

トピックモデルを用いた リビングラボでのワークショップにおける テーマ変遷の可視化に向けた研究

久保田 圭悟¹・北詰 恵一²

¹ 非会員 関西大学大学院 理工学研究科 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail: k395599@kansai-u.ac.jp

² 正会員 関西大学 環境都市工学部 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail: kitazume@kansai-u.ac.jp

複数のステークホルダーによる共創活動を通して新たな価値を生み出すリビングラボが注目を集めている。しかし、議論を価値創造に効果的に導くファシリテーターの育成が困難だという課題がある。そこで本研究は、多くのファシリテーターがトピック変遷を容易に追うことができるツールを開発した。このツールは、トピックモデルによるクラスタリングを行う前に一定の処理を行うことで、その結果の可読性を向上させ、トピック変遷を客観的に把握することを容易にした。さらに、そのトピック変遷を、第三者による定性分析に基づくものと比較評価することで、現状の課題を明らかにした。最後に、本研究は、実際のワークショップでの利用に向けた課題の解決方法に関して、展望を示した。

Key Words: *Living Lab, topic model, stopwords, workshop, facilitation*

1. 序論

(1) リビングラボについて

企業が新しい商品やサービスを開発したり、行政が新しい政策を導入する時に、消費者や市民を巻き込み、生活の場を実証フィールドにして潜在ニーズを引き出すオープンイノベーションシステムとして Living Lab (以下 LL) が注目されている。LL には、プロジェクト初期段階から消費者や市民が議論に参加するという点に大きな特徴がある。ヨーロッパでは、ENoLL (European Network of Living Labs)¹⁾ という国際的なネットワークも存在し、欧州を中心に発展している。日本でもそれを実践しようという動きがみられ、国内での発展に伴い、日本における LL ネットワーク構築の動きもみられている²⁾。しかし、日本での LL には、さらに活発な活動が期待されることから、国内での成功事例の蓄積が求められる³⁾。

(2) 背景と目的

LL では、多様なステークホルダーが集まり、ワークショップ (以下 WS) を通して議論を深め、価値創造を試みるケースが多い。つまり、WS の議論展開が、価値創造を生み出すか否かを左右する大きな要因ともいえる。通常、WS の議論展開をコントロールする役割としてファシリテーターの存在が挙げられる。しかし、ファシリテーションという行為は非常に高いスキルを必要とし、WS 実践者としてのファシリテーター育成は困難である

という背景がある⁴⁾。そのため、「LL の WS において、価値創造を効果的に生み出すファシリテーション」を示す必要があり、そのためのファシリテーションのツール開発が求められている。これまで、ツール開発に関しては、トピックモデルという手法を用いて議論中のテーマ変遷可視化を行った研究⁵⁾などが見受けられたが、精度 (可読性) 向上の方法に関して具体的に述べられているものは見受けられない。そこで、本研究では、定性分析の示すテーマ変遷を目指すことで、トピックモデルを用いたテーマ変遷の精度向上に向けた方法を明らかにすることを目的とする。

2. 既存研究の整理

(1) 議論内容の客観的把握に関する研究

議論内容の客観的把握を試みた研究には、tf-idf を用いて議論の内容を数値化し、自己組織化マップ (SOM, Self Organizing Maps) によってその可視化を試みた研究⁶⁾や、本研究で用いるトピックモデルを討議録に適用した研究⁷⁾などがある。これらの研究は、テキストを計量的に分析し、可視化した結果から考察を行っている。そのため、議論内容の客観的把握を目的とした分析においては、可視化した分析結果の可読性が重要だといえる。本研究では、トピックモデルによって単語のクラスタリングを行うため、可読性という言葉を、「その単語が文脈の中でどのような意味づけなのかが容易に理解できる」

