

主観的な時間表現のアノテーションと可視化

久保 旭 (放送大学 教養学部)

亀甲 博貴 (京都大学 学術情報メディアセンター)

原島 純・木村 明日香 (株式会社 Linfer)

後藤 真 (国立歴史民俗博物館)

関野 樹 (国際日本文化研究センター)

森 信介 (京都大学 学術情報メディアセンター)

概要: 時間表現の推定は時間表現の認識タスクと正規化タスクに分けられ、総称して TERN (Temporal Entity Recognition and Normalization) と呼ばれる。これらの自動推定に当たっては時間表現のデータセット構築が重要となるが、広く使用されているアノテーション基準には、検索や可視化が困難な曖昧な表現が残るという課題がある。本研究では、主観的な時間表現を時間軸上にプロット可能にする新たなアノテーション基準を提案し、これに基づいて時間表現のタグ推定、絶対値推定、可視化を行う。

キーワード: 固有表現認識, 時間表現抽出, アノテーション, 可視化

Annotation and visualization of subjective temporal expressions

Akira Kubo (Faculty of Liberal Arts, The Open University of Japan)

Hiroataka Kameko (Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University)

Jun Harashima / Asuka Kimura (Linfer, Inc.)

Makoto Goto (National Museum of Japanese History)

Tatsuki Sekino (International Research Center for Japanese Studies)

Shinsuke Mori (Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University)

Abstract: Temporal entity recognition and normalization (TERN) is a task for estimating temporal expressions. In automatic estimation of these tasks, it is important to construct a dataset of temporal expressions. However, widely used annotation criteria have the problem that some ambiguous expressions remain, which are difficult to search and visualize. In this research, we propose a new annotation standard that allows subjective temporal expressions to be plotted on a time axis. In addition, we also perform tag prediction, absolute value estimation, and visualization of temporal expressions based on this standard.

Keywords: Named Entity Recognition, Temporal Expression Extraction, Annotation, Visualization

1. まえがき

テキスト中に含まれる時間表現の推定は、ある文字列が時間表現であるかどうかを推定する認識タスクと、抽出した時間表現を日時の値として表現する正規化タスクに分けられ、総称して TERN (Temporal Entity Recognition and Normalization) と呼ばれる。

TERN の応用として、抽出した時間情報を用いた情報検索、可視化が挙げられるが、歴史資料などの古い資料に対する言及などのように、文書作成日時がテキスト中で言及されている時間軸と一致していないことがあり、利用者が意図する検索、可視化を行うためには、言及されている時間情報を適切に抽出することは重要なタスクであると考えられる。

TERN において現在広く用いられているアノテーション基準には TimeML [1] があるが、1 通りに定まらない絶対値の表現は曖昧さを残したままの値として表現しており、そのまま検索や可視化を行うことが困難である、という課題がある。そこで、本研究では主観的な時間表現を時間軸上にプロットすることを可能にするためのアノテーション基準を提案し、これに基づいて時間表現のタグ推定、絶対値推定、可視化を行う。

2. 関連研究

時間表現の抽出においては、TimeML において提案された TIMEX3 タグによるアノテーションが広く利用されている。TimeML では、時間表現を DATE (日付表現)、TIME (時刻表現)、DURATION (期間表現)、SET (頻度集合表現)

表 1 時間表現タグ
Table 1 Temporal expression tags.

種別		タグ	概略	時間表現の例
絶対表現	客観的	T	直接表現	2024年1月1日
		TA	概数表現がある	2024年1月頃
	主観的	TS	範囲が話者による	2024年1月1日朝
		TSA	話者によりかつ概数表現がある	21世紀前半頃
相対表現	客観的	RT	基準時点からの相対表現	3日前, 今年, 5年後
		RTA	概数表現がある	3日ぐらい前, 5年ぐらい後
	主観的	RTS	範囲が話者による	明朝
		RTSA	話者によりかつ概数表現がある	昨春頃

の4タイプに分類している。BCCWJ-Timebank [2] は日本語に特化した TimeML 準拠のデータセットである。BCCWJ-Timebank では、TimeML のアノテーション基準を現代書き言葉均衡コーパスに適用し、日本語特有の時間表現をアノテーションするために、値の表現に関する拡張を提案している。また、日本語による医療言語処理のコーパス構築 [3] に TimeML が用いられている。

