

# 強化学習に基づくつまづき転倒シミュレータを用いた 加齢による防御動作への影響評価

## Evaluation of Age-Related Effects on Protective Responses Using a Reinforcement Learning-Based Tripping-Fall Simulator

○正 秋山 靖博 (信州大) 学 福田 竜也 (信州大)  
正 岡本 正吾 (都立大)

Yasuhiro AKIYAMA, Shinshu University  
Tatsuya FUKUDA, Shinshu University  
Shogo OKAMOTO, Tokyo Metropolitan University

With the rapid aging of the population, the importance of motion analysis for reducing fall-related injuries in older adults has increased. In this study, a protective motion generation model was developed using reinforcement learning to control joint torques of the support leg and upper limbs, and motions that reduce hand impact force at ground contact were analyzed. The results showed that younger individuals exhibited lower hand impact forces compared with older individuals. Furthermore, reducing impact force was associated with shock absorption by elbow flexion at contact and prolongation of fall time through an increase in the total torque of the support leg during falling.

**Key Words:** Fall simulation, Mitigation motion, Aging effects

### 1. 緒言

近年、日本のみならず世界的に高齢化が急速に進行している。高齢化の進行に伴い、高齢者が直面する重大なリスクの一つとして転倒が挙げられる。転倒は、65歳以上の要介護に至る主な原因の約1割を占めており、転倒危害を軽減するための動作解析の重要性が高まっている。

転倒の中でも防御動作の解析は、実験時に被験者が骨折するリスクを伴うため実験条件が制限され、シミュレーションによる解析が求められる。先行研究では、山田らが支持脚の各関節をPD制御により駆動し、高齢者および若年者の防御動作をシミュレーションにより模擬した[1]。さらに、加齢による身体能力の違いが転倒危害に及ぼす影響について解析を行っている。しかし、この研究は転倒中の支持脚の防御戦略に着目した解析にとどまっており、接地時の上肢を含む防御戦略については十分に検討されていないという課題がある。また、下肢および上肢に多数の関節を有する多関節モデルに対してPD制御を用いた場合、関節の動作パターンの組合せが膨大となり、防御動作を生成することが困難となる課題もある。このような課題に対して、多関節モデルの動作制御手法の一つとして強化学習の使用が考えられる。強化学習は、各関節の動作パターンを事前に設計することなく、目標とする動作への接近度合いを報酬として与えることで、報酬の高い関節動作パターンを生成できる利点を有する。

そこで、本研究では、上肢および下肢の関節の動作制御に強化学習を用いて、接地時の手部ににかかる衝撃力を低減する防御動作の傾向を明らかにすることを目的とした。さらに、関節に運動機能の低下を反映したパラメータを与えることで、加齢による影響を推定した。本研究の成果は、転倒危害を軽減するための防御動作の指針の構築に貢献することが期待される。

### 2. つまづき転倒を再現した転倒シミュレータ

#### 2.1 つまづき転倒実験による動作計測

本研究では、山田らが開発したつまづき転倒シミュレータを用いた[1]。このシミュレータは、光岡らによって実施されたつまづき転倒実験で取得された57試行の動作データに基づいて構築されたものである[2]。この実験は若年成人男性7名

(年齢  $21.4 \pm 1.2$  歳, 身長  $172.91 \pm 3.24$  cm, 体重  $61.03 \pm 7.59$  kg)を対象として実施され、歩行路に設置した障害物により遊脚後期につまづきを誘発し、前方転倒動作を計測した。安全確保のため、被験者はハーネスによって支持され、頭部および上肢が直接地面に接触しない条件下で実験が行われた。そのため、本研究で用いた転倒シミュレータでは、ハーネス支持の影響を考慮し、支持脚の関節トルクを調整することで、人体が接地するまでの転倒動作を再現した。図1に、転倒シミュレータにおける転倒初期姿勢から接地までのシミュレーションの様子を示す。



Fig.1 Simulation of tripping fall motion

#### 2.2 人体モデル

転倒シミュレータは数値解析ソフトウェア (MathWorks 社製, MATLAB) を用いて構築し、人体モデルは Simulink 上に実装した。人体モデルは、足部、下腿部、大腿部、手部、前腕部および上腕部の左右、ならびに骨盤および胴体から構成される14リンク剛体モデルである。関節は、足関節、膝関節、股関節、肩関節および肘関節の左右、ならびに腰椎からなる11関節で構成される。股関節、肩関節および腰椎は3自由度、足関節、膝関節および肘関節は1自由度とした。さらに、支持脚の足部は地面と6自由度の関節で接続し、全身動作の基準とした。人体モデルのスケーリングは人体測定学に基づき、被験者の身長および体重から各リンクの長さおよび質量を決定した。

