

## デジタルヒストリーとの対話を促す Twitter チャットボット

澄川 靖信<sup>†a)</sup> ヤトフト アダム<sup>††b)</sup>

### Designing Chatbot Systems for Disseminating History-focused Content in Online Social Networks

Yasunobu SUMIKAWA<sup>†a)</sup> and Adam JATOWT<sup>††b)</sup>

あらまし 歴史を理解することの重要性は広く認識されている。多くの人に知られている過去や地域史は Twitter 上でも共有されているので、利用者ごとの関心に沿った歴史を提示できる対話システムが実現できると、多くの人に対して歴史への理解や関心を促進させることが期待できる。しかし、歴史学者ではない一般の人が気軽に歴史と対話できるシステムは実現されていない。本研究では Wikipedia から収集した過去の出来事をツイートするチャットボットを実現する。本チャットボットは、同じ日に起きた過去の出来事を定期的にツイートするだけでなく、利用者からのツイートに応じて適切な出来事をリプライする。また、利用者からのツイートが歴史に関するとき、そのツイートをリツイートして拡散する。本稿では、チャットボットの実現方法と、リツイートのために利用する分類器の訓練方法について述べる。訓練した分類器は再現率・適合率・F 値のすべてにおいて 92% を超えることを確認した。

キーワード デジタルヒストリー、パブリックヒストリー、Twitter、分類

#### 1. ま え が き

歴史をよく知り、深く理解することは、現代社会の形成課程のより良い理解や、様々な地域や時代で生じた事を類推して現代社会の諸問題について考察するための足場かけとなる効果があることが知られている [1][15]。そのため、歴史は社会的に重要な役割を果たしており、実際、歴史の授業が多くの国で小学校から開講されている基礎科目の 1 つであることや、歴史的類推を促すための学習デザインに関する研究 [43] が行われていることから、その重要性は広く認識されている。歴史を学習するための方法論として、前述したような歴史教育や教育学の研究だけでなく、「歴史と研究者以外の人との対話」と定義されているパブリックヒストリーの研究領域においても実現方法が議論さ

れている [8]。

ソーシャルメディアは現代で生じている事柄を報じるニュース等の情報収集のために用いられるだけでなく、過去に関する情報収集やその共有のためにも利用されている。この特徴を利用して、Twitter に投稿されたパブリックな態度を利用したアメリカ大統領選挙に関する予測 [39] といった研究だけでなく、第一次世界大戦に関するメモレーションの分析 [9]、大規模な過去に関するツイートデータセットを構築し、そのデータセットではどのような過去が参照されるのか、なぜそのような過去を利用者は思い出したのか、を分析した研究が行われている [37]。

本研究では、Twitter 利用者と歴史との対話を促すためのチャットボットを実現する。このチャットボットは Web 上に蓄積されている歴史の収集と分析を行い、利用者には共有する一方通行なコミュニケーションではなく、利用者からの問い合わせに応じた返答を行うことを目的とする。この目的を実現するために、本研究では以下の方法でのコミュニケーションが可能なチャットボットを実現する。

- 過去に起きた同日の出来事の共有
- 利用者が指定した日に起きた過去の出来事の

<sup>†</sup> 東京都立大学 大学教育センター, 東京都八王子市  
University Education Center, Tokyo Metropolitan University, 1-1 Minami-Osawa, Hachioji-shi, Tokyo, 192-0397, Japan

<sup>††</sup> 京都大学大学院情報学研究科, 京都市  
Graduate School of Informatics, Kyoto University, Yoshida-honmachi, Sakyo-ku, Kyoto 606-8501 Japan

a) E-mail: ysumikawa@acm.org

b) E-mail: adam@i.kyoto-u.ac.jp

共有

- 利用者が指定した固有表現に関する過去の出来事

- 利用者からの歴史ツイートの拡散

1 番目の方法は本チャットボットが定期的に過去に関するツイートを行うので、利用者は受動的に歴史を知ることができる。2~3 番目の方法は、利用者が指定した日付や固有表現に関する過去をチャットボットがリプライするので、利用者が興味を持つことに特化した歴史を知ることができる。なお、利用者からのツイートが歴史に関するものかどうかを判別するために、歴史に関するツイートかどうかを判別する分類器を実現する。

本研究の主な貢献は、歴史に特化した情報を共有することである。歴史学習に関する先行研究としては、歴史家達による紹介活動やワークショップといった活動を通して行われていた [24], [30]。これらの活動は歴史家が紹介した内容を知ることができる機会ではあるが、学習者がいつでも知りたい内容を検索できるように支援することは難しい。近年では、利用者が知りたい歴史をいつでも提示できるように、歴史を対象にした検索エンジンを実現する研究が行われている [36], [43]。このような検索エンジンは利用者が歴史を深く探求するための足場かけとしての支援を実現できるが、既に一定の知識があることを前提にしているので、未知の歴史を知るためには不向きである。本研究で実現するチャットボットは、定期的に過去の出来事をツイートすること、利用者からのリプライに応じること、の2つを実現することによって、歴史学習の先行研究で目指していた、いつでも、様々な歴史をよく知る足場かけを提供する。本研究のようにチャットボットを学習活動に向けて利用する研究はこれまでに行われているが、それらの先行研究では、他者との交流を要求する場面で、人の代わりとしてチャットボットの有用性を議論している [2], [20]。

本稿では、上記の歴史と非歴史のいずれかに判別する2クラス分類器の精度を評価した。分類器の評価のために、広く利用されているサポートベクターマシン (support vector machine, SVM), ランダムフォレスト (random forests, RFs), 単純ベイズ分類器 (naive Bayes, NB) を訓練したところ、SVM が再現率・適合率・F 値の結果として 92% 程度が得られたことを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。まず、第2章で本

表1 データセットの統計情報

過去の出来事数	71,374
言語数	7
歴史ツイート数	113,645
非歴史ツイート数	113,645
歴史ツイートの平均単語数	11.5
非歴史ツイートの平均単語数	11.9
歴史ツイートの収集期間	2020/11/4 ~ 2020/11/11
非歴史ツイート数の収集期間	2020/11/4 ~ 2020/11/11
歴史カテゴリ数	6

研究が利用するデータセットについて述べる。次に本チャットボットのツイート方法について第3章で述べる。本手法の効果を第4章で評価した後、第5章で本チャットボットについて議論する。第6章で関連研究と本研究を比較し、最後に第7章でまとめる。