TimeML はコーパス上の時間表現を網羅的にアノテーションすることを志向したものであり、曖昧性のある絶対値はそのまま記述することを許容している。例えば「2024年夏」の絶対値は、TimeML では 2024-SU と表現されるが、これをどのように時間軸上にプロットするかは定義されていない。一方、本研究は絶対値を時間軸上にプロットすることに注目しており、これらの曖昧性を解消することによって、情報検索や可視化などへの応用可能性を拡大することを目的としている。

こうした曖昧性を解消するためには何らかの方法によってこれらの表現を時間軸上にプロットできる値に置き換える必要があるが、その結果が著者や受け手にとって常に受容可能とは限らない。また、応用によって置換先の絶対値を変更する必要がある場合も考えられる。そこで、時間表現の再分類を行い、主観に基づく曖昧性がある表現について、タグによる分離を試みる。

3. 時間表現のアノテーション

3. 1. 値の表現

時間表現の値は、厳密にはある1点としてではなく、区間として表現される。本研究においては、文献 [4] と同様に時間軸上の時間表現の値を[始点, 終点)として定義する。ここで、始点は閉区間、終点は開区間である。

始点, 終点の値は、ISO8601-1:2019 に準じた形式でアノテーションする。省略されている時間粒度の値は0又は1である。また、終点が省略されている場合は、始点の最も詳細な時間粒度に1を加えたものを終点とする。なお、タイム

ゾーンが省略されている場合は+0900 (日本標準時)と見なす。例えば「2024-01-01」の場合、[2024-01-01T00:00:00.00..., 2024-01-02T00:00:00.00...)として解釈する。

3. 2. 時間表現タグ

本研究では、時間表現を客観的・主観的、絶対・相対の2軸で分類する。

客観的表現・主観的表現 ある種の時間表現は、その絶対値が著者によらず1通りに定まる。本研究では、このような表現を客観的な時間表現と定義する。一方、著者などによって指し示す絶対値が異なる時間表現がある。例としては「夏」や「月末」が挙げられ、これらの表現が指し示す範囲について必ずしも共通認識がもたれているわけではない。本研究では、これらを主観的な時間表現と定義する。

絶対表現・相対表現 3.1節の時間区間は、曖昧性解消を行ったうえで時間軸上にプロットすることができる。一方、「前日」や「1年後」などの表現は、それ自体を時間軸上にプロットすることはできず、時間区間をシフトさせる役割をもっている。本研究では、前者を絶対表現といい、後者を相対表現と定義する。

なお、「毎週火曜日」などの頻度集合表現は無限に繰り返される不連続な区間であると考えることができるが、本研究では有限な幅をもつ時間区間に注目していることから、アノテーションの対象外とする。本研究で定義した時間表現タグを表1に示す。

アノテーションにおいては、各時間表現に対して適切なタグを選び、スパンに対してタグ付けを行う。スパンの範囲は超短単位^{a)}を最小単位とし、絶対表現・相対表現の中での連続表現はスパンをまとめる。タグの重複は不可としているので、TタグとTSタグの連続など、異なるタグの連続表現をまとめる場合は、まとめたスパンに対してタグの再割当を行う必要がある。

a) 文献 [5] の短単位に対して活用語尾を切り出し、

新たに「語尾」という品詞を与えたもの。

Below is an instruction that describes a task, paired with an input that provides further context. Write a response that appropriately completes the request.

Instruction:

Your task is to restore an omitted date expression to a fully qualified date expression.

As input, you receive document creation time and XML document. XML document has root ``<doc>`` element and it contains ``<datetime>`` elements that represent date expressions.

`<datetime>` elements have the following attributes:

- **type**: type of temporal expression. T (Temporal), TS (Temporal-Subjective), TA (Temporal-Around), or TSA (Temporal-Subjective-Around) means absolute. RT (Relative-Temporal), RTS (Relative-Temporal-Subjective), RTA (Relative-Temporal-Around), or RTSA (Relative-Temporal-Subjective-Around) means relative.

Structure of `<datetime>` elements is `<datetime type="type of temporal expression" proofread="proofread expression">original expression</datetime>`.

You restore an omitted date granularity to a fully qualified date expression and add it as `proofread` attribute to the `<datetime>` element.

When you restore an omitted date, you determine the reference date or time for it. It may be document creation time or nearby `<datetime>`.

You MUST FOLLOW the following rules:

- The granularity of original value and proofread value MUST BE consistent. Example: Year for '去年'. Year and month for '先月'. Year, month, and day for '今日'.

- Beginning of week is Monday, and end of week is Sunday.

