

修士学位論文要約（令和4年3月）

超音波画像を用いた肉離れの定量的診断に関する研究

大澤 瑞慧

指導教員：張山 昌論

A study on quantitative diagnosis of muscle strain using ultrasound images

Mitsusato OSAWA

Supervisor: Masanori HARIYAMA

Muscle strains are one of the injuries in sports. Muscle strains often recur if players do not receive sufficient rehabilitation. Therefore, accurate diagnosis and careful rehabilitation are required. The diagnosis of muscle strain is currently done in a qualitative manner depending on the subjectivity of the patients and doctors. For this purpose, we propose a system for extracting the affected regions accurately of muscle strains in ultra sonic images using deep learning.

1. はじめに

肉離れは自らの筋力または介達外力¹⁾によって生じる筋損傷である。主にサッカーや陸上競技などのスポーツ競技中に発症し、痛みによって競技の続行が困難となることが多い。また、組織修復が不十分な状態で復帰を急ぐと再発を来すため、損傷の度合いを把握することは肉離れのリハビリにおいて重要となる²⁾。肉離れの正確な診断のためにMRIが用いられるが、MRIを備える機関は多くなく迅速かつ継続的な診断が難しい。本稿では、超音波エコー画像を用いた簡便かつ正確な肉離れの定量的な診断を可能とするシステムを提案する。

2. 3D 超音波画像再構成システム

肉離れの定量的な診断にはそのための指標が必要となるため、本研究では肉離れの症状が発生している部位の体積に着目する。画像から肉離れと判断された部位を3D化することによって肉離れが起きている部分の体積を推定、体積を基準とした診断を行うことを目標とする。

肉離れの診断には、図1に示す画像撮影システムを用いて肉離れの画像の撮影と位置情報の取得を同時に行う。撮影した画像から深層学習によって肉離れの位置を抽出し、取得した位置情報と併せて肉離れ部位の3Dモデルを作成する。最終的には肉離れによる損傷部位の体積と出血量を表示することで、肉離れの症状がどの程度重いかをその場で判断する。

位置情報の取得には Northern Digital Inc. が開発・販売する Aurora³⁾ を使用する。Aurora は定義された体積内のセンサーの位置と方向を高精度で測

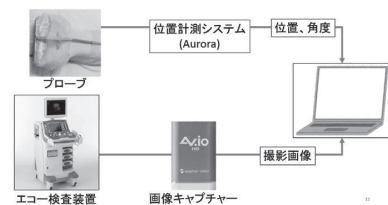


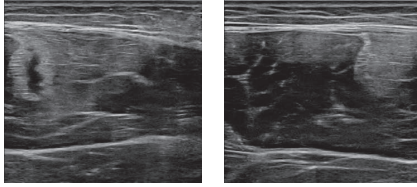
図1. 超音波画像撮影システムの構成

定するように設計された電磁空間測定システムである。このセンサーを超音波プローブに接続することで、超音波画像の撮影と位置情報の取得を同時に行うことができる。

3. 深層学習による肉離れ領域の推定

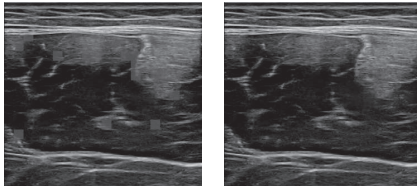
提案した肉離れの診断には超音波画像から肉離れ領域を抽出する必要がある。そのため、本研究では深層学習を用いた肉離れ領域の抽出を目指す。本研究では同一の肉離れ患者の位置をずらして撮影された超音波画像をそれぞれ教師データと検証データとして利用した。教師データと検証データの画像を図2に示す。教師データでは画像左側、検証データでは画像右側に肉離れ部位が存在する。深層学習を用いた肉離れ領域の抽出方法としてCNNによる領域ごとの分類（小領域と大領域の2種類）、U-Netを用いたセマンティックセグメンテーション、Faster-RCNNを用いた肉離れ領域の検出を行った。

