

マイクロブログにおける タグ付与インタフェースの試作と評価

山本 直史[†] 小林 亜樹^{††}

[†] 工学院大学大学院工学研究科電気・電子工学専攻 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2

^{††} 工学院大学工学部情報通信工学科准教授 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2

E-mail: [†]cm15029@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}aki@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし マイクロブログサービスでの適当なコンテンツ分類を目的として、筆者らはコンテンツをタギングすることで、分類に寄与させるシステムを提案している。このタギングコストは低い必要がある。本論文では、複数のタグ付与インタフェースを実装し、実験により情報付与コストを比較した。具体的には、タイムライン型表示を念頭に、縦スクロールリスト表示形式で、短文を表示する実験インタフェースを実装した。固定された複数個のボタンから選択してタグ付与するインタフェースとダイアログボックスによりタグ付与するインタフェースを導入した。また、比較方式として、1 ボタンのみの操作インタフェースも用意した。これら3方式の、同一シナリオに対するユーザの操作時間を測定した。その結果、複数個のボタンは時間的負荷はかからず、今後ボタンの数を増やした実験を行う等、拡張の余地があることが分かった。

キーワード Twitter, マイクロブログ, SNS, 情報分類

1. はじめに

SNS 上には多数のコンテンツが様々な形式で投稿されている。このような増大の一途をたどる情報に対して個人個人が対応することは難しく、情報検索技術による解決が試みられている。しかし、コンテンツ前後の関係性や投稿者の文化的背景といった高度な文脈を必要とする場合や、分野特有の言語、流行りの言い回しやその廃りの速さなど、情報処理に求められるタスクは複雑であり、高度である。また、個々のユーザにとって有用であるか、信頼出来る情報か、という面での個人化要求も存在し、単に機械的に情報分類のみが出来ただけでは、不十分であるとも言える。

これに対し、いわゆるキュレーション型の情報分類手法では、ユーザは分類者の技量や考え方を考慮した上で、自身の分類基準にメタ的な判断で他者の分類を取り込むことが可能である。一方、質、量共に一定以上の分類者が必要になることが問題である。したがって、この様な情報分類手法においては、ユーザ個々の要求に応えるだけの多様なキュレーターが揃えられ、その分類基準の提供がなされなければならない。

古くより、他のユーザによる分類自体を自分の分類基準に取り込むための枠組みやサービスについては議論されてきた。Web 上での典型例はソーシャルブックマークであるが、操作の煩雑さや継続的な利用の動機付けなどの点から、広く持続的に普及するには至っていない。一方、マイクロブログ形式で広く普及した一般的な SNS では、知り合いの投稿コンテンツを Timeline(以下、TL と表記) 型で表示し、知り合いによる動的な情報拡散機能^(注1)を仕組みとして取り込むことにより、無意

識的に一定のキュレーションを実現するに至っていると言える。しかし、情報分類の自動化を行なうためには、ソーシャルブックマークの分類タグのような、コンテンツを分類するための多様な情報を付与することが精度の向上などにおいて重要となる。

そこで筆者らは、Twitter のような利率的にコンテンツが消費され流れていってしまう、TL を眺めるようなサービスにおいて複数種類のタグ付与を行えるような枠組みを考えている。

この場合、単純にコンテンツのタグ付与に必要な作業や過程を増やしてしまうのは、膨大なコンテンツに臨まなくてはならないユーザにとって望ましくないものになる。そのため、タグ付与のための行動は例えば Twitter の様なワンクリックで出来るインタフェースに類似したものでなければならない。本研究では、文字列入力に伴うインタフェースと、伴わないインタフェースを用意し、課題解決にかかる時間と正答率を比較することにより、マイクロブログ向けのタグ付与インタフェースを推察する。

2. 関連研究

コンテンツにタグを付けることを考えたとき、Web ページにタグを付与するサービスが存在する。それらはソーシャルブックマークと呼ばれ、代表例ははてなブックマークや Delicious であり、これらのサービスに関連する研究がある。ソーシャルブックマークの基盤である Folksonomy では、コンテンツに与えられた文字列そのものよりも文字列が持つ意味に着目した研究がある [2] [3] [20]。Folksonomy によってテキストだけでは表現しきれなかったあらゆるコンテンツが推薦に組み込まれた [4] [7]。ソーシャルブックマークがもたらした膨大なデータはまた、推薦の個人化にも貢献し [5] [6]、雑多に表現されていたタグクラウドは自動分類が試みられた [1]。規模の大きいデー

(注1) : Facebook のいいね! や、Twitter の Retweet などを目指す。

タ群では推薦度の計算に必要な回数が増加してしまうが、その対策も行われた [19]。タグ付けは独立したページ毎に行われ、ユーザが主体となるタグ付けは blog や wiki と言った日夜生み出されるコンテンツにも対応したが、コンテンツが単一の Web ページに存在することを前提としていた。

しかし、近年では交流と情報発信を目的とした Twitter や Facebook といったミニブログあるいはマイクロブログを主体としたサービスが台頭している。これらは、テキスト、画像、動画といったコンテンツの取り扱いを成したが、写真や動画を専門とした Instagram や Flickr の発展も目覚ましい。これらの SNS では、投稿されたコンテンツはデータストリームで閲覧するのが基本である。それは、投稿者の個別ページを閲覧する場合でも、自分がフォローしたユーザからなる TL を閲覧する場合でも、同様である。コンテンツは 1 つのストリームの中で一度に複数提供され、古いコンテンツはストリームに埋もれてしまい、流動的で膨大なコンテンツにソーシャルブックマークの様に人手で詳細なタグ付けを行なうことは難しかった。

