

トピックモデルを用いた リビングラボにおける価値創造の客観的把握

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

ユーザー参加型のオープンイノベーション手法としてリビングラボが注目を集めており、まちづくりにおいても政策立案の場面などで実践されている。リビングラボでは複数のステークホルダーによる共創活動（ワークショップなど）を通して新たな価値を生み出すことを目指しており、価値創造に繋がる議論へと導くファシリテーターの存在が重要視されている。そこで、ワークショップでのファシリテーションを容易にするツールなどが求められている背景がある。本研究では、リビングラボでのワークショップで議論された話題を客観的に把握するためにトピックモデルによって単語のクラスタリングを行った。また分析に用いるデータはワークショップ中の発言記録（テキストデータ）とし、分析前にデータの前処理を行った。前処理を行うことでトピックモデルによるクラスタリング結果の可読性が向上し、議論の話題および価値創造を客観的に把握することが容易になった。

Key Words: *Living Lab, Topic-model, Latent Dirichlet Allocation (LDA), Stopwords, Natural Language Processing*

1. 序論

(1) リビングラボについて

企業は、その時代の社会や人々のニーズにマッチした新しい製品やサービスの開発を行う必要があり、分野横断的なイノベーションの創造が求められている。このような背景から、注目を集めているのがオープンイノベーションであり、その中でも近年注目されている手法として Living Lab (以下 LL) という手法がある。LL とは、企業が新商品・サービスを開発する時に、研究機関や行政機関だけでなく、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であり、プロジェクト初期段階から市民が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ている。

(2) 背景と目的

ENoLL の例のように欧州を中心に発展している LL だが、日本でも実践しようという動きがみられており、鎌倉リビングラボ²⁾、松本ヘルスラボ³⁾、Wise Living Lab⁴⁾な

ど、行政が中心となっている LL が存在している。またその一方で、フューチャー・リビング・ラボ (日立製作所)⁵⁾、Future Care Lab in Japan (SOMPO ホールディングスグループ)⁶⁾ など、民間企業主導の LL も見られるようになった。さらに、このような国内の LL 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る⁷⁾。しかし、日本では LL の成功例はまだまだ少ないことから、国内でも成功事例の創出が求められる⁸⁾。

そして 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、ワークショップの議論展開が価値創造を生み出すかを左右する大きな要因ともいえる。通常、ワークショップ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⁹⁾。そのため、「LL の WS で効果的に価値創造を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。

そこで本研究では、トピックモデルという手法を用い、

クラスタリング分析の結果の可読性を向上させることで、議論内容のテーマ変遷を客観的に明示し、価値創造のプロセスを実現するための情報を得ることを目的とする。

2. 既存研究の整理

ワークショップの分析を行っている既存研究としては、ワークショップ中の発言をテキスト化し、名詞語句の出現頻度から話題を特定し、ワークショップ討議の評価を試みた研究¹⁰⁾などがある。また、テキスト分析のツールとして KHCoder¹¹⁾というフリーソフトウェアがあり、このソフトウェアを用いた研究も多くみられる。その中には、まちづくりステークホルダーを対象に行ったインタビュー調査の議事録を用いて分析し、地域課題と気候変動影響分野について現状認識や関心事を把握し、分野別のマッピングによる関係構造の可視化を行い、気候変動適応策の社会実装に向けた論点設定のあり方を検討している研究¹²⁾や、クラスタ分析によって討議テーマを推定し、発言者が言及した討議テーマを可視化することで、ワークショップにおける話題変遷の客観的把握を試みた研究¹³⁾などがある。また、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¹⁴⁾などがある。本研究でも用いるトピックモデルを討議録に適用した研究¹⁵⁾もみられる。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、分析結果を可視化した際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をクラスタリングを行うため、可読性という言葉に関して、「その単語によって文脈の中でどのような意味づけなのか容易に理解できる」という意味と捉えて研究を行う。

3. トピックモデルによる分析について

(1) トピックモデルの概要

トピックモデルは、文書データの解析手法として提案されたクラスタリング分析の一種である。文書が潜在的な意味(トピック)に基づいて生成される過程を確率的に表現したモデルであり、その代表例として、Latent Dirichlet Allocation (潜在的ディリクレ配分法、以下 LDA)¹⁶⁾が挙げられる。

