

国際ニュース記事データを対象とした 情報源別認識抽出と紛争・テロ事象の多元的分析・可視化

宮本 雄登[†] 佐々木 史織[‡]

[†] 武蔵野大学データサイエンス学部 〒135-8181 東京都江東区有明 3-3-3

E-mail: [†] s1922035@stu.musahsino-u.ac.jp, [‡] ssasaki@musashino-u.ac.jp

あらまし 本研究では、複雑化する国際紛争・テロ事象に関する国際ニュース記事メディアデータを対象として、関係国・組織間の事象に対する解釈の違いを「認識」の違いとして抽出し、情報源別の対事象認識に応じた国際紛争のダイナミズムを 5D World Map System を用いて多次的に分析・可視化する。具体的には、国際紛争・テロ事象に関する情報源別国際ニュース記事データ（テキスト・画像）を対象として、1) 文書処理（TFIDF）による頻出単語抽出とベクトル化、2) 文書からの時空間メタデータ抽出、3) 文書間類似度計量、クラスタリング、4) 計量結果メタデータ集合からの情報源別「認識」の抽出、5) 情報源別「認識」による検索、6) 時空間メタデータ抽出と時系列地図上における「認識」の可視化を行う。本稿では、シリア内戦に関する CNN と Sputnik のニュース記事を対象として、事象に対する米ロの解釈の違いを認識の違いとして抽出・可視化する実験結果を示す。

キーワード 国際情勢, 国際関係, 紛争, 地図, テキスト処理, テキストマイニング, 時空間, メディア

1. はじめに

現代のグローバル社会における国際紛争や国際テロ事象は、世界中の人々の日常にまで影響を与える脅威となっているにも関わらず、複数のグローバル・アクター/プレイヤーの利害が複雑に絡み合って進行しているため、一部の専門家/ウォッチャー以外の人間にはその現状の把握と理解が難しい。

例えば 2011 年に戦闘が始まり、今でもなお戦火が衰えることのないシリア内戦に目をむけると、大局的には政府側と反政府側の存在を確認できるものの、体制派・反体制派の交戦勢力は総勢 20 勢力ほどに及ぶ。さらに、反体制派の中でも「アル＝ヌスラ戦線（Nusra Front Line）」「IS」「自由シリア軍」「タウヒード旅団」「SDF（シリア民主軍）」など、明確な境界線を持たずに構成員に重なりがある複数勢力間での対立が存在することが分かる。

シリア周辺地域への大国の関与としては、基本的にアメリカ合衆国は反体制派、ロシア連邦は政府側への支援を行っており、双方とも空爆・武器提供・基地展開を行っていることが指摘される。

国際ニュース報道についても、これに対応する形で米ロ双方の情報源に報道内容の違いがあるように見える。基本的にアメリカは反体制派を支持し政府側の動きを批判的に、ロシア側は政府側を支持し反体制派の動きを批判的に報道する傾向が見られる。例えば、アメリカ側のニュース記事はシリア本土に対する攻撃に関して主に政府側の攻撃による死傷者数について報道する一方、ロシア側の記事は反体制側の攻撃による政府側の死者数を報道する。

一方で、同地域で活動をしている IS（「イスラム国」、

「ダーイシュ」などとも表現される）については、米ロ双方のメディアで共通の敵のように表現されることが多く、どちらのメディアでも IS の残虐さや盛衰を報道しているという共通点が見受けられる。

そこで本研究では、複雑化する国際紛争・テロ事象に関する国際ニュース記事メディアデータを対象として、情報源別の事象に対する認識に応じた国際紛争のダイナミズムと関係国・組織間の認識の違いを多次的に分析・可視化するシステムを実現することにより、国際紛争や国際テロ事象に対する現状把握と多角的な理解の支援・促進を目指す。特に、大国アメリカとロシアのそれぞれの事象に関する認識・態度・見解・論点の違いに着目し、中東地域で勢力を維持しようとしている両国のニュースメディアを対象として、紛争・テロ事象に対する解釈の違いを「認識」として抽出し、多元的に分析・可視化する実現方法を提案する。

