

複数ニュース映像要約のための SNS利用者の反応に基づいたニュースストーリー系列の選択

加藤 光佑[†] 井手 一郎[†] 出口 大輔^{†,†} 村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 名古屋大学情報連携統括本部 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

E-mail: [†]katok@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, [†]{ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}ddeguchi@nagoya-u.jp

あらまし ニュース映像は社会に関する資料的な価値が高く、アーカイビングが重要視されている。アーカイブされたニュース映像を資料として活用する場合、話題の流れを追跡し、内容を総合的に理解することが重要である。それに関し、強く関連するニュースストーリーを時系列に連鎖した構造（トピックスレッド構造）を抽出する手法が提案されている。トピックスレッド構造では、起点となるストーリーから関連するストーリーを辿ってその顛末を知ることができる。しかし、多様なトピックのストーリーが含まれる場合、利用者はトピックスレッド構造中のストーリーを逐一視聴する必要があり、負荷が高い。一方、近年ソーシャルネットワーキングサービス（SNS）が爆発的に普及している。SNS利用者は自分の意見や興味・関心がある情報の受発信を主な利用目的としている。そこで、我々は視聴者視点で映像を編集することを考え、SNS利用者の反応に基づいた複数ニュース映像要約を目指すことにした。本報告ではその基礎技術として、要約に用いるニュースストーリー系列の選択手法について紹介する。

キーワード ニュース映像, ニュース映像アーカイブ, SNS

Selection of news story series based on the responses by SNS users for the summarization of multiple news videos

Kosuke KATO[†], Ichiro IDE[†], Daisuke DEGUCHI^{†,†}, and Hiroshi MURASE[†]

[†] Nagoya University, Graduate School of Information Science

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{††} Nagoya University, Information and Communications Headquarters

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

E-mail: [†]katok@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, [†]{ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}ddeguchi@nagoya-u.jp

Abstract Archiving news videos is regarded as important since they are valuable as sources of important social information. When exploiting archived news videos as information sources, it is important to track the flow of topics to understand their contents comprehensively. Concerning it, a method that structures the chronological semantic relations between news stories, namely the “topic thread structure” has been proposed. It allows the understanding of the circumstance of the topic by tracking related stories one after another from the initial story. However, it imposes a user to watch many stories along the topic thread structure when it contains various topics. On the other hand, social networking services (SNS) are explosively prevalent. SNS users aim to send and receive information in which they are interested. Thus, we considered editing news videos from the viewpoint of the viewers, and we have decided to summarize multiple news videos based on the responses by SNS users. In this report, we introduce a method that selects news story series which will be used for the news video summarization.

Key words News video, news video archive, SNS

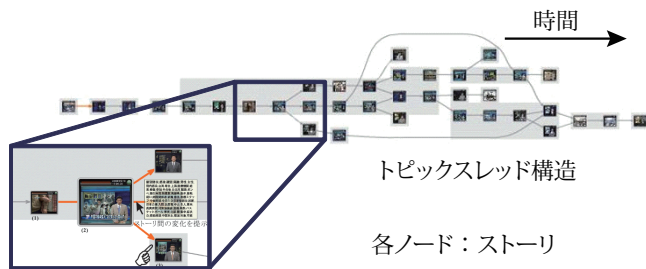


図 1 トピックスレッド構造に基づくニュース映像閲覧インタフェース: mediaWalker

1. はじめに

近年、記憶装置の大容量化に伴い、放送映像を大量に蓄積できるようになった。放送映像にはスポーツ、ドラマ、バラエティ、アニメーションなど様々な種類があるが、そのなかでもニュース映像は実世界の出来事を記録したものであるため、資料的な価値が高い。そのため、ニュース映像のアーカイビングが重要視されている[1]。アーカイブされたニュース映像を資料として活用する場合、調査対象のトピックに関するニュース映像群の一部を見て理解するだけでなく、トピックの流れを追い、内容を総合的に理解することが重要である。例えば、ある殺人事件について調査する場合、事件の発端から容疑者の割り出し、容疑者の逮捕、動機の究明、容疑者の起訴、裁判の判決、といったようなトピックの流れを追跡できれば、事件の全容を理解することができる。しかし、膨大な量のニュース映像が蓄積されているため、目的の事象に関連するものを人手で検索、追跡するのは非常にコストがかかる。そこで、ニュース映像におけるトピックの検索・追跡に対する計算機の支援が必要である。