CPUにIntel Xeon Gold 6130 CPU @ 2.10GHzGPUにNVIDIA Quadro GV100を用いたLinux 端末上

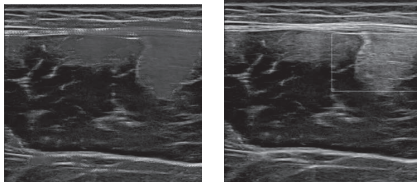


(a) 教師データの画像 (b) 検証データの画像

図 2. 教師データ及び検証データ



(a) CNN(小領域) (b) CNN(大領域)



(c) U-Net (d) Faster-RCNN

図 3. 各手法の検出結果

に、MATLABを用いて上記の肉離れ領域の学習と抽出処理を実装し⁴⁾、抽出結果に対してIoU(Intersection of Union)による評価を行った。各ネットワークの学習のため、CNNでは教師データの画像を分割し、正常な組織と肉離れに分けたものをそれぞれ108455個と86768個(小領域)、15351個と14144個(大領域)学習データとして使用した。なお、学習データの個数を揃えるために肉離れの画像には反転処理などをして個数を増やしている。U-NetとFaster-RCNNの学習には教師データの画像300枚(肉離れは150枚)と肉離れの位置を示すラベルデータを学習に使用した。各ネットワークの学習にはCNN(小領域)は16分5秒、CNN(大領域)は10分32秒、U-Netは19分58秒、Faster-RCNNは39分58秒掛かった。各手法の抽出結果の画像の一部を図3、抽出結果に対するIoUのグラフを図4に示す。

CNNによる領域ごとの分類では基本的に小領域ごとの分類が良い結果を示したが、一部スライスにおいては、大領域での分類の方のIoUが高かった。大領域での分類で肉離れを検出できなかったスライスは、肉離れの領域が小さなスライスであり、大領域での分類の方のIoUが高かった領域は、肉離れ内部において黒い血腫の領域が広く存在したスライスであっ

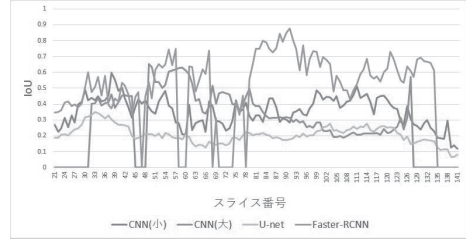


図 4. 各手法の結果に対するIoU

た。これらのことから、小領域ごとの分類は肉離れのサイズに関わらずある程度検出できる一方で、内部の血腫が大きいパターンに対する精度が低下する傾向が見られ、大領域ごとの分類は、内部の血腫が大きいパターンに対しても検出できるが、小さな肉離れを検出できない傾向が見られることが分かった。U-netによるセマンティックセグメンテーションの結果は、全体として他の検出方法よりもIoUが低い結果となった。全体として肉離れはある程度検出しているが、誤検出した領域が大きいため、全体的にIoUが低くなったと考えられる。また、内部の血腫が見られるパターンでは、血腫を「肉離れ」と判断できなかったため、さらにIoUが下がる結果となった。Fater-RCNNによる検出は全体的に他の手法よりもIoUが高い結果となった。これは、Fater-RCNNがサイズの異なる検出領域を複数持っていたことで、大きさや血腫の有無など特徴の異なる肉離れ領域に対応できたためだと考えられる。その一方で、一部の画像では肉離れを検出できなかったことなどから、対応していない肉離れのパターンが存在すると考えられる。これらのパターンに対応するためには、さらなる学習データが必要になると考えられる。

4. まとめ

超音波エコー検査の画像を利用した、肉離れの定量的な診断方法とその診断システムを提案した。また、深層学習による肉離れ部位の特定、抽出方法を考案し、その評価を行った。一部手法での結果は高い精度を示したが、全体的な精度としてはまだまだ実用に足る結果では無かった。今後学習データの確保を進めることで検出精度が向上し、実用に足る精度を出せるのと考えられる。

文献

- 1) 富士川恭輔, 鳥巢彦彦, "骨折・脱臼 改訂4版", 南山堂,(2018)
- 2) 平田正純, "筋・腱損傷と回復過程での超音波利用", MB Medical Rehabilitation No. 216,(2017)
- 3) "Medical Aurora - Product", <https://www.ndigital.com/medical/products/aurora/>
- 4) "Deep Learning in MATLAB", <https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ug/deep-learning-in-matlab.html>