

ニューストピックの時系列意味構造における 主要なストーリー遷移の推定

加藤 光佑[†] 井手 一郎^{††,†††} 出口 大輔^{†††} 村瀬 洋^{††}

[†] 名古屋大学工学部 〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 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

^{†††} 情報・システム研究機構国立情報学研究所 〒101-840 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

^{††††} 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際、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。これに関して、強く関連するニュースストーリーを時系列に連鎖した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。この構造では、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。そこで我々は、トピックスレッド構造における主要なストーリー遷移を推定する手法を提案する。ストーリー自身から得られる特徴に加えて、トピックスレッド構造から得られる特徴を組み合わせ、推定に用いる。被験者に主要だと思われるトピックスレッドに投票してもらい、得られた得票を真値として評価した結果、提案手法の有効性を確認した。

キーワード ニュース映像, 映像アーカイブ, トピックスレッド構造, トピック追跡

Estimation of the Representative Story Transition in a Chronological Semantic Structure of News Topics

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

[†] Nagoya University, Faculty of Engineering

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8603 Japan

^{††} Nagoya University, Graduate School of Information Science

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

^{†††} Research Organization of Information and Systems, National Institute of Informatics

2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo, 101-8430 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 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; the “topic thread structure” has been proposed. It allows the understanding of the circumstance of topics by tracking related stories one after another from the initial story. However, this imposes a user to watch many stories along the structure when it contains various topics. Thus, we propose a method that estimates the representative story transition in a topic thread structure. In the proposed method, features obtained from a story and those from the topic thread structure are used for the estimation. We confirmed the effectiveness of the proposed method by comparing it with a representative topic thread obtained from votes by subjects.

Key words News video, video archive, topic thread structure, topic tracking

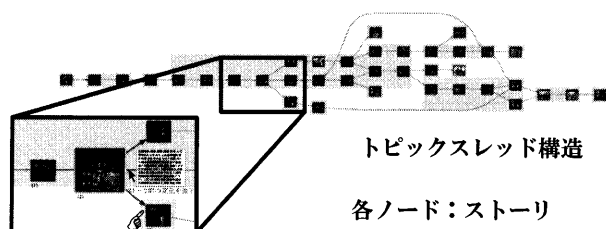


図1 トピックスレッド構造に基づくニュース映像閲覧インタフェース：mediaWalker [6]

1. はじめに

近年、記憶装置の大容量化によって、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跡し、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、膨大な量が蓄積されているため、目的の事象に関連するニュース映像を人手で検索、追跡するのは負荷が高い。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。

これまでに述べた背景をうけ、ニュース映像の閲覧を支援する目的として、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データを直線状に辿らなければならない。映像を視聴しながら、数十個つなが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、同時並行して進む個別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、トピックスレッド構造中

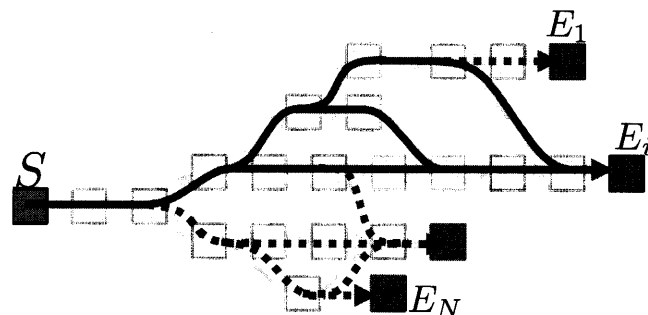


図2 終点が複数あるトピックスレッド構造

- ：終点ストーリー
- ：選択された終点ストーリー
- ▶：選択された終点ストーリーに至らないトピックスレッド
- ▶：選択された終点ストーリーに至るトピックスレッド

には、関連するとはいえ、多様なトピックのストーリーが含まれる場合があるため、分岐も多くなる。その場合、話題全体の内容を把握するために、利用者はトピックスレッド構造中にあるストーリーを逐一視聴する必要があり、負荷が高い。

そこで本報告では、トピックスレッド構造中の複数あるトピックスレッドの中から、主要な遷移を表すトピックスレッドを推定する手法を提案する。提案手法では、まず第1段階として、トピックスレッド構造における複数の顛末候補の中から主要なものを推定する。次に第2段階として、起点ストーリーと、第1段階で得られた終点ストーリーを結ぶトピックスレッドが複数ある場合に、そのなかで最も主要なものを推定する。これらの処理により、主要なストーリー遷移を推定する。