このような背景をうけ、ニュース映像の閲覧を支援することを目的として、ニュース映像の意味を解析して時系列に構造化する研究が行われている。Duygulu ら[2]は特定のトピックに強く関連するストーリー（ニュース映像の意味的な最小単位[3]）を直線状に時系列に連ねる方法を提案した。しかし、この方法では大規模なニュース映像アーカイブを対象として利用者が追跡、理解したい場合に、膨大な数のストーリーを逐一直線状に辿らなければならない。映像を視聴しながら、数十個連なったストーリーの内容を逐一把握するのは非常に負荷が高いため、実用性に問題がある。これに対し Wu ら[4]は、特定のトピックに関連するストーリーを集めたクラスタにおいて、時系列の前後関係と話題の変化に応じて 2 分グラフを構築する手法を提案した。しかし、この方法でも、新規ストーリー同士の関係は時系列の前後関係のみであり、同時並行して進む複数のトピックの流れを表現できない問題がある。そこで井手らは同時並行して進む流れを表現する時系列意味構造（トピックスレッド構造）を抽出する手法[5]と、それを利用した閲覧インタフェースである mediaWalker [6]を提案した。mediaWalker の概観を図 1 に示す。トピックスレッド構造は単純な木構造に比べ分岐が少な

く、重複ノードが存在しないため、効率的に映像群を閲覧できる。トピックスレッド構造では、起点となるストーリーから関連するストーリーを辿ってその顛末を知ることができる。しかし、系列中には同じ内容のストーリーや情報量が少ないものなど、必ずしも内容把握に必要なストーリーが含まれている場合もある。そこで、更に主要なストーリーを取捨選択するための指標が必要である。

一方で、近年、ソーシャルネットワーキングサービス (SNS) が爆発的に普及している。SNS では利用者間の社会的な繋がりを支援する機能が提供され、多くの利用者はその機能を利用して、特に自分の興味・関心がある情報の受発信を行っている[7]。そこで、ある対象に関する SNS 上のコメントや評価（以下、これらをまとめて SNS レスポンスと呼ぶ）を解析することによって、その対象への興味・関心の度合いや意見の種類について、利用者視点で抽出できると考えられる。

SNS を利用した映像要約手法として、Kobayashi ら[8]や Doman ら[9]の手法が挙げられる。Kobayashi らの手法では、マイクロブログサービス Twitter における投稿から投稿者が応援するチームに関する属性を判定し、同一チームを応援する視聴者の実況書き込みからスポーツ映像の自動要約を行った。Doman らの手法では、スポーツ中継に対する Twitter への投稿、リツイート、連続文字の数をを用いることによって言語によらないスポーツ映像の自動要約を行った。これらの研究では、いずれも投稿数がある程度期待できるスポーツ映像が対象であり、投稿数が少ないニュース映像の要約には有効に適用できないと考えられる。

そこで本報告では、SNS における利用者の反応に基づき複数ニュース映像を要約するために用いるニュースストーリーの系列の選択手法を紹介する。

2. SNS 利用者の反応に基づいたストーリー系列の選択

SNS 利用者の反応に基づくストーリー系列の選択手法について、その処理の流れを図 2 に示す。以下、各処理について説明する。

2.1 トピックスレッド構造の構築 [5]

アーカイブ中の指定されたストーリーを起点とするトピックスレッド構造を構築する。トピックスレッド構造上で隣接しているストーリー同士は、意味的に関連が強く、時系列上の前後関係が維持されるという性質を持っている。この性質を利用して、話の流れが唐突にならないストーリー系列を選択する。

トピックスレッド構造はストーリー分割とトピックスレッド構造の構築という 2 段階の処理により構築する。

2.1.1 ストーリー分割

- (1) 音声書き下しテキストである文字放送字幕（以下、CC と呼ぶ）の各文を形態素解析し、名詞列を抽出する。
- (2) 名詞列の語義属性（一般、人物、場所・組織、時相）を解析し、語義属性ごとに 4 つのキーワードベクトルを作成する。
- (3) 連続する 2 文が同一ストーリーに属するかを判定するため、語義属性別に両文の前後 w 文を結合したキーワードベクトル間