LDA 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。近年では、マーケティング¹⁷⁾、音声認識¹⁸⁾、画像認識¹⁹⁾と、様々なデータマイニング分野に用いられている。本研究のような WS の議事録に対する分析においても、多様な活用実績から有効であると判断し、用いることとした。

(2) トピックモデルによる文書の生成

図 2-1 にトピックモデルの生成過程を示す。また、本節で用いる記号を表 2-1 に示す。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} 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。

1. For 文書 $k = 1, \dots, K$
 - a. 単語分布を生成 $\phi_k \sim \text{Dirichlet}(\beta)$
 2. For 文書 $d = 1, \dots, D$
 - a. トピック分布を生成 $\theta_d \sim \text{Dirichlet}(\alpha)$
 - b. For 単語 $n = 1, \dots, N_d$
 - i. トピックを生成 $z_{d,n} \sim \text{Categorical}(\theta_d)$
 - ii. 単語を生成 $w_{d,n} \sim \text{Categorical}(\phi_{z_{d,n}})$

図 2-1. トピックモデルの生成過程

表 2-1. 本節で用いる記号。

記号	説明
α	トピック分布 θ のハイパーパラメータ
β	単語分布 ϕ のハイパーパラメータ
D	文書数
d	文書インデックス
N_d	文書dに含まれる単語数(文書長)
V	全文書の中で現れる単語の種類数(語彙数)
W	文書集合
w_d	文書dの単語集合
$w_{d,n}$	文書のdのn番目の単語
N_k	文書集合全体でトピックkが割り当てられた単語数
$N_{d,k}$	文書dでトピックkが割り当てられた単語数
$N_{k,v}$	文書集合全体で語彙vにトピックkが割り当てられていた単語数
$\theta_{d,k}$	文書dでトピックkが割り当てられる確率
$\phi_{k,v}$	トピックkのとき語彙vが生成される確率
$z_{d,n}$	文書dのn番目の単語を生成する潜在トピック

トピックモデルで用いられる変数の依存関係を直観的に理解できる図として用いられるグラフィカルモデルを図 2-2²⁰⁾に示す。トピックモデルは単語の生成確率 z_{dn} をハイパーパラメータ α, β から算出する手法と説明することができる。

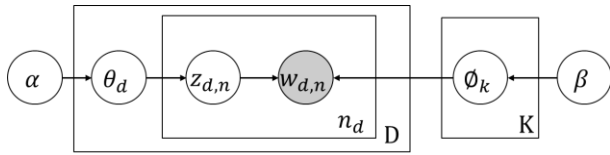


図 2-2 トピックモデルのグラフィカルモデル表現

図 2-3 に文書集合の生成例²⁰⁾を示す。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。

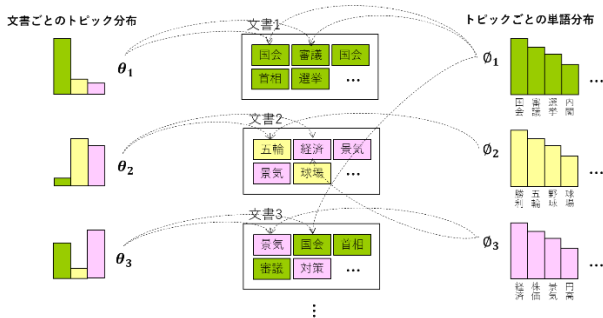


図 2-3. 文書集合の生成例

(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を試みている。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。この対象となる文書集合からクラスタリングの妨げとなる単語は多くの場合、リスト化されている既存のものを用いられる。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。

例えば、Fox ストップワードリスト²⁰⁾などが代表例である。しかし、Fox ストップワードリストは英単語のみが示されており、日本語の単語が示されていないため、本研究で用いることはできない。日本語のテキストデータの前処理として有効と思われるものとしては、ある文書における単語の出現頻度（Document Frequency, 以下 DF）と単語の出現回数（Term Frequency, 以下 TF）をもとに Poisson 分布に従って Stopwords を作成する研究²²⁾や、DF と単語間の類似度をもとに Stopwords を作成する研究²³⁾などがある。

また、トピックモデルの精度向上方法としては、文脈長の調整によって精度向上を図った研究²⁴⁾、パラメータ推定に Jensen-Shannon divergence²⁵⁾を用いた研究などがある。

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 Perplexity²⁶⁾や Coherence²⁷⁾といった指標を用いて適切なトピック数の推定を行う。

