IMUセンサを用いた棒体操トラッキングシステムの検討

大井 一輝[1]　中村 優吾[2]　松田 裕貴[1]　藤本 まなと[1]　安本 慶一[1]

概要：高齢者の転倒予防や健康増進の観点から注目を集めている棒体操は，介護施設等でインストラクターや介護職員の指導のもと実施することが一般的である．しかし，不要不急の外出を控えることが推奨されている現在のコロナ禍のような状況においては，各個人が一人で棒体操を実施できることが望ましい．本研究では，高齢者がどの種類の棒体操をどれくらい実施したのかを自動で記録し，種目毎に正しい動きへ改善するため，リアルタイムでフィードバックを提供できる棒体操支援システムの実現を目指している．本稿では，棒体操支援システムの実現に向けた第一段階として，IMU センサを用いた棒体操の動作認識手法を提案する．評価実験として，21 人の被験者に基本的な 8 種類の棒体操を 3 セット（1 セット 10 回）行ってもらい，IMU から得られる線形加速度とクォータニオンのデータを基に，体操動作の分類を行なった．その結果，学習アルゴリズムとして LightGBM を用いたとき，F 値 90%の精度を達成することを確認した．

Short Stick Exercise Tracking System Using IMU Sensor

KAZUKI OI[1]　YUGO NAKAMURA[2]　YUKI MATSUDA[1]　MANATO FUJIMOTO[1]
KEIICHI YASUMOTO[1]

1. はじめに

高齢者の転倒は，骨折など入院加療を要する重要な外傷を招くことが多く，それを契機に寝たきり状態に至るケースもまれではない．そのため，日頃から適度な運動を行い転倒予防に努めることが重要である．近年，高齢者の転倒予防や健康増進を目的として，手軽に取り組みやすい運動である棒体操が注目を集めている [1]．現状，棒体操は，介護施設等において，インストラクターや介護職員の指導のもと実施することが一般的である．しかし，不要不急の外出を控えることが推奨されているコロナ禍においては，各個人が一人で棒体操を実施できることが望ましい．そのため，自宅でも一人でどの種目の棒体操をどれくらいの回数実施したのかを自動で記録できるシステムが必要である．

運動支援に関する研究として，Shen ら [2] は，スマートウォッチを用いて，有酸素運動やウェイトリフティングなどのワークアウトを高精度にトラッキング可能な MiLift を開発している．高田ら [3] は，器具を使用しない自重トレーニングに着目し，ウェアラブルセンサ位置ごとに 10 種類の運動の認識精度を調査した．その結果，センサを手首と腰の両方に配置した場合において，93.5%の認識精度を達成した．これらの研究では，身体に装着された IMU センサによって，高精度な運動の認識を実現しているものの，我々が着目する棒体操を対象とした手法は検討されていない．本研究では，棒体操を実施する際に使用する棒に IMU センサを装着し，一つのセンサのみを使用して，ユーザが実施した棒体操種目を識別するアプローチを検討する．

本研究の目的は，高齢者がどの種類の棒体操をどれくらい実施したのかを自動で記録し，種目毎に正しい動きへ改善するためのフィードバックを提供できる棒体操支援システムを実現することである．本稿では，棒体操上達支援システムの実現に向けた第一段階として，体操棒に装着した IMU センサから生成される時系列データから，ユーザが実行した棒体操種目を自動でトラッキングする手法について述べる．提案手法を評価するため，21 人の実験協力者を対象として，基本的な８種類の棒体操（**図 2**）を３セット（1 セット 10 回）実施した際のセンサデータで構成されるデータセットを構築した．評価実験では，上記のデータセット

1　奈良先端科学技術大学院大学
2　九州大学

を用いて，提案手法の性能を評価し，リーブワンパーソンアウトのシナリオにおいて，90%程度の精度で棒体操の種目を識別できることを確認した．

本論文の構成は以下の通りである．2 章では，提案したシステムに関連する既存の研究について述べる．3 章では，提案する IMU センサを用いた棒体操トラッキング手法について述べる．4 章で，評価実験について述べる．最後に，5 章で本論文の結論及び今後の課題について述べる．