本方式は、政府側・反政府側・多国籍軍の利害が絡み合い、複雑化している国際紛争・テロ事象について、大国の関与と認識を視覚的に分類し、世界各国の基本的な立場を明らかにすることで、多くの人がこれら事象を理解するための体系的な手法の確立を目指す。

2. 先行研究

本研究における情報源別の認識の抽出プロセスには、「意味の数学モデル」[1]および意味的連想検索方式 [1][10]における「文脈」に基づく関連性計量の概念が適用されている。また、本研究における時空間分析・可視化プロセスには、5D World Map System[2][3][4]を用いる。

5D World Map System を用いた国際関係分析としては、国際紛争と武器貿易の関係を歴史的・地理的に分

析するシステムの構築[5][6]、中東の反体制運動の広がりやグローバル政治の関係を時空間的に分析・可視化した研究[7]がある。

本研究は、これらの先行研究の成果を踏まえ、特に国際紛争・テロ事象に焦点をあて、これらに関する国際ニュース記事データを対象とした情報源別の文脈を各国の対事象「認識」として抽出することにより、国際紛争のダイナミズムと関係国・組織間の認識の違いを分析する手法について実現する。

3. 基本アイデア

本研究では、複雑化する国際紛争・テロ事象に関するメディアデータを対象として、関係国・組織毎の事象に対する解釈・認識の違いを 5D World Map System を用いて多次元的に分析・可視化する。本研究の基本アイデアを図 1～図 3 に、全体の構成を図 4 に示す。

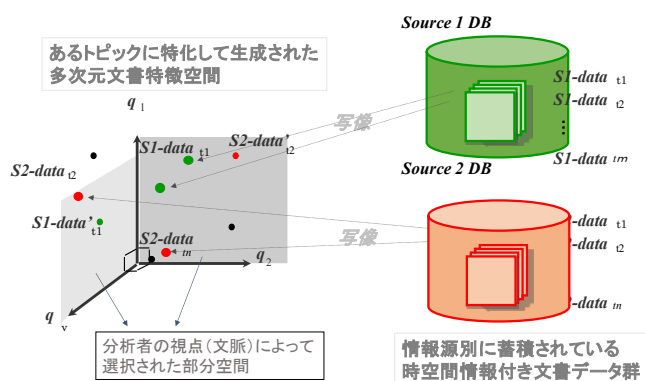


図 1 意味的連想検索方式[1]による「文脈」に応じたメディア間関連性計量と本研究の対象となる情報源別文書データ分析への適用

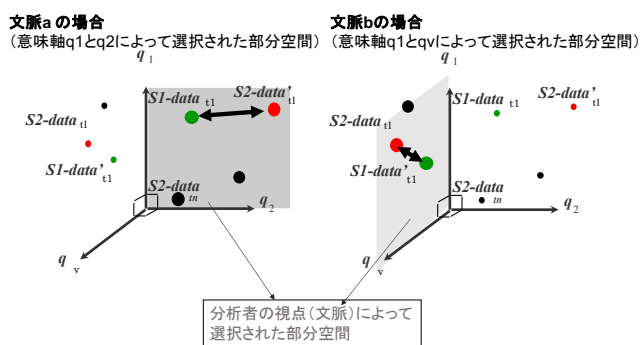


図 2 本研究に適用される意味的連想検索方式[1]による「文脈」に応じたメディア間関連性計量

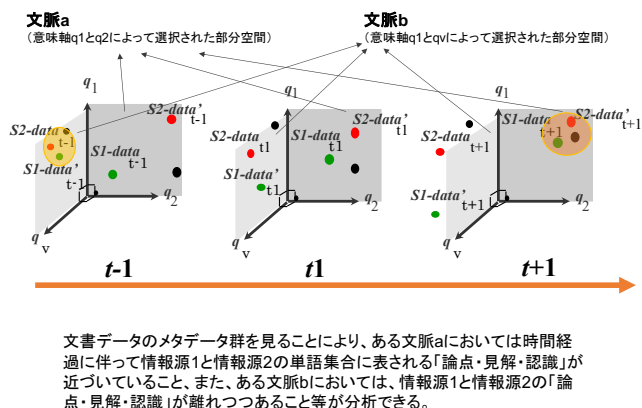


図 3 情報源別時空間情報付き文書データを対象とした「論点・見解・認識」変化の分析手法[2]