- You MUST LEAVE Japanese era names as they are. DO NOT convert them into years of Gregorian Calendar. - You MUST NOT change `type`, `start`, `end` attribute values of `<datetime>` elements and text in `<doc>` elements. You can ONLY add `proofread` attributes.

- When you represent intervals, you MUST USE "~". For example,

- 2024 年~2025 年
- 2024 年1月~2024 年2月
- 2024 年1月1日~2024 年1月2日
- 2024 年1月1日午前1時~2024 年1月1日午前2時

When you respond, you MUST respond ONLY with well-formed XML, thinking step by step.

I am going to give you examples of input and response.

{few-shot 事例}

Input:

Document Creation Time: {入力文書の文書作成日時}

Input: ```xml

{入力文書の XML データ}

```

### Response:

XML: ```xml

図 1 大規模言語モデルに与えるプロンプト

Figure 1 Prompt given to large language models.

### 3. 3. 主観的な時間表現のグラウンディング

主観的な時間表現は、規則によって1通りの時間区間に置換してアノテーションする。置換例を次に示す。

季節 二十四節気の春分, 夏至, 秋分, 冬至を用いて, 次のとおり区分を定める。ただし, 粒度は日までとする。

春 = [春分, 夏至), 夏 = [夏至, 秋分), 秋 = [秋分, 冬至), 冬 = [冬至, 春分)

初旬, 中旬, 下旬 対象となる時間粒度を3等分して区分を定める. 月については日数に関わらず10日単位で区切る.

週初, 週半ば, 週末 週初 = [月曜日, 水曜日), 週半ば = [水曜日, 土曜日), 週末 = [土曜日, 月曜日)とする.

年始, 年末 年始は[XXXX-01-01, XXXX-01-16)とし, 年末は[XXXX-12-16, {XXXX+1}-01-01)とする.

時 気象用語<sup>b)</sup>を用いて区間を定める. 例えば「未明」は[T00, T03)とする. 気象用語において定義されていない表現は独自に定める. 例えば「昼」は[T11, T13)とし, 「深夜」は [T21, T03)とする.

### 3. 4. 照応関係をもつ時間表現の取り扱い

本研究では, 「あの頃」や「当時」など, 他の時間表現を指す表現は相対表現と見なす. 絶対値には照応先となる時間表現の値を用いる. ただし, 照応先が時間表現ではない場合はアノテーションの対象外とする.

## 4. 時間表現タグと絶対値の推定

本研究では, テキストに対して時間表現認識を行い, その結果を絶対値推定タスクで絶対値に変換する, というパイプライン構成によって時間表現の認識と絶対値推定を行う.

時間認識タスクにおいては, 時間表現認識を系列ラベリング問題と見なし, 入力テキストの単語列に対して時間表現タグを推定するよう推定器を学習する.

絶対値推定タスクにおいては, まず前段階の処理として, 入力文から省略表現や照応表現を復元して完全な時間表現を得るための校正タスクを実行し, 次に, 得られた完全な時間表現をルールベースなどで時間区間に変換する. 具体的には, 文書作成日時と本文を大規模言語モデルに入力し, 完全な時間表現に校正するよう指示を行う. これによって, 人手による時間表現間関係のアノテーションを回避しながら, 大規模言語モデルが時間表現間の関係を認識し, 曖昧性がない時間表現に校正することを期待している. 大規模言語モデルに与えるプロンプトは, タスクの説明, 入出力形式の説明, 校正ルールを含む従うべきルールを含んでいる. また, few-shot プロンプティング [6] を用いて, 少数の正解事例を与える. 大規模言語モデルに与えるプロンプトを図1に示す.

文書の入出力は XML 形式で行い. ルートの <doc>要素はその配下に入出力のテキストをもつ. 時間表現エンティティは<datetime>要素でマークアップし, 時間表現タグ, 校正後の時間表