自然言語処理による機械的、統計的分類も、コンテンツのテキストが短文で構成されるこれらの SNS では難しい。それでも、マイクロブログにおいてもトピック抽出の研究は盛んに行われてきた。元来、トピック抽出の研究では多量のドキュメントを対象としていた [12]–[16]。同義語や多義語、あるいは表記ゆれという問題に対して、LSA(Latent Semantic Analysis: 潜在的意味インデキシング) [17]、記事からのトピック抽出に LDA(Latent Dirichlet Allocation: 潜在的ディリクレ配分法) [18] などが提案され用いられている。しかし、この様な手法はドキュメントが一定以上の長さであるときに有効であり、マイクロブログの様なコンテンツ一つ一つは短文に近い環境では有効に機能しない事がままあった。そのため、Zhao ら [8] による Twitter-LDA モデルや、Steyvers ら [9] による Author-topic モデルが提案された。時系列文書を取り扱うことになるマイクロブログでは、時間的な情報の変化は、トピックの変遷という観点でも、ユーザの興味の推移という観点でも重要となる。しかしながら、LDA では時間的情報は考慮されない。そのため、佐々木ら [10] による研究では、Twitter-LDA モデルを改良し、時間的情報を取り扱って、ユーザの興味と話題の時間発展を考慮可能である Twitter-TTM モデルを提案している。一方、この様な手法では学習のコストがかかる点や、ユーザの個人的興味は反映できても、他者への個人的信頼は考慮できないという点が問題となる。信頼できるユーザとそのユーザから得られる情報を利用する研究も存在する [11]。これらの手法では、トピックは 1 つのデータストリームを表すのに用いられているか、1 つのコンテンツに 1 つのトピックのみであり、データストリームの中のコンテンツ一つ一つを的確に表したもとは言い切れなかった。

そのため、筆者らは単一の Web ページに存在せず、データストリーム上で複数提供されるようなマイクロブログのコンテンツに対して、統計的手法ではない、個人個人の活動を主体とした情報分類、情報推薦を提案したいと考えている。マイクロブログ等の瞬間的に消費されるコンテンツ群に人手でタグを付

与しようとする研究は殆ど存在せず、ユーザのタグ付与を阻害しないインタフェースには検討の余地があるといえる。本論文は、試作システムを通して実験を行なうことで、ユーザにとって有用なインタフェースを模索するものである。

3. 試作システム

試作システムは、従来の、コンテンツがデータストリームで提供される様な SNS において、簡単な操作で複数種類のタグ付与を選択できる様に設計しなければならない。元々、TL 上でコンテンツを取り扱うマイクロブログにおいても、タグ付与を行なうためのインタフェースは提供されている。そこでは、一画面に表示される複数のコンテンツに対して、それぞれのコンテンツ内に埋め込まれる形で設置されたボタンを用いることでタグ付与を行なう。画面をスクロールすれば、ユーザには新しいコンテンツがリアルタイムに提供され、ページの遷移をすることなくスムーズにコンテンツの閲覧が可能であり、タグ付与行動も 1 つのページで完結することになる。しかし、そこでコンテンツに対して付与出来るタグは全体で 1 種類、ないしは 2 種類のみであり、情報分類を行なうには不十分である。だが、単純に付与出来るタグを増やし、それこそ、ソーシャルブックマークの代表例に近い形式を採用することも正しいとは言えない。煩雑な操作や、タグ付与行動に画面遷移を必要とするインタフェースは、マイクロブログの様なサービスを利用するユーザにとって手間であり、継続的なタグ付与行動を望むことは難しくなってしまうだろう。

ゆえに、ここでは従来のインタフェースの特徴を取り込む形で複数種類のタグ付与を実現することを考える。まず、マイクロブログにおいて、タグ付与を行うボタンに文字列を用いる形式は珍しく、その殆どは文字的な意味を持たない状態で提供されている。また、コンテンツとタグ付与に用いられる機能を持つボタンは 1 対 1 で結びついていて、ユーザはタグ付与対象となるコンテンツを決定するだけで、タグ付与行動を完了することが出来る。試作システムの実装では、マイクロブログの代表的な特徴であるこれら二つについて、両方の特徴を満たすインタフェースと、後者の特徴だけを満たすインタフェースを、複数種類のタグを選択できる形で製作した。

4. 実装

試作システムは、従来の、コンテンツがデータストリームで提供されるような SNS において、簡潔な操作で複数種類のタグ付与を選択できるように設計されている。表示形式は Twitter に倣う (図 1)。1 つのコンテンツは、ユーザの名前とスクリーンネーム、動画像を含む投稿内容と、タグ付与を行なうための星形のボタンで構成されている。ただし、RT に関しては本文が緑色で表示されるものとする。

試作システムは、比較実験用のものを含めて 3 種類存在する。ここでは、アルファベット順にシステム A、システム B、システム C と定義し、説明するものとする。システム A は、1 つのコンテンツに 1 つのボタンが与えられ、全体で 1 種類のタグを用いるシステムである。システム B は、1 つのコンテンツに図

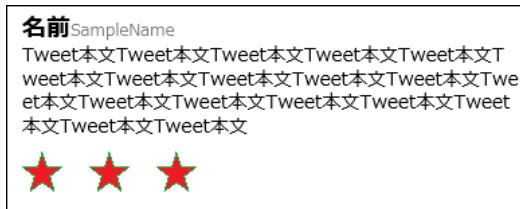


図 1 試作システムにおける Tweet の表示 (システム B)

