

2025年12月24日

報道機関 各位

国立大学法人東北大学

慣性センサ信号を利用した歩行表現型解析法の開発 —高齢者の個人ごとの転倒要因の特定に期待—

【発表のポイント】

- 足部に装着した慣性センサ^(注1)の信号から、個人の歩行を異なる特徴のグループ（歩行表現型）に分類する方法を開発しました。
- 高齢者の転倒を引き起こす要因が、歩行表現型によって異なることを明らかにしました。
- 個人ごとに転倒要因を特定し、転倒要因に基づいて最適化された転倒予防プログラムに応用することが期待されます。

【概要】

高齢者の転倒は、死亡や寝たきりにもつながる問題として注目されています。転倒リスク（転倒のしやすさ）の臨床的な評価は、身体機能の計測や質問票などを利用して行われていますが、転倒を引き起こす要因を特定する方法は実現できていませんでした。

東北大学大学院医工学研究科の渡邊高志教授、東北大学大学院工学研究科の佐藤龍晟大学院生らの研究グループは、足部に取付けた慣性センサの信号（加速度、角速度）から、個人の歩行を異なる特徴のグループ（歩行表現型）に分類して解析する新たな方法を構築し、各歩行表現型に特異的な転倒発生の要因がある可能性を示しました。

これらの成果は、個人によって異なる転倒要因を特定し、転倒要因に基づいて個人に最適化された転倒予防プログラムに応用することが期待されます。

本研究成果は、2025年12月10日に国際学術誌 Sensors（電子版）に掲載されました。

【詳細な説明】

研究の背景と経緯

高齢者の人口は増加しており、その約 30%が毎年転倒を経験しています。転倒は骨折や外傷を引き起こし、要介護状態や死亡率の増加につながるため大きな問題になっています。転倒を引き起こす要因には、筋力やバランス機能、感覚機能などの身体機能の加齢による低下のほか、身体的疾患や薬の影響、さらには段差や床の滑りやすさ、照明、履物などの環境も関係し多岐にわたります。そのため臨床では、転倒リスク（転倒のしやすさ）を、10m 歩行テストや Timed Up and Go (TUG) テストなどの身体機能を測定する方法、バーグバランススケール (BBS) のようなバランス能力を測るテスト、転倒・転落アセスメント・スコアシートのような質問票などを利用して、設定した基準値によって、高リスク・低リスクに二分する評価（スクリーニング）が一般に行われています。しかし、1 つの方法だけで判断するのではなく、複数の方法を組み合わせて判断する必要があることも認識されており、これらを包括的に臨床評価するためには多大な時間と労力が必要になります。また、高齢者集団は様々な特徴の個人の集まりであり、一律の評価基準ではスクリーニングの精度が低く、高い転倒リスクを有する高齢者を見逃してしまうという問題があります。さらに、スクリーニング後の転倒予防対策を実施するためには、個人ごとに転倒要因を特定する必要がありますが、その要因を特定する方法は実現できていません。

東北大学の渡邊高志教授らの研究グループは、転倒リスクが高い・低いといった分類ではとらえきれない、身体機能の微妙な違いや、個人によって異なる転倒リスクの要因を特定する方法の開発を行いました。

研究の内容

東北大学大学院医工学研究科の渡邊高志（わたなべ たかし）教授、東北大学大学院工学研究科の佐藤龍晟（さとう りゅうせい）大学院生らの研究グループは、高齢者グループを異なる歩行特徴をもつグループ（歩行表現型）に分類し、各歩行表現型において転倒リスクに寄与する歩行特徴量を抽出し、機械学習モデルの特徴量重要度分析を行うことで、各歩行表現型の転倒リスクの要因を特定する方法を構築しました（図1）。構築した方法を、65歳以上の高齢者146名（平均年齢82.6歳）から取得した足部装着型慣性センサの波形データを含む公開データセットを利用して分析を行った結果、歩行表現型ごとに転倒を引き起こす要因が異なることが示されました（図2）。

