

厚生労働行政推進調査事業費補助金（地域医療基盤開発推進研究事業）
分担研究報告書

画像診断レポート見落とし防止に向けた大阪大学医学部附属病院の取り組みと
自然言語処理技術を応用した画像診断レポート重要所見の自動検知

研究分担者 武田 理宏 大阪大学医学部附属病院・准教授

研究要旨

大阪大学医学部附属病院では、画像読影医が読影システムで「重要所見」フラグを立てると、診療科医師（オーダ医）に対して「重要所見」通知が行われ、既読処理により通知が削除される仕組みを導入している。また、病院組織による画像診断レポート見落とし対策として、「重要所見」が含まれる画像診断レポートの未読監査（量的監査）、カルテレビューによる患者対応監査（質的監査）を診療情報管理士が実施している。未読監査により、「重要所見」が含まれる画像診断レポートの閲覧管理は実現できたが、患者対応監査により画像診断レポートが既読となっても一定の割合で患者未対応の症例が発生することが明らかとなった。患者対応監査は、医学知識を有した職員がカルテレビューを行う必要があり、画像検査を実施したすべての患者の監査を行うことは現実的でない。このため、「重要所見」フラグはオーダ医に重要所見の存在を気づかせるだけでなく、患者対応監査の対象患者を同定するフラグとしても必要となる。しかし、「重要所見」フラグは全ての医療機関で付与できるわけではない。また、付与できたとしても、読影医ごとにその基準が異なる可能性がある。このため、画像診断レポートから抽出した情報を用いて「重要所見」が含まれるレポートか否か判定する仕組みの開発が望まれる。本研究では、フリーテキストで記載される画像所見から、自然言語処理技術により、画像中の観察物、その位置、大きさ、性状など9つのエンティティを抽出する情報モデルを構築した。モデルは大阪大学医学部附属病院の胸部 CT レポートを用いて構築した。構築したモデルは各エンティティの平均 F1 値が 0.9465 と高い精度で情報抽出が可能であった。次に、他施設でも同様に画像診断レポートから情報抽出を行うために、他施設の電子カルテデータベースに格納される画像診断レポートデータから、仮名化患者 ID、検査日、検査名、モダリティ名、JJ1017 コード、所見内容、サマリ（診断）を抽出する実証研究を行った。最後に、本研究で構築した情報モデルを他施設の画像診断レポートに適応し、情報抽出精度の検証を行った。各エンティティの平均 F1 値は 0.9407 と大阪大学医学部附属病院の画像診断レポートと同様に高い精度での情報抽出が可能であった。本研究で作成した情報モデルにより画像診断レポートの所見情報を構造化することが可能となり、「重要所見」が含まれる画像診断レポートを自動判別する基盤となるデータ仕組みを構築することができた。

A. 研究目的

画像診断レポートの見落とし防止に向けては、電子カルテによる画像診断レポートの見落とし防止機能と、電子カルテ機能に合わせた院内運用の策定が必要となる。

電子カルテ機能としては、レポート作成通知機能、重要所見を気づかせる機能、既読・未読管理機能などが挙げられる。一方、運用としては、各診療科医師がレポートを確実に閲覧することへの教育、レポート既読処理、確実な患者対応の記録

等が挙げられる。また、組織として、未読の画像診断レポートを確認する未読監査、患者対応の有無をカルテレビューにより確認する患者対応監査などが挙げられる。

診療科医師は自身がオーダした全ての画像診断レポートを閲覧する義務がある。しかし、最も見落としてはいけないのは、患者予後に影響する「重要所見」が記載された画像診断レポートである。出血や動脈解離といった短時間で患者予後に影響を与える所見は、電話連絡等でオーダ医に連絡されることが多いため、画像診断レポートで「重要所見」が伝達されるのは、がん所見であることが多い。特に、オーダ医がオーダ時にがんの存在を予見していない「予期せぬがん所見」を見落とさないことは重要である。