Perplexity(以下, PP), Coherence(以下, CH)は以下の式(1a), (1b)で計算される。(1a)に関して, N はテストデータ中の全単語数, w_d は文書 d における単語の集合である。PP が低いほど, モデルの予測性能が高いことを示している。(1b)に関して, トピック k の一貫性 (CH) をトピック k

から取り出した M 個の単語の集合 $V^{(k)} = \{v_1^{(k)}, v_2^{(k)}, \dots, v_M^{(k)}\}$ を対象として計算する。また, $D(v_l^{(k)})$ は単語 $v_l^{(k)}$

の出現する文書数, $D(v_m^{(k)}, v_l^{(k)})$ は単語 $v_m^{(k)}, v_l^{(k)}$ が両方出現している文書数を表す。CH の値が大きいほどトピックに一貫性があり, 品質に優れていると解釈する。いずれも gensim で実装可能であるため, 本研究でも gensim を用いて算出を行う。

Perplexity

$$= \exp\left(-\frac{1}{N} \sum_d \log p(w_d)\right) \quad (1a)$$

Coherence

$$= \sum_{m=2}^M \sum_{l=1}^{m-1} \log \frac{D(v_m^{(t)}, v_l^{(t)}) + 1}{D(v_l^{(t)})} \quad (1b)$$

3. 分析対象のワークショップ

本研究では、2021年に行われた関西大学リビングラボ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、ワークや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。これまでに 20 回以上開催しているが、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回分を分析データとして用いる。いずれの共創カフェでも 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義内容に対して質問や意見を述べてもらう形で進行した。それぞれの共創カフェでのテーマと議論内容の概要を表 3-1, 表 3-2, 表 3-3 に示す。また、以降はテキストデータに関して 2021年9月21日実施分をデータ 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。

表 3-1. 2021 年 9 月 21 日実施分

テーマ	鉄道沿線価値向上に向けた健康まちづくり事業開発
参加者数	計 9 名
構成	産 3 名・官 2 名・学 3 名・民 0 名・ファシリテーター 1 名(学)
概要	ある鉄道沿線で実施された健康プログラムなどを例に、予防医療の観点で健康促進を図る方法とその取り組みが地域経済の活性化に繋がるのかという議論がなされた。また、健康まちづくりに向けてスマートシティに期待することについての議論もなされた。

表 3-2. 2021 年 10 月 25 日実施分

テーマ	親子の健康プログラムを起点とした地域コミュニティと自治体・企業の連携について
参加者数	計 10 名
構成	産 4 名・官 2 名・学 2 名・民 1 名・ファシリテーター 1 名(学)
概要	冒頭は、子供を持つ親の負担を減らす方法の一つとして、「ギルドフリーな食事の必要性」と、育児の人手確保の方法の一つとしての「高齢者の健康プログラム・社会参加」について議論が行われた。また、IoT を用いた親子の健康促進を図る製品開発の可能性についても議論された。

表 3-3. 2021 年 11 月 22 日実施分

テーマ	ヘルスツーリズムの未来へ
参加者数	計 12 名
構成	産 5 名・官 2 名・学 4 名・民 0 名・ファシリテーター 1 名(学)
概要	ウォーキングによって精神面・肉体面でどのような影響あるのか。そしてそれがどの程度健康促進に繋がっているのか議論された。また、ウォーキングプログラムを実際に導入するにあたっての方法論を事例を交えて議論していた。

4. 研究の方法

(1) 研究の流れ

本研究の流れを図 4-1 に示す。トピックモデルを用いたクラスタリング結果の可読性向上のために、分析対象ごとに複数の Stopwords を作成する。トピックモデルはクラスタリングを行う前に、任意のトピック数を設定す

る必要がある。そして、その指定したトピック数によってクラスタリング結果の精度に大きな影響を及ぼすため、LDA によるクラスタリングを行う際には適切なトピック数を選定する必要がある。そこで本研究では、各 Stopwords を用いた際のクラスタリングにおけるトピック数の選定に PP, CH という客観的指標を用いる。そのため、図 4-1 に示すように、Stopwords を作成し、それらの Stopwords を用いた時の PP, CH を算出することで、適切なトピック数を選定する。その後、選定したトピック数で LDA によるクラスタリングを行い、各 Stopwords が結果の可読性に与える影響について評価するという流れで研究を進める。