## 2. データ収集

本節で本チャットボットが利用するデータの収集方法について述べる。収集したデータの統計情報を表1に示す。

### 2.1 過去の出来事データの収集

本チャットボットが多くの人に利用されるシステムとなるように、チャットボットがツイートする過去の出来事の読みやすさとデータベース (DB) の拡張性を考慮してデータを収集した。読みやすさに関しては、1~2 文程度で記述された短文のもののみを選出する。また、DB の拡張性に関しては、オンラインで無料公開されている文章データセットを利用して自動的にデータを収集する。特に、データ収集中のエラーを防ぐために、本稿では、Wikipedia に記録されている出来事を集めた。Wikipedia は、年や月日をタイトルとする記事に、各年<sup>(注1)</sup>や月日<sup>(注2)</sup>に生じた過去の出来事を記録している。収集データの期間は1~2019年、1月1日~12月31日までの各年・各日である。これらの記事の英語・日本語・ポーランド語・中国語・ドイツ語・フランス語・スペイン語の各言語版のWikipedia に記録されているデータを収集した。この結果、71,374 件の出来事を収集した。図1に1862年<sup>(注3)</sup>に起きた出来事の例を示す。本稿で利用するDB (以降、歴史情報DBと呼ぶ) は、「できごと」節に記録されている記述

(注1): 例: <https://ja.wikipedia.org/wiki/1998年>, <https://ja.wikipedia.org/wiki/138年>

(注2): 例: <https://ja.wikipedia.org/wiki/2月25日>, <https://ja.wikipedia.org/wiki/3月19日>

(注3): <https://ja.wikipedia.org/wiki/1862年>

できごと [編集]

1月 [編集]

- 1月6日 - メキシコ出兵: フランス, スペインおよび英国軍がベラクルスに至る
- 1月21日 - 文久遣欧使節出発
- 1月24日 - ブカレストがルーマニア公国の首都となる
- 1月30日 - 米海軍初の装甲艦「モニター」進水
- 1月31日 - アルヴァン・グラハム・クラークがシリアス衛星 (シリウスB) を発見

図1 Wikipedia の出来事記述の例

を BeautifulSoup<sup>(注4)</sup> を用いて収集した。また、出来事の潜在意味解析を実現するために、収集した出来事の記述からリンクされている Wikipedia 記事のタイトルとカテゴリも収集した。

2.2 歴史ツイート収集

本稿では、分類器を訓練するために [37] で収集した歴史ハッシュタグを用いる。このデータセットは、ハッシュタグテキストに基づくクローリングとブートストラップ法によって収集した歴史的な出来事や固有表現に関係するハッシュタグを含んでいる。具体的な収集手順は以下の通りである。まず、歴史に関係するハッシュタグを研究している専門家によって選別されたハッシュタグ (#history, #HistoryTeacher, #WmnHist など) を収集した<sup>(注5)</sup>。また、過去を参照する際に広く使用されている7個のハッシュタグ (#throwbackthursday, #historyrepeating, #historicalevent, #thisdayinhistory, #otd, #onthisday, #timetravel) も収集した。このとき、これらをシードハッシュタグとし、そのテキストを検索語として Twitter 社が提供している公式 API<sup>(注6)</sup> を用いてツイートを収集した。このようにツイートを収集しながら、ブートストラップ法を適用してシードハッシュタグの数を増やした。すなわち、シードハッシュタグと共によく使用され、未だシードハッシュタグとして扱われていない歴史的なハッシュタグ候補を集め、専門家による検査の後にシードハッシュタグとして追加した。シードハッシュタグの収集は、2016年3月8日から2018年7月2日までの期間に実施し、最終的に130個のハッシュタグを得られた。本データセットに含まれるハッシュタグの言語は全て英語なので、本稿でデータセット構築のために収集するツイートも英語のみを対象とする。上記のシードハッシュタグのテキストと Twitter 公式 API を用いた歴史ツイ

(注4) : <https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup/>  
 (注5) : <http://blog.historians.org/2013/08/history-hashtags-exploring-a-visual-network-of-twitterstorians/>  
 (注6) : <https://dev.twitter.com/rest/public>

表2 トレンド単語のツイート数上位12件

Pfizer	Nevada	Xbox
#ElectionResults2020	Veterans Day	Trump
Four Seasons Total Landscaping	YOU LOST	Parler
#MondayMotivation	hobi	White House

との収集を2020年11月4日から2020年11月11日までの期間に実施し、113,645件のツイートデータを得た。

2.3 非歴史ツイート収集

本稿では Twitter API で取得可能なトレンドツイートを非歴史ツイートとみなす。表2に本稿で使用したトレンド単語の一部を示す。トレンドの中には歴史に関係するツイートを含む可能性はあるものの、表2が示すように、それらの多くは歴史とは関係しないと考えられるので本稿では非歴史ツイートとして扱う。

非歴史ツイートは本チャットボットの分類器を訓練するために利用するので、多くが英語で記述されている歴史ツイートと言語を統一するために、アメリカ・イギリス・カナダの三ヶ国に限定してトレンドを収集した。歴史ツイートと同様に、Twitter 社が提供している公式 API を用いて非歴史ツイートを収集した。この収集手続きは、2020年11月4日から2020年11月11日の期間に実施し、計113,645件の非歴史ツイートを集めた。なお、トレンドになっていないツイートでも歴史に関係しないものは多く存在しているが、それらがどのような内容なのかを体系立てて調査した結果は明らかになっていないので、非歴史ツイートを網羅的に収集することは難しい。実際、ツイートを分類する先行研究が利用しているカテゴリは、Sports, Business, Technology, Entertainment, Politics, Education の6カテゴリ [19], Sports, Business, Technology, Entertainment, Politics, Health の6カテゴリ [40], などのように、歴史かどうかの観点ではその体系を定義していない。非歴史ツイートの種類を増やす方法として、非歴史ツイートに含まれる固有表現や非歴史ハッシュタグをツイート収集のために用いるブートストラップ法を適用することが考えられるが、本稿ではトレンドツイートが非歴史ツイートとみなせるかどうかを著者が手作業で分析し、多くのトレンドツイートが歴史には関係が無いことを確認したので、非歴史ツイートとみなして利用する。ブートストラップ法で収集したデータを用いた分類器の評価は今後の課題とする。

表3 カテゴリ分布

カテゴリ	ハッシュタグ		本文	
	歴史	非歴史	歴史	非歴史
<b>GH</b>	30,324	22	3,245	102
<b>NH</b>	3,450	3	92	0
<b>FH</b>	4,927	2	2	0
<b>GC</b>	46,268	221	1,067	25
<b>Hv</b>	9,214	11	400	9
<b>Hn</b>	3,110	0	351	6

## 2.4 歴史ツイートカテゴリ

本稿では, [37] で提案された歴史に関するハッシュタグのために定義されたカテゴリを, ツイートに関するものとみなして利用する.

(1) 一般的な歴史 (General History, **GH**): **#history** や **#historicalcontext** といった, 一般的な歴史を参照するツイートで使用されているハッシュタグを含む.

(2) 一国史・地域史 (National or Regional History, **NH**): **#canadianhistory** や **#ushistory** のような, ある特定の国や地域に関する歴史について言及しているツイートで使用されているハッシュタグを含む.

(3) テーマ史 (Facet-focused History, **FH**): 美術史やスポーツ史といった, 歴史の特定の側面に関連するハッシュタグを含む.

(4) コメモレーション (General Commemoration, **GC**): このカテゴリは, **#onthisday**, **#otd**, **#todayw-remember**, **#4yearsago** のような, ある特定の日や期間に生じた事柄への記憶を表すハッシュタグを含む.

