

高齢者のフレイル予防に向けた生活改善フレームワークの提案

Proposal for Lifestyle Improvement Framework to Prevent Frail Conditions in the Elderly

木俣 雄太[†] 宮地 篤士[†] 松井 智一[†] 張 志華[†]
 Yuta Kimata Atsushi Miyaji Tomokazu Matsui Zhang Zhihua
 藤本 まなと[†] 諏訪 博彦[‡] 安本 慶一[†]
 Manato Fujimoto Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

日本における高齢化問題は、主要な政策課題の一つとされている。総務省の調査によると [1], 2007 年に 65 歳以上の割合が全人口の 21% を超える超高齢化社会に突入し、その後も増加を続け、2021 年現在では約 28% となっている。それに伴って、要介護者の人口も年々増加傾向にある。2019 年の厚生労働省の報告 [2] では、要介護認定を受けている高齢者は、すでに 630 万人にのぼっている。高齢者の要介護は、高齢者自身の精神的負担や QoL (Quality of Life) の低下を招くだけでなく、家族への負担や社会保障費の増加などを引き起こす可能性がある。

要介護の問題に対するアプローチとして、近年、フレイルという言葉が注目されている。フレイルとは“虚弱”を表す“Frailty”から派生した言葉であり、高齢者が老衰している状態を表す [3]。フレイルは、要介護となる原因の第 3 位として知られており、症状が悪化すると日常生活に支障をきたすが、“運動を促す”や“栄養バランスを考えた食事を提供する”など適切な介入を行うことによって、再び健全な状態に戻る可能性がある。そのため、フレイル状態と診断された高齢者に対しては、適切な介入を行うことが求められている。

現在、フレイルを診断する方法としては、一般的にアンケートを用いたものが主流である。この方法では、フレイルに関する専門知識は必要ないが、個人で診断することが難しい握力や歩行速度などを測定する必要がある。そのため、病院や公民館などでの定期的な診察が必要となり、高齢者に対する負担が大きい。この問題を解決するために、近年、フレイルの検出にユビキタス技術を取り入れた研究がいくつか行われている。Panhwar [4] らは、日常動作として、モノを拾う動作をモーションキャプチャで測定し、フレイルの推定を行っている。また、高齢者の日常生活での活動量とフレイルには密接な関係があることが知られており [5], 高齢者の生活をモニタリングする研究は数多く行われている [6][7][8]。しかし、これらのシステムは導入コストが高く、ウェアラブル端

末として常に持ち歩く必要があることから広く普及していない。

本稿では、フレイル状態の高齢者に対して適切な介入を行うための生活改善フレームワークについて検討する。具体的には、スマートフォンなどのカメラにより高齢者の歩行を撮影し、その映像から機械学習によって高齢者がフレイルであるかどうか、またフレイルがどの程度進行しているかを診断するフレームワークについて検討する。さらに、フレイルの進行度合いやその原因を推定し、フレイルの改善につながる運動の提示を行う。

これらのフレイルの診断及び改善のためのフレームワークを実現することによって、要介護者の増加率の低減や、高齢者の QoL の向上に貢献する。

2. フレイルの概要

フレイルは、近年の要介護者増加に伴い発生した概念であり、認知度は低水準にある [9]。本節では、フレイルの概念や診断方法、および、治療方法について説明する。

2.1 フレイルの概念

フレイルとは、健全な状態から要介護状態に移行する中間の段階を指す。フレイル段階では、高齢者の身体機能や認知機能が衰弱し、転倒や認知症などのリスクが高くなる恐れがある。一方、要介護状態とは異なり、適切な介入によって健康な状態への回復が可能であると言われている。

図 1 に示すように、フレイルは原因に合わせて、身体的フレイル、精神的フレイル、社会的フレイルの 3 つに分類できる [10]。身体的フレイルは、筋肉量の低下や運動器の障害による運動に関するものと、低栄養素や口腔機能の低下などによる食事に関するものに分けられる。この内、食事に関するものはオーラルフレイルとも呼ばれている。身体的フレイルは、筋肉量の低下を示すサルコペニアや運動機能の低下を示すロコモティブシンドロームとも密接な関係がある。精神的フレイルには、軽度の認知症やうつ病などが含まれる。社会的フレイルには、閉じこもりや独居など社会との関わりの薄い高齢者が含まれる。