また、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 Mecab²⁸⁾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。

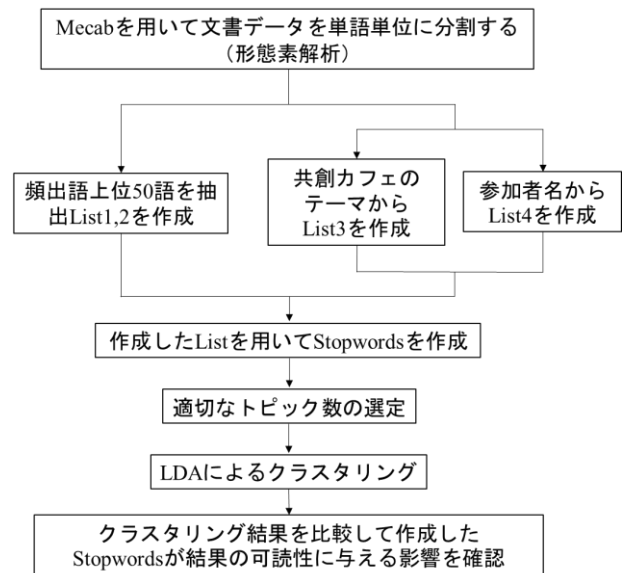


図 4-1. 分析の流れ

(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(表 4-1)。頻出語上位 50 語を抽出し、そのうち、「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。

表 4-1. 作成する List の一覧

Stopwords に追加する単語	
分析のノイズになっている単語	List1
場合によってはノイズにならない単語	List2
参加者名	List3
タイトルの単語	List4

List1, List2 の単語について実際の文脈を確認する。(表 4-2, 表 4-3)。「方」や「風」といった単語は、その単語のみで文脈の中でどのような意味づけなのか容易に理解することが困難である。そのため、このような単語はクラスタリング結果のノイズになると考えられる。一方で、「人」や「自分」という単語は、文脈によってノイズになるかの判断が困難であり、その単語がクラスタリング結果にあることで結果の可読性が向上するかは判断が難しいといえる。

表 4-2. 分析のノイズになっている単語

抽出語	実際の発言	
方	お伺いした方がよろしいですかね。	そういったイメージを持たれる方が多いとは思いますが、
何	すごいやっぱり何て言いますか？	ますので、何かご質問ご指摘がありましたら、
風	だったという風に、	そこからどういう風に広げていきたいと思いますか
的	その次に印象的だったのは、	近年、社会的処方というような
中	その中で健康に過ごすことで、	さっきご講演の中でも

表 4-3. 場合によってはノイズにならない単語

抽出語	実際の発言	
我々	あるいは両腕みで我々も考えていかなきゃ	我々の沿線で行きますと
話	SDGsの話もありますので	考えていけないという話の時に、
人	やっぱり普通の人はどう守るかで引きこもり、	自分のためじゃなくて人のためっていうような
一つ	それを一つの何て言うんでしょうね。	健康理念の一つとして進めているところです、
自分	すみません、自分の質問ばかりで恐縮なんですけど、	それを中心に、自分達が健康とか医療というのを

5. 各データの前処理に用いる Stopwords 作成結果

データ 1 の List を一部抜粋して表 5-1 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。)

表 5-1. 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

クラスタリングの前処理として用いる Stopwords は表 5-1 に示す List を用いて作成する。(表 5-2 に示す。)

表 5-2. 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

List2, List4 を Stopwords に追加することで結果の可読性が向上するのを確認することを意図して Stopwords1~4 を作成した。今回の分析対象である WS(全 3 回)は LL のプロセスのなかで初期段階に位置付けられている。このプロセスでは抽象度の高い問題点を解決する糸口を掴んでいくための議論が行われる。そのため、各回のメインとなるテーマから派生して様々なテーマで議論が行われている。本研究ではメインテーマから派生して議論されたテーマについて、テキストのクラスタリングによって可視化することができれば、LL の WS で価値創造に向けたファシリテーションを示すことにも繋がるという立場で分析を行うこととした。List4 は各回の WS のタイトルを形態素解析したことで抽出された名詞である。これらの単語を Stopwords に追加することで、メインテーマ以外に派生してどのような議論が行われたのか、クラスタリング結果からの確認を試みる。