(5) 歴史的なイベント (Historical Events, **Hv**): 過去の特定のイベントに関係するハッシュタグを含む. 例えば, **#wwI**, **#SevenYearsWar** などが含まれる.

(6) 歴史的な固有表現 (Historical Entities, **Hn**): 人や組織や物などの固有表現 (ただし, 国や地域, 土地は除く) に関するハッシュタグを含む.

表3の2列目と3列目に本稿で収集したツイートに含まれる歴史ハッシュタグの分布を示す. この表から, 非歴史ツイートに含まれる歴史ハッシュタグは少ないことが確認できる. また, 収集したツイートからハッシュタグを除いた本文の単語を用いて, 各歴史ハッシュタグのテキストと字面が一致するかどうかを分析した結果を4列目と5列目に示す. 歴史ツイートと非歴史ツイートの両方で, ハッシュタグテキストと同じ字面の単語が使われている数が減少している. この結果から, 単純な字面の一致性のみで歴史ツイートを検出することは難しく, 第3.5節で述べる本チャット

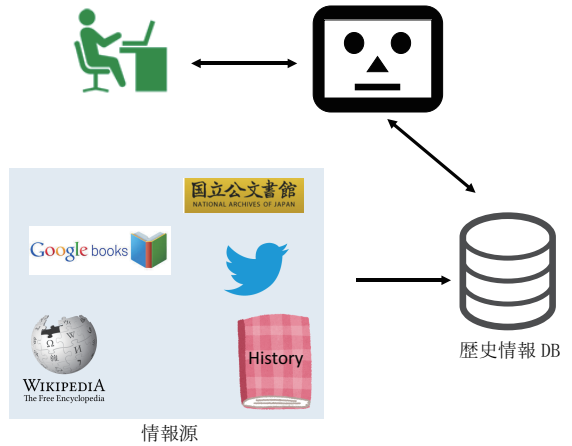


図2 チャットボットシステムの全体像

ットボットで利用する歴史ツイート分類器を実現することが有用であることがわかる.

## 3. 提案手法

図2に本稿で実現するチャットボットのシステム全体像を示す. 図2の右上にあるロボット型のアイコンが本チャットボット, その左にある人型のアイコンが利用者を表す. 本チャットボットと利用者との対話はTwitter上のみで行う. チャットボットが出力する歴史データは, 図2の左下に例示した5つのアイコンにあるように, Twitter以外にもWikipedia, 歴史の教科書, デジタル化された本, デジタル図書館に所蔵されているデジタルデータ, といった様々な種類の情報源から歴史データを抽出して構築した歴史情報DB (図2右下) から取得する. 本チャットボットがツイートする歴史データは関数  $Result$  を用いて決める.

$$Impr(evt) = \sum_{ett \in Entity(evt)} Link(ett) \quad (1)$$

$$Result(E) = \arg \max_{evt \in E} Impr(evt) \quad (2)$$

$evt$  は出来事,  $ett$  は固有表現,  $Entity(evt)$  は引数  $evt$  の記述で用いられている固有表現の集合,  $Link(ett)$  は引数で与えられた  $ett$  の被参照数を求める関数,  $E$  は出来事集合, をそれぞれ表す. 上記の式は, 出来事の記述から抽出した固有表現の重要度の総和をその出来事の重要度とする関数  $Impr$  を適用し, その値でランキングを求めている. 本稿では, 固有表現はWikipediaの

記事として存在し、Wikipedia 内での被参照数によって固有表現の重要度を測定できると仮定している。本チャットボットがツイートするとき、特に関数の再定義を行わない限り、上記の式 1 と式 2 の関数を用いる。なお、関数  $Result$  は  $Impr$  の最大値が同値となる  $evt$  が複数存在する場合、それらの中からランダムに選択したものを返戻する。以降では、本チャットボットと利用者との対話を実現するためのアクティベーション機能を述べる。

### 3.1 カレンダーに基づくツイート

本チャットボットの最も基本的な機能は、過去のその日に起きた出来事を、定期的にツイートするものである。この機能の意図は、その日に起きた事を報じる夕刊と同じである。主な違いは、本チャットボットは 1 年以上前に起きた同じ月日に起きた過去についてツイートすることである。

本機能は、この目的を実現するために、次式の関数によって出力する出来事を求める。

$$Result(d, E) = \arg \max_{evt \in E} \{Impr(evt) \mid date(evt) = d\} (3)$$

$d$  は月日で表された日付情報、 $date(evt)$  は引数で与えられた出来事が起きた月日を返す関数である。なお、この機能では歴史情報 DB が更新されない限り、同一月日の複数年で同じ内容がツイートされる可能性がある。従って、日々、図 2 の左下に示した情報源から最新の情報を取得することや、対象とする情報源を拡充し、歴史情報 DB を更新することが本システムで毎年異なる歴史データをツイートさせるために重要である。

この機能は、本チャットボットで唯一のチャットボットから利用者への方向でのコミュニケーションを実現している。

### 3.2 コメモレーションに関するリプライ

利用者が特定の年月日に起きた出来事を知りたいとき、その日付をチャットボットにツイートすると、その日に起きた過去の出来事をチャットボットが返答する。mm/dd/yyyy の形式<sup>(注7)</sup>でチャットボットにツイートすると本機能が実行される。なお、年か月日のいずれか片方は省略できる。

例：図 3 と図 4 はコメモレーションに関するリプライの例を示す。なお、本稿の図では「HistoChatbot Developer」が本チャットボットの利用者としている。図 3 は mm/dd/yyyy 形式でツイートした場合の結果を示

(注7)：日本語では yyyy 年 mm 月 dd 日の形式も受け付けている。



図 3 「3/19/1987」ツイートへのコメモレーションに関するリプライ例



図 4 「8 月 7 日」ツイートへのコメモレーションに関するリプライ例

す。Twitter API を用いると、このようなツイートの言語は英語とみなされるので、本チャットボットは、歴史情報 DB に 1987 年 3 月 19 日の起きた出来事として記録されている英語で記述された歴史データを出力する。図 4 は利用者がチャットボットへのツイートとして月日のみを指定したツイートの例を示す。このツイートの言語を Twitter API は日本語とみなすので、8 月 7 日に起きた出来事として日本語で記述されている歴史データを歴史情報 DB から出力する。■

本機能は式 3 を利用し、利用者が入力した年月日  $d$  に起きた出来事の中から重要なものを出力する。

### 3.3 文章類似度に基づくリプライ

現在、広く普及している検索エンジンのように、単語列や文章をチャットボットに入力して過去の出来事を検索できるようにすることが本機能の目的である。例：図 5 は文章類似度に基づくリプライの例を示す。チャットボットは利用者のツイートから特徴ベクトルを作成し、歴史情報 DB の各歴史データの特徴ベクトルとの類似度を計算する。その結果、利用者のツイートに含まれる World War II と Kleisoura から、第二次世界大戦中にギリシャのクレイソウラ (Kleisoura) で起きた出来事を出力した。■