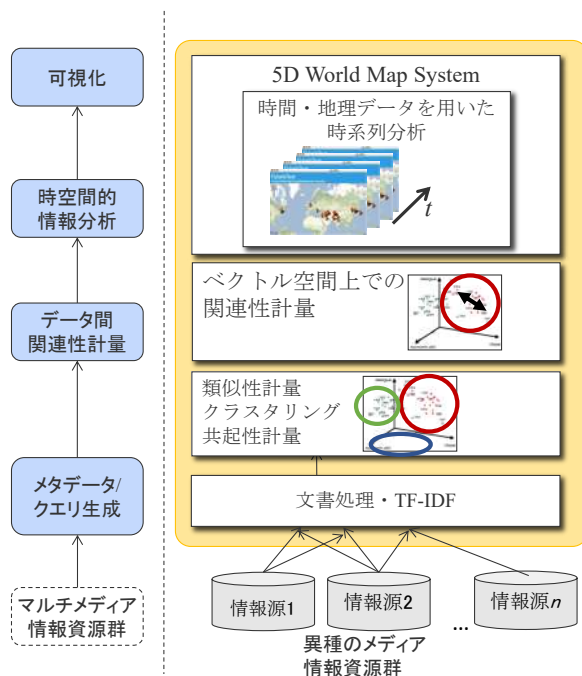


図 4 本研究で実現するシステム構成図

4. 実現方式

本研究では、複雑化する国際紛争・テロ事象に関するメディアデータを対象として、情報源別の対事象認識に応じた国際紛争のダイナミズムと関係国・組織間の認識の違いを 5D World Map System を用いて多次元的に分析・可視化する。具体的には、国際紛争・テロ事象に関する情報源別国際ニュース記事データ（テキスト・画像）を対象として、以下のステップによりプロトタイプを実現する。

STEP 0: 専門家知識に基づくドメイン設定

STEP 1: 文書処理 (TFIDF) による頻出単語抽出とベクトル化

STEP 2: 文書間類似度計量、クラスタリング

STEP 3: 計量結果メタデータ集合からの情報源別「認識」の抽出

STEP 4: 情報源別「認識」による検索

STEP 5: 文書からの時空間メタデータ抽出

STEP 6: 時空間メタデータによる動的検索・地図可視化

5. 実験

本研究の実現可能性を確認するため、以下の記事データを対象に、機能別の実験を行った。実験対象の情報源別国際ニュース記事として、CNN と Sputnik の記事を選択し、米ロの認識の違いが見られると想定されるシリア内戦に関して 95 件ずつ収集した。対象記事データの収集方法は以下のとおりである。

CNN[8]と Sputnik[9]の Web サイト内に設置されている検索機能を用いて、シリア内戦の関連記事を「シリア」「戦闘」の二つの検索語を用いて検索し、記事検索結果の上位 95 件ずつを抽出した。この際リンク集を外し、記事のみ選択している。シリア内戦の記事は CNN では 2012 年から 2020 年の記事が、Sputnik では 2018 年から 2020 の記事が抽出された。なお、記事の始めに「CNN」や「スプートニク日本」など、と書かれている場合は削除し、記事内に Twitter からの引用が含まれている場合も、これを削除して実験を行った。

