

クロノロジー（活動記録表）を利用した業務優先度の分析システム

研究分担者 竹内孔一（大）岡山大学学術研究院 自然科学学域 准教授

研究要旨：大規模災害時における地域の災害医療活動能力の資源の再配分を行うにあたり、時々刻々と発生する業務の優先度を適切に判断することは最適な資源配分を実施する上で重要な課題である。本研究では災害時における活動記録であるクロノロジーが入力された場合に、内容から優先度を付与する数理モデルの構築と Google のシステムと連動して動作するシステムを開発した。**方法：**災害時の保健医療調整本部等で記録されるクロノロジーの優先度を、昨年度の経験を踏まえて新たに約 2000 件のデータを人手で分析する。新規に分析したデータを追加して複数の最適化モデル（識別モデル）を適用して、優先度を推定する最も適切なモデルと方法を明らかにする。作成したモデルをシステムとして、組み込んで Google のシステムと連動したシステムを構築する。**結果：**（1）人手による分析の結果、クロノロジーに含まれる優先度の高いものは全体の約 1%、中程度のは約 8%であった。（2）優先度の高い業務の識別にはニューラルネットワークを用いた手法が高い精度を示した。（3）Google のドライブと連携することで、携帯やパソコンからクロノロジーを入力することができる枠組みを提示した。特に、ニューラルネットワークは他のモデルに比べて再現率が高いことが明らかになった。**まとめ：**本研究結果により災害時においてクロノロジーの入力は Google シートで可能なこと、入力されたクロノロジーに対して業務の優先度を判定して他のシステムと連携できることを示した。

研究協力者

孝壽 真治：岡山大学工学部情報系学科 4 年

石澤 哉子：岡山大学大学院非常勤研究員

齋藤 由美：岡山大学大学院非常勤研究員

A. 研究目的

背景：大規模災害時に地域の災害医療活動の資源を再配分する際には、発生する業務の優先順位を適切に判断し、最適な資源配分を実施することが重要である。保健医療調整本部や病院等の災害対策本部で災害時において発生する業務の断片がクロノロジー¹⁾として記録されてい

る。クロノロジーには負傷者などの患者に関する優先度の高い業務から連絡事項など優先度の低い業務まで含まれていることがわかる。現在、こうした業務の優先度判定は、災害対策本部で人により判定し、医療活動の資源の配分をしている。被害状況と機能している医療機関の状況を勘案した判断は、デジタル化した情報を最大限に利用することで最適化モデルが適用可能になり、より現場の状況に即した判断が期待される。

本研究の目的は現段階でデジタル化されているクロノロジーを利用して、優先度判定するも

っとも適切な最適化モデル（識別モデル）を構築することによって、業務の優先度を判断するシステム構築に向けたモジュールの構成について考察することである。

以下では、まずクロノロジー優先度推定モデルの構築実験について記述し、優先度を識別するシステムについて記述する。

B. 研究方法

クロノロジー推定モデルを構築するために、分析データを追加し、推定実験により最適な識別モデルを決定する。優先度として、昨年度検討した結果から表 1 に示すように重要度と緊急度の観点から 3 段階に設定した。

表 1. 優先度を判定する基準

分類	判断する基準
高	重要かつ緊急度が高い内容 人の生命に関わる内容は重要度が高い
中	重要または緊急度のどちらか一方が高い内容
低	上記のどちらでもない内容

各クロノロジーに対してこの 3 段階を付与することで、優先度を提示する。新たに約 2000 件のクロノロジーを追加した昨年度付与したデータに対して、再度人手で優先度を分析したデータを作成する。次に分析データに対して、複数の識別モデルを適用して推定精度を測定する。これにより、識別モデルがどの程度有効に働くかを明らかにする。

識別モデルとして深層学習モデル³⁾を利用する。文章を深層学習モデルに入力するベクトル化の手法として bag-of-words 形式 (以降 BOW と表記)⁴⁾または BERT⁵⁾ を適用する。識別モデ

