

# 多メディア間の話題探索のための 時系列画像3次元可視化システム

伊藤 正彦<sup>1,2,a)</sup> 豊田 正史<sup>1,b)</sup> 喜連川 優<sup>3,1,c)</sup>

受付日 2014年9月20日, 採録日 2015年1月5日

**概要:** 本稿では, Web 上の画像や放送映像を含む多メディア画像を用いた時系列画像 3 次元可視化システムを提案する. 近年, Web メディアは, 従来型のマスメディアの影響を受けると同時に, マスメディアへ影響を与えるようになってきており, 社会事象を分析する際には複数メディア間の話題の広がり进行分析することが重要となってきている. また, これらのメディアでは, テキストの代用として積極的に映像・画像を用いることで, 文章だけでは伝えきれない, その時々のお話および興味を視覚的に伝えており, 社会分析において, これらの映像・画像情報を追跡した分析は不可欠となる. 提案するシステムでは, Web メディアおよび放送映像から抽出された様々な話題に関する時系列画像群を画像ヒストグラムとして 3 次元空間に可視化することで, 流行の推移, トピック間の違い, メディア間の関係などを視覚的に探索可能にする新たな可視化システムを実現した. 実際に, 本システムを, 大規模なブロッガーアーカイブとニュース映像アーカイブに適用したアプリケーションをいくつか紹介し, 様々な探索事例を示すことで提案システムの有用性を示す.

**キーワード:** 多メディア, ウェブ, テレビ, 画像可視化, 3 次元情報可視化, 時系列情報可視化

## 3D Image Flow Visualization System for Inter-media Trend Analysis

MASAHIKO ITOH<sup>1,2,a)</sup> MASASHI TOYODA<sup>1,b)</sup> MASARU KITSUREGAWA<sup>3,1,c)</sup>

Received: September 20, 2014, Accepted: January 5, 2015

**Abstract:** This paper proposes a novel 3D visualization system for exploring temporal changes in trends using image flows in multiple medium. Our use of media has changed dynamically in the last decade; mass and social media affect each other. It is important to compare how multiple medium are affected by real-world events and how each medium affects other media. Media provides many representative images, such as scenes of accidents and disaster, the design of products and commercial pictures, to explain the reality of events without text. It is important for analyzing media and society to trace and explore such images flowing on the media. Our system visualizes flows of images extracted from one or multiple medium in a 3D space. We arrange histograms of images related to multiple topics from different types of media in the 3D space by stacking them on timelines to explore changes in trends in each topic, and compare differences in exposure among topics and medium. We implement application systems using proposing visualization system on a huge blog archive and a news video archive, and report the usefulness of our system by using various exploration examples.

**Keywords:** multiple media, Web, TV, image visualization, 3D information visualization, time-varying data visualization

<sup>1</sup> 東京大学生産技術研究所  
Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, Meguro, Tokyo 153-8505, Japan

<sup>2</sup> 情報通信研究機構  
National Institute of Information and Communications Technology, Koganei, Tokyo 184-8795, Japan

<sup>3</sup> 国立情報学研究所  
National Institute of Informatics, Chiyoda, Tokyo 101-8430, Japan

## 1. はじめに

テレビや新聞などのマスメディアは, 長い間人々にとって最も有用な情報源であり, かつ, 社会活動を反映する媒

a) imash@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

b) toyoda@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

c) kitsure@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

体であった。近年、ブログやマイクロブログなどの Web メディアの普及にともない、人々は自身の考えを即座にかつ簡単に Web 上に記述することが可能になってきている。Web メディアは、従来型のマスメディアの影響を受けると同時に、逆にこれらがマスメディアへの情報発信源となる新たな流れも生まれている。このような、ブログやツイッターなどの Web 上のメディアとテレビや新聞などのマスメディアを含む多メディアが相互に影響を与え合う状況において、社会事象を分析する際には、話題がどのメディアから出現したかを同定し、その話題がどのように多メディアの間に広がっていったかを分析することが重要な課題となる。

また、放送メディアおよび Web では、テキスト情報のみでは伝えることが難しい、デモなどのイベントや事件、事故および災害の状況、あるいは商品や建築物などの見た目の情報を、テキストの代用として積極的に映像・画像を用いることで視覚的に伝えている。メディア分析において、その時々話題および興味を視覚的に伝えるこれらの映像・画像情報を追跡した分析は不可欠となる。

複数メディアにおける話題分析システム [1], [2] や可視化を用いた話題変遷分析システム [3], [4], [5] として様々なものが提案されているが、これらはテキスト情報を用いたものが主であった。複数メディアにおける流行の時間変化や互いの影響などを時系列画像を介して探索可能にする可視化システムは筆者らの知る限り存在しない。

Web 上で話題になった画像、テレビ放送で話題になった画像、またはその双方で話題になった画像を調査することで、以下のような、多メディア間で及ぼされる社会事象の影響分析を行いたい。

- 各メディアにおけるニュース映像の扱われ方（どの画像が、どの時期に、どれくらいの頻度で扱われるのか）を調査する。これにより、たとえば、イベントや集会などの社会事象に対するメディアごとの興味の違いなどが調査可能になる。
- 話題がどのメディアから始まったのか、さらにどのようにその話題が多メディア間に広がったかを分析する。Web メディアはマスメディア、特にテレビ放送から受ける影響が大きく、Web メディアとテレビ放送の間の話題追跡は重要な課題である。
- 商品画像、広告画像の出現数の変化から、人気の度合いやデザインの変化、人気商品の変遷を把握する。

これらの分析を実現するためには、多メディア画像、多メディア情報を相補的に用いた可視化・探索環境が必須であり、以下が求められる。

- (1) どのような画像がいつ出現し、どれくらいの期間流行したのか、どの画像が特に話題となったのかを把握するために、出現画像の時系列変化を可視化することが求められる。

- (2) 様々な商品、人物、事件、イベントなどをそれぞれトピックとして見たときに、どのトピックが一番話題になったのか、話題になった順番、どのような画像で話題になったのか、さらにはその違いを把握するために、複数トピックを比較することが求められる。
- (3) 話題がどのメディアから始まり、どのように多メディア間で広がっていったのか、たとえば、Web 先行で流行したのか、放送先行で流行したのか、あるいは同時に流行したのかを把握するために、多メディア間の時系列変化を比較することが必要となる。
- (4) 大量の画像群、トピック群のなかから、たとえば、Web 先行で流行した画像群を発見することは難しく、特徴のある時系列画像を対話的に絞り込むなどの探索操作を行えることが望まれる。
- (5) 画像を見ただけでは、どのような文脈でそれらの画像が話題になっているのかを完全に理解することは難しい。そのため、画像やトピックに関する文脈情報を探索することが必要になる。たとえば、画像を含む Web ページや放送映像にアクセスし中身を確認する、あるいは、トピックキーワードを含む Web ページや字幕情報の概要を俯瞰するなどが考えられる。

本稿では、上記 5 つの要求を実現する 3 次元可視化システムを提案する。提案システムでは、i) 特定トピックに関する時系列画像群の流行変化を観測するために、時間軸上に画像群をヒストグラムのように堆積し可視化する。ii) 複数トピックの比較を容易にするために、複数の画像ヒストグラムを 3 次元空間に並べて配置する。iii) メディア間の画像の出現の時間差などの違いを認識しやすくするため、Web メディアと放送映像の画像ヒストグラムを同時に並べて配置する。あるいは、他のメディアにおける情報出現頻度変化をラインチャートで重畳表示する。iv) 放送および Web 画像の時系列に対する交差相関係数、コサイン類似度などから様々な反応差を持つ画像クラスを対話的に抽出可能にする。および、v) 画像の詳細もしくは関連情報から文脈を探るために、オリジナルコンテンツとの連携およびテキスト解析による話題探索システムとの連携を可能にする。

本稿では、文献 [6], [7], [8], [9] で提案している様々な 3 次元可視化アプリケーションおよび機能群から基本構成要素を抽出し、汎用的な部品の組合せで時系列画像 3 次元可視化システムを実現する新たな仕組みを提案する。提案システムを、大規模なブログアーカイブと放送映像アーカイブから抽出した時系列画像に対して適用し、様々な探索アプリケーションを構築する。実際に観測された様々な社会事象の事例を示すことで本システムの有用性を示す。

本稿の構成は以下のようになっている。2 章では関連研究について述べ、3 章で提案する 3 次元可視化システムについて詳細を述べる。4 章では、提案した 3 次元システム

を用いた応用アプリケーション例と探索事例を紹介する。最後に、5章で全体のまとめを行う。

## 2. 関連研究

### 2.1 複数時系列情報可視化

複数時系列情報を可視化する手法として様々なものが提案されている。

ThemeRiver [10] は横軸を時間軸とし、複数トピックにおける単語出現頻度などの時間変化を時間軸上に堆積し表示を行う。これにより、どのトピックがどの時期に大きく変化しているか、全体の傾向を探索可能になる。TIARA [11] は ThemeRiver に Tag-clouds を組み合わせることにより、トピックを構成するキーワードなどの要素の変化を同時に表示し、流行の要因を探索可能にした。ThemeRiver では全体の傾向やバースト性などは発見しやすいが、各トピックにおける細かな変化を認識しにくくなる欠点が指摘されている。LeadLine [4] では各トピックにおけるイベント探索を容易にするため、ThemeRiver における各要素を堆積するのではなく分離し並列に並べる手法を提案している。

Imoto ら [12] は大量の時系列データを観測するため、これらのラインチャートを3次元空間に配置し、複数の視点を提供することで、全体の俯瞰と、詳細変化の探索を可能にしている。Time-tunnel [13], [14] では3次元空間に複数のラインチャートを配置することで属性値の時間変化を表示すると同時に属性値どうしの値の関係をレーダーチャートで表示することを可能にしている。

これらの手法は複数トピックに関する時系列変化の全体の俯瞰と同時に、各要素の時間変化の詳細探索、トピックどうしの関係性などを可視化可能にしているが、あくまで数値データの可視化にとどまっている。TIARA ではテキスト情報を付加的に用いているが、複数トピックに関する画像情報に関して、画像の内容を参照可能な状態で時系列変化を観測可能にする可視化システムは著者らの知る限りでは存在しない。

### 2.2 画像情報可視化

時間情報を持つ画像群の可視化に関して様々なシステムが提案されている。Gomi ら [15] は、ライフログ画像などを地理情報および時間情報に基づいて可視化するシステムを提案している。このシステムでは、X軸およびY軸を空間軸に割り当て、Z軸を時間軸に割り当て、XY平面とXZ平面とを切り替えることで場所と時間に基づいた画像探索を可能にしている。Flake の Pivot [16] は、スポーツならサイクリング、人物ならアームストロングといった特定の属性とその値（ファセット）で抽出した雑誌表紙画像群を、10年、1年、あるいは1カ月ごとに集約し画像ヒストグラムとして可視化している。Image Depot [17] では、IPアドレスごとにバケット中の画像を取得し時系列順に可視

化することで通信の概要を把握可能にしている。Dynamic Timelines [18] では、1830年から1950年にかけての写真の歴史を横軸を時間軸、奥行き方向を国および写真家とした3次元空間に可視化している。

これらの手法は、1つの観点に絞り込んで時間ごとの出現画像群の推移を表示する [16] か、複数観点の各観点に関して、出現順に1列に配置することにより、出現画像群の時系列変化を可視化 [15], [17], [18] している。しかしながら、複数の観点（トピックおよびメディア）から取得された大量の時系列画像群に対してそれぞれの出現画像およびその出現頻度の推移を同時に比較可能にするシステムは提案されていない。

画像特徴に基づいた画像のクラスタリングを用いた研究に関しては様々な先行事例がある [19], [20], [21], [22]。Crandall ら [23] は画像特徴、文書特徴および時間特徴を用いて、写真が撮られた場所を推定し画像を組織化する手法を提案している。Luo ら [24] は、大規模なニュース画像アーカイブの可視化、および話題分析を行っている。