5.1 実験 1：文書処理

収集された国際ニュース記事文書の傾向・特徴を、単語の出現頻度（文書メタデータ）として抽出し、ベクトル化する。ここでは TF*IDF を適用した。抽出された文書メタデータのうち、特徴的な例を表 1 に示す。

$$tf(w, d) = \log(1 + f(w, d))$$

$$idf(w, D) = \log\left(\frac{N}{f(w, D)}\right)$$

$$tfidf(w, d, D) = tf(w, d) * idf(w, D)$$

文書集合 D

文書 d_i

単語 w_i

文書数 N

表 1 TF*IDF により抽出した文書メタデータ例

記事 ID	頻出単語 (TFIDF 値つき)
CNN29	{0.23} 犯行, {0.22} 自爆, {0.16} 市場, {0.15} 南西, {0.12} ISIS, {0.12} 県, {0.10} 現地, ..., {0.07} ホワイトヘルメッツ
CNN32	{0.25} 子ども, {0.24} 市場, {0.18} タルリファール, {0.13} ホワイトヘルメッツ,

	{0.12} 団体
CNN74	{0.38} ラッカ, {0.19} SDF, {0.19} 式典, {0.17} ISIS, {0.17} 解放
CNN73	{0.26} SDF, {0.26} 奪還, {0.24} ダム, {0.22} ラッカ, {0.22} タブカ
Sputnik62	{0.28} 収容, {0.27} ダーイシュ, {0.26} 逃亡, {0.19} トルコ, {0.18} クルド
Sputnik66	{0.31} IS, {0.26} パルミラ, {0.24} ダーイシュ, {0.17} 近郊, {0.14} エス・スフナ
Sputnik93	{0.26} アレッポ, {0.22} 塩素, {0.18} 攻撃, {0.17} テロリスト, {0.13} SANA
Sputnik40	{0.29} 県, {0.25} アレッポ, {0.21} サラーキブ, {0.19} 政府, {0.15} 拠点

5.2 実験 2：文書間類似度計量とクラスタリング

TF*IDF によって算出された文書メタデータをベクトル化し、コサイン類似度により文書ベクトル間の類似度を計量した。計算結果例を図 5、図 6 に示す。

$$\cos(\vec{c}, \vec{a}) = \frac{\vec{c} \cdot \vec{a}}{|\vec{c}| |\vec{a}|}$$

入力文書 c

対象文書 a

文書ID	類似度	文書ID	類似度
CNN29	1.000	CNN74	1.000
CNN10	0.625	CNN73	0.538
CNN89	0.612	CNN28	0.506
CNN76	0.587	CNN26	0.497
CNN42	0.585	CNN46	0.473
CNN52	0.574	CNN72	0.448
CNN32	0.572	CNN58	0.432
CNN75	0.571	CNN8	0.425
CNN48	0.568	CNN40	0.423
CNN82	0.567	CNN49	0.423
CNN16	0.559	CNN31	0.422
CNN43	0.540	CNN34	0.422
CNN79	0.540	CNN14	0.421
Sputnik31	0.539	CNN9	0.419
Sputnik35	0.534	CNN33	0.419
Sputnik88	0.526	CNN3	0.417
Sputnik27	0.523	CNN11	0.409
Sputnik28	0.523	CNN44	0.404
CNN3	0.519	CNN45	0.403
CNN40	0.515	CNN43	0.400

図 5 文書間類似度計量結果例 (CNN29, CNN74 を入力とした例)

文書ID	類似度
Sputnik66	1.000
Sputnik70	0.566
Sputnik44	0.466
Sputnik46	0.420
CNN29	0.381
CNN34	0.376
Sputnik62	0.376
CNN62	0.373
Sputnik59	0.368
Sputnik88	0.365
Sputnik35	0.364
CNN81	0.358
Sputnik25	0.355
CNN65	0.353
CNN20	0.352
CNN43	0.350
CNN10	0.347
Sputnik58	0.347
CNN3	0.346
Sputnik31	0.346