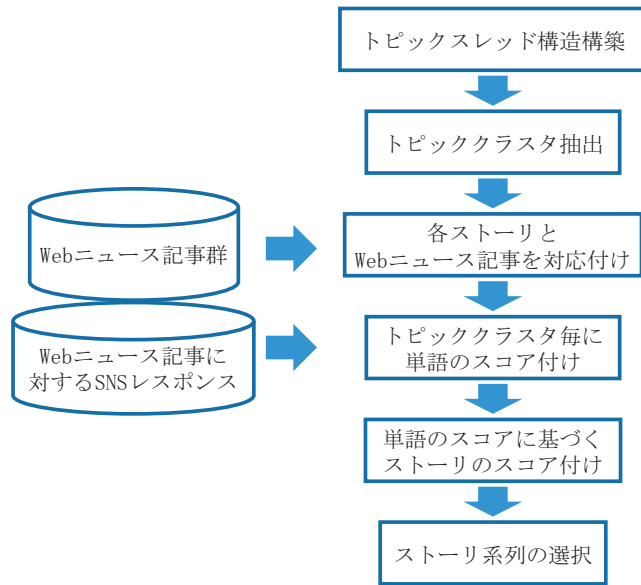


図2 提案手法における処理の流れ

の距離を余弦尺度で評価する。ここで、 w を1文から10文まで変え、最後に各 w における距離の最大値を類似度とする。

(4) 各語義属性別の類似度を重み付き和の形で統合し、しきい値を下回る場合にストーリー境界が存在すると判定する。

(5) 分割された各ストーリーに対して再度キーワードベクトルを作り、隣接するストーリー間の類似度がしきい値を上回れば再結合する。

2.1.2 トピックスレッド構造の構築

(1) ストーリー間のキーワードベクトルの類似度を評価し、しきい値を上回れば強く関連しているとみなす。

(2) 次の条件を満たしながら、各ストーリーを根とする単純なストーリー木を展開する。

- 子供は親と強く関連し、必ず親よりも新しい。
- 兄弟は必ず年少の方が新しい。

(3) 次に、 T_r 中の全ての部分木 $T_S(i)$ に対して、年長の節点に等価な部分木 $T_S(j)$ が存在するとき、次の操作を施す。

- **除去** : $T_S(j)$ が $T_S(i)$ の兄の子孫であるとき、 $T_S(i)$ を除去。
- **統合** : $T_S(j)$ が $T_S(i)$ の先祖（親を除く）であるとき、 $T_S(i)$ を $T_S(j)$ と統合。

2.2 トピッククラスタ抽出 [5]

トピックスレッド構造から、トピックのまとまりであるトピッククラスタを抽出する。以下、その方法を説明する。

(1) 起点ストーリーをクラスタ開始ノード ($C_0 = S_0$)、かつ注目ストーリー ($S = S_0$) に指定。

(2) 注目ストーリー S の子を $S_c(j) (j = 1, \dots, J)$ とする。このときストーリー C_0 と $S_c(j)$ のキーワードベクトルの類似度がしきい値以下ならば、 $S_c(j)$ を新たなクラスタ開始ノードに設定 ($C_0 = S_c(j)$) 。

(3) 全ての葉ノードに到達するまでトピックスレッド構造を走査して注目ストーリー S をずらしていき、手順 (2) を再帰的に適用。

(4) 最後に、各クラスタ開始ノードからトピックスレッド構造をたどって次のクラスタ開始ノードまでに含まれる全てのストーリーを同一トピッククラスタに属するとする。

2.3 ストーリーと Web ニュース記事の対応付け [10]

ニュース映像に直接 SNS 利用者の反応を対応付けるのは難しい。そこで、Web ニュース記事とニュース映像を対応付け、Web ニュース記事に対する SNS レスポンスをそのニュース映像に対する反応とみなす。そのため、トピックスレッド構造に含まれる全てのストーリーについて、内容がほぼ同じ Web ニュース記事を対応付ける。

まず、Web ニュース記事の本文を抽出する。この本文とストーリーに付属する CC を入力文書として、Web ニュース記事とストーリーが対応付いているか否かを判定する。以下にこの手順を示す。