画像診断レポートは画像診断専門医（放射線科医）が所見と診断をフリーテキストで記載することが多く、画像診断レポートからの情報抽出には、自然言語処理が必要となる。画像診断レポートは診療科医師（オーダ医）に対して記載されるため、用語や表現はある程度整っていると考えられ、自然言語処理による情報抽出に適していると予想される。もし、自然言語処理にて構造化データを取得することができれば、「重要所見」が記載される画像診断レポートを抽出することができる可能性がある。

本研究では、最初に画像診断レポート見落とし防止に向けた大阪大学医学部附属病院の取り組みをまとめるとともに、その運用から見えてくる問題を明らかにすることを最初の目的とする。また、「重要所見」の存在を診療科医師に気づかせるとともに、患者対応監査を目的としたカルテレビューの対象患者を同定するための「重要所見」フラグを、コンピュータにより自動付与するための仕組みづくりについて、検証を行うことを次の目的とする。

B. 研究方法

1. 画像診断レポート見落とし防止に向けた大阪大学医学部附属病院の取り組み

2016年1月の電子カルテ更新以降、大阪大学医学部附属病院で取り組んでいる画像診断レポートの取り組みについてまとめた。

診療情報管理士が実施している重要所見に対する未読監査、患者対応監査の月次推移を見ることで、その対策の問題点について検討を行った。

2. 「重要所見」が含まれる画像診断レポートの判定

「重要所見」が含まれる画像診断レポートを判別するためには、フリーテキストで記載される所見を自然言語処理で情報抽出し、構造化する必要がある。

放射線レポートの構造化を検討する場合、レポート内のどのような情報を対象として抽出すべきかを議論する必要がある。幅広い二次利用を目的としたデータソースを構築するためには、画像中の観察物、その位置、大きさ、性状などレポートにフリーテキストの形式で記載された情報を可能な限り網羅した情報モデルを構築することが望ましい。その目的から、我々は胸部CTレポートを対象とした情報モデルを構築し、深層学習を用いた用語の抽出精度を評価した。

本研究で作成した情報抽出モデルを実装し、フリーテキストデータから構造化データに変換する「構造化変換モジュール」を現在構築している。他施設の画像診断レポートに対しても、「構造化変換モジュール」を適応することができれば、様々な施設の画像診断レポートに対して「重要所見」を検知する基盤となるデータベースとなることが期待される。

我々のデータセットは、大阪大学医学部附属病院に蓄積されている胸部CTレポートでのみ訓練及び評価が実施されており、学習済のモデルの一般化可能性については明らかでない。そこで、最後に、本研究で構築した情報モデルを他施設の画

像診断レポートに適応した場合の精度について、検証を行った。

C. 研究結果

1. 画像診断レポート見落とし防止に向けた大阪大学医学部附属病院の取り組み

1) 「重要所見」の付与

大阪大学医学部附属病院では、ワーキンググループで議論を重ねた上で、読影医が「予期せぬ重要所見」のフラグを立てる運用を行っている。「予期せぬ重要所見」通知は電子カルテ上でオーダ医に対して通知されるが、画像オーダ時や通知受取時に通知の宛先を任意の医師に変更することが可能である。

この運用は、「作成したレポートは全件、診療科の医師が確認することが前提」で、「画像診断レポートの見落としの責任は診療科医師にある」という認識が確認されている。このことは病院長名で全診療科の医師に周知されている。

「予期せぬ重要所見」がどういった所見につけられるかについては院内で定義づけることが理想であるが、定義をすると放射線科医がフラグの付け忘れの責任が問われること、定義に該当するか判断が難しいレポートが存在することから、「予期せぬ重要所見」の定義付けは困難であった。しかし、放射線科医の中で「オーダ目的にない放置すると命に関わる所見」という共通のコンセンサスはある状況であった。