以下、2. で主要なストーリー遷移の推定に関する詳細を述べ、3. で提案手法の評価に関する実験と考察を述べる。最後に4. で今後の課題を検討し本論文をまとめる。

2. 主要なストーリー遷移の推定

2.1 主要なトピックスレッドの推定

トピックスレッドは以下の手順に従い構築される [5]。

- ストーリー分割：文字字幕放送（CC テキスト）に基づく解析
- トピックスレッド構築

本研究では事前にこの処理を経て、トピックスレッドを構築しておき、入力として与えられることを想定する。

トピックスレッド構造中の起点から、任意の終点までの経路をトピックスレッドと呼ぶ。提案手法では、2段階に分けて主要なトピックスレッドを推定する。第1段階では、トピックスレッド構造に複数ある終点ストーリーのうち、主要な遷移の顛末であるものを推定する。その様子を図2に示す。次に第2段階で、起点ストーリーと終点ストーリーを結ぶトピックスレッドが複数ある場合は、最も主要な遷移を経たと思われるものを推定する。その様子を図3に示す。

2.1.1 終点ストーリーの選択

ここでは、トピックスレッド構造における終点ストーリーの選

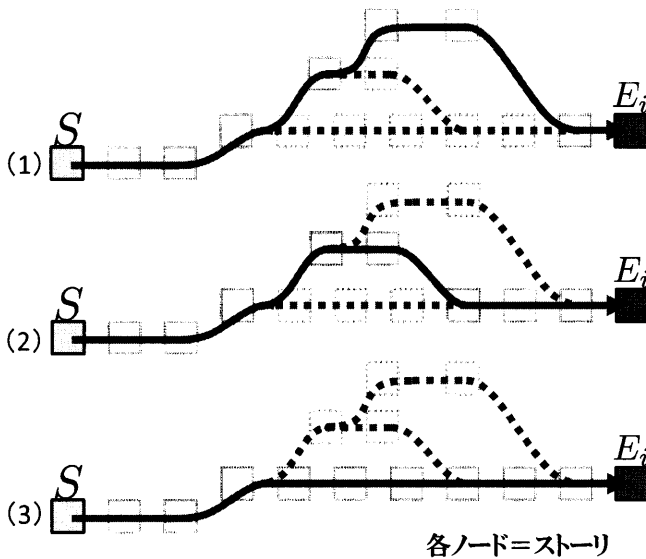


図3 起点ストーリー S と終点ストーリー E_i を結ぶトピックスレッド (実線) が複数ある場合の例

択方法を説明する。終点ストーリーの選択には、以下に示す5つの特徴量を用いる。

● 固有名詞の類似度

同一トピックに関する主要なストーリーの遷移では、話題の中心になった人物、組織、地域などは変化しにくいと考えられる。また、ストーリーの内容は冒頭で述べられることが多いため、冒頭文を解析対象とする。まず、起点ストーリーと終点ストーリーに付随するCCテキストの冒頭 α 文を抜き出す。次に抜き出した文を形態素解析する。そして固有名詞と未知語を抽出し、固有名詞の出現頻度ベクトルを作成する。そして両者の余弦距離を測る。 W_S を起点ストーリー S の固有名詞出現頻度ベクトル、 W_{E_i} を i 番目の終点ストーリー E_i の固有名詞出現頻度ベクトルとすると、固有名詞の類似度 $v_{relevance,i}$ を式 (1) のように定義する。

$$\begin{cases} v_{relevance,i} = \frac{\sum_{j=1}^n W_{S,j} W_{E_i,j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n W_{S,j}^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n W_{E_i,j}^2}} \\ W_S = (W_{S,1}, \dots, W_{S,n}) \\ W_{E_i} = (W_{E_i,1}, \dots, W_{E_i,n}) \end{cases} \quad (1)$$

● 経過日数

起点ストーリーからの経過日数が他の終点ストーリーより短い終点ストーリーを結ぶトピックスレッドは、本筋から外れたトピックであると考えられる。起点ストーリー S の放送日を D_S 、 i 番目の終点ストーリー E_i の放送日を D_{E_i} とするとき、経過日数 $v_{elapsed,i}$ を式 (2) のように定義する。

$$v_{elapsed,i} = D_{E_i} - D_S \quad (2)$$

● スレッド長

起点ストーリー S から終点ストーリー E_i に至るまで経路が長いほど主要なトピックスレッドであると考えられる。 S と E_i を結ぶ j 番目のトピックスレッドの経路上のストーリー数を $L_{i,j}$ とす