- (1) 各入力文書を形態素解析する。
- (2) 名詞と未知語をキーワードとして抽出し、出現頻度ベクトルを作成する。
- (3) 両者の出現頻度ベクトルの余弦距離を算出する。
- (4) 余弦距離がしきい値以上ならば両入力文書を対応付ける。

2.4 単語のスコア付け

トピッククラスタ毎に、ストーリーに付属する CC に含まれる全単語をスコア付ける。このとき、視聴者が注目した可能性のある単語に重みをつけるために、SNS レスポンスの数を用いる。

具体的には、トピッククラスタについて以下の手順で単語にスコア付ける。

- (1) トピッククラスタに含まれる全てのストーリーに付属する CC を形態素解析する。
- (2) 名詞と未知語をキーワードとして抽出し、各ストーリーにおいてキーワードの tf-idf ベクトルを作成する。
- (3) CC のキーワードベクトルを \mathbf{W}_{CC} 、Web ニュース記事の単語ベクトルを $\mathbf{W}_{article}$ 、Web ニュース記事に対する SNS レスポンスの数を N とするとき、 i 番目のストーリーにおける単語 j の単語スコア $W_{story}(i, j)$ を以下のように定義する。

$$\begin{cases} W_{story}(i, j) = W_{CC}(i, j) \cdot N & (\text{if } W_{article}(i, j) \neq 0) \\ W_{story}(i, j) = W_{CC}(i, j) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $W_{CC}(i, j)$ は i 番目のストーリー中における単語 j の tf-idf の値を、 $W_{article}(i, j)$ は i 番目のストーリーに対応づいた Web ニュース記事中の単語 j の頻度を表す。

また、 k 番目のトピッククラスタにおける単語 j のスコア $W_{cluster}(k, j)$ を以下のように定義する。

$$W_{cluster}(k, j) = \sum_{i \in \mathbf{c}_k} W_{story}(i, j) \quad (2)$$

ここで、 \mathbf{c}_k を k 番目のトピッククラスタに属するストーリー番号の集合とする。

2.5 ストーリーのスコア付け

スコアが高い単語が多く含まれていれば、そのストーリーには視聴者が注目するものが多く含まれていると考えられる。よっ

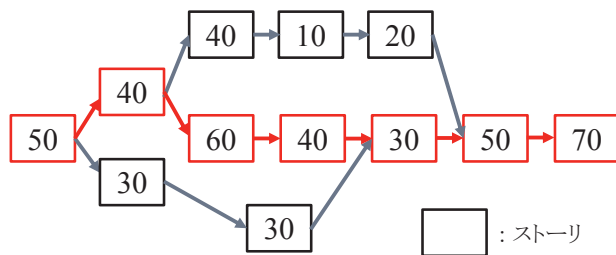


図3 トピックスレッド構造中のストーリー系列選択の概念図

表1 2013年12月5日に放送された6つ目のストーリーを起点とするトピックスレッド構造の詳細

ストーリー数 (個)	12
総映像長 (秒)	1,080
トピッククラス数 (個)	3

て、単語のスコアを基にストーリーにスコア付けする。

まず、ストーリーに付属するCCを句点を手掛かりに文に分割する。次に、長い文のスコアが高くなるように、文に含まれる単語のスコアの平均をその文のスコアとする。最後に、文を多く含むストーリーのスコアが高くなるように、ストーリーに含まれる文のスコアの平均をそのストーリーのスコアとする。

2.6 ストーリー系列の選択

ストーリーのスコアを基にストーリー系列を選択する。

トピックスレッド構造において、各トピックスレッドに含まれるストーリーのスコアの平均が高いものを選択する。その様子を図3に示す。赤いパス（トピックスレッド）上の一連のノードが選択されたストーリー系列である。

3. 実験

3.1 SNS レスポンスの有無による単語のスコア比較

SNS レスポンスを用いた場合と用いない場合で単語のスコアの変化を検証した。

3.1.1 実験用データ

本実験では、入力映像として「NHK ニュース7」を、ストーリーに対応付けるWebニュース記事として「NHK NEWSWEB」、SNS レスポンスとしてソーシャルネットワークサービス Facebook の「いいね!」、「共有」、「コメント」の数を用いた。