という意味の言葉と捉えて研究を行う。

(2) トピックモデルの概要

トピックモデルは、分析対象としている文書データ集合から、各文書におけるトピック分布と各トピックの単語分布を推定することで文書データを要約できる手法として提案された。本研究のような WS の議事録に対する分析においても多様な活用実績があることから、本研究においても有効であると判断し用いることとした。図 2-1 に文書集合の生成例⁷⁾を示す。(本研究では、WS 中の各発言を文書単位としていることから発言 d と文書 d は同義である。) トピックモデルには文書ごとにトピック分布 $\theta_d = (\theta_{d1}, \dots, \theta_{dk})$ がある。ここで、 $\theta_{dk} = p(k|\theta_d)$ は文書 d の単語にトピック k が割り当てられる確率で、 $\theta_{dk} \geq 0, \sum_{k=1}^K \theta_{dk} = 1$ を満たす。そして、トピック分布 θ_d に従って文書 d のそれぞれの単語にトピック z_{dn} (z_{dn} は文書 d における n 番目の単語に割り当てられたトピック) が割り当てられ、割り当てられたトピックの単語分布 $\phi_{z_{dn}}$ に従って単語が生成される。 $\Phi_k = (\phi_{k1}, \dots, \phi_{kv})$ はトピック k の単語分布を表し、 $\phi_{kv} = p(k|\Phi_k)$ はトピック k で語彙 v が生成される確率で、 $\phi_{kv} \geq 0, \sum_{v=1}^V \phi_{kv} = 1$ を満たす。トピックモデルでは、同じ文書中に出現している単語でも異なるトピックモデルが割り当てられるため、1 つの文書が複数のトピックを持つことができる。このことから、トピックモデルは文書を柔軟に要約できるという特徴があるといえる。

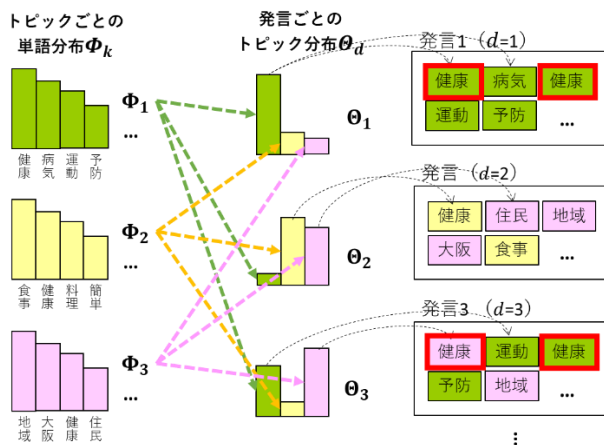


図 2-1 文書集合の生成例

(3) トピックモデルの精度向上方法

多くの既存研究で、トピックモデルによるクラスタリング結果の精度向上が試みられている。トピックモデルによるクラスタリングを行う際には、事前にテキストデータから任意の単語を削除するなどのデータの前処理を行う。この削除すべき単語をストップワードといい、

リスト化されたストップワードをストップワードリスト (以下 Stopwords) という。また、トピックモデルはテキストデータをクラスタリングする前に、いくつかのクラスターに分割するか (以下、トピック数) を設定する。本研究では、モデルの予測性能を評価する Perplexity (以下 PP)⁸⁾ や抽出されたトピックの品質を評価する Coherence (以下 CH)⁹⁾ といった指標を判断材料にしてトピック数を決定する。

3. 研究の方法

(1) 研究の流れ

議論内容の客観的把握を目的とした定量分析の結果は実際のテキストとの差異を分析者の主観で評価していることから、恣意性・再現性に課題がある。そこで、「人間が認知するテーマ変遷が正しい」という前提で定性分析を行う。そして、トピックモデルに基づいた定量分析によるテーマ変遷と第三者による定性分析に基づくテーマ変遷を比較し、定量分析によるテーマ変遷の可視化における現状の課題を探る。

(2) 分析対象の WS

本研究では、2021 年に行われた関西大学リビングラゴで行われた共創カフェの議事録を分析対象とする。共創カフェには産官学民の様々なステークホルダーが参加しており、講義後の意見交換によって価値創造を生み出すことを意図して開催された。本研究では、2021 年に開催された共創カフェのうち、9 月 21 日、10 月 25 日、11 月 22 日の計 3 回分の議事録を分析データとして用いる。いずれの共創カフェも Zoom を用いたオンライン形式で開催された。冒頭に講師役の方からテーマに沿った講演が行われ、その後、ファシリテーターがマネジメントしてステークホルダー間で講演内容に対して質問や意見を述べてもらう形で進行した。なお、以下では、2021 年 9 月 21 日実施分のテキストデータをデータ 1、2021 年 10 月 25 日実施分をデータ 2、2021 年 11 月 22 日実施分をデータ 3 と表記する。