る。このとき、スレッド長 $v_{length,i}$ を式 (3) のように定義する。

$$v_{length,i} = \max_j (L_{i,j}) \quad (3)$$

また、以下2つの特徴量は、澤井らが提案したもの [7] を用いる。

● 放送順序による重要度

重要なストーリーや世間で注目されているストーリーほど番組のより冒頭に放送される。主要なストーリー遷移では終点ストーリーの重要度も高くなると考えられる。 i 番目の終点ストーリー E_i を含む番組で放送されたストーリー数を N_{T_i} 、終点ストーリーの放送順序を L_{T_i} とするとき、放送順序による重要度 $v_{order,i}$ を式 (4) のように定義する。

$$v_{order,i} = \frac{N_{T_i}}{L_{T_i}} \quad (4)$$

● 映像長による重要度

社会に対して影響力が強いストーリーや、視聴者に対して詳細な情報を伝えるべきストーリーほど、番組の中でより長い時間を割いて放送される。主要なストーリー遷移では終点ストーリーの重要度も高くなると考えられる。 i 番目の終点ストーリーの放送時間を I_{E_i} とすると、映像長による重要度 $v_{interval,i}$ は式 (5) のように定義する。

$$v_{interval,i} = I_{E_i} \quad (5)$$

これらの特徴量を総合的に評価することによって、主要なストーリー遷移の終点ストーリーを推定する。これらの特徴量は値域が異なるため、平均0、分散1となるように標準化する。標準化した特徴量 v_j に対する重みを m_j (ただし、 $\sum_j m_j = 1$) とする。 i 番目の終点ストーリーのスコアを式 (6) のように定義する。

$$\begin{cases} \text{Score}_i = \sum_j m_j \cdot v_{j,i} \\ \sum_j m_j = 1 \end{cases} \quad (6)$$

なお、重み m_j は学習により決定する。スコアが最大となるものを主要なストーリー遷移の終点ストーリーとして選択する。

2.1.2 マルチパスの解決

図3に示すように、選択した終点ストーリーに至るトピックスレッドが複数ある状態をマルチパス、マルチパスの中から主要なトピックスレッドを選択することをマルチパスの解決と呼ぶこととする。マルチパスの解決も終点ストーリーの選択と同様に行う。ただし、起点ストーリーに近い分岐から順に、選択されなかった分岐を消去して再帰的に適用する。つまり、終点ストーリーを分岐後のストーリーに置き換えて3.1の手法を適用する。その様子を図4に示す。また、5つの特徴量のうちスレッド長については分岐後のストーリーでは等しくなるため、以下のように定義を変更する。

● スレッド長

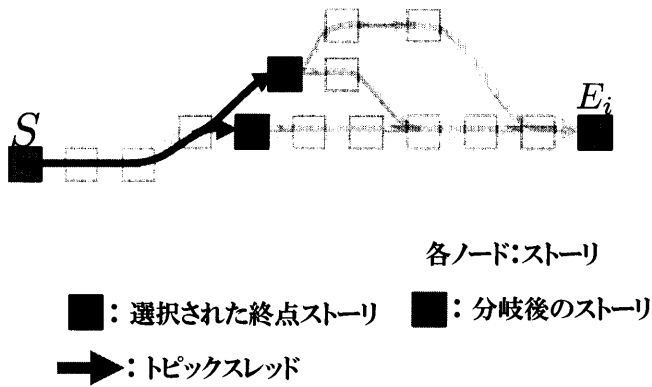


図4 終点ストーリーを分岐先ストーリーに置換する様子

表1 実験に用いたトピックスレッド構造の規模に関する統計

	平均	最小	最大
スレッド数	7.8	4	19
スレッド長	7.0	2	24
構造に含まれるストーリー数	15.8	10	31
構造に含まれる終点ストーリー数	4.4	3	6

