

畳み込みニューラルネットワークと再帰型ニューラルネットワークを用いた頸椎骨折検出手法の提案

北村順平[†] 石原正樹[†] 馬場孝之[†]

富士通株式会社富士通研究所[†]

1. はじめに

頸椎外傷において適切な初期治療を行うためには、頸椎骨折の診断が重要となる[1]。診断の遅れにより患部の固定化等の適切な対処が行われなかった場合、永続的な麻痺や死に至る危険性がある[2]。CT撮影は頸椎骨折の疑いのある患者に対する標準的な処置であり、迅速かつ正確な診断が求められている。

2. 先行研究

畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いた画像認識技術の発展は目覚ましく、医療画像診断の分野においてもCNNは広く研究されている。頸椎骨折検出に関する先行研究は、頸椎全体に対する骨折の有無を推論するケース[3]と、C1からC7の各頸椎に対する骨折の有無を判定するケース[2][4]に分類される。前者は画像認識のタスクであり、後者はC1からC7の各頸椎に対する位置特定と画像認識のタスクとして捉えることができる。

モデリングの手法は、CTのAxial Planeの2次元画像を入力として扱う2D-CNNベースのアプローチと、CTを3次元画像として扱う3D-CNNベースのアプローチに分類される。3次元の畳み込みを行う3D-CNNは原理的に高い検出精度を期待できる。しかし、モデルの学習が難しく、学習対象や学習に利用可能なデータ量などの要因により上手く学習が進まないことがある[5]。特に医療分野は学習データを用意する際のコストが高く、状況によっては2D-CNNが好ましい選択肢となる。

そこで我々は、学習の比較的容易な2D-CNNをベースとしつつ、2D-CNNでの扱いの難しいCTのスライス間の関係性を再帰型ニューラルネットワーク(RNN)により解析する手法を提案する。

3. 提案手法

提案手法はモデルの前段に相当する頸椎抽出部と後段に相当する骨折判定部により構成される。

頸椎抽出部は頸部CTを入力とし、UNetベースのセグメンテーションモデルによりC1からC7の各頸椎のマスクデータを出力する。

骨折判定部は前段の頸椎抽出部により得た各頸椎を入力とし、骨折の有無を判定する(図1)。各頸椎の3次元画像からスライスを等間隔に選択し、それらのスライスの両隣のスライス2枚と、選択したスライスに対応する頸椎のマスクにより4チャンネルの入力画像を構築する。マスクのスライスを入力に含めることで、複数の頸椎が画像に含まれる際に現在注目している頸椎を提示できる。次に2D-CNNにより各入力画像の特徴量を抽出し、それらの特徴量の並びを後段のRNNに入力する。これらの処理を頸椎のAxial、Sagittal、Coronalの3つの断面についてそれぞれ適用し、最後の全結合層により骨折の有無を判定する。以上により、2D-CNNによる特徴量抽出とRNNによるスライス間の関係性の解析が可能となる。

4. 実験

4.1. データセット

北米放射線学会の頸部CTのデータセット[6]を用いて実験を行った。データセットは2019例のCTで構成されており、各CTに対してC1からC7の頸椎の骨折の有無を示すデータが与えられている。また、87例のCTに対してのみ各頸椎の領域情報を示すマスクデータが付与されている。そのため、87例のCTで頸椎抽出部の学習を行い、残りのデータに対して頸椎のマスクデータを作成した。ハイパーパラメータのチューニングには4分割の交差検証を用いた。交差検証の評価データに対するF値(Dice)の平均は0.936であった。

4.2. 学習

2019症例のCTをGroupKFoldにより5分割し、学習と評価を行なった。骨折判定部の2D-CNNにはEfficientNetV2とImageNetを用い、学習率 $1e-4$ にて15 epoch、 $2e-5$ にて4 epochを学習した。骨折判定部はエンドツーエンドの処理となり、Axial、Sagittal、Coronalの各断面につき20枚ずつ、合計で60枚の画像が1つのミニバッチが扱う単位となる。