類似度を求めるために、本チャットボットは、利用者が入力したツイート、および歴史情報 DB に記録さ



返信先: @HistoChatBotDevさん

1/10/1941. 1941 – World War II: The Greek army captures Kleisoura. [bit.ly/2Fx7GVx](http://bit.ly/2Fx7GVx)

図5 「World War II Kleisoura」ツイートに類似する出来事を検索する文章類似度に基づくリプライの例



返信先: @HistoChatBotDevさん

2/29/1988. February 29 – A Nazi document implicates Kurt Waldheim in World War II deportations. [bit.ly/34BRbCH](http://bit.ly/34BRbCH)

図6 「1988 #japan #china」ツイートへの固有表現フィルタを用いたリプライの例

れている歴史データの記述や潜在意味解析のために収集した Wikipedia 記事のタイトルとカテゴリ、の全てから単語を取り出して特徴ベクトルを作成する。次に、ツイートの特徴ベクトルと歴史データの各特徴ベクトルとの類似度をコサイン類似度で求める。最後に文章間の類似度と出力候補の出来事の重要度を基に出力する過去を決定する。この文章間類似度と出来事の重要度は、以下に示す式を用いて求める。

$$Impr(evt) = \frac{\sum_{ett \in Entity(evt)} Link(ett)}{\text{Max}(\{\sum_{ett \in Entity(evt')} Link(ett) \mid evt' \in E\})}$$

$$Score(m, evt) = \alpha \text{CosSim}(m, evt) + (1 - \alpha) Impr(evt)$$

$$Result(m, E) = \arg \max_{evt \in E} Score(m, evt) \quad (4)$$

ここで、 $Max$  は引数で与えられた集合の中から最大値を返す関数、 $m$  は利用者からチャットボットへのツイート、 $\alpha$  は  $CosSim$  と  $Impr$  の二つの値を調整するためのハイパーパラメータ、 $CosSim$  は文章間類似度をコサイン類似度によって求める関数を表す。本稿ではこのハイパーパラメータを 0.95 とする。

コサイン類似度が取る値の範囲は  $[0, 1]$  なので、固有表現の重要度も同じ値の範囲を取るように、この機能で用いる  $Impr$  関数は正規化した値を返戻する。正規化の方法は、歴史情報 DB の全出来事の重要度の中で最大値で各出来事の重要度を割ることで求める。

### 3.4 固有表現フィルタを用いたリプライ

固有表現をフィルタとして用いることによって、利用者が特定の国や人物に関係した歴史を検索できるようにする。

例：図6は固有表現フィルタを用いたリプライの例を示す。本稿ではハッシュタグのテキストを固有表現とみなす<sup>(注8)</sup>。まず、チャットボットは利用者のツイ

(注8)：現在のシステムはハッシュタグのみを固有表現として利用でき

トに含まれるすべてのハッシュタグのテキストを収集し、`japan` と `china` の2つの固有表現をフィルタとして用いる。図6でチャットボットが出力した文章は、Wikipedia 上では World War II に第二次世界大戦に関する内容をまとめた Wikipedia 記事へのリンクが付与されており、その記事に対して割り付けられた Wikipedia カテゴリから2つの固有表現がこの過去の出来事に関係していることが解析できるので、この出来事は出力候補の1つとして選ばれている。次に、ハッシュタグを除いた文章が年を表すので、メモレーションに関するリプライを実行するために式2を実行して出力結果を決める。■

固有表現フィルタの具体的な動作手順は以下の通りである。まず、歴史情報 DB の中から、すべての固有表現を含む出来事を探し、リプライする候補を選ぶ。もしすべての固有表現を含むものが無い場合、少なくとも一つを含む出来事を出力候補とする。この出力候補を  $E$  として、利用者のツイートが「#japan #poland」のようなハッシュタグのみを含む場合は式2、ハッシュタグを除いたツイートがメモレーションの形式ならば式3、文章を含む場合は式4、をそれぞれ適用して最もスコアが高いものを出力する。

### 3.5 歴史ツイートの検出

最後に、もし利用者が歴史に関する文章を入力した場合、他の利用者に情報共有するために、利用者からのツイートをリツイートする<sup>(注9)</sup>。

例：図7は本チャットボットによるリツイートの例を示す。現在のチャットボットは、利用者がチャットボットに向けて発信したツイートのみをリツイートの対象とする。もし利用者のツイートが歴史カテゴリに

るが、今後は自動的に文章中から抽出できるように固有表現抽出 (Named Entity Recognition, NER) の手法を利用する計画である。

(注9)：現在のシステムでは英語に限定しているが、他の言語にも順次対応する計画である

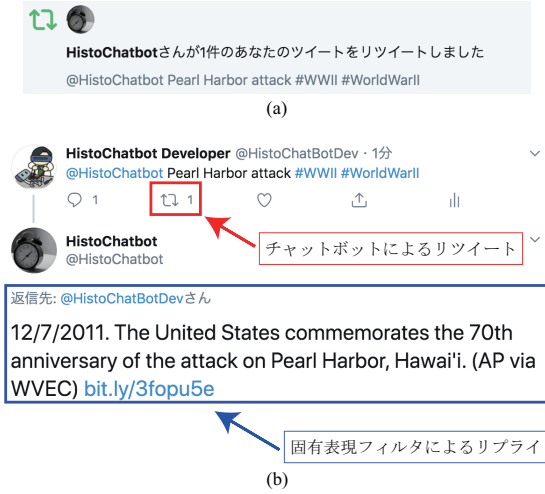


図7 歴史ツイートの検出の例

分類できる場合、図 7(a) に示すようにリツイートする。なお、図 7(b) に示すように、本機能のリツイートを実行するときは、第 3.2~3.4 節の各機能も一緒に行う。この例では利用者が固有フィルタを用いた文章を入力しているので、本チャットボットは第 3.4 節の方法でリプライも行う。

このリツイートを実現するために、まず利用者のツイートの文章に対して特徴ベクトルを構築する。特徴ベクトルの構築手順は、まず、各ツイートに対してストップワードの除去とレンマ化<sup>(注10)</sup>を行う。次に、以下に示す TF-IDF を適用する。

$$TFIDF(w, t, \mathcal{T}) = tf_{w,t} * \frac{|\mathcal{T}|}{|\{t' \in \mathcal{T} \mid w \in t'\}|} \quad (5)$$

ここで、 $w$  をレンマ化後の単語、 $t$  を一つのツイート、 $\mathcal{T}$  を全ツイートの集合とする。すなわち、本チャットボットでは一つのツイートを一つの文章とみなして TF-IDF を算出する。

この特徴ベクトルに対して、第 2 章で述べた歴史ツイートと非歴史ツイートに対して作成した特徴ベクトルを用いてあらかじめ訓練していた、歴史カテゴリと非歴史カテゴリのいずれかが片方を付与する 2 クラス分類器を適用する。このとき、確信度が一定値以上で歴史カテゴリが付与されるとき、そのツイートをリツイートする。