本運用は、2016年1月の大阪大学医学部附属病院の電子カルテ更新に伴い導入され、2016年2月から運用を開始している。

2) 「予期せぬ重要所見」通知の消去状況

「予期せぬ重要所見」通知は、通知先医師により確実に確認され、通知が消去されることが大切である。「予期せぬ重要所見」通知の消去状況について図1に示す。

「予期せぬ重要所見」通知は2016年2月から2020年11月まで月平均20.6件通知が行われている。一方、2020年12月は119件、2021年1月は95件、2月は63件、3月は75件と大幅に件数が増加している。これは、院内で「予期せぬ重要所見」フラグが付与されない画像診断レポートで「重要所見」の見落としインシデントが発生したことで、「予期せぬ重要所見」フラグを付与する条件を「オーダ目的にない放置すると命に関わる所見」から、癌治療後の経過観察CTでの新規転移巣など、「予期される」重要所見も通知の対象としたことによる。

3) 「予期せぬ重要所見」の未読監査

「予期せぬ重要所見」通知はユーザ操作により消去される。「予期せぬ重要所見」通知は、研修医のカウンターサイン依頼など他の通知と色を変えて通知されるため、未消去の通知があっても、「予期せぬ重要所見」通知の発生は気づくことが可能である。一方、「予期せぬ重要所見」通知の未消去があると、新規の「予期せぬ重要所見」通知の発生を気づくことができないため、その消去は重要である。一方、通知の未消去が重要所見に対する未対応を意味するわけではない。

2016年2月の運用開始以降、通知の翌月末までの消去率は66.0%、翌々月末までの消去率は69.6%に留まっていた。このため、2018年7月より、診療情報管理士が未消去の「予期せぬ重要所見」通知のリストを各診療科のリスクマネージャー宛に通知する量的監査を開始した。監査開始以降、2018年7月から2019年3月が通知の翌月末までの消去率は90.5%、翌々月末までの消去率は94.5%、2019年度が通知の翌月末までの消去率は94.1%、翌々月末までの消去率は97.9%、2020年度が通知の翌月末までの消去率は94.5%、翌々月末までの消去率は97.0%と消去率は大幅に上昇した。

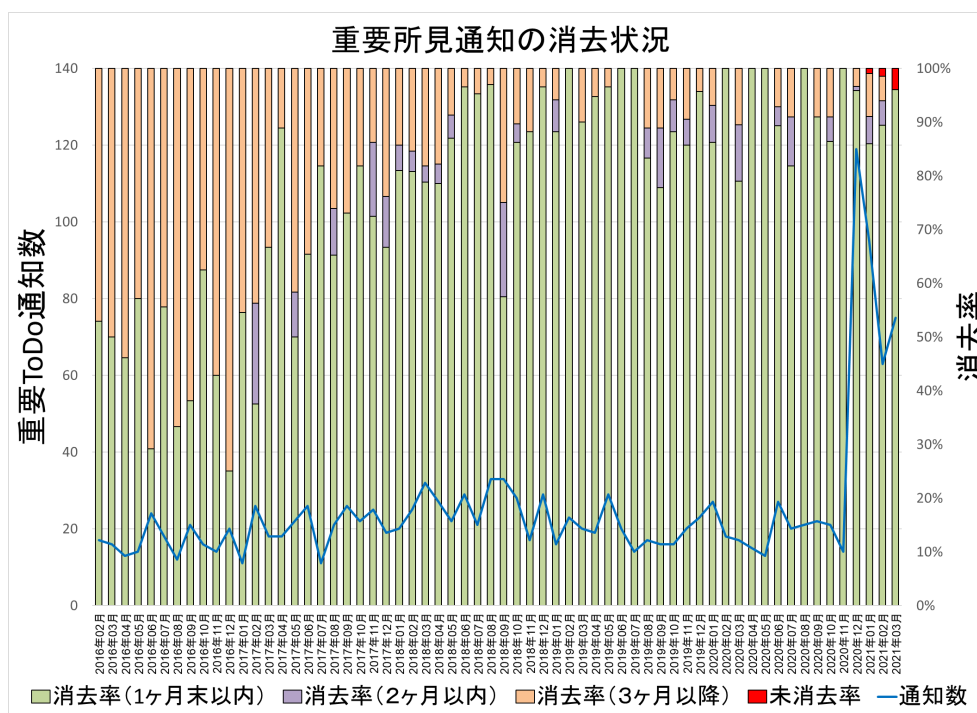


図1. 「予期せぬ重要所見」通知の消去状況

折れ線は「予期せぬ重要所見」の通知数、棒グラフは、1ヶ月以内、2ヶ月以内、3ヶ月以降の「予期せぬ重要所見」通知の消去率を示す。

4) 「予期せぬ重要所見」の患者対応監査

「予期せぬ重要所見」通知の消去は患者対応を意味するものではない。そこで、2019年1月より診療情報管理士により「予期せぬ重要所見」通知があった患者に対するカルテレビューによる患者対応監査（質的監査）を開始した。