4. トピックモデルを用いた定量分析

(1) 定量分析の流れ

定量分析の流れを図 4-1 に示す。本研究におけるテキスト分析はすべて Python (version 3.10.4) の実行環境で行う。形態素解析に関しては Mecab¹⁰⁾ を用いる。また、LDA の実装方法として genism (version 4.2.0) という自然言語処理の Python ライブラリを使用した。

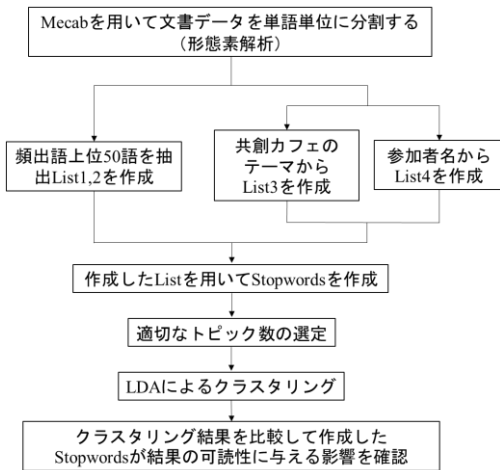


図 4-1 分析の流れ

(2) Stopwordsの作成

Stopwords に追加する単語は List1~4 を組み合わせて作成する。「分析のノイズになっている単語」を List1, 「場合によってはノイズにならない単語」を List2 とする。そして、「参加者名」を List3, 「タイトルの単語」を List4 とした。データ 1 の List を一部抜粋して表 4-1 に示す (List3 は参加者の名前であるため、ここでの明記は避ける)。そして、Stopwords は表 4-2 に示すように List を組み合わせて作成した。ここでは、List2, List4 を Stopwords に追加することで結果の可読性が向上することを確認することを意図して Stopwords1~4 を作成している。また、本分析では gensim を用いて PP, CH を算出し、python のライブラリである matplotlib で可視化を行った。トピック数は、PP, CH という二つの指標を用いて決定する。そして、可視化した PP, CH のグラフから、本分析においては、トピック数を 4 に設定してクラスタリングすることが望ましいと判断した。

表 4-1 データ 1 の List 一覧 (一部抜粋)

List	単語
List1	方, 何, 風, 的, 中, お話, 側, 方々, 一
List2	我々, 話, 人, 一つ, 私, 今, 形, 自分, 時, 上
List4	鉄道, 沿線, 価値, 向上, 健康, 街づくり, 事業, 開発

表 4-2 作成した Stopwords の一覧

Stopwords	追加した List
Stopwords1	List1+List2+List3
Stopwords2	List1+List3
Stopwords3	List1+List2+List3+List4
Stopwords4	List1+List3+List4

(3) トピックモデルのクラスタリング結果

Stopwords を用いていない状態でのクラスタリング結果を表 4-3 に示す。表 4-3 では、「風」, 「方」などの実際の文脈における意味を推測することが困難な単語が

多く、クラスターのラベリングが容易ではないことがわかる。Stopwords3 を用いた状態でのクラスタリング結果を表 4-4 に示す。表 4-4 では、Stopwords3 によって削除された単語に代わって、「アプリ」, 「介護」, 「スコア」, 「地域経済」といったより具体的な単語が出現しており、可読性の向上を確認できた。このような傾向は、Stopwords1~4 を用いたクラスタリング結果のうち、Stopwords3 において最も顕著であったことから、最も可読性が向上したのは Stopwords3 を用いたときであると結論づけた。なお、データ 2, データ 3, も同様の結果を得ることができた。

