

起立動作中に手すり・臀部・足底部にかかる力を用いた 高齢者の体力測定データの評価

○木原 諒也 (九州大学), 安琪 (東京大学), 滝田 謙介 (日本工業大学), 石黒 周 (千葉工業大学),
中山 和洋, 三好 敢太 (あさのひ整形外科クリニック), 中嶋 一斗, 倉爪 亮 (九州大学)

Evaluating physical fitness measurement data of elderly people using force applied to the handrail, buttock, and feet during sit-to-stand motion

○ Ryoya KIHARA (Kyushu University), Qi AN (The University of Tokyo),

Kensuke TAKITA (Nippon Institute of Technology), Shu ISHIGURO (Chiba Institute of Technology,

Kazuhiro NAKAYAMA, Kanta MIYOSHI (Asanohi orthopedic clinic),

Kazuto NAKASHIMA, and Ryo KURAZUME (Kyushu University)

Abstract: People depend on a welfare equipment to support their movements when their motor function declines. This study developed a method to estimate physical fitness measurement data from the force applied to the vertical handrail, buttock, and feet during Sit-to-stand motion. In the experiment, 21 elderly people who were certified as requiring long-term care and attending rehabilitation were measured monthly over a five-month period. In addition, we labeled physical fitness measurement data in five classes following data defined by the Ministry of Health, Labor, and Welfare. As a result of the five-class classification, the training score significantly outperformed the chance level accuracy for all data sets.

1. 緒言

起立動作は様々な動作の起点となる動作であり、日常生活において重要な動作である。加齢や運動疾患によって運動機能が低下すると、生活の質が低下してしまう。そのため、リハビリテーションによって身体機能の回復を図ることが一般的に行われる。しかし、リハビリテーションにおいて、意欲の低下は効果的な治療の妨げとなり^[1]、リハビリテーションの予後や自立した日常生活の見通しに悪影響を及ぼす^{[2][3]}。従って、臨床場面における患者の意欲向上は不可欠である。従来研究より、患者の意欲を左右する重要な要因の一つは、明確な目標設定であることが知られている^[4]。よって、患者の現在の運動機能と目標とする運動機能を明確にし、改善していることを示し、リハビリテーションに対する意欲を維持することが重要である。また、多種多様な治療法の中から患者に最も適した介入法を選択するためには、患者の運動機能を測定する必要がある^[5]。そのため、セラピストや医師、患者自身が患者の運動機能を容易に表示できるシステムが求められている。

そこで、簡単に患者の運動機能を定量化するシステムとして、我々はこれまでに日常生活でよく行われる手すりを用いた起立動作に着目し、手すりにかかる力から全身の運動機能を評価するシステムを提案している^[6]。この研究では、片麻痺患者の運動機能に基づき定義された重症度 (FMA: Fugl-Meyer Assessment^[7]) と手すりにかかる力の関係について解析を行い、手すりにかかる力を用いた重症度の推定を行っている。ただし、対象としている患者が片麻痺患者のみとなっており、システムの適用範囲が限定的である。そこで本研究で

は、高齢者に対するリハビリテーション現場で、患者の状態を把握するために一般的に用いられている体力測定データ^[8]に着目する。その中でも、下肢の筋力を反映している timed up&go test (TUG)^[9] とバランス能力を反映している開眼片足立位時間について、起立動作中にかかる力と相関があるのではないかと仮説を立てた。また、適用範囲を広げるにあたり、先行研究では手すりにかかる力のみを用いていたが、本研究では臀部と足底部にかかる力も用いることで、より詳細な起立動作時の特徴量の抽出を行い、分類精度の向上を図る。よって、本研究では、起立動作中に手すり、臀部、足底部にかかる力を用いて、TUG および開眼片足立位時間を推定するモデルの構築を目的とする。

2. 手法

2.1 計測システム

本研究で我々は、体力測定データのスコアが低下するほど、手すりへの依存度が増し、手すりにより大きな力をかけるようになると考え、立ち上がり動作中の力から体力測定データのスコアを推定できるという仮説を立てた。これを検証するために、先行研究^[10]で開発した計測システムを使用する (Fig. 1)。本システムでは、手すり、臀部、足底部のそれぞれに力センサが組み込まれており、立ち上がり動作中に各部にかかる力を計測することができる。得られた力データに関して、先行研究^[10]と同様に、Fig. 2 の左側の図に示すように手すり、臀部、足底部にかかる水平方向と鉛直方向の力を用いる。動作の時間を合わせるために、起立動作時に臀部にかかる鉛直方向の力が 25N (全被験者の平均体重の 5%) 以下となった時を離臀とみなし、離臀の前後 1 秒ずつを起立動作の一試行とした。データは 250 Hz で計測し、20 Hz の 2 次のバターワース・