監査は「予期せぬ重要所見」通知があった翌月に実施している。対象は「予期せぬ重要所見」フラグが付与されたレポート全件で、通知消去済の患者も対象としている。カルテ監査シートを図2に示す。患者対応は経過記録に1-1. 重要所見の経過記録への明確な記載（コピー&ペースト不可）、1-2. 対応不要と判断できる記載、1-3. 今後の対応方針の記載、1-4. 患者説明の記載があったもの、2-1. 他科紹介（院内紹介）、2-2. 他院紹介（紹介状の作成）があったもの、3-1. 精密検査のオーダー、3-2. 再検査のオーダー（経過観察目的）があったもの、のいずれかが確認でき

た患者とした。患者対応が確認できない場合は、各診療科のリスクマネージャー宛に確認シートの送付し、患者対応の確認と回答を依頼した。リスクマネージャーには、1. 監査結果の評価（監査結果に対するフィードバックを目的）と、2. 患者への説明状況と監査後の対応について、回答を求めた。1. 監査結果の評価は「監査は適切であった」、「監査は適切でなかった」を選択し、適切でないと回答した場合は、その理由を求めた。2. 患者への説明状況と監査後の対応については「すでに患者に説明済である」、「病状経過等から患者への説明は控えている」、「新たに患者説明を実施し、経過記録に記載を行った」、「新たに、専門医紹介や精密検査オーダーを行った」、「〇月〇日に患者説明予定である」、「その他」から複数選択可で回答を求めた。

監査結果を表1に示す。監査を2019年1月から開始し2年3カ月で、「予期せぬ重要所見」通知は804件あり、うち57件（7%）に確認シートの送付

を行った。確認シートの送付は毎月コンスタントに発生していた。確認シートの送付対象となって通知のうち37件(65%)は監査時点で「予期せぬ重要所見」通知を消去済で、20件(35%)は「予期せぬ重要所見」通知が未消去であった。確認シート送付の理由として、がん疑い(肺結節)が19件、がん疑い(肺結節以外の腫瘤影)が22件、がんの進展(転移など)が2件、動脈疾患(瘤、解離など)が3件、骨折が2件、出血疑いが1件、その他異常影が8件であった。

確認シート送付後、55件についてはリスクマネージャーから回答が得られ、うち54件は「監査結果は適切であった」と回答をした。患者への説明状況と監査後の対応については「すでに患者に説明済である」が12件、「病状経過等から患者への説明は控えている」が4件、「新たに患者説明を実施し、経過記録に記載を行った」が15件、「新たに、専門医紹介や精密検査オーダーを行った」が21件、「〇月〇日に患者説明予定である」が12件、「その他」が12件(複数選択可)であった。

患者ID	患者氏名	通知日	TODO処理状況 (消去/未消去)	重要所見対応状況			判断の根拠								
				重要所見 対応状況 (対応済/ 未対応)	対応診療科	対応者	経過記録			専門医紹介		検査オーダー			
							重要所見 の記載 (明確な 記載)	重要所見 の記載 (コピー 等)	対応不要 と判断で きる記載 (他院フォ ロー中、異 常ではない、等)	今後の 対応方針 の記載	患者説明 の記載	他科紹介 (院内)	紹介状 作成(他 院宛て)	精密検査 のオーダー	再検査 のオーダー (経過観 察目的)
1		2019/	処理済	対応済			●	●		●	●	●		●	
1		2019/	処理済	対応済			●			●		●			
0		2019/	処理済	対応済			●			●				●	
1		2019/	未消去	未対応											
1		2019/	処理済	対応済			●			●	●				
1		2019/	処理済	対応済			●			●		●		●	
0		2019/	処理済	対応済			●					●			
1		2019/	処理済	対応済			●				●	●			