これらの原因は、単独では存在せず、密接に関わり合っ

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

[‡] 理化学研究所, RIKEN

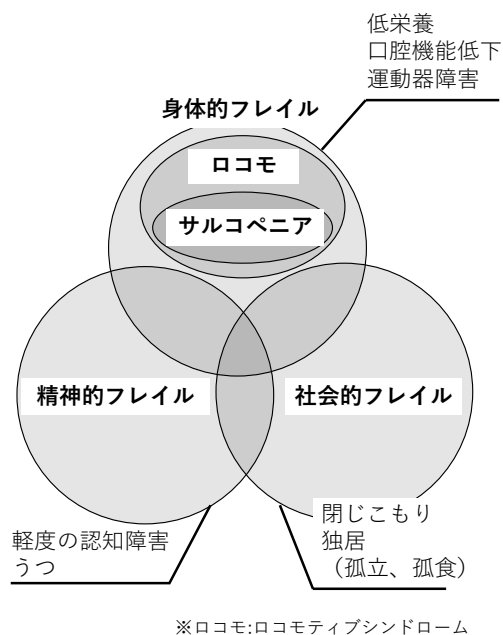


図 1: フレイルの種類

て存在していると考えられる。例えば、歩行機能の低下は、身体的フレイルに属すが、外出することができず社会的フレイルである閉じこもりを併発することが予想できる。閉じこもりは、精神的フレイルであるうつの原因となることが知られている。反対に、これらのフレイルは1つを解決することで、ほか2つの解決につながると考えられる。本稿では、これらの原因のうち身体的フレイルに着目し、歩行機能の回復によって、フレイルの解消を目指す。

フレイルは、その進行度合いに合わせ“プレ・フレイル”と“フレイル”の2種類に分類できる。フレイルは、早期に発見し介入を行うことが望ましい。そのため、高齢者が早期に自身が“プレ・フレイル”，“フレイル”であることを認識し、運動によってフレイルからの脱却を促す仕組みが必要である。

2.2 診断方法

フレイルの診断基準として統一された評価基準は存在しないが、日本においては、表1に示すアンケートが一般的に使われている。これは、FriedらのPhenotype model [11]を参考に作成したものであり、3個以上当てはまればフレイル、1~2個当てはまればプレ・フレイルと診断される。また、フレイルの概念が提唱される前、日本では、基本チェックリストと呼ばれる25項目のアンケートによって要介護になるリスクを検査していた。佐竹ら [12]は、基本チェックリストの中でうつの診断に用いる5項目を除いた20項目について、7点~8点当てはまればフレイル、3点~4点当てはまればプレ・フレイル

ルといった相関があるとしている。これらのアンケートは握力や歩行速度といった自分で測ることが難しい項目や、半年前の情報を必要とする項目が存在し、手軽に行うことが難しいという問題がある。そのため、フレイルの早期発見には、手軽で専用の器具を必要としない診断方法が求められる。

フレイルの症状の1つである易転倒性を測る方法として、歩行テストが存在する。歩行テストにも様々な基準や方法が定められているが、その中でも手軽にできるものとしてTimed Up & Go Test (以下、TUGT)が挙げられる。このテストでは、椅子に深く腰掛けた状態から立ち上がり3m先の目標地点まで歩いた後、再び椅子へ戻り、座り直すまでの時間を測る。また、歩き方について「通常の歩行速度」と「最大の歩行速度」の二種類を行う。このテストは、転倒状況や外出頻度、運動習慣などと関係性が認められており [13]、測定内容の手軽さから、地域の保健活動等で広く使われている。しかし、測定時には、高齢者の一連の動作にかかる時間のみを考慮しており、「立ち上がりに椅子の手すりを使っているか」や「重心の移動」などフレイルに関わる様々な情報があるにも関わらず、これらは考慮されていない。本研究では、TUGTを行っている高齢者に対しモーションキャプチャによって一連の動作を撮影し、前述のアンケートや高齢者に対する追跡調査、理学療法士の意見を基に歩行テストとフレイルの関係を明らかにする。