図 6 文書間類似度計量結果例（Spunik66, Sputnik40
を入力とした例）

文書間類似度計量結果のうち、実験 1 において抽出された文書メタデータのうち特徴的な単語を含む文書を入力とした結果（図 5、図 6）を見ると、同じ情報源の記事が上位にランクされる傾向にあることが判るが、入力とする文書の扱うトピックによっては必ずしもその傾向が当てはまるわけではないことも判る。具体的には、CNN 記事を入力とした場合は CNN 記事が多く上位にランクされるが、Sputnik を入力とした場合は上位ランキングに CNN 記事が混在していることが多かった。これは、CNN 記事内容には特定の単語表現や内容（戦況・戦果など）が多く含まれているためと推測される。

例えば、CNN 記事には「ホワイトヘルメッツ」、Sputnik では「ダーイシュ」などそれぞれにしか見られない単語表現が存在する。また CNN、Sputnik 双方に「Su」「Su」「スホーイ」「スホイ」という同一メーカーによって製造された戦闘機を指す単語が出現するが、CNN ではこの戦闘機による領空侵犯を伝える内容が、Sputnik ではこの攻撃による成果を称賛するような内容が記述されているなど、双方の認識・態度の違いも見られたため、単語集合のみでなく、より詳細な内容分析（センチメント分析）などの必要性も感じられる。

次に、文書集合の概要を把握するためにクラスタリングを実行し、得られたクラスターからメタデータ集

合を「認識」として抽出した。ここでは k-means++ を適用した。クラスター数を 5 と 6 に設定した実行例を図 7、図 8 に示す。

文書 ID	[CNN1, CNN2, ..., CNN95, Sputnik1, Sputnik2, ..., Sputnik95]
クラスターラベル (0-4)	[4, 4, 4, 4, 4, 2, 4, 4, 4, 1, 3, 2, 3, 3, 3, 0, 2, 2, 3, 3, 2, 4, 0, 3, 3, 4, 3, 4, 4, 1, 3, 1, 3, 2, 0, 4, 4, 2, 2, 0, 4, 4, 4, 3, 4, 4, 4, 3, 4, 3, 4, 4, 4, 3, 4, 4, 4, 4, 3, 3, 4, 4, 2, 4, 4, 0, 3, 3, 4, 4, 4, 0, 2, 4, 4, 3, 3, 0, 2, 4, 4, 3, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 2, 1, 2, 4, 4, 4, 0, 0, 0, 2, 1, 3, 1, 4, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 4, 2, 1, 2, 1, 2, 4, 0, 0, 2, 1, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 2, 2, 4, 4, 4, 2, 1, 2, 4, 4, 4, 4, 2, 4, 4, 2, 4, 3, 4, 2, 3, 2, 0, 0, 4, 2, 2]

図 7 文書クラスタリング結果例（k-means++, クラスター数=5, 文書集合=CNN, Sputnik）

文書 ID	[CNN1, CNN2, ..., CNN95, Sputnik1, Sputnik2, ..., Sputnik95]
クラスターラベル (0-5)	[4, 1, 1, 3, 4, 2, 4, 3, 3, 3, 1, 2, 1, 1, 1, 5, 2, 1, 1, 1, 2, 3, 1, 1, 1, 1, 1, 3, 3, 3, 1, 3, 1, 1, 5, 4, 4, 2, 3, 1, 1, 3, 3, 1, 1, 3, 1, 3, 1, 1, 1, 3, 3, 4, 1, 4, 4, 1, 4, 4, 1, 1, 1, 1, 1, 4, 4, 4, 4, 1, 1, 1, 1, 1, 3, 5, 2, 3, 4, 1, 1, 5, 2, 4, 1, 1, 1, 4, 3, 1, 4, 4, 3, 1, 2, 0, 2, 4, 4, 4, 5, 5, 5, 5, 4, 1, 2, 4, 5, 5, 5, 2, 2, 2, 4, 5, 1, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 2, 5, 5, 5, 5, 2, 5, 5, 5, 4, 4, 5, 4, 5, 4, 4, 5, 5, 4, 5, 2, 5, 4, 1, 5, 1, 5, 5, 1, 1, 5, 5, 5, 4, 1, 4, 4, 4, 4, 4, 0, 4, 3, 3, 4, 4, 4, 4, 3, 3, 4, 4, 4, 1, 4, 5, 5, 4, 4, 4]