長く続く話題は主要であると考えられる。i番目の分岐後ストーリーにおける合流までのスレッド長を L_i とする。スレッド長 $v'_{length,i}$ を式(7)のように定義する。

$$v'_{length,i} = L_i \quad (7)$$

3. 実験と考察

3.1 実験用データ

本実験では、入力映像として「NHK ニュース7」を利用し、事前に構築したトピックスレッド構造のなかから、12個を実験に用いた。実験に使用したトピックスレッド構造の規模に関する統計を表1に示す。

3.2 被験者実験による主要なトピックスレッドの決定

主要なストーリー遷移の真値を決定するために、20代の男女16名による被験者実験を行った。

3.3 被験者実験の方法

被験者実験では、以下に示すように2段階で主要なトピックスレッドの選択を行ってもらった。実験を2段階に分ける理由は、トピックスレッドの長さやストーリーの配置など、構造の見た目による影響を排除するためである。

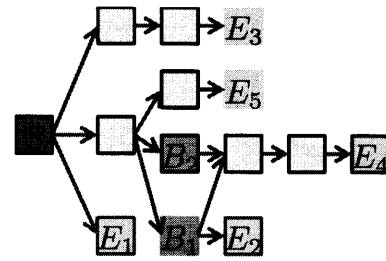
第1段階 起点ストーリーと終点ストーリーのみを視聴し、複数ある終点ストーリーの中から、主要な遷移の終点ストーリーだと思われるものを選択。

第2段階 起点ストーリーと第1段階で選択された終点ストーリーを結ぶトピックスレッドが複数ある場合、そのなかで最も主要であると思われるものを選択。

3.4 実験結果

第1段階 12個のトピックスレッドについて、主要なストーリー遷移の終点ストーリーを得た。例として、図5に示すトピックスレッド構造に対する被験者実験の結果を表2に示す。

第2段階 12個のトピックスレッド構造のなかで、同じ起点



S: 起点ストーリー

E_i : i番目の終点ストーリー

B_i : i番目の分岐後ストーリー

図5 トピックスレッド構造

表2 被験者実験の第1段階における結果の例

終点ストーリー	得票	内容
E_1	0	ロンドンの地下鉄駅で爆発
E_2	0	ロンドン地下鉄とバスの爆発は同時刻
E_3	0	ロンドン地下鉄駅で警官が男に発砲
E_4	12	実行犯4人全員拘束
E_5	4	テロから1ヶ月後も市民は不安拭えず

表3 被験者実験の第2段階における結果の例

分岐先ストーリー	得票	内容
B_1	5	テロ後の市民の様子
B_2	7	テロ首謀者事件前に出国か

と終点を結ぶ複数のトピックスレッドのうち、得票に差があるものは12個あった。また、分岐数はトピックスレッドスレッド構造1個あたり平均2.17個であった。例として、図5のトピックスレッド構造に対する被験者実験の結果を表3に示す。

3.5 実験方法

3.5.1 比較手法

提案手法の有効性を評価するため、提案手法と各特微量単体での主要なストーリー遷移推定の精度を比較する。なお、提案手法と比較手法1において固有名詞の類似度を計算する際に、CCテキストの冒頭から抜き出す文の数 α は3とした。

- **提案手法** 固有名詞の類似度、経過日数、スレッド長、放送順序、放送時間の重み付き和をスコアとする。
- **比較手法1** 固有名詞の類似度をスコアとする。
- **比較手法2** 経過日数をスコアとする。
- **比較手法3** スレッド長をスコアとする。
- **比較手法4** 放送順序をスコアとする。
- **比較手法5** 放送時間をスコアとする。

3.5.2 評価方法

提案手法の第1段階である終点ストーリーの選択と、第2段階である複数トピックスレッドの選択についてそれぞれ評価した。終点ストーリーの選択では、以下の2つの評価指標で評価した。

- 評価指標1** 被験者実験において最も得票率が多かった終点ストーリーと、各手法のスコアが最大の終点ストーリーの一致数
- 評価指標2** Kendallの順位相関係数の平均による、各終点ストーリーの得票順位と各手法によるスコア順位との一致率

表 4 第 1 段階の各手法の結果

手法	評価指標 1	評価指標 2
提案手法 (R 法)	67% (8/12)	0.52
提案手法 (3 分割交差検定の平均)	50% (2.0/ 4)	0.36
比較手法 1	42% (5/12)	0.18
比較手法 2	42% (5/12)	0.38
比較手法 3	17% (2/12)	0.17
比較手法 4	17% (2/12)	0.12
比較手法 5	33% (4/12)	0.17