1 の様に複数のボタンが与えられ、全体でボタンの数だけのタグを用いるシステムである。システム C は、1つのコンテンツに1つのボタンのみが与えられるが、全体で任意の数のタグを用いることが可能なシステムである。次に、詳細な説明と想定されるメリット、デメリットを記す。

4.1 システム A

システム A では、1つのコンテンツに1つのボタンのみが設置されている。これは、実験用に Twitter の機能を削減したものであり、お気に入りの機能のみを残している。お気に入りの機能を表す星マークをクリックすることにより、コンテンツに対してタグが付けられる。このとき、星の色が変化することで、ユーザはタグが付けられたことを視覚的に認識する。視覚的効果はシステム B、システム C においても同様とした。

メリット

- コンテンツに対して直感的なタグ付与が可能
- ワンクリックのみでタグが付与可能
- 選択肢が無いため、タグ付与を行いたいユーザは操作に迷うことがない

デメリット

● コンテンツに対して1種類のタグしか用いることが出来ない。そのため、タグに多様な意味を持たせることが困難である

4.2 システム B

システム B では、1つのコンテンツに3つのボタンが設置されている。どのボタンもシステム A と同等の機能を持っている。ただし、それぞれのボタンを使い分けることによってお気に入りというタグを付けたコンテンツを分類することが可能である。図 1 の例で言えば、お気に入りのタグが3種類存在することになる。このタグ付与方法では、文字列を扱うことを考えていない。

メリット

- コンテンツに対して直感的なタグ付与が可能
- 従来と同じく、ワンクリックのみでタグが付与可能
- コンテンツに対して、複数種類のタグをスムーズに付与することができる

デメリット

- ユーザが用いることの出来るタグの数が与えられた種類数に限定される
- 各ボタンが何のための分類であるか、ユーザが記憶していなければならない
- 記憶違いや誤操作によるタグの付け間違いが発生する可能性が存在する

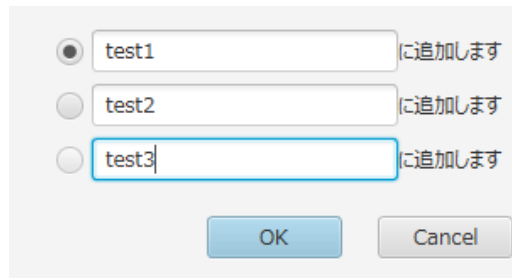


図 2 システム C におけるタグ付与ダイアログ

4.3 システム C

システム C では、1つのコンテンツに1つのボタンが設置されている。ボタンをクリックすることで、図 2 の様なタグ付与専用のダイアログが生成される。ダイアログの画面は、複数の中から1つのみが選択可能なラジオボタンと、ラジオボタンに関連付けられたテキストボックスとその内部の文字列によって構成されている。どれかのラジオボタンを選択した状態で OK ボタンをクリックすることにより、選択されたラジオボタンに対応したテキストボックスの内容がお気に入りのタグとしてコンテンツに付与される。テキストボックスは、適宜編集が可能であり、ユーザは任意の文字列をテキストボックスに入力することで自由な文字列をお気に入りのタグとして用いることが可能である。そのため、実質的に用いることが可能なタグの種類数は限定されないことになる。テキストボックスに一度入力された文字列はダイアログが閉じられた後も保持されているため、図 2 の例で言えば過去3種類のタグについてはクリック操作のみでタグ付与が可能である。

メリット

- ユーザは自由な文字列をタグとして用いることが可能
- タグが文字列として提示されるため、ユーザは複数種類であっても付けるタグを間違えることがない
- 直近に用いたタグであればマウス操作のみでタグ付与が可能
- TL 上に存在するお気に入りボタンが1つのコンテンツに対して1つであるため、ユーザの混乱を招かない

デメリット

- TL 上の操作のみではタグ付与が行えず、最低でも三回のクリック操作が必要になる
- 初期状態と、場合によっては文字列の入力が必要である
- 連続的に1つのコンテンツに対して複数種類のタグを付けることはできない。都度、ダイアログの表示が必要である

5. 実験

実験では、本研究室で過去に収集している Twitter の実データを用いる。但し、実験参加者間で発生する SNS に対するコンテキストの差異によって実験結果にぶれが生まれないよう、ハッシュタグや URL を含まず、他のサービスとも連携していないコンテンツのみを抽出した。前述したシステム B とシステム C、そしてコンテンツに対して付与できるタグが1種類のみであるシステム A について、100 件の Tweet が含まれるデー

タストリームの中から 23 件の Tweet にタグを付与する課題を被験者に与え、全ての Tweet を閲覧し終えるまでにかかった時間で性能を評価する。また、システム B とシステム C については、付与するタグが適切であったかどうかを加味するものとする。コンテンツに対してタグを付与するためにはユーザの何らかの思惑が必要となるが、ここではタグ付与を行なう判断基準を簡略化することによって実験を行う。次に、本実験で用いた判断基準を記す。

判断基準

(1) Tweet 本文中に「風邪」という文字列が含まれている Tweet

(2) 先頭に「@nen_neko」と書かれているリプライ

(3) 名前が「空洞」であるユーザの RT

実験においては、実験参加者が試作システムに習熟したり、同一の Tweet が提示されてしまうことによる計測のぶれを無くすために、3 種のインタフェースに対してラテン方格法を用いた。また、実験は短時間で連続的に行われる。実験時には、Twitter について簡単に記した上で、試作システムの特徴と使い方、そして実験手順を書き記した資料を配布し、説明を行った。次の項目で、実験で行われた手順を示す。

