

厚生労働科学研究補助金
労働安全衛生総合研究事業
(総括・分担) 研究報告書

ICT技術を用いた転倒予防システム開発の現状調査

研究分担者：倉岡宏幸(公立千歳科学技術大学)

研究要旨：

令和5年度のデータによれば、転倒災害は全労働災害の約25%を占めており、高齢就業者の増加を背景に、業種を問わず発生件数が増加傾向にある。転倒リスクは、加齢に伴う身体機能の低下(内的要因)、照明や床面の不備(外的要因)、安全教育や管理体制の不備(社会管理的要因)、多剤服用や心理的問題(障害増幅要因)など、複数の要因が複雑に絡み合っ発生することが報告されている。本研究は、労働現場における転倒災害の増加という深刻な課題に対し、ICT技術を活用した転倒検知アルゴリズムの現状調査を目的としたものである。

本研究では、文献・ネット調査により、既存の転倒検知システムおよびアルゴリズムを整理し、特に Fall Index (FI) および PerFallID が転倒検知アルゴリズムとして応用可能であると考えられた。FI は高サンプリング加速度データに基づく簡便な手法だが、緩やかな転倒には不向きであり、PerFallID はジャイロスコープと加速度の複合評価により高精度を目指す設計となっている。近年では、サポートベクターマシン(SVM)、ランダムフォレスト(RF)などの機械学習アルゴリズムや、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を中心とした深層学習モデルも転倒検知に応用されており、高精度化とリアルタイム性の両立が期待される。

既存研究の多くが限定的環境下でのデータに基づいており、日常環境への適応や個人差への対応、過検知の問題など、汎用性と信頼性に課題が残る。今後は、事後検知だけでなく、転倒予測やリスク評価による事前アラートの実装が重要である。本研究は、これらの知見を踏まえ、既存アルゴリズムの応用や新規アルゴリズム開発に取り組むものであり、今後は、現場実装に資する包括的かつ実用的なシステム構築を目指す。

A. 研究の背景および目的

労働災害において、「転倒災害」が占める割合は年々増加している。令和5年度の休業4日以上労働者死傷病報告においては、転倒災害が全体の約25%を占めており、年代別でみると50歳代から発生件数が増えることが示されている[1]。また、産業別では、製造業や建設業において転倒災害が多い傾向がみられるが、過去10年間の年次変化に着目すると、すべての産業において発生件数が増えていることがわかる[1]。これらの背景には、就業者の高齢化が大きく影響していることが考えられる。しかし、転倒災害の発生には、加齢に伴う各種心身機能の低下といった内的要因や、職場環境の不適切な状態(不十分な照明、不規則な床面)による外的要因などの多くの要因が複雑に関与していることが報告されている[2]。近年の研究では、転倒災害のリスク要因として、内的要因と外的要因に加えて、社会管理的要因および障害増幅要因の4つに分類され、それぞれの要因が複合的に作用して転倒リスクを高めることが示されている[2]。社会管理的要因は、職員に対する安全教育や啓蒙活動の不足、職場における安全管理体制の不備、転倒リスクを軽減するための社会保障制度や医療体制の不十分などが該当する。一方で、障害増幅要因は、個々の身体的・心理的特性が転倒リスクをさらに増幅させる要因を指す。例えば、骨粗鬆症や多剤服用は筋力低下やバランス感覚の喪失を引き起こし、転倒の可能性を高めることが示されている[3,4]。また、心理的には、転倒に対する恐

怖や鬱症状が活動量の低下をもたらし、さらなる筋力低下と転倒リスクの悪循環を形成するといわれている[5-7]。このように、転倒災害のリスクは多岐にわたっており、転倒を予防するには、物理的な環境整備や安全教育の充実に加え、心理的ニーズや身体的特性に対応した包括的な対策が必要である。

現在、日本政府および民間企業において、転倒災害の予防を目的とした安全対策が強化されている。2023年4月に策定された「第14次労働災害防止計画」では、新たに「転倒による労働災害」への対策が加えられ、安全衛生における優先的な課題となっていることが挙げられる[8]。具体的には、職場環境の整備やリスクアセスメントの実施、安全衛生教育の推進、安全衛生を導入する際の補助金やガイドラインの提供などの施策が講じられている。また、近年では、ICT (Information and Communication Technology) 技術の発展により、転倒防止を目的とした技術的ソリューションが求められており、例えば、ウェアラブルデバイスや転倒検知システムの開発と導入が転倒災害の予防に向けた効果的なアプローチとして期待されている。実際に、建設業や製造業を対象としたいくつかの企業では、現場で働く作業者の安全管理を目的とした転倒検知システムの開発が進められている。村田製作所では、作業者のヘルメットにセンサデバイス(図1左)を装着し、そのデバイスから取得される生体情報と環境情報より、転倒検知や熱ストレスの検知を行うシステムを開発している[9]。また、日鉄ソリューシ

ョンズでは、現場作業員向けの安全管理システム(「安全見守りくん」[10])を提供している。このシステムでは、小型のウェアラブルデバイス(図 1 右)により、作業者の位置情報やバイタルデータをリアルタイムでモニタリングし、転倒や転落といった危険状態を検知した際は、即座に管理者へアラートで通知することで災害発生時の迅速対応に繋げている。このように、転倒検知システムの導入事例が増えている一方で、これらのシステムを支えるアルゴリズムの改善が重要な課題として挙げられている。

B. 研究方法

転倒検知のアルゴリズムに関する先行研究を把握するために、インターネット上の学術検索エンジン(Google Scholar, PubMed, CiNii Articles など)を用いて「転倒検出」「fall detection」「wearable sensors」「加速度センサ」等のキーワードで文献検索を行った。検索対象期間はおおよそ過去20年間とし、特にウェアラブルデバイスを用いた転倒検知技術や、機械学習や深層学習を用いた転倒検知アルゴリズムに関する論文を重点的に調査した。・文献およびインターネット検索による調査を行った。

C. 研究結果 および D. 考察

ウェアラブルデバイスを用いた転倒検知に関する既存のアルゴリズムとして、Fall Index (FI) [11], PerFallID[12], iFall[13]などが知られている。iFall は高齢者の見守りシステムとして報告されて

いることから、健常者の転倒検出にも応用されている FI と PerFallID のアルゴリズムについて紹介する。FIでは、転倒の検出に際して、各加速度サンプルに対し、過去 20 個の測定値(各軸 A_x, A_y, A_z)を入力とする評価関数 f を用いて、転倒イベントに伴う急激な加速度変化を捉える。具体的には、ある時刻 i における FI は次のように定義される。

$$FI_i = \sqrt{\sum_{k=x,y,z} \sum_{i-1} ((A_k)_i - (A_k)_{i-1})^2}$$

本手法は、高サンプリング周波数下で急激な転倒に対しては有効である一方、加速度の急変が認められないゆっくりとした転倒においては検出感度が低下するという課題がある。

PerFallID では、携帯端末に内蔵された加速度センサーとジャイロスコプから得られる情報を統合して、全加速度 $|AT|$ と垂直方向の加速度 $|AV|$ の値を同時に評価するというアプローチであり、次式のように推定する。

$$|A_v| = |A_x \sin \theta_z + A_y \sin \theta_y - A_z \cos \theta_z|$$

具体的には、端末の向きを決定するために、ピッチ角 θ_y およびロール各 θ_z をジャイロスコプより測定し、観測時間窓内での加速度の変化量 $\Delta|AT|_{wintt}$ を推定し、この値が閾値 Th_{fi} を超えた場合にパターン認識フェーズに移行する。パターン認識フェーズでは、追加入力として、第 2 の

時間窓内で|AT|の最大値と最小値の差を次のように算出する.

$$\Delta win_{ct}|AT| = \max(|AT|) - \min(|AT|)$$

この差が閾値未満であれば転倒と判断する. 同様に, 垂直方向の加速度|AV|に対しても, 対応する時間窓 win_{tv} および win_{cv} , 閾値 Th_{tv} と Th_{cv} とし, 最終的に|AT|と|AV|の両方で検出条件が満たされた場合にのみ, 転倒が発生したと認定される.

以上のように, FI および PerFallD の 2 手法は, センサー出力の短時間における変動を評価することにより転倒検出を行っている. これらのアルゴリズムは, リアルタイム処理の実現とともに, 急激な転倒や微妙な体勢変化を識別するための工夫がなされている点でウェアラブルデバイスを用いた転倒検出システムの実用化に向けた貴重な知見を提供している.

また, 近年における転倒検知アルゴリズムでは, 機械学習および深層学習を採用している. 機械学習では, サポートベクターマシン (Support Vector Machine : SVM), ランダムフォレスト (Random Forest : RF) および k 近傍法 (k-nearest neighbor algorithm : k-NN) が広く用いられている. これらの手法は, 転倒検知や日常生活動作などの多くの分類タスクに適用可能であり, 組み込みデバイスや低消費電力が求められる環境下では優れた性能を発揮するといわれている[14-17]. また, SVM や RF については, 特徴量の重要度

の解釈が比較的容易であることから, 転倒に関連する重要な指標を特定することが可能だといわれている[12,13]. しかし, 機械学習による手法では, データ規模によっては計算負荷が大きくなり, 非線形が高い複雑なタスクになると深層学習を用いた手法が優位になるケースが多いことが示されている[11]. そこで, 前述したように, 近年は深層学習を活用したアルゴリズムが転倒検知の領域で活用されている, 例えば, 畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network : CNN) は, 加速度データや角速度データの時系列パターンを解析するのに適しており, 転倒検知の精度を大幅に向上させている[18-20]. また, 最近の研究では, 複数の深層学習モデルを組み合わせるハイブリッド手法も提案されており, CNN をベースとした長・短期記憶ネットワーク (Long Short Term Memory) では, 動作の連続性を考慮した解析を可能とすることから, 転倒を含めた日常動作を高精度で区別できることが報告されている[18,21]. これらの深層学習モデルは, 大量のセンサーデータを活用して転倒動作の特徴を学習することで, 未知のデータにも高い適応性を示すことが期待される. 以上で述べた転倒検知アルゴリズムに関する代表的手法の特徴について表 1 に示す.

このように転倒検知に関するアルゴリズムの多様性が拡大している一方で, 多くの研究が特定の環境または条件下で収集したデータを基にアルゴリズムを開発していることから, 日常生活への適用性が限定され, 転倒検知の汎用性に課題

が残されている。また、既存のアルゴリズムの多くが個々のユーザーの特性を十分に考慮できておらず、誤検知や過剰検知が発生し、システム自体の信頼性を損なわれる可能性が懸念される。さらに、ウェアラブルデバイスを使用するシステムでは、リアルタイム性とエネルギー効率の両立が求められていることから、高い検知精度だけでなく、長時間の連続測定を可能とした最適なアルゴリズムの開発が必要とされる。

転倒検知に関する先行研究の多くは、転倒検知による事後対応を目的としたシステム開発を行っている。しかし、事後対応だけでは転倒災害を減少させるには限界があるため、転倒予測や転倒リスク評価を活用し、事前アラートを発信して注意喚起を行う適時介入が重要である。また、収集したデータを基に、転倒リスクの個人要因や環境要因を解明することで、労働安全衛生教育や職場環境の改善に役立てるとともに、事前の転倒予防対策につなげることが必要である。

E.結論

本調査結果および行動解析室での転倒シミュレーション実験を通じて、新たな転倒検知アルゴリズムの開発を目指す。

F.研究発表 該当なし

(資料1)

muRata



図1 安全管理システムにおけるウェアラブルデバイスの一例(左:作業者安全モニタリングシステム(村田製作所)[9], 右:安全見守りくん(日鉄ソリューションズ)[10])

(資料2)

表 1 転倒検知アルゴリズムの代表的手法における特徴[14-21 を基に作成]

手法	利点	欠点
SVM	<p>高い分類制度を発揮し、特に転倒/非転倒といった二値分類に適している。</p> <p>角速度や加速度などの高次元データの処理が可能。</p>	<p>大規模なデータセットでは、計算負荷が高く、リアルタイム性が求められる転倒検知では処理速度に問題が生じる可能性がある。</p>
RF	<p>ノイズや外れ値に強く、センサーデータのばらつきが大きい場合でも安定した転倒検知が可能。</p> <p>特徴量の重要度を評価できることから、転倒要因(例: 前方加速度の急増や横方向の動き)の分析が可能。</p>	<p>多数の決定木を構築するため、モデルサイズが大きくなり、計算資源を多く消費する。</p> <p>モデルが複雑になり、解釈が難しくなるケースがある。</p>
kNN	<p>実装が容易で、少量のデータでも転倒検知システムを構築可能。</p> <p>非線形データにも対応可能で、様々な動作パターンの転倒検知に柔軟性が高い。</p>	<p>推論時に全データとの距離計算が必要で、データ量が多い場合、リアルタイム処理に支障が出る。</p> <p>ノイズや外れ値の影響を受けやすく、センサーのデータのばらつきが大きい場合に精度が低下する可能性がある。</p>
CNN	<p>画像データや多次元センサーデータから自動的に特徴量を抽出可能で、転倒動作の微細なパターンを検知する能力が高い。</p>	<p>モデルが大きく、高性能なハードウェアが必要となり、ウェアラブルデバイスでは運用が難しい場合がある。</p>
LSTM	<p>時系列データの長期的な依存関係を捉える能力に優れ、転倒動作の連続性を考慮した高精度な検知が可能。</p>	<p>モデルが複雑で、計算負荷が高いため、リアルタイム性が求められる転倒検知システムには適応が難しい場合がある。また、過学習のリスクがあり、正則化やパラメータ調整が必要。</p>

(資料3)

【参考文献一覧】

1. 厚生労働省, 労働災害発生状況 : <https://www.mhlw.go.jp/bunya/roudoukijun/anzeneisei11/rousai-hassei/> [accessed January, 5, 2025]
2. 川越 隆, 転倒災害の現状と対策, 日本転倒予防学会誌, 2019, 6 巻, 3 号, p. 9-14.
3. Smulders, E., van Lankveld, W., Laan, R. et al. Does osteoporosis predispose falls? a study on obstacle avoidance and balance confidence. *BMC Musculoskelet Disord* 12, 1 (2011). <https://doi.org/10.1186/1471-2474-12-1>
4. Zaninotto, P., Huang, Y.T., Di Gessa, G. et al. Polypharmacy is a risk factor for hospital admission due to a fall: evidence from the English Longitudinal Study of Ageing. *BMC Public Health* 20, 1804 (2020). <https://doi.org/10.1186/s12889-020-09920-x>
5. Byun, M., Kim, J., & Kim, J. E. (2021). Physical and psychological factors contributing to incidental falls in older adults who perceive themselves as unhealthy: A cross-sectional study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(7). <https://doi.org/10.3390/ijerph18073738>
6. Byun, M., Kim, J., & Kim, M. (2020). Physical and psychological factors affecting falls in older patients with arthritis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(3). <https://doi.org/10.3390/ijerph17031098>
7. Ngune, I., Ang, S. G. M., Nadew, G., & Saunders, R. (2023). Factors associated with risk of falling among younger inpatients in a mental health setting-A systematic review. *Journal of clinical nursing*, 32(21-22), 7691–7706. <https://doi.org/10.1111/jocn.16854>
8. 厚生労働省, 労働災害防止計画について : <https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000197308.html> [accessed January, 5, 2025]
9. 村田製作所, 作業安全モニタリングシステム : <https://solution.murata.com/ja-jp/service/wms/> [accessed January, 17, 2025]
10. NIPPON STEEL, 現場作業員向け 安全見守りくん : <https://www.nssol.nipponsteel.com/ss/detail/app/anzemimamori.html> [accessed January, 17, 2025]
11. Yoshida, T., Mizuno, F., Hayasaka, T., Tsubota, K., Wada, S., Yamaguchi, T.(2005). A Wearable Computer System for a Detection and Prevention of Elderly Users from Falling. In *Proceedings of the 12th International Conference on Biomedical and Medical Engineering (ICBME)*, Singapore, Singapore, 179-182.