ルは 3 層ニューラルネットワークを利用する。

図 1 に示すように組み合わせとして 3 種類の識別モデルを構成する。

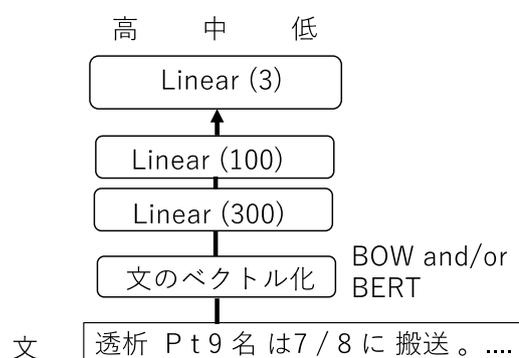


図 1. 深層学習を利用した優先度識別モデル

図 1 中の Linear は 1 層のニューラルネットワークを表しており、括弧内の数字は内部のユニット数を示す。文のベクトル化手法として BOW モデル、BERT モデル、BOW+BERT モデルの 3 種類を仮定する。これらの違いにより異なる識別モデルを構成する。

BOW モデルで文を形態素解析して単語のベクトルに変換する。具体的には形態素解析には固有表現が多く登録されている Neologd 辞書⁶⁾を用いた MeCab⁷⁾を適用する。BERT モデルではトークンに分割された後、大規模なテキストデータで事前学習した重みをもとに文を 768 次元のベクトルで表現する。

下記の表 2 に示すように、優先度「高」および「中」が極端に少ないデータである。そこで、上記の学習の際に、誤差評価関数において、「高」および「中」をより重視するように学習関数を変更した。

識別モデルの学習には学習データが必要である。優先度を付与した分析データの 6 割を学習データに設定して 2 割を開発データ、さらに 2 割をテストデータとして評価に利用する。

(倫理面への配慮)

本研究では、被災者の個人情報を利用していません。ただし、研究を遂行する上で、倫理的側面を十分に配慮しながら実施した。なお、本研究分担者・協力者は、研究分担者と同じ組織に所属している。

$$\text{再現率} = \frac{\text{グラスが一致した件数}}{\text{データ内の対象クラスの件数}}$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}}$$

C. 研究結果

1. クロノロジーの優先度分析データ

新規のデータをも含めてクロノロジーに対して再度優先度を付与した結果を合計した分析データについて表 2 に分布を示す。

表 2. 学習データとテストデータの分布

クラス	学習データ	開発データ	テストデータ	全体
高	22	14	12	48
中	211	85	79	375
低	2444	794	802	4040
合計	2677	893	893	4463

表 2 の集約したデータの内訳を見ると、優先度「高」は 1% (48 件)、優先度「中」は 8.4% (375 件) であった。よって、優先度を付与することは多くの優先度が低いクロノロジーの中から高いもの取り出すことを意味する。そこで、識別モデルの評価の際には、優先度が「中」以上の識別能力を重視してモデルを考察する。

2. 識別モデルによる優先度推定実験の結果

各識別モデルを用いてテストデータの優先度を評価する手法として適合率、再現率、F 値を利用する。それぞれの評価式は下記のように定義する。

$$\text{適合率} = \frac{\text{グラスが一致した件数}}{\text{モデルが対象クラスと判定した件数}}$$

クロノロジーの中で重視するものは優先度が高いものである。そこで、全体の精度ではなく、優先度「高」「中」「低」の各クラスに対する識別能力を表 3 から表 5 にそれぞれ示す。

表 3. 「高」クラスの適合率、再現率、F 値

モデル	適合率	再現率	F 値
BOW	0.33	0.17	0.22
BERT	0.13	0.92	0.23
BOW+BERT	0.27	0.5	0.35

表 4. 「中」クラスの適合率、再現率、F 値

モデル	適合率	再現率	F 値
BOW	0.30	0.30	0.30
BERT	0.35	0.19	0.25
BOW+BERT	0.33	0.46	0.38

表 3 の結果では「高」クラスの識別では BOW+BERT モデルが F 値で最も高い値を示した。内訳をみるとモデルにより特性が異なり、適合率では BOW が最も高い値を示した。一方、再現率では BERT は 0.92 と高い値を示しているが適合率が低い。BOW+BERT で再現率は 0.5 であり適合率も 3 割を切るぐらいであることがわかる。

次に、表 4 の「中」クラスの分類結果を見ると、同様に BOW+BERT モデルが F 値で最も高

い値を示した。適合率と再現率を他のモデルと比較すると、BERT モデルに対して適合率が若干劣るものの、再現率がモデルの中で高く、有効であることがわかる。本研究の目的である優先度判定システムは最終的にシステムが推定した優先度を人が判断して利用することを仮定している。このような枠組から再現率の高いモデルの方が利用価値が高いと考えられる。