5.1 実験手順

(1) 試作システムを起動し、コンテンツで構成されたデータストリームが表示される (図 3) 事を確認する

(2) 画面左下に設置された測定開始と書かれたボタンをクリックする

(3) クリックすると、自動的に画面のスクロールバーが最下部まで移動し、同時にダイアログが呼び出される

(4) このダイアログには、匿名性を保持するために配布した実験参加者 ID を入力する

(5) 実験参加者 ID の入力を終え、OK をクリックすると画面下部に実験参加者に対して計測を開始した旨を表すメッセージが表示される。ダイアログが閉じた時点で、時間測定用のタイマーがプログラム内でセットされる

(6) 実験参加者は、メッセージを確認し正常に動作していることを確認した上で、データストリームを下から上に関覧することによってコンテンツにタグ付与を行う。各システムにおける行動の差分については後述する

(7) データストリームの一番上までコンテンツを閲覧した時点で、実験参加者には画面右下に設置された測定終了と書かれたボタンをクリックしてもらう。ボタンをクリックした時点でタイマーは停止される

(8) 以降、実験参加者 ID と同時に配られた順番で他の試作システムについても実験を行ってもらう

(9) 3 つの試作システムによる試行を終えたら、実験終了である

(10) 実験終了後は、質問紙法のアンケートを実施し、Twitter の習熟度や試作システムに感じた差異について尋ねた

5.2 各試作システムにおけるタグ付与手順

システム A

全体を通してコンテンツに用いることができるタグは 1 種類

のみである。そのため、判断基準のいずれかに関わらず、基準に適合したコンテンツ全てに同一のタグを付けることになる。

システム B

今回の実験では、1 つのコンテンツに対して、3 つのボタン^(注2)が設置されている。判断基準 (1) に該当するコンテンツには、左端のボタンを用いてタグを付与し、判断基準 (2) に該当するコンテンツには、真ん中のボタンを用いて、判断基準 (3) に該当するコンテンツには右端のボタンを用いてもらった。

システム C

理論的には任意の種類数のタグ付与が可能であるが、本実験では判断基準の数に合わせて、3 種類のみを用いる。その際、テキストボックスに過去のタグが残る性質を最大限利用することとし、判断基準の順番と同じ様に上から 1 つ目のテキストボックスには「ツイート」と入力してもらい、2 つ目のテキストボックスには「リプライ」、3 つ目のテキストボックスには「リツイート」と入力してもらう。ただし、テキストボックス



図 3 試作システム B を例としたメイン画面

(注2) : 実験環境において、システム B のボタンが 3 種類なのはデータストリームを導入している SNS の多くがコンテンツに対して連続的に 3 つのボタンを埋め込んでいるが多かったためである

表 1 Tweet 種別

	Tweet	Reply	Retweet	Total
非タグ付与対象	100	40	40	180
タグ付与対象	15	10	26	51

表 2 課題解決に要した時間と正答数 (システム A が基準)

	システム A	システム B	システム C
データ数	31	29	34
平均値 [s]	298(100%)	301(101%)	363(122%)
中央値 [s]	273(100%)	296(108%)	373(137%)
標準偏差 [s]	127.0	96.3	98.4
平均解答数 (正答数)	20.2	19.2	19.8

への入力対象となるコンテンツを初めて観測した時に限定する。すなわち、ダイアログを開いた時点で全てのテキストボックスに所定の文字を入力することは禁止している。

5.3 実験データ

以上の実験内容を、20代前半の工学分野に所属する男子学生、及び院生計 34 名に実施した。実験に用いた Tweet の件数は表 1 の通りである。この中から、非タグ付与対象 Tweet を 49 件、非タグ付与対象 Reply を 14 件、非タグ付与対象 Retweet を 14 件、タグ付与対象 Tweet を 8 件、タグ付与対象 Reply を 7 件、タグ付与対象 Retweet を 8 件、合計 100 件になるように無作為にデータを抽出し、データストリームの生成を行った。これを実験参加者に TL として提示し、所定の条件によって実験を行った。ただし、実験参加者毎に与えられるデータストリームは異なるものとし、一人の実験参加者についても、試作システム間で同じデータストリームは基本的に与えられないものとする。

5.4 実験結果

はじめに、実験参加者 34 名の内、正答タグ付与回数が少なく、その回数が最大正答タグ付与回数である 23 回の 50%未満である実験参加者のデータと、実験不備により正確性が欠けた実験参加者のデータを実験結果から除くものとする。ただし、システム単位で取り除くものとし、結果としてシステム A のデータが 31 件、システム B のデータが 29 件、システム C のデータが 34 件集められた。また、この変更に伴って発生する、システムの実験順序と習熟度が原因となる実験データのばらつきは問題の無い範囲だと判断した。取り除いた後のシステム毎の計測時間と解答数を表 2 に平均値と中央値を用いて記す。次に、各実験順序における実験結果を図 4 から図 9 で示す。最後に、システム C においてダイアログが実験参加者に提示されてから閉じられるまでにかかった時間 (図 10 におけるタイマーセットからタイマーストップまで) を、初回のみ文字列入力を伴うタグ付与時間と、それ以外の文字列入力を伴うタグ付与時間、及び文字列入力を伴わないタグ付与時間とに分けて、データ数の割合と時間割合によって図 11 で示す。