表 4-3 処理前のクラスタリング結果

クラスター-1		クラスター-2		クラスター-3		クラスター-4	
出現単語	出現確率	出現単語	出現確率	出現単語	出現確率	出現単語	出現確率
方	0.014	健康	0.021	我々	0.011	健康	0.014
話	0.014	何	0.014	健康	0.011	的	0.011
我々	0.013	人	0.014	活動	0.01	風	0.009
風	0.011	方	0.009	健康	0.009	医療	0.008
何	0.01	私	0.009	沿線	0.008	地域	0.008
健康	0.009	お話	0.008	方	0.007	中	0.008
医療	0.009	自治体	0.008	風	0.007	方	0.008
一つ	0.009	話	0.008	取り組み	0.007	一つ	0.008
人	0.008	中	0.007	西水	0.006	重要	0.007
今	0.008	取り組み	0.007	分野	0.006	病院	0.007

表 4-4 Stopwords3 を用いた際のクラスタリング結果

クラスター-1		クラスター-2		クラスター-3		クラスター-4	
出現単語	出現確率	出現単語	出現確率	出現単語	出現確率	出現単語	出現確率
健康	0.012	取り組み	0.008	行動	0.009	医療	0.014
課題	0.008	健康	0.007	目的	0.008	活動	0.008
コロナ	0.008	医療	0.007	効果	0.008	取り組み	0.007
地域	0.007	非常	0.007	医療	0.008	重要	0.007
ターゲット	0.007	活動	0.007	取り組み	0.007	評価	0.007
アプリ	0.007	スコア	0.007	コーヒー	0.007	地域経済	0.007
自治体	0.006	分野	0.006	参加	0.007	自治体	0.006
疾患	0.006	地域	0.006	私たち	0.007	研究	0.006
介護	0.006	重要	0.006	非常	0.006	層	0.006
取り組み	0.006	意味	0.006	親	0.006	観点	0.006

(4) 定量分析によって可視化されたテーマ変遷

クラスタリング結果に関して、各発言におけるトピックの出現割合を用いて作成したヒートマップを図 4-2 に示す。縦軸は#1~#8 の 8 クラスターに分類されたトピックを示している。横軸は時系列順に割り当てられた発言番号を示している。このテーマ変遷グラフの可視化によって、定性分析と比較することが可能となった。

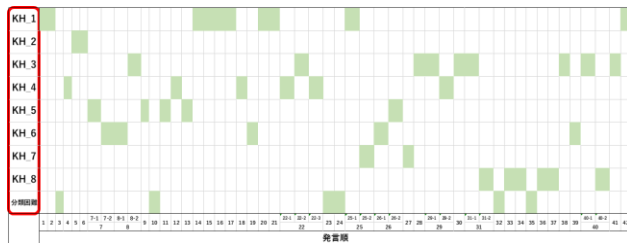


図 4-2 各トピックの出現確率を用いたヒートマップ

5. KJ クラスタリングを用いた定性分析

人間が認知している議論のテーマとその推移とは、議論中の発言がどのテーマに関する発言なのか、そしてそのテーマが議論の進行に伴ってどのように推移しているかを指す。人間が認知している議論のテーマ推移に関しては、WS で価値創造のワークとして用いられる、KJ 法が広く知られている。本研究では、KJ 法におけるグループ分けの手法（以降、KJ クラスタリング）を使ってクラスタリングを行った。データ 1~3 を用いて 5 名（ワークショップの実践者 1 名、学生 3 名、筆者）で KJ クラスタリングを行った結果のうち、データ 1 の結果の簡易版を表 5-1 に示す。また、赤枠の表側部分に関しての詳細は表 6-1 に示している。表 6-1 に示す結果が正しいテーマ変遷であるという前提で、定量分析の示すテーマ変遷グラフと比較を行う。

表 5-1 データ 1 を用いた KJ クラスタリングの結果（簡易版）



6. 定量分析と定性分析の比較

(1) 比較評価の流れ

ここでは、定量分析のテーマ変遷と定性分析のテーマ変遷を比較することで定量分析の精度評価を行う。本分析ではトピックモデルのクラスタリング結果を踏まえてクロス分析することができる KHcoder という自然言語処理のソフトウェアを用いた。また、表 6-1、6-2 に示す定量分析と定性分析のラベリング結果を踏まえて、類似しているクラスターを比較する。定性分析の示すテーマ変遷が正しいという前提で、定量分析が正しくテーマ変遷を再現できているかを評価する。