D. 考察

深層学習モデルは学習データの量と質によりその精度が変わることが知られている³⁾。今後実用化に向けて、さらに学習データを追加した場合にもより安定して高い識別精度を得るために、改善手法を考慮しておくことは重要である。そこでまず、さらなる改善手法について考察する。次に、優先度識別モデルを実際の災害医療で利用するためにクロノロジーの入力部分からシステムとして構築する必要がある。よって優先度推定システムについて論じる。

1. 優先度識別の精度向上に対する考察

1) モデルの拡張可能性

上記で提案した優先度を推定する問題をクラス分類問題としてモデル化した。しかしながら「高」の分類を「中」と誤識別する場合と「低」と誤識別する場合では大きく異なる。この異なりを深層学習において誤差評価関数に取り込むことで、精度を向上させる手法が提案されている³⁾。順序回帰と呼ばれるモデルで、複数の手法が提案されており、さらなる精度向上手法として適用を検討したい。

また、実験で用いた BERT は日本語 Wikipedia を前もって学習した事前学習モデルであるが、計算機環境の制約から Small という小さいサイ

ズ (12 層) のモデルを適用した。しかしながら、BERT には Large というネットワーク層が大きな学習済みモデル (24 層モデル) が配布されており、利用した場合に精度の向上が見込まれる。近年 GPT-3⁸⁾ など巨大な言語モデルが高い精度を示しているためより豊かな計算機環境が利用可能な場合には適用を検討したい。

2) トークン化における拡張可能性

クロノロジーの文書に対して、識別モデルで分類する際に、文書をベクトル化する必要がある。BERT では 32000 種類のトークンに分割されるがこれは単語数よりも少ないため、専門用語が不用意に分割されてしまうことが知られている。下記の図 2 にトークン化による分割例を示す。

文書	9人の透析患者を7/8等、必ず搬送してほしい。
トークン列	['9', '人', 'の', '透', '析', '患', '者', 'を', '7', '等', 'に', '分', '割', 'し', 'て', '必', 'ず', '搬', '送', 'し', 'て', 'ほ', 'し', 'い', '。']
文書	～ではAEDのニーズはなかったが、
トークン列	['～', 'で', 'は', 'A', 'E', 'D', 'の', 'ニ', 'ーズ', 'は', 'な', 'か', 'っ', 'た', 'が', '。']

図 2 トークン化による専門用語の分割

図 2 では「透析」が「透」と「析」に分割されており、「AED」が「AE」と「D」に分割されている。「透析」などの専門用語は該当の患者の搬送に関して優先度は「高」とすべき内容である。よってこうした専門用語を確実にベクトル化できると識別精度は向上すると考えられる。BERT ではこうした用語が分割されるため、単語そのものをベクトル化する BOW モデルが役立つことが予測される。しかし現在の BOW では一般の単語と専門用語を同様に扱っているため明示的に専門用語の情報を取り込んでいない。今後こうした用語の扱いをうまくモデル化することができれば、より識別精度が向上することが期

待される。

2. Google スプレッドシートを利用したクロノロジー入力と優先度推定システム

優先度推定モデルを利用して Google スプレッドシートを利用した優先度推定システムを構築する。本研究で扱っているクロノロジーは下記の図 2 のように表形式のデータとして集約されている。

年月日	時刻	発信者	受信者	内容
2018/7/9	09:50	川大□□さん	岡山△△Dr.	昨日までの流れをプレゼン 今日の方針を話し合い
2018/7/9	14:15	本部DMAT ○○○	県DMAT 本部	DMAT済生会1チーム2チームDMATを 要請
2018/7/9	16:59	姫路医療 センター	KuDRO 本部	[○○病名の略称○○]倉敷消防救急車へ川大へ XX才女性

図 2: 本研究で利用したクロノロジーの例
(文書は一部伏せ字に置換している)

そこで、表形式のデータを共有できる Google スプレッドシートにクロノロジーのデータを入力することを想定する。Google スプレッドシートはパソコンや携帯電話から編集可能であり、かつデータが Google ドライブ上にあるため、インターネットに接続さえできれば利用できる特性がある。