しかしながらこれらの研究では各画像クラスタにおける画像群の時間推移を考慮していない。また、複数のメディアにまたがる分析および可視化までは行っていない。

### 2.3 複数メディア比較

従来、Web やテレビにおける話題分析においては、単独のメディアを用いたものが多く、複数メディアを扱ったものでもブログや掲示板、検索ログ、および番組表や字幕などテキスト情報を用いたものが主である。Adar [1] らは、検索エンジンの検索クエリとテレビ番組情報の出現時差の解析を行っている。Yang ら [2] は、ブログ、新聞、テレビなどの複数メディアにおける話題の時系列パターンを抽出している。

しかしながら、これらは基本的にテキストデータに現れる語やフレーズの出現頻度を用いたもので画像情報は用いられず、大規模な画像群の時間変化を可視化することで多メディア間の話題追跡を行うようなシステムは著者らの知る限りでは存在しない。

## 3. 時系列画像の3次元可視化システム

時系列画像群を用いたメディアトレンド探索、メディア比較を実現するためには、以下の要求を満たす機能が必要となる：

1. トピック画像の時系列変化可視化：各トピックのトレンドを調査するために、そのトピックがいつ出現し、いつ頃流行したのか、どれくらいの期間、どれほどの規模で話題となったのか、さらには、トピック内でのような画像が話題になったのか、出現画像の多様性などを探索する機能が必要とされる。
2. 複数トピックの比較：様々な商品、人物、事件、イベ



ントなどに関して違いや類似性を比較したり、あるいは関係性を調査したりするために、各トピックが流行するタイミングの違い、どのような順番で話題になったのか、あるいは同時に流行したのか、同時に流行した場合の画像の類似性などを探索する機能が必要とされる。

3. **メディア間の比較**：マスメディアとソーシャルメディアのような異なる性質のメディアが相互に与える影響、あるいはその性質の違いを調査するために、異なるメディア間において、どちらのメディアでトピックが先行して流行し、それらがどのように他のメディアに広まっていったのか、あるいは、特定のメディアのみで流行したのかといったメディア間での興味の違いなどを探索する機能が必要とされる。
4. **特徴のある時系列画像の絞り込み**：特定のトピック・メディアだけで流行した画像、特定のトピックやメディアで先行して流行した画像、あるいは複数のトピック・メディアで同時に流行した画像などの特徴のある画像を大量の画像群から容易に絞り込むため、対話的な探索をサポートする機能が望まれる。
5. **文脈情報の探索**：画像がどのような文脈で出現したのかを調査するため、探索された画像を含む Web ページなどオリジナル情報へアクセスする機能、あるいは、テキスト情報解析システムなどを用いた文脈探索機能が必要となる。

### 3.1 システムの基本構成

本稿では、文献 [6], [7], [8], [9] で提案している様々な 3 次元可視化アプリケーションおよび機能群を実現する基本構成要素群を抽出および整理し直し、様々な応用に適用可能な時系列画像 3 次元可視化システムとして統合する新たな仕組みを提案する。図 1 に提案システムの全体構成、表 1 にシステムの各機能とそれらを実現するための基本要素を示す。提案システムでは、3 次元可視化空間において、機能 1, 2, 3 および 5 を汎用的な可視化表現コンポーネントの組合せで実現している。また、機能 4 に関しては可視化コンポーネントと連携可能な Parallel Coordinate View ダイアログ (PCV ダイアログ) により実現している。各機能のデザインおよび実現手法の詳細は、3.2 節から 3.6 節で解説する。

システムを構成する要素技術を汎用的な部品として実現し、システム全体をそれらの部品の組合せで構成することにより、新たな機能や要素技術の追加など、システムの拡張が容易に行える。図 1 に示す現状の 3 次元可視化システムでは、LineChart コンポーネント (LineChart) は機能 3 のみに用いられているが、特定のトピックに関する関連キーワード群の出現頻度変化を、同一メディアのテキスト情報から抽出し、複数の LineChart で可視化することに

より、機能 5 の拡張を行うことも可能である。積み上げ面グラフ表現の一種である ThemeRiver [10] を実現するコンポーネントも開発済みであり、これを組み込むことで、同様の機能拡張を実現できる。さらに、要素技術の汎用的な部品化は、本システムの仕組みを他のアプリケーションへ移植するなどの開発を容易にする。

本稿で提案するシステムでは、時系列情報に関する 3 次元可視化フレームワーク [25] を拡張し、複数メディア・複数トピックに関する時系列画像変化の可視化および探索を可能にしている。文献 [25] における TimeLine コンポーネント (TimeLine) は、時間軸のみであったが、提案システムでは、トピック軸の機能を新たに追加している。また、様々な属性値の変遷を可視化するための変遷表現コンポーネントとして ImageHistogram コンポーネント (ImageHistogram) および LineChart を新たに利用可能にしている。

インタラクティブな 3 次元アプリケーション構築環境として IntelligentBox [26] の C#実装版を用いている。TimeLine および TimeSlice コンポーネント (TimeSlice) は、IntelligentBox の機能部品として実装しており、スロット\*1と呼ばれるデータの受け渡しを行う仕組みを用いることで表示トピック数など様々なパラメータ値を対話的に設定可能となる。また、スロット結合 [26], [27] と呼ばれる機能合成の仕組みにより TimeLine と TimeSlice の連携を実現している。TimeLine と PCV の間もスロット結合と同等の仕組みを構築することにより連携を実現している。

図 1 (i) に示すような、多メディア・リソースからのトピック画像群の抽出およびトピックキーワードの出現頻度などのトピック付帯情報の抽出手法は各応用事例ごとに異なる (詳細は 4 章を参照のこと)。新たな応用事例におけるアプリケーション構築には、抽出した情報を TimeLine の該当スロットに入力することで行う。TimeLine は情報を読み込むことで動的に ImageHistogram や LineChart を生成し、ユーザが探索操作可能な可視化アプリケーションを構築する。時間ウィンドウ、表示トピック数およびその配置方法、ラインチャートの線の太さなど、様々なパラメータは該当スロット値を変更することで対話的に修正可能であり、探索対象に合った最終的な可視化アプリケーションを対話的に構築していくことが可能である。

\*1 IntelligentBox では、すべての 3 次元オブジェクトは固有の機能を持ち、ボックスと呼ばれる。これらのボックスに対して画面上で互いに親子関係を与え組み合わせることにより、合成された機能を持つ 3 次元オブジェクトを構築することができる。各機能の状態情報はスロットと呼ばれるインタフェースに保持され、スロットの値を変更することにより、内部状態および視覚的な状態を変更させることができる。親子関係のあるボックス間でスロットを結合 (スロット結合) することにより、データの授受が可能となり機能合成が実現する。詳しくは文献 [26], [27] を参照されたい。



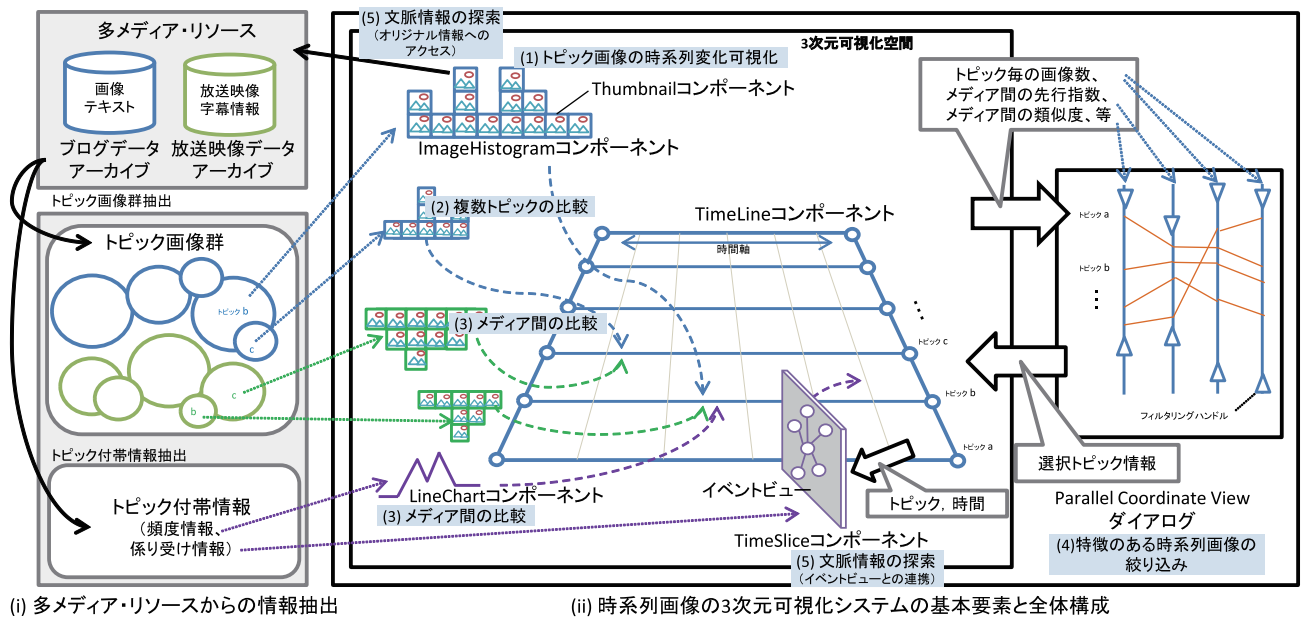


図 1 時系列画像 3次元可視化システム全体構成  
 Fig. 1 Overview of 3D image flow visualization system.

表 1 システムの機能とそれらを実現する基本要素群  
 Table 1 The list of basic components of the system.

機能	基本要素群
(1) トピック画像の時系列変化可視化	TimeLine コンポーネント, ImageHistogram コンポーネント (Thumbnail コンポーネント群で構成)
(2) 複数トピックの比較	TimeLine コンポーネント, ImageHistogram コンポーネント
(3) 複数メディアの比較	TimeLine コンポーネント, ImageHistogram コンポーネント, LineChart コンポーネント
(4) 時系列画像の絞り込み	TimeLine コンポーネント, Parallel Coordinate View ダイアログ
(5) 文脈情報の探索	TimeLine コンポーネント, Thumbnail コンポーネント, TimeSlice コンポーネント

### 3.2 トピック画像の時系列変化可視化

特定トピックに属する画像出現頻度の時系列変化を可視化する手法としては、折れ線グラフやヒストグラム表現など様々なものが考えられるが、本稿では時間軸上に各時間ウィンドウに出現した画像を集約し積み上げで表示する画像ヒストグラム\*2を採用する。

図 2 の例では、ソーシャルメディア上から「鳩山由紀夫」に関する流行画像を抽出し画像ヒストグラムにより可視化した例を示す。画像ヒストグラムによりトピックが話題になり始めた時期、バーストした時期、流行期間および流行の規模などが俯瞰できる。

画像そのものでヒストグラムを構成することにより、出現頻度だけでなくトピックに含まれる画像の中身も同時に確認することが可能になる。ブログなどのソーシャルメディア上では、新聞、テレビなどのマスメディア由来の画像、あるいはソーシャルメディアのユーザ自身が撮った写真など様々な画像が出現する。トピックに含まれる画像を

直接見ることにより、そのトピックの内容や扱われる画像の多様性を確認できる。

トピックはサブトピックの集合として定義することも可能である。たとえば 4.3 節の例では、類似画像の集合である画像クラスタをサブトピックとして扱い、画像クラスタをテキスト類似度でクラスタリングした結果である画像クラスタ集合を 1 つのトピックとして構成している。

図 1 に示すように、画像ヒストグラムは、基本部品としての TimeLine 上に ImageHistogram を配置することで実現する。TimeLine および ImageHistogram は横軸を時間軸として用いている。奥行き方向はトピック軸に割り当てており、TimeLine 上のトピック軸の対応する位置に ImageHistogram を配置する。画像を集約する時間ウィンドウは 1 カ月、1 週間、1 日など任意に設定可能であり、ユーザは TimeLine で該当パラメータ値を変更することで、探索状況に応じて対話的に変更できる。

画像ヒストグラムは、時間ウィンドウごとに集約された画像を Thumbnail コンポーネント (Thumbnail) として ImageHistogram 上に時間順に積み上げることで実現している。4.3 節の例のようにサブトピックを含む場合、サ

\*2 本稿では、画像そのものを時間軸上に積み上げたものを画像ヒストグラムと呼ぶ。これは画像処理の分野で一般的に用いられる画像のヒストグラム (画像中の画素値の分布をヒストグラム化したもの) とは異なる意味で用いていることに注意されたい。

