



# 歩行リスクレベルの推定結果に基づき負荷を調整する スクワットトレーニングシステム

Squat training system to change load based on Locomo's risk level prediction

迫田航<sup>1)</sup>, Ramin TADAYON<sup>1),2)</sup>, Antonio Vega RAMIREZ<sup>1)</sup>, Swagata DAS<sup>1)</sup>

岸下優介<sup>1)</sup>, 山本征孝<sup>1)</sup>, 栗田雄一<sup>1),3)</sup>

Wataru SAKODA, Ramin TADAYON, Antonio Vega RAMIREZ, Swagata DAS

Yusuke KISHISHITA, Masataka YAMAMOTO, Yuichi KURITA

1) 広島大学 (〒 739-0046 広島県東広島市鏡山 1-3-3-2)

3) アリゾナ州立大学 (〒 85281 アリゾナ州 テンピ)

4) JST さきがけ (〒 332-0012 埼玉県川口市本町 4-1-8)

**概要:** 本研究では、ロコモティブシンドロームのリスクを低減するためのトレーニングシステムを開発する。第一に Artificial Neural Network (ANN) を用いて、スクワット運動時の関節角度などからロコモのリスクをリアルタイムで予測する。また予測されたリスクレベルに応じた負荷量の調整が可能な、スクワットトレーニング用のエクサゲームを開発した。

**キーワード:** トレーニング支援, リスクレベル推定, スクワットトレーニング

## 1. はじめに

ロコモティブシンドローム (以下、ロコモ) は、運動器の障害のために移動機能の低下をきたした状態のことであり、平均寿命の低下、機動性、および日常生活の活動を独立して完了する個人の能力 (ADL) に影響を及ぼすと言われている [1][2]。ロコモの進行につながる主な要因の 1 つは、定期的な下肢運動の欠如によるものである [3]。運動を適切な食事や生活習慣の改善とともに定期的に行なうと、この障害のリスクを減らし、高齢者の運動性を改善できることが証明されている [4]。しかし、指導者のいないトレーニング環境である在宅では、このような下肢運動を持続的行なうことが、モチベーションの維持という観点から見て難しい。

そこで我々は、在宅スクワット運動を支援する VR トレーニングシステムを開発した。スクワット運動は、歩行運動を改善するのに必要な下肢筋力の改善において非常に有益であり [5]、一般的な運動でもある。本システムでは、スクワットのパフォーマンスに基づいてロコモのリスクを評価するために Artificial Neural Network (ANN) を使用する。

我々は、まずスクワットタスクにおける個人のパフォーマンスとロコモのリスクレベルとの関係を確認した。ANN を用いて日本整形外科学会 (JOA) が策定した下肢筋力、歩幅、身体状態・生活状態を評価する 3 項目の簡易テスト (Short Test Battery for Locomotive Syndrome, 以下 STBLS) [6] のスコアを推定し、実測スコアとの誤差を調べた。更にこの評価結果を用いて、ロコモのリスクレベルに応じた負荷を提供するスキーエクサゲームを開発した。

## 2. ロコモのリスク評価

STBLS の 1 つ目のテストである「立ち上がりテスト」は、40cm, 30cm, 20cm, 10cm の高さの椅子から両足または片足を使って立ち上がり、その後 3 秒以上姿勢を維持する。このテストは通常、両足で 40cm の高さから立ち上がるという最も簡単な試行から始める。その後、被験者に立ち上がる高さを徐々に下げていく。両足を使ってすべての高さから立ち上がるができる場合は、片方の足で同様のテストを行なう。被験者が立ち上がる事ができた高さ、その試行が両足か片足かに基づいてスコアが 0-8 点で割り当てられる。

2 つ目のテストである「2 ステップテスト」は、両足を合わせた立位状態から、バランスを崩さないように注意しながら、2 回のステップで可能な限り前方に移動する。始点から終点までの距離はセンチメートル単位で測定され、被験者の身長 (センチメートル単位) で割ることによって正規化する。算出された値が、このテストのスコアとなる。

3 つ目のテストは、直近 1 か月間の日常動作における困難度に関連した 25 の質問 (Geriatric Locomotive Function Scale of 25 questions, 以下 GLFS-25) である。各質問に対する回答は 0 から 4 までの値としており、0 は最小の痛みや困難、不安を示し、4 は最大を示す。これらの得点は、25 項目の回答すべてにの合計値として算出される。このスコアが低いほど、ロコモのリスクが低く健康であることを示す。