表 6-1 トピックモデルの結果に対して行ったラベリング

トピックモデルを用いたクラスタリング結果	
KH_1	医療と複数の地域産業の経済循環に関する評価と研究
KH_2	医療分野のデータを用いた個人の日常の健康状態に関して
KH_3	生活での課題解決に対するポイントと病院としての活動検討
KH_4	子供を持つ親世代の会社視点での疾患への関心と質問
KH_5	コーヒーを使った社会参加を目的とした行動目標と医療介護
KH_6	高齢医療の課題を目標・ターゲットにした自治体の取り組みと効果
KH_7	北摂地域（摂津・吹田）での街の公園に対するICT導入の意味
KH_8	駅での事例を用いたコロナの発症リスクのスコアと健康課題

表 6-2 KJ クラスタリングの結果に対して行ったラベリング

KJ法におけるグループ分けの手法を使ったクラスタリングの結果		
KJ_1	市民のための健康に向けた取り組み	産官学民の健康に向けた事例と展望
KJ_2		コーヒーを使った心と体の健康の話
KJ_3		健康データの活用手法
KJ_4		市民の健康リスクと対策の実状
KJ_5	健康による経済価値向上	健康と地域経済のシナジー
KJ_6		健康をからめた鉄道会社の価値向上
KJ_7	新しいインフラ制度の活用	
KJ_8	事例を踏まえたターゲティングの重要性	
分類困難		

(2) 比較評価の結果

比較結果に関して、KH_1 と KJ_5 の比較結果を例として取り上げる。図 6-1 にテーマ変遷の比較グラフを示す。KH_1 の示す結果に関して、発言 7,12 でテーマの出現を確認できた。一方で、KJ_5 の示す結果に関して、発言 7,9,11,13 でテーマの出現を確認できた。以上のことから、明確に定量分析と定性分析の結果で、同様の結果を示したものは発言 7 のみだった。定量分析と定性分析の結果が一致していなかった発言 12 は、企業が健康のための取り組みと経済発展の両立を目指して着手していることを述べている発言であり、「経済」、「産業」、「医療」という単語が出現している。これが定量分析のクラスタリング結果に大きく影響し、定性分析の結果との差異を生んでいると考えられる。

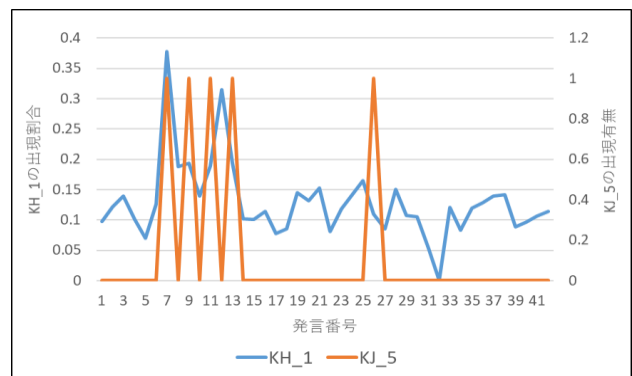


図 6-1 テーマ変遷グラフの比較

他の比較評価の結果を総合的にみるため、図 6-2 に示すものに分類した。①のパターンは定量分析の結果としては理想的な状態で、他の発言と比べて明確に大きな値をとっていることからテーマ変遷の確認が容易である。定量分析によってテーマに類する単語が各クラスターに適切に分類されている。②のパターンは、定量分析がテーマ変遷を正しく表現できていない状態である。クラスタリングされた単語の中に、議論中に広く出現している（頻出している）単語が存在し、誤って反応してしまっていることが原因として考えられる。③のパターンもテーマ変遷を正しく表現できていない。③では、テーマに沿った単語がクラスタリング結果に含まれておらず、反