2. 関連研究

本章では，関連研究として高齢者の健康支援に関する研究と，運動支援に関する研究について述べる．

2.1 高齢者の健康支援に関する研究

Dobre らは，高齢者が非侵入型のモニタリングとサポートを提供して，専門的なヘルスケアの提供を強化できるようにしたシステムを開発した [4]．Richard らは，温度と心拍数のデータを LCD に表示し，介護者や医師に自動通知を送信する健康管理システムを提案した [5]．このシステムは，体温と心拍測定を備えた健康監視システムで構成されており，高齢者に体の異常があるとすぐに検知し，迅速な対応が可能になる．Susnea らによって一人暮らしの高齢者の行動を監視し，過去の行動パターンからの逸脱を検出する手法も提案されている [6]．しかし，これらの研究は高齢者のための運動を促すシステムの提案はされていない．

2.2 運動支援に関する研究

Voicu らはスマートフォンのセンサから収集したデータに基づく人の身体活動認識システムを提案している [7]．これは，歩く・走る・座る・立つ・登る・下るの 6 つから関連する特徴を抽出している．集めたデータを評価するとほとんどの活動が正しく認識可能で，そのうち 4 つの活動は，平均 93 %の精度を達成している．自転車に乗るなどの活動を追加することで，活動認識の対象を拡大することが課題点である．また，Kurban らによって様々な体位で使用可能な 3 軸加速度センサによる日常動作認識システムが提案されている [8]．この研究は，被験者から，歩く，座っている，立ち上がる，ジャンプする，落下する動作を収集している．特徴分析法として主成分分析法を使用して，分類しており，提案された手法は，最大 100 %，平均 96.54 %の精度を達成している．Shen らは，スマートウォッチを用いて，有酸素運動やウェイトリフティングなどのワークアウトを高精度にトラッキングすることが可能な MiLift を開発している [2]．このシステムは，有酸素運動とウェイトリフティング運動の両方を追跡することで、90 %以上の精度と再現率を達成した．高田らは，器具を使用しない自重トレーニングに着目し，ウェアラブルセンサ位置ごとに 10 種類の運動の認識精度を調査した [3]．結果，センサを手首と腰の両方に配置した場合 93.5%の精度を達成した．Turmo らは，幅広い被験者とエクササイズに対応し，多様な運動の理解，実行，修正をサポートするシステムを開発している [9]．このシステムは，3D プリントされたウェアラブル光機械装置で身体の重要な部分や機器の中に配置し，装着者の動きによってレーザークロスを投影することが可能である BodyLights を用いて，対象とする 18 つのエクササイズを正しくするためのサポートを行うことが可能である．

鳥越らは，日本の代表的な武道の一つである剣道に着目し，剣道技術向上支援システムの実現に向けて，IMU を用いた打突動作検出・認識手法を提案した．提案手法の有効性を確認するため，右手首，腰，竹刀鍔，竹刀先革に装着した 4 つの IMU を用いて，剣道経験者と未経験者を含む被験者の打突動作の慣性センサデータを収集し，加速度時系列データから DTW 距離に基づいて 5 つの打突動作を検出した．その結果，F 値:89.9%の精度で打撃動作を検出できることを報告している [10]．

これらの研究によって提案されたシステムは，高齢者の活動や運動動作を認識できるが，高齢者の棒体操を評価し，フィードバックを行うことで高齢者の棒体操をより正しい動作へ改善するシステムはまだ開発されていない．そこで棒体操上達支援システムの実現を目指すことにした．