#### 2.3 コンタクトモデル

転倒シミュレータには、地面との接触が想定される膝関節および手部に接触判定を設定した。接触判定には、MATLABの外周ライブラリである Simscape Multibody Contact Force Library の機能を使用した[3]。左右の手部および膝関節には半径5cm

の球を設定し、これらの球と地面との接触を判定対象とした。さらに、左右の手部には接触時にかかる衝撃力を推定するため、菅沼らが提案したバネダンパモデルを実装した[4]。このモデルは人の手部の力学特性を再現可能なものであり、手部に設定した球が地面にめり込む量を変位として、手部にかかる鉛直方向の衝撃力を算出した。図2に、本研究で用いたバネダンパモデルの構成を示す。ここで、 $F$ はバネダンパモデルにより出力される力、 $x$ はバネダンパモデルの変位を表す。また、 $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\beta_1$ 、 $\beta_2$ はそれぞれ非線形ばねの剛性を表し、 $c_1$ 、 $c_2$ はそれぞれダッシュポットの粘性を表す。剛性は変位の2乗に比例し、粘性は一定に設定した。表1に、本研究で用いた剛性係数および粘性係数の値を示す。

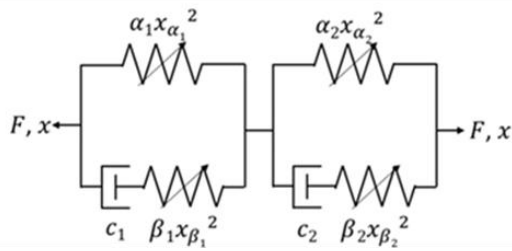


Fig.2 Schematic of the spring-damper model

Table 1 Parameter values of the spring-damper model

| Parameter                       | Value   |
|---------------------------------|---------|
| $\alpha_1$ (N/mm <sup>2</sup> ) | 0.0834  |
| $\alpha_2$ (N/mm <sup>2</sup> ) | 0.0108  |
| $\beta_1$ (N/mm <sup>2</sup> )  | 22.7993 |
| $\beta_2$ (N/mm <sup>2</sup> )  | 52.0146 |
| $c_1$ (N/(mm/s))                | 0.9593  |
| $c_2$ (N/(mm/s))                | 0.7947  |

### 3. 強化学習を用いた防御動作生成モデル

#### 3.1 防御動作生成モデルの構成

本研究では、転倒シミュレータにおける人体モデルの動作制御手法として、新たに強化学習に基づく防御動作生成モデルを開発した。このモデルは、シミュレーション環境とエージェントの相互作用により構成される。シミュレーション環境には転倒シミュレータを用い、エージェントには強化学習アルゴリズムである Soft Actor-Critic を採用した。強化学習の実装には、MathWorks 社が提供する Reinforcement Learning Toolbox を用いた[5]。学習フレームワークにおいて、シミュレーション環境側では、エージェントから出力される行動ベクトルに基づいて人体モデルの各関節を駆動し、その結果として得られる状態ベクトルおよび報酬値を算出する。一方、エー

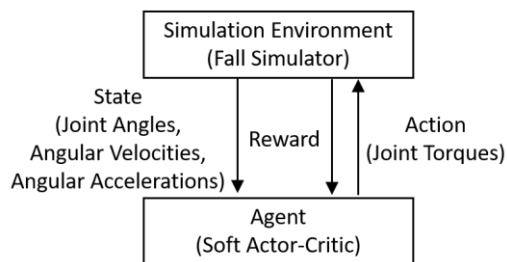


Fig.3 Reinforcement learning framework

ジェント側では、環境から取得した状態ベクトルおよび報酬値と自身が出力した行動ベクトルを用いて学習を行い、期待累積報酬を最大化する方策を学習する。これにより、防御動作を自律的に生成可能とした。図3に、本研究の学習フレームワークの構成を示す。