12. Dai, J., Bai, X., Yang, Z., Shen, Z., Xuan, D. (2010), PerFallID: A Pervasive Fall Detection System using Mobile Phones. In Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops, Mannheim, Germany, 292-297
13. Sposaro, F., & Tyson, G.S. (2009). iFall: An android application for fall monitoring and response. 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 6119-6122.
14. Usmani, S., Saboor, A., Haris, M., Khan, M. A., & Park, H. (2021). Latest research trends in fall detection and prevention using machine learning: A systematic review. In *Sensors* (Vol. 21, Issue 15). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s21155134>
15. Doukas, C., Maglogiannis, I., Tragas, P., Liapis, D., Yovanof, G. (2007). Patient Fall Detection using Support Vector Machines. In: Boukis, C., Pnevmatikakis, A., Polymenakos, L. (eds) *Artificial Intelligence and Innovations 2007: from Theory to Applications. AIAI 2007*. IFIP The International Federation for Information Processing, vol 247. Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-74161-1_1_16
16. Alizadeh, J., Bogdan, M., Classen, J., & Fricke, C. (2021). Support Vector Machine Classifiers Show High Generalizability in Automatic Fall Detection in Older Adults. *Sensors* (Basel, Switzerland), 21(21), 7166. <https://doi.org/10.3390/s21217166>
17. Palmerini, L., Klenk, J., Becker, C., & Chiari, L. (2020). Accelerometer-Based Fall Detection Using Machine Learning: Training and Testing on Real-World Falls. *Sensors*, 20(22), 6479. <https://doi.org/10.3390/s20226479>
18. Hu, S., Cao, S., Toosizadeh, N., Barton, J., Hector, M. G., & Fain, M. J. (2024). Radar-Based Fall Detection: A Survey. *IEEE robotics & automation magazine*, 31(3), 170–185. <https://doi.org/10.1109/MRA.2024.3352851>
19. Islam, M., Tayan, O., Islam, R., Islam, S., Nooruddin, S., Kabir, M. N., & Islam, R. (2020). Deep Learning Based Systems Developed for Fall Detection: A Review. In *IEEE Access* (Vol. 8, pp. 166117–166137). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3021943>
20. Kraft, D., Srinivasan, K., & Bieber, G. (2020). Deep Learning Based Fall Detection Algorithms for Embedded Systems, Smartwatches, and IoT Devices Using Accelerometers. *Technologies*, 8(4). <https://doi.org/10.3390/technologies8040072>

21. Maitre, J., Bouchard, K., & Gaboury, S. (2021). Fall Detection With UWB Radars and CNN-LSTM Architecture. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 25(4), 1273–1283. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.3027967>

厚生労働科学研究補助金
労働安全衛生総合研究事業
(総括・分担) 研究報告書

ウェアラブルセンサーを用いた転倒検知アルゴリズムの検討

研究代表者：丸山 崇（産業医科大学 医学部 第1生理学）

研究分担者：黒坂 知絵（産業医科大学 産業保健学部 人間情報科学）

研究要旨：

労働災害における「転倒災害」は2000年頃から年々増加し、2005年以降は「転倒災害」が死傷災害のトップを占めている。「転倒災害」は、労働災害(休業4日以上)の死傷災害)全体の約25%を占め、墜落・転落まで含めると約40%を超えることから、早急に解決すべき課題である。2023年4月から実行されている「第14次労働災害防止計画」においても、新たに「転倒による労働災害」への対策が加えられ、安全衛生における優先的な課題となっている。近年、ICT(Information and Communication Technology) 技術の発展とともに、ウェアラブルセンサーを用いた生体情報検出技術が発展している。加速度や角速度による動作情報を用いた転倒検知アプリケーションなども開発されているが、労働現場への導入は限定的で、転倒災害防止に効果的な転倒検知から転倒防止まで含めた包括的なシステム開発が望まれる。今回、我々は産業医科大学行動解析室において転倒模擬実験を行い、転倒パターン毎の加速度等のデータを記録し、既存転倒検知アルゴリズムの検証及び、さらに転倒検知アルゴリズムの開発に取り組んだ。

方法として、産業医科大学共同利用研究センター行動解析室において21名の被験者協力のもと転倒シミュレーション実験を行った。3軸加速度センサーを内蔵したウェアラブルセンサーを装着し、転倒検知検証に使われる基本転倒8パターンと基本日常動作8パターンのシミュレーションを行なった。ウェアラブルセンサー(3軸加速度センサー)は、体幹(胸部)、腕(両側)、足首に装着し、加速度データ以外にも、心拍や体温なども同時測定し、各部位の検出特性や検出精度等を検討した。

測定データとして、各被験者に装着した5つのセンサーから、各々転倒模擬動作8パターンと日常動作8パターンのデータセットが得られた。これらのデータを用いて、転倒検知アルゴリズムの検証を行なった。既存の簡易な転倒検知指標であるSignal Magnitude Vector (SMV)やFall indexの転倒検知指標の閾値を検討しアルゴリズム構築を行うとともに、Fall indexでは至適積算値の検討を行なった。また、測定部位による検知精度の違いを検討するとともに、個人特性による特徴(体格、利き手)に関しても分析を行なった。

結果としては、腕に装着したウェアラブルセンサーによる転倒検知は可能であり、利き手による差は無いと考えられた。また加速度センサーによる検出データの差はあるが、wit motionによる3軸加速度センサーからのデータをもとにするとFall index(積算値=5)で平均比較した場合、閾値は45000程度に設定することが妥当と考えられた。

A. 研究の背景および目的

労働災害における「転倒災害」は 2000 年頃から年々増加し、2005 年以降は「転倒災害」が死傷災害のトップを占めている。「転倒災害」は、労働災害(休業 4 日以上)の死傷災害)全体の約 25% を占め、墜落・転落まで含めると約 40%を超えることから、早急に解決すべき課題である。2023 年 4 月から実行されている「第 14 次労働災害防止計画」においても、新たに「転倒による労働災害」への対策が加えられ、安全衛生における優先的な課題となっている。近年、ICT (Information and Communication Technology) 技術の発展とともに、ウェアラブルセンサーを用いた生体情報検出技術が発展している。加速度や角速度による動作情報を用いた転倒検知アプリケーションなども開発されているが、労働現場への導入は限定的で、転倒災害防止に効果的な転倒検知から転倒防止まで含めた包括的なシステム開発が望まれる。

今回、我々は産業医科大学行動解析室において転倒模擬実験を行い、転倒パターン毎の加速度等のデータを記録し、既存転倒検知アルゴリズムの検証及び、さらに精度の高い転倒検知アルゴリズムの開発を目的とした。

B. 研究方法

a. 転倒シミュレーション(模擬転倒実験)

- 産業医科大学共同利用研究センター行動解析室において健常成人被験者21名が参加し

た。[別添資料1]

- 3軸加速度センサーを内蔵したウェアラブルセンサーを装着し、転倒検知検証に使われる基本転倒8パターンと基本日常動作8パターンのシミュレーション行なった際のデータを収集した。[別添資料2]
- ウェアラブルセンサー(3軸加速度センサー)は、体幹(胸部)、腕(両側)、足首に装着した。
- 使用したセンサーは、体幹装着型および足首装着型1種類(Wit motion)、リストバンド型2種類(Wit motion, Mitsufuji 03)。[別添資料3]
- 転倒シミュレーション実験の際の動画も撮影し、体動分析も組み合わせ検証出来るようにした。また、加速度データ以外にも、心拍や体温なども同時測定した。
- 倫理委員会での承認を得た上で実験を行った。(産業医科大学倫理委員会ER23-017)

C. 研究結果

a. 加速度センサーによるデータ収集

2種類の3軸加速度センサー(X,Y,Z)を用いて、測定データとして、各被験者に装着した計5つのセンサーから、各々転倒模擬動作8パターンと日常動作8パターンのデータセットが得られた[別添資料 4]。なお、これらの動作パターンは、Burwinkel ら(2020)の報告を参考に決定した。b. 既存アルゴリズムによる転倒検知指標の検討

これらのデータを用いて、既存の簡易な転倒検知指標である Signal Magnitude Vector (SMV) と Fall index の転倒検知指標を計算した。Fall index では至適積算値の検討のため、n=2 および n=5 の計算値を算出し比較を行った。[別添資料 5]

c. 転倒検知の閾値検討

Fall index(n=5)で平均比較した場合、日常行動の running が 40000 であり、転倒動作の平均値範囲は約 40000~57000 であった。[別添資料 6]

d. センサーの装着部位および個人特性(利き手)による比較分析

装着部位別の検討では、Fall index で比較した場合に、胸の感度がやや低く、腕と足首の感度はやや高い傾向にあった。最大値は、部位別の差が小さいものの、最小値は、腕が、胸や足首に対して大きかった。[別添資料 7]

利き手 (Dominant hand: DM) または非利き手 (Non-dominant hand: NDM) に関しては、全ての動作において、左右の有意差は認めなかった。[別添資料 8]

D. 考察

転倒検知のアルゴリズム検討のために模擬転倒実験を行った。基本転倒8パターンと基本日常動作8パターンのシミュレーションデータを収集した。合計 21 名の被験者のデータが記録され、それぞれ、腕、胸、足首のデータを Fall index で比較し

た際に、胸の値がやや低いことが分かった。これまでの研究では、胸などの体幹部のセンサーは、転倒と日常動作の判別に有利であるとされている。実際は、腕に装着する腕時計型が、ユーザーにとっては簡便であるため、腕に装着したセンサーでの転倒検知を目指す必要があると考えられる。また、腕に装着する場合に、利き手に装着するか、非利き手に装着するかで検知能力が異なる可能性があるが、今回のデータでは、利き手と非利き手間で有意な差は認めなかった。手首であれば、左右どちらの腕に装着しても大きな差は認めないと考えられる。使用する加速度センサーによって、転倒検知の検出閾値が異なってくるが、今回の結果では、wit motion を使用した際に、Fall index(n=5)で平均比較した場合、日常行動の running が 40000 であり、転倒動作の平均値範囲は約 40000~57000 であったため、閾値は 45000 程度に設定することが妥当と考えられた。Misstep の動作に関しては、Fall index の値が低く出る傾向にあるが、これは、つまりいて転倒していない動作であり、転倒検知の閾値を下回っても大きな影響は無いと考えられた。

E. 結論

3軸加速度センサーを搭載した腕時計型ウェアラブルセンサーによって、転倒検知が可能であると考えられる。

F. 研究発表 該当なし

参考文献

Burwinkel, J.R.; Xu, Buye; et al. Preliminary Examination of the Accuracy of a Fall Detection Device Embedded into Hearing Instruments: Journal of the American Academy of Audiology. 2020, 31(6),393-403. doi:10.3766/jaaa.19056

[別添資料1]

被験者一覧

被験者 No	性別	年齢	身長 cm	体重 kg	利き手
KR01	男	23	175	75	R
KR02	女	25	162	50	R
KR03	男	23	182	71	R
KR04	男	22	162	62	R
KR05	男	22	176	74	R
KR06	女	22	153	42	R
KR07	女	23	152	52	R
KR08	女	55	164	60.5	R
KR09	男	22	173	74	R
KR10	女	26	157	54	R
KR11	女	23	155	48	R
KR12	男	20	180	61	L
KR13	女	22	165	62	R
KR14	女	47	153	47	R
KR15	男	22	165	60	R
KR16	男	27	175	72	R
KR17	女	24	157	54	R
KR18	女	21	164	60	R
KR19	女	26	156	54	R
KR20	女	22	160	58	R
KR21	女	21	159	58	R

[別添資料2]

【基本転倒パターン】

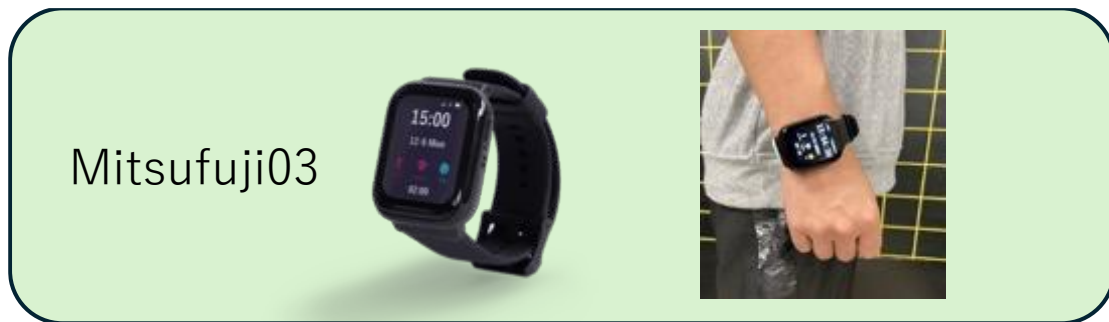
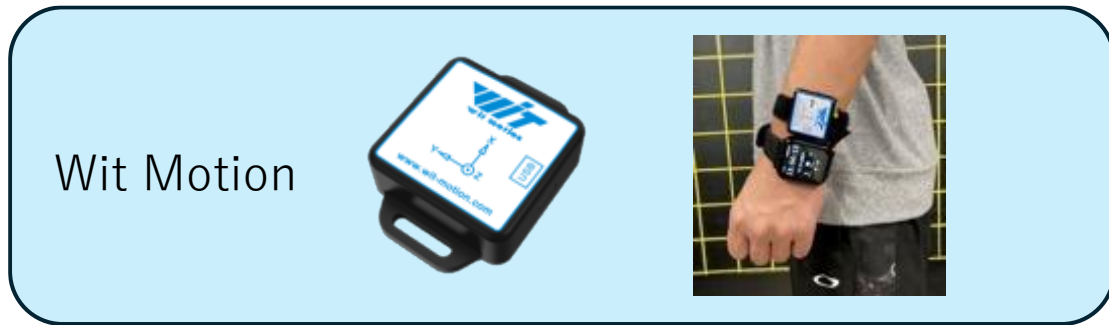
1	Slip forward
2	Slip backward
3	Trip
4	Incorrect weight transfers due to a misstep
5	Incorrect weight transfer while rising from sitting
6	Incorrect weight transfer while descending from standing
7	Hit or bumped
8	Loss of consciousness/collapse