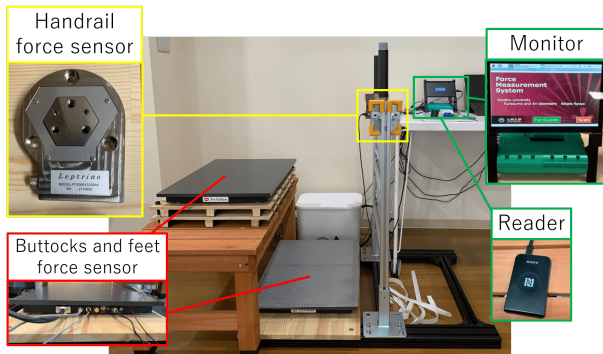


Fig.1 Overview of a developed handrail

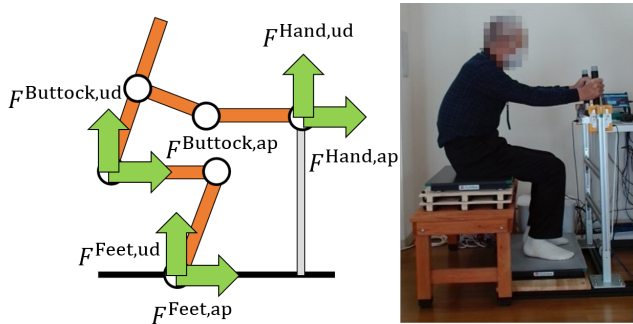


Fig.2 Definition of the force direction

ローパスフィルタによってフィルタリングを行った。また、被験者の体格差による影響をなくすために、臀部、足底部、手すりにかかる力に対して、被験者の重量を 100 % として正規化した。

2.2 計測実験

本計測実験には、要介護認定を受けて、あさのひ整形外科クリニックで通所リハビリテーションに来られている高齢者の方 21 人 (体重: 51.10 ± 12.1 kg, 年齢: 79.2 ± 9.4 歳, 女性: 13 人) が参加した。また、各被験者に 5 月から 9 月までの 5 か月間において、毎月 1 回ずつ計測を行ってもらった。1 回の計測において、縦手すりを用いた起立動作を 3 回計測した。実験の様子を Fig. 2 の右側の図に示す。なお本実験は九州大学システム情報科学研究所の倫理委員会の承認を受けて実施された。

2.3 特徴量の定義

手すりおよび、臀部と足底部にかかる特徴量について、先行研究^[10]と同様に定義する。手すりにかかる力の特徴量として、力の大きさと時間に関する次の 6 つの特徴量を用いる (Fig. 3)。 $F_{\max}$ は力の最大値、 F_{ave} は力の平均値、 $T_{\max}$ は力の最大値をとる時間、 T_{st} は初めて力の最大値の 50% 以上の力が加わる時間、 T_{ed} は力の最大値に達した後、初めて力の最大値の 50% 以下の力が加わる時間、 T_{dur} は T_{st} と T_{ed} の間の時間で定義されている。また、臀部と足底部にかかる力の特徴量として、手すりにかかる力の特徴量と同様に定義できる力の最大値 $F_{\max}$ 、力の平均値 F_{ave} 、力の最大値をとる時間 $T_{\max}$ の 3 つの特徴量を用いる。この先のセクションでは、 $F_{\max}^{\text{Hand,ap}}$ ならば手すりにかかる水平方向の力の最大値、 $T_{\max}^{\text{Hand,ud}}$ ならば手すりにかかる鉛直方向の力を加え終わる時間などのように、変数の右肩の文字は体の部位 (Hand: 手すり, Buttock: 臀部, Feet: 足底部)