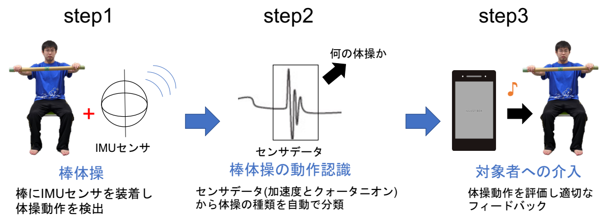


図 1 システムの概要

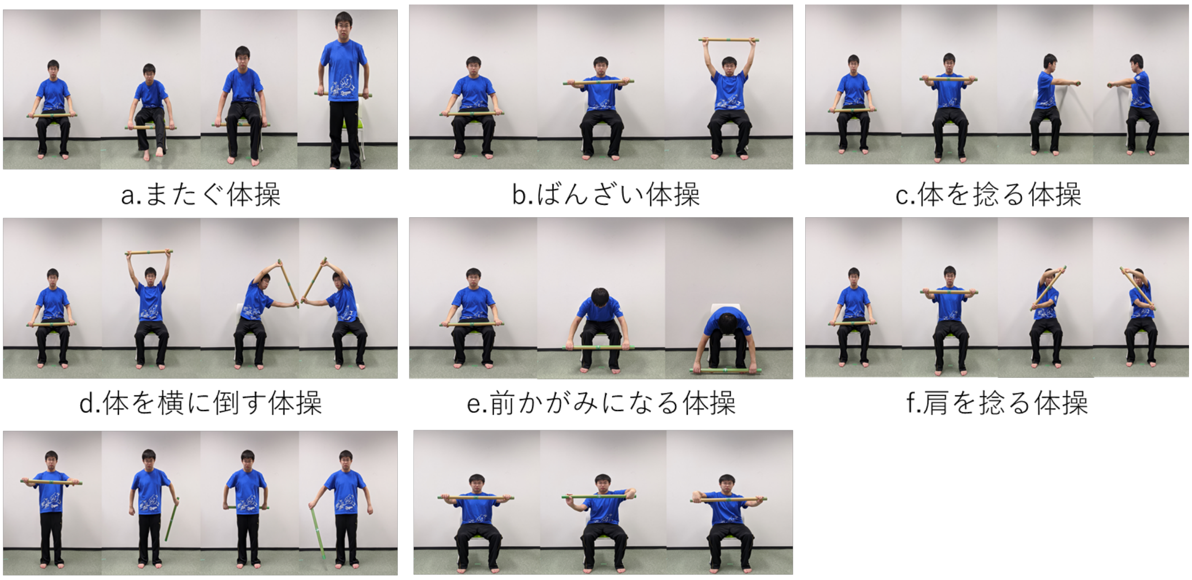
3. 棒体操トラッキングシステム

3.1 システム概要

本研究の目標は，IMU センサを用いて，体操中の高齢者に動作毎に正しい体操動作へ改善するためのフィードバックを与えることが可能な棒体操上達支援システムの実現である．**図 1** にシステムの概要を示す．はじめに，棒に IMU センサを装着し体操動作を検出する．次に，センサデータ（線形加速度とクォータニオン）から体操の種類を自動で分類する．最後に，体操動作を評価し，適切なフィードバックを与える．本稿では，棒体操上達支援システムの実現に向けた第一段階として，ユーザが実行した体操種目を認識することを目的とする．

3.2 認識対象とする体操種目

本研究では，文献 [1] で紹介されている棒体操の中から，基礎運動である 8 種類の体操種目を認識対象とする．図 2



a.またぐ体操　b.ばんざい体操　c.体を捻る体操
d.体を横に倒す体操　e.前かがみになる体操　f.肩を捻る体操
g.背中の後ろで棒を受け取る体操　h.手で回す体操

図 2　8 種類の棒体操

に各体操の様子を示す．

［体操 a］またぐ体操

両手で棒を持ち，棒を曲げないようにまたぐ．次に，おしりを椅子から浮かせて棒を腰の後ろまで上げる．最後に，逆の順序で元の位置に戻る体操である．効果として，足の柔軟性を高め，可動域を維持できることが挙げられる．

［体操 b］ばんざい体操

両手で棒を持ち，背筋を伸ばしてばんざいをする．息を吸いながら行うとより肩が高く上がる．この体操を行うことで背中が伸び，側方への転倒予防につながる．

［体操 c］体を捻る体操

両手で棒を持った状態で背中を伸ばし，左右に体を回旋する．体を回旋することで脊柱と胸郭の可動性を引き出すことができる．また，体の回旋は，バランスを崩した時に，立ち直るために必要な要素である．