```
<doc>
 シンポジウムは
 <datetime type="T"
 proofread="2024年12月">
 12月
 </datetime>
 に開催された.
</doc>
```

図2 XMLデータの例  
Figure 2 Example of XML data.

表2 データセットの諸元  
Table 2 Dataset specifications.

データセット	記事数	文数	超短単位数
毎日新聞記事	340	3,797	137,135
歴博研究報告抄録	101	405	53,099

表3 時間表現タグのエンティティ数  
Table 3 The numbers of temporal expression tag entities.

タグ	毎日新聞記事		歴博研究報告抄録	
	出現数	異なり出現数	出現数	異なり出現数
T	1,070	473	273	185
TS	181	100	64	46
TA	47	41	16	15
TSA	11	7	3	3
RT	288	48	9	6
RTS	27	16	4	3
RTA	8	8	4	4
RTSA	2	2	0	0
合計	1,634	695	373	262

現はそれぞれ属性 type, proofread の値として表現する.

なお, 文書作成日時については, 図1の###Input内に別項目を立てて与えることから, XMLデータには含まれない. XMLデータの例を図2に示す.

## 5. 実験

### 5. 1. 提案した基準に基づくアノテーション

以下のデータセットに対して, 本基準に基づくアノテーションを行った.

毎日新聞記事 毎日新聞記事データ集プラスにおける以下の記事

2010年~2019年における地震・洪水関連の各100記事(全国版, 地方版) [4]

1991年の20記事(全国版)

2020年~2022年において年単位かつ全国

<sup>b)</sup> [https://www.jma.go.jp/jma/kishou/knownow/yougo\\_hp/saibun.html](https://www.jma.go.jp/jma/kishou/knownow/yougo_hp/saibun.html) (参照 2024-11-10)

表 4 時間表現タグ推定におけるテストセットの適合率, 再現率, F 値  
**Table 4** Precision, recall, and F-measure on test set for temporal expression tag inference.

タグ	毎日新聞記事				歴博研究報告抄録			
	適合率	再現率	F 値	件数	適合率	再現率	F 値	件数
T	0.94	0.97	0.96	1,070	0.85	0.90	0.87	273
TS	0.88	0.93	0.90	181	0.66	0.94	0.77	64
TA	0.92	0.96	0.94	47	0.46	0.69	0.55	16
TSA	0.67	0.55	0.60	11	1.00	0.33	0.50	3
RT	0.91	0.98	0.95	288	0.56	1.00	0.72	9
RTS	0.94	0.56	0.70	27	0.00	0.00	0.00	4
RTA	0.80	1.00	0.89	8	0.25	0.25	0.25	4
RTSA	0.00	0.00	0.00	2	0.00	0.00	0.00	0
micro 平均	0.93	0.96	0.94	1,634	0.77	0.88	0.82	373
macro 平均	0.76	0.74	0.74	1,634	0.47	0.51	0.46	373

版・地方版単位でランダムに各 20 記事ずつ抽出した 120 記事

**歴博研究報告抄録** 国立歴史民俗博物館研究報告第 229 集～第 248 集メタデータ<sup>c)</sup>のうち、日本語の抄録が存在するもの

データセットの諸元を表 2 に、各タグのエンティティ数を表 3 に示す。本研究で分離した主観的なタグのうち TS タグは、毎日新聞記事、歴博研究報告抄録それぞれについて異なり数の 14%, 18% を占めることが分かる。

## 5. 2. 時間表現タグの推定

構築したデータセットを用いて時間表現タグの推定を行った。学習と推定には BERT-CRF と点予測を用いた系列ラベル推定器である CaPSL<sup>d)</sup>を用いた。実験においては学習に用いる損失を CRF のみとした<sup>e)</sup>。また、事前訓練済みモデルには ku-accms/bert-base-japanese-ssuw<sup>f)</sup>を用い、エポック数の最大値は 100 とした。これら以外の設定はデフォルト値のままとした。

データセットを訓練セット、開発セット、テストセットに 3:1:1 で分割し、5-fold cross validation を行った後のテストセットにおける適合率, 再現率, F 値を表 4 に示す。件数が多いものほど高い F 値となっている傾向があり、T タグについては、いずれのデータセットにおいても最も高い F 値となっている。毎日新聞記事は歴博研究報告抄録と比較して全体的に F 値が高いが、データセットの規模だけではなく、表記が統制されていることや、T タグにおける「17日」といった日の粒度の表現、RT タグにおける「同日」、「今年」、「昨年」、「この日」といった表現が多く出現していることから、時間表現のバリエーションが限られることが影響しているものと考えられる。