図 8 文書クラスタリング結果例（k-means++, クラスター数=6, 文書集合=CNN, Sputnik）

図 7 からは、クラスター数を 5 に設定した場合、全体として CNN の記事は C4 に、Sputnik の記事は C0 に分類されていることが判る。また図 8 からは、クラスター数を 6 に設定した場合、CNN の記事は C1 に、Sputnik の記事は C4, C5 に分類される傾向にあることが判る。

5.3 計量結果メタデータ集合からの情報源別対事象「認識」の抽出

5.2 において実行したクラスタリングの結果から、各クラスターに含まれる頻出単語（文書メタデータ）を「認識」として抽出した。クラスター数=6、閾値 0.2 以上に設定しクラスター内に 3 件以上見られたものを抽出した（C0 はクラスター内の記事が少ないため、この限りではない）結果例を表 2 に示す。

表 2 各クラスターから「認識」として抽出したメタデータ集合例

クラスターラベル (0-5)	認識 (文書メタデータ集合)
C0	地雷, 爆発, 児童, 負傷, 犠牲
C1	米, トランプ, 撤収, ISIS, 化学, 有志
C2	イスラエル
C3	ISIS, SDF
C4	I S, Su
C5	トルコ, 大統領

表 2 に示されるクラスター数=6 の場合の結果としては、C0 は Sputnik の記事で構成されており、「児童」が共通して、「地雷」「爆発」、「負傷」「犠牲」という似た意味をもつ語が含まれていた。C1 には CNN が多く含まれ、「米」や「トランプ」といった同じようなアメリカを意味するメタデータを含む記事が多くみられる他、アメリカ軍のシリア撤収に触れているためか「撤収」やアメリカ率いる有志連合の内容を含むためか「有志」といったアメリカに関するメタデータも含まれている。C2 は CNN, Sputnik どちらも半数を占めており、全ての文章に「イスラエル」といったメタデータが含まれる。C3 には CNN が多くを占め、ISIS の活動に注視した記事が見られた。C4 では CNN が約 4 割、Sputnik が約 6 割という配分になっており、「IS」と言ったイスラム国を示す語が多く見受けられた。なお同じイスラム国を示す「ダーイシュ」という語句を含めるとその数はさらに多くなる。また「Su」「S u」「スホイ」という同一メーカーによって製造された戦闘機を指す単語も見られた。C5 では Sputnik の記事が約 9 割を占めており、シリアと国境を共にする「トルコ」に関する記事で構成されていた。

5.4 時空間情報抽出

各ニュース記事の Web ページ構造を解析し、発行日時を時間メタデータとして抽出した。また、各ニュース記事の TF*IDF 処理を行った結果の文書メタデータと地理データベース（国・都市・地域名のリスト）とのパターンマッチングにより、国・都市・地域名を空間メタデータとして抽出した。これらの時空間メタデータは 5D World Map System において Timestamp と Geocode に変換される。抽出された時空間メタデータ例を表 3 に示す。

表 3 文書より抽出した時空間メタデータ例

記事 ID	時間メタデータ (日付)	空間メタデータ (国・都市・地域)
CNN29	2020/01/16	シリア イドリブ
CNN32	2019/12/04	シリア イドリブ

CNN74	2017/10/21	シリア ラッカ
CNN73	2017/05/11	シリア
Sputnik62	2019/10/14	シリア
Sputnik66	2020/10/04	シリア パルミラ
Sputnik93	2018/11/25	シリア アレッポ
Sputnik40	2020/02/06	シリア イドリブ

5.5 「認識」と時空間メタデータによる動的検索と 5DWorld Map System による時空間可視化

5.5.1 「認識」およびクラスターラベルによる検索

5.3 において抽出した対事象認識と 5.4 において抽出した時空間メタデータを用いて対象記事データ（テキスト・画像）を 5D World Map System にマッピングし、認識による検索と情報源タグの選択により「情報源別認識」を行った。実行結果例を図 9～図 16 に示す。