［体操 d］体を横に倒す体操

両手で棒を持った状態で背中を伸ばし，体を左右に側屈する．この体操を行うことで，胸郭の柔軟性を高めることができる．

［体操 e］前かがみになる体操

両手で棒を持ち，体を前傾させて，棒を床につける．この体操をすることで足底に体重負荷ができ，立ち上がりに必要な前傾姿勢を経験できる

［体操 f］肩を捻る体操

両手で棒を持って，体の前で棒を回すようにして肩を捻る．肩に捻りを加えることで肩の可動性を高めることができる．

［体操 g］背中の後ろで受け取る体操

棒を背中の後ろを通して反対の手で受け取る．目で確認できない場所で棒を操作することで，身体の運動イメージを高め，肩の可動性を高めることができる．

［体操 h］手で回す体操

両手で棒を持ち，手首を交互上下に動かして，手の中で棒を回転させる．手首の骨折は，高齢者の 3 大骨折の 1 つであり，この体操を行うことで，手首の可動性を高め，柔軟性を確保できる．

3.3　使用センサデバイスと装着位置

本研究では，IMU センサとして MetaMotionR[*1]を体操動作を分類するためのセンサデバイスとして使用する．**図 3** に本研究において使用する IMU センサを示す．この IMU センサは，線形加速度とクォータニオンが測定でき，最大 100Hz で記録できる．また，無線によってデータ（線形加速度データとクォータニオンデータ）を収集することもできる．センサの装着位置としては，**図 4** のように棒の中心に穴を空け，その穴にセンサを埋め込んでいる．体操実施者は，棒の両端を持って体操を実行する．

4.　評価実験

4.1　実験概要

提案手法の有効性を評価するため，被験者として，20 代の男女 21 人を集めデータ収集実験を行った．被験者は図 4 に示したスマート棒を持ち，対象とする 8 種類の各体操を 3 セット（1 セット 10 回）ずつ行い測定データを収集した．得られたデータには IMU センサから得られる線形加速度，クォータニオンデータが含まれる．

[*1] `https://mbientlab.com/metamotionr/`

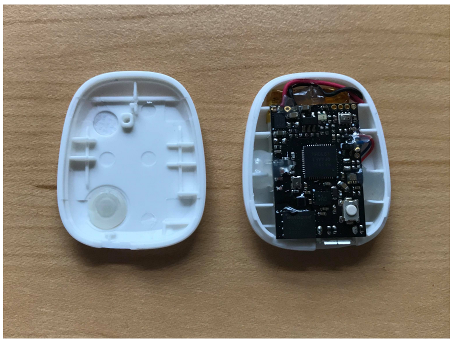


図 3　実験で使用した IMU センサ

図 4　実験で使用したスマート棒

4.2　センサ波形

図 5 に測定結果を示す．図は各体操の x 軸，y 軸，z 軸の加速度を合成した合成加速度とクォータニオンを表している．横軸は時間，縦軸は合成加速度，クォータニオンの大きさを表している．

この実行結果からまたぐ体操の合成加速度（図 5 の左から 1 列目，上から 1 番目）は，体操の始めから終わりまで全体的に大きな変化はないことがわかる．これは，またぐ体操自体，棒を速く動かす動作がないためと考えられる．クォータニオン（図 5 の左から 2 列目，上から 1 番目）も w 成分，x 成分，y 成分，z 成分ともに大きい変化は見られないことがわかる．これは棒を大きく動かす動作がないためであると考えられる．

ばんざい体操の合成加速度（図 5 の左から 3 列目，上から 1 番目）は，2 つ大きい箇所があることがわかる．これは腕を上げたときと腕を下すときに大きくなったと考える．また，ばんざいをしている間クォータニオン（図 5 の左から 4 列目，上から 1 番目）は w 成分と y 成分の大きさが下がっていることがわかる．これは，棒を上にあげると y 成分が下がるためと考えられる．

体を捻る体操を行っている間の合成加速度（図 5 の左から 1 列目，上から 2 番目）は全体的に大きく変化していることが分かる．これは棒を胸の高さに上げて，左右に体を捻り，元の位置に戻るまで体操動作が大きく，速いためであると考える．クォータニオン（図 5 の左から 2 列目，上から 2 番目）は z 成分が大きくなるときと小さくなるときがある．これは，左右に捻ったときにできたものであると考えられる．