2.3 治療方法

フレイルの治療・予防方法の一つに運動療法がある。Dent [14]らは、フレイルに関するガイドラインとして、1) 有効な測定ツールを使用してフレイルを特定する、2) レジスタンストレーニングを含む身体活動を処方する、3) 不適切な薬や過剰な薬を減らす、または、処方しないことでポリファーマシーに対処する、ということ強く推奨している。また、複数の文献で運動がフレイルに対して有効であることが示されている [15, 16, 17]。さらに、Heathらは [18]では、適切な運動と、高齢者のニーズと好みに合わせて運動を調整することが重要と述べている。フレイルに対して有効な運動として、一般社団法人日本サルコペニア・フレイル学会では、レジスタンストレーニング、バランストレーニング、機能的トレーニングなどを組み合わせる多因子運動プログラムを推奨している [10]。これらのトレーニングについては、本稿で検討している運動の推薦に役立つと考えられる。以下において、それぞれのトレーニングについて解説する。

■ レジスタンストレーニング 筋肉に負荷をかける運動全般を指す。チューブやダンベルを使ったトレーニングも含まれるが、高齢者に対しては膝を地面につけた状態

表 1: フレイルの評価基準

評価項目	診断基準
体重減少	「6 か月間で 2~3kg 以上の（意図しない）体重減少がありましたか？」に「はい」と回答した
倦怠感	「（ここ 2 週間）わけもなく疲れたような感じがする」に「はい」と回答した
活動量	「軽い運動・体操（農作業も含む）を 1 週間に何日くらいしていますか？」及び「定期的な運動・スポーツ（農作業も含む）を 1 週間に何日くらいしていますか？」の 2 つの問いのいずれにも「運動・体操はしていない」と回答した
握力	利き手の測定で男性 26kg 未満，女性 18kg 未満である
通常歩行速度	（測定区間の前後に 1m の助走路を設け，測定区間 5m の時を計測する）1m/s 未満である

での腕立て伏せや椅子に座った状態での腿上げなどが推奨されている。レジスタンストレーニングは、適切に行われる限り、その他のほとんどの競技やレクリエーション活動と比べて、非常に安全で傷害発生率も低く高齢者にとって安全であると言われている [19].

■ バランストレーニング バランスに関する能力を向上させるトレーニングを指す。このトレーニングでは体幹だけでなく足や膝の関節，ステップ動作を鍛えることが求められる。バランストレーニングには，片足立ちやつま先上げ，腰回しなどの自重で行うことのできるトレーニングやバランスボールやバランスディスクなどの器具を使ったものがあげられる。

■ 機能的トレーニング 機能的トレーニングとは体の動きを鍛えるトレーニングである。リハビリや介護予防のトレーニングを行うとき，鍛えたい場所や問題がある箇所だけに絞ってアプローチを掛けるのではなく，怪我の予防や身体機能向上のため，機能的な動作の習得を目指す。ファンクショナルトレーニングでは重力に抵抗するための抗重力運動や，四肢体幹の全身運動などを行う。

このように，フレイルの対策に用いられる運動は多岐にわたり，すべてを行うことは比較的体力の少ない高齢者にとっては難しい。また，無理にたくさんの運動を行う計画を立てた場合，負担の大きさから途中で計画を挫折してしまったり，怪我を迫ってしまう可能性がある。個人に合わせた運動計画を立てる場合もあるが，理学療法士や医者などが持つ専門の知識が必要となるため，始めるまでの負担が増大する。本研究ではこの問題に対して，専門家の意見を基に機械学習によって，自動的に個人に合わせた適切な運動を推薦するフレームワークを提案し，解決を目指す。

3. 先行研究

森ら [20] は，宅内での活動状況からフレイルを検出する研究を行っている。この研究では，屋内に人感センサを設置し，1日にセンサから検出される回数より，活動量

を推定しフレイルの検出を目指している。実際に，他のテストとの相関は見られたが，フレイルの検出には至っていない。Delmastro ら [21] は，深度カメラから普段の日常生活を測定し，フレイルの検出を試みているが，シミュレーションにとどまっている。

フレイルの高齢者に向けた研究では，ウェアラブルセンサを用いた方法がある。Yebda ら [22] は，ウェアラブルセンサなどから得られるログデータを用いて，高齢者の転倒のリスクや詐欺のリスクを検出している。Delmastro ら [23] は，医療専門家が高齢者に対して，最適なストレスレベルでのトレーニングを提案するために，ウェアラブルセンサによって，心拍や皮膚電位を測定し，高齢者が運動時に感じるストレスレベルを推定している。ウェアラブルセンサは生体情報を計測する上では非常に有用であるが，装着や充電の手間が大きく，高齢者が途中で使用を止める可能性が考えられる。そのため，高齢者が装着する必要がなく，短期間でフレイルを診断可能なフレームワークが必要である。