### 3. トレーニングシステム

#### 3.1 VR コーチングシステム

在宅での日常的なスクワット動作を促すために、VR 空間上のコーチアバターを配置したジム環境を Unity で開発した。ユーザーは Oculus rift の Head Mounted Display (以下、HMD) を装着してアプリケーションを起動する。その時点で VR ジム空間に移動する。このときユーザーの関節情報は深度カメラの Intel RealSense D435 と関節トラッキング用のライブラリである NuiTrack を使用して取得する。開始して数秒は、関節位置をキャリブレーションするために直立で待機する。この間、コーチの横にあるライトは赤く表示される。このライトが緑色になると、コーチはしゃがむポーズを取る。ここからユーザはガイドに従いながらスクワット動作を開始する。ユーザーがしゃがんだことを検出すると、ライトは黄色に変わる。ユーザがしゃがんだ状態を 1 秒以上維持すると、ライトは再び緑色に変わり、コーチは直立位置に戻る。再びユーザはそれに従い、立ち上がり完了するとライトが黄色に変わる。ユーザーが 1 秒以上直立姿勢を維持すると、ライトはもう一度緑色に変わり、上記のガイドを繰り返す。関節の垂直方向の動きを測定することで、スクワットの動作段階を認識しており、それに応じてユーザに対して次の動作を誘導している。

#### 3.2 スクワット評価に向けた骨格トラッキング

スクワット運動を実施している間、Nuitrack ライブラリを介して深度カメラ (約 60fps) から関節角度データが読み取られ、各フレームでの関節角度と関節変位データが得られる。得られた情報より、以下の 9 つの入力値  $\{i_1, i_2, \dots, i_9\}$  が算出でき、この値をスクワット動作中の特徴として ANN に適用する。

入力値  $i_1, i_2, i_3, i_4$  は、それぞれ左膝関節角変位、右膝関節角変位、左股関節角変位、右股関節角変位に対応する。これらの値は、各スクワットごとの完全直立位置および完全スクワット位置における関節角度を測定し、各関節角度の差を算出することで得られる。この値は  $[0, 180]$  の範囲で得られ、最大値で割ることで  $[0.00, 1.00]$  の範囲に正規化する。

入力値  $i_5, i_6$  は、左右の膝における横方向の動きを表す。これらの値は、膝の横方向の関節変位値を測定することによって得られ、毎秒約 60 フレームで 1 フレームにつき 1 回サンプリングされ、スクワット 1 回ごとの平均を算出する。揺れの方向ではなく大きさのみ着目するため絶対値を用い、この値は主に動作中の膝の揺れや膝にかかる負荷を表す。生の値は  $[0.00, 3.50]$  の範囲で得られる。この最大値は Unity 空間内の座標値として表示される膝の横方向の動きを追跡する限界値を表す。したがって、この限界値で割ることで  $[0.00, 1.00]$  の範囲に正規化する。

入力値  $i_7$  は、前面に沿った重心安定度 (CoM) に対応する。この値はおおよそ左右の股関節と膝関節の間の垂直方向と水平方向の差により前頭面の重心位置を推定し、スクワット動作一回における重心位置の変位を算出する。完全に安定している場合は 1.0、膝の横方向の動きと同じ 3.50 以

上の動きを表す場合は 0.0 となる。

最後に入力値  $i_8, i_9$  は、しゃがみ姿勢から直立姿勢に移動するのに必要な時間 (ミリ秒を含む秒数)、および完了したスクワットの回数を表す。

#### 3.3 スクワット評価に基づいたロコモのリスクレベル推定

3.2 で導出されたスクワット評価を入力値として、JOA STBLS の 3 つのテストにおけるスコアを予測するためのフィードフォワード ANN を開発した。ANN は、運動パフォーマンスの自動評価と分類に有効であると言われており、Oniga らは日常生活における病気や高齢者の自立支援のために、腕や体の姿勢だけでなく様々な活動の認識に ANN を適用した [7]。日常動作だけでなく、水泳などの運動課題における競技成績の予測に ANN を使用することも注目されている [8]。ANN の構造を図 1 に示す。上記 9 つの入力にバイアスノードを追加して合計 10 の入力を作成し、サイズ 6 の単一の隠れ層とサイズ 3 の出力層とする。また、活性化関数は以下の Leaky ReLU 関数 (LReLU) を用いる。

$$f(x_i) = \max(0, x_i) + 0.01 * \min(0, x_i) \quad (1)$$

ANN の出力は  $O = \{O_1, O_2, O_3\}$  であり、これは JOA STBLS を実施することによって得られる 3 つのスコアを表す。

### 4. 評価：ニューラルネットワークトレーニング

スクワット動作のパフォーマンスに基づいてロコモのリスクを予測するために上記の ANN が適しているかを判断するための評価を行なった。この目的は、推定した STBLS のスコアと実測スコアとの誤差値を調べ、その精度を検証することである。

#### 4.1 手順

運動障害を伴わない 20–35 歳の健常被験者 13 名 (男性 11 名・女性 2 名) がこの実験に参加した。各被験者に対してまず、JOA STBLS を実施した。各テストのスコアはログ