図2. 「予期せぬ重要所見」に対する患者対応の監査シート

表1. 重要通知件数と確認シート送付件数

年	月	重要通知件数	確認シート送付	年	月	重要通知件数	確認シート送付	年	月	重要通知件数	確認シート送付
2019年	1月	16	2	2020年	1月	27	2	2021年	1月	95	10
	2月	23	2		2月	18	1		2月	63	1
	3月	20	1		3月	17	3		3月	75	3
	4月	19	2		4月	15	2				
	5月	29	2		5月	13	1				
	6月	20	1		6月	25	3				
	7月	14	1		7月	19	0				
	8月	17	1		8月	21	1				
	9月	16	2		9月	22	0				
	10月	15	1		10月	21	1				
	11月	21	1		11月	22	1				

	12月	22	3		12月	119	9				
--	-----	----	---	--	-----	-----	---	--	--	--	--

5) 「予期せぬ重要所見」の未読監査、患者対応監査から分かったこと

「予期せぬ重要所見」の未読監査により、全ての「予期せぬ重要所見」が付与された画像診断レポートを既読とすることが可能であった。しかしながら、既読処理が行われた画像診断レポートについても、一定の割合で患者未対応が発生しており、患者対応監査の重要性が明らかとなった。

患者対応監査は、診療情報管理士などが医学知識を有した職員がカルテレビューを行う必要があり、画像検査を実施したすべての患者の監査を行うことは現実的でない。このため、「重要所見」フラグはオーダ医に重要所見の存在を気づかせるだけでなく、患者対応監査の対象患者を同定するフラグとしても必要となる。

診療科医師は自身がオーダした画像検査の画像診断レポートを閲覧する義務がある。画像読影医は画像診断レポートで重要所見を分かりやすく記載する義務はあるが、「重要所見」フラグを立てる義務はない。このため、「重要所見」フラグを立てる運用を取ることができない医療機関が残ると考えられる。

次に、どういった所見を「重要所見」とするかその基準を定めることが必要であるが、画像読影医がフラグを付け忘れた際の責任の観点から、当院のようにその基準を定めることが困難となる医療機関が出てくるのが予想される。また、基準を定めたとしても、判定が難しい症例は必ず存在する。

当院では放射線科内の申し合わせ事項として「重要所見」を「オーダ医が予期しておらず（オーダ依頼に記載されない）、見落とすと生命にかかわる所見＝予期せぬ重要所見」としてきた。この間の「予期せぬ重要所見」は月間20件程度と安定をしていた。その後、癌治療後の経過観察CTでの新規転移巣など、「予期される」重要所見も通知の対

象とした。この結果、「重要所見」の数は大きく増加した。このことは、院内で基準を明文化していなくても、ある程度一定の基準で「重要所見」フラグが立てられていたことを意味している。しかし、患者対応監査で診療情報管理士が「予期せぬ重要所見」を付与されたすべての患者カルテを閲覧するなかで、画像読影医ごとに「重要所見」フラグが付与される基準が異なっている印象があったことも事実である。重要フラグの基準を変更後、月間の通知件数が119件、95件、63件、75件と値が揺らいだことも、「重要フラグ」を付与する判断が難しいことを示唆していた。

2. 「重要所見」が含まれる画像診断レポートの判定

1) 「重要所見」判定の必要性

前述した通り、「重要所見」フラグは必ず一定数発生する患者対応漏れを防止することを目的とした患者対応監査の対象を決めるために必要である。しかし、「重要所見」フラグを付与することができない医療機関が存在し、また、「重要所見」フラグを付与したとしてもその基準は医療機関ごと、読影医ごとに異なってくることが予想される。もし、画像診断レポートから自然言語処理技術により情報抽出を行う事ができれば、「重要所見」が含まれる画像診断レポートの判定に用いることができると考えられる。