また、学習データ量の影響を調査するために、訓練セットを記事数に対して 1/8, 1/4, 1/2, 1 の割合で使用した場合における精度を比較した。字数

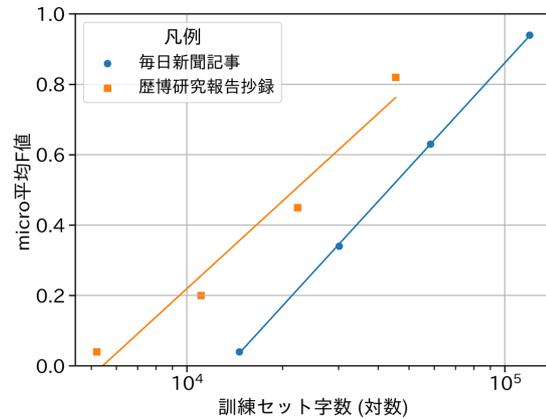


図 3 時間表現タグ推定における訓練セット字数とテストセット micro 平均 F 値との関係

**Figure 3** Relationship between train set string count and test set micro F-measure average for temporal expression tag inference.

とテストセットの micro 平均 F 値の関係を図 3 に示す。直線は線形回帰モデルによって求めたものであり、訓練セットを増加させることで F 値の改善が期待できるが、F=1.0 に漸近していき、1.0 を超えることはない。

なお、求めた線形回帰式を用いると、歴博研究報告抄録における F=0.95 のときの訓練セット字数は 77,000 となる。実験で構築した歴博研究報告抄録データセット中の訓練セット字数は 45,327 であり、アノテータ 1 名の作業で 9 時間を要したことから、この精度を達成するためには追加で 6.2 時間のアノテーション作業が必要になると考えられる。

## 5. 3. 絶対値の推定

時間表現の校正タスクの評価は、大規模言語モデルに google/gemma-2-9b-it<sup>g)</sup>を用いて図 1 のプロ

<sup>c)</sup> [https://rekihaku.repo.nii.ac.jp/search?search\\_type=2&q=21](https://rekihaku.repo.nii.ac.jp/search?search_type=2&q=21) (参照 2024-07-06)

<sup>d)</sup> <https://www.lsta.media.kyoto-u.ac.jp/resource/tool/CaPSL/> (参照 2024-11-02)

<sup>e)</sup> --lambda\_pointwise=0 を指定した。

<sup>f)</sup> <https://huggingface.co/ku-accms/bert-base-japanese-ssuw> (参照 2024-11-03)

<sup>g)</sup> <https://huggingface.co/google/gemma-2-9b-it> (参照

表 5 時間表現校正タスクにおける正解率  
Table 5 Accuracy of proofread attributes for proofreading temporal expressions.

データ	few-shot 事例数	正解率 (時間区間正解率)	
		毎日新聞 記事	歴博研究報 告抄録
汎用	34	0.71 (0.73)	0.56 (0.64)
ドメイン 特化	7	0.82 (0.83)	0.65 (0.58)

ンプトを入力し、その出力が人手で与えた値と一致しているかどうかの正解率によって行った。

評価に当たっては、次の 2 種類の few-shot 用データを用いた。

**汎用データ** UD Japanese GSD の固有表現アノテーションデータ [7] から相対表現、同アノテーションデータにおける日時の固有表現であることを示す DATE ラベル、TIME ラベルをもつデータを抽出した。また、このデータセットは文書作成日時をもたないことから、ランダムな日付を生成して文書作成日時と見なした。文書作成日時と本文との時間関係が矛盾しない場合はデータを採用し、proofread 属性を人手でアノテーションした。

**ドメイン特化データ** 各 fold における入力文と同一カテゴリの訓練セットから時間表現を含む文を抽出して proofread 属性値を人手でアノテーションすることによって few-shot 用データを作成した。

実験で使用したモデルはコンテキスト長が 8,192 であることから、プロンプトが 8,000 を超えないように few-shot 用データをサンプリングした。汎用データは 1 事例が単文であり、ドメイン特化データは複文であることから、ドメイン特化データの few-shot 事例数は少なくなる。

大規模言語モデルの出力は、時間表現タグと本文のみの入力データとアラインメントを取り、不要な記述や proofread 属性以外で入力から変更が発生した箇所について修正を行った。

正しい datetime 要素のスパンと type 属性を入力した場合の proofread 属性の正解率を表 5 に示す。few-shot 事例の利用については、各ドメインに特化した事例を用いることで属性値の正解率が改善した。

各時間表現については、絶対表現の年、月、日が単独で出現する場合や相対表現の「きょう」「きのう」「この日」「昨年」「今年」は多くの場合、適切に完全な表現に補完がなされていた。一方、T タグのうち「2～4 日」といった期間表現において、プロンプトに従わず「2015 年 5 月 2 日～5