(注10) : 本稿で実現したシステムでは NLTK (<http://www.nltk.org/>) の stopwords と WordNetLemmatizer を利用した。

### Algorithm 1 リプライアルゴリズム

**Input:** 利用者が入力したツイート本文  $tweet\_text$ , ハッシュタグテキスト  $htag\_texts$ , 言語  $lang$

**Output:** 歴史データ  $evt$

```

1: Function Replying( $tweet\_text, htag\_texts, lang$ )
2: // 歴史データを歴史情報 DB からロード
3: if  $htag\_text \neq \emptyset$ 
4:    $E \leftarrow LoadEvents(htag\_texts, lang)$ 
5:    $tweet\_texts \leftarrow RemoveHashTags(tweet\_texts, htag\_texts)$ 
6: else
7:    $E \leftarrow LoadAllEvents(lang)$ 
8: // 入力文章の形式の解析と出力データの決定
9: if  $tweet\_text = \emptyset \wedge htag\_text \neq \emptyset$  // 固有表現フィルタのみを入力した場合
10:   $evt \leftarrow Result(E)$  // 式 2
11: else if  $tweet\_text$  が mm/dd/yyyy 形式
12:   $evt \leftarrow Result(tweet\_text, E)$  // 式 3
13: else if  $tweet\_text$  が文章
14:   $evt \leftarrow Result(tweet\_text, E)$  // 式 4
15: else
16:   $evt \leftarrow Asking(lang)$ 
17: // 入力文章が歴史に關係するならリツイート
18: if  $isHistory(tweet\_text)$ 
19:    $Retweet(tweet\_text)$ 
20: return  $evt$ 

```

### 3.6 リプライアルゴリズムの全体像

最後に、本チャットボットがリプライする手順をアルゴリズム 1 にまとめる。関数 *Replying* は第 3.2 節から第 3.5 節までの各機能を実行するための関数である。

*Replying* 関数は、まず、チャットボットが出力する候補となるデータを歴史情報 DB からロードする (2~7 行目)。このとき、もし利用者が入力した文章が固有表現フィルタを利用している場合 (3~5 行目)、第 3.4 節で述べた手順に従って出力候補となるデータのみをロードする。現在のチャットボットはハッシュタグテキストを固有表現フィルタのために用いているので、5 行目は本文からハッシュタグを削除している。<sup>(注11)</sup>さもなければ (6~7 行目)、歴史情報 DB に記録されているすべての歴史データをロードする。なお、現在のチャットボットは入力文章と同じ言語で記述された歴史データを出力するので、Twitter API から取得可能な言語情報を歴史情報 DB から歴史データをロードするときに用いる。

次に、入力文章の本文の形式を解析して、出力する歴史データを決める (8~16 行目)。もし入力文章が固有表現フィルタのみを用いている場合 (9~10 行目)、4 行目でロードした歴史データの中から最も重要な

(注11) : NER を用いて固有表現を自動で抽出するときはこの行を実行しないことを検討する。

ものを出力する。もし入力文章がコメモレーション (11~12 行目) や文章 (13~14 行目) の形式で記述されている場合、第 3.2 節や第 3.3 節で定義した関数を実行して出力結果を求める。なお、Twitter では、画像や URL のみをツイートすることができる。現在のチャットボットは、利用者が文章を入力することを仮定しているため、上記のようなツイートに対して過去を提示しない。もし文章が何も無いツイートが入力されたとき (15~16 行目)、現在のチャットボットは「When? (please ask in the order of month/day/year)」というように、関数 *Asking* を用いて第 3.2 節から第 3.4 節のいずれかの形式でツイートするように利用者にリプライする。

以上の手続きを終えた後、関数 *isHistory* を適用して入力文章が歴史かどうかを第 3.5 節で述べた分類器を用いて解析し (18 行目)、歴史カテゴリが付与できるならば関数 *Retweet* によってリツイートする (19 行目)。

最後に、チャットボットがツイートするために、8~16 行目の実行結果を返戻してこの関数の実行を終了する。

## 4. 実験

本稿では第 3.5 節で述べた歴史ツイートの検出について評価する。他のツイートやリプライが適切に行われていることは、それぞれの実現方法の具体例で示しており、実際に本チャットボットを利用することで確認できる<sup>(注12)</sup>。なお、第 3.3 節で述べた文章類似度に基づくリプライが入力に対して適切な歴史データを出力できることを確認するために、小規模データセットを用いて出力結果を確認した。この結果、91% の入力に対して適切な結果を出力していることを確認した。実際に利用した小規模データセットは誰でも検証できるように公開している<sup>(注13)</sup>。

### 4.1 準備

第 3.5 節のリツイートの評価のために、第 2 章で述べた、歴史ツイートと非歴史ツイートとして収集したデータを利用した。これらのデータに対して分割数を 10 とした交差検定を適用し、訓練用データを用いた分類器の訓練と検証用データを用いた評価を 10 回行った。本稿では、各評価で適合率、再現率、F 値を算出し、それらの平均値を用いる。

本稿の実験で利用した分類器は、文章分類の研究で

(注12) : <https://twitter.com/HistoChatbot>

(注13) : [http://www.ysumi.sakura.ne.jp/20201027\\_histochatbot\\_small\\_dataset.tsv](http://www.ysumi.sakura.ne.jp/20201027_histochatbot_small_dataset.tsv)

表 4 精 度.

	適合率	再現率	F 値
SVM	92.2%	92.2%	92.2%
RFs	91.7%	91.7%	91.7%
NB	88.3%	88.3%	88.3%

表 5 歴史ツイートと非歴史ツイートのそれぞれの予測ミス率.

	歴史	非歴史
SVM	9.6%	5.5%
RFs	7.8%	8.6%
NB	3.6%	19.9%

表 6 歴史ツイートと非歴史ツイートそれぞれから抽出された特徴の上位 20 件.

	歴史	非歴史		歴史	非歴史
1	#otd	trisha	11	people	hailey
2	fighting	patriot	12	hitler	butthole
3	#fantasy	conway	13	remembering	united
4	together	claudia	14	ottoman	onlyfans
5	forever	#dwts	15	#onthisday	league
6	history	gasping	16	holocaust	president
7	memory	charlton	17	napoleon	manchester
8	american	#glow	18	balkan	arsenal
9	october	stefani	19	leader	please
10	#botd	átilla	20	became	really

広く利用されている線形カーネルを用いた SVM, RFs, NB の 3 つである。

### 4.2 実験結果

表 4 に各手法のマイクロ平均の適合率、再現率、F 値を示す。いずれの分類器も高い精度が得られているが、SVM が最も高い精度で、3 種類全ての評価指標で 92% を超えている。この結果は、本チャットボットの分類器は実用的に利用できることを示している。