画像診断レポートの情報抽出では付与できない「重要所見」フラグは必ず存在するため、画像読影医による重要フラグの付与は依然重要である。一方、画像診断レポートの情報抽出による「重要所見」フラグ付与は画像読影医が重要フラグの付与忘れや、個々の画像読影医のフラグ付与基準のばらつきを補うことが可能である。このため、画像読影医による「重要所見」フラグと画像診断レポートの情報抽出による「重要所見」フラグの和

集合を、患者対応監査の対象とすることが理想と考えられる。もし、画像読影医による「重要所見」フラグの付与が困難な医療機関であっても、画像診断レポートの情報抽出による「重要所見」フラグを付与された患者を患者対応監査することができれば、最低限の患者対応忘れを防止することが可能となる。

2) 自然言語処理による画像診断レポートからの情報抽出

画像診断レポートは画像診断専門医（放射線科医）が診療科医師（オーダ医）に対して記載するため、用語や表現はある程度整っていると考えられ、自然言語処理による情報抽出に適していると予想される。

我々は大阪大学医学部附属病院で作成される胸部 CT レポートを用いて、部位や所見といった情報を抽出する自然言語処理モデルの構築を試みた。

最初に、北米放射線学会（RSNA: Radiological Society of North America）によって作成された放射線領域に関する用語集である RadLex を参考に情報モデルを構築し、抽出対象（エンティティ）を定義した。表 2 に定義したエンティティとその概念について示す。

表 2. 定義したエンティティとその概念

Entity	概念	具体例
Anatomical location	臓器や部位に関する表現	右肺 S6 リンパ節
Imaging observation	観察物を示す表現	結節影 すりガラス影
Clinical finding	文中の臨床所見を示す表現	肺がん 炎症後変化
Certainty descriptor	文の肯定／否定を示す表現	認める 疑いあり
Characteristics descriptor	他のエンティティの特徴を示す	不整な 石灰化した

	表現	
Size descriptor	他のエンティティのサイズを示す表現	径 15mm 30×14mm
Change descriptor	他のエンティティの変化状態を示す表現	変化なし 前回より増大
Procedure status	患者の処置状態に関する表現	再建術後 放射線治療後
Medical object	人工物などの名称	ステント ペースメーカ

大阪大学医学部附属病院の胸部 CT レポート（118,078 件）から無作為に 540 件を抽出し、2 人の臨床医と 1 人の放射線技師が独立してアノテーション作業を行った。378 件を訓練用、54 件を検証用、108 件を評価用に分割した。

系列ラベリングは、系列情報を機械学習の入力として、入力の各系列に対応するラベル情報を予測するタスクである。このタスクは、深層学習を用いることで、高精度な予測モデルが構築できることが知られている。本研究では、Bi-LSTM-CRF モデルを用いて機械学習を実施した。

大阪大学医学部附属病院の胸部 CT レポートに対する Bi-LSTM-CRF モデルによるエンティティごとの予測精度を表 3 に示す。平均の F1 スコアが 0.9465 と高い精度で、各エンティティを予測することが可能であった。このことは、画像診断レポートから自然言語処理技術を用いて抽出した情報を用いて、「重要所見」が含まれる画像診断レポートを判別できる可能性を示唆している。

表 3. Bi-LSTM-CRF モデルによるエンティティごとの予測精度

Entity	Precision	Recall	F1 score
Anatomical location	0.9425	0.9494	0.9459

Imaging observation	0.9557	0.9513	0.9535
Clinical finding	0.9481	0.9522	0.9501
Certainty descriptor	0.9781	0.9811	0.9796
Characteristics descriptor	0.9137	0.8944	0.9039
Size descriptor	0.9737	0.9610	0.9673
Change descriptor	0.9245	0.9333	0.9289
Procedure status	0.8286	0.8529	0.8406
Medical object	0.4167	0.5000	0.4545
Micro Averaging	0.9450	0.9479	0.9465