体を横に倒す体操の合成加速度（図 5 の左から 3 列目，上から 2 番目）は，全体的に大きな変化はないことが分かる．これは，この体操自体，動作は大きいが体を速く動かしにくい体操のためだと考える．クォータニオン（図 5 の左から 4 列目，上から 2 番目）は，z 成分が大きくなると x 成分が下がり z 成分が小さくなると x 成分が上がる箇所があることがわかる．これは，左右に体を倒したとき z 成分の変化が大きくなるためであると考えられる．

前かがみになる体操の合成加速度（図 5 の左から 1 列目，上から 3 番目）は全体的に小さいことがわかる．これはこの体操自体が座った状態から膝の高さから足元の高さまで棒を持っていくだけであるため棒を速く動かすことがないためと考える．クォータニオン（図 5 の左から 2 列目，上から 3 番目）は，体操中 y 成分が大きくなることがわかる．これは腕を下げてから y 成分が上がり，元の位置に戻ると元の大きさに戻るためと考える．

肩を捻る体操の合成加速度（図 5 の左から 3 列目，上から 3 番目）は，体操を始めから終わりまで大きく変化していることがわかる．この体操は，始めに膝の高さから胸の高さまでもっていき，左右に捻り，元の膝元の高さまで戻す動作であり，棒を速く動かしやすいためであると考えられる．クォータニオン（図 5 の左から 4 列目，上から 3 番目）は，z 成分が大きくなると x 成分が下がり z 成分が小さくなると x 成分が上がる箇所があることがわかる．これは，左右に肩を捻ったとき z 成分の変化が大きくなるためであると考えられる．

棒を背中の後ろで受け取る体操の合成加速度（図 5 の左から 1 列目，上から 4 番目）は，全体的に変化が小さいことが分かる．これは，この体操が自身で棒を見ることができないため，動作を速くしてしまうと，体操が難しくなるためと考えられる．クォータニオン（図 5 の左から 2 列目，上から 4 番目）は，体操を始めると y 成分が上がり，終わると元の大きさに戻っている．これは，棒を左手で下げて右手で受け取り，元の位置に戻しているためこのような波形になったと考える．

手で回す体操の合成加速度（図 5 の左から 3 列目，上から 4 番目）は，2 つ大きくなっている箇所がある．これは，棒を回すとき 2 回の動きに分けて動かしているためと考える．クォータニオン（図 5 の左から 4 列目，上から 4 番目）は，y 成分が大きくなっている箇所と小さくなっている箇所があることがわかる．これは，始めに左手から巻き込むように回したとき，y 成分が上がり，次に右手から巻き込むように回したとき，y 成分が下がったためと考える．

4.3　特徴量抽出

IMU から 100Hz のサンプリングレートでそれぞれ取得された線形加速度及びクォータニオンから特徴量を計算する．収集したセンサデータに対して，機械学習モデルを構築するために，特徴量抽出を行なった．表 1 に特徴量リストを示す．今回は平均値，標準偏差，中央絶対偏差，最大

