

コントラスト設定と深層学習による腰椎CT画像の2値化

湯藤 優輝[†], 山本 将人[†], 鈴木 幸司[†]

[†] 室蘭工業大学

1 はじめに

骨粗鬆症とは、骨密度が低下することで骨が脆くなり骨折しやすくなる病気 [1] であり、早期発見及び早期治療が求められている。骨のCT画像から骨粗鬆症を早期発見するためには、骨の部分を領域分割することが必要であり、そのためには前段階としてCT画像の高精度な2値化を行う必要がある。本研究では、骨の輝度を強調するコントラスト設定と畳み込みニューラルネットワーク (CNN) によって、腰椎CT画像を腰椎の部分とその他の部分で2値化した。

2 コントラストの設定

全ての3DCT画像は、骨の輝度が軟組織の輝度よりも高い [2]。軟組織の輝度に対する骨の輝度を強調させることで2値化の精度を向上させることができると考えられる。

2値化の対象とする人物の3DCT画像から、図1のような矢状面CT画像（以下CT画像とする）を作成する。骨は輝度が高いが、ピクセル数は少ないことを考慮し、式(1)を用いて全CT画像にガンマ補正を行う。

$$i' = i_{max} \left(\frac{i}{i_{max}} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (1)$$

i' は補正後の輝度値、 i は補正前の輝度値、 i_{max} は補正前の3DCT画像の最大輝度値である。 γ はガンマ値であり、本研究では $\gamma = 0.3$ を用いる。

各CT画像の輝度値の平均値を求め、平均値が最も高いCT画像を骨が含まれるCT画像として選択する。このCT画像のヒストグラムを H_b 、輝度値 i の度数を $H_b(i)$ とする。

次に、背景や筋肉などの軟組織のみが含まれるCT画像を選択する。このCT画像のヒストグラムを H_o 、輝度値 i の度数を $H_o(i)$ として、式(2)を用いて H_b と H_o の度数の差を求める。

$$H(i) = H_b(i) - H_o(i) \quad (2)$$

この時、正で値の大きい i が骨を表す輝度値となる。

横軸を輝度値、縦軸を度数の差として $H(i)$ を折れ線グラフ化すると、図2が得られる。後の閾値処理を簡単にするため、 $H(i)$ を式(3)によって平滑化 [3] する。

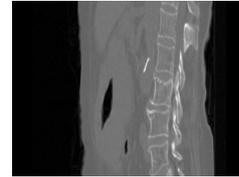


図1: 矢状面CT画像[‡]

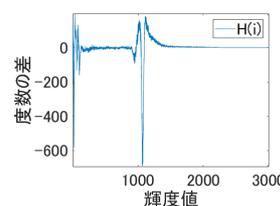


図2: $H(i)$ の折れ線グラフ

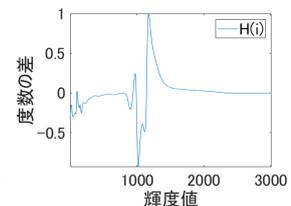


図3: 平滑化, 正規化した $H(i)$ の折れ線グラフ

$$H(i) = \begin{cases} \frac{\sum_{j=0}^{i+\lfloor \frac{N-1}{2} \rfloor} H(j)}{i+\lfloor \frac{N}{2} \rfloor} & (i < \lfloor \frac{N}{2} \rfloor) \\ \frac{\sum_{j=i-\lfloor \frac{N-1}{2} \rfloor}^{i+\lfloor \frac{N-1}{2} \rfloor} H(j)}{N} & (\lfloor \frac{N}{2} \rfloor \leq i \leq B - \lfloor \frac{N-1}{2} \rfloor) \\ \frac{\sum_{j=i-\lfloor \frac{N}{2} \rfloor}^B H(j)}{B+\lfloor \frac{N+1}{2} \rfloor-i} & (B - \lfloor \frac{N-1}{2} \rfloor < i) \end{cases} \quad (3)$$

B は輝度の最大値を表し、CT画像は16ビットグレースケール画像であるため $B = 65535$ とする。移動平均を取る区間を表す N は

$$1 \leq N \leq B+1 \quad (4)$$

を満たす整数であり、本研究では $N = 50$ とする。

CT画像のサイズに依らない閾値処理を実現するため、式(5)によって正規化することで、図3が得られる。

$$H(i) = \frac{H(i)}{H_{max}} \quad (5)$$

H_{max} は $H(i)$ の最大値を表す。

度数の差の閾値 D を決め、

$$H(i) \geq D \quad (6)$$

を満たす i の区間 $[I_{min}, I_{max}]$ を、高い輝度値から順に走査して求める。本研究では $D = 0.2$ とする。

2値化の対象とする人物のCT画像について、区間 $[I_{min}, I_{max}]$ にある i を式(7)によって区間 $[0, B]$ へ変

Binarization of the lumbar CT images using contrast setting and deep learning

Yuki Yuto[†], Masato Yamamoto[†], Yukinori Suzuki[†]