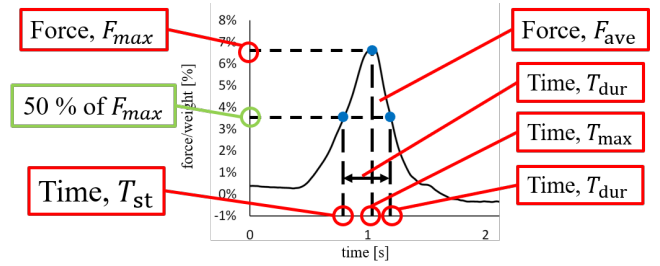


Fig.3 Definition of the extract feature

Table 1 A method to split the physical fitness data

((a)) Male data

Class	TUG		Standing time	
	Threshold	Data	Threshold	Data
4	≥ 23.0	23	≤ 1.9	42
3	16.6-22.9	31	2.0-3.6	7
2	13.0-16.5	22	3.7-6.0	5
1	10.2-12.9	5	6.1-13.9	12
0	≤ 10.1	0	≥ 14.0	0

((b)) Female data

Class	TUG		Standing time	
	Threshold	Data	Threshold	Data
4	≥ 23.2	21	≤ 1.4	42
3	17.7-23.1	42	1.5-2.8	28
2	13.8-17.6	36	2.9-5.0	24
1	10.9-13.7	14	5.1-11.0	15
0	≤ 10.8	23	≥ 11.1	20

と力の方向 (ap: 水平方向, ud: 鉛直方向) を表す。また、特徴量に対するラベルデータに関して、あさのひ整形外科クリニックで毎月計測を行っている体力測定データの中の TUG と開眼片足立位時間の 2 つのデータを用いた。開眼片足立位時間としては、左右どちらかの片足立位時間が悪化していないかどうかを推定するモデルを構築するために、右足と左足で計測した際にスコアが低いほうの値を採用した。さらに、これら体力測定データは、運動器の機能向上マニュアルとして厚生労働省が定める要支援者に対する体力測定の評価表^[8]をもとに、男性と女性でデータを分けて、それぞれ 5 クラスでラベル付けを行う。なお、男性の体力測定データでは、class0 に相当するデータが存在しなかったため、4 クラスでラベル付けを行う。クラス分けの基準値と各クラスのデータ数を Table 1 に示す。

3. 機械学習による分類と相関関係の解析

3.1 提案モデルと検証方法

提案するモデルの概要図を Fig. 4 に示す。本モデルでは、スタッキング手法^[11]を用いており、1 段目でロジスティック回帰、LinearSVC、決定木、SVC、ランダムフォレスト、K 近傍法、SGDClassifier の 7 つのモデルにより分類された結果を出力し、それらの結果を入力データとして 2 段目でランダムフォレストにより分類された結果を出力する。2.3 節で述べた入力データが

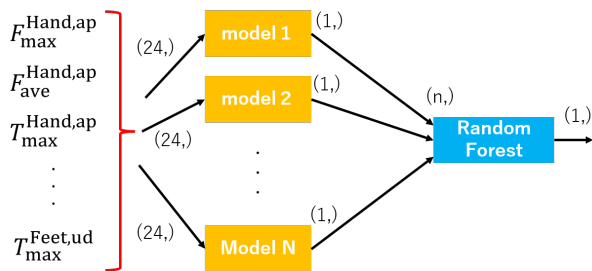


Fig.4 Overview of a proposed model

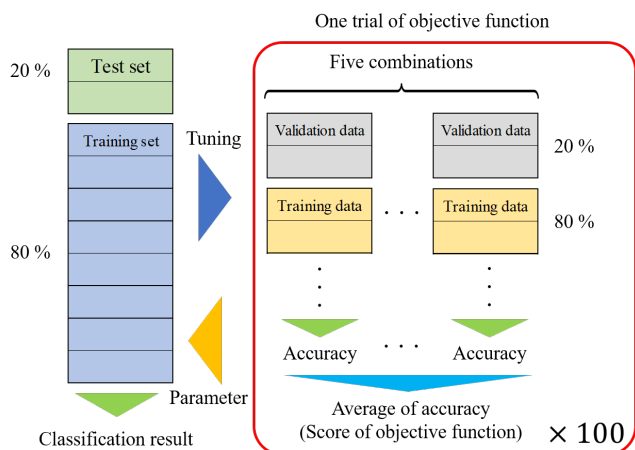


Fig.5 Parameter tuning method

24 個の力の特徴量でラベルデータが体力測定データをクラス分類した値となっているデータセットを使用し、5 分割交差検証でモデルの評価を行う。5 分割交差検証で用いるテストセットとトレーニングセットについては、テストセットとトレーニングセットの両方に同一被験者のデータが入らないようにして、2:8 の割合で生成する。