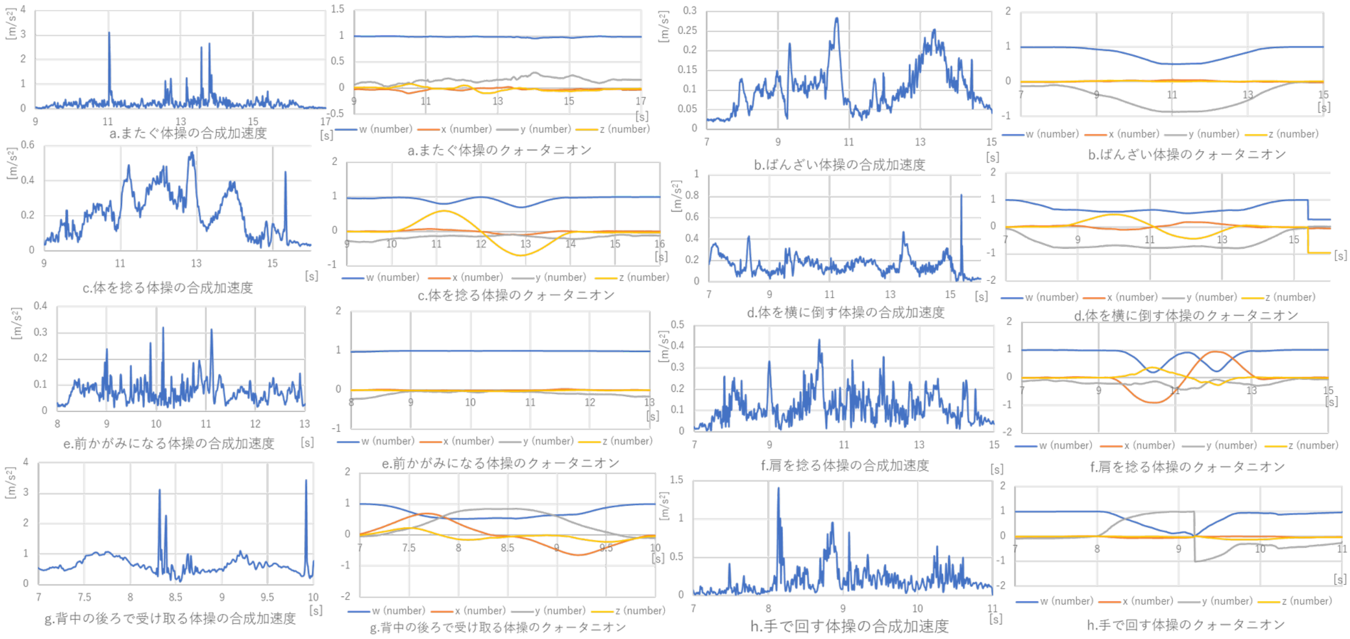


図 5 各体操のセンサ波形

表 1 特徴量リスト

Function	Description	Formulation	Type
mean（s）	Arithmetic mean	$\bar{s} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s_i$	T，F
std（s）	Standard deviation	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(s_i - \bar{s})^2}$	T，F
mad（s）	Median absolute deviation	$median_i(\mid s_i - median_j(s_j) \mid)$	T，F
max（s）	Largest values in array	$max_i(s_i)$	T，F
min（s）	Smallest value in array	$min_i(s_i)$	T，F
energy（s）	Average sum of the square	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s_i^2$	T，F
entropy（s）	Signal Entropy	$\sum_{i=1}^{N}(c_i \log(c_i)), c_i = s_i / \sum_{j=1}^{N} s_j$	T，F
iqr（s）	Interquartile range	$Q3(s) - Q1(s)$	T，F
autorregression（s）	4th order Burg Autoregression coefficients	$a = arburg(s, 4), a \in R^4$	T
range（s）	Range of smallest value and Largest value	$max_i(s_i) - mix_i(s_i)$	T
rms（s）	Root square means	$\sqrt{\frac{1}{N}(s_1^2 + s_2^2 + \cdots + s_N^2)}$	T
skewness（s）	Frequency signal Skewness	$E[(\frac{s-\bar{s}}{\sigma})^3]$	F
kurtosis（s）	Frequency signal Kurtosis	$E[(s-\bar{s})^4]/E[(s-\bar{s})^2]^2$	F
maxFreqInd（s）	Largest frequency component	$argmax_i(s_i)$	F
meanFreq（s）	Frequency signal weighted average	$\sum_{i=1}^{N}(is_i)/\sum_{j=1}^{N} s_j$	F
energyBand（s，a，b）	Spectral energy of a frequency band [a, b]	$\frac{1}{a-b+1}\sum_{i=a}^{b} s_i^2$	F
psd（s）	Power spectral density	$\frac{1}{Freq}\sum_{i=1}^{N} s_i^2$	F

N：signal vector length，Q：Quartile，T：Time domain features，F：Frequency domain features.