4. 提案手法

本稿ではスマートフォンを用いたフレイル状態の予防に向けた生活改善フレームワークを提案する。本フレームワークはフレイルの早期発見及び改善を目的としている。図 2 に本研究で提案するシステムを示す。本システムの流れを以下に示す。

1. 高齢者は TUGT を行い，その様子をスタンドなどで固定したスマートフォンで撮影し，サーバへアップロードする。
2. サーバ内で，図 3 に示す機械学習モデルによって，フレイルの進行度合いやその治療に役立つ運動を出力する。
3. スマートフォンに出力結果をフィードバックし，フレイルの治療や予防を促す。

本システムには，以下の 3 つの特徴を有する。1 つ目は，診断の容易さである。2.2 節で示したアンケートの

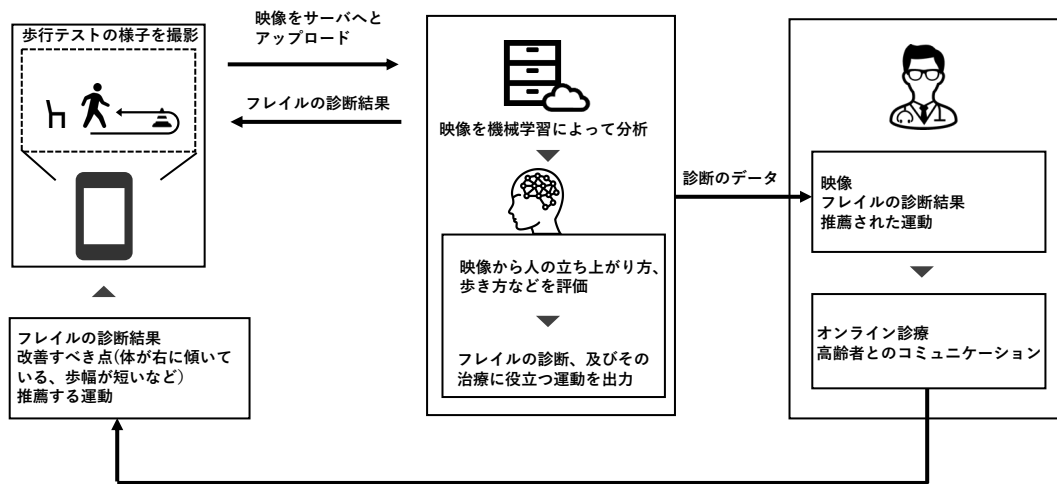


図 2: フレイル検出用システム (提案システム)

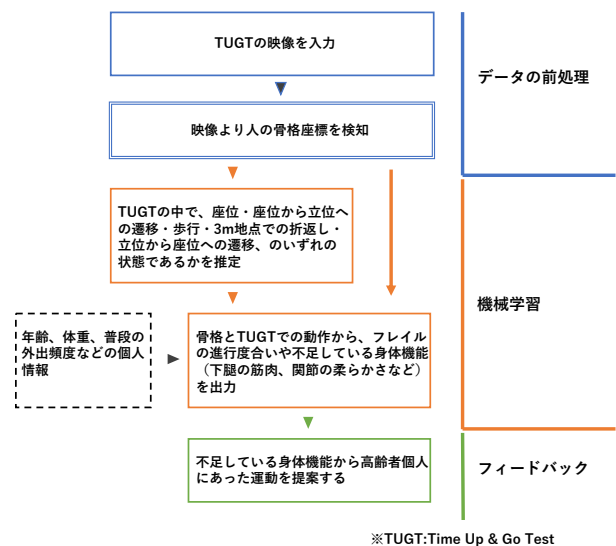
手法では、握力や歩行速度の測定など家庭で行うことが難しい項目が含まれているが、提案システムでは、高齢者が準備するデバイスは、スマートフォンのみであり、手軽な診断が可能である。これにより、定期的な診断も容易に実施できるようになり、フレイルの早期発見にも寄与できる可能性がある。