3.2 パラメータチューニング

提案モデルの 1 段目で用いる 7 つのモデルおよび、2 段目で用いるランダムフォレストの各パラメータのチューニングについては、最適化フレームワークである optuna^[12] を用いる。optuna では、探索空間、目的関数、試行回数を与えることで、tree-structured Parzen estimator (TPE) アルゴリズム^[13] を使って、探索空間内で目的関数を最大化する最適パラメータを探索する。Figure 5 に、optuna を用いたパラメータチューニングの概要を示す。目的関数について、学習データを用いてモデルの学習を行い、検証データを用いて分類を行った際の正解率を用いる。検証データと学習データは、3.1 節で述べたトレーニングセットから、検証データと学習データの両方に同一被験者のデータが入らないようにして、2:8 の割合で生成される。Figure 5 の赤枠内に示すように、1 回の試行で検証データと学習データの組み合わせを変えて、5 回の学習及び分類が行われ、検証データに対する正解率の平均値をその試行でのスコアとする。optuna では、このスコアを最大化するパラメータの組み合わせを探索し、試行回数は 100 回とした。

3.3 分類モデルの検証実験

男性の TUG、男性の開眼片足立位時間、女性の TUG、女性の開眼片足立位時間の 4 つのデータセットに対し

て、3.1 節で述べたロジスティック回帰やランダムフォレストなどの単一モデルと、提案モデルを用いて学習し、5 分割検証でモデルの評価を行った。単一モデルの評価に関して、提案モデルの 1 段目でも用いているロジスティック回帰、LinearSVC、決定木、SVC、ランダムフォレスト、K 近傍法、SGDClassifier の 7 つのモデルのうち、最も Accuracy が高かったモデルの結果を単一モデルの結果とする。提案モデルの評価に関して、1 段目の 7 つのモデルから、単一モデルでの Accuracy が低かったものをひとつずつ取り除いていき、最も Accuracy が高い組み合わせとなった結果を提案モデルの結果とする。

3.4 力の特徴量と体力測定データの相関関係

相関関係の解析について、モデルへの入力データとして用いた 24 の特徴量と体力測定データとの相関は、Pearson 相関係数^[14] を用いて計算する。加えて、それぞれの特徴量について、相関係数が 0 と等しいかどうかの検定を行う。この解析により、体力測定データのスコアに応じて、モデルに入力する 24 の特徴量がどのように変化するかを調べる。また、解析結果から、力データと体力測定データの関係性を明らかにする。

4. 結果

4.1 機械学習による分類結果

起立動作時の力データを入力データとし、体力測定データを分類した結果を、Table 2 と Table 3 に示す。Table 2 では、男性の被験者の方の起立動作時にかかる力データを入力データとし、TUG と開眼片足立位時間がどのクラスであるかを分類した結果をまとめている。表中のモデルについて、単一はランダムフォレストや SVC などの 7 つの識別モデル単体において、最も Accuracy が高かったモデル、提案は提案モデルにおいて、1 段目に採用するモデル数を 2 から 7 つに変化させた際、最も Accuracy が高かったモデルを表す。Chance level は、データが最も多いクラスのデータ数を全体のデータ数で割った chance level accuracy の値、Accuracy は、テストデータに対する accuracy の値を示す。同様に、Table 3 では、女性の被験者の方の起立動作時にかかる力データを入力データとし、TUG と開眼片足立位時間がどのクラスであるかを分類した結果を示す。

Table 2 Classification result for male data

Feature	Model	Chance level	Accuracy
TUG	Single	38.3 %	58.4±8 %
	Proposed		67.8±10 %
Standing time	Single	63.6 %	67.7±9 %
	Proposed		69.0±7 %

Table 3 Classification result for female data

Feature	Model	Chance level	Accuracy
TUG	Single	30.9 %	60.1±12 %
	Proposed		60.9±12 %
Standing time	Single	32.6 %	53.3±13 %
	Proposed		52.0±12 %

		Predicted class			
		1	2	3	4
Actual class	1	1	1	0	3
	2	2	8	7	5
	3	0	1	27	3
	4	0	3	1	19

Fig.6 Confusion matrix for male's TUG

		Predicted class				
		0	1	2	3	4
Actual class	0	20	0	1	2	0
	1	0	7	3	2	2
	2	2	0	27	6	1
	3	5	0	9	20	8
	4	0	0	1	12	8