【基本日常活動パターン】

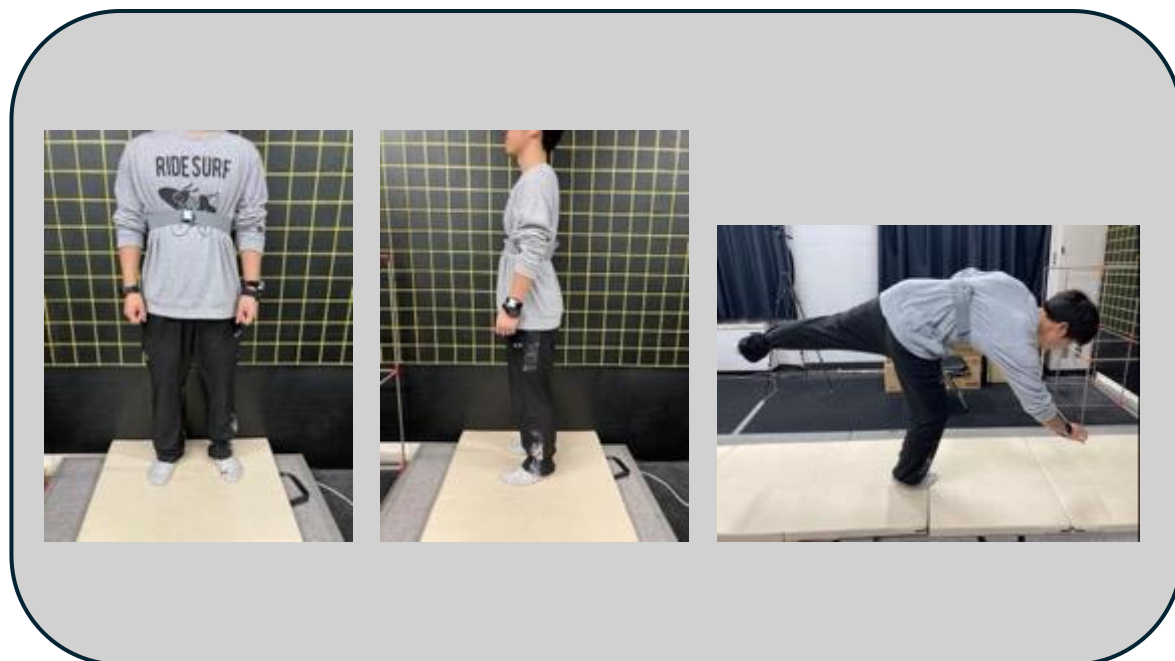
1	Normal Walking
2	Standing Quietly
3	Descending from standing to lying on the ground
4	Descending from standing to sitting on a chair
5	Rising from sitting to standing
6	Picking an object up from the ground
7	Ascending stairs/Descending stairs
8	Running

[別添資料3]

加速度センサー



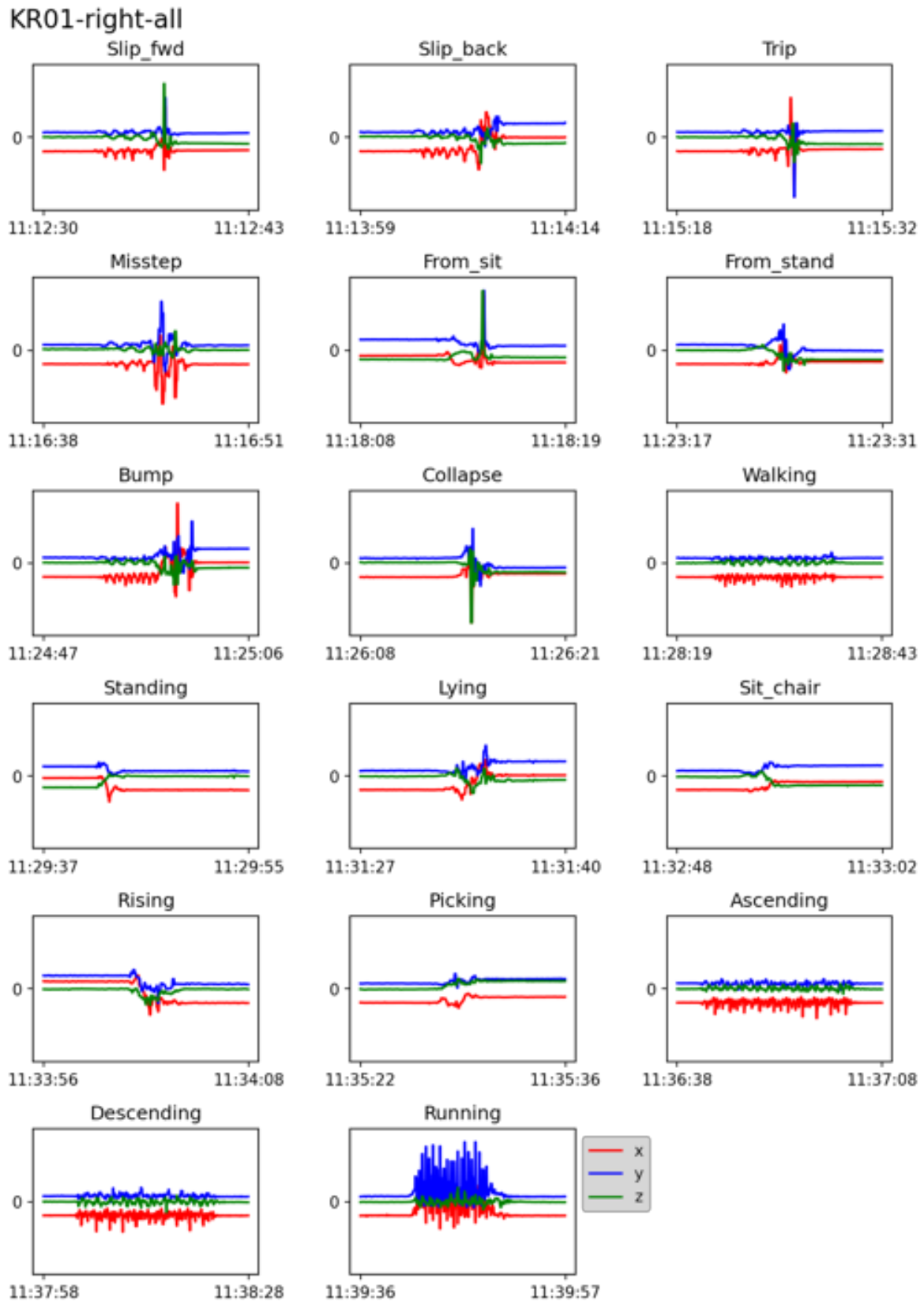
センサーの装着と実験の様子



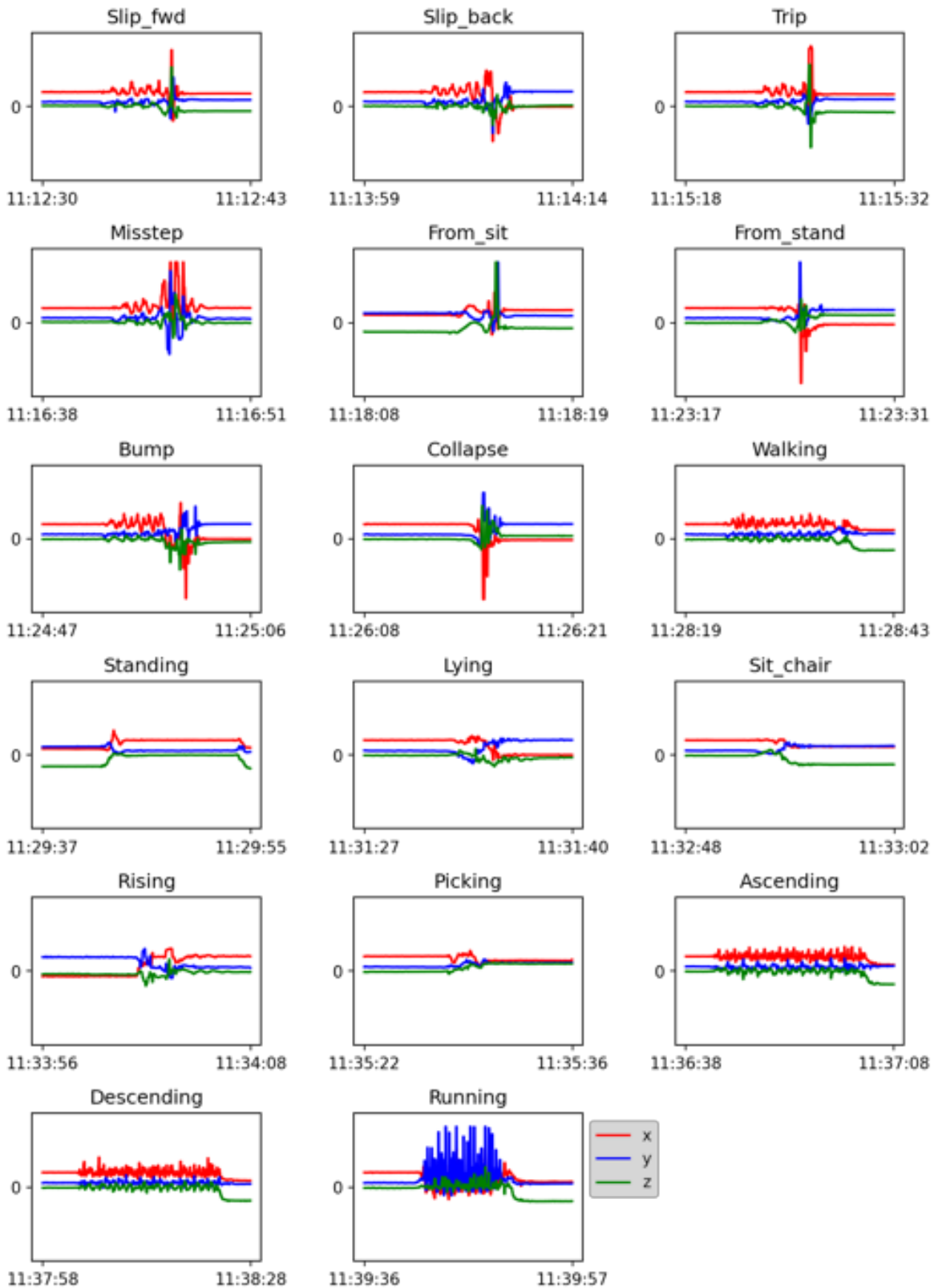
[別添資料 4]

3軸加速度センサーのデータ例

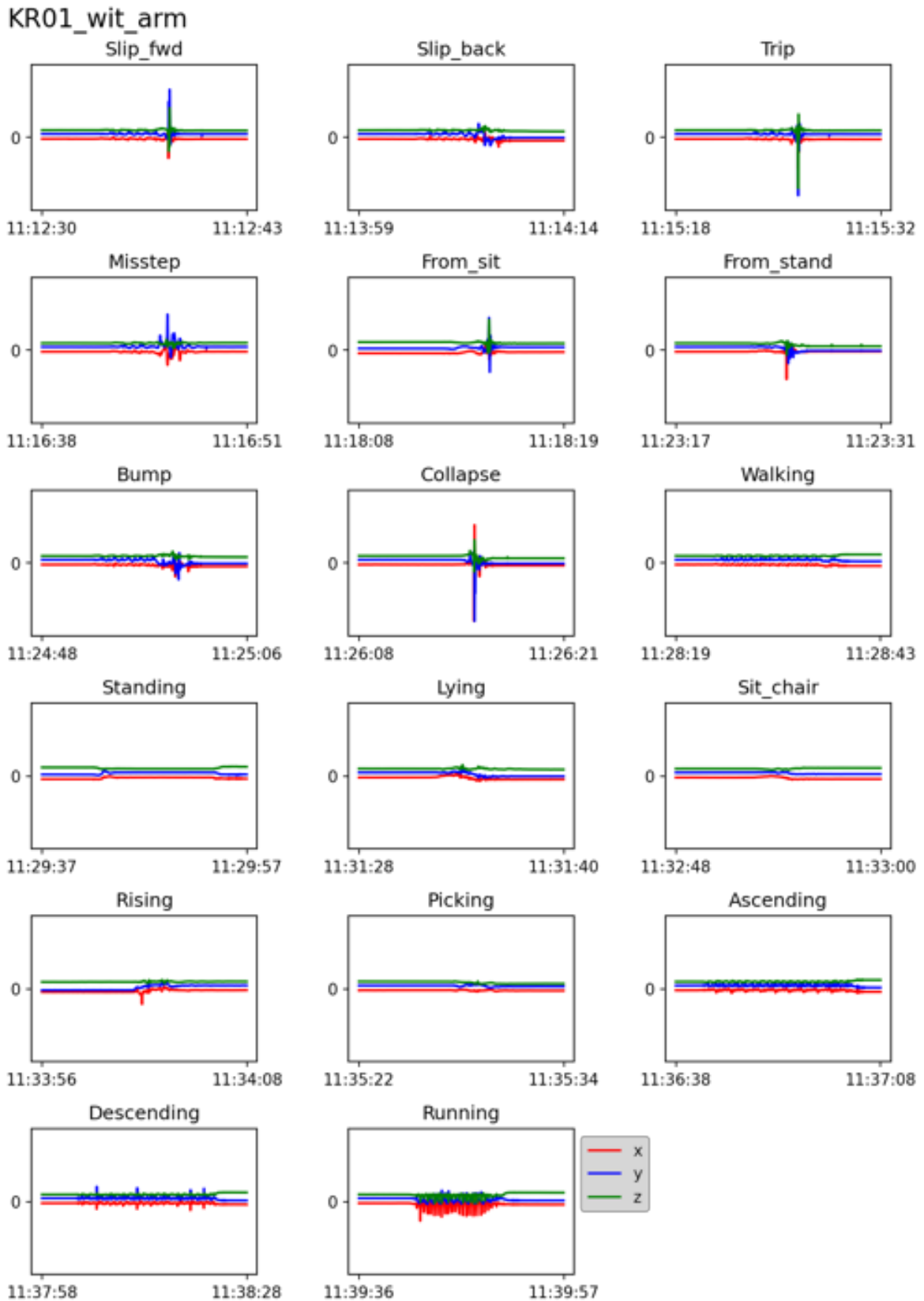
KR01_Mitsufuji03 右(利き手)