[†] Muroran Institute of Technology

[‡] xVertSeg challenge dataset より引用, 一部改編

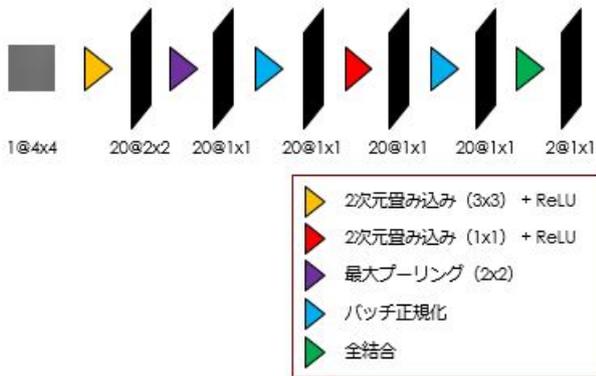


図 4: CNN の構造. 2 次元畳み込みと最大プーリングのストライドは全て 1 である. チャンネル数, 畳み込み後または最大プーリング後の画像サイズを各層の下にチャンネル数@画像サイズの形式で示している.

換し, コントラストを設定する.

$$i' = \frac{B}{I_{max} - I_{min}}(i - I_{min}) \quad (7)$$

i' は変換後の輝度値を表す.

3 畳み込みニューラルネットワーク

CT 画像の 2 値化に用いる CNN の構造を図 4 に示す. 図 4 の CNN は, 4x4 ピクセルの 16 ビットグレースケール画像を入力すると, その画像が腰椎であれば *True*, それ以外であれば *False* を出力する.

4 実験方法

本研究の実験は MATLAB で行い, データセットは xVertSeg challenge dataset[4] を用いる. CNN による 2 値化の精度の評価に使用可能な 15 人の 3DCT 画像のうち 12 人は学習, 3 人はテストに用いる.

学習では, 12 人の 3DCT 画像から取り出した 20 枚の CT 画像を 4 × 4 ピクセルに分割した画像を用いる.

テストでは, 3 人の 3DCT 画像から取り出した 4 枚の CT 画像を用いる. CT 画像の各ピクセルを中心に 4 × 4 ピクセルの画像を取得して CNN へ入力し, 出力が *True* であれば赤, *False* であれば黒で着目しているピクセルを塗り潰し, 予測マスク画像を作成する. なお, CT 画像の外周をゼロパディングすることで全ピクセルの塗り潰しを可能にする. 予測マスク画像と正解マスク画像の全ピクセルを比較することで 2 値化の精度を評価する.

5 実験結果

図 5 はコントラスト設定前の CT 画像で学習し, テストした結果の一例である. また, 図 6 はコントラスト設定後の CT 画像で学習し, テストした結果の一例である.

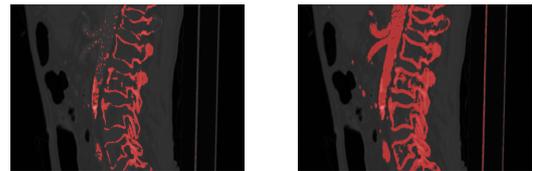


図 5: コントラスト設定前のテスト結果 † 図 6: コントラスト設定後のテスト結果 ‡

表 1: CNN による 2 値化の実験結果

CT 画像	適合率	再現率	F 値
コントラスト設定前	0.85	0.54	0.66
コントラスト設定後	0.70	0.68	0.67

表 1 はコントラスト設定前と設定後のテスト結果について各評価項目の平均値を示したものである. コントラスト設定前は適合率が高く, コントラスト設定後は再現率が高い. これは, コントラストの設定によって輝度の高い軟組織と輝度の低い骨が腰椎として検出されたからだと考えられる.

6 おわりに

本研究の実験結果から, CNN による CT 画像の 2 値化において, コントラストの設定は輝度の低い骨の検出に効果的であるといえる.

一方, コントラストの設定によって骨の輝度に近い輝度値をもつ軟組織も強調され, 適合率の低下を招いたと考えられる.

コントラストの設定による適合率の低下と再現率の上昇は, あくまでも第 2 節において $\gamma = 0.3$, $N = 50$, $D = 0.2$ とした場合の実験結果である. 現状, これらの値は手動で決定しているため最適とはいえない. 従って, これらの最適な値の決定方法について検討する必要がある.

参考文献

- [1] 公益財団法人骨粗鬆症財団, "骨粗鬆症について" <http://www.jpof.or.jp/about/> (最終閲覧日 2019/12/23)
- [2] CT 適塾, "CT 値とは?" <https://www.ct-tekiyuku.net/basic/density/density001.html> (最終閲覧日 2019/12/23)
- [3] MathWorks, "MATLAB smoothdata ノイズの多いデータの平滑化" <https://jp.mathworks.com/help/matlab/ref/smoothdata.html> (最終閲覧日 2020/1/10)
- [4] Robert Korez, Bulat Ibragimov, Boštjan Likar, Franjo Pernuš, and Tomaž Vrtovec, "A Framework for Automated Spine and Vertebrae Interpolation-Based Detection and Model-Based Segmentation"