Fig.7 Confusion matrix for female's TUG

提案モデルについて、Table 2 の TUG では、ロジスティック回帰、LinearSVC、決定木、SVC、ランダムフォレスト、SGDClassifier の 6 つのモデル、開眼片足立位時間では、決定木、SVC、ランダムフォレストの 3 つのモデルを 1 段目に用いている。Table 2 の TUG では、決定木、ランダムフォレストの 2 つのモデル、開眼片足立位時間では、ロジスティック回帰、LinearSVC、ランダムフォレストの 3 つのモデルを 1 段目に用いている。単一モデルについて、Table 2 の TUG では SVC、開眼片足立位時間ではランダムフォレストの結果となっている。Table 2 では、TUG と開眼片足立位時間の両方でランダムフォレストの結果となっている。単一モデルによるスコアと提案モデルによるスコアを比較すると、男性データの TUG、女性データの TUG と開眼片足立位時間で単一モデルよりも提案モデルの方が、Accuracy で上回っている。また、全ての識別モデルにおいて、Accuracy が Chance level accuracy を上回っている。

最後に、Chance level accuracy から Accuracy を特に大きく向上させられた男性の TUG と女性の TUG の混同行列について、Fig. 6 と Fig. 7 に示す。

4.2 カデータとの相関の解析結果

Pearson 相関係数を用いて、カデータと体力測定データの相関関係を解析した結果を、Table 4 から Table 7 に示す。Table 4 では、男性の被験者の方の起立動作時にかかる力データと TUG の相関関係について、有意水準 5% で検定を行い、相関係数が 0 と有意に等しくない特徴量の結果をまとめている。同様に女性の被験者の方の起立動作時にかかる力データと TUG の相関関係を Table 6、男性の被験者の方の起立動作時にかかる力データと開眼片足立位時間との相関関係を Table 5、女性の被験者の方の起立動作時にかかる力データと開眼片足立位時間との相関関係を Table 7 に示す。

5. 考察

5.1 機械学習による分類

男性と女性の両方のデータにおいて、本研究では、開眼片足立位時間の推定よりも TUG の推定の方が、テストデータに対する Accuracy を Chance level accuracy

Table 4 Correlation between force and TUG for male

Type	Feature	Correlation coefficient	p value
Force	$F_{\max}^{\text{Feet,ap}}$	-0.5731	2.25e-08
	$F_{\max}^{\text{Hand,ap}}$	0.5512	9.71e-08
	$F_{\text{ave}}^{\text{Hand,ap}}$	0.4438	3.32e-05
	$F_{\max}^{\text{Buttock,ap}}$	-0.4358	4.78e-05
	$F_{\text{ave}}^{\text{Feet,ap}}$	-0.3610	9.31e-04
	$F_{\text{ave}}^{\text{Buttock,ap}}$	-0.3496	1.38e-03
	$F_{\max}^{\text{Feet,ud}}$	-0.2761	1.26e-02
Time	$T_{\max}^{\text{Feet,ap}}$	0.4326	5.51e-05
	$T_{\max}^{\text{Hand,ud}}$	0.4008	2.09e-04
	$T_{\text{ed}}^{\text{Hand,ud}}$	0.3780	5.03e-04
	$T_{\max}^{\text{Buttock,ud}}$	-0.3581	1.03e-03
	$T_{\max}^{\text{Buttock,ap}}$	-0.3174	3.89e-03
	$T_{\text{st}}^{\text{Hand,ap}}$	-0.2612	1.85e-02
	$T_{\text{dur}}^{\text{Hand,ud}}$	-0.2458	2.70e-02
	$T_{\text{st}}^{\text{Hand,ud}}$	-0.2408	3.04e-02

Table 5 Correlation between force and standing time for male

Type	Feature	Correlation coefficient	p value
Force	$F_{\text{ave}}^{\text{Hand,ap}}$	-0.3730	2.04e-03
	$F_{\max}^{\text{Hand,ap}}$	-0.3659	2.52e-03
	$F_{\max}^{\text{Feet,ud}}$	0.3076	1.20e-02
	$F_{\text{ave}}^{\text{Feet,ap}}$	0.2974	1.53e-02
	$F_{\max}^{\text{Feet,ap}}$	0.2469	4.57e-02