6. 考 察

ここでは時間的評価と解答率および正答率の評価によって各システムについて考察する。

6.1 システム評価と今後の発展について

表 2 から、システム A, B, C ともに解答率には大きな差が無いことが窺える。B と C の解答率は正答率でもあり、システム B では 7 件の誤答が、システム C では 4 件の誤答が発生し、どちらのシステムも誤答人数は 4 人であった。また、 F 検定の後、分散が等しくない仮定の基 t 検定を行った所、システム B とシステム C での正答率に有意差は見られなかった ($p > 0.1$)。システム B とシステム C において、タグの付け間違えが発生

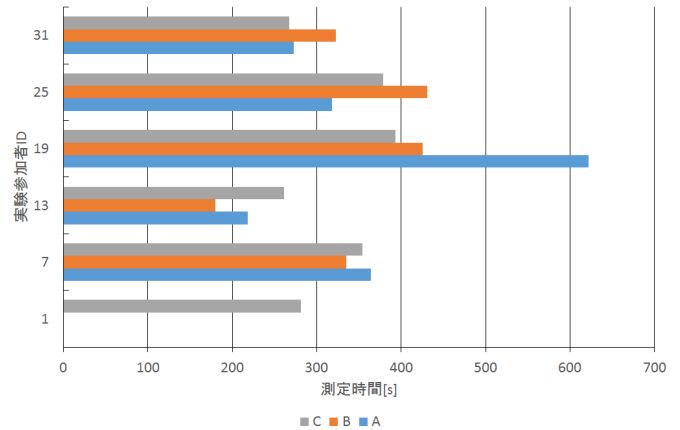


図 4 実験順序 A, B, C の実験結果

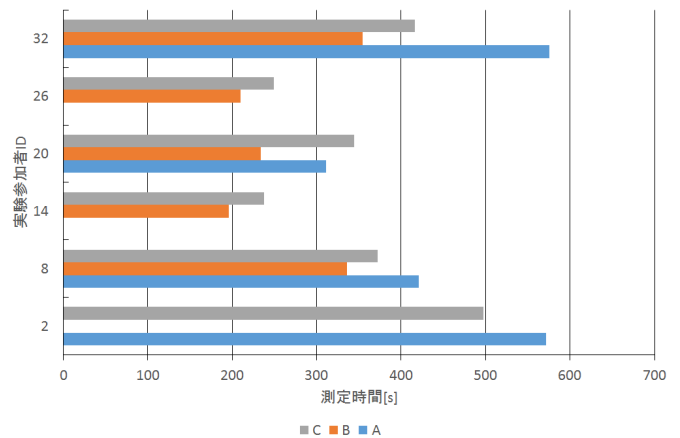


図 5 実験順序 A, C, B の実験結果

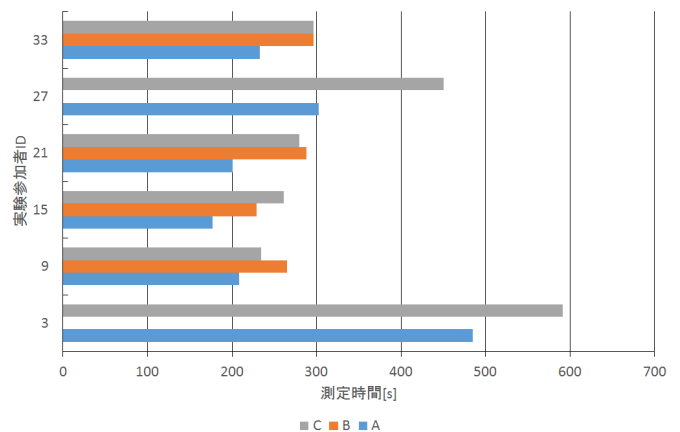


図 6 実験順序 B, A, C の実験結果

することは予想されていて、取り分けシステム B では多くの間違いが発生するのではないかと予想していたが、実際に付け間違いの発生した実験参加者はシステム B と C それぞれ四人ずつのみであった。深刻なのは付け間違いではなく、タグ付与対象の見逃しであり、その結果は表 2 の通りである。これは、実験参加者に与えられた判断基準が難しかったことに他ならない。取り分け、システム B の解答数が少ない点については、システム B がデータストリーム上の 1 つの画面で、判断基準の判定と、複数ボタンから付与するタグを選択するという二つの行動が求められるのに対して、システム A では判断基準に該当する Tweet を探しだす行動のみで完結すること、システム C では該当する Tweet を探しだす行動と Tweet に対してタグを付ける行動というものが分離していることに起因するものではないかと予想する。ただし、今回の実験結果だけでは値のばらつきの可能性もあるため、再度実験を行うか、ボタンの数を増やした実験を行なう等してシステム B で解答率が下がらないのかについては検討する必要があるだろう。

また、システム A とシステム B には有意と言えるほどの時間の差は存在せず ($p > 0.1$)、システム C は他のシステムに比べてタグ付与に必要な時間が約 20% 増加している ($p < 0.05$)。膨大な量のコンテンツに臨まなければならないユーザにとって、この増加分は望ましくないものとなる。ここで図 11 よりシ