本研究では、支持脚の足関節、膝関節、股関節、腰椎、ならびに左右の肩関節および肘関節の8関節の運動を学習対象とした。状態ベクトルは、各関節の運動方向の角度、角速度および角加速度から構成される24次元とし、行動ベクトルは各関節の運動方向のトルクからなる8次元とした。さらに、人間の動作可能な範囲内で防御動作を生成するため、各状態成分には可動域角度の制限を設定し、各行動成分には最大発揮トルクおよび最大トルク変化率の制限を設けた。これらの制限値は、加齢によるトルク発揮能力の低下を考慮し、高齢者(70代)および若年者(20代)それぞれに適した値を設定した。なお、制限値は関連研究をもとに決定した。各状態成分の制限値を表2に示し、各行動成分の制限値を表3に示す。

Table 2 Range of motion limits for each joint

| Joint    | Direction       | Range of Motion [deg] |
|----------|-----------------|-----------------------|
| Ankle    | Dorsal flexion  | 0 – 20                |
|          | Plantar flexion | 0 – 45                |
| Knee     | Flexion         | 0 – 130               |
|          | Extension       | 0                     |
| Hip      | Flexion         | 0 – 125               |
|          | Extension       | 0 – 15                |
| Lumber   | Flexion         | 0 – 45                |
|          | Extension       | 0 – 30                |
| Shoulder | Flexion         | 0 – 180               |
|          | Extension       | 0 – 50                |
| Elbow    | Flexion         | 0 – 145               |
|          | Extension       | 0 – 5                 |

Table 3 Maximum torque and maximum torque change rate of each joint

| Joint    | Direction       | Max Torque [Nm] |         | Max Torque Change Rate [Nm / 0.1 ms] |         |
|----------|-----------------|-----------------|---------|--------------------------------------|---------|
|          |                 | Young           | Elderly | Young                                | Elderly |
| Ankle    | Dorsal flexion  | 45              | 35      | 0.030                                | 0.020   |
|          | Plantar flexion | 150             | 100     | 0.100                                | 0.070   |
| Knee     | Flexion         | 100             | 70      | 0.130                                | 0.080   |
|          | Extension       | 260             | 180     | 0.130                                | 0.080   |
| Hip      | Flexion         | 130             | 90      | 0.075                                | 0.045   |
|          | Extension       | 150             | 100     | 0.075                                | 0.045   |
| Lumber   | Flexion         | 300             | 200     | 0.150                                | 0.089   |
|          | Extension       | 200             | 150     | 0.150                                | 0.089   |
| Shoulder | Flexion         | 80              | 60      | 0.050                                | 0.030   |
|          | Extension       | 100             | 80      | 0.050                                | 0.030   |
| Elbow    | Flexion         | 65              | 40      | 0.040                                | 0.015   |
|          | Extension       | 65              | 40      | 0.040                                | 0.015   |

#### 3.2 報酬関数

本研究では、接地時に満たすべき条件を報酬関数として定義し、その報酬を最大化するよう接地前までの防御動作を学

習させた。報酬関数は前方転倒における防御反応としての合理性を考慮した 3 種類を設計した。これらはいずれも接地時の手部および頭部の傷害リスク低減を目的とする。各報酬関数を式(1)～式(3)に示す。これらの式において、 $I(\cdot)$ は指示関数を表し、括弧内の条件が真の場合に 1、偽の場合に 0 を返す。また、 $F$ は衝撃力、 $h$ は地面を基準とする鉛直方向の高さ、 $m$ は質量、 $v$ は降下速度を表す。

$$R_1 = -\max(F_{handR}, F_{handL}) - 3000 I((h_{kneeR} < 0) \vee (h_{kneeL} < 0) \vee (h_{head} < 0)) \quad (1)$$

$$R_2 = -1500 I((h_{handR} < 0) \vee (h_{handL} < 0)) - 3000 I((h_{kneeR} < 0) \vee (h_{kneeL} < 0) \vee (h_{head} < 0)) - 22(\frac{1}{2}m_{head}v_{head}^2) \quad (2)$$

$$R_3 = -\max(F_{handR}, F_{handL}) - 3000 I((h_{kneeR} < 0) \vee (h_{kneeL} < 0) \vee (h_{head} < 0)) - 22(\frac{1}{2}m_{head}v_{head}^2) \quad (3)$$