から大きく向上させることができた。今回得られた結果を先行研究の Accuracy と比較すると、筋シナジーから片麻痺患者の運動機能の 2 クラス分類を行った先行研究^[15]では、テストデータに対する Accuracy が最高で 83.0 %、縦手すりにかかる力データから片麻痺患者の運動機能の 2 クラス分類を行った先行研究^[6]では、テストデータに対する Accuracy が最高で 92.5 %となっている。それに対して、本研究では、69.0 %が最高スコアであった。そのため、今後、クラス数を 5 クラスから絞る、引き続き計測を行いデータセットを増やす、学習モデルを再検討するなどを行うことで、体力測定データの推定においても、先行研究と同等の Accuracy を出せるようにしたいと思う。特に、クラス数については、従来研究^[16]より、TUG と開眼片足立位時間について、転倒リスクが高くなるカットオフ値が定められており、今回のクラス分類における Class4 にカットオフ値以上の被験者が含まれるため、Class4 を重点的に予測できるモデルの構築を行い、精度や実用性の向上を図りたい。また、1 章でも述べたように、TUG の値は歩行能力などに直結する下肢の筋力、開眼片足立位時間の値はバランス能力を反映している。そのため、本研究の結果から、手すりの使い方の変化はバランス能力よりも、下肢の筋力に応じて変化していることが示唆された。

Table 6 Correlation between force and TUG for female

Type	Feature	Correlation coefficient	p value
Force	$F_{ave}^{Feet,ap}$	-0.2605	2.19e-03
	$F_{max}^{Feet,ud}$	-0.2160	1.16e-02
	$F_{ave}^{Hand,ap}$	0.1922	2.50e-02
	$F_{ave}^{Hand,ud}$	0.1917	2.54e-02
Time	$T_{max}^{Buttock,ud}$	-0.3651	1.24e-05
	$T_{ed}^{Hand,ud}$	0.3483	3.26e-05
	$T_{ave}^{Hand,ud}$	0.2671	1.67e-03
	$T_{st}^{Hand,ud}$	0.2353	5.82e-03
	$T_{dur}^{Hand,ap}$	-0.1780	3.82e-02
	$T_{st}^{Hand,ap}$	0.1792	4.41e-02

Table 7 Correlation between force and standing time for female

Type	Feature	Correlation coefficient	p value
Force	$F_{max}^{Buttock,ud}$	-0.3813	8.29e-06
	$F_{ave}^{Hand,ud}$	-0.3485	5.19e-05
	$F_{ave}^{Feet,ap}$	-0.2682	2.11e-03
	$F_{ave}^{Hand,ap}$	0.2596	2.98e-03
	$F_{max}^{Hand,ap}$	0.2502	4.23e-03
	$F_{max}^{Buttock,ap}$	-0.2368	6.89e-03
	$F_{ave}^{Buttock,ud}$	-0.2325	8.01e-03
	$F_{max}^{Feet,ud}$	-0.1812	3.99e-02
	$F_{max}^{Feet,ap}$	-0.17786	4.39e-02
Time	$T_{max}^{Feet,ap}$	0.4240	5.54e-07
	$T_{max}^{Buttock,ap}$	-0.4106	1.35e-06
	$T_{st}^{Hand,ap}$	0.2524	3.91e-03
	$T_{ed}^{Hand,ap}$	0.2475	4.69e-03
	$T_{ed}^{Hand,ud}$	-0.22307	1.11e-02
	$T_{dur}^{Hand,ud}$	-0.1911	3.00e-02

5.2 カデータとの相関の解析

起立動作時の力データと体力測定データの相関関係について、TUG は値が大きくなるほど運動能力が低下しており、開眼片足立位時間は値が小さくなるほど運動能力が低下している。そのため、運動能力と力の大きさに関する特徴量との間に有意に相関がみられた値に関してまとめると、Fig. 8 のようになる。

男性の TUG と開眼片足立位時間に関する結果について、力の大きさは同様に变化した。Fig. 8(a) のように、運動能力が低下すると、手すりの水平方向、足底部の水平方向に加える力が増加し、臀部の水平方向、足底部の鉛直方向に加える力が減少する。このことから、起立動作時に、運動能力の高い被験者は、上体の前屈運動を臀部に伝えることで離臀した後、膝と腰を一気に伸展させて、地面を蹴るように力を加えることで、起立動作を実現するのに対し、運動能力の低い被験者は、膝だけを伸展させて足を突っばねると同時に、手すりを強く引っ張り重心を前に移動させた後、腰の伸展を行うことで起立動作を実現していると考えられる。