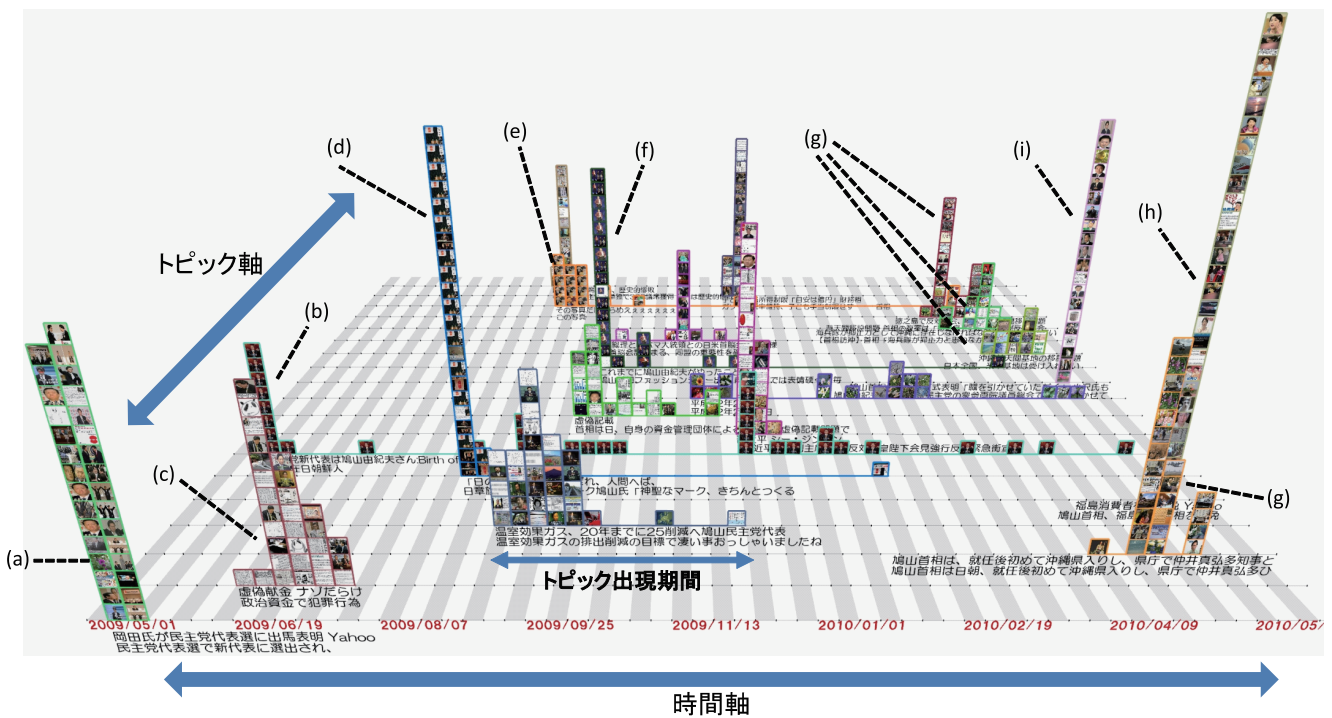


図 2 画像ヒストグラムを用いた時系列画像の可視化. 政治・社会問題に関する話題変遷可視化事例 (検索語として「鳩山由紀夫」を用いた場合)

Fig. 2 Example of image flow visualization using histograms of images that visualizes changes in trends in political and social issues for given query related to “Prime Minister Hatoyama”.

トピックごとの流行変化も同時に探索可能にするため、Thumbnailをサブトピックごとにまとめて積み上げることでも可能である。時間順に積み上げるかサブトピックごとに積み上げるかは、TimeLineの該当パラメータ値を変更することで、探索状況に応じて対話的に変更可能である。

各トピックにはテキストラベルをトピックの注釈として追加可能である。ラベルは任意の数だけ画像ヒストグラムの下に表示できる。

### 3.3 複数トピックの比較

本稿では、複数トピックに関する時系列画像の比較を行うため、図1および図2のように複数の画像ヒストグラムを3次元空間に並べて配置するというアプローチをとる。この際、3次元空間の奥行き方向をトピック軸として用いる。これにより、トピック間における流行のタイミングの違い、流行の発生順、もしくは同じタイミングにおける流行の内容(話題になった画像)の差異などを探索できる。

複数のトピックのトレンドを比較する手法としては、複数の折れ線グラフやヒストグラムを用いる手法、あるいはThemeRiver [10] やヒートマップのような可視化手法を用いるなど、様々な方法が考えられる。しかしながらこれらの手法では実際にトピック中にどのような画像が使われているか、その多様性を確認することは困難である。また、画像ヒストグラムを用いた場合にも、大量の画像を含む複

数のトピックを同時に2次元空間に並べて配置し全体像を俯瞰することは困難である。

トピックは含まれる画像数などで順位付けし手前から配置する。ユーザはTimeLineの該当パラメータ用スロットにトピック順を定義することで任意の順番でトピックを配置することも可能である。各トピックには異なる色をトピック色として割り当てることができる。画像の枠、時間軸はそれぞれトピック色で描画される。これにより各トピックの出現期間を容易に確認することが可能になる(図2)。

複数トピックの画像ヒストグラムを3次元空間に配置する際、遠近法により異なる場所にある同じサイズのヒストグラムが異なる高さで描画されることがある。これは、透視投影のかわりに正射影を用いる描画モードをオプションとして導入することで回避可能である。また、画像ヒストグラムどおしに重なりが生じるという問題も起こる。これに関しては、3次元空間での自由な視点移動により解決可能である。

### 3.4 複数メディアの比較

Webメディアと放送メディアのような異なるメディアから取得した画像ヒストグラムを比較するために、前後に各メディアの画像ヒストグラムを配置する方法(前後配置)、および上下にそれらを配置する方法(上下配置)を用意している(図3)。これにより、あるトピックに関する各メディアにおける画像の流行のタイミングの違い、メディア

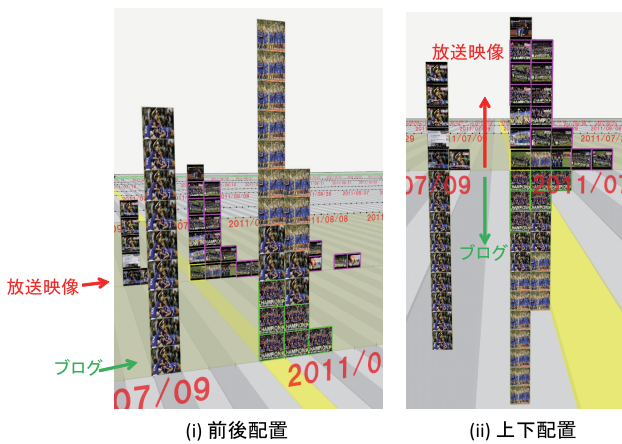


図 3 複数メディアの画像ヒストグラム配置手法

Fig. 3 Two ways for arranging images from blogs and TV.

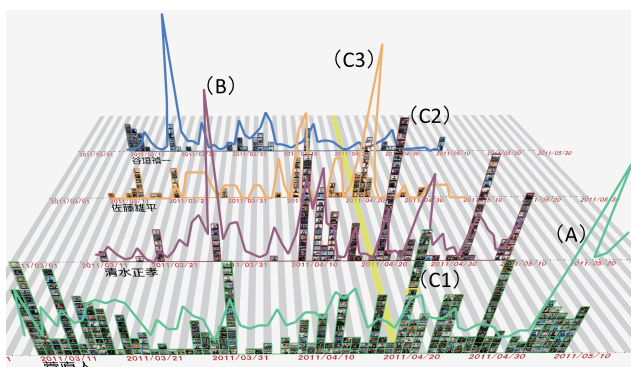


図 4 折れ線グラフの重畳表示による複数メディアのトレンド比較  
Fig. 4 Overlaying additional sequences of frequencies extracted from different resources as line charts to compare different types of media.

による扱いの大きさの違いなどが可視化される。画像ヒストグラムとして比較することで、各メディアにおいて扱われる画像の違いや多様性の差などが認識可能になる。

前後配置は画像が大量にある場合の俯瞰に適しており、これを用いることにより、複数のメディアが同時にバーストするタイミングなどを発見することができる。しかしながら、前後の画像ヒストグラム間で時間の対応がとりにくく、詳細な比較には向いていない。一方、上下配置では、画像が出現する時間の差を認識しやすくなるが、同時に表示するトピック数および画像数が増えたときに、視認性が落ちるという短所がある。

これらの配置手法は状況に応じて対話的に変更可能である。ユーザは TimeLine の該当パラメータ用スロット値を変更することで配置手法を変更できる。探索中に容易に切替え可能にするため、ショートカットキーによる切替えも可能にしている。

画像ヒストグラムではなく、頻度変化など数値情報のみを持つメディアとの比較を行う際には、図 4 のように折れ線グラフを重畳表示することで複数メディアのトレンド比較を可能にしている。折れ線グラフの重畳表示は、

TimeLine 上トピック軸の対応する位置に LineChart を配置することで実現している。LineChart は頻度変化などの時系列データから 3 次元空間中に折れ線グラフを生成する。縦軸の最大値や線の太さなどは TimeLine の該当パラメータ用スロットで調整可能である。

### 3.5 時系列画像の絞り込み

ユーザは、Parallel Coordinate View [28] を用いたダイナミックエリ [29] により、たとえば Web 先行で流行した画像などを対話的に探索することができる。

図 1 に示すように、PCV の各軸には、トピックもしくはサブトピック（以下、本節ではトピックとのみ記述）が含む画像数、メディア間の先行指数（各トピックにおいて複数メディアのどちらで先行して画像が出現したかを表す）、メディア間の時系列のコサイン類似度など、多メディア・トピックに関する時系列の属性を割り当て、各トピックを折れ線で表現する。ユーザは各軸のフィルタリングハンドルを操作することにより、属性値の最大値と最小値を指定し対話的に特徴のある時系列画像群の選択を行う。

TimeLine は各トピック画像群の表示および非表示をスロット値により制御可能な仕組みを有しており、PCV と TimeLine を連携することで選択トピック情報を即座に TimeLine に反映することを可能にし、ダイナミックエリの機能を実現している。

図 5 は、複数メディア間の比較において、先行指数の範囲を PCV により指定することで、放送先行で流行した画像群を抽出した例である。同様に、画像時系列の類似度の範囲を PCV で指定することで、出現タイミングが似ているメディアやトピックの画像を探索したり、画像数の範囲を指定することで、特定のメディアやトピックでのみ流行した画像を探索したりすることができる。

TimeLine 上でトピック軸あるいは Thumbnail を直接選択することで、表示したいトピックもしくはサブトピック群のみを選択し、それ以外を非表示化することもできる。また、時間軸を選択することで、注目したい月や日付などの画像のみを表示することも可能である。

### 3.6 文脈情報の探索

画像がどのような文脈で出現したのかを詳細に理解するため、画像が出現したオリジナルのコンテンツへアクセスする機能を提供している。

本稿では、複数メディアとして、Web メディアおよび放送メディアを用いており、それぞれ、Web アーカイブおよび放送映像アーカイブにおいて収集したコンテンツに対して分析および可視化を行っている（詳細は 4 章を参照のこと）。ブログなどを含む Web メディア由来の画像の場合、オリジナルページが削除されていることも考えられ、該当画像を含むオリジナルページへのアクセスに加えて、Web