2つ目は、フレイルを治療・予防する手段の提示である。アンケートでは、フレイルの診断は可能であるが、その対策は示されていない。また、一般的なフレイル治療の運動療法は、汎用的ではあるが、個人に合わせたものではなく、個人にカスタマイズされたものに比べ、効果が出づらいつと考えられる。そのため、本システムでは、フレイルの診断結果から個人に合わせた運動を推薦することで、効果的な治療を促す。

3つ目は、オンライン診療へ転用可能な点である。図2に示したように、TUGTの映像や機械学習の出力結果を介護士や理学療法士に送ることでオンライン診療が可能となり、高齢者との円滑なコミュニケーションや地方の高齢者に向けた高付加価値なフレームワークとなる。

図3に使用する機械学習モデルを示す。このモデルでは、はじめに高齢者のTUGTの動画を入力し、図4のような骨格座標を検出する。この手順は、OpenPoseといった既存の骨格検出モデルを使用する。続いて、骨格の状態から高齢者がTUGTのうち、「座位」、「座位から立位への遷移」、「歩行」、「3m地点での折返し」、「立位から座位への遷移」のいずれの状態であるかを推定する。この推定には、骨格の座標に加え、1つ前のデータとの差分による速度情報と2つ前までのデータを用いた加速度情報を入力する。

TUGTの動作状態の推定後、フレイルの診断を行う。診断では、「腕を使わずに立ち上がる事ができるか」、「歩行時に膝が上がっているか」などが評価基準となると考え



※TUGT:Time Up & Go Test

図 3: フレイル検出のための認識フロー

られるため、これらが検出できるよう骨格座標の入力やモデルの調整を行う必要がある。また、この際に高齢者の年齢や体重、普段の外出頻度などのアンケートによって得られる情報を加えることで診断の精度が向上すると考えられる。

5. 認識手順と評価方法

本研究で提案するシステムには、フレイルを診断するための指標が必要である。そのため、本研究では理学療法士の協力の下、TUGTの指標作成実験を予定している。実験では第一に前後左右の4箇所からTUGTを行っている高齢者の撮影を複数人に対して行う。このとき、撮影にはIntel社のRealSense*を使用する。RealSense

*<https://www.intel.co.jp/content/www/jp/ja/architecture-and-technology/realsense-overview.html>

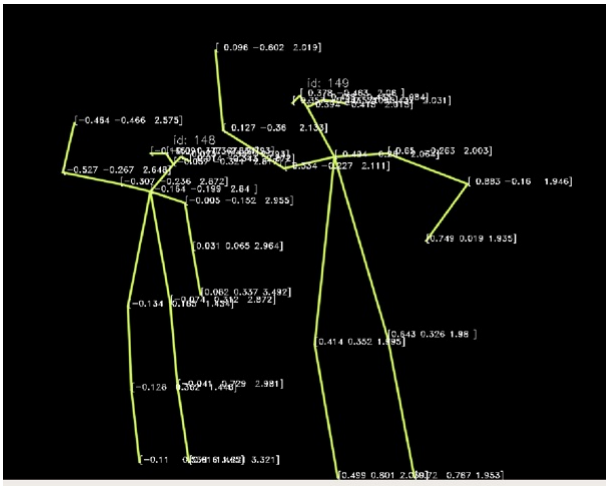


図 4: 骨格検出の例

は映像に加えて、深度も取得可能なカメラである。その後、骨格検出用 SDK「Cubemos[†]」を用いて映像と深度を基に三次元の骨格情報を計算する。これと並行して機械学習の正解データ作成のために、複数の理学療法士に依頼し、フレイルの進行度合及び運動の推薦データを作成する。

測定が完了した後は、提案した学習モデルの妥当性を検証するために集めたデータを用いたクロスバリデーションを行い、フレイルの検出精度を確認する必要があると考えられる。

6. 行動識別のための予備実験

6.1 目的

図 3 のよう、本フレームワークでは機械学習の精度向上やアノテーションの自動化のため、骨格のデータから TUGT で行っている動作を推定する必要がある。本研究では、予備実験によって動作の推定が可能であることを確認する。実験で使用するシステムとして、5 章で記述したフレイルの評価基準作成のため、図 5 に示すプロトタイプを開発している。このプロトタイプでは、RealSense によって歩行テストを撮影し、その映像を NUC[‡] と呼ばれる小型のパソコンでリアルタイムに骨格情報に変換する。NUC は、別のサーバに接続されており、遠隔操作の信号やアノテーションアプリ等からの情報を受信できる。