この方法では、慣性センサ^{（注1）}の波形データを使用しますが、歩行の1歩の時間は、個人毎、1歩毎に異なりますので、動的時間伸縮（DTW）法を用いて波形の被験者間類似度を計算します。それを用いて歩行表現型に分類するためのクラスタリング^{（注2）}を行います。クラスタリングでは、歩行表現

型を特定するために、最適なクラスタリング方法を選定します。最初に、特微量削減法を用いて、3次元時系列データを低次元空間にマッピングします。その後、被験者間の波形非類似度を測るため、DTW法を用いた多次元尺度構成法（MDS）^{（注3）}を適用します。次に、4種類のクラスタリング方法（K-means++、k-medoids++、Fuzzy c-means、階層的クラスタリング）について比較を行い、転倒に関連する主要なパラメータにおいて十分な効果量を示した条件のみを採用し、シルエットスコア^{（注4）}などのクラスタ内部指標を用いて、最適なクラスタリング法を選定します。今回、足部に装着した慣性センサの波形データ（角速度1成分、加速度2成分からなる3次元時系列）を使用してクラスタリング分析を行った結果、高齢者グループは4つのグループ（歩行表現型）に分類されました。本研究では、これらの4つのグループを、クラスタごとの歩行特徴によって、小刻み歩行型、慎重歩行型、中間歩行型、頑健歩行型と呼びます。小刻み歩行型は、ケイデンス（1分間当たりの歩数）が全グループ中で最も高い値でしたが、歩行速度は中間であり、転倒経験率は2番目に高い値となっていました。慎重歩行型は身体能力が低く、転倒率が最も高いグループでした。頑健歩行型は身体能力が最も高く、転倒率が最も低いグループでした。中間歩行型は、ほとんどの身体能力の指標において慎重歩行型と頑健歩行型の中間の値を示し、転倒経験率も同様に中間の値となっていました。

次に、各歩行表現型における転倒リスクの主要因を特定するために、転倒者を分類する機械学習モデルを構築して、特微量の重要度分析を行います。ここでは、4種類の機械学習（ランダムフォレスト、XGBoost、決定木、人工ニューラルネットワーク）を使用し、各モデルの特微量重要度を解釈するために、SHAP（Shapley Additive explanation）分析^{（注5）}を行います。その後、複数のモデル間での合意を得るため、重み付きボルダ得点を用いて特微量の重要度ランキングを作成します。この特微量重要度分析により、4種類の歩行表現型において、転倒の発生要因が大きく2つに分類されました。比較的低い身体機能の特徴とする慎重歩行型や中間歩行型では、歩行速度などの運動機能指標の低下が主な転倒原因であり、身体機能的要因が転倒を引き起こす要因となっていました。小刻み歩行型や身体的に健康な頑健歩行型では、転倒することへの不安や恐怖心が大きく影響しており、心理的要因が転倒を引き起こす要因になっていました。

最後に、TUGテストによる転倒リスクのスクリーニングの基準値の検証を行った結果、最適な基準値は歩行表現型ごとに異なり、11.95秒から14.00秒の範囲を示しました。これらの歩行表現型ごとに得られた最適な基準値を使用することで、特に慎重歩行型や中間歩行型において転倒リスクの検出精度が向上したことも確認しました。一方で、頑健型のような身体機能が高いグループで

はTUGテストのみでのスクリーニングには限界があることが示唆されました。

以上の結果から、歩行表現型によって転倒を引き起こす要因が異なることを示し、また、転倒リスクの適切なスクリーニング方法や評価基準が異なる可能性があることを示しました。このことは、転倒予防においては、個人毎に最適化した個別化評価が必要であることを強調しています。