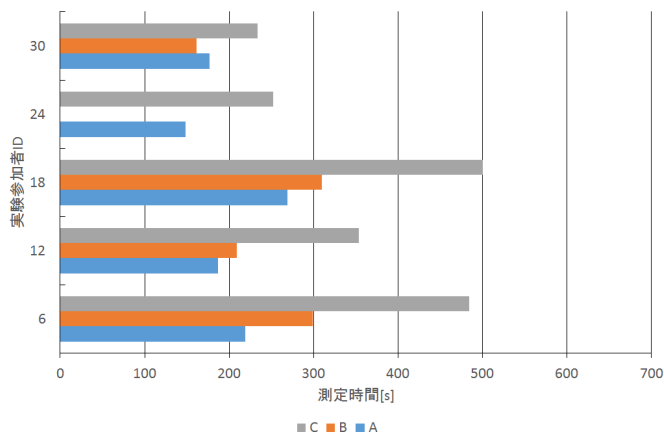


図 9 実験順序 C, B, A の実験結果

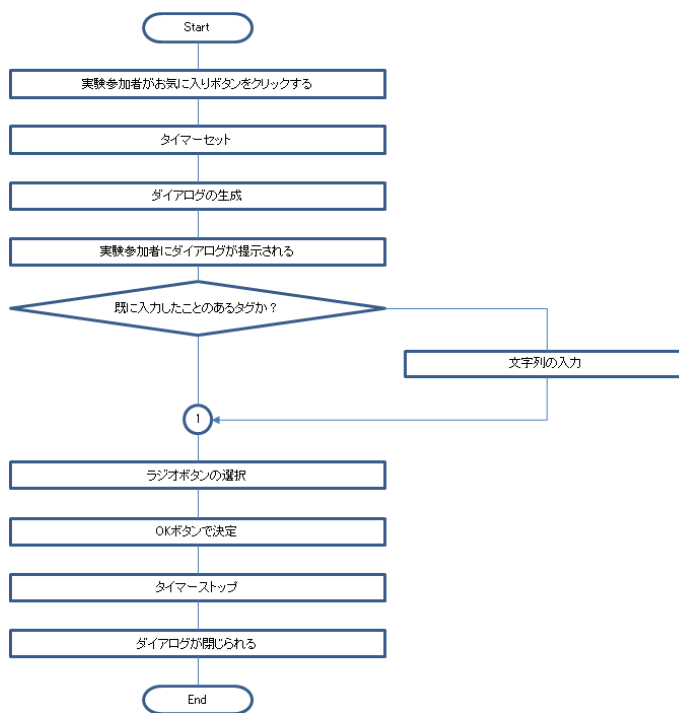


図 10 システム C におけるボタンクリック時動作

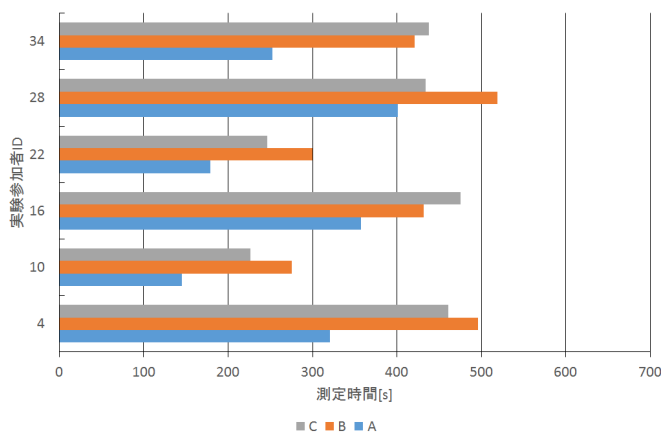


図 7 実験順序 B, C, A の実験結果

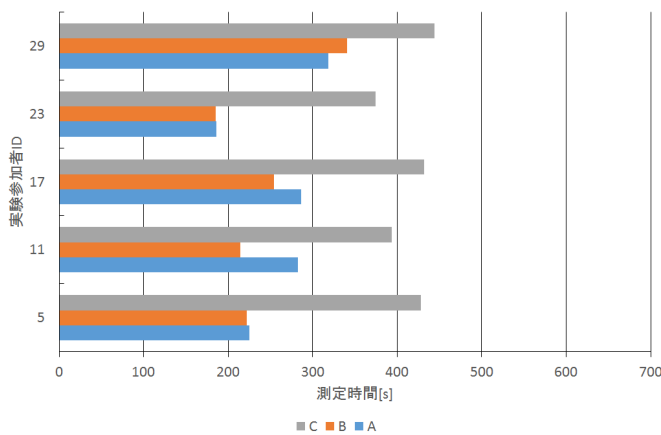


図 8 実験順序 C, A, B の実験結果

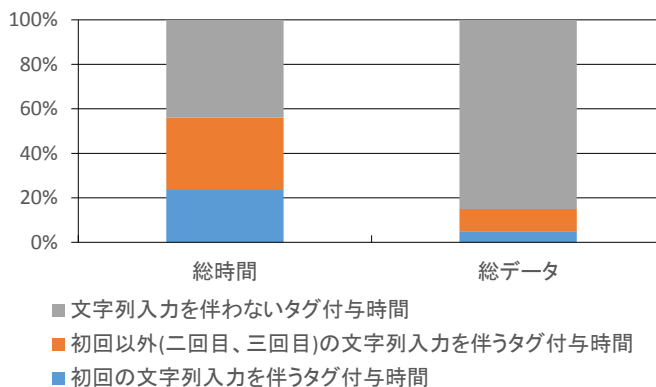


図 11 システム C におけるタグ付与時間の割合

システム C における時間的負荷増加の主要因が分かる。総データでは 20% にも満たない文字列入力に伴うタグ付与時間が、総時間では 50% を超えるほどになっている。つまり、システム C に

