

読影レポートの見落とし防止に向けた 重要所見の自動分類

村松 祐希[†] 横田 元^{††} 中尾 達司^{††} 堀越 琢郎^{††} 太田 丞二^{††}
宇野 隆^{††} 須舘 弘樹^{†††} 森 康久仁^{†††}

† 千葉大学大学院融合理工学府 †† 千葉大学医学部附属病院 ††† 千葉大学大学院工学研究院

1. はじめに

病院では、患者に対してCTやMRIを撮像し得られた画像から読影レポートが作成される。これらのレポートは、過去に作成された患者に対しては、過去の読影レポートと比較し、連続して作成される。連続したレポートには、前回より悪化していると示す重要な所見を含む場合があるが、こうした所見の見落としにより患者の治療が遅れるなどの問題が生じている。そのため、人間による確認を挟まず自動でレポートに重要な所見を含んでいると判別できれば、見落としなどによる問題を解決できる。本研究では、レポートを文ごとに分割し、それらのアテンションを考慮することによって、レポートが重要な所見を含んでいるかを分類する。

2. 提案手法

本研究では、Jing et al.の考案したアテンションネットワークを用いたモデルを使用した [1]。モデルの概略を図 1 に示す。最初に、入力する文章を複数の文に分割し、それらの文を 1 つずつ BERT に入力して特徴ベクトルを得る。次に、各ベクトルを Coherence Model に入力し、他の文との関係性を計算し、ベクトルを強化する。さらに、Entailment Model に入力し、各文のアテンションを計算することで、重要な文を注意しつつ、文章全体のベクトルを算出する。最後に、これを用いて、重要であるか否かの確率を求める。

3. 実験

3.1. 実験用データ

本研究では、千葉大学医学部附属病院で作成された 408 件の読影レポートをデータとして用いる。これら全てのレポート内の各文に対して、経験豊富な 2 名の放射線科医により手動で重要であるか否かのラベル付けがなされた。また、レポートに 1 つでも重要とされた文が存在する場合、そのレポートは重要であるとラベル付けした。

3.2. 評価方法

使用するデータについて、5 分割交差検証を用いて実験を行った。各学習における、テストデータの損失関数の値が最小となる際の結果を採用した。結果を示す評価指標には、Accuracy, Recall, Precision を用いた。

4. 実験結果

Nakamura et al.による従来手法[2]、提案手法の正解率を表 1 に示す。各文に付与するアテンションを計算することによって、全体的に精度が向上した。特に、Accuracy は従来と比較して 3%の向上が確認出来た。

表 1. 実験結果

	Accuracy(%)	Recall(%)	Precision(%)
従来手法	88.2	92.7	87.4
提案手法	91.2	93.1	91.6

5. まとめ

本研究では、文ごとのアテンションを計算し分類に活用することで 3%の Accuracy 向上が見られた。しかし、学習データが少ない症例の分類が困難であるため、データ拡張による更なる向上目指していきたい。

参考文献

- [1] Jing Ma, et al. "Sentence-level evidence embedding for claim verification with hierarchical attention networks," Association for Computational Linguistics 2019.
- [2] Yuta Nakamura, et al. "Automatic detection of actionable radiology reports using bidirectional encoder representations from transformers," BMC Medical Informatics and Decision Making, 2021

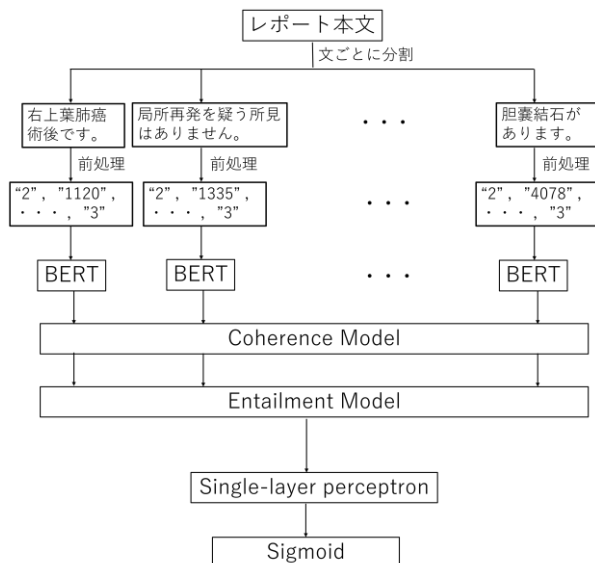


図1. 使用モデル