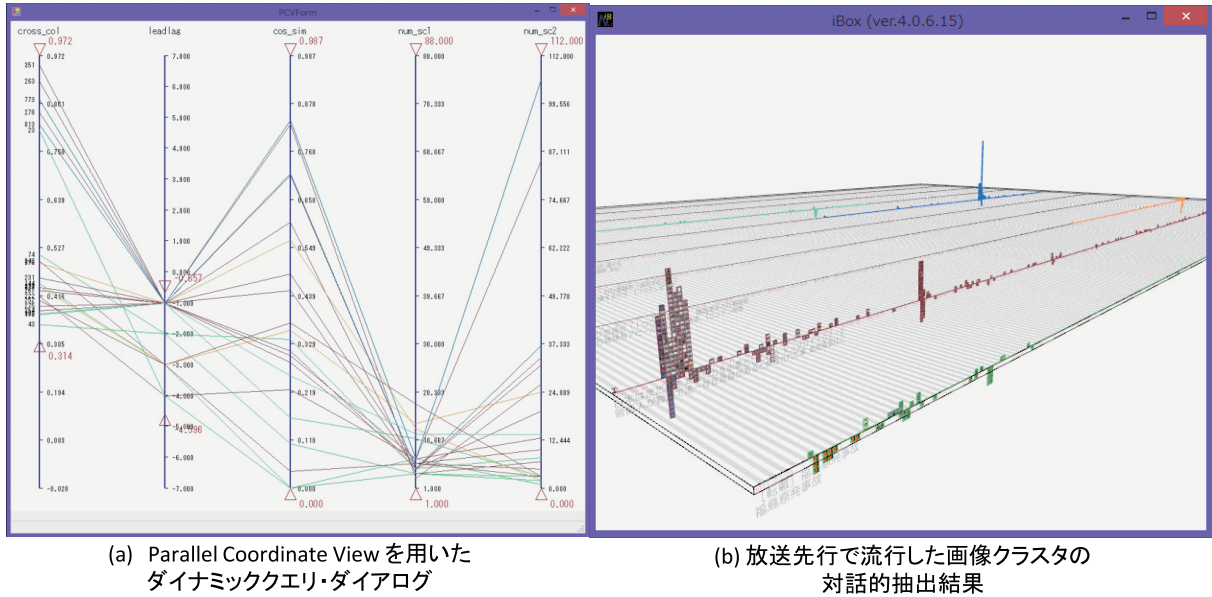


図 5 Parallel Coordinate View を用いたダイナミッククエリ・ダイアログによる放送先行で流行した画像、ブログ先行で流行した画像、あるいは同時に流行した画像などの対話的探索

Fig. 5 Exploring interesting image clusters, in which TV leads from blog, blog leads from TV, and peak appears at the same timing, by using parallel coordinate view for dynamic query dialog.

アーカイブ中の複製データへのアクセスも可能にしている。また、放送メディア由来の画像の場合、放送時間と放送局名をクエリして用いることで、放送映像アーカイブから、画像を含む 30 秒程度のショットを抽出し確認することができる。

各画像の Thumbnail は、オリジナルコンテンツもしくはアーカイブ情報への URI, トピック ID, 出現時間, および画像ファイル名などの情報を保持しており, 図 1 に示すように, Thumbnail を直接選択することによりオリジナルコンテンツへのアクセスが可能となる。

各トピックもしくはサブトピックに関する詳細情報を俯瞰し, 時系列変化を探索するために, テキスト解析による話題探索システム [3], [30] を応用しイベントビューとして連携表示可能にしている。イベントビューでは, 各トピックもしくはサブトピックに関するテキストデータ (たとえばトピックを表す人名, 商品名などのキーワードをクエリとして収集したブログデータセット) に対して係り受け解析を行い, 注目する単語と関連語が直接共起する文脈をイベントとして収集し, それらの構造をツリー表現により可視化し俯瞰可能にする (図 6)。イベントは指定された時間ウィンドウで集約され, TimeSlice と呼ばれる時間平面上に可視化される。

TimeSlice は図 1 で示すように, TimeLine 上に時間軸と直交に配置される。ユーザは画像の Thumbnail を選択することで, トピックと時間を指定し, イベント群を TimeSlice 上に表示できる。TimeSlice は画像ヒストグラムの時間軸

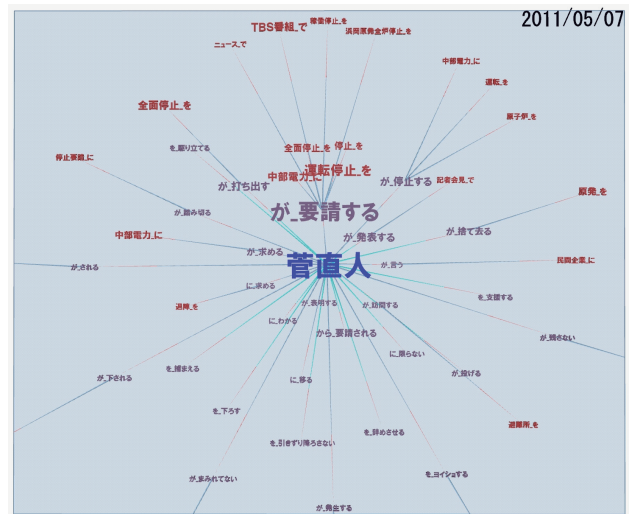


図 6 イベントビューの例。ブログアーカイブから抽出した, トピックキーワード (菅直人) に関する 2011 年 5 月 7 日のイベント可視化

Fig. 6 Visualizing events on May 7, 2011 related to “Prime Minister Kan” extracted from our blog archive.

上で移動することができ, 出現イベントの時間変化の探索を可能にする。また, TimeSlice 上のイベントを選択することにより, 各イベントの出現頻度の時間変化を俯瞰できる (図 9)。

#### 4. 応用例

本章ではいくつかの応用例をその探索結果とともに述

べ、我々の提案する多メディア時系列画像を用いた3次元可視化システムの有用性を示す。これらの例では、従来のテキストデータのみに基づいたトレンド可視化、あるいは単一のメディアのみに着目したトレンド分析システムでは読み取ることのできない可視化・探索結果を確認できる。

著者らは東京大学生産技術研究所において、様々な種類のWebメディアに対する大規模Webアーカイブを構築しているが、本稿では、2006年から構築している大規模ブログアーカイブをWebメディアの一例として用いている。また、国立情報学研究所においてアーカイブした、2011年3月より2012年9月までに放送された6チャンネル分のニュース番組を放送メディアとして用いている。

応用アプリケーションとして、ソーシャルメディア画像のトレンド可視化システム(4.1節)、放送映像とブログ情報を相補的に用いたイベント探索システム(4.2節)、および、画像照合に基づく多メディア間の話題追跡システム(4.3節)をそれぞれ探索事例とともに示す。

各アプリケーションは、Intell Core i7 (3.47 GHz), 24 GB RAM, NVIDIA Quadro FX4600Mを搭載した表示サーバ上で構築および実行しており、約1万8千画像(図11の例)の場合で約4フレーム/秒の表示が可能である\*3。

#### 4.1 ソーシャルメディア画像のトレンド可視化

流行画像を通してソーシャルメディア上のトレンドを探索するための可視化アプリケーション[6]の例を示す。ソーシャルメディア上の話題画像の遷移を把握可能にするための情報抽出手法として、画像特徴、テキスト特徴、および時間情報を用いたクラスタリングを行い画像クラスタを抽出する。抽出された画像クラスタをそれぞれトピックとして扱い、画像ヒストグラムとして時間軸上に可視化する。

本アプリケーションを用いることで、検索語に関する話題の時系列変化を視覚的に把握することが可能になる。社会問題、商品、テレビCMなど複数の事例に対して適用し、政治家、政治問題などに関する社会活動イベント(4.1.2項)、季節ごとにラインナップが変化する商品の人気推移(4.1.3項)、および、企業が行うキャンペーンの話題変遷(4.1.4項)などが視覚的に把握可能であることが確認できた。

##### 4.1.1 トレンド画像の抽出

実験データとして2006年からブログアーカイブとして収集している延べ200万ブログを対象として用いた。まず、検索語を含むブログ記事と記事中の画像をブログアーカイブから抽出したうえで、抽出された画像のクラスタリングを行う。画像特徴、テキスト特徴、および時間情報を

混合した類似度に基づいて画像を詳細な話題に分類するクラスタリング手法[31]を用いることでトレンド画像を抽出している。

話題となり数多くコピーされたほぼ同一の画像を抽出するために画像特徴として、SIFT特徴量[32]を用いている\*4。各画像から抽出されたSIFT特徴点の類似度を求め、画像間でマッチする特徴点の数をカウントし類似度 $S_{image}$ としている。本研究では、SIFTを用いた画像類似度算出に宇野による大規模部分文字列マッチングアルゴリズム[33]を基にノイズとなる特徴点の除去処理を加えて改良を施した高速な列挙手法を開発\*5し、4百万画像から抽出した4億のSIFT特徴点の集合を用いて類似画像ペアを列挙するのに、10GBのメモリと20コアを用いて2時間程度で行っている\*6。また、話題ごとの類似画像の集合を求めるために、画像周辺テキストのtf-idf (term frequency-inverse document frequency) をスコアとしたコサイン類似度( $S_{text}$ )を用いている。さらに、時間が離れるほど画像の関連度が低いと仮定し、時間減衰も考慮した以下の式で求めた画像類似度を用いている。

$$S(A, B) = \gamma \cdot S_{image}(A, B) \cdot e^{-\alpha t} + (1 - \gamma) \cdot S_{text}(A, B) \cdot e^{-\beta t}$$

$\alpha$  および  $\beta$  はそれぞれ画像およびテキスト情報の時間の減数係数を表し、 $\gamma$  はテキスト情報と画像情報を結合するための混合率を表し実験により最適な値を求めている[31]。

画像類似度行列から、階層クラスタリング(群平均法)を用いて画像クラスタを抽出している。抽出された画像クラスタ群に対して、各クラスタに含まれる画像の数および画像類似度に基づいたランキングを行っている[31]。各画像クラスタに含まれる画像の周辺テキストに対して、テキスト特徴および画像特徴に基づいたランキングを行い、画像クラスタに対するラベルとして抽出している[8]。

##### 4.1.2 可視化例1: 政治家に関する話題変遷

図2では、検索語として「鳩山由紀夫」を用いた場合の実験結果を可視化している。クラスタ数は上位20クラスタ、画像は1週間ごとに集約し、画像ヒストグラムとして時系列上に表示している。

図の例では、(a) 鳩山氏の党代表選出から、(c) 偽装献金問題、(d) 日の丸裁断問題\*7などの政治的な話題がクラ

\*3 視点の移動などのアニメーション時には若干のストレスを感じる速度であり、ズーム、パン、および回転操作時には視点から遠くの画像をワイヤフレームのみで表示することにより、倍以上の表示速度を実現している。

\*4 Web上の画像は、オリジナル画像に対して拡大縮小、回転、切取り、もしくは一部変更などの加工を経て公開されるものが多い。ほぼ同一の画像をクラスタリングするための類似度算出にはこうした加工に対し頑健な特徴量を用いる必要がある。ここでは、こうした状況に適した局所特徴量の1つであるSIFT特徴量を用いている。

\*5 SIFTを用いた画像類似度算出では、各画像から抽出された多数のSIFT特徴点の類似度を算出し、画像間でマッチする特徴点の数をカウントする必要がある。画像数は通常多数に及ぶため、類似するSIFT特徴点のペアを高速に列挙する必要がある。

\*6 詳細は文献[7]を参照されたい。

\*7 ある集会において国旗2枚を裁断して作成された党旗が使用され問題となった。



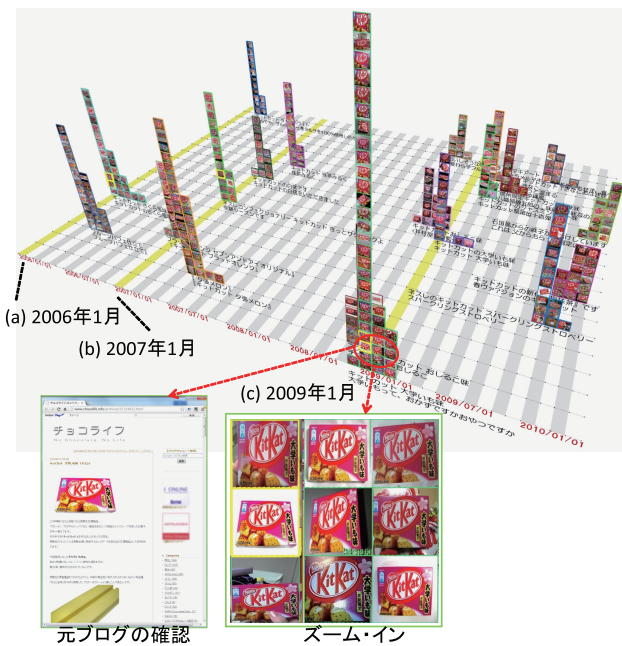


図 7 話題商品の人気の推移：キットカットの例

Fig. 7 Visualizing trends in popular products: example related to varieties of “Kitkat”.