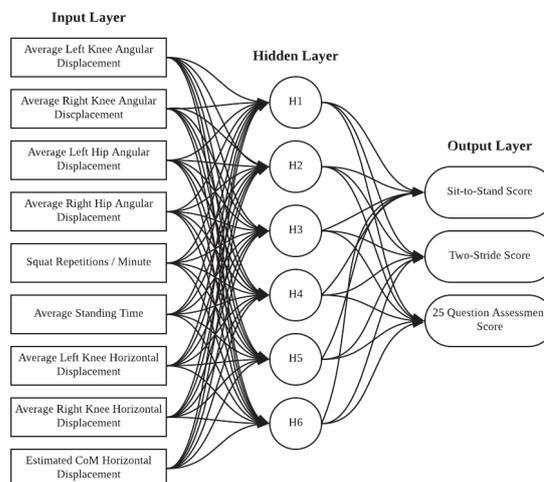


図 1: ANN の構造

ファイルに書き込まれる。3つの評価すべてを完了した後、被験者はHMDを着用し、バーチャルコーチに従い、1分間のスクワット動作を実施する。1分間のスクワット動作が完了すると、入力データが収集され、各被験者のログファイルに保存される。次にこのデータは入力としてANNに渡され、3つの予測スコア出力を生成するために使用される。これらの予測と被験者の実際のSTBLSスコアとの間の誤差は、ネットワーク上の重みを調整するために使用される。このプロセスは、単一の運動セッションからの被験者のパフォーマンスデータを用いて10万回繰り返される。

#### 4.2 結果と考察

13人の被験者のデータについてトレーニングした後のANNの予測スコアと実測スコアを図2, 3, 4に示す。それぞれのANNによる推定スコアと実測スコアの誤差平均は0.387, 0.063, 1.268であった。立ち上がりテストにおける誤差の要因としては、実測スコアは下肢の強度だけでなくバランス能力も同程度関与していることが考えられる。2ステップテストは歩行課題であり、歩行安定性の尺度である。膝関節や股関節の角度変位、CoM変位など、ANNへの入力として選択される特徴の多くは歩行姿勢の指標としても有用であるため、推定精度が高かったと考えられる。GLFS-25に関しては、その他2つの結果と比較して誤差が大きかった。GLFS-25は1週間にわたる痛み、活動の程度、および運動性などを評価しているため、スクワットタスクのみでは十分に推定できない可能性がある。

次にANNのトレーニングに用いられなかった14番目の被験者でANNをテストすることで精度検証をした。その被験者に対するANNの出力の結果を図5に示す。被験者の立ち上がりテスト、two-stepテスト、GLFS-25テストの予測結果に対して、それぞれ0.268, 0.010, 1.1131のエラー率が得られた。

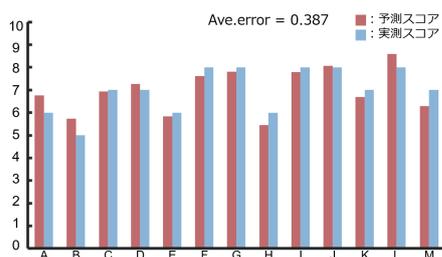


図2: 立ち上がりテストの推定スコアと実測スコア

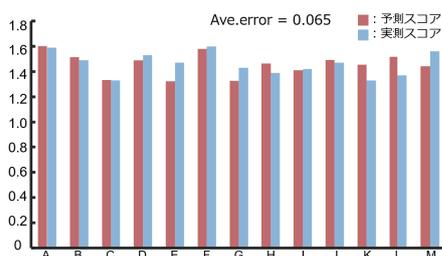


図3: 2ステップテストの推定スコアと実測スコア

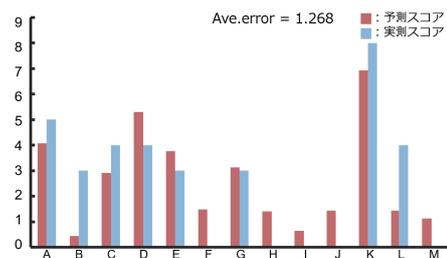


図4: GLFS-25の推定スコアと実測スコア

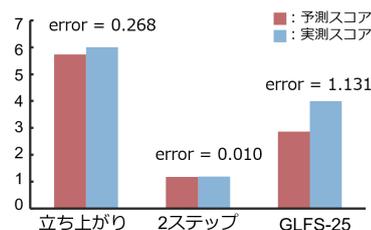


図5: 未訓練の被験者1名における推定スコアと実測スコア

#### 5. スクワットトレーニングのためのスキーエクサゲーム

本章では、ANNを用いたJOA STABLESの推定結果を用いて、ロコモのリスクレベルに応じてスクワットトレーニングの負荷量を調整するスキーエクサゲームを開発した。このゲームは「パフォーマンス評価」と「スキーエクサゲーム」に分かれている。