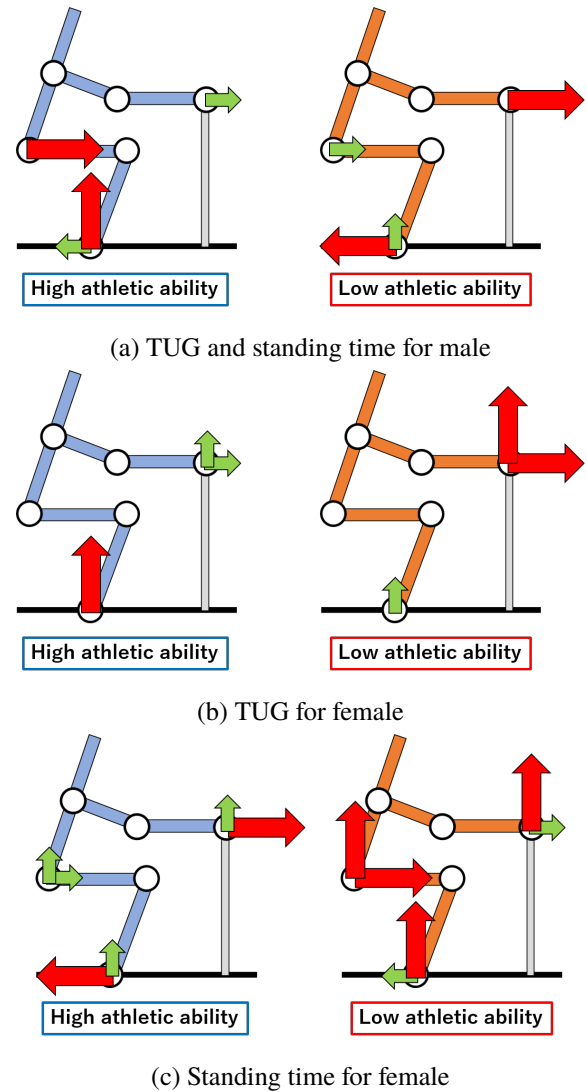


Fig.8 Correlation between physical fitness measurement data and force-related features

また、時間に関する特徴量について、男性の TUG との間にのみ、運動能力の低下に応じて、手すりに力を加え始める時間や加えている時間が増加した。このことから、起立動作を完了させるまでの動作速度が低下していると考えられる。よって、男性の起立動作時の力データと体力測定データとの相関関係について、運動能力が低下すると、離臀時の手すりへの依存度が増加すると考えられる。それに加えて、TUG では、運動能力の低下に応じて、動作速度も低下すると考えられる。

女性の TUG に関する結果について、Fig. 8(b) のように、運動能力が低下すると、手すりの水平方向と鉛直方向に加える力が増加し、足底部の鉛直方向に加える力が減少する。このことから、離臀後に上体を伸展させる際に、運動能力の高い被験者は、自身の力を用いて膝関節と股関節の伸展を行うため、足底部の鉛直方向にかかる力が大きくなるのに対し、運動能力の低い被験者は、手すりを下に押すことで膝関節と股関節の伸展をサポートするため、手すりの鉛直方向にかかる力が大きくなると考えられる。また、時間に関する特徴量について、運動能力の低下に応じて、手すりに力を加え終わる時間や加えている時間が増加していることから、起立動作を完了させるまでの動作速度が低下

していると考えられる。よって、女性の起立動作時の力データと TUG との相関関係について、運動能力が低下すると、上体を伸展する際の手すりへの依存度の増加、動作速度の低下が表れると考えられる。

女性の開眼片足立位時間に関する結果について、Fig. 8(c) のように、運動能力が低下すると、手すりの鉛直方向、臀部の水平方向と鉛直方向、足底部の鉛直方向に加わる力が増加し、手すりの水平方向、足底部の水平方向に加える力が減少する。この結果は、Fig. 8(a) のように臀部や足底部にかかる力が減少し、手すりや足底部に水平方向にかかる力が増加する変化と真逆の結果となった。このような結果となった理由として、一名の運動能力の高い被験者の方が手すりを大きく使い、ほかの被験者よりも素早く立ち上がる動作を行っている。さらに、開眼片足立位時間に関して、平均スコア 3.73 ± 4.86 s に対して、この被験者のスコアは 60.0 s となっており、平均スコアを大きく上回っていたため、外れ値となり手すりに加える力が大きいほど運動能力が高い結果になったと考えられる。そのため、外れ値によってほかのデータセットとは異なる相関関係を示した女性の開眼片足立位時間は、Accuracy が低い値となっている。