スタリングされ、順に出現している。さらに、(g) 普天間問題、(h) 福島消費者行政担当相罷免を経て、(i) 首相辞任といった首相辞任に直接関係した話題がほぼ同時期に出現している。また、(b) 小沢氏による傀儡政権を意味するコラージュ画像、(e) 鳩山夫妻の若いころの画像、および (f) 鳩山氏ファッションショー出演の画像などが話題性の高い画像として出現している。

これらの可視化結果から、提案システムにより、画像の流行時期および期間、特に話題性が高い画像、および話題の変遷を視覚的に把握できることが分かる。また、(d) のようなあまり報道に使用されないようなイベントや集会、(f) のような特にソーシャルメディアで話題になりやすいイベント、および (b)、(e) のようにソーシャルメディアのみで言及される話題を発見しその内容を視覚的に把握できることが分かる。特に (b) の画像クラスタは鳩山氏が党代表に選出された直後から首相を辞任するまで長期にわたり政権に何かが起こるたびに繰り返し出現しており、ウェブ上での政権に対するイメージが表現されている。

#### 4.1.3 可視化例 2：商品画像に関する話題変遷

図 7 の例では、ブログにおける話題推移の一例として「キットカット」を検索語とした商品トレンドの可視化例を示す。クラスタ数は上位 20 クラスタ、画像は 1 カ月ごとに集約している。

図の例では、「キットカット」に関するフレーバの流行具合が確認できる。ここから (a)–(c) のようにほぼ毎年 1 月ごろに集中して様々なフレーバが流行していることが見て取れる。特に「サクラ味」「大学芋味」などが大きく流行している。

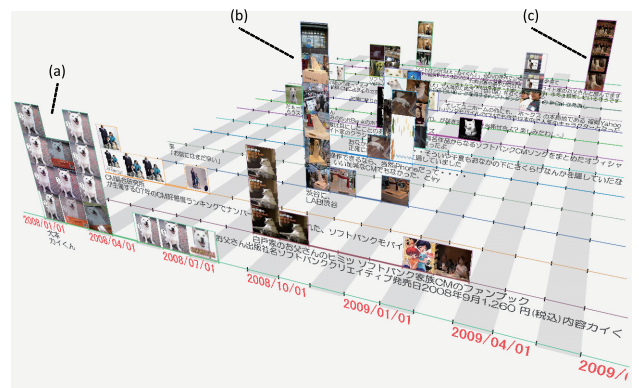


図 8 テレビ CM および企業キャンペーンに関する話題の推移：ソフトバンクの例

Fig. 8 Visualizing trends in TV commercials and marketing campaigns: example related to SoftBank.

(a)–(c) の時期の各画像に関して、より詳細な文脈情報を探索するために、元ブログの内容を確認し、「サクラ味」「大学芋味」などのフレーバは「きっと勝つ」「桜咲く」「大学」「金星（大学芋の色）」という語呂合わせ的な意味合いから大学受験シーズンに受験生応援商品として支持を集めていたと確認できた。

#### 4.1.4 可視化例 3：テレビ CM に関する話題変遷

図 8 の例では、検索語として「ソフトバンク」を用い、テレビ CM および企業が行うキャンペーンに関する話題遷移を可視化している。クラスタ数は上位 15 クラスタ、画像は 1 カ月ごとに集約している。

図の例では、(a) 「カイ君のひとりごと」という本の画像クラスタが半年近く話題になっている。また、(b) 渋谷の LABI でお父さん像が登場するイベントに関する画像クラスタ、および (c) ホークス九州出身選手がお父さん犬と飲んでいる CM に関する画像クラスタが大きく話題になっている。

可視化結果から、(a) や (c) のような商品や CM に関する画像や (b) のようなブログ自身の体験として話題になっているイベントに関する画像など、突発的なマーケティングイベントに対してその時々で関連する画像が流行していることが分かる。また、それらがどれくらいの期間、どれくらいの規模で流行していたかが視覚的に確認でき、マーケティング活動として一定の効果があったことが見て取れる。

#### 4.2 放送映像・ブログ情報を統合した相補的なイベントの可視化

特定トピックに関する放送映像とブログ情報を相補的に用いたイベント探索アプリケーション [6] の例を示す。放送とブログにおける話題の対応関係を抽出するため、放送映像から特定トピック（人物名、製品名、組織名など）に関する画像を抽出しトピックごとに画像ヒストグラムとして可視化する。同時に、それらのトピックに関するブログ



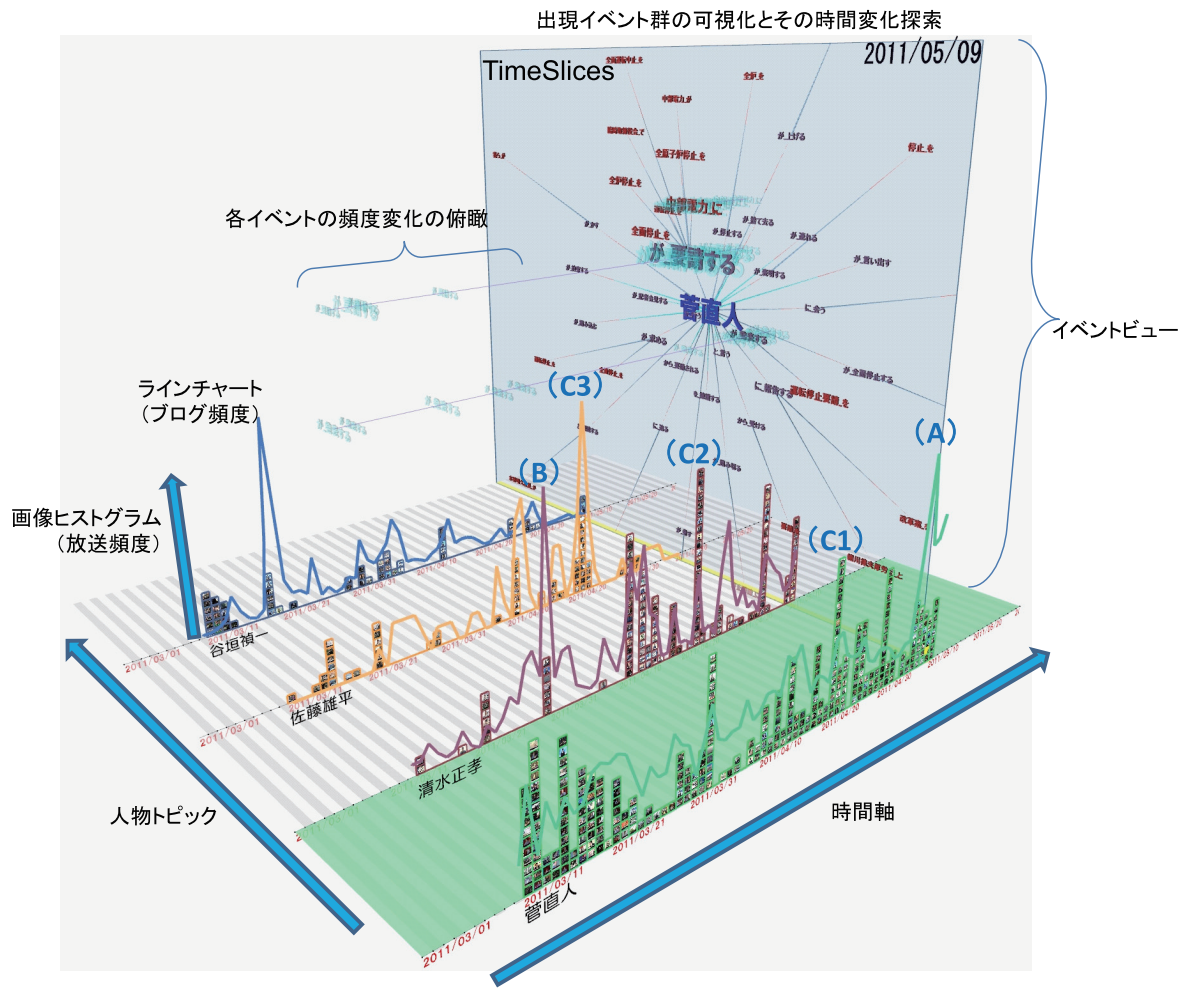


図 9 放送映像・ブログ情報を統合した相補的なイベント可視化アプリケーション：東日本大震災時の主要人物に関する話題探索例

Fig. 9 Example application for inter-media events visualization complementarily using texts and images from TV and blogs: corresponding to four key persons related to an accident at “nuclear power plant” after “the Great East Japan Earthquake”.

上での言及数を抽出し、折れ線グラフとして時間軸上に重畳可視化する。さらに、3.6 節で紹介したイベントビューを用いることでトピックの詳細を探索可能にする。これらにより、1メディアを分析しただけでは分からない重要なイベントを相補的に探索できる。

#### 4.2.1 放送映像アーカイブからの画像抽出

様々なトピックに関する時系列画像群を、放送映像アーカイブから抽出する。実験データとして、2011年3月1日から2011年6月30日までのTVニュース映像、字幕データ、および同時期のブログアーカイブデータを用いている。

今回、トピックとして東日本大震災後の原発事故に関連して話題としてあがるが多かった政治家などの著名人を用いている。具体的には、ブログアーカイブから原子力発電所というキーワードと共起する固有人名を抽出し、出現頻度上位70人をキーパーソンとして抽出している。

次に、TVニュースの字幕データから各人物名がニュース番組において言及された日時、放送局名を抽出し、対応

する放送画像を放送映像アーカイブから取得している。

#### 4.2.2 ブログアーカイブからのトピック情報抽出

各トピックに関するブログ中での言及数およびイベント情報をブログアーカイブから抽出する。本節の事例では、4.2.1項で抽出したキーパーソン名と関連語が直接共起する文脈をイベントとして収集している。具体的には、文献[3],[30]で提案されている手法を応用し、動詞とそれに係る固有人名からなる記述(例：菅直人が訪れる)をイベントとして収集しイベントデータベースを構築している。さらに、収集した各人物に関するイベントの出現頻度を日ごとに集約している。

#### 4.2.3 可視化例：東日本大震災時における主要人物に関するイベント可視化

図4および図9では、東日本大震災時に特にメディアで言及されることが多かった、「菅直人(首相\*8)」、「清水

\*8 肩書きはすべて当時のもの。以下同。

正孝（東電社長）」、「佐藤雄平（福島県知事）」、「谷垣禎一（自民党総裁）」の各人物に関する放送映像およびブログ言及数（イベント数）を1日ごとに集約し時間軸上に可視化している。

1日ごとに出現した放送映像を積み上げることで放送映像中にその人物が何回出現しているかを示し、ブログにおける言及数は折れ線グラフで可視化している。可視化システム上で人物および日付を選択することにより、イベントビューを表示し、各人物がその時期に何をしていたのか、それが人々にどのように思われていたのか、というようなイベントの詳細を探索することが可能になる。これらにより大震災の後、菅総理をはじめとする各人物の行った行動に対する、放送およびブログ上での反応の分析が可能になる。

可視化結果から、図中 (A) と (B) の時期において、放送に比較してブログでより大きな反応が出ていることが分かる。また、(C1) では、ブログに比べて放送で大きな反応が出ていることが見て取れる。さらに、(C1), (C2), (C3) のように複数人物トピックにおいて同時に大きな反応が出ている事例も確認できる。これらの時期に関して詳細を探索調査した。

(A) の時期においては、図 6 から分かるように菅首相による浜岡原発停止要請が話題になっており、このような賛否両論の議論を呼ぶ話題ではブログにおいて大きな反応が現れることがうかがえる。(B) においては、放送映像は清水社長が入院した際にわずかに反応が出ただけであるが、ブログ上では社長が姿を見せないことに関して大きな反応が出ており議論を呼んでいたことが分かった。(C1) の時期には、菅首相の被災地訪問という、重要なイベントがあった。それにもかかわらずブログではあまり反応が出ていないが、放送では大きく扱われており、ブログを調べるだけでは分かりにくい重要なイベントが放送映像から得られていることが分かる。これらのように、提案システムを用いることで、メディアや話題の種類に依存した反応の違いを探索できていることが分かる。