2013年12月5日に放送された6つ目のストーリーを起点として構築したトピックスレッド構造を対象とした。これは、特定秘密保護法案に関するトピックから、野党再編、東京都知事選に関するトピックに変遷していく構造である。表1にその詳細を示す。また、実際の構造を図4に示す。

3.1.2 比較方法

SNS レスポンスを用いた場合と用いない場合で単語のスコアの比較を行う。用いない場合は式(1)において $N = 1$ とした場合と等価である。

3.1.3 実験結果

各トピッククラスにおける各方法の単語のスコア上位10個を表2、表3、表4に示す。

いずれのトピッククラスにおいても SNS レスポンスあり、

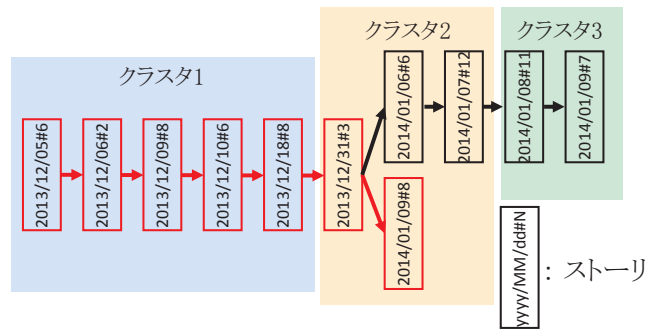


図4 実験に用いたトピックスレッド構造

表2 トピッククラス1における単語スコアの比較

(a) SNS レスポンスなし		(b) SNS レスポンスあり	
単語	スコア	単語	スコア
江田	84.8	法案	46,296
野党	56.3	採決	36,960
決議	46.8	決議	34,750
民主党	43.2	参議院	31,096
党	41.9	野党	23,843
法案	40.7	民主党	20,557
離党	39.8	国会	18,901
維新	37.4	与党	16,342
結集	33.5	提出	15,922
議員	32.6	解任	15,393

表3 トピッククラス2における単語スコアの比較

(a) SNS レスポンスなし		(b) SNS レスポンスあり	
単語	スコア	単語	スコア
連	47.5	連	2,472
候補	35.9	候補	1,552
民主党	27.8	民主党	1,342
自民党	22.4	都知事	993
対応	21.2	細川	970
年明け	18.0	対応	960
選考	17.4	立候補	875
協議	15.3	会合	827
会合	15.0	自民党	799
支援	14.9	協議	791

なしで単語スコアにおける単語の順位が変化していることが分かる。

3.2 トピッククラスタの利用による単語のスコア比較

トピッククラスタを用いることでどのように単語のスコアが変化するかを検証した。

3.2.1 実験用データ

3.1節の実験と同じ2013年12月5日に放送された6つ目のストーリーを起点として構築したトピックスレッド構造を対象とした。

3.2.2 比較方法

トピッククラスタを用いた場合と用いない場合で単語のスコアの比較を行う。トピッククラスタを用いない場合はトピッククラスタが1つしかない場合と等価である。

表 4 トピッククラスタ 3 における単語スコアの比較

(a) SNS レスポンスなし		(b) SNS レスポンスあり	
単語	スコア	単語	スコア
都知事	28.4	舛添	7,550
舛添	25.2	都議会	5,917
都議会	19.8	都知事	5,234
立候補	18.0	自民党	4,775
自民党	16.0	立候補	3,328
選挙	14.8	選挙	3,078
細川	13.9	情熱	2,352
介護	10.7	開催	1,343
民主党	9.3	信頼	1,309
合致	8.7	条件	1,272

表 5 トピッククラスタを用いない場合の単語のスコア

単語	スコア
法案	46,296
採決	36,960
決議	34,750
参議院	31,448
野党	23,843
民主党	22,547
国会	19,238
与党	16,342
提出	15,922
解任	15,393
委員	13,029
会議	11,700
賛成	11,537
江田	11,072
運営	9,484
審議	9,072
離党	8,935
対抗	8,255
秘密	8,136
衆議院	7,941