今後の展開

本研究では、新しい歩行分析法を構築し、歩行の特徴をもとに分類されたグループ（歩行表現型）によって転倒を引き起こす主要因が異なることを示しました。また、転倒リスクの適切なスクリーニング方法や評価基準が異なる可能性があることを示しました。これらの結果は、個人の転倒要因の特定とそれに基づいて最適化された転倒予防プログラムへの応用が期待されます。今回の研究は歩行を対象に行いましたが、この方法を発展させることで、歩行に限らず、個人の運動機能評価やリハビリテーション効果の評価を行えるようになり、リハビリテーションプログラムの個人最適化につながることを期待されます。

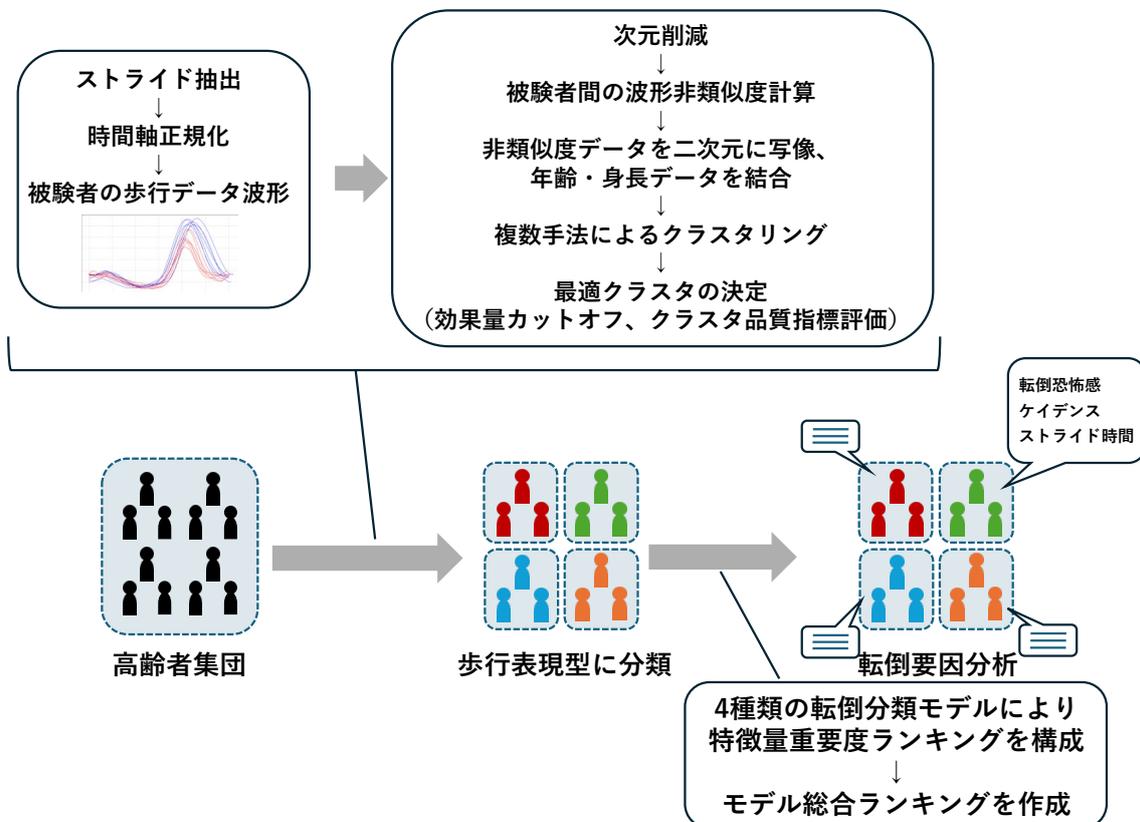


図 1. 歩行表現型分類による転倒要因分析の概略

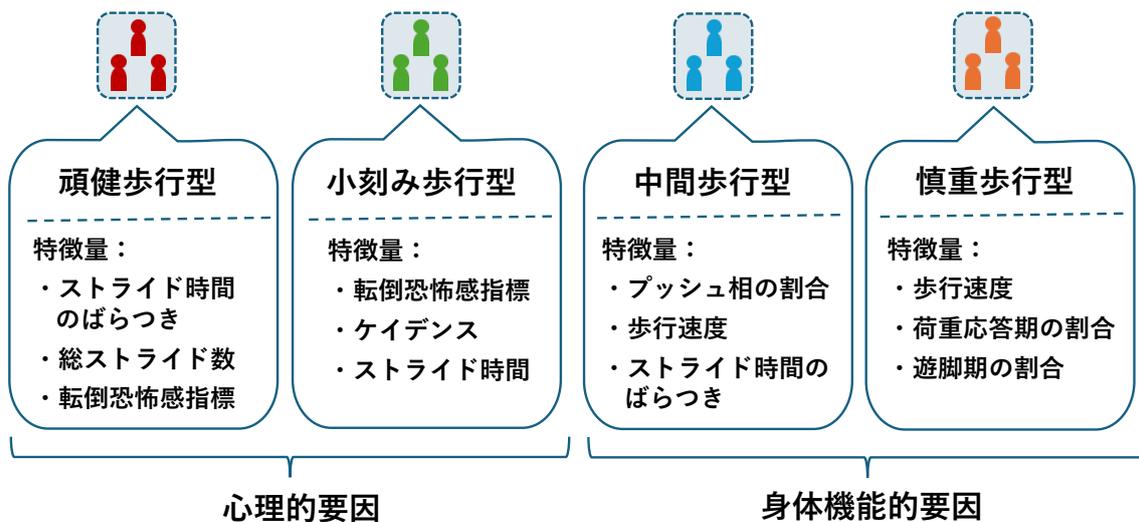


図 2. 65 歳以上の高齢者 146 名（平均年齢 82.6 歳）から取得した公開データセットを利用して分析を行った結果、高齢者群は 4 つの歩行表現型に分類され、各歩行表現型の転倒要因を分析した結果、転倒の発生に影響する特徴量が異なることが示され、特徴量重要度上位 3 位から大きく 2 つの要因に分類された

【謝辞】

本研究は、日本学術振興会科学研究費補助金（課題番号：23H03784）、東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究の支援を受けて実施されました。

【用語説明】

- 注1. 慣性センサ：加速度や角速度を計測するセンサのことです。身体に装着して運動を計測することができます。
- 注2. クラスタリング：データ間の類似性に基づいて、データを自動的にグループ化する方法のことです。