式(1)は、左右の膝関節および頭部の接地を抑制しつつ、接地時の手部にかかる衝撃力の低減を目的とした報酬関数（報酬関数 1）である。式(2)は、左右の膝関節および頭部の接地を抑制し、手部の接地を促す条件のもとで、接地時の頭部降下速度の低減を目的とした報酬関数（報酬関数 2）である。式(3)は、左右の膝関節および頭部の接地を抑制しつつ、接地時の手部衝撃力および頭部降下速度の双方を低減することを目的とした報酬関数（報酬関数 3）である。なお、各項の重みは、膝関節および頭部の接地に対するペナルティを 3000 とし、手部衝撃力の最大値よりも十分に大きくなるよう設定した。また、頭部の運動エネルギーに関する項の重みは 22 とし、手部衝撃力に関する項と同程度のスケールとなるよう調整した。

### 3.3 シミュレーション条件

本研究では、報酬関数の 3 条件と年齢の 2 条件を組み合わせた計 6 条件について、強化学習により防御動作を生成した。これら 6 条件では、8 つの関節の運動方向に対して強化学習により生成された関節トルクを入力し、それ以外の関節の運動方向については、つまづき転倒実験で取得された関節角度、角速度および角加速度を入力してシミュレーションを行った。さらに、比較対象として、転倒中の支持脚による踏ん張り動作が発揮されない転倒を再現するため、支持脚の各関節トルクを 0 Nm とした自由落下条件を設定した。各シミュレーションは、つまづき転倒実験においてハーネスによる支持が開始された時点を開始点とし、左右いずれかの手部が接地してから 0.02 s 後を終了点とした。これは、手部接地直後に生じる最大衝撃力の算出までを解析対象に含めるためである。また、ステップ時間は 0.1 ms とし、ソルバーには固定ステップの ode3 を使用した。解析対象は、7 条件すべてにおいて手部が初期接地部位となった 33 試行を対象とした。

## 4. 防御動作の解析方法

### 4.1 7 条件の群間比較方法

本研究では、接地時の防御動作および加齢が手部衝撃力に及ぼす影響を明らかにすることを目的として、7 条件における接地時の手部にかかる最大衝撃力を比較した。各条件は同一試行に基づく対応のあるデータであるため、条件間の比較にはウィルコクソン符号付順位検定を用いた。すべての統計検

定に対してボンフェローニ補正を適用し、有意水準は 5 % および 1 % とし、補正後の有意水準はそれぞれ  $p < 0.017$ ,  $p < 0.0033$  とした。

### 4.2 多変量解析手法

本研究では、手部衝撃力が低減する転倒中の防御動作における運動学的傾向を明らかにすることを目的として、多変量解析手法である構造方程式モデリング (SEM) を用いた解析を行った。手部衝撃力と防御動作の因果関係として、「転倒中の足関節、膝関節、股関節および腰椎の総トルク量 → 転倒時間または接地時の重心降下速度 → 接地時の肘関節および肩関節の角度または角速度 → 接地時の手部降下速度 → 衝撃力」という連鎖構造を仮説として設定した。この因果構造は関連研究をもとに設計した。モデルの適合度指標として、 $\chi^2$ , CFI, TLI, RMSEA, SRMR を用いた。適合度の基準値は、CFI および TLI を 0.90 以上、RMSEA および SRMR を 0.08 未満とした [6]。モデル推定には R (lavaan パッケージ) を用い、推定法にはロバスト最尤法 (MLR) を採用した。また、変数間のスケール差の影響を低減するため、解析に用いる観測変数は z スコア化した上で推定を行った。解析対象は、7 条件における 33 試行のデータである、計 231 データを用いた。

## 5. 結果

### 5.1 7 条件の群間比較結果

図 4 に、7 条件における接地時の手部最大衝撃力の箱ひげ図を示す。図中の×印は平均値を示す。各条件の平均値は、自由落下で  $1624 \pm 337$  N、報酬関数 1 の高齢者で  $1080 \pm 328$  N、若年者で  $854 \pm 358$  N、報酬関数 2 の高齢者で  $1320 \pm 330$  N、若年者で  $1363 \pm 342$  N、報酬関数 3 の高齢者で  $1115 \pm 348$  N、若年者で  $903 \pm 344$  N であった。報酬関数間の比較では、報酬関数 2 と報酬関数 1 の比較において、高齢者で平均 240 N、若年者で平均 509 N の衝撃力低下が認められ、いずれも有意差が確認された。また、報酬関数 2 と報酬関数 3 の比較では、高齢者で平均 205 N、若年者で平均 460 N の衝撃力低下が認められ、いずれも有意差が確認された。次に、年齢間の比較では、高齢者と若年者の比較において、報酬関数 1 で平均 226 N、報酬関数 3 で平均 212 N の衝撃力低下が認められ、いずれも有意差が確認された。