KR01-left-all

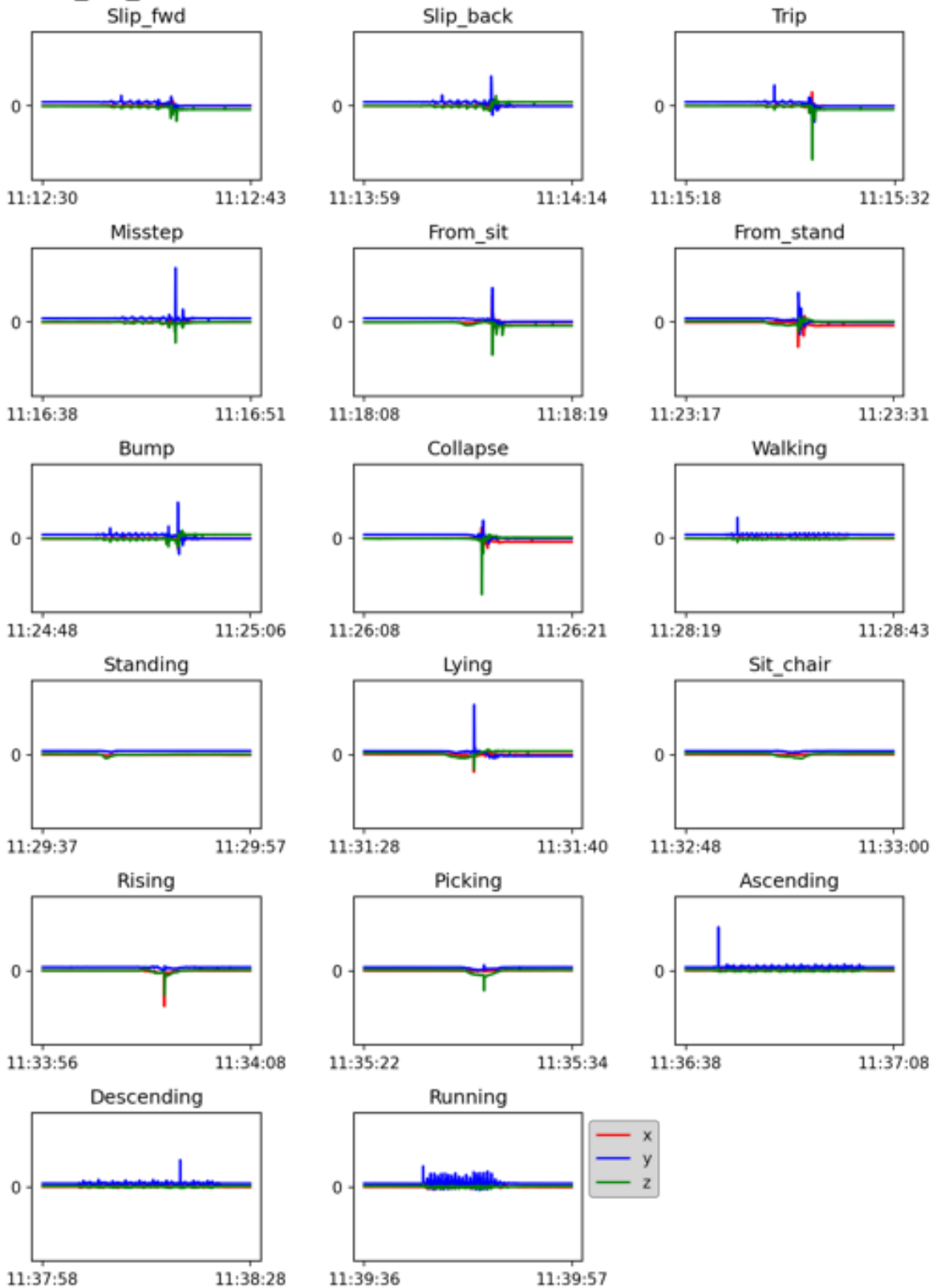


KR01_WitMotion 左腕(非利き手)



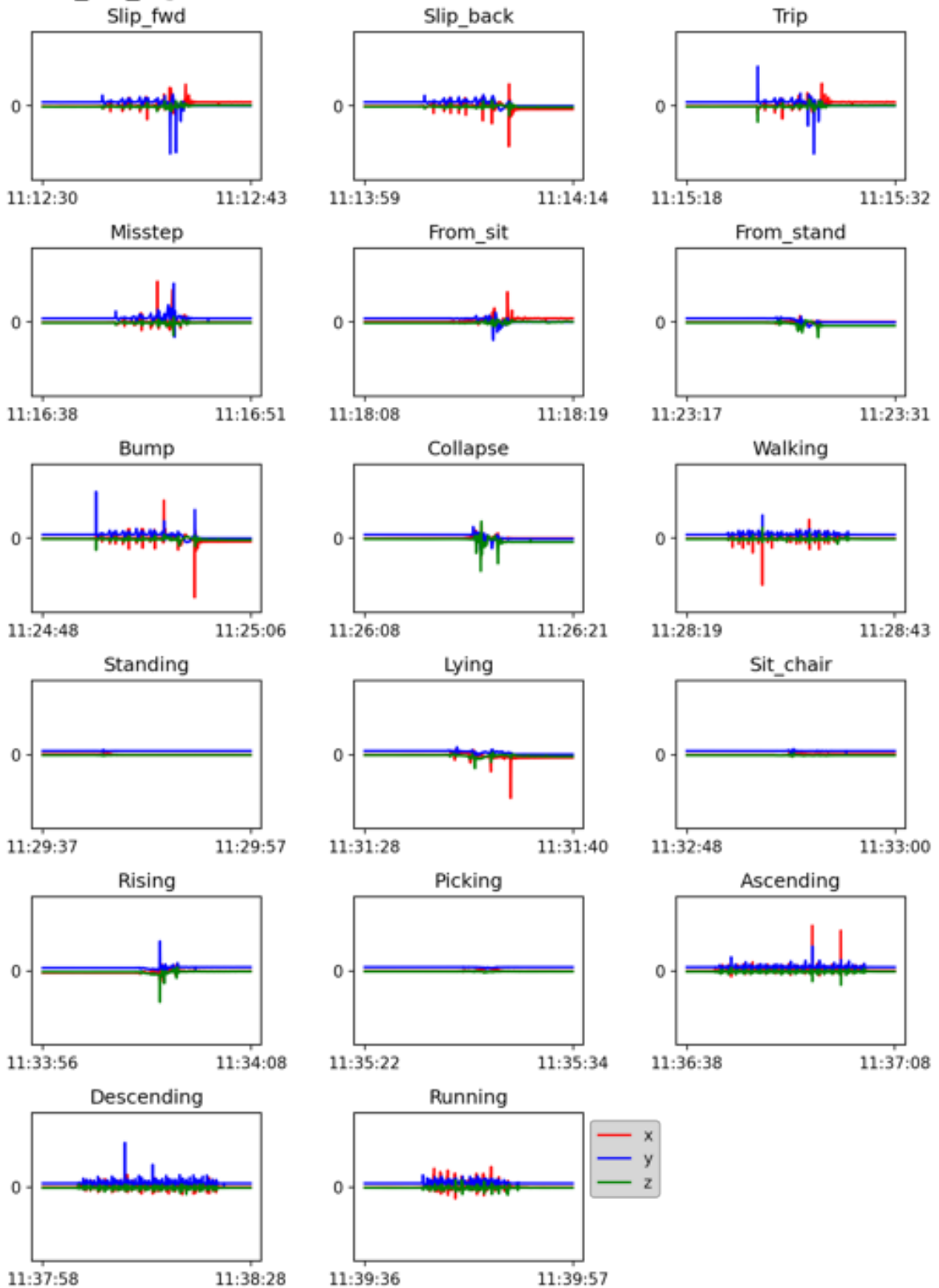
KR01_WitMotion 胸

KR01_wit_chest



KR01_WitMotion 左足

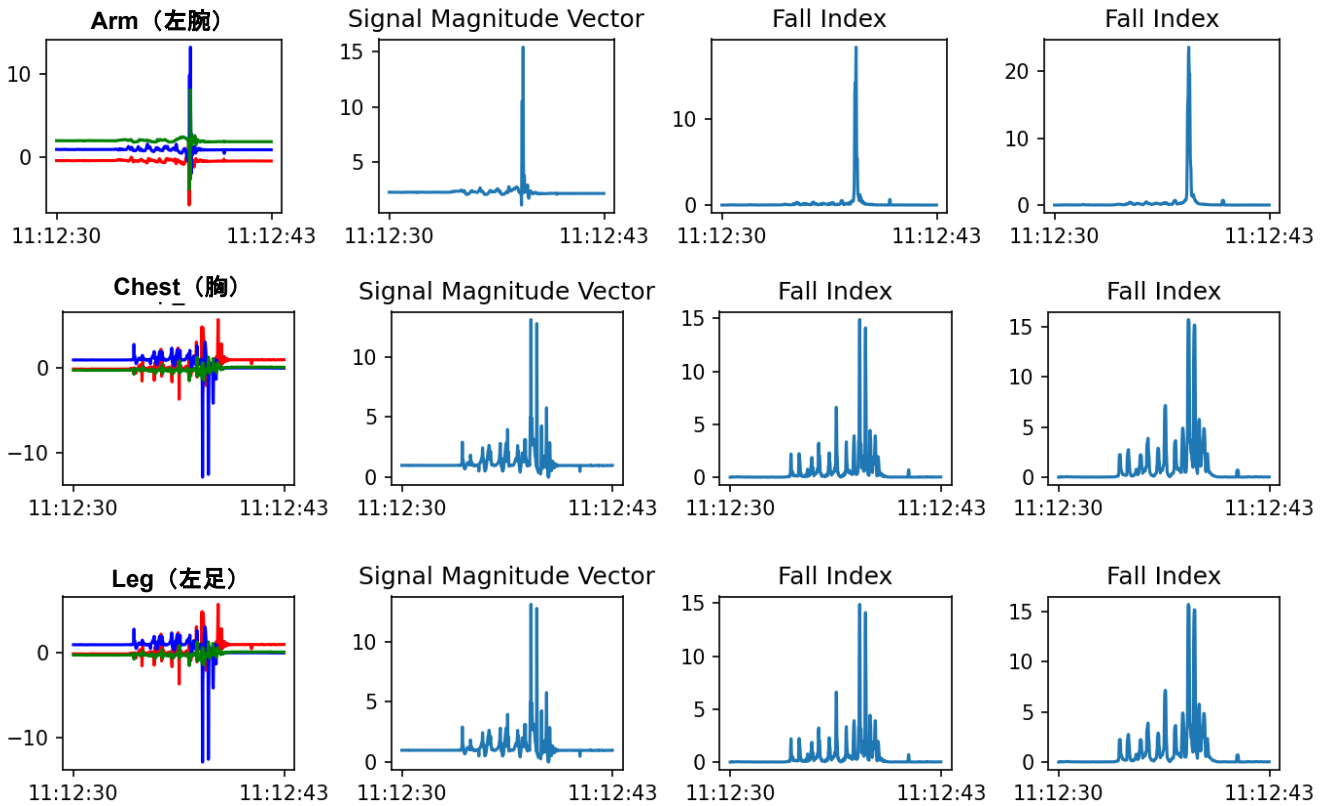
KR01_wit_leg



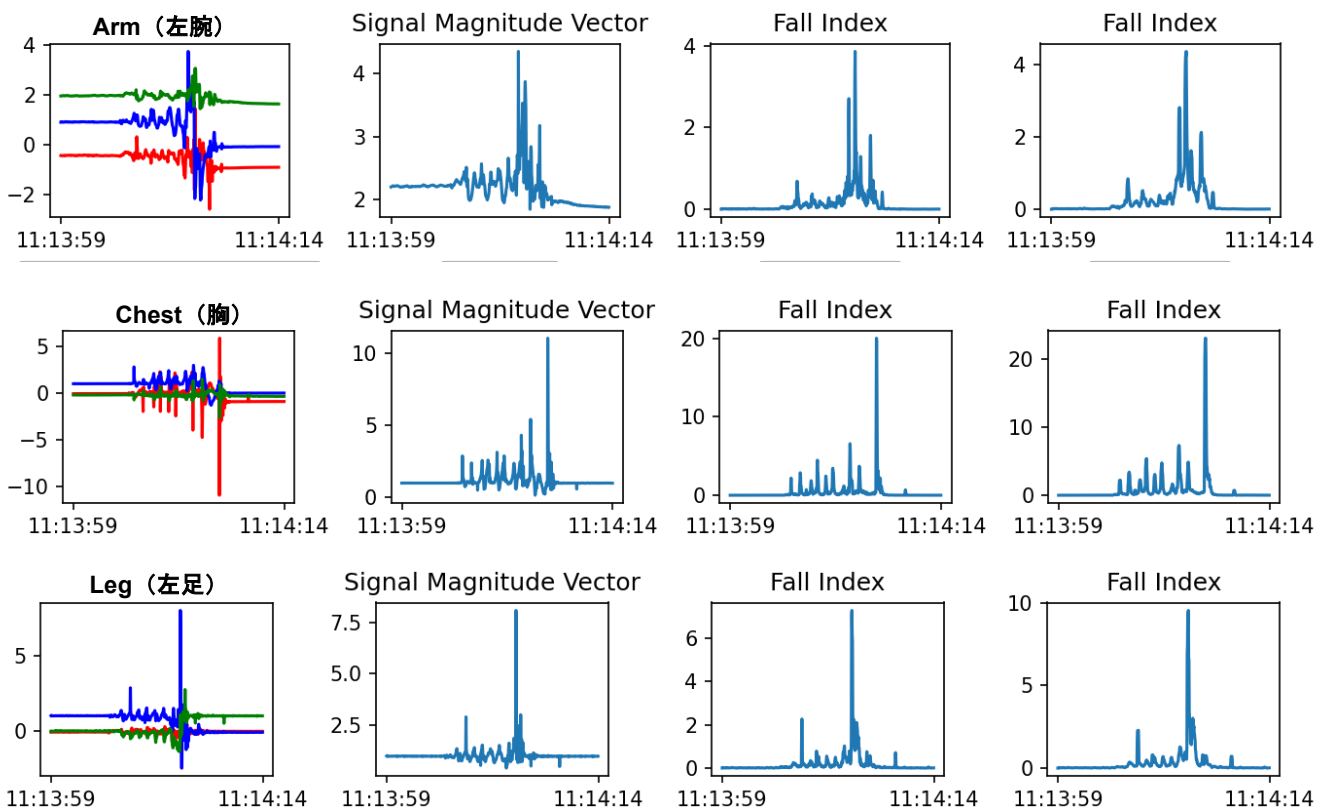
[別添資料5]

SMV, Fall Indexによる検証

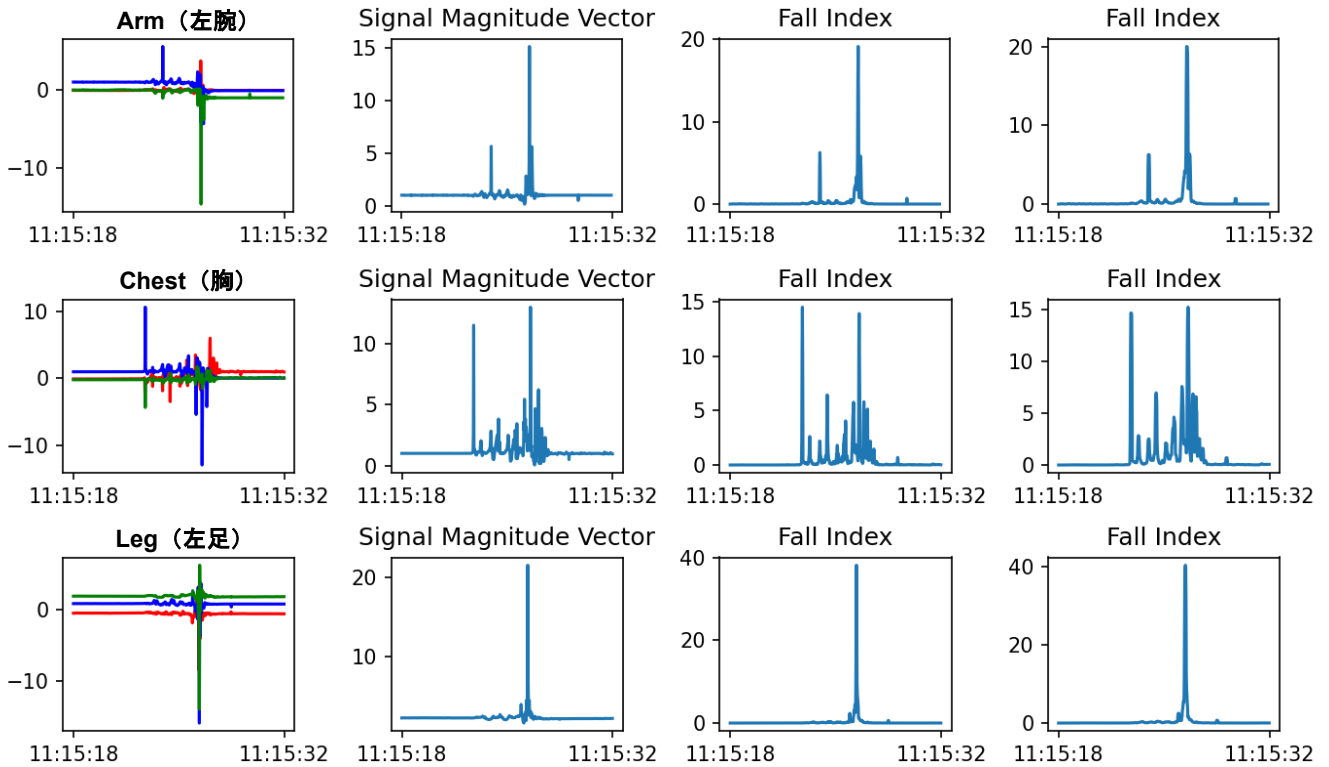
KR01_WitMotion(1, Slip_forward) ※グラフは上から Arm(左腕), Chest(胸), Leg(左足)