図 9 「認識」を用いた文書検索・5DWMS 可視化結果（情報源別なし、認識「撤退、撤収、米」=C1, 2012 - 2020）



図 10 情報源別認識を用いた文書検索・可視化結果（CNN, 認識「撤退、撤収、米」=C1, 2012 - 2020）



図 11 情報源別認識を用いた文書検索・可視化結果 (Sputnik, 認識「撤退, 撤収, 米」=C1, 2012 - 2020)



図 14 情報源別認識を用いた文書検索・可視化結果 (Sputnik, 認識「イスラエル, ギラン高原, 空爆」=C2, 2012 - 2020)



図 12 認識を用いた文書検索・可視化結果 (情報源別なし, 認識「イスラエル, ギラン高原, 空爆」=C2, 2012 - 2020)



図 15 情報源別認識を用いた文書検索・可視化結果 (CNN, 認識「ISIS, SDF」=C3, 2012 - 2020)



図 13 情報源別認識を用いた文書検索・可視化結果 (CNN, 認識「イスラエル, ギラン高原, 空爆」=C2, 2012 - 2020)

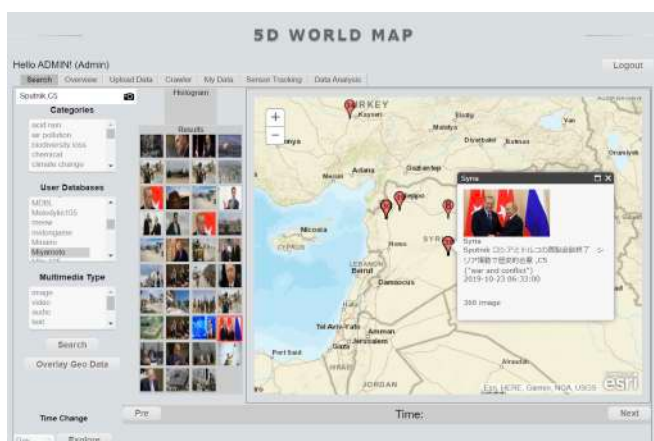


図 16 情報源別認識を用いた文書検索・可視化結果 (Sputnik, 認識「トルコ」=C5, 2012 - 2020)

5.5.2 時間軸による分析・可視化



図 17 時間軸を用いたニュース記事地理的分布の可視化（2017）

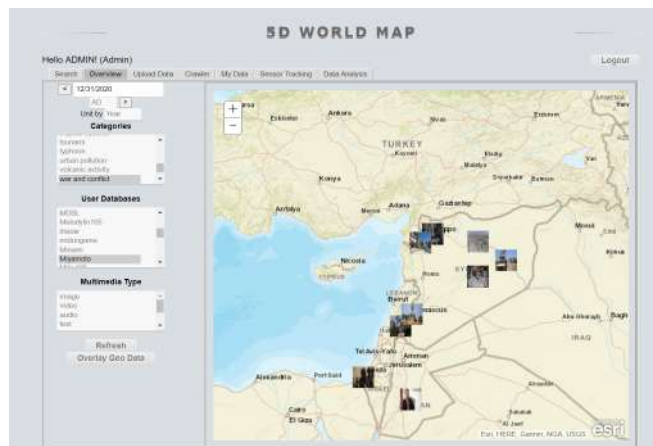


図 20 時間軸を用いたニュース記事地理的分布の可視化（2020）



図 18 時間軸を用いたニュース記事地理的分布の可視化（2018）



図 19 時間軸を用いたニュース記事地理的分布の可視化（2019）

図 17～図 19 により、2017 年～2018 年には、文書中で言及される国・地域はシリアとイスラエル周辺が中心であったのに対し、2019 年～2020 年にかけては、イラク、トルコ、ヨルダン、レバノンの方まで地理的な広がりをみせる傾向がみられた。