6. 適切なトピック数の選定

本研究では 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。

(1) 処理前の PP, CH

データ 1 を用いて、テキストに処理を行わなかったときの PP, CH を図 6-1 に示す。縦軸は青線 (PP), 赤線 (CH) の値を表し、横軸はトピック数を表している。Num_topic はそのグラフにおいて最適だと判断したトピック数を表している。図 6-1 を見ると、トピック数の値の増加と共に PP の値が増加している。PP の値が小さいほどモデルの性能が優れていると判断するため、トピック数はできるだけ小さい値に設定したほうが良いと考えられる。また、CH に関してもトピック数の増加に伴って減少している。CH の値が大きいほどトピックの性能が良いと判断するため、PP と同様トピック数は小さい値に設定したほうが良いと判断できる。しかし、CH はトピック数 4 とトピック数 5 の時点で増加に転じているため、前述の条件を考慮するとトピック数は 4 もしくは 5 に設定することが望ましいと思われる。

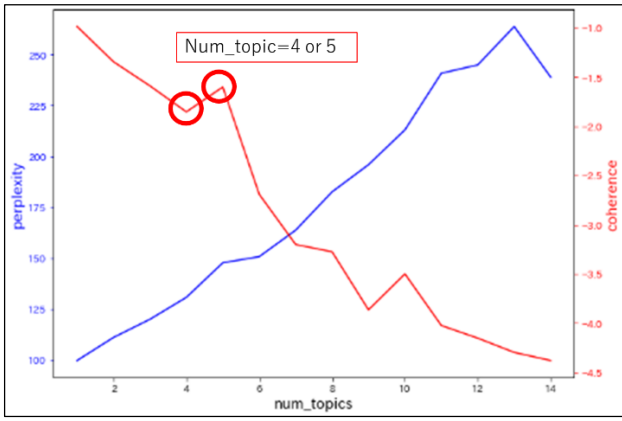


図 6-1. テキストに前処理を行わなかったときの PP, CH

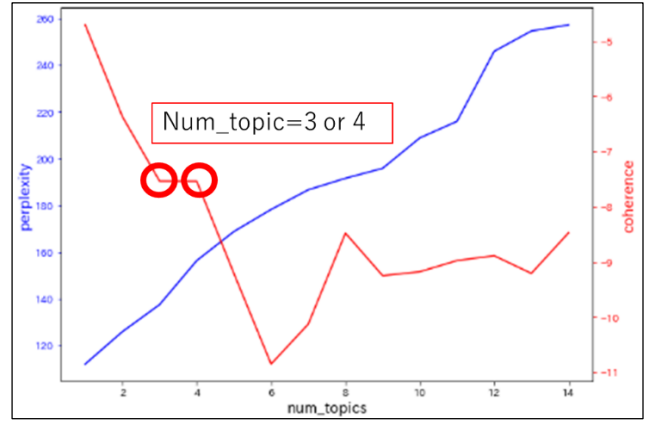


図 6-4. Stopwords3 を用いたときの PP, CH

(2) Stopwords を用いたときの PP, CH

図 6-1 と同様に Stopwords を用いて PP, CH を算出したグラフを図 6-2, 図 6-3, 図 6-4 図 6-5 に示す. 図 6-2~6-5 の Num_topic を推定したところ, トピック数 3~6 の範囲に収まっていたことから, データ 1 の分析ではトピック数を 4 に設定してクラスタリングを行う.