6.2 TUGT 実行時の動作識別実験

本実験では、被験者 20 代男性 6 人に対して、TUGT を行っている様子をそれぞれ撮影し、骨格を測定する。また、図 6 に示すスマートフォン用アノテーションアプリによって、被験者が TUGT のうちのどの動作を行って

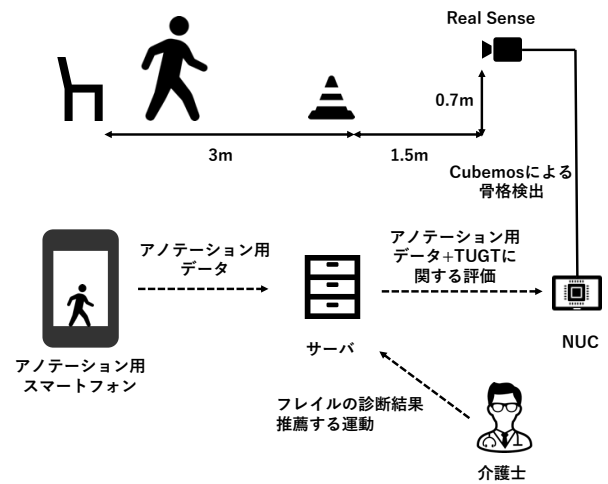


図 5: TUGT 解析用のプロトタイプ

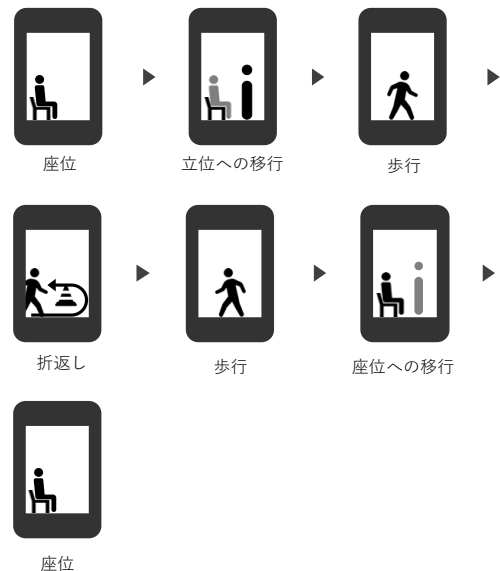


図 6: アノテーション時のスマートフォン画面の遷移

いるかを記録する。アノテーションアプリでは、現在の行っている行動の内容が表示され、画面をタップすると、次の行動に画面が遷移する。それと同時に、行動ラベルがサーバへ送信される。記録したデータに対して入力ラベルを骨格、正解ラベルを動作とする機械学習を行う。機械学習のアルゴリズムにはランダムフォレスト[§]を用いる。また、骨格データは前処理として、各関節位置に対し 1 つ前のデータを用いた速度及び、2 つ前までのデータを用いた加速度を計算する。

6.3 実験結果

各被験者に対して、Leave-One-Person-Out クロスバリデーションを行った。Leave-One-Person-Out クロス

[†]<https://www.intelrealsense.com/skeleton-tracking/>

[‡]<https://www.intel.co.jp/content/www/jp/ja/products/details/nuc/mini-pcs.html>

[§]<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>

表 2: ランダムフォレストによる各行動の分類精度

行動	F 値
座位	0.73
立位への移行	0.37
歩行	0.86
折返し動作	0.75
座位への移行	0.46
平均精度	0.63

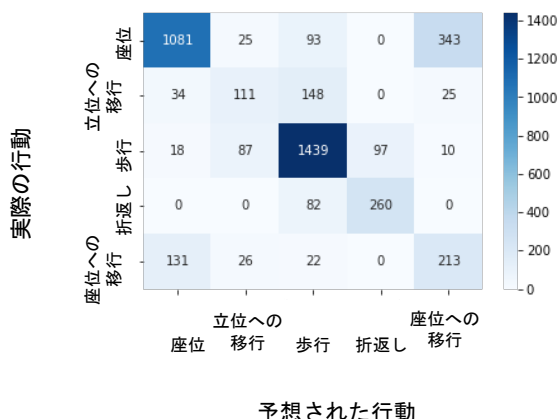


図 7: ランダムフォレストによる各行動に対する混同行列

バリデーションとはデータ数が少ないときに機械学習の分類精度を確認する手法である。この手法では、一人分のデータを精度検証用のテストデータ、それ以外をトレーニングデータとする。これを、すべての被験者がテストデータとなるよう繰り返しその平均精度を求める。Leave-One-Person-Out クロスバリデーションの精度を表 2 に示す。また、各行動に対する混同行列を図 7 に示す。