まず、パフォーマンス評価では3.1で説明したVRジム環境下でスクワットを3回実行する。3回のスクワット動作より推定されたJOA STABLESの3つのスコア  $O = \{O_1, O_2, O_3\}$  を用いて、ロコモのリスクレベルを以下の条件で4段階に分類する。

$$f(O) = \begin{cases} 1 & O_1 < 2 \text{ or } O_2 < 1.1 \text{ or } O_3 \geq 16 \\ 2 & 2 < O_1 \leq 3.5 \text{ or } 1.1 \leq O_2 < 1.2 \\ & \text{or } 13 \leq O_3 < 16 \\ 3 & 3.5 \leq O_1 < 5 \text{ or } 1.2 \leq O_2 < 1.3 \\ & \text{or } 7 \leq O_3 < 13 \\ 4 & 5 \leq O_1 \text{ and } 1.3 \leq O_2 \text{ and } O_3 < 7 \end{cases} \quad (2)$$

その後、スキーエクサゲームでは図6のようなスキージャンプのコースを生成する。このときランプと呼ばれるジャンプ台の数がリスクレベルに応じて変更される。図6はリスクレベル1のときに生成されるコースであり、リスクレベル1-4に対応してランプの数は5-2個となる。被験者は図7のようにHMDを被り、VR上ではスロープ上部のスタート地点から平地のゴール地点までを、足に装着したスキー板を用いて滑っていく。このときランプ到達直前にHMDの画面上に表示される下矢印の支持に従ってしゃがみ動作を

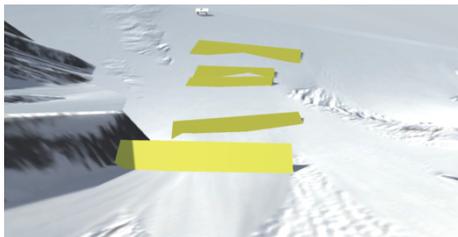


図 6: スキーエクサゲーム (ディスプレイ画面)



図 7: スキーエクサゲーム (デモ風景)

開始し、ランプ到達時に立ち上げ動作を行なう。この一連の動きはスクワット運動であり、リスクレベルに応じてランプ数を変えることで、エクサゲーム中のスクワット試行数を変更している。個人の能力に応じた試行数の調整は、身体に無理のない負荷を提供することで、モチベーションの維持に繋がると考えている。

## 6. むすび

今回、すべての被験者が若く健康であったので、3つのテスト結果すべてが非常に高いスコアに集中し、スコア間のばらつきはごくわずかであった。そのため、各テストで得られたスコアを最高スコアと最低スコアに基づいて正規化し、スケールを変更する必要があった。このスケールリングは、図 4-3 の縦軸に反映されている。今後の研究では、同様の結果が高齢者を対象とした場合にも表れるかどうかを判断する必要がある。また、5章で述べたエクサゲームは個人のパフォーマンスに適応的なシステムではあるが、モチベーションを持続させるには、トレーニング中の集中度やいらいらといった感情にも適応的である必要があると考えられる。したがって今後の展望としては、「パフォーマンス評価」と「感情評価」の両方の指標に応答できるトレーニング支援システムを開発していく。

### 参考文献

- [1] Nakamura Kozo *et al.* : Locomotive Syndrome: Definition and Management., Clinical reviews in bone and mineral metabolism, 14(2), pp.56–67, 2016.
- [2] Noriko Yoshimura *et al.* : Association between new indices in the locomotive syndrome risk test and decline in mobility, third survey of the ROAD study., Journal of orthopaedic science, 20(5), pp.896–905, 2015.
- [3] Kozo Nakamura : The concept and treatment of locomotive syndrome: its acceptance and spread

in Japan., Journal of Orthopaedic Science, 16(5), pp.489, 2011

- [4] Dibrezzo Ro *et al.* : Exercise intervention designed to improve strength and dynamic balance among community-dwelling older adults., Journal of Aging and Physical Activity, 13(2), pp.198–209, 2005.
- [5] Rafael F. Escamilla : Knee biomechanics of the dynamic squat exercise., Medicine & Science in Sports & Exercise, 33(1), pp.127–141, 2001.
- [6] Ishibashi Hideaki : Locomotive syndrome in Japan., Osteoporosis and sarcopenia, 4(3), pp.86–94, 2018.
- [7] Oniga Stefan *et al.* : Activity recognition in adaptive assistive systems using artificial neural networks., Elektronika ir Elektrotechnika, 22(1), pp.68–72, 2016.
- [8] Silva Antonio Jose *et al.* : The use of neural network technology to model swimming performance., Journal of sports science & medicine, 6(1), pp.117–125, 2007.