(C1), (C2), (C3) の時期には、菅首相の佐藤知事訪問、および清水社長の佐藤知事訪問といった複数人物が関わる話題が発生しており、同時期に複数の人物に大きな反応が出たり、複数人物間で同じ放送映像が現れたりしていることが確認できる。図 10 では手前から菅首相、清水社長、および佐藤知事に関する 21 日と 22 日の画像ヒストグラムを表示しており、同じ色の枠で囲まれた画像は同じか似ている画像を示している。ここから、複数人物間で同じ画像が現れていることが確認できる。これらのように、時間軸上で複数人物を比較することで、複数の人物が共通に関わる重要なイベントを探索できていることが分かる。

#### 4.3 画像照合に基づく多メディア間の話題追跡システム

Web と放送映像との間の画像の対応関係に基づき話題の

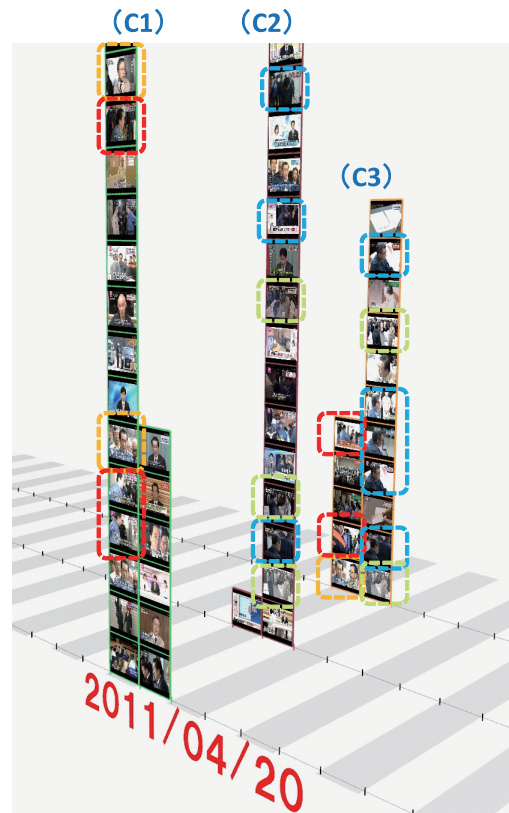


図 10 同時期に複数の人物に大きなピークが出た例。2011 年 4 月 21 日と 22 日のみ選択表示。同じ色の枠で囲まれた画像は同じか似ている画像を示す

Fig. 10 Peaks of histograms for images common to three people. People appear in different image flows from Apr. 21, 2011 to Apr. 22, 2011 (This snapshot filters out other images).

追跡を行うアプリケーション [7], [9] の例を示す。Web と放送映像との対応をとるには、4.2 節の事例のように、Web 上のテキストと放送の字幕情報を用いることでも可能であるが、字幕の量は十分ではなく、字幕が付けられていない番組も多数存在する。そのため、映像情報の対応関係を解析することが不可欠である。

本事例では、Web メディアとしてブログを用い、ブログに投稿された大量の画像から大きな話題になり多数出現した類似画像を抽出し (4.3.1 項)、これが放送映像を起源とするものかどうかを放送映像アーカイブと照合 (4.3.2 項) している。複数のメディアから抽出された時系列画像をそれぞれ画像ヒストグラムとして並べて可視化することで、話題の時差や露出の差のようなメディア間の違いおよび影響分析を視覚的に可能にしている。3.5 節で紹介した探索機能を用いることで、放送およびブログ画像の時系列に対する様々な反応差を持つ画像クラスタを対話的に抽出し詳細を探索することが可能になる。

これらにより、放送先行 (4.3.4 項, 4.3.5 項) もしくはブログ先行 (4.3.6 項, 4.3.7 項) で流行した話題、放送もしくはブログのみで流行した話題 (4.3.8 項)、同時に流行



した話題 (4.3.9 項) に関する画像群を探索し、それらの詳細を確認した。

#### 4.3.1 ブログ画像クラスタ抽出

社会分析のターゲットとして 2011 年 3 月から 2012 年 9 月に起きた、「東日本大震災」およびそれに引き続く「原発事故」、「サッカー女子ワールドカップ」、「北朝鮮ミサイル問題」、「ロンドンオリンピック」などを想定して、検索用のキーワードを約 90 個程度選出し、それらのキーワードを用いてブログアーカイブから抽出したブログ記事に含まれる約 400 万の画像を実験データとして用いた。

ブログ上で話題となり数多くコピーされた画像を抽出するため、ほぼ同一と見なせる画像のペアを列挙しクラスタリングを行う。本事例では 4.1.1 項と同様に SIFT 特徴量を用いた画像類似度算出を行っている。類似する画像のペアが列挙できると、画像をノード、類似度をエッジとしたグラフを作ることが可能となる。このグラフに対して、スタークラスタリング [34]<sup>\*9</sup> という簡易なクラスタリング手法を適用することで、ブログ画像集合を抽出している [7]。

この結果得られるブログ画像集合は単独の画像が多数出現したことを表し、画像に基づく話題を構成する要素 (ブログ画像クラスタ) となる。

抽出されたブログ画像クラスタを、さらにその周辺テキストを用いて意味的にトピックにまとめている。各ブログ画像クラスタに含まれる画像の周辺テキストをまとめて 1 文書と見なし、tf-idf で重み付けした単語頻度ベクトルを算出し、コサイン類似度を用いてスタークラスタリングを行い、ブログ画像トピックとしてまとめている。

#### 4.3.2 放送映像とのマッチング

抽出した各ブログ画像クラスタを検索クエリとして用いて放送映像アーカイブを検索し、類似画像が放送されたショットの集合を抽出する。今回、放送映像アーカイブから、2011 年 3 月より 2012 年 9 月までに放送された 6 チャンネル (TBS, NHK, TV Tokyo, NET, FUJI, および NTV) のニュース番組、合計約 6,000 時間分を実験データとして用いた。

この放送映像を用いて、問合せ画像と同一の物体を含む映像を検索可能なシステムを文献 [35] の手法に基づき構築した。まずオフライン処理として、各ニュースビデオから映像ショットを切り出し、各映像ショットから、非常に密にフレーム画像を切り出す<sup>\*10</sup>。さらに、各フレーム画像から密に SIFT などの局所特徴量を抽出する<sup>\*11</sup>。次に、

1 億からなる訓練データの局所特徴に対し階層的 k-means によるクラスタリングを行い、100 万個のコードワードと呼ばれるいくつかの局所特徴を代表する特徴を生成する。フレームの画像特徴は局所特徴のコードワードに関するヒストグラムとして表現され、各ショットにつき 1 つの Bag of Feature (BoF) ベクトルを得る。次いで、検索時のオンライン処理では、与えられた問合せ画像から、同様に BoF ベクトルを得る。これとデータベース中の BoF ベクトルとの間で L1 距離を求め、ランキングリストを得ることにより、検索を実現している [7]。検索は転置索引により効果的に高速化可能である。大規模なデータベースが対象となった場合、検索結果にノイズがきわめて多くなってしまいうため、幾何整合性判定によりリランキングを行う技術 [36] を導入して、精度の向上を図っている。画像照合時間は、20 コア並列処理で各ブログ画像クラスタあたり数秒程度で行っている。幾何整合性判定はさらに数十秒必要となり、4,000 ブログ画像クラスタの照合をおおむね 1 日程度で行っている。

上記の手法により抽出された各ショットの集合を、放送画像クラスタと呼ぶ。さらに、ブログ画像トピックに含まれるブログ画像クラスタ群に対応する放送画像クラスタを集約することで、放送映像トピックを抽出する。

#### 4.3.3 抽出された多メディア画像クラスタ群の可視化

得られたブログ画像トピックとそれに対応する放送映像トピックの時間推移を 3 次元空間に可視化し、多メディアにおけるトピックの推移、および、多メディア間の差異を探索可能にする。それぞれをトピックごと、1 日ごとに集約し時間軸上に可視化している。全体像を俯瞰 (図 11) することで、トピック間の類似性や、ブログ・放送映像間で同時にバーストしている期間 (図中の (a), (b), (c) など) などを観測できる。図の例では、4.3.1 項で抽出されたブログ画像トピックから画像を多く含む上位 9 トピックとそれに対応する放送映像トピックを表示している。

ブログ先行で流行した画像クラスタや放送先行で流行した画像クラスタを対話的に探索するために、2 種類の時系列データに対しての時間的先行運行関係までも考慮した相関係数である交差相関係数を用いる。画像クラスタごとにメディア画像時系列間の交差相関係数と先行指数を求めて PCV の軸に設定しダイナミッククエリによる探索を可能にする。以下の式から求めた交差相関係数  $r$  が最大になる時間差を求め、その際の先行指数  $d$  をブログメディアの先行指数として用いている ( $b$  と  $v$  はそれぞれブログと放送の画像の時系列を意味する。 $\bar{b}$  と  $\bar{v}$  はそれぞれ  $b$  と  $v$  の平均値を意味する)。

$$r(d) = \frac{\sum (b(i) - \bar{b})(v(i-d) - \bar{v})}{\sqrt{\sum (b(i) - \bar{b})^2} \sqrt{\sum (v(i-d) - \bar{v})^2}}$$

同様にメディア画像時系列間のコサイン類似度を求め PCV の軸に設定することで、同時に流行した画像クラ

<sup>\*9</sup> スタークラスタリングは、次数の一番高いノードを中心とし、閾値以上の類似度を持つ隣接ノードを中心と同じクラスタとして出力するという処理を繰り返す単純な手法である。本稿では、あるノードについて後からより類似度の高い中心が見つかった場合、元の中心からその中心へ所属を切り替えるという簡易な改良を施している。

<sup>\*10</sup> 6,000 時間分の実験データから、300 万ショット、約 2,000 万フレームを切り出し。

<sup>\*11</sup> 約 2,000 万フレームから約 200 億局所特徴を抽出。



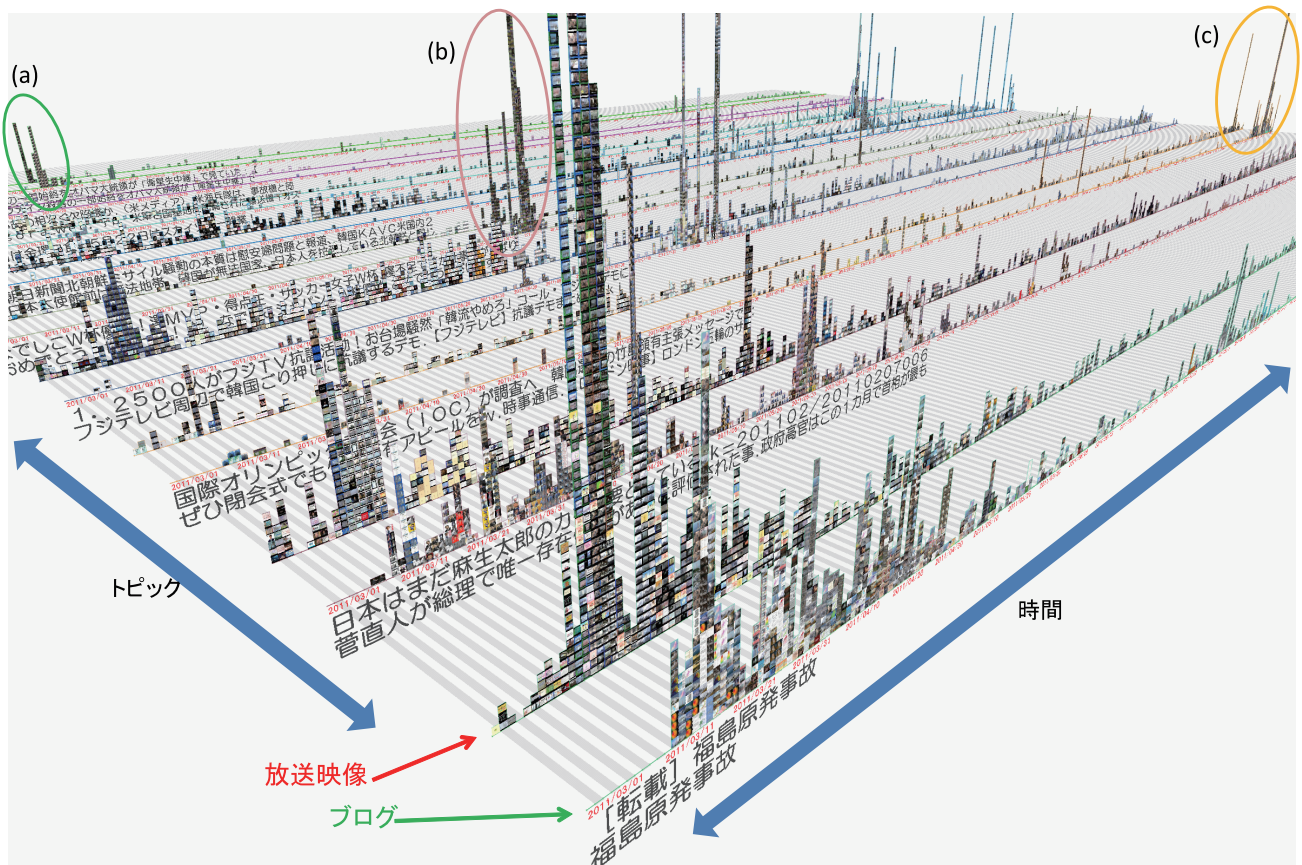


図 11 画像照合に基づく多メディア間の話題追跡システムにおける画像クラスタ群の俯瞰（各メディアの画像ヒストグラムを前後配置）

Fig. 11 Overview of image clusters from blogs and TV using front and back arranging for image histograms about each media.