Google スプレッドシートは Google ドライブ上のファイルとして存在するため、Google ドライブにアクセスすることができればシートに入力されたクロノロジーのデータを取り込んで優先度識別を実行して、優先度情報を付与したデータを生成することができる。このシステムの全体構成を図 3 に示す。

図 3 ではユーザは携帯またはパソコンを通して Google スプレッドシート上にクロノロジーを記述する。ある程度記入したのち、Web サイト上にある管理サーバの画面で作成したクロノ

ロジーに対する優先度計算を実行する。この

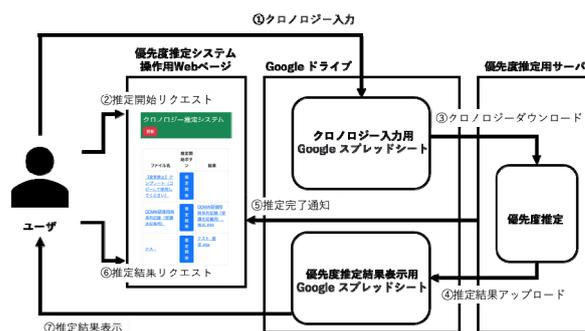


図 3: Google スプレッドシートを利用したクロノロジー優先度識別システム

計算は管理サーバが Google ドライブ上のシートにアクセスして、優先度推定サーバにデータを送り、深層学習による推定を実施して、結果を Google ドライブ上にスプレッドシートとしてアップロードする。このアップロード先は Google ドライブとアカウントが設定されていれば自由に選択できるため、Google の機能を利用した他の表示システムに連携することが容易となる。

E. 結論

災害時において記録されるクロノロジーを利用して記載内容における業務の優先度を推定するシステムを構築した。システム構築のために、まず優先度推定モデルを深層学習モデルと人手で優先度を分析したクロノロジーを利用して構築した。複数の識別モデルを設定して優先度推定実験を行い、適切な適用手法について考察した。その結果、(1) 優先度の「高」「中」を分類するシステムとして BOW+BERT モデルがバランスのとれた精度を示した。優先度推定モデルを利用して、優先度を推定するシステムを Google シートを利用して構築し、実際に動くことを確認した。これにより、現状では災害対策

本部で対応する人がホワイトボードに記録していたクロノロジーを発信者が直接電子化して入力する枠組みを提供することができるようになった。Google スプレッドシートは携帯からも入力および操作が可能になるので、携帯電話が接続可能であれば利用できる特徴がある。この結果からクロノロジーを電子的に扱うことが容易になり、優先度計算も利用できることから提案システムにより災害時における対策本部の情報整理に役立つことを示唆している。

なお、本システムを実際に利用するには深層学習を利用した推定モデルを動かすために大きな GPU (メモリ 32Gbyte 以上) を搭載したサーバが必要になる。

F. 健康危険情報 なし

G. 研究発表

1. 論文発表 なし

2. 学会発表

孝壽真治、竹内孔一、渡邊暁洋、平山隆浩、中尾博之. 災害医療におけるクロノロジーの優先度識別. 情報処理学会 IFAT 研究会 2023.

H. 知的財産権の出願・登録状況 なし

引用文献

1. 岡山県医師会、災害医療深救護マニュアル、2020.
2. 麻生英樹、津田宏治、村田昇. パターン認識と学習の統計学. 岩波書店. 2003.
3. 岡谷貴之. 深層学習改訂第 2 版. 講談社. 2022.
4. 高村大也. 言語処理のための機械学習入門. コロナ社. 2010.
5. 佐藤敏紀、橋本泰一、奥村学. 単語分ち書き辞書 mecab-ipadic-neologd の実装と情報検索における効果的な使用方法の検討. 言語処理学会第 23 回年次大会, pp.875-878. 2017.
6. Kudo T. MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer. <https://taku910.github.io/mecab/>
7. Devlin J, Chang M-W, Lee K, Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. Proceedings of NAACL-HLT, pp. 4171-4186, 2019.
8. Brown T, Mann B, Ryder N, et al. Language Models are Few-Shot Learners. Proceedings of NeurIPS, 2020.
9. Raffel C, Shazeer N, Roberts A, et al. Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. Journal of Machine Learning Research, 21(140):1-67, 2020.