おいてはたったの三回しか行われなかった文字列入力を伴うタグ付与時間が、時間的割合で見ればその半分以上を占めていることになる。表 2 の結果と合わせれば、システム A と比較した際におけるシステム C の時間増加分 20%の内半分以上は、文字列入力に消費されていることになる。

ここで、文字列入力の機会を最大限減らすことを考える。ユーザに提示されるタグ付与履歴の件数を拡張し、過去に用いた文字列全てを履歴として提示出来たのであれば、ユーザの入力機会は格段に減少するだろう。この様な形式を採用している SNS として pixiv が例に挙げられる。該当 SNS では、コンテンツに付けられているタグと、過去にユーザが用いたタグがタグクラウドとして提示され、ユーザはその中からコンテンツに付与するタグをマウスによるクリック操作のみで行なうことが可能であり、ユーザにとって適切なタグが存在しない時は文字列入力によって新たにタグを生成することが可能である。しかし、これにはコンテンツ毎に個別のページ、或いは十分な画面領域が必要になるという欠点がある。そのため、データストリーム上に設置すればユーザのスムーズなコンテンツ閲覧を阻害するばかりでなく、誤操作を誘発しかねないという懸念が生じることになる。また、あまりにも提示されるタグの種類が多くなってしまえば、今度はユーザがタグクラウドの中から目的のタグを探索して見つけ出さなければならなくなってしまう。以上の観点から、データストリーム上で複数種類のタグ付与を行おうと考えた時、文字列入力によるタグ付与を提供するのは、ユーザに時間的負荷を強いることになるか、データストリームという特性に適さない機能になると言えるだろう。

システム A とシステム B が、システム C よりもタグ付与に必要な時間が短いのは、コンテンツの選択行動と、タグ付与行動が連動しているからだと考えられる。そして、システム A とシステム B の必要時間に殆ど差異が無いことから、データストリーム上でマウス操作のみによって少数のタグを選択する時間と、どのタグを付けるべきか判断する時間は殆ど発生していないと推察される。つまり、今回のシステム B の様に 3 つ程度のボタンであれば、時間的負荷無しにユーザは区別して用いることが出来るということである。それは、多くの SNS が図 12 の様に 3 つ程度のボタンを採用していることから推測される。また、これらの内 1 つの SNS において、機能毎にボタンのデザインが異なるのは、ユーザによるボタンの押し間違いを軽減するための工夫だと予想する。今回実験参加者から収集したアンケートによれば、図 12 に含まれる SNS の利用者は、これらの中から 1 つ、あるいは 2 つを利用していることが多く、SNS 間で類似したデザインで異なる機能が提供されていることによるボタンの押し間違いは発生し難いのだろう。

以上の考察から、データストリームにおいて複数種類のタグ付与行動を時間的負荷無しに実現するには、ダイアログ等の別ウィンドウを用いずにデータストリーム上のコンテンツに対して行なう操作のみで完結させるのが現実的であると言える。

6.2 実験実施上の今後の注意点

図 4 から図 9 の測定時間には実験参加者間で大きなばらつきが見られる。実際に各システムについて標準偏差を計算して

みると、表 2 の通りになる。この原因については、実験実施中に実験参加者の挙動を観察することによって推測した。実験参加者は、大きく分けて二通りのデータストリームの眺め方をしていた。一方は、与えられたコンテンツ全てを Reply でも Retweet であっても、じっくりと全文精査し、もう一方は与えられた判断基準に大まかに適合する Tweet についてのみ精査していた。例えば、Retweet であれば名前が「空洞」であるかどうかだけを見て、判断を行なうということである。このような状況では測定時間にばらつきが表れるのは当然であり、実験参加者に対して判断基準を与えて分類を行ってもらった実験では、より行動を限定する必要があるだろう。

7. ま と め

本論文では、Twitter を代表とする SNS 上のコンテンツに対して複数種類のタグを使い分けて付与することを考え、そのためのインタフェースを製作した。試作システムを従来のシステムとの比較実験を行い、次のようなことが推測された。

まず、コンテンツ上のボタンを増やすことにより付与できるタグの種類を増やしたシステム B では、従来のシステムと比べても、大きく時間的負荷がかかるわけでは無いことがわかった。しかし、今回の実験の様な複数の判断基準を考えなければならぬ状態では、タグ付与回数が他のシステムと比べて低くなってしまふ可能性が存在する。これが、今後想定している使い方である、ユーザが自由に、或いはタグ付与に用いる種類に困らない程度に、タグを扱う環境でも同じ現象が発生するのかについては、実際にボタンの数を増やした追加実験を行う等して、随時検証が必要である。また、本実験においては、三つのボタン全てを同じデザインとしていたが図 12 に示される様に、各 SNS ではボタン毎にデザインを変えることによってユーザの押し間違いを軽減している様に思う。複数のタグ付与専用ボタンを、デザインが異なる状態と、異なる状態提示して、ユーザの行動に変化が発生するのかは、今後検証する価値があるだろう。

一方、コンテンツ上のボタンをクリックすることによりダイアログが呼び出されるシステム C では、現状他のシステムに比べてタグ付与にかかる時間が大幅に増加してしまうことが分かった。これは図 11 から推測される様に、文字列入力を伴うタグ付与はユーザにとって大きな負担となることが主要因である。結論としては、データストリームを扱う SNS では、文字列入力を必要とするタグ付与は行わないのが無難だと言えるだろう。

今回は、時間的負荷と正答率の観点からタグ付与インタフェースの模索を行ったが、その実験環境や課題は機械的である。ゆえに、インタフェースの自由度の評価などは行われておらず、ユーザが実環境上で心理的負担を負うかも調査されていない。今後は、SNS 上に適用するインタフェースを作成し、実環境上での評価を行うことになるだろう。

文 献

- [1] 江田毅晴, 吉川正俊, 山室雅司, 「Folksonomy のタグを用いた自動分類体系構築へ向けて」, 電子情報通信学会技術研究報告.