タの探索を容易にしている。

以降、4.3.4 項から 4.3.9 項では、様々な反応差を持つ画像クラスタを対話的に抽出し詳細を探索した事例を紹介する。なお、図 11 では、全体像を俯瞰するため、放送映像とブログ映像は並列配置を用いて可視化しているが、以降の事例では、それぞれの詳細を探索するために上下配置を用いる。

#### 4.3.4 探索例 1：放送先行で流行 1～3.11 原発事故映像～

放送映像で先行して出現した画像群を抽出して時間軸上に可視化した一例を示す。図 12 は、図 11 から、東日本大震災の際の「福島第一原発事故」に関するトピック（一番手前のトピック）に着目し、拡大したものである。図の例では、事故のあった建屋の画像、原発の空撮画像、爆発の画像などに関する画像クラスタを選択し、それらのみを表示している。

選択された画像クラスタ群のヒストグラムの形状、写真の出現順序を見ることで、これらがニュース番組において繰り返し使用され、その後ブログ上でも広まったことが見て取れる。

同種の写真が、放送だけでなく新聞などのメディアにおいても使用されていることを確認しており、この場合にお

いてはマスメディアが先行して写真を掲示し、それがブログに広まったと解釈することができる。ここから、原発の空撮映像が報道番組中であらう繰り返し使用され、その後、ブログ上で広まったことが見て取れる。

#### 4.3.5 探索例 2：放送先行で流行 2～国芳の浮世絵にスカイツリー～

図 13 は、交差相関係数および先行指数を用いて放送が先行している画像クラスタを抽出したものである。

図から、放送映像に現れた画像とほぼ同一の画像が数日遅れてブログ上に出現していることが確認できる。この例では、「東京スカイツリー」のトピック上に、1831 年頃に歌川国芳によって描かれた浮世絵の画像に関する画像クラスタが抽出されている。画像クラスタ中の浮世絵は国芳展で展示された絵の 1 枚で、江戸時代に描かれた浮世絵の中にスカイツリーのような構造物が描かれている。

オリジナル放送映像を確認することで、まず始めにテレビ番組の国芳展を紹介するコーナーにおいて、不思議な絵があると紹介されていることが分かった。その後出現するブログ画像のエントリを確認することで、その番組を見た人が国芳の絵に興味を持ち、ブログのエントリとして紹介、もしくは実際に国芳展に行き内容をレポートしている

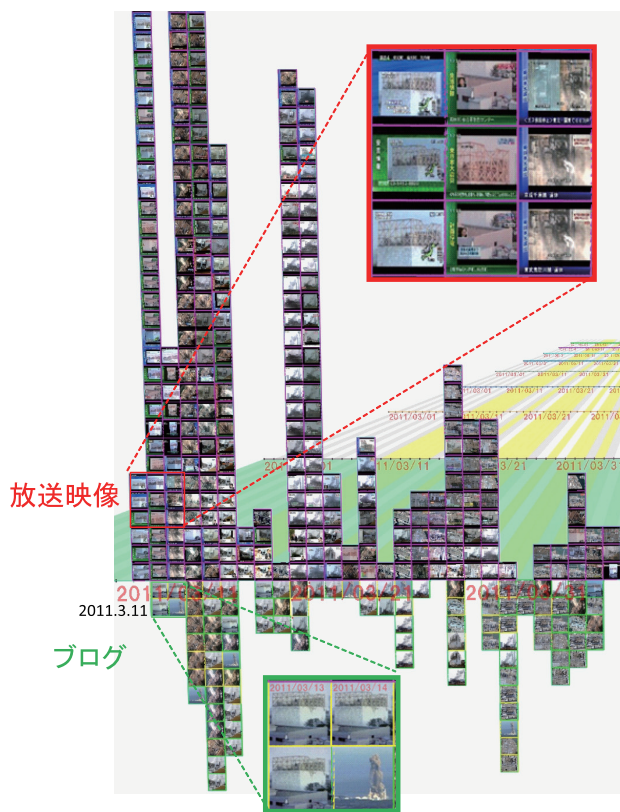


図 12 放送先行で流行した事例：福島第一原発事故に関するトピックのメディア比較

Fig. 12 Image clusters related to Fukushima nuclear power plant incident in which images from TV lead images from blogs.



図 13 放送先行で流行した事例：歌川国芳の浮世絵に描かれたスカイリー

Fig. 13 Example image flows, in which TV leads from Blog, related to Ukiyo-e by Kuniyoshi Utagawa around 1831.

と分かる。この浮世絵は約1年にわたり、テレビ番組中で繰り返し紹介され、そのたびにブログでも数日遅れで話題となっており、放送番組が直接人々の興味・行動を喚起したことが観察できる事例となっている。

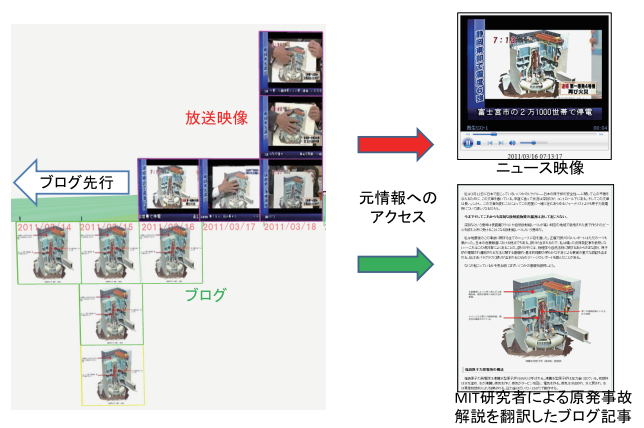


図 14 ブログ先行で流行した事例：原発事故解説画像

Fig. 14 Example image flows, in which blog leads from TV, related to construction of nuclear power plant.

#### 4.3.6 探索例 3：ブログ先行で流行 1～原発事故解説画像～

図 14 は、交差相関係数および先行指数を用いてブログが先行している画像クラスタを抽出したものである。

ここで抽出された画像クラスタの画像は、MIT の研究者による福島第一原発事故解説に用いられた原子炉の透視図である。本手法を用いることで、この画像が、まずブログ上で MIT 研究者による解説が話題になることで広まり、その後、2 日遅れてニュース番組で用いられるようになった様子が見て取れる。

番組作成者が実際にブログを見てこの画像を発見したかどうかまでは不明であるが、これは画像の照合を用いることで初めて発見できる映像素材の原典追跡の事例となっている。

#### 4.3.7 探索例 4：ブログ先行で流行 2～ロンドン五輪サッカー韓国戦～

図 15 (a) も同様に、交差相関係数および先行指数を用いてブログが先行している画像クラスタを抽出したものである。

図から、抽出された画像群はまずブログ上で大きく話題となり、2 日ほど遅れて放送映像上で大きく話題となったことが見て取れる。

この例では、「ロンドンオリンピック」でのサッカー韓国戦後に起きた問題に関する画像クラスタ群が抽出されている。2012 年のオリンピックにおいて、試合の終了時にある選手が政治的なアピールをしたことが問題となった。そのニュースは最初テレビで放送されたが、その画像の露出は少なかった。しかし、このニュースはブログ上で大きな話題となりこの画像が大量に使われることとなった。その後、ネット上での大きな反応を受けて、テレビのニュースでもこの問題が大きく扱われるようになった。このようなテレビとブログが相互に反応して話題が大きくなるケースは、センシティブな国際問題や政治問題においてよく見られるパターンである。



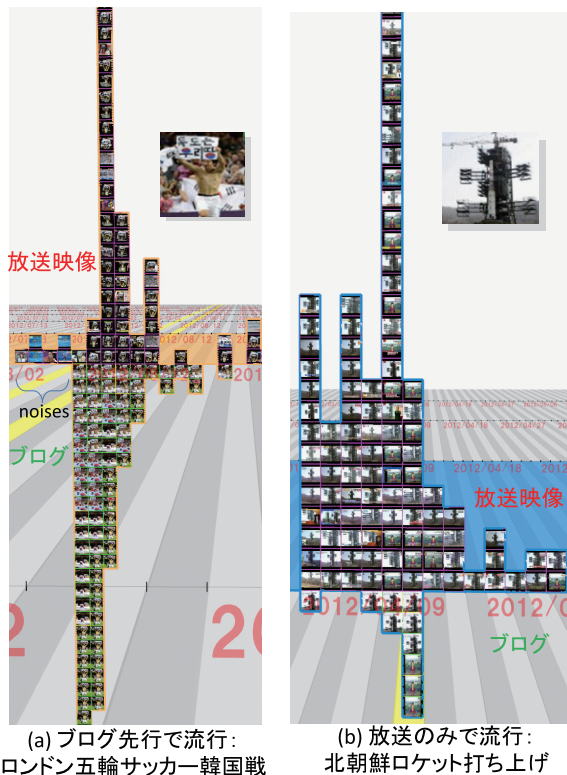


図 15 国際問題に関してメディア間で異なる反応をした事例  
 Fig. 15 Example showing different reactions among two medium related to international issues.

4.3.8 探索例 5: 放送のみで流行～北朝鮮ロケット問題～

図 15(b) は、主に放送映像のみで流行した画像群が可視化された例である。図の例では、北朝鮮がロケット打ち上げを発表したときの画像クラスタ群から、発射台の画像、アナウンサの画像などいくつか代表的な画像のみ表示している。

図から、北朝鮮がロケット打ち上げを発表したときに、明らかに放送映像において画像が顕著に出現していることが見て取れる。

図 15(a), (b) のような、テレビとブログとで同じ話題に対する反応の大きさや勢いが異なる事例は、国際問題、政治問題においてよく見られる。

4.3.9 探索例 6: 同時に流行～なでしこジャパン～

図 16 は、コサイン類似度を用いて放送メディアとブログで同時に流行した画像クラスタを抽出した例である。

この例では、「なでしこジャパン」の女子ワールドカップ 2011 における優勝に関連した画像クラスタ群が抽出されている。抽出された画像ヒストグラムの形状から流行のピークが 2 度現れていることが分かる。

1 度目のピークは準決勝に勝ち決勝進出を決めた日であり、2 度目のピークは、優勝した日とそれに続く数日間である。どちらの場合も放送映像クラスタとブログ画像クラスタ両方で同時にピークが現れており、メディアの種類によらず全体としてポジティブな盛り上がりを見せていたことがうかがえる。

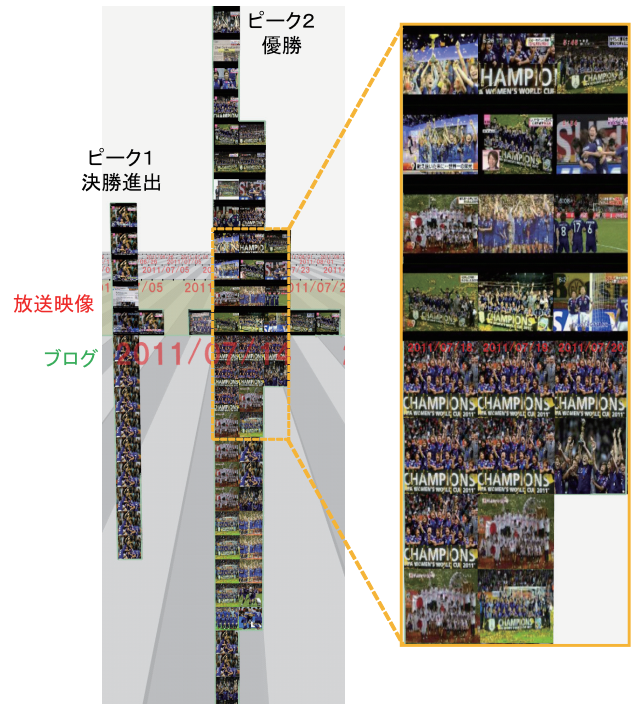


図 16 多メディア間で同時に流行した事例：なでしこジャパン優勝  
 Fig. 16 Example visualization in which peak appears at the same timing: image flows related to Women's World Cup 2011.