平均精度は 63% であり、最も精度の高い行動は歩行 (86%)、最も精度が低い行動は立位への移行 (37%) であった。精度のばらつきの原因にデータの不均衡性が挙げられる。図 7 から分かる通り、このデータは座位と歩行のデータ数が多く、その他のデータが少ない。これが精度を低下させている要因の一つであると考えられる。そこで、この不均衡性を考慮し学習を行うバギング¹という手法を用いて再度学習を行った。結果を表 3 に示す。

表 3 より、全体の精度は 63% と向上はしていない一方で、立位への移行の項目が 46% と 9% の向上が見られた。すなわち、各行動においてデータが十分にあり、不均衡性が軽減されれば、より高い精度で認識できることが示唆された。

¹<https://imbalanced-learn.org/stable/references/generated/imblearn.ensemble.BalancedBaggingClassifier.html>

表 3: バギングによる各行動の分類精度

行動	F 値
座位	0.66
立位への移行	0.46
歩行	0.82
折返し	0.73
座位への移行	0.47
平均精度	0.63 (accuracy)

6.4 考察

本実験では、TUGT の動作分析をおこない約 74% の精度で分類を行った。また、不均衡性に対する対策を行うことで、少数のデータに対する精度向上を行うことができた一方で全体的な精度を上げることはできなかった。そのため、精度向上のためには、よりたくさんの被験者でデータを収集することや、アノテーションをより厳密に行うことが重要となる。

本実験では、高精度での動作分析を行うことができなかったが、今後の実験でこれに成功した場合、図 3 の精度向上だけでなく、5 章に示す評価基準作成の際に、アノテーションを行う手間が削減できるため、より多くの被験者でデータを評価できると考えられる。

7. まとめ

本稿では、フレイル状態である高齢者を健常な状態に改善させるために、適切な介入を行うフレームワークについて検討した。このフレームワークでは、モーションセンサにより高齢者が TUGT を行っている様子を測定し、高齢者のフレイルやプレ・フレイルの診断を行う。さらにフレイルの進行度合いやその原因を推定し、フレイルの改善につながる運動の提示を行う。

また、予備実験によって TUGT を行っているとき、「座位」、「座位から立位への遷移」、「歩行」、「3m 地点での折返し」、「立位から座位への遷移」のいずれの状態であるかを 74% で推定可能であることを示した。今後は、実験の精度向上に加えシステムの作成や総合的なモデルの作成を行う予定である。

謝辞

本研究の一部は、Society 5.0 実現化研究拠点支援事業および科研費基盤研究 (B)(No.20H04177) の助成によって行った。

参考文献

- [1] 総務省. 令和 2 年版高齢社会白書, 2020.
- [2] 厚生労働省. 介護保険事業状況報告, 2019.