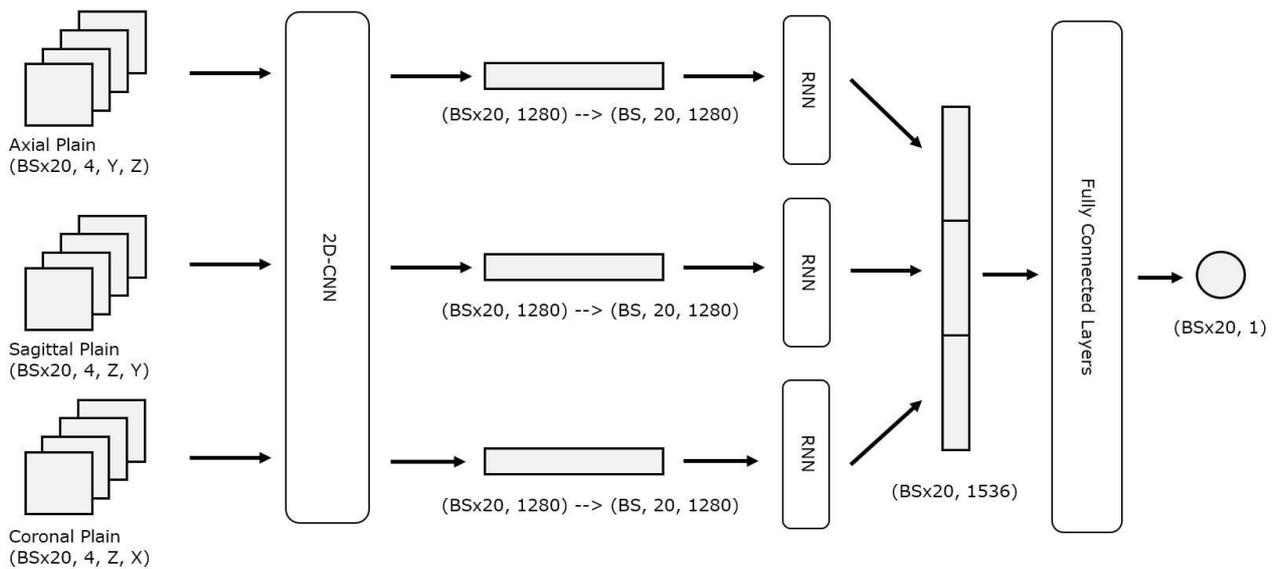


図 1. 骨折判定部の構成図

4.3. 結果

実験結果には、5 分割の交差検証による評価値を用いた。表 1 は Logloss による各頸椎の評価値、表 2 は ROCAUC による各頸椎の評価値を示している。これらの結果により、Axial、Sagittal、Coronal の各断面のうち、Axial を使った場合が最も高い検出精度であることが分かる。また、Axial、Sagittal、Coronal の全ての断面を用いた場合に最も良い精度が得られており、Axial 以外の断面も頸椎骨折の検出に有用であることが伺える。表 3 は、提案手法と 3D-CNN の評価値を比較したものである。この結果により、3D-CNN による骨折検出が難しい場合であっても、本提案手法により効果的な骨折検出が可能なケースがあることが示された。

5. まとめ

本稿では、2D-CNN と RNN を統合した頸椎骨折検出手法を提案した。実験により、3D-CNN と比較して高い検出精度が得られ、本手法による 2D-CNN ベースのアプローチの有効性を示した。また、頸椎の Axial、Sagittal、Coronal の各断面のデータが検出精度に与える影響を測定し、3 つの断面を全て用いた際に検出精度が最も高くなることを確認した。今後、本手法を他の部位についても適用し、その有効性を検証する予定である。

表 1: Logloss を用いた評価結果

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	mean
Axial Only	0.136	0.182	0.17	0.178	0.278	0.429	0.521	0.228
Sagittal Only	0.171	0.112	0.222	0.246	0.301	0.463	0.607	0.255
Coronal Only	0.259	0.169	0.171	0.223	0.328	0.526	0.688	0.284
Axial+Sagittal+Coronal	0.126	0.123	0.177	0.184	0.271	0.420	0.506	0.213

表 2. ROC AUC を用いた評価結果

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	mean
Axial Only	0.977	0.982	0.840	0.941	0.900	0.876	0.883	0.915
Sagittal Only	0.954	0.993	0.811	0.836	0.885	0.856	0.807	0.878
Coronal Only	0.890	0.976	0.827	0.852	0.813	0.796	0.762	0.845
Axial+Sagittal+Coronal	0.972	0.985	0.900	0.932	0.903	0.890	0.883	0.924

表 3. 3D-CNN と提案手法の比較

	Logloss	ROC AUC
3D-CNN	0.398	0.709
Axial+Sagittal+Coronal (提案手法)	0.213	0.924

6. 参考文献

- [1] 吉松弘喜, ほか, "頸椎・頸髄損傷診断における問題点とその対策について.", Journal of spine research 2.5: 960-964, 2011.
- [2] J.E. Small, P. Osler, A.B. Paul, M. Kunst, "CT Cervical Spine Fracture Detection Using a Convolutional Neural Network.", AJNR Am J Neuroradiol 42:1341-47, 2021.
- [3] J. Nicolaes, et al. "Detection of vertebral fractures in CT using 3D convolutional neural networks." International workshop and challenge on computational methods and clinical applications for spine imaging. Springer, Cham, 2020.
- [4] S. Hojjat, et al. "Deep sequential learning for cervical spine fracture detection on computed tomography imaging." 2021 IEEE 18th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). IEEE, 2021.
- [5] B. Erden, N. Gamboa, S. Wood, "3D Convolutional Neural Network for Brain Tumor Segmentation.", 2017.
- [6] "RSNA 2022 Cervical Spine Fracture Detection Challenge.", 2022.