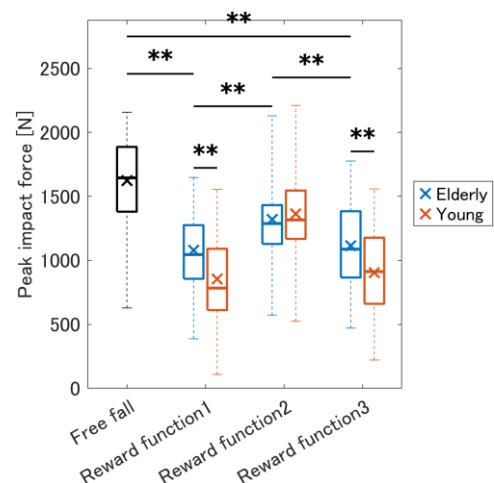


Fig.4 Peak impact force under the seven conditions

(\*:  $p$ -value<0.017, \*\*:  $p$ -value<0.0033(Bonferroni correction))

### 5.2 多変量解析結果

図 5 に SEM の結果を示す。本研究では、転倒中の支持脚の総トルク量を潜在変数として定義し、腰椎、股関節、膝関節、

足関節の総トルク量を観測変数とした。また、接地時の上肢関節角度および関節角速度をそれぞれ潜在変数として定義し、肩関節および肘関節の角度、角速度を観測変数とした。

モデル適合度は、 $\chi^2(49) = 304.596$  ( $p < 0.001$ ), CFI=0.789, TLI=0.716, RMSEA=0.150, SRMR=0.096 であった。因果関係の大きさの推定では、「転倒中の支持脚の総トルク量 → 転倒時間 → 接地時の上肢関節角速度 → 接地時の手部落下速度 → 衝撃力」の経路において有意な負の関係が確認された(標準化係数  $\beta = -0.17$ ,  $p < 0.001$ )。さらに、転倒中の支持脚の総トルク量を表す潜在変数の因子負荷量は、腰椎が 0.54, 股関節が 0.63, 膝関節が 0.56, 足関節が 1.05 であった。接地時の上肢関節角速度を表す潜在変数の因子負荷量は、肩関節角速度が 0.22, 肘関節角速度が 0.34 であった。

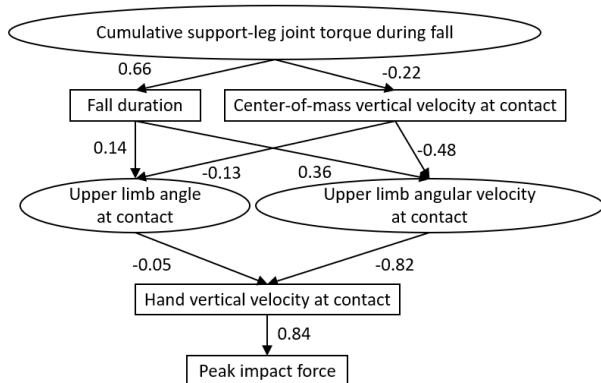


Fig.5 Results of structural equation modeling (circles indicate latent variables and rectangles indicate observed variables)

## 6. 考察

7条件の手部最大衝撃力を比較した結果、報酬関数間では衝撃力は報酬関数2, 報酬関数3, 報酬関数1の順に大きかった。これは、接地時の頭部落下速度の低減と手部落下速度の低減が相反する関係にある可能性を示唆している。頭部落下速度を低減する防御動作では、前方への運動量を抑制するために肘関節を伸展位に近い状態で接地する傾向が強まり、結果として手部にかかる衝撃力が増大したと考えられる。次に、自由落下、高齢者、若年者の比較では、衝撃力は自由落下、高齢者、若年者の順に大きかった。これは、加齢による運動パフォーマンスの低下が防御動作に影響した結果であると考えられる。高齢者において支持脚および上肢の運動パフォーマンスを向上させることで、接地時の手部落下速度の低減できる可能性が示唆された。

SEMによる多変量解析の結果、モデル適合度は一般的な基準値を十分に満たすものではなかったことから、推定されたパス係数の解釈には慎重な検討が必要である。衝撃力に対する間接的な因果関係として、「転倒中の支持脚の総トルク量 → 転倒時間 → 接地時の上肢関節角速度 → 接地時の手部落下速度 → 衝撃力」という関係が確認された。すなわち、支持脚の総トルク量が大きいほど転倒時間が延長され、その結果として上肢の関節角速度が変化し、手部落下速度が低下することで、衝撃力が低減する傾向が示された。さらに、上肢関節角速度の中でも、肩関節より肘関節の角速度がより強く寄与していた。これは、接地時に肘関節を屈曲方向へ素早く回転させることで衝撃吸収が促進される可能性を示している。

