

## <研究課題> 歩行障害の原因疾患を推定するマルチモーダル AI

代表研究者 大阪大学大学院医学系研究科 大学院生 喜多 洸介  
共同研究者 大阪大学未来医療開発部国際医療センター 特任講師 森口 悠

### 【抄録】

サルコペニアは、転倒や QOL の低下等の健康上の不利益と関連しているため、早期に発見して、栄養指導や運動療法を行う必要がある。

Asian Working Group for Sarcopenia が策定したアジア人のサルコペニアの診断基準では、DXA か BIA によって計測された骨格筋量を元に計算される Skeletal Muscle Mass Index (SMI) が必須である。

しかし、DXA と BIA は専用の機器が必要であるため、一部の限られた病院しか患者は計測を受けることができない。また、BIA の機器は簡易な機器であることから新たに導入することは DXA と比較して簡単だが、精度の点では DXA に劣るという問題がある。

こうした検査へのアクセス制限や精度の低さは、サルコペニアの早期発見を妨げている。

よって、より簡便に、そして正確に SMI を測定できる、サルコペニアのスクリーニング検査が必要である。

本研究の目的は胸部 X 線と歩行動画等のメタデータから SMI の計測とサルコペニアの診断を行うマルチモーダル AI を構築し、その精度を評価することである。

### 1. 研究の目的

サルコペニアの診断を行うマルチモーダル AI を構築すること

### 2. 研究方法と経過

#### 2-1 データ

健診センターで胸部 X 線画像、生化学血液検査、及び DXA にて骨格筋量を測定した欠損値を含む 19 例を除外した、検診を受けた 1519 人から 3295 例を収集した。これらのデータを患者単位で、訓練、テストに 80:20 に分割した。

#### 2-2 機械学習モデル

AI モデルは、胸部 X 線画像から特徴量を抽出する Convolutional Neural Network と、その特徴量とメタデータから SMI を出力する決定木モデルで構成された。モデルの学習は 5 分割交差検証で行われた。

#### 2-3 評価指標

テストデータにおいて、AI が予測した SMI と実測値との相関係数、及び平均誤差で性能を評価した。

### 3. 研究の成果

#### 3-1 精度 (Table1)

収集した症例の平均年齢:62 歳、平均身長:1.65m で、SMI の相関係数は 0.97、平均誤差は 0.20kg/m<sup>2</sup>であった。身長と SMI から計算した推定骨格筋量の誤差は 0.54kg であった。

#### 3-2 Bland-Altman plot

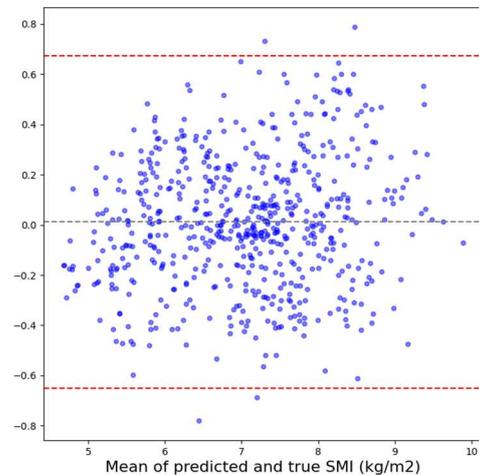


Figure 1 正解値と予測値の Bland-Altman plot

#### 3-3 GradCAM

AI が胸部 X 線画像内のどこの部分に注目しているかを GradCAM を用いて可視化した。



Figure 2 元の X 線画像、GradCAM の結果、元画像に GradCAM を重ね合わせたヒートマップ図

#### 4. 今後の課題

骨格筋量を測定するための **golden standard** は未だ確立していないが、一般的には **DXA** 法が用いられる。過去の研究によると **BIA** による骨格筋量の計測では **DXA** と誤差が **1.97kg** とされており、本研究で構築した **AI** の骨格筋量の誤差は、**BIA** よりも小さかった。