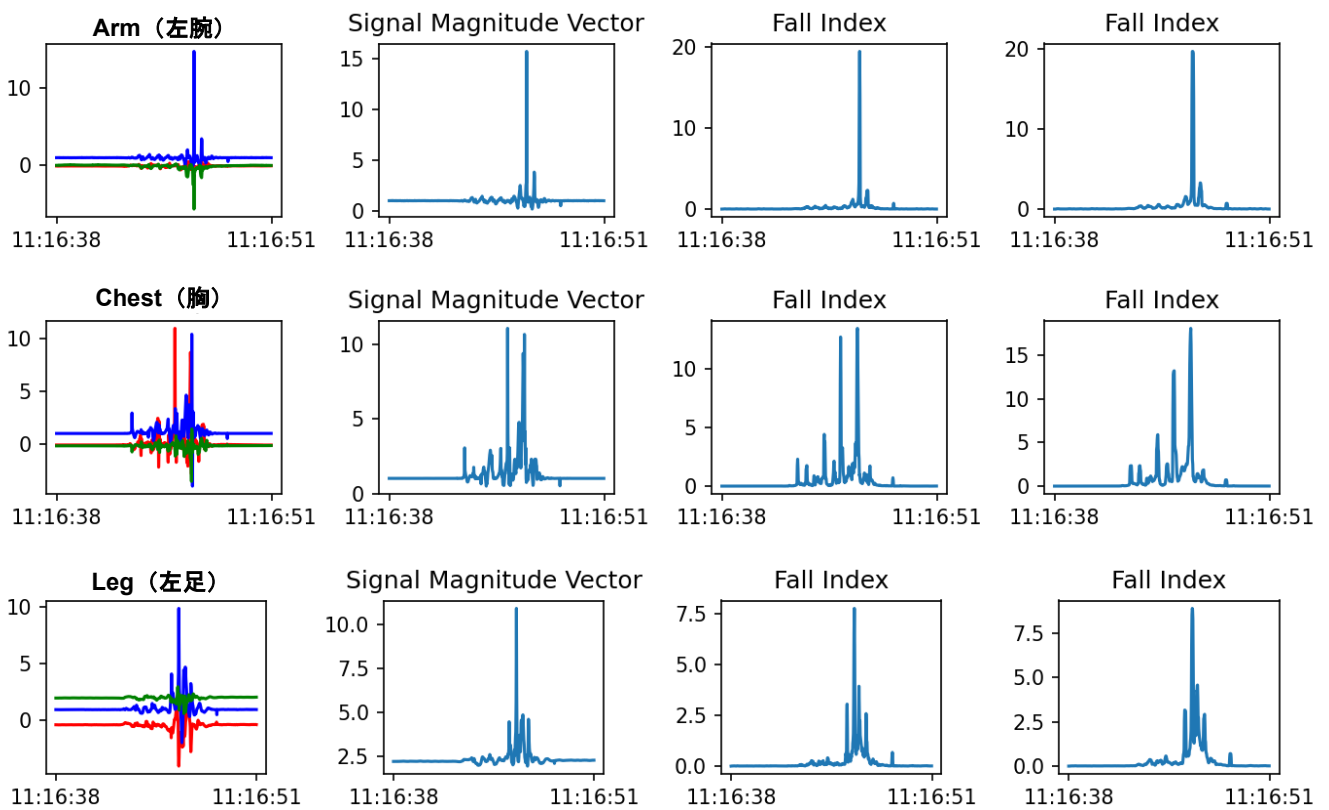
KR01_WitMotion(2, Slip_backward)



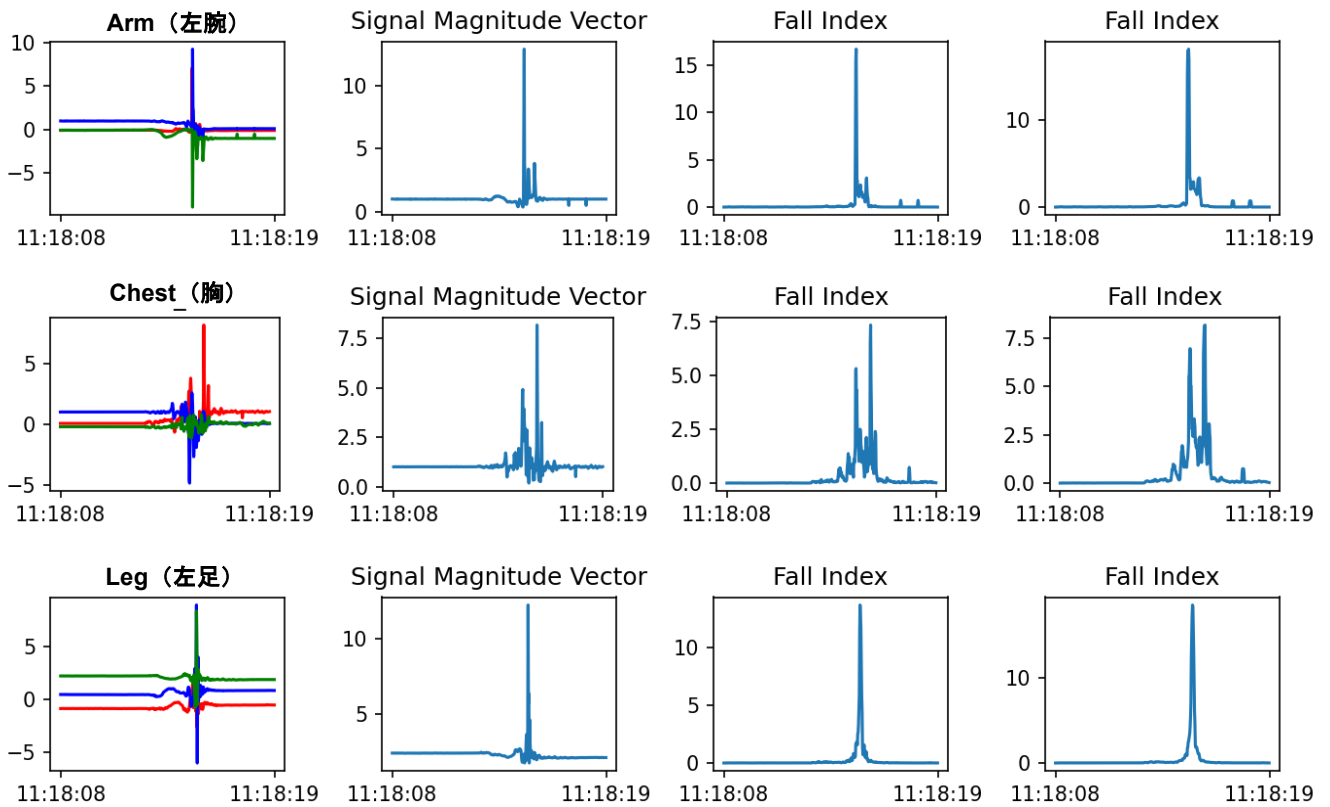
KR01_WitMotion(3, Trip)



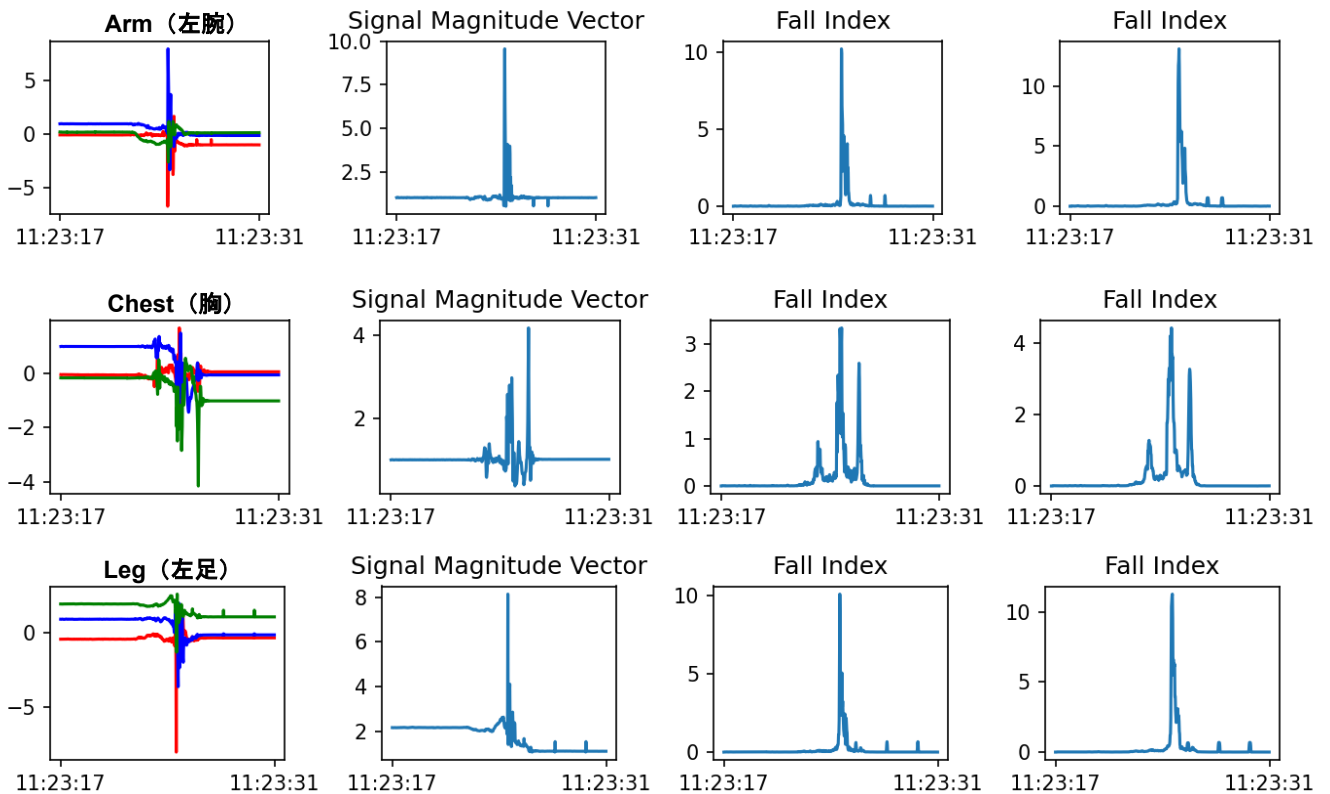
KR01_WitMotion(4, Incorrect weight transfer due to a misstep)



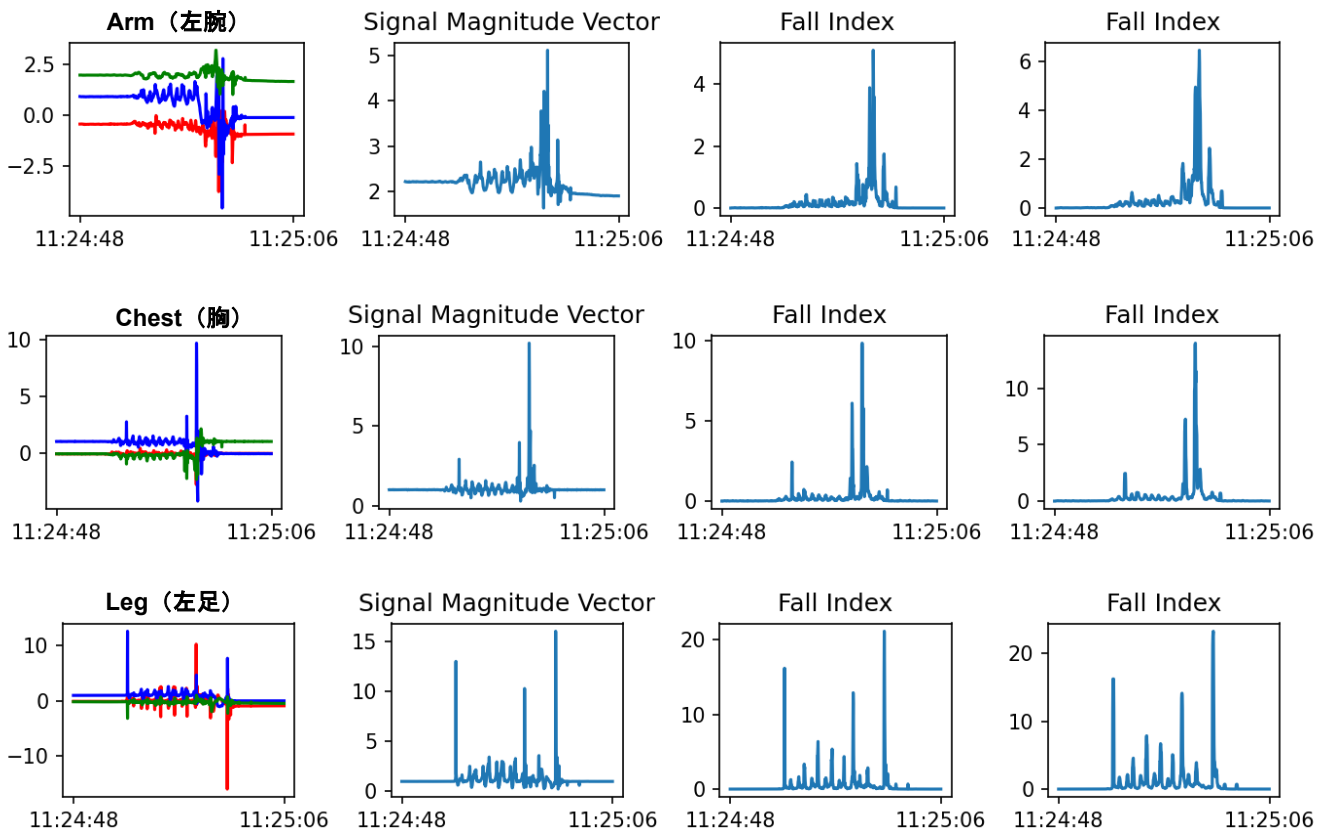
KR01_WitMotion(5, Incorrect weight transfer while rising from sitting)