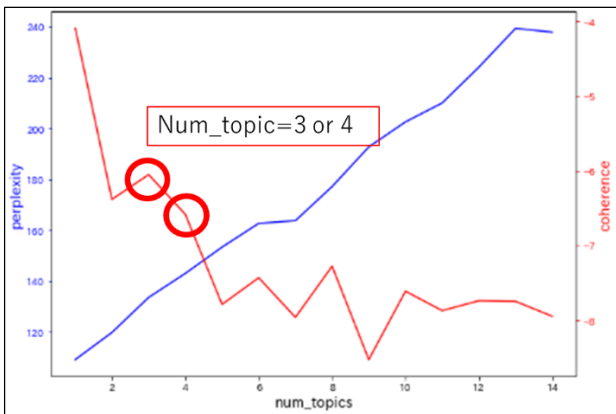


図 6-2. Stopwords1 を用いたときの PP, CH

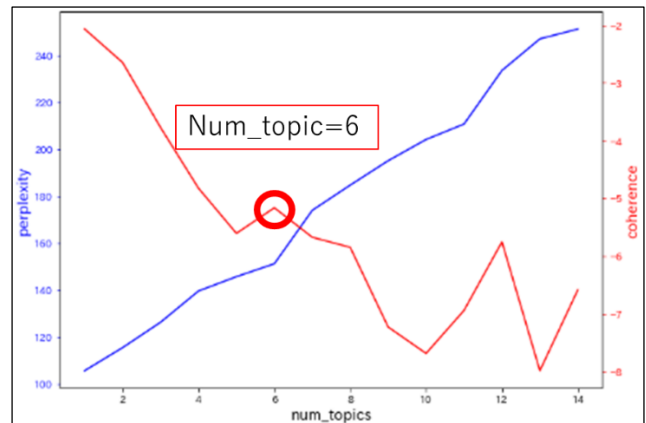


図 6-5. Stopwords4 を用いたときの PP, CH

データ 2, データ 3 も同様に, PP, CH を用いてトピック数の推定を行った (表 6-1, 表 6-2). 表 6-1, 表 6-2 をみると, データ 2, データ 3 でともに Num_topic=4 が適切なトピック数だと推定できたため, トピック数を 4 に設定して LDA によるクラスタリングを行う.

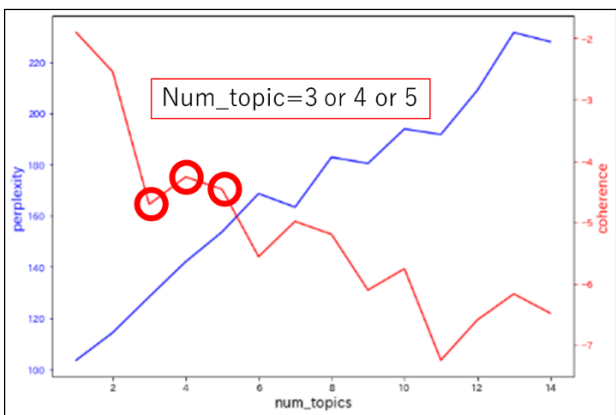


図 6-3. Stopwords2 を用いたときの PP, CH

表 6-1. データ 2 のトピック数推定結果

Num_topic	3	4	5	6
処理前		○	○	
Stopwords1		○		○
Stopwords2		○	○	
Stopwords3	○	○	○	
Stopwords4	○	○		

表 6-2. データ 3 のトピック数推定結果

Num_topic	3	4	5
処理前	○	○	
Stopwords1		○	
Stopwords2		○	○
Stopwords3	○	○	
Stopwords4		○	○

7. クラスタリング結果

まずデータ 1 を用いて、前処理を行っていないテキストを対象に LDA による単語のクラスタリングを行う。表 7-1 に結果を示す。また、LDA によるクラスタリング結果の内、出現確率の上位 10 単語に絞って表 7-1 に記載した。表 7-1 の結果を見ると、「方」、「風」などの実際の文脈における意味の類推が困難な単語が多い。そのことから、各クラスターに分類された単語からクラスター名のラベリングを行う際に読み取りにくいことが確認された。

表 7-1. 処理前のクラスタリング結果

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	健都	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 7-1 と同様に、Stopwords を用いて LDA クラスタリングを行った結果を表 7-2、表 7-3、表 7-4、表 7-5 に示す。表 7-2 は Stopwords1 を用いてクラスタリングを行った結果である。Stopwords1 は List1 (分析のノイズになっている単語)、List2 (場合によってはノイズにならない単語)、List3 (参加者名) の単語を追加しており、「健康」という単語が各クラスターの出現確率で最も大きい値を示していることから、議論のメインテーマとして「健康」というキーワードがあったと考えられる。

表 7-2. Stopwords1 を用いた際のクラスタリング結果

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	0.013	健康	0.017	健康	0.016	健康	0.019
地域	0.009	医療	0.012	健都	0.009	取り組み	0.008
医療	0.008	取り組み	0.01	重要	0.008	自治体	0.008
評価	0.008	効果	0.007	医療	0.007	親	0.007
病院	0.007	重要	0.007	コーヒー	0.007	子供	0.007
研究	0.007	活動	0.006	病院	0.007	世代	0.007
公園	0.006	観点	0.006	目的	0.006	層	0.007
厚労省	0.006	意味	0.006	地域	0.006	關心	0.006
医療費	0.006	ポイント	0.005	社会	0.006	データ	0.006
先生	0.005	分野	0.005	循環器	0.006	私たち	0.005