骨格筋量指数を高い精度で計測するマルチモーダル **AI** を構築した。今後、サルコペニアのスクリーニングに有用な手法の一つとなる可能性がある。

#### 5. 研究成果の公表方法

英語論文雑誌に投稿準備中である。

以上

**Table 1** マルチモーダル **AI** の精度

	Multimodal
Correlation Coefficient	0.97
Mean square error, kg/m <sup>2</sup>	0.066
Root mean square error, kg/m <sup>2</sup>	0.26
Mean absolute error, kg/m <sup>2</sup>	0.2
Accuracy	0.92
Precision (sarcopenia)	0.92
Precision (normal)	0.92
Recall (sarcopenia)	0.77
Recall (normal)	0.97

# Multimodal artificial intelligence measuring skeletal muscle index from combined chest X-ray and clinical metadata.

**Primary Researcher:** Kosuke Kita  
Doctoral Course Student, Osaka University  
**Co-researchers:** Yu Moriguchi  
Project Lecturer, Osaka University

## • Introduction

Sarcopenia is a condition characterized by the progressive loss of skeletal muscle mass, strength, and function. It is commonly associated with aging, but can also be influenced by other factors such as physical inactivity, poor nutrition, and certain chronic diseases. According to Asian Working Group 2019 guideline, height-adjusted muscle mass has been adopted as one of the indicators to diagnose sarcopenia. Specifically skeletal muscle mass index (SMI) has been used as height-adjusted muscle mass, which is the appendicular skeletal muscle mass divided by the square of the height. DXA (Dual-energy X-ray Absorptiometry) and bioimpedance analyses are recommended as a tool measuring muscle mass in the guideline. Although DXA is more reliable tool than bioimpedance in terms of accuracy, patients do not have easy access to DXA due to the limited number of hospitals where it has been implemented. Considering this limited access to DXA, more convenient and accurate tool for measuring muscle mass is expected. We aim to develop an artificial intelligence that measures muscle mass from blood test, and chest X-ray images, which are commonly examined in hospitals.

## • Methods

Data of participants who visited health check clinic at Japan Community Health care Organization Osaka Hospital, Osaka, Japan, between January 2016 and June 2023 were used as split to train set and test set (80:20). We established a multi modal model combining a convolutional neural network (CNN) model and a gradient boosting decision tree (GBDT) model. A CNN model was trained to predict muscle mass each appendicular muscle mass and bone mineral density from chest X-ray images; then a GBDT model was trained to predict SMI from the integrated feature which combined blood test data, patient information, and the feature from chest X-ray images extracted through the CNN. We evaluated our model's performance with five-fold cross validation. We revealed important predictors of SMI among the integrated feature processed by GBDT based on SHapley Additive exPlanations (SHAP) values, which represents each features' importance. We used DXA to measure targeted SMI.

## • Results

Mean age of the collected dataset ( $n = 3295$ ; women  $n = 968$ , 29.3%; low muscle mass  $n = 991$ , 30.1%; average height =  $1.65 \pm 0.09$  m) was 61.9 years. In the test set ( $n = 628$ ) the pearson correlation coefficient for SMI prediction was 0.91 with an average difference of  $0.40 \pm 0.09$  kg/m<sup>2</sup>. The accuracy for predicting low or normal SMI calculated based on a guideline threshold was 0.84. Among the GBDT model features, body mass index, creatinine, and muscle mass in left leg are the most important predictors of SMI.

## • Discussion and Conclusion

The average difference between targeted and predicted SMI was  $0.40 \pm 0.09$  kg/m<sup>2</sup>. Considering the average height was  $1.65 \pm 0.09$  m, the average difference in appendicular skeletal muscle mass was  $1.09 \pm 0.39$  kg. A past study comparing DXA and bioimpedance analysis has reported that the bioimpedance overestimated appendicular skeletal muscle mass by 1.97kg, which means our multimodal model is supposed to outperform the bioimpedance analysis. Our chest X-ray and blood test based multimodal model improved measuring appendicular skeletal muscle mass, which merits further investigation.