値，最小値，二乗平均和，エントロピー，四分位範囲，4 次の BurgAutoregression の係数，最小値と最大値の範囲，二乗平均平方根，周波数信号の歪度，周波数信号の尖度，最大周波数成分，周波数信号の加重平均，周波数帯域のスペクトルエネルギー，パワースペクトル密度の 17 種類の特徴量を抽出する．これらの特徴量を選択する理由は，主に慣性データを用いたコンテキスト推定に関する先行研究から有効性が示されているためである [10], [11].

4.4 性能評価

性能評価は，代表的な 9 種類の機械学習アルゴリズム (Support Vector Machine (SVM)，Artificial Neural Network (ANN)，Random Forest (RF)，Decision Tree (DT)，LightGBM，Logistic Regression (LR)，K-Nearest Neighbor (KNN)，Naive Bayes (NB)，Extra-Trees (ET)）を用いて Leave One Person Out 交差検証により行った．

図 6 に全ての機械学習アルゴリズムで実行した際に算出された F 値を棒グラフにしたものを示す．図 6 において，

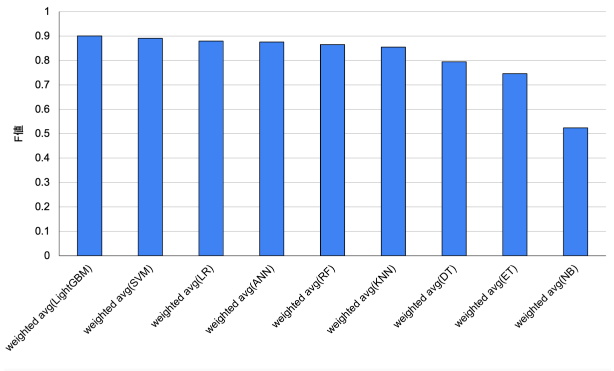


図 6　各機械学習アルゴリズムにおける F 値の結果

最も認識精度が高かったのは，LightGBM を用いた場合であり，F 値：90.0%であった．対照的に，最も認識精度が低かったものは，Naive Bayes(NB) を用いた場合であり，F 値：52.4%であった．LightGBM が一番精度が高かった理由としては，この機械学習アルゴリズムは，決定木アルゴリズムと勾配ブースティングを組み合わせた手法であるためと考えられる．したがって，提案手法では，機械学習アルゴリズムとして LightGBM が有効であると確認できた．

図 7 に一番精度が高かった LightGBM を用いて評価した結果の混同行列を示す．図を見ると分かる通り LightGBM を用いた場合，全体的に精度が高いことが分かる．「棒をまたぐ体操」，「ばんざいする体操」，「体を捻る体操」，「体を横に倒す体操」，「肩を捻る体操」，「背中の後ろで棒を受け取る体操」，「手で棒を回す体操」は 90%程度の精度を達成し，「前屈みになる体操」の精度は 86%程度と他の体操と比べると少し悪い結果となった．結論として，ほぼ正確に被験者が実施する棒体操の種目を認識できている．しかし，若干体操種目を正しく認識できていないことがわかる．原因として，21 人の被験者に棒体操を実施してもらったことで体操動作に個人差が生まれやすくなったためと考えられる．今後は，提案手法を改良するなどしてより正確に体操動作を認識できるように努めたい．

5.　おわりに

本稿では，高齢者の転倒予防や健康増進という観点から注目を集めている棒体操に着目し，高齢者の体操動作を認識する手法を新たに提案した．提案手法の有効性を示すため，21 人の被験者に今回対象としていた 8 種類の棒体操を 3 セット（1 セット 10 回）実行してもらった．棒の中心に取り付けられた IMU センサから得られる測定データ（線形加速度とクォータニオンデータ）を用いて体操動作の分類を行った．また，対象とする体操動作は，棒体操の中でも基本的な「棒をまたぐ体操」，「ばんざいする体操」，「体を捻る体操」，「体を横に倒す体操」，「前かがみになる体操」，「肩を捻る体操」，「背中の後ろで棒を受け取る体操」，