Lattimerらは、接地時の肘関節の角速度が大きいほどエネルギー吸収が促進される可能性を報告している[7]。以上より、接地時に肘関節を素早く屈曲させる運動戦略は、接地時の傷害リスクの低減に寄与すると考えられる。したがって、上肢の筋力、反応時間、および受け身姿勢の改善などを目的とした運動プログラムによる介入の有効性が示唆された。

次に、転倒中の支持脚の総トルク量に関しては、腰椎、股関節、膝関節、足関節の各関節がいずれも大きな因子負荷量を示しており、支持脚の総トルク量は単一関節ではなく複数関節の協調的なトルク発揮によって表現されることが示唆された。関連研究では、下肢関節モーメントの増加が転倒時間の延長に寄与することが報告されている[8][9]。以上より、転倒中の支持脚における踏ん張り動作により総トルク量を増加させることは、転倒時間を延長させ、上肢の防御動作と相互に作用しながら媒介的に手部落下速度の低減に寄与すると考えられる。したがって、下肢の筋力向上を目的とした運動プログラムや歩行支援デバイスによる介入の有効性が示唆された。

## 7. 結言

本研究では、強化学習を用いて支持脚および上肢の各関節トルクを制御する防御動作生成モデルを開発し、手部落下速度を低減する防御動作の傾向を明らかにした。その結果、若年者は高齢者と比較して平均 200 N 程度の衝撃力の低下を示し、支持脚および上肢の運動パフォーマンスの向上が手部落下速度の低減に寄与する可能性が示唆された。さらに、衝撃力を低減する防御戦略として、接地時には肘関節を屈曲方向へ素早く回転させることによる衝撃吸収が重要であり、転倒中には支持脚の総トルク量を増加させて転倒時間を延長することが有効であることが示された。

本研究の知見は、転倒時の傷害リスクを低減する動作の指針を示すとともに、その指針を達成するためのアシストデバイスの開発や安全性評価への応用に貢献することが期待される。

## 参考文献

- [1] Akiyama, Y.; Yamada, S.; Okamoto, S.; Yamada, Y. Investigation of the Effect of Physical Ability on the Fall Mitigation Motion Using the Combination of Experiment and Simulation. *Appl. Sci.* 2024, 14, 3051.
- [2] Akiyama, Y.; Mitsuoka, K.; Okamoto, S.; Yamada, Y. Experimental analysis of the fall mitigation motion caused by tripping based on the motion observation until shortly before ground contact. *J. Biomech. Sci. Eng.* 2019, 14, 18–00510.
- [3] Simscape Multibody Contact Forces Library. MATLAB Central File Exchange. <https://jp.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/47417-simscape-multibody-contact-forces-library>
- [4] 菅沼竜太; 秋山靖博; 山田秀斗; 岡本正吾; 山田陽滋. 粘弾性モデルを適用した転倒シミュレータによる衝撃力の推定. 第22回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会(SI2021), 3F2-06, 2021.
- [5] Reinforcement Learning Toolbox. MathWorks Documentation. <https://jp.mathworks.com/help/reinforcement-learning/>
- [6] Grimm, L. G.; Yarnold, P. R. (編), 小杉孝司 (監訳). 研究論文を読み解くための多変量解析入門〈応用編〉—SEM から生存分析まで—北大路書房, 2016, pp.222–223.
- [7] Lattimer, L. J.; Lanovaz, J. L.; Farthing, J. P.; Madill, S.; Kim, S. Y.; Robinovitch, S. N.; Arnold, C. M. Biomechanical and physiological age differences in a simulated forward fall on outstretched hands in women. *Clin. Biomech.*, 52, 102–108, 2018.
- [8] Pijnappels, M.; Bobbert, M. F.; van Dieën, J. H. Push-off reactions in recovery after tripping discriminate young subjects, older non-fallers and older fallers. *Gait Posture*, 21, 388–394, 2005.
- [9] Pijnappels, M.; Reeves, N. D.; Maganaris, C. N.; van Dieën, J. H. Tripping without falling: lower limb strength, a limitation for balance recovery and a target for training in the elderly. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 18, 188–196, 2008.