

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

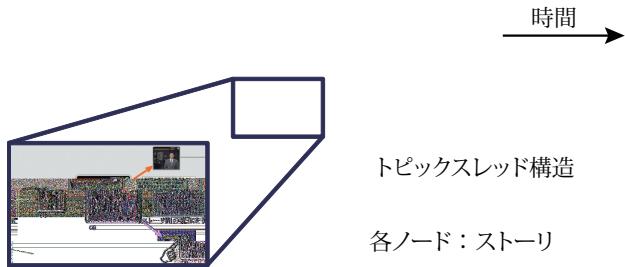


図 1 トピックスレッド構造に基づくニュース映像閲覧インターフェース: mediaWalker

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はなく、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（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ーフェースである 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から関連するストーリ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や情報量が少ないものなど、必ずしも内容把握に必要がないストーリが含まれている場合もある。そこで、更に主要なストーリ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系列の選択

SNS 利用者の反応に基づくストーリ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同士は、意味的関連が強く、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系列を選択する。

トピックスレッド構造はストーリ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

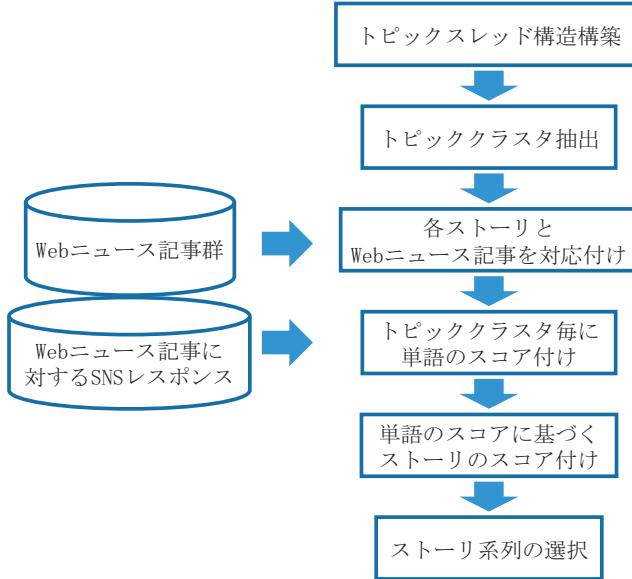


図 2 提案手法における処理の流れ

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 ($C_0 = S_O$)、かつ注目ストーリー ($S = S_O$) 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 をずらしていく、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し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 W_{CC} 、Web ニュース記事の単語ベクトルを $W_{article}$ 、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。

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

ここで、 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