表 7-3 は Stopwords2 を用いてクラスタリングを行った結果である。Stopwords2 は List1 (分析のノイズになっている単語)、List3 (参加者名) を追加しており、表 7-1 で示されている結果と比べると比較的各クラスターのラベリングが容易であるように見える。

表 7-3. Stopwords2 を用いた際のクラスタリング結果

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	0.016	健康	0.018	健康	0.016	健康	0.013
我々	0.014	私	0.011	我々	0.012	一つ	0.009
今	0.01	話	0.011	話	0.011	効果	0.009
医療	0.01	人	0.01	人	0.011	人	0.008
私	0.009	自分	0.01	地域	0.009	重要	0.008
一つ	0.009	親	0.008	健都	0.008	話	0.008
取り組み	0.008	我々	0.008	医療	0.008	コーヒー	0.008
行動	0.007	子供	0.007	活動	0.008	取り組み	0.007
上	0.007	世代	0.007	取り組み	0.008	社会	0.007
先生	0.007	自治体	0.007	今	0.008	我々	0.006

表 7-4 は Stopwords3 を用いてクラスタリングを行った結果である。Stopwords3 は List1 (分析のノイズになっている単語)、List2 (場合によってはノイズにならない単語)、List3 (参加者名)、List4 (タイトルの単語) を追加している。表 7-4 に示されている各クラスターにおいて出現している単語については、いずれも実際の文脈における意味付けが推定できることから、クラスターのラベリングが容易であり、可読性が向上したと確認できた。

表 7-4. Stopwords3 を用いた際のクラスタリング結果

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
健都	0.012	取り組み	0.008	行動	0.009	医療	0.014
課題	0.008	健都	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

表 7-5 は Stopwords4 を用いてクラスタリングを行った結果である。Stopword4 は List1 (分析のノイズになっている単語)、List3 (参加者名)、List4 (タイトルの単語) の単語を追加している。List2 を追加していないこともあり、各クラスターに出現している単語の中には、実際の文脈での意味付けを推定することが難しく、クラスター名のラベリングを行う上でノイズになっている。

表 7-5. Stopwords4 を用いた際のクラスタリング結果

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
我々	0.011	医療	0.016	我々	0.015	人	0.018
話	0.011	今	0.01	健都	0.011	話	0.011
層	0.008	我々	0.009	取り組み	0.009	一つ	0.01
一つ	0.007	病院	0.008	活動	0.009	私	0.009
取り組み	0.007	私	0.008	地域	0.008	形	0.008
人	0.007	話	0.008	今	0.008	取り組み	0.007
自治体	0.006	研究	0.007	一つ	0.007	介護	0.007
私	0.006	一つ	0.007	話	0.007	自分	0.007
非常	0.006	効果	0.006	観点	0.007	自治体	0.006
効果	0.006	人	0.006	私	0.007	医療	0.006

8. 考察

データ 2, データ 3 でも同様にクラスタリングを行ったが, 1~4 の各 Stopwords を用いたときの結果の可読性についてはデータ 1 と同様の反応が見られた. そのため, 本研究の分析対象と同様に LL のプロセスのうち初期段階にあたる WS を分析データとしてクラスタリングした際には概ね同様の結果が得られると考えられる.

Stopwords2, Stopwords4 は, List2 のような実際の文脈での意味づけが容易に理解できない単語を前処理に用いていないことによる影響で, Stopwords によって結果の可読性が十分に向上しているとは言い難い結果となった. 一方で, List2 を追加している Stopwords1, Stopwords3 を用いたクラスタリング結果では, 各クラスターを構成している単語のいずれも, 実際の文脈における意味づけを容易に理解できるため, 結果の可読性が向上したといえる. さらに, Stopwords1, Stopwords3 で比較すると, List4 を追加しているか否かの違いが確認できる. Stopwords1 では List4 を追加していないため, どのクラスターにおいてもメインテーマの「健康」という単語が確認でき, 議論全体を通して「健康」に関するテーマが語られていたと考えられる. 一方で, List4 を追加している Stopwords3 では, 「鉄道」, 「沿線」, 「価値」, 「向上」, 「健康」, 「街づくり」, 「事業」, 「開発」というタイトルの単語を削除したことで, メインテーマ以外のサブテーマとしてどのような議論が行われたかが確認できる. 例えば, 「健都」, 「地域」, 「医療」という単語が多くあるクラスターで確認できる. 実際のテキストを確認してみると, 健都というフィールドで医療サービスをどのように地域に還元するかについて議論していることから, クラスタリングによって議論内容の要約ができていられる. また, 各クラスターを個別に確認してみると, 「コーヒー」という単語がクラスタリングされているクラスターがある. 実際の議論でも, 地域に予防医療として積極的な社会参加を促す方法について述べられており, その一例として, コーヒーを使って, 「コーヒー豆をショップで買い歩く」, 「コーヒー教室を開催する」といった具体的な施策が語られており, クラスター単位でも議論内容を要約できていることが確認できた.