応が弱くなってしまっている。④のパターンはテーマ変遷を正しく表現できており、当該テーマとの関係が弱い単語に反応せず、適切にテーマ変遷を表現できている。

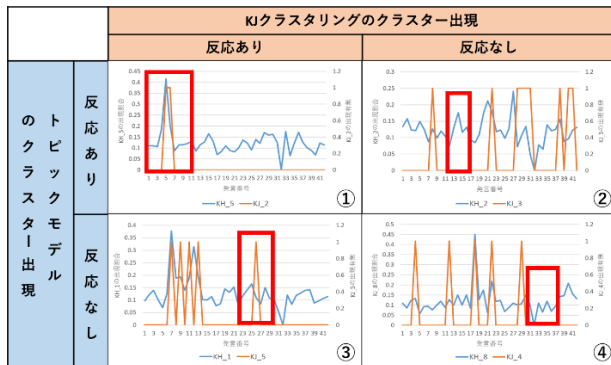


図 6-2 テーマ変遷の比較評価の結果

(3) 今後の展望

本研究を踏まえて、トピックモデルを用いたテーマ変遷の結果の精度向上に向けては以下の3点が挙げられる。

- 単語の固有の値 (tf-idf など) を考慮してトピックモデルのパラメータ推定を行う
- tf-idf が一定値を下回る単語をストップワードに追加してクラスタリングを行う
- 議論中の頻出語を適宜ストップワードに追加してクラスタリングを行う

7. まとめ

本研究では、トピックモデルを用いた際のクラスタリング結果に関して、可読性向上が見込まれる Stopwords

を示した。さらに、実際にトピックモデルを用いて議論のテーマ変遷を可視化し、その上で定性分析 (KJ クラスタリング) を用いた際のテーマ変遷と比較することで、より具体的な精度向上の方法を明らかにした。定量分析の示すテーマ変遷が定性分析の示すテーマ変遷と部分的な一致に留まっていることから、今後の研究としては、Stopwords やパラメータ推定の方法を改良することで精度向上を図ることが求められる。

参考文献

- 1) ENOLLHP <https://enoll.org/>
- 2) 地域創生 Co デザイン研究所 HP <https://codips.jp/our-stories/02/>
- 3) 赤坂文弥, 木村篤信: リビングラボの方法論的特徴の分析—日本におけるリビングラボ事例の調査を通じて—, 日本デザイン学会, 第 64 回春季研究発表大会, pp22-23, 2017.
- 4) 安齋勇樹, 青木翔子: ワークショップ実践者のファシリテーションにおける困難さの認識, 日本教育工学論文誌 42(3), pp231-242, 2018.
- 5) 塚井誠人, 椎野創介: 討議録に対するトピックモデルの適用, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.72, No.5, I_341-I_352, 2016.
- 6) 丸石浩一, 佐々木邦明: ワークショップにおける討議内容の数値化と視覚化の試み, 土木計画学研究・講演集, 38.119, 2008.
- 7) 岩田具治: 機械学習プロフェッショナルシリーズ トピックモデル, 講談社, pp55-59, 2015.
- 8) Teh, Y. W., Jordan, M. I., Beal, M. J. and Blei, D. M.: Hierarchical dirichlet processes, Journal of the American Statistical Association, 101, 1566–1581, 2006.
- 9) MIMNO, David, et al. Optimizing semantic coherence in topic models. In: Proceedings of the 2011 conference on empirical methods in natural language processing, pp. 262-272, 2011.
- 10) 形態素解析システム Mecab HP, <http://taku910.github.io/mecab/>

(Received March 06, 2023)

VISUALIZATION OF TOPIC TRANSITIONS IN A LIVING LAB WORKSHOP BY USING THE TOPIC MODEL

Keigo KUBOTA, Keichi KITAZUME

Living Labs, which create new value through co-creation activities by multiple stakeholders, are attracting attention. However, there is the issue of the difficulty of training facilitators who can effectively lead discussions to value creation. Therefore, this study developed a facilitation tool that allows many facilitators to easily track topic transitions in a workshop. This improves the readability of the results by performing certain processing before clustering by the topic model, and makes it easy to grasp the topic transition objectively. Furthermore, the tool compared the topic transition with that based on a qualitative analysis by non-participants of the workshop, and clarified the current issues. Finally, this study provides outlooks on how to solve the issues for use in actual workshops.