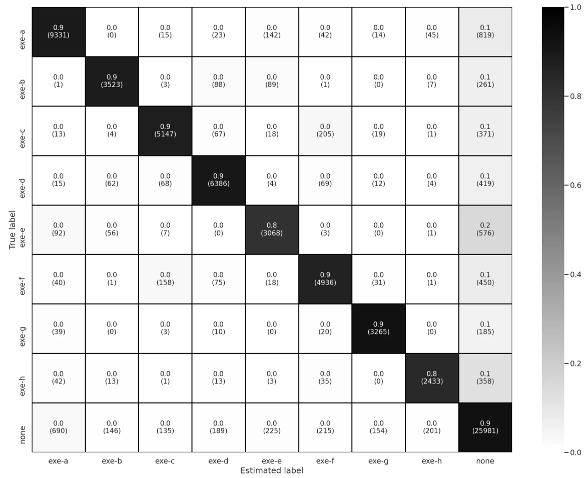


図 7　LightGBM を用いた性能評価

「手で棒を回す体操」の 8 種類とした．被験者から得た測定データを基に体操種目を分類するため，代表的な 9 つの機械学習アルゴリズムを用いて精度を評価した．その結果，LightGBM を用いた場合，今回対象とした 8 種類の棒体操を F 値:90%以上で認識できることを確認した．

今後はより被験者数を増加させて，提案手法の改良に努める．また，棒体操を実施する高齢者にどのように体操のフィードバックを与えるか検討し，棒体操の技能上達に向けたフィードバック機構の実装を行い，棒体操支援システムの実現を目指す．

謝辞　本研究は，JST ACT-I (JPMJPR18UK) 及び科研費基盤研究 (B)(No.20H04177) の助成によって行った．

参考文献

[1] 横井賀津志. 転倒予防のための棒体操　運動機能と認知機能へのアプローチ. 三輪書店, 2018.

[2] Chenguang Shen, Bo-Jhang Ho, and Mani Srivastava. Milift: Efficient smartwatch-based workout tracking using automatic segmentation. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 17, No. 7, pp. 1609–1622, 2017.

[3] Masashi Takata, Manato Fujimoto, Keiichi Yasumoto, Yugo Nakamura, and Yutaka Arakawa. Investigating the capitalize effect of sensor position for training type recognition in a body weight training support system. In *Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*, pp. 1404–1408, 2018.

[4] Ciprian Dobre, Lidia Bajenaru, Ion Alexandru Marinescu, and Mihaela Tomescu. Improving the quality of life for older people: From smart sensors to distributed platforms. In *2019 22nd International Conference on Control Systems and Computer Science (CSCS)*, pp. 636–642. IEEE, 2019.

[5] Abdullah Al Roman Richard, Md Farhad Sadman, Umma Habiba Mim, Istiyar Rahman, and Md Saniat Rahman Zishan. Health monitoring system for elderly and disabled people. In *2019 International Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques (ICREST)*, pp. 677–681. IEEE, 2019.

[6] Ioan Susnea, Luminita Dumitriu, Mihai Talmaciu, Emilia Pecheanu, and Dan Munteanu. Unobtrusive monitoring the daily activity routine of elderly people living alone, with low-cost binary sensors. *Sensors*, Vol. 19, No. 10, p. 2264, 2019.

[7] Robert-Andrei Voicu, Ciprian Dobre, Lidia Bajenaru, and Radu-Ioan Ciobanu. Human physical activity recognition using smartphone sensors. *Sensors*, Vol. 19, No. 3, p. 458, 2019.

[8] Onur Can Kurban and Tülay Yıldırım. Daily motion recognition system by a triaxial accelerometer usable in different positions. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 19, No. 17, pp. 7543–7552, 2019.

[9] Laia Turmo Vidal, Hui Zhu, and Abraham Riego-Delgado. Bodylights: Open-ended augmented feedback to support training towards a correct exercise execution. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14, 2020.

[10] Yohei Torigoe, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Strike activity detection and recognition using inertial measurement unit towards kendo skill improvement support system. *Sensors and Materials*, Vol. 32, No. 2, pp. 651–673, 2020.

[11] Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Waistonbelt x: A belt-type wearable device with sensing and intervention toward health behavior change. *Sensors*, Vol. 19, No. 20, p. 4600, 2019.