	コメント	拡散	評価	外部共有	時間	その他	後で見る	BM	ボタン数
Twitter									4
Facebook	■ コメント	➦ シェア	👍 いいね!						3
Weibo	评论 19	转发 12	👍 76 收藏						3
mixi			👍 いいね!		01:49	詳細			4
Google+		113	+2189						2
flickr	519		☆ 13720						3
Instagram	コメントを追加...			...					3
vine		1	7	Share					3
MixChannel	226		5505		5d				4
Vimeo									3
Pinterest				送信					3
Tumblr									2

図 12 SNS におけるボタンと機能 (一つのボタンが複数の機能を持っている場合もある)

- DE, データ工学 107(131), 405-410, 2007-06-25.
- [2] 佐々木祥, 宮田高道, 稲積泰宏, 小林亜樹, 酒井善則, 「Folksonomy におけるコンテンツ推薦のためのメタデータ成長モデルの提案」, 情報処理学会研究報告データベースシステム (DBS) 2006(78(2006-DBS-140)), 407-413, 2006-07-14.
- [3] 丹羽智史, 土肥拓生, 本位田真一, 「Folksonomy マイニングに基づく Web ページ推薦システム」, 情報処理学会論文誌 47(5), 1382-1392, 2006-05-15.
- [4] 住元宗一郎, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦, 「コンテンツ投稿型 SNS における未知性と意外性を考慮した推薦エージェントの提案」, 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム J94-D(11), 1800-1811, 2011-11-01.
- [5] 石橋智幸, 脇屋達, 顧優輝, 真部雄介, 今野将, 菅原研次, 「ソーシャルブックマークを用いた Web ページ推薦方式の提案」, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理 108(119), 69-74, 2008-06-23.
- [6] 石橋智幸, 顧優輝, 脇屋達, 真部雄介, 菅原研次, 「ソーシャルブックマークを用いた Web ページ推薦システムの開発」, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理 109(211), 7-12, 2009-09-18.
- [7] 石野克徳, 折原良平, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦, 「フォークソノミとソーシャルアノテーションを用いた動画共有サービス利用支援の試み」, 情報処理学会論文誌 53(11), 2494-2506, 2012-11-15.
- [8] W.X. Zhao, J.jiang, J.He, Y.Song, P.Achananuparp, E.-P. Lim, and X.Li, "Topical keyphrase extraction from twitter," The Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics 2011, pp. 379-388, 2011.
- [9] M.Steyvers, P.Smyth, M.Rosen-Zvi, and T.Griffiths, "Probabilistic author-topic models for information discovery," SIGKDD2004, 2004.
- [10] 佐々木謙太郎, 吉川大弘, 古橋武, 「Twitter におけるユーザの興味と話題の時間発展を考慮したオンライン学習可能なトピックモデルの提案」, 情報処理学会論文誌. 数理モデル化と応用 7(1), 53-60, 2014-03-28.
- [11] Roy Bar-Haim, Elad Dinur, Ronen Feldman, Moshe Fresko, and Guy Goldstein, "Identifying and following expert investors in stock microblogs," In EMNLP 2011, pp. 1310-1319, 2011.
- [12] 水田昌孝, 熊野雅仁, 小野景子, 木村昌弘, 「文書ストリームからのバースト潜在トピック抽出における t-LDA 法の性能検証」, 情報処理学会研究報告. MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告 2010-MPS-81(10), 1-6, 2010-12-09.
- [13] 橋本泰一, 村上浩司, 乾孝司, 内海和夫, 石川正道, 「文書クラスタリングによるトピック抽出および課題発見」, 社会技術研究論文集, 5, 216-226, 2008.
- [14] 木村学, 齊藤和巳, 上田修功, 「確率モデルに基づく文書ストリームからのホットトピック抽出の一検討」, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理 106(38), 51-56, 2006-05-11.
- [15] 高橋祐介, 横本大輔, 宇津呂武仁, 吉岡真治, 「ニュースにおけるトピックのバースト特性の分析」, 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会報告 2011-NL-204(6), 1-6, 2011-11-14.
- [16] 余東明, 石川孝, 「コミュニティウェブにおけるアクティブ情報検索のためのトピック抽出」, 人工知能学会全国大会論文集 JSA103(0), 68-68, 2003.
- [17] Scott Deerwester, Susan T.Dumais, George W.Furnas, Thomas K. Landauer, Richard Harshman, "Indexing by latent semantic analysis," Journal of the American Society of information Science, 41(6), pp. 391-407, 1990.
- [18] Blei, D.M., Ng, A.Y. and Jordan, M, "Latent Dirichlet allocation," The Journal of Machine Learning Research, Vol.3, pp. 993-1022, 2003.
- [19] 佐々木祥, 宮田高道, 稲積泰弘, 小林亜樹, 酒井善則, 「プロフィール間類似度の推移関係に着目した推薦計算量削減」, 情報処理学会論文誌データベース (TOD) 2(2), 44-55, 2009-06-29.
- [20] Blei, D.M., Ng, A.Y. and Jordan, M, "Latent Dirichlet allocation," The Journal of Machine Learning Research, Vol.3, pp. 993-1022, 2003.