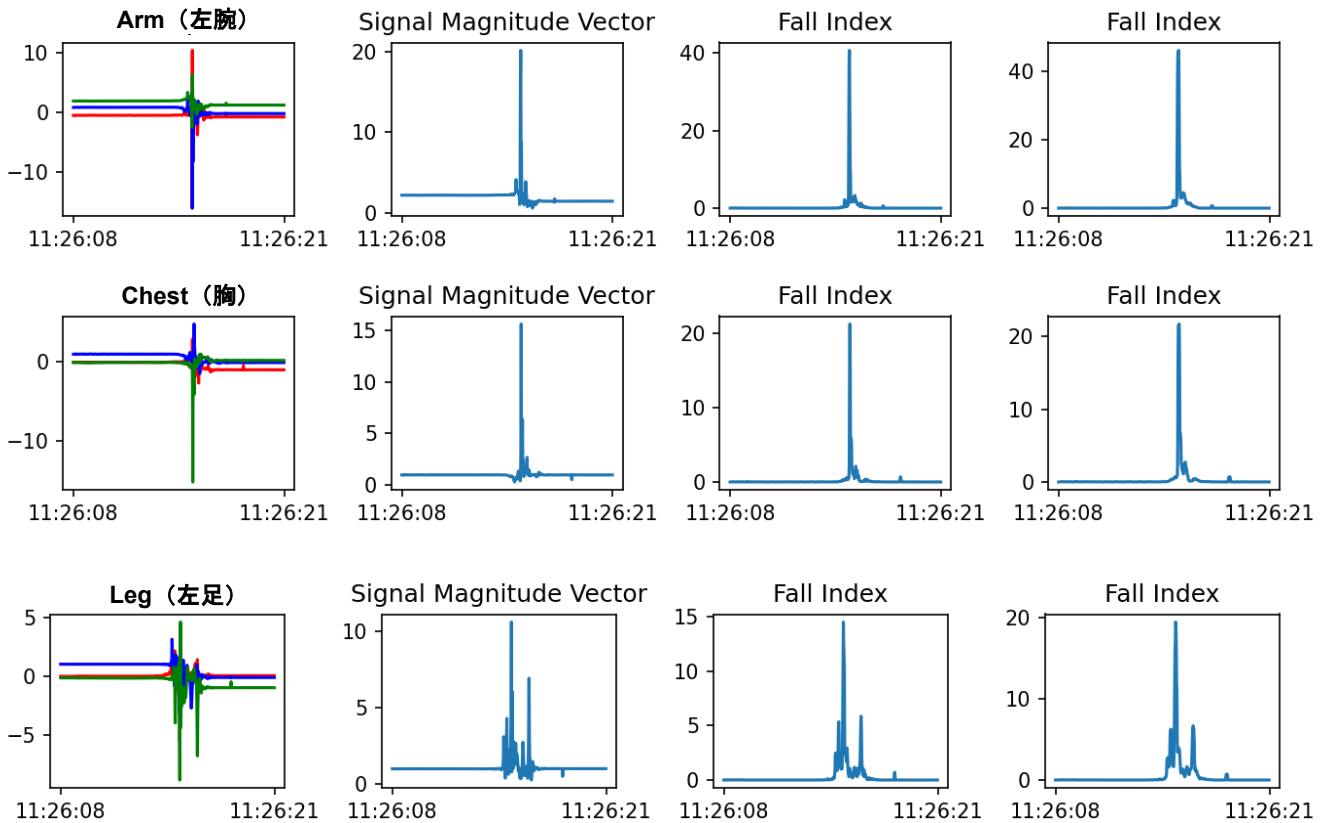
KR01_WitMotion(6, Incorrect weight transfer while descending from standing)



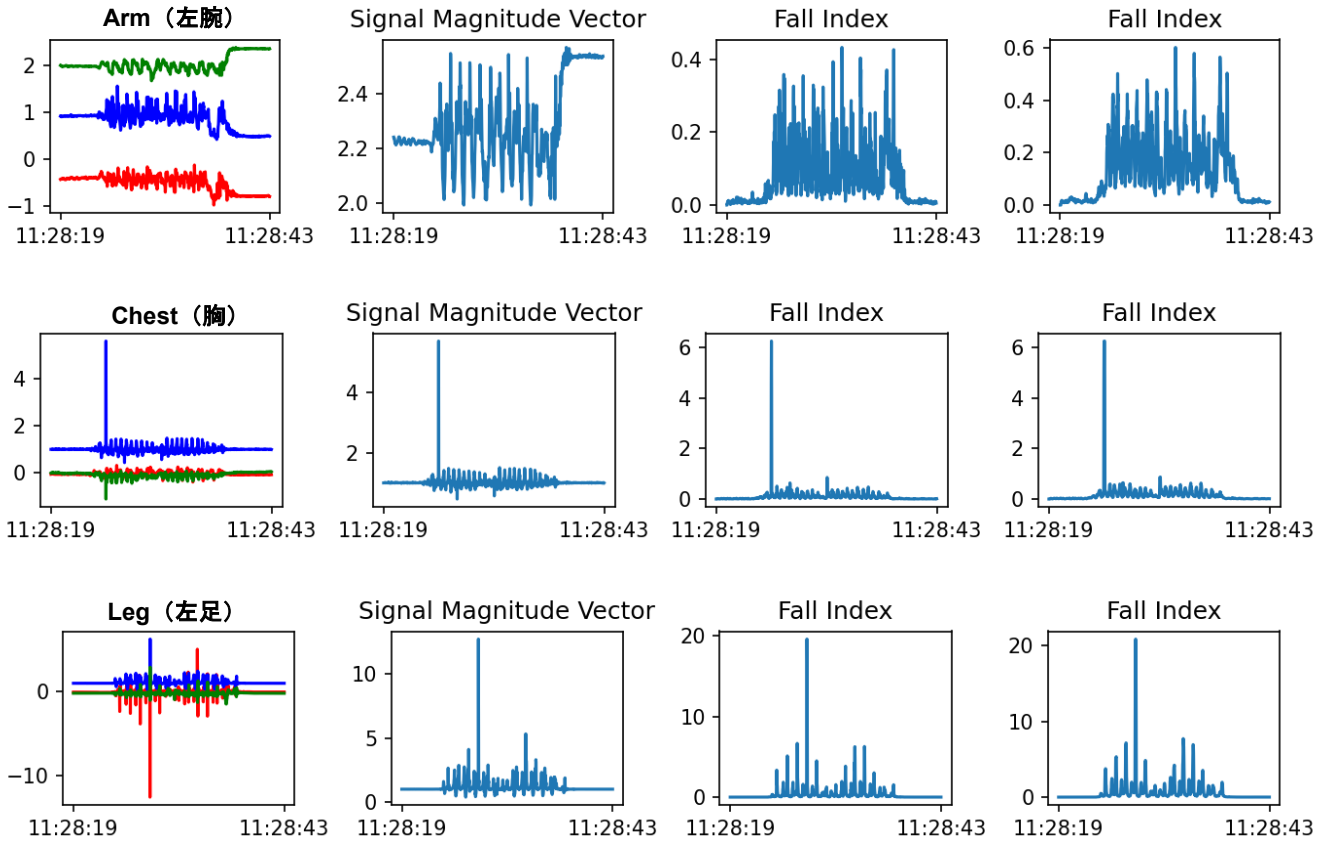
KR01_WitMotion(7, Hit or bumped)



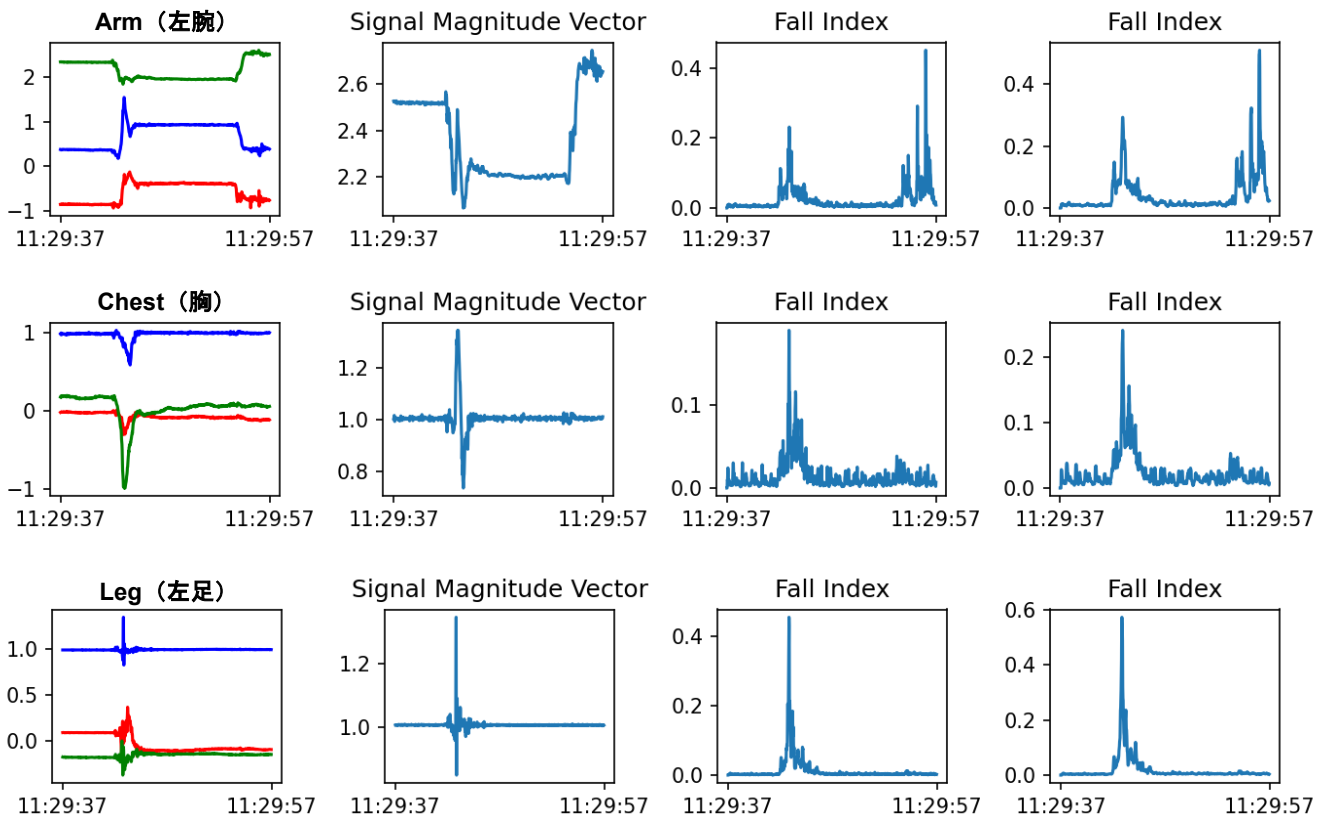
KR01_WitMotion(8, Loss of consciousness / collapse)



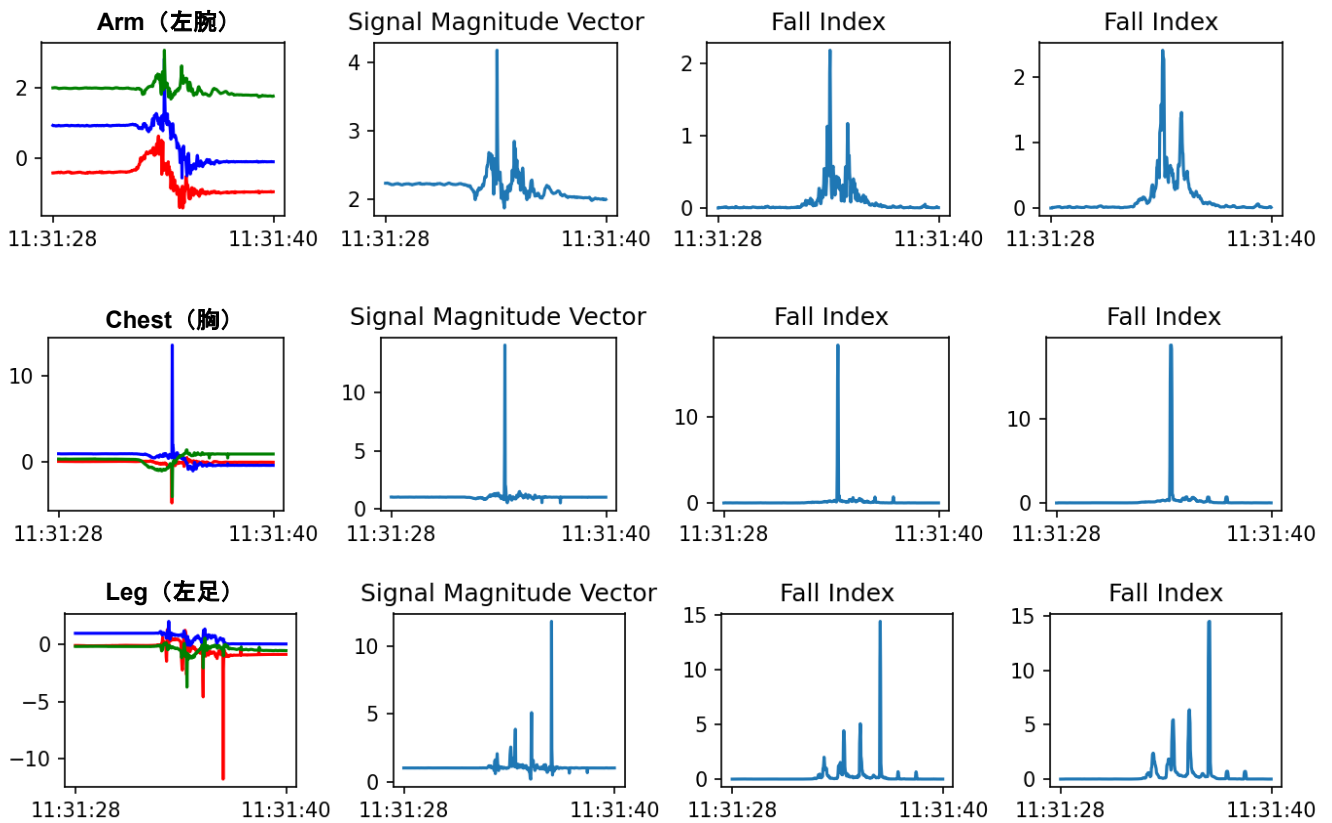
KR01_WitMotion(1, Normal Walking)