表 5 第 1 段階の 3 分割交差検定における提案手法の結果

	評価指標 1	評価指標 2
データセット 1	50% (2/4)	0.34
データセット 2	75% (3/4)	0.41
データセット 3	25% (1/4)	0.32

表 6 第 2 段階の各手法の結果

手法	評価指標 1
提案手法 (R 法)	92% (11/12)
提案手法 (3 分割交差検定の平均)	92% (3.7/ 4)
比較手法 1	25% (3/12)
比較手法 2	67% (8/12)
比較手法 3	42% (5/12)
比較手法 4	50% (6/12)
比較手法 5	50% (6/12)

主要な遷移の終点ストーリーは最大得票である終点ストーリーと考えて評価した。得票数が 2 位以降の終点ストーリーと各手法によるスコアとの一致率も評価する。項目数を n 、ペアの順序関係が 2 つの系列で一致している数を P とすると、Kendall の順位相関係数 τ は式 (8) で定義される [8]。本実験において、 n は終点ストーリーの数、 P は i 番目の終点ストーリーと j 番目の終点ストーリーにおける、得票数と各手法で算出したスコアとで順序関係が一致する数とした。

$$\tau = \frac{2P}{\frac{1}{2}n(n-1)} - 1 \quad (8)$$

また、第 2 段階である複数トピックスレッドの選択については、被験者実験において、最も得票が多かった分岐先ストーリーと、各手法のスコアが最大の分岐先ストーリーが一致する数を評価した。

第 1 段階、第 2 段階とも、R 法 (Resubstitute 法) と 3 分割交差検定で評価した。

3.6 実験結果

各手法の第 1 段階における結果を表 4 に、3 分割交差検定における各データセットの結果を表 5 に示す。また、各手法の第 2 段階における結果を表 6 に、3 分割交差検定における各データセットの結果を表 7 に示す。ただし、評価指標 1 において、提案手法のスコアの最大値が複数あった場合は一致数に含めなかった。

3.7 考察

手法の第 1 段階では、12 トピックの終点ストーリー数の平均が 4.4 個であり、ランダムで終点ストーリーを選択した場合、真

表 7 第 2 段階の 3 分割交差検定における提案手法の結果

	評価指標 1
データセット 1	100% (4/4)
データセット 2	75% (3/4)
データセット 3	100% (4/4)

表 8 R 法と各データセットを評価した際の評価指標 1 を最大にする重み

	$m_{\text{relevance}}$	m_{elapse}	m_{length}	m_{order}	m_{interval}
R 法	0.37	0.25	0.03	0.01	0.34
データセット 1	0.43	0.15	0.01	0.00	0.41
データセット 2	0.03	0.47	0.28	0.00	0.22
データセット 3	0.35	0.33	0.01	0.01	0.30

表 9 R 法と各データセットを評価した際の評価指標 2 を最大にする重み

	$m_{\text{relevance}}$	m_{elapse}	m_{length}	m_{order}	m_{interval}
R 法	0.10	0.39	0.02	0.09	0.40
データセット 1	0.72	0.00	0.05	0.04	0.19
データセット 2	0.27	0.09	0.18	0.02	0.44
データセット 3	0.10	0.39	0.02	0.09	0.40

値と一致する期待値はおよそ 2.7/12 である。このことから考えると、表 4 に加えて、各スコアの最大値が複数あった場合も含めると 3/12 を超えるため、各特徴量単体でも有効であるといえる。

手法の第 1 段階においては、R 法で提案手法が評価指標 1、評価指標 2 ともに最も高くなった。また、3 分割交差検定では、提案手法が評価指標 1 で最も高く、評価指標 2 で比較手法 2 と同程度であった。このことから、提案手法は少なくとも特徴量単体と同程度の性能であり、良い場合には特徴量単体よりも良くなるのが分かった。また、手法の第 2 段階においては、R 法、3 分割交差検定ともに提案手法が最もよかった。これらのことから、特徴量を組み合わせることの有効性を確認した。