6. 考察

今回の実験では、アメリカ側は反政府側を支持しており、ロシア側は政府側を支持しているため、各国メディアのニュース報道内容についてのクラスタリング結果についても、紛争・テロに関して政府側支持・反体制側支持の認識の違いが反映されるという仮説に基づいて実験を行った。しかし、実際には、「トルコ」や「イスラエル」が 1 つの文書クラスターを形成していることから、トルコやシリアといった国が地域の国際関係における主要プレイヤーとして考えられることを推測することができた。また、ニュース記事内で言及された国・地域・都市の情報を元に地図上へのマッピングを行った結果、事象の地理的分布の時系列変化を見ることが出来、事象の時間的・空間的広がりについて新たな発見をすることが出来た。

7. 結論と今後の展望

本稿では、複雑化する国際紛争・テロ事象に関する国際ニュース記事メディアデータを対象として、情報源別の対事象認識に応じた国際紛争のダイナミズムと関係国・組織間の認識の違いを 5D World Map System を用いて多次元的に分析・可視化する実現方法について述べた。また、シリア内戦に関する CNN と Sputnik のニュース記事を対象として、事象に対する米露の解釈の違いを情報源別「認識」の違いとして抽出し、検索・分析・可視化する実験結果を示した。

今後は、文書処理におけるストップワードの精査、対象文書集合の拡充、専門家知識による知識ベースとの連携により、解析精度を高め、有効性と有用性に関する定量的実証実験を行う。

参 考 文 献

- [1] Kiyoki, Y. Kitagawa, T. and Hayama, T. (1994) "A metadatabase system for semantic image search by a mathematical model of meaning", ACM SIGMOD Record , vol. 23, no. 4, 1994, pp.34-41.
- [2] Sasaki, S., Kiyoki Y. and Akutsu, H., "An application of Semantic Information Retrieval System for International Relations," Proceedings of the 2007 conference on Information Modelling and Knowledge Bases XVIII, June 2007, Pages 62-79.
- [3] Sasaki, S., Takahashi, Y. and Kiyoki, Y., "The 4D World Map System with Semantic and Spatio-temporal Analyzers," Information Modelling and Knowledge Bases, Vol. XXI, IOS Press, pp. 1 - 18, May 2010.
- [4] Sasaki, S. and Kiyoki, Y., "Real-time Sensing, Processing and Actuation Functions of 5D World Map System: A Collaborative Knowledge Sharing System for Environmental Analysis" Information Modelling and Knowledge Bases, Vol. XXVIII, IOS Press, pp. 220-239, May 2016.
- [5] 藤岡華子, 佐々木 史織, 清木康: 4D 世界地図を対象とした国際貿易取引情報可視化システムの実現, 第4回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2012), 8 pages, 2012 年 3 月 3 日-5 日.
- [6] Fujioka, H., Sasaki, S., and Kiyoki, Y., "An Analytical Visualization System of Historical, Geographical and International Trading Information for 5D World Map," Knowledge Creation & Intelligent Computing 2013, South Bali, Indonesia, pp.51-58, March 2013.
- [7] Amane KOBAYASHI, Shiori SASAKI, Yasushi KIYOKI, An Analytical Visualization of Global Political Effects with 5D World Map System: Cases of Anti-governmental Movement to Regional Upheaval in the Middle East, The Third Indonesian-Japanese Conference on Knowledge Creation and Intelligent Computing (KCIC) 2014, Malang, Indonesia, accepted 8 pages, March 25-26, 2014.
- [8] <https://www.cnn.co.jp/>
- [9] <https://jp.sputniknews.com/>
- [10] 吉田尚史, 岡子泰三, 清木康, 北川高嗣, ドキュメントデータ群を対象とした文脈依存動的クラスタリングおよび意味的データマイニング, 情報処理学会論文誌 41 (SIG 1) 127-139 2000 年 02 月.
- [11] 安武塔馬 (2018) シリア内戦. あっぷる出版社