次に、分類器ごとの予測ミスの傾向を分析する。表 5 に歴史ツイートと非歴史ツイートごとの、各分類器が誤まって予測した割合を示す。歴史ツイートを誤まって非歴史ツイートと分類した割合が最も小さいのは NB、大きいのは SVM であった。一方、非歴史ツイートの誤分類が最も少なかったのは SVM、最も多かったのは NB であった。本チャットボットは歴史を他の Twitter 利用者に共有するためにリツイートを行うので、誤まって非歴史ツイートを共有してしまう恐れが少ないことが重要である。表 4 で示した結果も併せて考慮すると、本チャットボットで利用する分類器としては SVM が最も適している。

最後に、各分類器を構築する前に抽出した特徴単語



について分析する。表 6 に歴史ツイート、非歴史ツイートそれぞれのツイートから抽出された特徴の上位 20 件を示す。歴史ツイートから抽出された特徴単語は、**#otd**, **history**, **memory** といった過去の同じ日を参照している単語やハッシュタグが上位に多くあることがわかる。その他にも歴史上の人物 (**hitler**, **napoleon**) や国 (**ottoman**) も含まれている。一方、非歴史ツイートには現代の人物名 (**trisha**, **conway**, **stefani**, **átilla**, **hailey**) やグループ (**charlton**, **butthole**), Web サービス (**onlyfans**) が上位を占めていることがわかる。すなわち、特徴単語として抽出された上位を比較すると、時間軸上で参照する点が異なることを示す単語が歴史ツイートと非歴史ツイートそれぞれから抽出されているので、表 4 で示した 3 つの分類器が高い精度を得られたと考えられる。

## 5. 議 論

### 5.1 出力候補が無い時の対応方法

コメレーションに関するリプライや固有表現フィルタを用いたリプライでは、利用者が指定した年月日や固有表現に係る過去の出来事が記録されていない可能性がある。現在のチャットボットは、「No stored events」「記録されているイベントはありません」のように、単に記録されている過去の出来事は無いと出力する。歴史との対話を促すためには、時間的・意味的に近い他の出来事を代わりに出力する方法も考えられる。しかし、このような代替的な過去を出力することによって利用者が満足するのかわるか、あるいは意外な結果から興味・関心が向上するのかわか、歴史学習の観点で明らかにすべき重要な問題である。特に後者の観点での議論は、2 つの事柄の間に差異があると類推が促進されることが明らかになっているように [17], 本チャットボットの利用者が歴史に関する知識から類推させ、探求的な学習を促す可能性がある。一方、この類推が促進される条件として、2 つの事柄間に高階関係 (**higher-order relations**) を明示的に議論できる能力も必要であることも明らかになっている [17]。すなわち、入力と出力の間にある高階関係を利用者が見出し、この関係を考慮しながら入出力間の類似性を求めなければならない。したがって、時間的・意味的に差異がある過去を出力する方法は、歴史的類推を促進させるチャットボットの活用方法として教育工学的な観点を考慮して実現するのが望ましく、本研究の重要な今後の課題である。

### 5.2 情報源の多様化

現在のチャットボットがツイートする過去は Wikipedia から収集している。一方、Twitter にはオンラインで公開している新聞記事をツイートする新聞社の公式アカウント<sup>(注14)</sup>が存在している。これらのアカウントがツイートした情報は、その時点においては最新だが、将来的には過去の情報となり、本チャットボットがツイートする対象になる。また、上記の新聞社のアカウントは、報道している情報の要約をツイートして拡散し、詳細を確認できるようにオンライン新聞記事へのリンクが付与されていることが多い。これらの情報を本システムの歴史情報 DB に蓄積し、将来、本チャットボットが出力できるようにすることは本研究の重要な今後の課題の 1 つである。

## 6. 関連研究

### 6.1 デジタルヒューマニティ

電子化された過去の出来事に関するデータを分析する研究はデジタルヒューマニティとして行われている。特に、集合的記憶に関する研究として、一人一人のアカウントデータや政治的・文化的な組織ごとの活動記録を分析した研究 [22], 20 世紀に発行された新聞記事を用いて時間の経過と名声の失墜の関係を調査したもの [11], 90 年分の英語版の新聞記事 [3] や Wikipedia [14] [21], Twitter [37] をデータセットとして、どのように過去が記憶され、どのように忘れられていくのかを調査した結果が報告されている。

### 6.2 短文分類

過去に起きた出来事は簡潔な記述によって文章中で言及されていることがある。例えば、地震が起きたことを報じる新聞記事が、これから取るべき対策について過去に生じた地震の結果を踏まえて議論することや、歴史上の都市に関する文章において、過去にその場所でどのような出来事が起きたのかを述べることもある。なお、このような過去の出来事は、上記のような長文の中で言及されるだけでなく Wikipedia の **Current Portal**<sup>(注15)</sup> のような時系列に列挙されることや、関連する出来事をまとめてリスト化されている場合もある。したがって、出来事に関する文章分類では、新聞記事のような十分な記述量のある文章を対象としている研究 [25] だけでなく、上述したような副次的に言及され

(注14) : 例えば, <https://twitter.com/BBCNews>, <https://twitter.com/nytimes>

(注15) : [https://en.wikipedia.org/wiki/Portal:Current\\_events](https://en.wikipedia.org/wiki/Portal:Current_events)

る場合や時系列に列挙される出来事はわずかな分量で簡潔に記述されている傾向があるので、効果的な特徴ベクトルを設計することによって精度を向上させる研究が行われている [34] [35].

これまでに行われた短文分類に関する研究は、文脈情報を用いるものと外部の情報源を用いるものの2種類に分けられる。前者の研究としては、ツイートの分類のために Twitter ユーザのプロフィールやツイートに含まれる URL とハッシュタグを用いた手法 [33], Q&A 文章のために画像や動画を利用した単純ベイズ分類器を利用したもの [27], Web 検索におけるユーザの目的を明らかにするために各ユーザがクリックした情報を利用したクエリ分類 [26] といった研究が行われている。一方、外部の情報源を用いた後者の研究として、Wikipedia 上でモデルを構築した latent semantic analysis (LSA) [12] を適用した特徴ベクトルを基に分類器を訓練した手法 [42], LSA や latent Dirichlet allocation [6] といった潜在意味解析を用いた分類器の訓練法を一般化した枠組みの提案 [28], が行われている。また、明示的意味解析を用いて短文に対応する Wikipedia 記事を取得し、その文章を基に分類器を訓練する手法も提案されている [38].

### 6.3 パブリックヒストリー

歴史家による非研究者と歴史の対話を促す試みは古くから行われている。イタリアの歴史家である Guiccardini による市民への歴史の紹介 [24] など、15 世紀にはパブリックな役割を担う歴史家による活動が行われているが、歴史家とパブリックの間の関係性に影響を及ぼすような歴史の専門性を見出す研究は 19 世紀末から始まった [8]。また、Rebecca Conard は、教育以外の活動のために歴史が利用されていることを指摘しながら、現代と関係する歴史を作る価値を 20 世紀初頭に提案した [10]。歴史家の Raphael Samuel は、Ruskin 大学で歴史のワークショップを開催し、ワークショップ開催者が地域史やオーラル口述歴史の新たな実践を推進したと述べている [30].