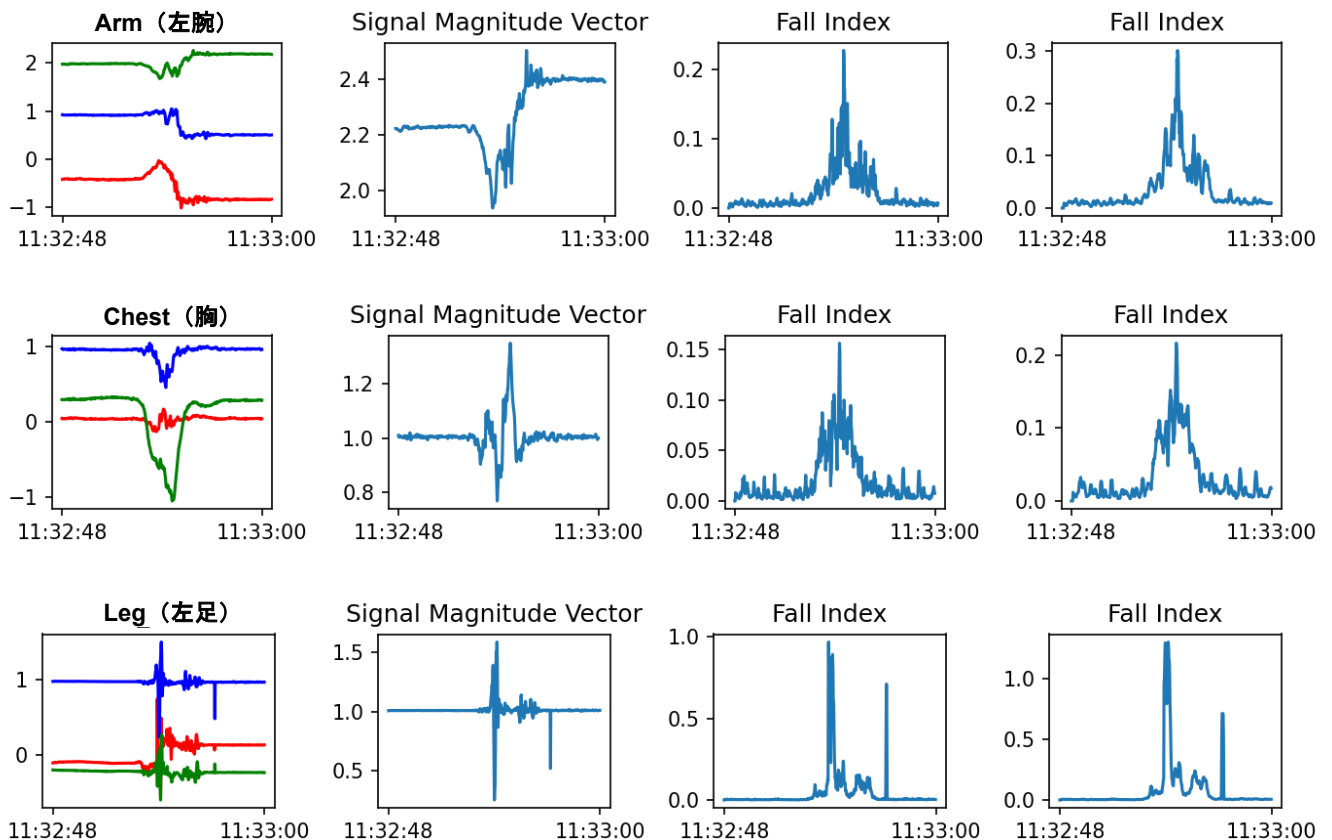
KR01_WitMotion(2, Standing Quietly)



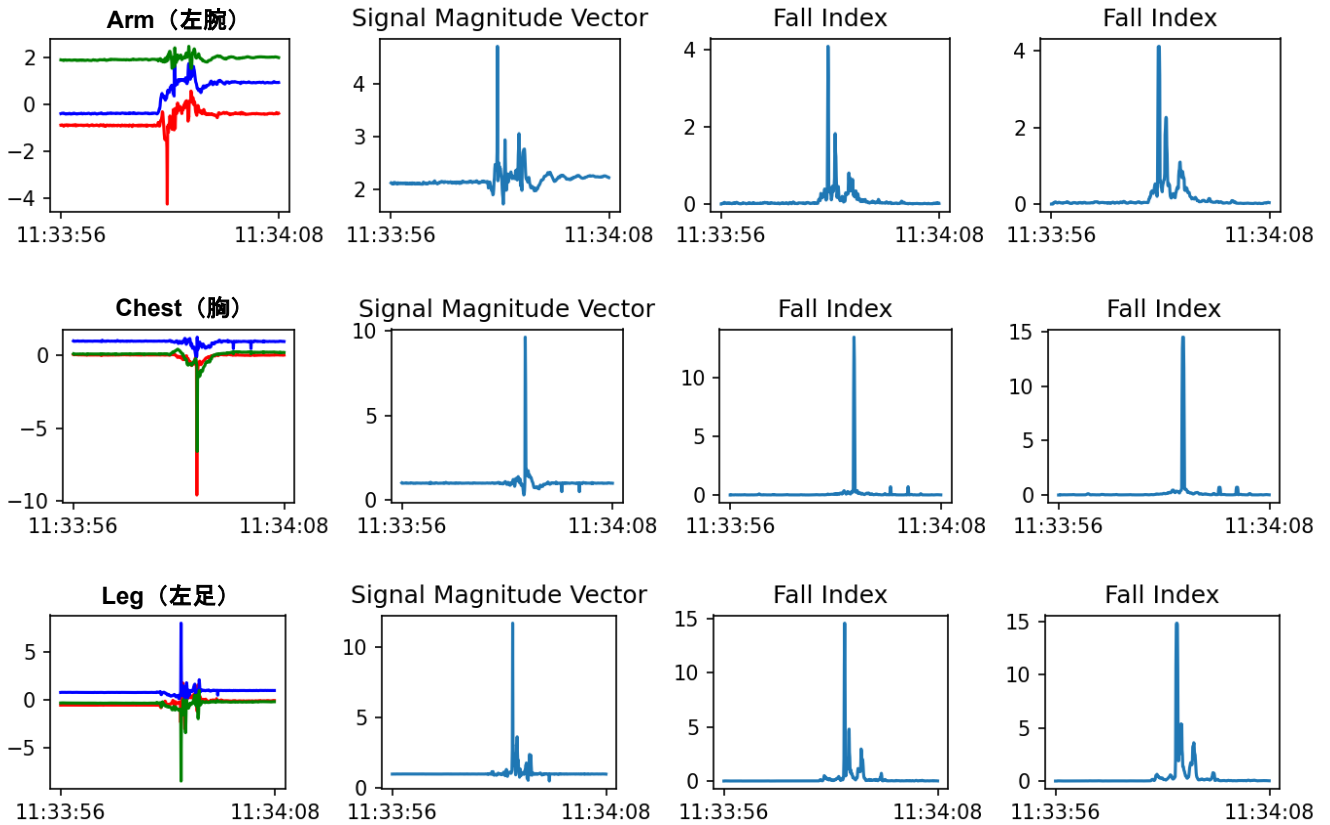
KR01_WitMotion (3, Descending from standing to lying on the ground)



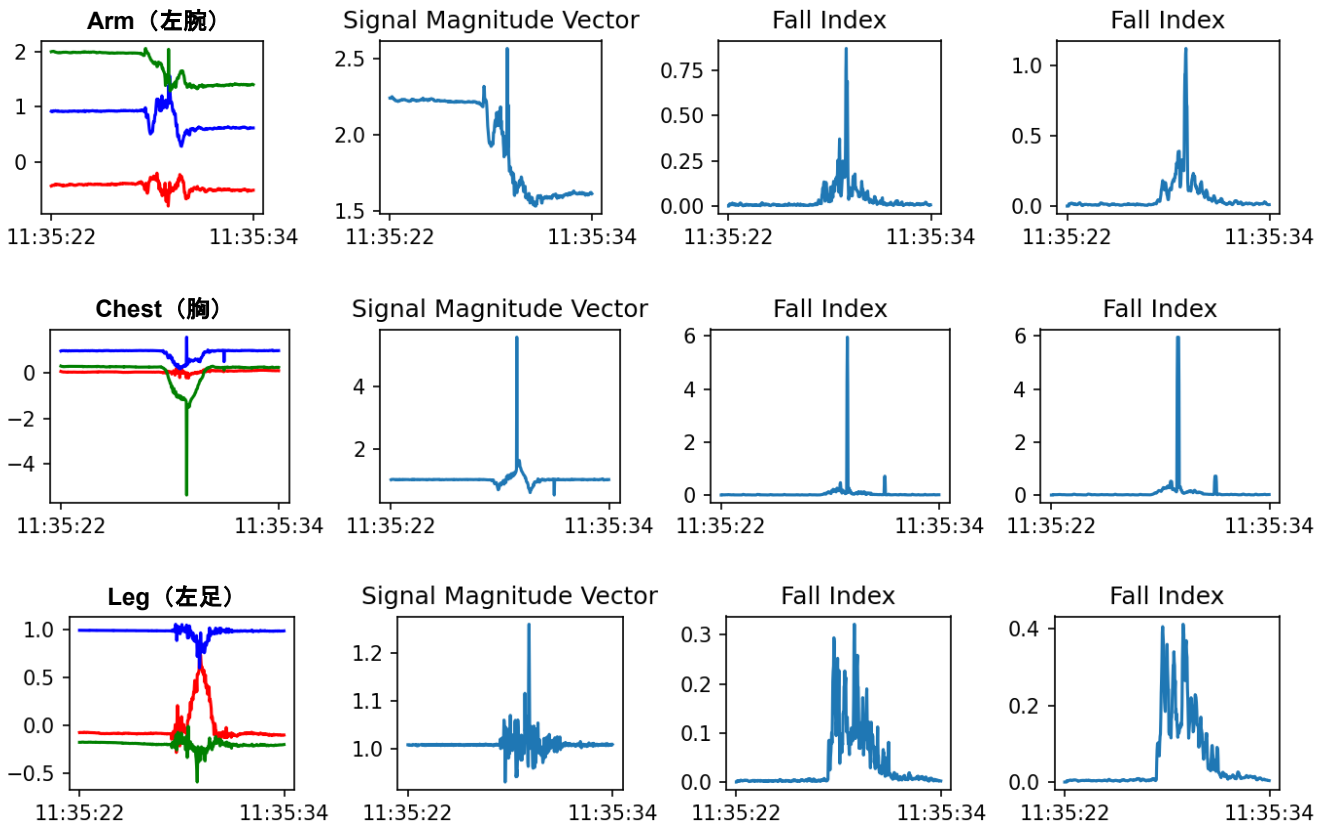
KR01_WitMotion (4, Descending from standing to sitting on a chair)



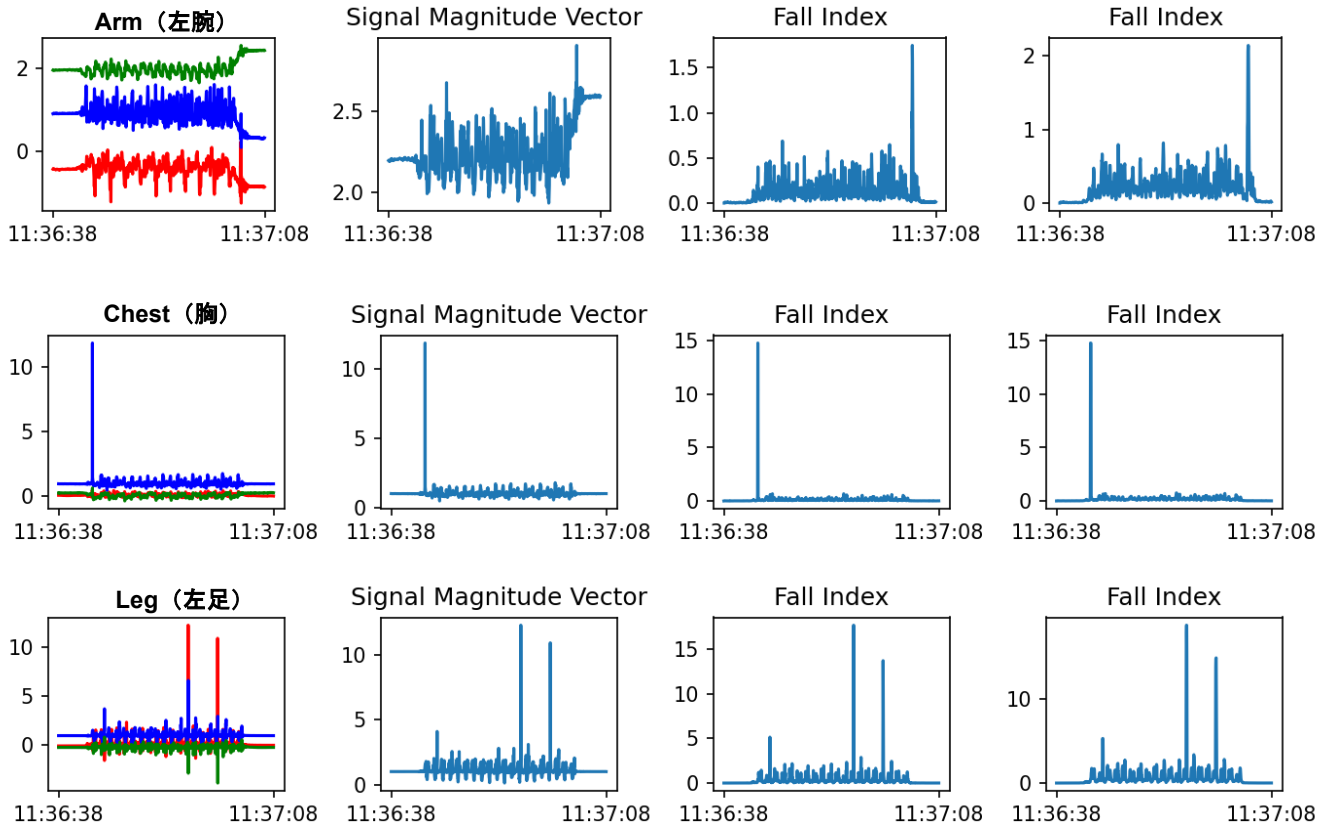
KR01_WitMotion (5, Rising from sitting to standing)



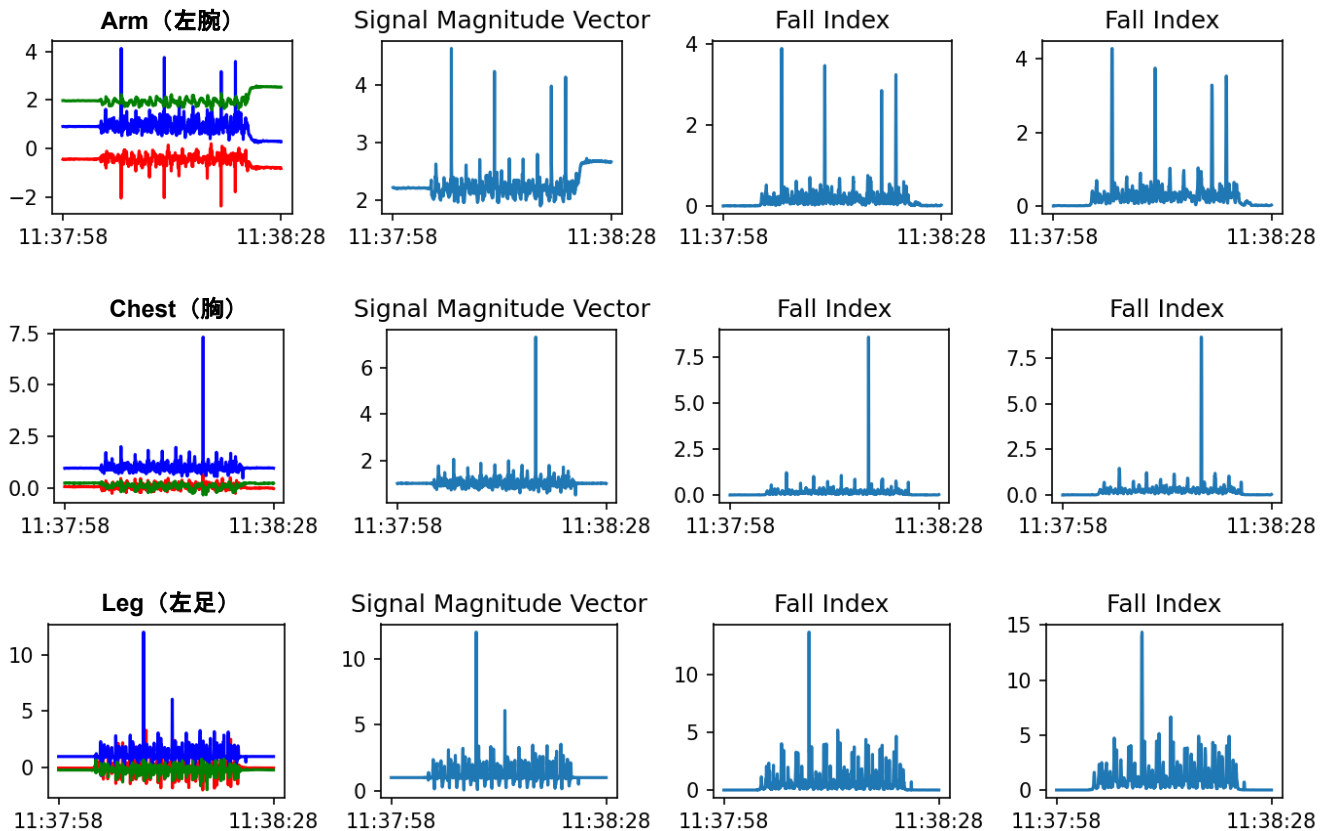
KR01_WitMotion (6, Picking an object up from the ground)