月 4 日」のように一部省略した表現に補完したり、TS タグである「1 1 月末」を「2014 年 11 月末」と補完すべきところ、末日と解釈して「2014 年 11 月 30 日」に校正したりする挙動が見られた。漢数字については、アラビア数字に校正することを期待したが、漢数字のままとなった事例が見られた。

時間区間に変換した場合の正解率については、歴博研究報告抄録においてドメイン特化の few-shot 事例を用いることで逆に正解率が低下したが、few-shot が正解となる時間表現の傾向に影響を与え、ルールが未対応の時間表現が増加したことが要因であると考えられる。

なお、1 文書あたりの時間表現タグ推定の実行時間は平均 11 秒であり、大規模言語モデルの実行時間は平均 37 秒であった。ただし、後者はモデルの読み込み時間を含まない値である。

#### 5. 4. 可視化

本研究で提案したアノテーション基準によって主観的な時間情報を時間軸上にプロットすることが可能となる。図 4 は時間表現を可視化するシステムの一例である。このシステムは、ユーザが入力したクエリを含む文献を検索し、それらの文献のタイトルや著者、抄録の一部を左のペインに表示する。同時に、各抄録に含まれる時間情報を時間軸上にプロットし、右のペインに表示する。このように時間情報を可視化することで、クエリに関する文献の時間情報の傾向を一目で把握することが可能となる。

#### 6. あとがき

本研究では、主観的な時間表現のアノテーション基準を提案し、データセットに対するアノテーション、推定及び可視化を行った。

今後の課題として、イベントの発生日時を参照先とする日付表現への対応が考えられる。例えば「東日本大震災から 13 年後」という時間表現に対して、現在のアノテーション基準では文中に参照先となりうる日時表現がない場合、アノテーション対象外としている。しかしながら、イベントと発生日時などを対応付けることで、当該表現はイベントを基準日時として絶対値に変換することが可能となるので、Wikidata<sup>b)</sup>などの Linked Data や時間名と時間区間の変換サービス [8] を外部知識として利用することでこうした時間表現にも対応することが考えられる。タグや絶対値の推定においては、データセットの拡張、プロンプトの改良、ルールの追加などによる精度向上が考えられる。また、可視化においては、時間幅を限定した検索機能の追加など、検索条件の充実化に加え、検索記事中の時間表現を適切に提示する

ためのユーザインタフェースの検討が考えられる.

## 参考文献

- [1] Pustejovsky, J., Castano, J. M., Ingria, R., Sauri, R., Gaizauskas, R. J., Setzer, A., Katz, G. and Radev, D. R.: TimeML: Robust specification of event and temporal expressions in text., *New directions in question answering*, Vol. 3, pp. 28–34
- [2] 小西 光, 浅原正幸, 前川喜久雄: 『現代日本語書き言葉均衡コーパス』に対する時間情報アノテーション, 自然言語処理, Vol. 20, No. 2, pp. 201-221 (2013).
- [3] 矢田竣太郎, 田中リベカ, Cheng, F., 荒牧英治, 黒橋禎夫: 汎用的な臨床医学テキストアノテーション仕様およびガイドラインの策定: 重篤肺疾患ドメインに着目して, 自然言語処理, Vol. 29, No. 4, pp. 1165-1197 (オンライン), DOI: 10.5715/jnlp.29.1165 (2022).
- [4] Sung, J., Mori, S., Kameko, H., Kubo, A. and Sekino, T.: Inference of Absolute Time Value from Temporal Expressions, *2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 2273–2280 (online), DOI: 10.1109/Big-Data52589.2021.9671863 (2021).
- [5] 小椋秀樹, 小磯花絵, 富士池優美, 原 裕: 『現代日本語書き言葉均衡コーパス』形態論情報規程集, 独立行政法人国立国語研究所 (2008).
- [6] Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S. et al.: Language models are few-shot learners, arXiv preprint arXiv:2005.14165, Vol. 1 (2020).
- [7] 松田 寛, 若狭 絢, 山下華代, 大村 舞, 浅原正幸: UD Japanese GSD の再整備と固有表現情報付与, 言語処理学会第 26 回年次大会発表論文集, pp. 133–136 (2020).
- [8] 関野 樹: タイム・リゾルバー — 時間名リソースからの時間範囲取得, じんもんこん 2023 論文集, Vol. 2023, pp. 59–66 (2023).



図 4 時間表現の可視化システム  
Figure 4 Temporal expression visualization system.