表 4 から、特に固有名詞の類似度と経過日数とスレッド長によるスコアが高い終点ストーリーが、主要なストーリー遷移の顛末である確率が高いと言える。しかし、これらの特徴量単体では推定できないものの、提案手法では推定できた終点ストーリーがあった。そのなかで経過日数では推定できなかった例を挙げる。トピックスレッド構造で、起点ストーリーは、「ロンドンで爆破テロが発生した」というストーリーである。被験者実験において最も得票が多かった終点ストーリーは、「爆破テロ実行犯全員の身柄を確保した」というストーリーであった。しかし、経過日数が最も長いストーリーは、「爆破テロから 1ヶ月経ったが、ロンドン市民のテロに対する不安は消えていない」というストーリーであった。

このように、特徴量単体では推定できないものを、提案手法では推定することができた。また Kendall の順位相関係数は 0.52 であり、これは終点ストーリーが 5 つのトピックの場合、全てのペアの組み合わせ 10 個のうち、大小関係が一致するペアが、およそ 7.6 ペアあるということを示している。そのため、1

位だけでなく2位以下の得票の順位も概ね一致したことが分かる。R法と表5のデータを得たときの各特徴量に対する重みを表8と表9に示す。これらから各データセットごとに重みが大きく異なることが分かる。例えば、表8のデータセット1を評価するときの重みは、固有名詞の類似度と放送時間の重要度の重みが高い。このことから、データセット2、データセット3には固有名詞の類似度と放送時間の重要度が高い終点ストーリーが多く含まれていたということが考えられる。このことから、特徴量に対する重みは一樣ではなく、トピックの種類によって変わると考えられる。今後は、政治に関するトピックは放送時間が長いものが、事故に関するトピックはスレッド長が長いものが主要であるというように、トピック種別により適応的に重みを変えることができれば、精度の向上につながると考えられる。

手法の第2段階では、R法と3分割交差検定の両方において、11/12という精度で主要なトピックスレッドを推定できた。これは、分岐先のストーリーが2、3個であり、終点のストーリー数と比べると選択肢が少なかったためと考えられる。第1段階の評価指標1において、固有名詞の類似度の精度は高かったが、第2段階では低かった。これは第2段階ではいくつかのトピックにおいて、固有名詞の類似度が0だったためである。その原因として、分岐先のストーリーの類似度が等しい場合に、標準化処理の際に固有名詞の類似度が値をもたなかったことが挙げられる。また、起点となるストーリーの放送映像が短かったため、固有名詞がほとんど抽出できず、固有名詞の類似度が0となったものもあった。これらのことから、抽出する文の数 α を変更したり、トピックスレッド上の起点と終点以外のストーリーも解析するなどの工夫をする必要があると考えられる。

本実験では、12個と少ない構造数で実験を行ったため、データに偏りがあった可能性がある。今後はデータを増やし、実験を行う必要があると考えられる。

4. むすび

本報告では事前に構築しておいたトピックスレッド構造上で主要なトピックスレッドを選択することにより、主要なストーリー遷移を推定する手法を提案した。提案手法では、トピックスレッド構造において主要なストーリー遷移を表すトピックスレッドを、2段階に分けて推定した。第1段階ではトピックスレッド構造に複数ある終点ストーリーのうち、主要な遷移の頭末であるものを選択し、選択した終点ストーリーに至るトピックスレッドが複数ある場合、第2段階で、それらのなかから主要なトピックスレッドを選択した。

提案手法の有効性を確認するために評価実験を行った。被験者に主要だと思われるトピックスレッドに投票してもらい、得られた得票を主要なストーリー遷移の真値として用いた。その結果、提案手法の精度が最も高く、その有効性を確認できた。

今後は、トピック種別ごとに適応的に重みを変えたり、CCテキストを抽出する際の文数を変更するなどの工夫をすることで精度の向上につなげたい。また、これらの映像系列を1本の映像に要約することで、トピックスレッド構造の内容をおおまかに把握することができるようにするなどの応用を考えていき

たい。

謝 辞

本研究の一部は科研費及び国立情報学研究所との共同研究による。

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, editor, 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 知義, 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集手法の提案”, 人工知能学論, Vol.23, No.5, pp. 282-292, Sep. 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] 澤井 里枝, 妹尾 宏, 鹿喰 善明, “ニュースダイジェスト作成のためのニュースの重要度算出手法とその評価”, 情報学論: データベース (TOD), Vol.2, No.2, pp.158-172, June 2009.
- [8] Maurice G. Kendall, “Rank Correlation Methods,” Charles Griffin & Co. Ltd., 1948.