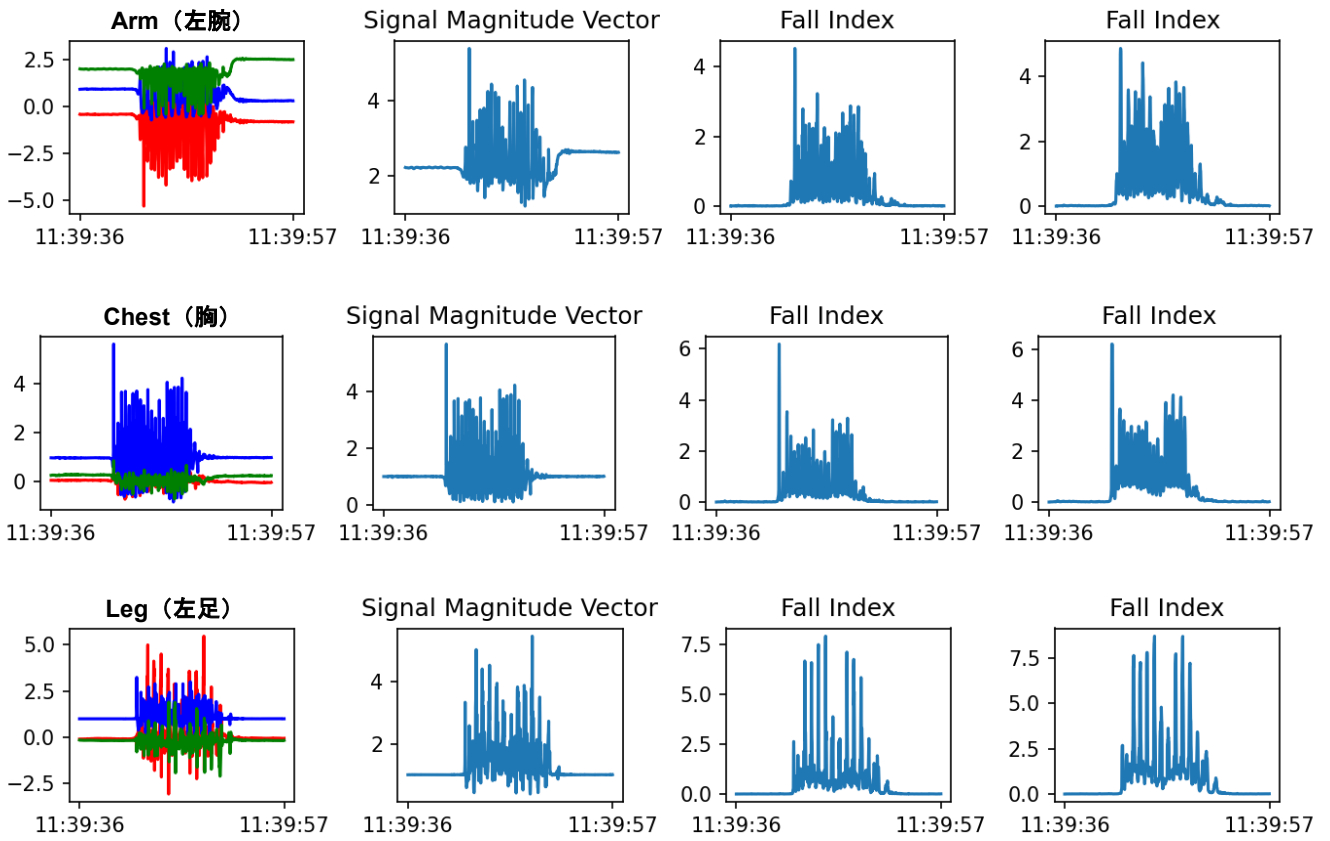
KR01_WitMotion(7, Ascending staris)



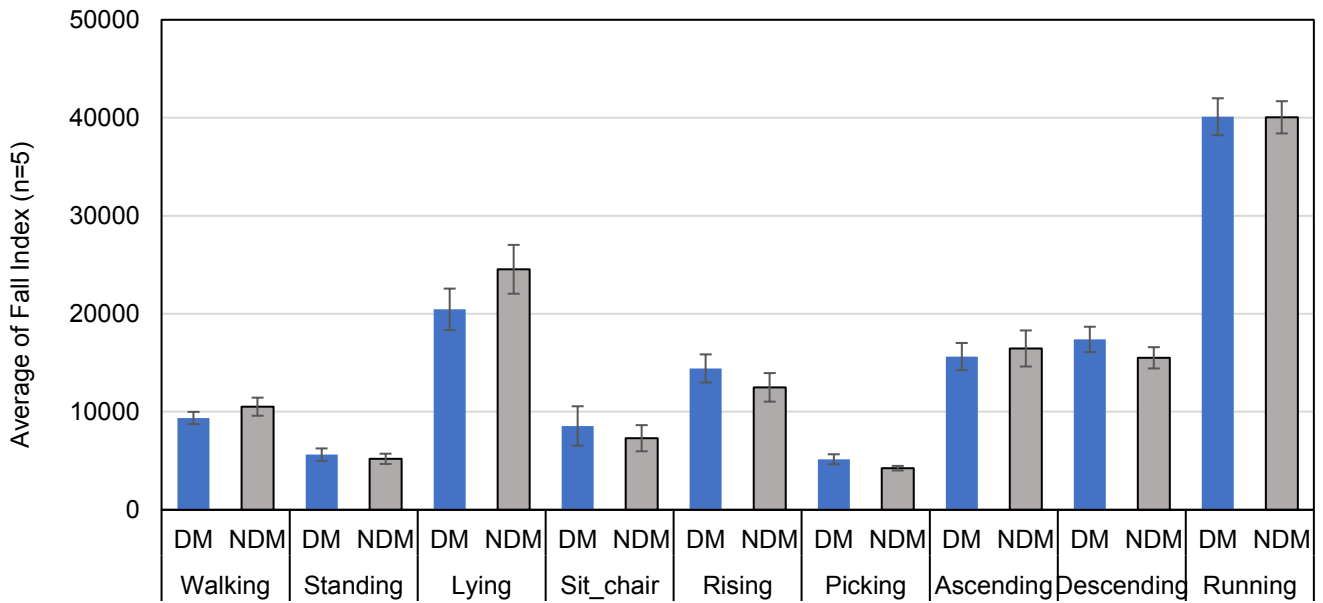
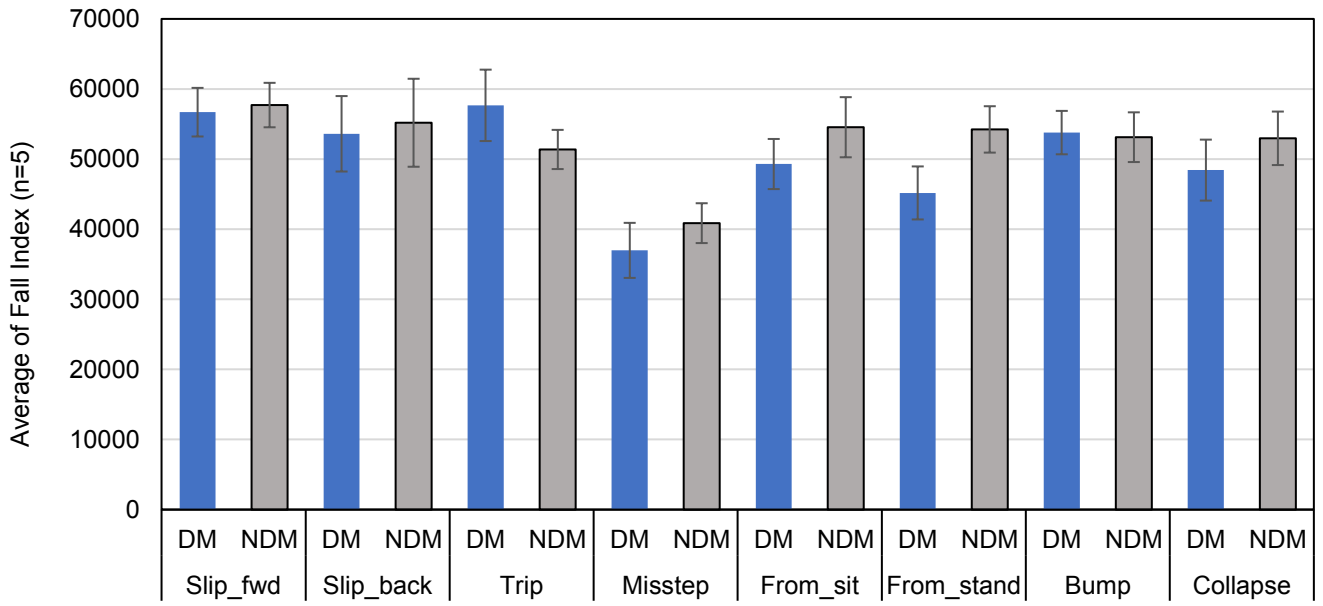
KR01_WitMotion(8, Descending staris)



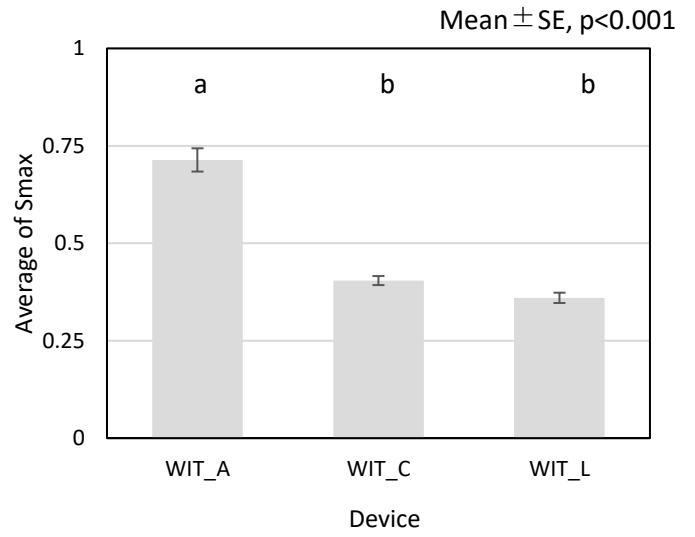
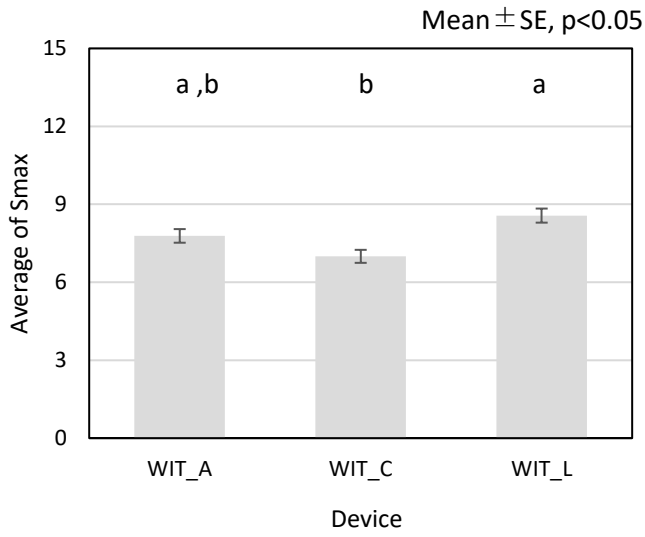
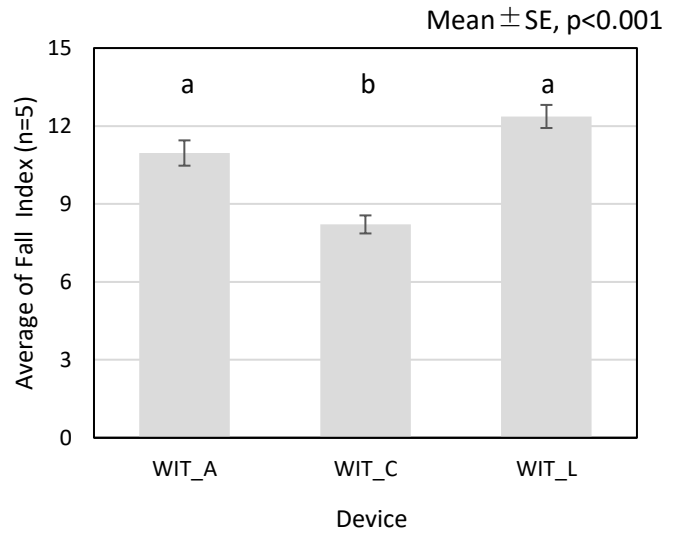
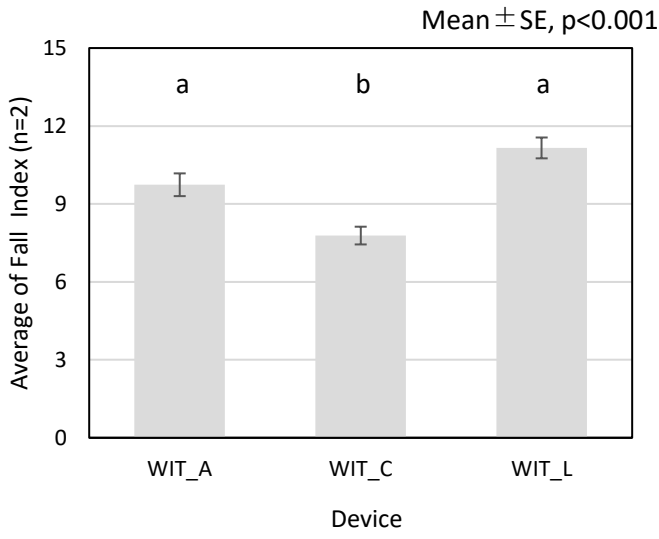
KR01_WitMotion(9, Rinning)



[別添資料6]



[別添資料7]



[別添資料8]

