
ポスター

[PO-9～16、P-17～33] ポスター立会

2019年6月8日(土) 14:30～15:30 ポスター会場 (熊本市民会館 2F ホワイエ)

[P-26] Multi-Column Convolutional Neural Networksを用いた Web文書中の患者の症状表現抽出、症状疾患関係認識

和田 聖哉 (大阪大学大学院医学系研究科 医療情報学)

Multi-Column Convolutional Neural Networks を用いた Web 文書中の患者の症状表現抽出、症状疾患関係認識

和田 聖哉^{*1}、飯田 龍^{*2}、鳥澤 健太郎^{*2}、武田 理宏^{*1}、真鍋 史朗^{*1}、松村 泰志^{*1}

^{*1}大阪大学大学院医学系研究科 医療情報学、^{*2}情報通信研究機構

Extracting Symptom Names and Disease-Symptom Relationships from Web Texts Using a Multi-Column Convolutional Neural Network

Shoya Wada^{*1}, Ryu Iida^{*2}, Kentaro Torisawa^{*2}, Toshihiro Takeda^{*1}, Shiro Manabe^{*1}, Yasushi Matsumura^{*1}

^{*1} Dept. of Medical Informatics, Osaka Univ. Graduate School of Medicine,

^{*2} National Institute of Information and Communications Technology

非医療者の用いる表現が多く含まれる大規模 Web 文書を対象として、症状表現と疾患症状関係の抽出を行う手法を提案する。最終的な目標は、患者自身が入力するフリーテキストに従って診断支援を行うシステムを構築することである。症状表現に関する辞書の作成と、その症状表現と原因となる疾患名との関係認識を達成するために、それぞれの分類器を教師あり深層学習で構築した。対象データは、WISDOM X(自然言語処理技術を用いて約 40 億件の Web 文書に対して種々の言語解析を行い、回答を抽出する大規模情報分析システム)を用いて収集した。その結果、症状表現抽出では 93.8%、疾患症状関係認識では 88.3%(F1 値)の精度を得ることが出来た。

キーワード 自然言語処理、深層学習、固有表現抽出

1. はじめに

医療情報記録の電子化ならびに人工知能研究の発展に伴い、自動診断を始めとした診断支援システムへの期待が高まっている。診断支援システムのためには、症状名が入力された際に入力した内容を照合するための症状表現一覧と、それに対応する疾患名の一覧を事前に獲得しておく必要がある。患者自身で入力を行うシステムの開発にはその表現辞書が必要であるが、日本語での報告はない。

本研究では、Web 文書から患者の用いる症状表現や疾患と症状の関係に関する情報を抽出し、大規模な医療辞書を構築する手法を提案する。

1) 「症状表現」の定義

本研究では、生体が疾患に罹患したことにより生じる変化を全て「症状表現」として獲得する対象とした。すなわち「症状表現」には症状や所見(身体所見、検査所見を含む)、疾患名(合併症)が含まれる。これは、患者自身が診断支援システムを利用する際には、その表現が症状、所見、疾患名かどうかを区別せずに入力すると思われるからである。

2. 方法

1) 対象

WISDOM X (<https://wisdom-nict.jp/>)は情報

通信研究機構が開発、一般公開しているシステムであり、自然言語処理技術を用いて約 40 億件の Web 文書に対して種々の言語解析を行い、回答を抽出する大規模情報分析システムである。ファクトイド型質問応答モジュール(例えば、「急性心筋梗塞は何を引き起こす?」に対して「心停止」「不整脈」「心室細動」といった回答を、それらの回答根拠文とともに返す)を利用する。入力する質問は「(疾患名)+(質問パターン)」で定義される。質問クエリ作成のため、それぞれの一覧を準備する。疾患名リストは医師国家試験出題基準、ICD10 対応標準病名マスター、ALAGIN 文脈類似語データベースから構築した(疾患名 25,916 個)。質問には、疾患名を原因として、回答に症状表現が来るような因果関係を表すもの(例:「は〇〇を起こす」「は〇〇を呈す」)67 パターンを準備した。

総質問数 1,736,372(25,916 疾患名×67 質問パターン)のクエリを WISDOM X に入力し、回答 3,894,833 事例を得た。その異なり数は 309,141 であった。回答に対して症状表現の可能性が高くなるように名詞意味クラス辞書[1]を適用し、疾患名数 7,423/症状表現候補の異なり数 32,550/疾患名・症状表現候補対の組み合わせ数 127,352 例の対象事例を取得した。

2) 学習データ、評価データの構築

50,000 事例を抽出し、1 事例につき3名の非医療従事者で、症状表現か否か (Symptom Name Extraction: SNE)、対象疾患の症状表現か否か (Disease-Symptom relationship Recognition: DSR)について、正誤判定を付与した (Table.1)。