3) 多施設での画像診断レポート抽出ファイル作成に関する実証研究

本研究では、大阪大学医学部附属病院のデータウェアハウスから画像診断レポートのテキストデータを抽出し、自然言語処理に利用した。抽出したファイルに対して、前述した情報抽出モデルを適応することで、画像診断レポートを構造化形式に変換し、データベースに蓄積することが可能となる。構造化した知識を収集することができれば、「重要所見」を含むレポートの検索が可能となる。このための、「構造化変換モジュール」を現在、開発している。

多施設でも同様のことを実現するためには、それぞれの施設の画像診断レポートシステムから、画像診断レポートの検査情報（検査日、モダリティ）、患者情報と所見や診断が記述されたフリーテキストデータを、共通のデータベース構造に抽出する必要がある。

我々は、多施設共同後ろ向き研究のための共通データベースの構築を行っている。共通データベースでは、病名、処方、注射、放射線治療、手術処置、医療行為、検体検査結果、入院情報、DPC 様式1 病名ファイルなどを蓄積している。本研究では、大阪急性期総合医療センター（富士フィルムメディカル）と大阪国際がんセンター（医用工学研究所）のデータベースに蓄積される画像診断レポートから共通の形式で情報を抽出する実証実験を行った。出力するデータ項目は、仮名化患者ID、検査日、検査名、モダリティ名、JJ1017 コード、所見内容、サマリ（診断）である。両施設からデータ抽出に成功し、「構造化変換モジュール」を適応する基盤を構築することができた。

4) 他施設で作成された画像診断レポートから情報抽出

前述の情報抽出モデルは大阪大学医学部附属病院単施設の画像診断レポートを用いた検討であった。大学病院の特性上、複数の放射線科医がレポートを作成しているが、表現や用語の片寄りがある可能性は否定できない。このため、作成した情報抽出モデルを他施設の画像診断レポートに適応させその精度を検証した。

使用したのは、大阪国際がんセンターで作成された胸部 CT レポート 77 件で、2 名の医師が全件にラベルを付与した。大阪大学医学部附属病院の胸部 CT レポートで学習済のモデルを直接大阪国際がんセンターの評価データ精度に適応し、精度を評価した。

本研究では、他施設のレポートで評価した場合でも、平均の F1 スコアが 0.9407 と自施設の評価データセットと同等の精度が達成できたことが分かった。これは、レポートの対象部位が同一であったことから、施設間で使用される単語の分布が類似していたことが寄与と考えられる。大阪国際がんセンターの胸部 CT レポートで使用された形態素は 579 個のうち 572 個 (98.8%) は事前学習で

使用した大阪大学医学部附属病院の胸部 CT レポートに含まれた形態素であった。もし、レポートの書き方や使用される単語の分布が大きく異なる施設にモデルを適用する場合、モデルの一般化可能性については更なる検討の余地があると思われる。

表 3. 他施設の胸部 CT レポートへの情報抽出モデルの適応結果

Entity	Precision	Recall	F1 score
Anatomical location	0.9441	0.9441	0.9441
Imaging observation	0.9443	0.9403	0.9423
Clinical finding	0.9255	0.9206	0.9231
Certainty descriptor	0.9704	0.9725	0.9714
Characteristics descriptor	0.8378*	0.8611	0.8493*
Size descriptor	0.9200*	0.9200	0.9200
Change descriptor	0.9200	0.8961	0.9079
Procedure status	0.9737	0.9024	0.9367
Medical object	1.0000	0.3333*	0.5000
Micro Averaging	0.9431	0.9384	0.9407

* ベースラインと比較して 0.05 以上値が低下したもの

D. 考察

大阪大学医学部附属病院の画像診断レポート見落とし防止の取り組みから、「重要所見」フラグを

付与しユーザに気づきを与え、画像診断レポートが診療科医師により既読となっていたとしても、一定の割合で患者対応が適切に取られないケースがあることが明らかとなった。確実に患者対応につなげるためには、患者対応の有無をカルテレビューによって確認する患者対応監査が必要となる。しかしながら、画像診断レポートを作成されたすべての患者のカルテを確認することは困難であるため、患者対応監査は「重要所見」フラグが付与された患者に限定される。