- [3] 荒井秀典. フレイルの意義. 日老医誌, Vol. 51, No. 6, pp. 497–501, 2014.
- [4] Yasmeen Naz Panhwar, Fazel Naghdy, David Stirling, Golshah Naghdy, and Janette Potter. Quantitative frailty assessment using activity of daily living (adl). pp. 269–272, 2018.
- [5] 高木大輔. 高齢者のフレイル (frailty) と身体活動. 健康科学大学紀要, Vol. 14, pp. 123–129, 2018.
- [6] Rowshni Tasneem Usha, Fariha Sazid Sejuti, and Samiul Islam. Smart monitoring service through self sufficient healthcare gadget for elderly. pp. 276–279, 2019.
- [7] Atika Arshad, Sheroz Khan, AHM Zahirul Alam, Rumana Tasnim, and Rounakul Islam Boby. Health and wellness monitoring of elderly people using intelligent sensing technique. pp. 231–235, 2016.
- [8] Lili Liu, Eleni Stroulia, Ioanis Nikolaidis, Antonio Miguel-Cruz, and Adriana Rios Rincon. Smart homes and home health monitoring technologies for older adults: A systematic review. *International journal of medical informatics*, Vol. 91, pp. 44–59, 2016.
- [9] 清野諭, 北村明彦, 遠峰結衣, 田中泉澄, 西真理子, 野藤悠, 横山友里, 野中久美子, 倉岡正高, 天野秀紀ほか. 大都市在住高齢者のフレイルの認知度とその関連要因. 日本公衆衛生雑誌, Vol. 67, No. 6, pp. 399–412, 2020.
- [10] 一般社団法人日本サルコペニア・フレイル学会. フレイル診療ガイド, 2021. http://jssf.umin.jp/clinical_guide.html.
- [11] Linda P Fried, Catherine M Tangen, Jeremy Walston, Anne B Newman, Calvin Hirsch, John Gottdiener, Teresa Seeman, Russell Tracy, Willem J Kop, Gregory Burke, et al. Frailty in older adults: evidence for a phenotype. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, Vol. 56, No. 3, pp. M146–M157, 2001.
- [12] 佐竹昭介. 基本チェックリストとフレイル. 日本老年医学会雑誌, Vol. 55, No. 3, pp. 319–328, 2018.
- [13] 島田裕之, 古名丈人, 大淵修一, 杉浦美穂, 吉田英世, 金憲経, 吉田祐子, 西澤哲, 鈴木隆雄. 高齢者を対象とした地域保健活動における timed up go test の有用性. 理学療法学, Vol. 33, No. 3, pp. 105–111, 2006.
- [14] Elsa Dent, Christopher Lien, Wee Shiong Lim, Wei Chin Wong, Chek Hooi Wong, Tze Pin Ng, Jean Woo, Birong Dong, Shelley de la Vega, Philip Jun Hua Poi, et al. The asia-pacific clinical practice guidelines for the management of frailty. *Journal of the American Medical Directors Association*, Vol. 18, No. 7, pp. 564–575, 2017.
- [15] Chih-Hsuan Chou, Chueh-Lung Hwang, and Ying-Tai Wu. Effect of exercise on physical function, daily living activities, and quality of life in the frail older adults: a meta-analysis. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, Vol. 93, No. 2, pp. 237–244, 2012.
- [16] Stephen R Lord, Sally Castell, Joanne Corcoran, Julia Dayhew, Beth Matters, Amelia Shan, and Philippa Williams. The effect of group exercise on physical functioning and falls in frail older people living in retirement villages: a randomized, controlled trial. *Journal of the American Geriatrics Society*, Vol. 51, No. 12, pp. 1685–1692, 2003.
- [17] Carmen de Labra, Christyanne Guimaraes-Pinheiro, Ana Maseda, Trinidad Lorenzo, and José C Millán-Calenti. Effects of physical exercise interventions in frail older adults: a systematic review of randomized controlled trials. *BMC geriatrics*, Vol. 15, No. 1, pp. 1–16, 2015.
- [18] John M Heath and Marian R Stuart. Prescribing exercise for frail elders. *The Journal of the American Board of Family Practice*, Vol. 15, No. 3, pp. 218–228, 2002.
- [19] Michael S. Conley. Nsca japan レジスタンストレーニングの健康に関する側面, 2021. https://www.nasca-japan.or.jp/12_database/ps_health_aspects.pdf.
- [20] 森武俊, 向後麻亜子. 宅内見守りセンサによる高齢者フレイル検知の試み. 看護理工学会誌, Vol. 4, No. 1, pp. 2–14, 2017.
- [21] Franca Delmastro, Flavio Di Martino, and Cristina Dolciotti. Cognitive training and stress

detection in mci frail older people through wearable sensors and machine learning. *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 65573–65590, 2020.

- [22] Thinhinane Yebda, Jenny Benois-Pineau, Marion Pech, H el ene Ami eva, and Cathal Gurrin. Detection of semantic risk situations in lifelog data for improving life of frail people. pp. 402–406, 2020.
- [23] Franca Delmastro, Flavio Di Martino, and Cristina Dolciotti. Cognitive training and stress detection in mci frail older people through wearable sensors and machine learning. *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 65573–65590, 2020.