近年では、コンピュータを用いて、単に過去の出来事を暗記するだけでなく、その知識を活用できるように支援する研究が行われている。池尻・澄川は現代社会の問題のカテゴリを入力すると、同じカテゴリを多く持つ過去の因果関係を出力する検索エンジンを利用した高等学校の授業デザインを提案した [43]。この研究で利用している検索エンジンは、予め研究者や教師が適切なカテゴリを過去の因果関係に付与した DB

を作成していることを仮定している。Sumikawa and Jatowt は、カテゴリを入力すると、分類器によって付与されたカテゴリとの類似度を基に過去の出来事を出力する検索エンジンを提案し、拡張性の問題を解決している [36]。これらの検索エンジンを用いた研究は、利用者が起点となって利用者と歴史のコミュニケーションを行っていると考えられるが、歴史が起点となる両者のコミュニケーションは難しい。本研究で実現するチャットボットは、定期的に過去の出来事をツイートすること、利用者からのリプライに応じること、の2つを実現することによって、両者が起点となる双方向のコミュニケーションが可能である。

### 6.4 チャットボット

チャットボットは「自然言語を入力および出力として使用して人間と会話するように設計された人工構造」と定義されている [7]。Eliza や A.L.I.C.E. といった古典的なチャットボットは、人間を模倣し、人間のような会話を通じて利用者を楽しませることを目標としていた。近年、このような目標だけでなく、教育や学習のためにチャットボットを利用する活動が行われている。これまでに実現された教育・学習用チャットボットはサービス指向と学習指導指向の2種類に分類できる [29]。サービス指向チャットボットは、大学が提供するサービスに関する内容を職員の代わりに回答するもの [2], 大学生活を始める学生を支援するもの [13], 図書館サービスの一部を提供するもの [16] がある。一方、学習指導指向のチャットボットとしては、競争相手となって計算機科学の学習を促進するためのもの [5], 言語学習支援 [20], [23], 学習モチベーションを維持させるためのもの [4] がある。学習指導指向チャットボットは上記のような学校教育（フォーマル教育）を対象にしたもの以外にも、看護師教育を支援するためにあらかじめ作成されたシナリオに沿った対話を行う仮想的な患者となったもの [32], 会計処理の練習用途のもの [31], 子供を持つ大人を対象にした教育情報へのアクセスを提供するもの [41], といった様々な年代を対象にしたインフォーマル教育に関する活動のために実現されたチャットボットも存在する。

本研究で実現するチャットボットは学習指導指向であり、また、インフォーマル教育を提供することを目的とする。既の実現されたインフォーマル教育向けチャットボットと比較すると、本チャットボットは、歴史的な内容に特化していること、他の利用者との情報共有を目的としていること、の2点が異なる。

## 7. む す び

歴史を理解することには様々な利点があるので、歴史学習の重要性は多くの国で広く知られている。本稿では歴史学者ではない一般の人が気軽に歴史と対話できるように支援するためのチャットボットを設計し、その実現方法を議論した。本チャットボットは、単に過去の出来事を定期的につweetするだけでなく、利用者の関心に沿った過去を出力できるように、コメント、文章、固有表現フィルタ、の3種類の形式を定義し、それらに即した過去をリプライする。また、利用者が過去の出来事をチャットボットにつweetをしたとき、それを他の利用者と共有できるようにリtweetする。このリtweetのために、歴史と非歴史の2カテゴリのいずれかにtweetを分類するための分類器を訓練し、再現率・適合率・F値のすべてにおいて92%を超えることを確認した。

本研究の主な今後の課題は次の5つである。1つ目は、歴史的類推を促進するための時間的・意味的差異がある出来事の出力方法を検討する。2つ目は、Twitter上に存在している情報を蓄積し、本チャットボットが出力する歴史情報源を多様化する。3つ目は、過去の出来事がどの程度人々の興味を引くのかを推定する方法[18]を用いたスコア関数を採用してtweetする方法が考えられる。4つ目は、プロフィールや既につweetした文章から各利用者の興味や関心を分析し、その結果を用いて歴史をつweetする方法が考えられる。3つ目と4つ目の課題に取り組むことによって、大衆の関心と個人個人の関心を惹く歴史をつweetすることが可能となり、更なる歴史学習への関心を促す可能性があると考えられる。5つ目は、過去の出来事を翻訳することである。同一の出来事に対して、国や地域によって異なる視点で記述されていることがあるので、チャットボット内で翻訳しながらtweetできると、1つの出来事を複数の側面で学習することが可能になる。

謝辞 本研究の一部は科研(#17H01828, #19K20631)とMicrosoft Research Asia Collaborative Research Grant 2018の助成を受けたものである。

### 文 献

- [1] Abelson, R.P., Levi, A.: Decision making and decision theory, handbook of social psychology. pp. 231–309 (1985)
- [2] Agus Santoso, H., Anisa Sri Winarsih, N., Mulyanto, E., Wilujeng saraswati, G., Enggar Sukmana, S., Rustad, S., Syaifur Rohman, M., Nugraha, A., Firdausillah, F.: Dinus intelligent assistance (dina) chatbot for university admission services. In: 2018 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication, pp. 417–423 (2018)
- [3] Au Yeung, C.m., Jatowt, A.: Studying how the past is remembered: Towards computational history through large scale text mining. CIKM '11, pp. 1231–1240. ACM, New York, NY, USA (2011)
- [4] Aucchuasi, W., Santiago, G.B., Núñez, E.O., Sernaque, F.: Interactive online tool as an instrument for learning mathematics through programming techniques, aimed at high school students. ICIT '2018, pp. 70–76. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA (2018)
- [5] Benotti, L., Martnez, M.C., Schapachnik, F.: A tool for introducing computer science with automatic formative assessment. IEEE Transactions on Learning Technologies **11**(2), 179–192 (2018)
- [6] Blei, D.M., Ng, A.Y., Jordan, M.I.: Latent dirichlet allocation. Journal of Machine Learning Research **3**, 993–1022 (2003)
- [7] Brennan, K.: The managed teacher: Emotional labour, education, and technology. Educational Insights **10**(2), 55–65 (2006)
- [8] Cauvin, T.: The rise of public history: An international perspective. Historia Crítica No.40 **68**, 3–26 (2018)
- [9] Clavert, F., Majerus, B., Beaupré, N.: #ww1. twitter, the centenary of the first world war and the historian. Twitter for Research 2015 (2015)
- [10] Conard, R.: The pragmatic roots of public history education in the united states. The Public Historian **37**(1), 105–120 (2015)
- [11] Cook, J., Das Sarma, A., Fabrikant, A., Tomkins, A.: Your two weeks of fame and your grandmother's. WWW '12, pp. 919–928. ACM, New York, NY, USA (2012)
- [12] Deerwester, S., T. Dumais, S., W. Furnas, G., Thomas K., L., Harshman, R.: Indexing by latent semantic analysis. Journal of the American Society for Information Science **41**(6), 391–407 (1990)
- [13] Dibitonto, M., Leszczynska, K., Tazzi, F., Medaglia, C.M.: Chatbot in a campus environment: Design of lisa, a virtual assistant to help students in their university life. In: M. Kurosu (ed.) Human-Computer Interaction. Interaction Technologies, pp. 103–116. Springer International Publishing, Cham (2018)
- [14] Ferron, M., Massa, P.: Collective memory building in wikipedia: The case of north african uprisings. WikiSym '11, pp. 114–123. ACM, New York, NY, USA (2011)
- [15] Gilovich, T.: Seeing the past in the present: The effect of associations to familiar events on judgments and decisions. Journal of Personality and Social Psychology **40**(5), 797 (1981)
- [16] Griol, D., Molina, J.M., Callejas, Z.: Incorporating android conversational agents in m-learning apps. Expert Systems **34**(4), e12156 (2017)
- [17] Holyoak, K.J., Thagard, P.: Mental Leaps: Analogy in Creative Thought. MIT Press (1980)
- [18] Hung, I.C., Färber, M., Jatowt, A.: Towards recommending interesting content in news archives. ICADL '18, pp. 142–146. Springer (2018)
- [19] Ibtihel, B.L., Lobna, H., Maher, B.J.: A semantic approach for tweet categorization. Procedia Computer Science **126**, 335–344 (2018)