3.2.3 実験結果

トピッククラスタを用いた場合と用いない場合でそれぞれ単語スコアの上位 20 個を表 5, 表 6 に示す。

表 5, 表 6 より, トピッククラスタを用いないものは, クラスタに含まれるストーリーが多いものにスコアが引きずられて偏っていることが分かる。表 6 のようにトピックの変遷に対応するためには, クラスタ単位でスコアを改めて設定する必要があると考えられる。

4. 複数ニュース映像要約

今後の展望は, 本手法で選択されたニュース映像系列から映像を切り出し, 結合し一つの要約映像として編集することである。そのための予備実験として, 簡単な要約映像を作成した。

4.1 要約映像の作成方法

(1) 提案手法によって選択されたストーリー系列の中から文を抽出する。

表 6 各トピッククラスタにおける単語スコア

(a) クラスタ 1		(b) クラスタ 2		(c) クラスタ 3	
単語	スコア	単語	スコア	単語	スコア
法案	46,296	連	2,472	舛添	7,550
採決	36,960	候補	1,552	都議会	5,917
決議	34,750	民主党	1,342	都知事	5,234
参議院	31,096	都知事	993	自民党	4,775
野党	23,843	細川	970	立候補	3,328
民主党	20,557	対応	960	選挙	3,078
国会	18,901	立候補	875	情熱	2,352
与党	16,342	会合	827	開催	1,343
提出	15,922	自民党	799	信頼	1,309
解任	15,393	協議	791	条件	1,272
委員	12,883	選考	779	労働	1,222
会議	11,700	年明け	718	意見	1,140
賛成	11,537	東京	667	オリンピック	1,130
江田	11,072	支援	640	支援	1,098
運営	9,484	合致	607	厚生	1,095
審議	9,072	幹部	595	調整	1,041
離党	8,935	確認	450	来月	986
対抗	8,255	選挙	416	対応	976
秘密	8,136	松原	399	議員	975
衆議院	7,941	政策	380	細川	970

(2) 文のスコアが高い順にソートする。

(3) 文に対応する映像長の合計が t 秒以内となるようにスコアの高い方から文を選択する。

(4) 選択された文を時系列にソートする。

(5) 各文に対応する映像を切り出し, 文の順序で全て結合することで一つの映像とする。

4.2 実験

4.2.1 実験データ

実験データは, 3.1.1 の実験と同様のデータを用いた。また, 4.1 の (3) における編集後の最大映像長を $t = 180$ (秒) とした。

4.2.2 実験結果

表 7 に要約映像の素材に選択された文とその文が属するストーリー, スコアを示す。

文のスコアはその文に含まれている単語のスコアの平均によって算出される。従って, 文の長さにかかわらずスコアの低い単語が含まれており, かつスコアの低い単語が含まれていないもののスコアが高くなる。しかしその結果として, 表 7 中の「>>採決の結果」や「ほかの野党は」などこれだけでは意味が伝わらないようなものが選択されてしまっていることが分かる。このことから, 文が短すぎたり, 含まれる単語が少なすぎる文はスコアにペナルティを与えたり, 次の文まで繋げるなどの処理が必要と考えられる。

また, このトピックスレッド構造では特定秘密保護法案に関するトピックから, 野党再編, 東京都知事選に関するものに変遷していく。しかし, 最初のトピックに含まれるストーリーからしか文が選択されていない。これは, 選択したストーリー系列全体からスコアの低い文を選択したため, 各トピッククラスタで

表 7 選択された文とそのストーリー, スコア

ストーリー	文	スコア	映像長 (秒)
2013/12/05#6	>>一方の野党側ですが、どのように対抗していきましょうか	16,049	3
2013/12/05#6	>>野党各党は、参議院本会議での法案の採決をできるだけ遅らせたいとしています	24,983	7
2013/12/05#6	民主党は、参議院の特別委員会以外でも、与党側の一方的な国会運営が続いているとして、野党側の賛成を得ないまま審議に入った参議院厚生労働委員長などの解任決議案や、法案を担当する森少子化担当大臣に対する問責決議案などを相次いで提出することを検討しています	13,892	24
2013/12/06#2	国会は、与党側がきょう中に参議院本会議で法案を可決・成立させる方針なのに対し、野党側は、民主党が法案の成立を阻止したいとして、安倍内閣に対する不信任決議案を衆議院に提出し、与野党の最終盤の攻防が続いています	12,250	19
2013/12/06#2	採決に対抗する構えの民主党は、法案を担当する森少子化担当大臣に対する不信任決議案を衆議院に、問責決議案を参議院にそれぞれ提出しました	14,087	48
2013/12/06#2	>>採決の結果	18,621	3
2013/12/06#2	>>本決議案は否決されました	18,296	4
2013/12/06#2	さらに民主党は、安倍内閣に対する不信任決議案を夕方、衆議院に提出	11,695	10
2013/12/06#2	与党側は、野党側の抵抗があっても、特定秘密保護法案を確実に成立させるためだとしています	12,330	9
2013/12/18#8	ほかの野党は	12,025	38
2013/12/18#8	>>巨大与党に立ち向かうには野党が結び付くしかない	13,396	4