Table.1 判定実施例

疾患・症状に関係する文	SNE	DSR
ショック、心不全、特定の薬または疾患名慢性腎不全による症状低血圧。	O	O
肝障害、黄疸、小頭症、精神運動発達遅滞、痙攣、疾患名網膜炎などの症状症状を起こす。	O	X
激しい胸の痛みや冷や汗、意識の喪失などが起こる疾患名急性心筋梗塞。	O	O

3) 深層学習による SNE、DSR 予測モデル

畳み込みニューラルネットワークの亜型である multi-column convolutional neural network[2]で予測モデルを構築した (Fig.1)。各列への入力には、疾患名 (DIS)、症状表現候補 (SYM)、DIS と SYM の出現位置により分割される文節 (それぞれ前方から BFR、BTWN、AFTR)、入力に用いた質問クエリ (Q)を対応させた。SYM との出現位置関係を与えるため、L[eft]、R[ight]、S[ymptom] のマークを追加した(LOC)。各事例は MeCab により形態素解析を行い、事前に日本語 Wikipedia で学習済みの分散表現モデルを適用した。

3. 結果

本手法の症状表現抽出 (SNE)、疾患症状関係認識(DSR)の性能はそれぞれ F1 値で 93.8%、88.3%であった (Table.2)。新規表現の獲得性能を評価するために、学習データ及び既存の医学用語辞書 (Comejisyo、万病辞書)に含まれる表現を除外した評価データを準備した。これらの予

Table.2 実験結果

w/o: without, BASE: DIS+SYM, CONT: BFR+BTWN+AFTR, 提案手法(Proposed)は BASE+CONT+Q+LOC.

		Development dataset				Test dataset							
		Recall	Precision	F-score	Avg.P	All				Unknown			
						Recall	Precision	F-score	Avg.P	Recall	Precision	F-score	Avg.P
SE	AllPositive	1.000	0.546	0.688	-	1.000	0.556	0.696	-	1.000	0.576	0.714	-
	Proposed	0.955	0.935	0.945	0.988	0.942	0.934	0.938	0.986	0.867	0.922	0.894	0.969
	Proposed w/o Q	0.956	0.932	0.944	0.988	0.945	0.933	0.939	0.987	0.877	0.921	0.899	0.968
	Proposed w/o CONT	0.928	0.944	0.936	0.986	0.921	0.947	0.934	0.985	0.843	0.925	0.882	0.965
	Proposed w/o LOC	0.939	0.953	0.946	0.988	0.921	0.954	0.937	0.987	0.838	0.937	0.885	0.968
DSR	AllPositive	1.000	0.348	0.487	-	1.000	0.332	0.469	-	1.000	0.370	0.516	-
	Proposed	0.901	0.872	0.886	0.950	0.904	0.864	0.883	0.944	0.880	0.868	0.874	0.935
	Proposed w/o Q	0.879	0.887	0.883	0.948	0.871	0.875	0.873	0.944	0.845	0.868	0.856	0.935
	Proposed w/o CONT	0.825	0.800	0.812	0.873	0.834	0.791	0.812	0.880	0.793	0.764	0.778	0.871
	Proposed w/o LOC	0.875	0.843	0.859	0.927	0.871	0.825	0.847	0.922	0.823	0.823	0.823	0.917

測モデルを適用すると、SNE、DSR の F1 値はそれぞれ 89.4%、87.4%と高い精度を維持した。

4. 考察

本研究では、深層学習により Web 文書から症状表現と疾患症状関係の抽出を実現する手法を開発した。獲得した症状表現には既存の医学用語辞書には存在しない表現が含まれており、多様な表現を獲得しうる可能性を示せた。一方で、修正の必要な並列表現等が存在することや Web 文書自体の医学的信頼性が問題になることから、利用する際にはその内容について再評価を要することが課題となる。

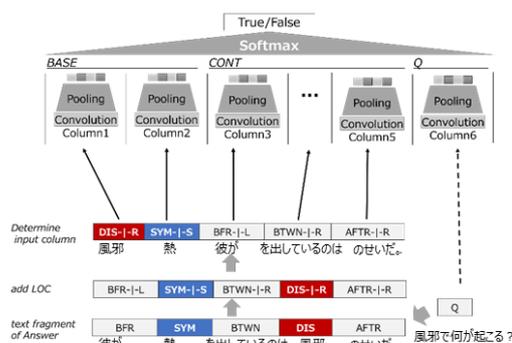


Fig.1 本研究の MCNN アーキテクチャ

参考文献

- [1] Kazama J, Torisawa K: Inducing gazetteers for named entity recognition by large-scale clustering of dependency relations, Proceeding of ACL-08, 407-15, 2008.
- [2] Cireşan D, Meier U, Schmidhuber J: Multi-column Deep Neural Networks for Image Classification, In Pro-ceedings of CVPR 2012, 3642-9, 2012.