このように、運動能力の高い被験者は、自分の筋力を用いて離臀や離臀後の上体の伸展を実現していたり、短時間での起立動作の完了を実現していることがわかった。また、それに対して、運動能力の低い被験者は、手すりを引っ張ったり押したりする力を用いて離臀や離臀後の上体の伸展を実現していたり、起立動作を完了するまでの時間が増加していることがわかった。相関解析の結果から、このような変化は、運動能力の度合いに応じて段階的に生じていると考えられる。

よって、起立動作時に手すりにかかる力データから、TUG や開眼片足立位時間の推定ができる理由として、TUG や開眼片足立位時間のスコアに応じて手すりに依存した起立動作へと変化しており、この変化を学習することで推定できていると考えられる。

6. 結言

本研究では、起立動作中に手すり、臀部、足底部にかかる力を用いて、TUG および開眼片足立位時間を推定するモデルの構築を行った。モデルの評価を行った結果、起立動作中にかかる力を用いて、TUG や開眼片足立位時間などの体力測定データを推定することができた。また、運動能力の高い被験者は、自分の筋力を用いて離臀や離臀後の上体の伸展を実現していたり、短時間での起立動作の完了を実現しているのに対して、運動能力の低い被験者は、手すりを引っ張ったり押したりする力を用いて離臀や離臀後の上体の伸展を実現していたり、起立動作を完了するまでの時間が増加していることがわかった。今後の研究では、引き続き計測を行っていきデータセットを増やすことや、モデルの構造を再検討することで、分類精度を向上を目指す。加えて、本論文の学習モデルを用いて体力測定データの推定を行った結果を被験者に提示することによって、モチベーションの向上につながり、運動習慣がどのように変化するのかについても検討する予定である。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP22H01452 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] N. Maclean et al.: “The concept of patient motivation: a qualitative analysis of stroke professionals’ attitudes”. *Stroke*, pp. 444–448, (2002).
- [2] M. Gaete et al.: “Post-stroke depression”. *Expert Review of Neurotherapeutics*, pp. 75–92, (2008).
- [3] J. Lenze et al.: “The Pittsburgh rehabilitation participation scale: reliability and validity of a clinician-rated measure of participation in acute rehabilitation”. *Physical Medicine and Rehabilitation*, pp. 380–384, (2004).
- [4] M. Kawano et al.: “The relationship between motivation for rehabilitation and sense of agency in patients with cerebrovascular disease, and nurse support for patient agency”. *International Journal of Affective Engineering*, pp. 143–151, (2021).
- [5] H. Kogami et al.: “Effect of physical therapy on muscle synergy structure during standing-up motion of hemiplegic Patients”. *IEEE Robotics and Automation Letters*, pp. 2229–2236, (2018).
- [6] Q. An et al.: “Classification of motor impairments of post-stroke patients based on force applied to a handrail”. *IEEE Transaction on Neural System and Rehabilitation Engineering*, pp. 2399–2406, (2021).
- [7] A. Fugl-Meyer et al.: “The post-stroke hemiplegic patient, 1, a method for evaluation of physical performance”. *Scandinavian journal of rehabilitation medicine. Supplement*, pp. 13–31, (1975).
- [8] 厚生労働省 | 介護予防マニュアル (改訂版: 平成 24 年 3 月) について. Accessed on 17.10.2023. URL: <https://www.mhlw.go.jp/topics/2009/05/tp0501-1.html>.
- [9] 我満 衛, et al.: “Timed Up & Go test に影響を与える運動機能因子の検討”. *総合健診*, pp. 586–590, (2014).
- [10] R. Kihara et al.: “Analysis of Force Applied to Horizontal and Vertical Handrails with Impaired Motor Function”. *IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, pp. 1–6, (2023).
- [11] 箱石健太 et al.: “スタッキングの適用による河川水位の時系列予測”. *AI・データサイエンス論文集*, pp. 453–458, (2020).
- [12] T. Akiba et al.: “Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework”, (2019). arXiv: 1907.10902.
- [13] J. Shawe-Taylor et al.: “Algorithms for hyper-parameter optimization”. *Advances in Neural Information Processing Systems* vol. 24, (2011).
- [14] R. A. Fisher: *Statistical Methods for Research Workers*. Springer New York, (1992), pp. 66–70.
- [15] N. Yang et al.: “Temporal features of muscle synergies in sit-to-stand motion reflect the motor impairment of post-stroke patients”. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, pp. 2118–2127, (2019).
- [16] Janet I. Thomas et al.: “A Pilot Study to Explore the Predictive Validity of 4 Measures of Falls Risk in Frail Elderly Patients”. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, pp. 1636–1640, (2005).