- 注3. 多次元尺度構成法（MDS）：類似度をもとに、データ間の相対的な位置関係をマップ上に描いて可視化する方法のことです。
- 注4. シルエットスコア：クラスタリングの性能を定量評価するための指標の一つです。数値が 1 に近いほどクラスタリングの品質が高いことを示します。
- 注5. SHAP（Shapley Additive explanation）分析：機械学習モデルを解釈する指標の一つです。モデルの入力に使用した各特徴量が、モデルの出力結果に対してどの程度の影響を与えたかを定量化し、その値を使用して、出力結果における特徴量の相対的な重要度を解釈する方法です。

【論文情報】

タイトル : Data-Driven Phenotyping from Foot-Mounted IMU Waveforms:
Elucidating Phenotype-Specific Fall Mechanisms

著者 : Ryusei Sato*, Takashi Watanabe

*責任著者 : 東北大学大学院工学研究科 大学院生 佐藤龍晟

掲載誌 : Sensors

DOI : 10.3390/s25247503

URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/24/7503>

【問い合わせ先】

(研究に関すること)

東北大学大学院医工学研究科

教授 渡邊高志

TEL: 022-795-4861

Email: t.watanabe@tohoku.ac.jp

(報道に関すること)

東北大学大学院医工学研究科

TEL: 022-795-7491

Email: bme-pr@grp.tohoku.ac.jp