単語スコアの値域が異なる場合、スコアの値域が大きいトピッククラスタから多く文が選択されたためだと考えられる。各トピッククラスタの内容をそれぞれ要約映像に含めたい場合は、各トピッククラスタ毎に文を選択する必要があると考えられる。

5. むすび

本報告では、SNS 利用者の反応に基づいた複数ニュース映像要約のためのストーリー系列の選択手法について紹介した。提案手法では、トピックスレッド構造上から単語のスコアをもとにストーリー系列を選択した。単語のスコアは、ストーリーと対応付いた Web ニュース記事に対する SNS レスポンスの数と単語の tf-idf によって算出した。今後は予備実験の結果を踏まえて、選択されたストーリー系列から映像を切り出す際に SNS コメントの解析結果を利用したり、画像特徴を利用したりすることにより、一つの要約映像を編集する手法について取り組む。

謝 辞

本研究の一部は国立情報学研究所との共同研究及び科研費による。

文 献

- [1] 井手一郎, “ニュース映像の検索”, 映像情報メディア学会誌, Vol.64, No.3, pp.306–311, Mar. 2010.
- [2] Pinar Duygulu, Jia-Yu Pan, and David A. Forsyth, “Towards auto-documentary: Tracking the evolution of news stories”, Proc. 12th ACM Int. Conf. on Multimedia, pp.820–827, Oct. 2004.
- [3] Jonathan G. Fiscus and George R. Doddington, “Topic detection and tracking evaluation overview”, In James Allan, ed. Topic detection and tracking: Event-based information organization, Kluwer Academic Publishers, pp.17–32, 2002.
- [4] Xiao Wu, Chong-Wah Ngo, and Qing Li, “Threading and auto documenting news videos”, IEEE Signal Processing Mag., Vol.23, No.2, pp.59–68, Mar. 2006.
- [5] 井手一郎, 木下智義, 高橋友和, 孟洋, 片山紀生, 村瀬洋, “大量ニュース映像を対象とした時系列意味構造に基づく情報編纂手法の提案”, 人工知能学論, Vol.23, No.5, pp.282–292, Sept. 2008.

- [6] Ichiro Ide, Tomoyoshi Kinoshita, Tomokazu Takahashi, Shin'ichi Satoh, and Hiroshi Murase, “mediaWalker: A video archive explorer based on time-series semantic structure”, Proc. 15th ACM Int. Conf. on Multimedia, pp.162–163, Sept. 2007.
- [7] 総務省, 平成 23 年版 情報通信白書, <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/html/nc213120.html> [2014/8/3 アクセス]
- [8] Takashi Kobayashi, Tomokazu Takahashi, Daisuke Deguchi, Ichiro Ide, and Hiroshi Murase, “Detection of biased broadcast sports video highlights by attribute-based tweets analysis”, Proc. 19th Int. Conf. on Multimedia Modeling, Lecture Note in Computer Science, Vol.7733, pp.364–373, Jan. 2013.
- [9] Keisuke Doman, Taishi Tomita, Ichiro Ide, Daisuke Deguchi, and Hiroshi Murase, “Event detection based on Twitter Enthusiasm Degree for generating a sports highlight video”, 22nd ACM Int. Multimedia Conf. (ACM-MM2014), Nov. 2014 (To appear).
- [10] 加藤光佑, 井手一郎, 出口大輔, 村瀬洋, “SNS を用いた映像構造化のためのニュースストーリーと Web ニュース記事の対応付け手法”, 信学技報, MVE2013-112, Mar. 2014.