5. まとめ

本稿では、様々なメディア上に流れた画像を追跡することで、社会におけるトレンド、メディア間の影響などを調査可能にする時系列画像 3 次元可視化システムを提案した。さらに、提案システムを大規模なブログアーカイブと、放送映像アーカイブに適用したアプリケーションを紹介し、様々な社会現象に関するトレンド解析、多メディア間の情報追跡を行えることを示すことで、提案システムの有用性を示した。

提案システムを用いることで、商品、人物、政策などの評判調査など、マーケティング、社会分析の観点から様々な事象を分析可能であり、得られた知見は今後同種のイベントが起きた際にどのような反応が各メディアで起こるかを予想する際の手がかりとなりうる。また、あるメディアで話題になる一方、他のメディアでは大きな話題にならないケースも本システムを用いた応用例で観測されており、その原因を探ることで企業や組織の広報活動への活用も可能となる。

本稿で提案したシステムは、汎用的な時系列画像トレンド探索のための可視化システムとして構築しており、様々なデータに対するアプリケーション構築に適用可能である。本稿では、ブログおよびニュース番組映像を用いた応用例を紹介したが、本システムを用いることで、Twitter, Facebook や Flickr などのソーシャルメディア上の画像や、

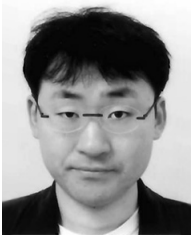


YouTubeなどの動画サイトの映像,さらには,バラエティーまでも含んだすべての放送映像を対象にしたトレンド解析が可能になる.

謝辞 本研究の一部はJSPS 科研費 25280111の助成を受けたものです.特に,国立情報学研究所・佐藤真一教授からは貴重な放送映像アーカイブのデータをご提供いただき,ここに記して感謝の意を表します.

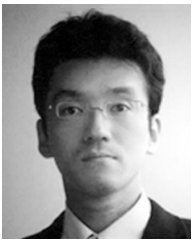
## 参考文献

- [1] Adar, E., Weld, D.S., Bershad, B.N. and Gribble, S.D.: Why We Search: Visualizing and Predicting User Behavior, *Proc. WWW '07*, pp.161-170 (2007).
- [2] Yang, J. and Leskovec, J.: Patterns of Temporal Variation in Online Media, *Proc. WSDM '11*, pp.177-186 (2011).
- [3] 伊藤正彦, 吉永直樹, 豊田正史, 喜連川優: 係り受け解析を用いたプログユーザの行動・興味に関する時系列推移3次元可視化システム, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J96-D, No.7, pp.1454-1466 (2012).
- [4] Dou, W., Wang, X., Skau, D., Ribarsky, W. and Zhou, M.: LeadLine: Interactive Visual Analysis of Text Data through Event Identification and Exploration, *Proc. VAST '12*, pp.93-102 (2012).
- [5] Xu, P., Wu, Y., Wei, E., Peng, T.-Q., Liu, S., Zhu, J.J.H. and Qu, H.: Visual Analysis of Topic Competition on Social Media, *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, Vol.19, No.12, pp.2012-2021 (2013).
- [6] Itoh, M., Toyoda, M. and Kitsuregawa, M.: Visualizing Time-Varying Topics Via Images and Texts for Inter-Media Analysis, *Proc. IV '13*, pp.568-576 (2013).
- [7] 豊田正史, 伊藤正彦, Zhu, C.-Z., 佐藤真一, 宇野毅明, 喜連川優: 画像照合に基づく多メディア間の話題追跡システム, 第21回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS2013), pp.67-72 (2013).
- [8] 上條哲也, 伊藤正彦, 豊田正史: CGM 画像の時系列トレンド可視化システム, 情報処理学会第73回全国大会講演論文集, Vol.2011, No.1, pp.733-735 (2011).
- [9] Itoh, M., Toyoda, M., Zhu, C.-Z., Satoh, S. and Kitsuregawa, M.: Image Flows Visualization for Inter-media Comparison, *Proc. PVis '14*, pp.129-136 (2014).
- [10] Havre, S., Hetzler, E., Whitney, P. and Nowell, L.: ThemeRiver: Visualizing Thematic Changes in Large Document Collections, *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, Vol.8, No.1, pp.9-20 (2002).
- [11] Wei, F., Liu, S., Song, Y., Pan, S., Zhou, M.X., Qian, W., Shi, L., Tan, L. and Zhang, Q.: TIARA: A Visual Exploratory Text Analytic System, *Proc. KDD '10*, pp.153-162 (2010).
- [12] Imoto, M. and Itoh, T.: A 3D Visualization Technique for Large Scale Time-Varying Data, *Proc. IV '10*, pp.17-22 (2010).
- [13] Notsu, H., Okada, Y., Akaishi, M. and Nijjima, K.: Time-Tunnel: Visual Analysis Tool for Time-Series Numerical Data and Its Extension toward Parallel Coordinates, *Proc. CGIV 2005* (2005).
- [14] 赤石美奈, 岡田義広, 中谷広正, 伊東幸宏, 田村貞雄: 史料の管理・検索・可視化機能を持つ歴史学研究支援統合環境の構築, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.3, pp.831-839 (1999).
- [15] Gomi, A. and Itoh, T.: A Personal Photograph Browser for Life Log Analysis based on Location, Time, and Person, *Proc. SAC '11*, pp.1245-1251 (2011).
- [16] Flake, G.: Is Pivot a Turning Point for Web Exploration?, available from ([http://www.ted.com/talks/gary\\_flake\\_is\\_pivot\\_a\\_turning\\_point\\_for\\_web\\_exploration.html](http://www.ted.com/talks/gary_flake_is_pivot_a_turning_point_for_web_exploration.html)) (TED.com video — Feb./Mar. 2010).
- [17] 窪田 幸, 小池英樹, 安村通晃: Image Depot: パケットキャプチャによる画像の収集と表示手法の研究, *Proc. WISS '09*, pp.167-168 (2009).
- [18] Kullberg, R.L.: Dynamic Timelines: Visualizing the History of Photography, *Proc. CHI '96*, pp.386-387 (1996).
- [19] van Leuken, R.H., Garcia, L., Olivares, X. and van Zwol, R.: Visual Diversification of Image Search Results, *Proc. WWW '09*, pp.341-350 (2009).
- [20] Jing, Y. and Baluja, S.: Pagerank for Product Image Search, *Proc. WWW '08*, pp.307-316 (2008).
- [21] Kennedy, L. and Naaman, M.: Generating Diverse and Representative Image Search Results for Landmarks, *Proc. WWW '08*, pp.297-306 (2008).
- [22] Mizuno, K., Wu, H.-Y. and Takahashi, S.: Manipulating Bilevel Feature Space for Category-Aware Image Exploration, *Proc. PVis '14*, pp.217-224 (2014).
- [23] Crandall, D., Backstrom, L., Huttenlocher, D. and Kleinberg, J.: Mapping the World's Photos, *Proc. WWW '09*, pp.761-770 (2009).
- [24] Luo, H., Fan, J., Yang, J., Ribarsky, W. and Satoh, S.: Analyzing Large-Scale News Video Databases to Support Knowledge Visualization and Intuitive Retrieval, *IEEE VAST*, pp.107-114 (2007).
- [25] 伊藤正彦, 豊田正史, 喜連川優: 構造を持つ時系列情報に関する3次元可視化フレームワーク, 第19回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS2011), pp.42-47 (2011).
- [26] Okada, Y. and Tanaka, Y.: IntelligentBox: A Constructive Visual Software Development System for Interactive 3D Graphic Applications, *Proc. CA 1995*, pp.114-125 (1995).
- [27] 長崎 祥, 田中 譲: シンセティック・メディアシステム: IntelligentPad, コンピュータソフトウェア, Vol.11, No.1, pp.36-48 (1994).
- [28] Inselberg, A.: The plane with parallel coordinates, *The Visual Computer*, Vol.1, No.2, pp.69-91 (1985).
- [29] Shneiderman, B.: Dynamic Queries for Visual Information Seeking, *IEEE Software*, Vol.11, No.6, pp.70-77 (1994).
- [30] Itoh, M., Yoshinaga, N., Toyoda, M. and Kitsuregawa, M.: Analysis and Visualization of Temporal Changes in Bloggers' Activities and Interests, *Proc. PVis '12*, pp.57-64 (2012).
- [31] 上條哲也, 豊田正史: 社会分析を目的としたCGM画像クラスタリング手法に関する一検討, 第3回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2011) (2011).
- [32] Lowe, D.G.: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *Int. J. Comput. Vision*, Vol.60, No.2, pp.91-110 (2004).
- [33] Uno, T.: Multi-sorting Algorithm for Finding Pairs of Similar Short Substrings from Large-scale String Data, *Knowl. Inf. Syst.*, Vol.25, No.2, pp.229-251 (2010).
- [34] Javed Aslam, K.P. and Rus, D.: The Star Clustering Algorithm, *Journal of Graph Algorithms and Applications*, Vol.8, No.1, pp.95-129 (2004).
- [35] Zhu, C.-Z. and Satoh, S.: Large Vocabulary Quantization for Searching Instances from Videos, *Proc. ICMR '12*, pp.52:1-52:8 (2012).
- [36] Lebeda, K., Matas, J. and Chum, O.: Fixing the Locally Optimized RANSAC, *British Machine Vision Conference, BMVC 2012*, pp.1-11 (2012).



伊藤 正彦 (正会員)

2007年北海道大学大学院情報科学研究科博士後期課程修了。博士(情報科学)。同年同大学院博士研究員。2009年東京大学生産技術研究所助教を経て、現在、同大学特任准教授、および、NICT主任研究員。情報可視化、ユーザインタフェースの研究に従事。IEEE CS, 日本データベース学会, 芸術科学会各会員。



豊田 正史 (正会員)

1999年東京工業大学大学院情報理工学研究科博士後期課程修了。博士(理学)。同年科学技術振興事業団計算科学技術研究員。2001年東京大学生産技術研究所学術研究支援員, 同大学同研究所産学官連携研究員, 同大学生産技術研究所特任助教授, 助教授を経て現在, 同大学生産技術研究所准教授。ウェブマイニング, ユーザインタフェース, ビジュアルプログラミングに興味を持つ。ACM, IEEE CS, 日本ソフトウェア科学会各会員。



喜連川 優 (フェロー)

1983年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了, 工学博士。同年同大学生産技術研究所講師。現在, 同教授。2003年同所戦略情報融合国際研究センター長。2010年東京大学地球観測データ統合連携研究機構長, 2013年国立情報学研究所所長。データベース工学, 並列処理, Webマイニングに関する研究に従事。2009年ACM SIGMOD Edgar F. Codd Innovations Award, 2011年情報処理学会功績賞受賞, 2013年紫綬褒章受章。2013年情報処理学会会長。電子情報通信学会, ACM, IEEE各フェロー。

(担当編集委員 小西 修)