- [20] Jia, J.: Csic: A computer assisted english learning chatbot based on textual knowledge and reasoning. *Knowledge-Based Systems* **22**(4), 249–255 (2009)
- [21] Kanhabua, N., Nguyen, T.N., Niederée, C.: What triggers human remembering of events?: A large-scale analysis of catalysts for collective memory in wikipedia. *JCDL '14*, pp. 341–350. IEEE Press, Piscataway, NJ, USA (2014)
- [22] Kanhabua, N., Niederée, C., Siberski, W.: Towards concise preservation by managed forgetting: Research issues and case study. *iPres* (2013)
- [23] Katchapakirin, K., Anutariya, C.: An architectural design of scratchthai: A conversational agent for computational thinking development using scratch. *IAIT '2018*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA (2018)
- [24] Knevel, P.: Public history: the european reception of an american idea? *Levend Erfgoed* **6**, 4–8 (2009)
- [25] Košmerlj, A., Belyaeva, E., Leban, G., Grobelnik, M., Fortuna, B.: Towards a complete event type taxonomy. *WWW '15 Companion*, pp. 899–902. ACM, New York, NY, USA (2015)
- [26] Lee, U., Liu, Z., Cho, J.: Automatic identification of user goals in web search. *WWW '05*, pp. 391–400. ACM, New York, NY, USA (2005)
- [27] Nie, L., Wang, M., Zha, Z., Li, G., Chua, T.S.: Multimedia answering: Enriching text qa with media information. *SIGIR '11*, pp. 695–704. ACM, New York, NY, USA (2011)
- [28] Phan, X.H., Nguyen, L.M., Horiguchi, S.: Learning to classify short and sparse text & web with hidden topics from large-scale data collections. *WWW '08*, pp. 91–100. ACM, New York, NY, USA (2008)
- [29] Pérez, J.Q., Daradoumis, T., Puig, J.M.M.: Rediscovering the use of chatbots in education: A systematic literature review. *Computer Applications in Engineering Education* (2020)
- [30] Samuel, R.: *History workshop : a collectanea 1967-1991 : documents, memoirs, critique and cumulative index to history workshop journal* (1989)
- [31] Schmulian, A., Coetzee, S.A.: The development of messenger bots for teaching and learning and accounting students' experience of the use thereof. *British Journal of Educational Technology* **50**(5), 2751–2777 (2019)
- [32] Shorey, S., Ang, E., Yap, J., Ng, E.D., Lau, S.T., Chui, C.K.: A virtual counseling application using artificial intelligence for communication skills training in nursing education: Development study. *J Med Internet Res* **21**(10), e14658 (2019)
- [33] Sriram, B., Fuhry, D., Demir, E., Ferhatosmanoglu, H., Demirbas, M.: Short text classification in twitter to improve information filtering. *SIGIR '10*, pp. 841–842. ACM, New York, NY, USA (2010)
- [34] Sumikawa, Y., Ikejiri, R.: Multi-label classification for past events. *WT'18*, pp. 562–567 (2018)
- [35] Sumikawa, Y., Jatowt, A.: Classifying short descriptions of past events. *ECIR '18*, pp. 729–736. Springer International Publishing (2018)
- [36] Sumikawa, Y., Jatowt, A.: System for category-driven retrieval of historical events. *JCDL '18*, pp. 413–414. ACM, New York, NY, USA (2018)
- [37] Sumikawa, Y., Jatowt, A.: Analyzing history-related posts in twitter. *International Journal on Digital Libraries* (2020)
- [38] Sun, X., Wang, H., Yu, Y.: Towards effective short text deep classification. *SIGIR '11*, pp. 1143–1144. ACM, New York, NY, USA (2011)
- [39] Tumasjan, A., Sprenger, T.O., Sandner, P.G., Welpe, I.M.: Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. *ICWSM'10*, pp. 178–185 (2010)
- [40] Vadivukarassi, M., Puviarasan, N., Aruna, P.: A comparison of supervised machine learning approaches for categorized tweets. *ICICI'18*, pp. 422–430. Springer International Publishing, Cham (2018)
- [41] Wong-Villacres, M., Evans, H., Schechter, D., DiSalvo, B., Kumar, N.: Consejero automatico: Chatbots for supporting latino parents' educational engagement. No. 53 in *ICTD '19*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA (2019)
- [42] Zelikovitz, S., Marquez, F.: Transductive learning for short-text classification problems using latent semantic indexing. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* **19**(2), 146–163 (2005)
- [43] 池尻良平, 澄川靖信: 真正な社会参画を促す世界史の授業開発 – その日のニュースと関連した歴史を検索できるシステムを用いて-. *社会科学研究* **84**, 37–48 (2016)

(xxxx年xx月xx日受付)

## 澄川 靖信 (正員)

東京都立大学大学教育センター助教。2015年東京理科大学大学院理工学研究科情報科学専攻修了。博士(理学)。歴史情報学, 歴史学習支援, プログラミング言語処理系の研究に従事。情報処理学会, 日本データベース学会, 日本教育工学会, ACM

各会員。

## ヤトフト アダム (正員)

京都大学大学院情報学研究所社会情報学専攻特定准教授。2005年東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学博士後期課程修了。博士(理学)。主にウェブ検索, ウェブアーカイブマイニングの研究に従事。情報処理学会, 日本データベース学会, ACM

会員。

**Abstract** Having good knowledge and comprehension of history is important for understanding our society and world. Microblogging platforms can provide novel opportunities for disseminating content on important historical events. We discuss in this paper the design of a novel chatbot system that posts history-related content in relation to current temporal context and in reply to user tweets. The chatbot is currently active on Twitter sharing history-related content in several languages. We are the first to propose the guidelines for designing history-focused chatbot systems that have educational and entertaining objectives.

**Key words** social media analysis; public history; collective memory; Twitter