大阪大学医学部附属病院で画像診断レポートの見落としが発生するリスクを考えると、画像読影医が「重要所見」フラグを付与しなかったレポートに、「重要所見」が記述される場合である。「重要所見」を「オーダ医が予期せぬ重要所見」とした場合、がん治療後の経過観察の CT にがん再発所見があった場合、「重要所見」フラグは付与されないことになる。しかしながら、この所見を見落とした場合、患者予後に影響を与える可能性が高い。一方、例えば肝転移を伴う大腸がんに対し化学療法を実施している患者に、新しく肺転移が確認された場合、予測される治療経過であり、「重要所見」とは捉えられない可能性がある。あるいは、すい臓の進行がん患者の大腸に腫瘤を認め、大腸がんを疑われた場合、予後規定因子はすい臓がんで、大腸がん疑いは「重要所見」とならない可能性がある。このように、「重要フラグ」の付与判断は大変難しいケースがあり、画像診断医でその判断が分かれるケースがあることが想定される。また、全ての画像診断レポートを閲覧することは診療科医師（オーダ医）の責務であること、「重要フラグ」を付け忘れた場合の画像読影医の責任の問題などから、「重要フラグ」を付与する運用を行わない医療機関が存在する。これらのことから、コンピュータが一定の基準で「重要所見」が含まれる画像診断レポートを検知する仕組みの構築が望まれる。画像診断レポートはフリーテキストで記載されることが多く、「重要所見」が含まれるレポート検

知のためには、所見を自然言語処理により構造化する必要がある。近年、深層学習が広がり、自然言語処理技術は大きく進歩した。我々が構築した情報モデルは、学習を行った施設（大阪大学医学部附属病院）だけでなく、多施設の画像診断レポートからも高い精度で情報を抽出することが可能であった。また、多施設の電子カルテデータベースから、共通のデータフォーマットで画像診断レポートを抽出する実証実験にも成功した。以上のことは、「重要所見」が含まれる画像診断レポートを検出する基盤を構築できたことを意味する。今後、構築した共通データベースに対して情報モデルを適用し構造化データベースを作成する「構造化変換モジュール」の開発、構造化データベースを用いて「重要所見」が含まれる画像診断レポートを判別する判別ロジックの構築とその精度検証に取り組んでいく必要がある。

E. 結語

大阪大学医学部附属病院の画像診断レポート見落とし防止対策から、画像診断レポートに「重要フラグ」を付与する重要性が明らかとなった。一定の基準で「重要所見」が含まれる画像診断レポートを判別することが大切である。深層学習を活用した自然言語処理技術により画像診断レポートから高い精度で情報を抽出することが可能であり、この技術は、コンピュータが「重要所見」が含まれる画像診断レポートを自動判別する基盤となることが期待された。

F. 研究発表

1. 論文発表

Extracting clinical terms from radiology reports with deep learning. Sugimoto K, Takeda T, Oh JH, Wada S, Konishi S, Yamahata A, Manabe S, Tomiyama N, Matsunaga T, Nakanishi K, Matsumura Y. *J Biomed Inform.* 2021 Apr; 116: 103729. doi: 10.1016/j.jbi.2021.103729.

End-to-End Approach for Structuring Radiology Reports. Sugimoto K, Takeda T, Wada S, Yamahata A, Konishi S, Manabe S, Matsumura Y. *Stud Health Technol Inform.* 2020 Jun 16; 270: 203-207. doi: 10.3233/SHTI200151.

2. 学会発表

放射線レポートのエンティティ抽出モデルの一般化可能性の評価 杉本 賢人, 和田 聖哉, 小西 正三, 武田 理宏, 真鍋 史朗, 松永 隆, 松村 泰志 第40回医療情報学連合大会、2020年11月、浜松
放射線レポートからの情報抽出と構造化に関する取り組み. 杉本 賢人, 和田 聖哉, 山畑 飛鳥, 小西 正三, 武田 理宏, 真鍋 史朗, 松村 泰志 第24回日本医療情報学会春季学術大会、2020年6月 Web開催.