さらに, データ 2, データ 3 のクラスタリング結果についても, 「Stopwords2, Stopwords3 の可読性が向上していること」, 「Stopwords3 のクラスタリング結果からメインテーマから派生して議論された内容」を確認できた. これらのことから, 「実際の文脈における意味づけが容易に判断できない単語」と「タイトルの単語」を Stopwords に追加することで, 議論内容の要約に関して精度を損なうことなく, クラスタリング結果の可読性が向上したと言える.

9. おわりに

(1) 本研究のまとめ

本研究では, LDA というトピックモデルによるクラスタリングによって, 議論内容の可視化を試みた. そして, そのクラスタリング結果の可読性向上の方法として, 前処理に追加する単語を 4 つの List を分類し, それらを組み合わせることで 4 つの Stopwords を作成した. そして, それらを用いたクラスタリング結果の内, 可読性という点に関しては, Stopwords2, Stopwords3 が優れていた. さらに, Stopwords2, Stopwords3 を比較すると, List4 を追加していた Stopwords3 の結果はメインテーマから派生してどのような議論がなされていたのかを客観的に把握できることを確認した.

(2) 今後の研究課題

本研究では, 議事録を用いて WS を事後評価する形で分析を行ったが, ファシリテーションに役立つツールを提供するためには, リアルタイムで議論内容のクラスタリングを行うことも必要である. そのため, 実際の議論を音声認識で読み取り, その場でテキストに変換することで即時にクラスタリングし, 可視化するシステムを構築することなどが求められる. しかし, 今回のように分析対象のテキストが完成してから Stopwords を追加することができないため, 事前に Stopwords を作成しておく必要がある. そのためには, LL における WS を複数回実施し, それらの議事録のテキストデータを本研究と同様の方法で分析することで汎用的に使用できる Stopwords を作成することなどが求められる.

参考文献

- 1) ENoLL HP <https://enoll.org/>
- 2) 鎌倉リビングラボ HP <http://www.cc-aa.or.jp/kamakurall/>
- 3) 松本ヘルスラボ HP <https://m-health-lab.jp/>
- 4) WISE Living Lab HP <http://sankaku-base.style/>
- 5) 日立 HP https://www.hitachi.co.jp/rd/research/design/vision_design
- 6) Future Care Lab in Japan HP <https://futurecarelab.com/>
- 7) 地域創生 Co デザイン研究所 HP <https://codips.jp/our-stories/02/>
- 8) 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.
- 9) 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.
- 10) 榊原弘之, 長曾我部まどか: テキスト分析を通じたワークショップ討議の評価手法に関する研究, 土木計画学研究・

- 講演集, 41.15, 2010.
- 11) KHCoder, <https://kncoder.net/>, 2022.3.04 閲覧.
 - 12) 木村道徳, 岩見麻子, 河瀬玲奈, 金再奎, 馬場健司: 地域社会まちづくりステークホルダーにおける気候変動適応と地域課題の関係構造把握—滋賀県高島市の事例—, 環境科学会誌 34(2), pp.80-93, 2021.
 - 13) 平山奈央子, 佐藤祐一, 岩見麻子, 岩手慎司: ワークショップにおける話題変遷の客観的把握と可視化の試み, pp.163-170, 環境システム研究論文集 Vol.38, 2010.
 - 14) 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.
 - 15) 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.
 - 16) David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan: Latent dirichlet allocation, Journal of Machine Learning Research, Vol. 3, pp. 993–1022, 2003.
 - 17) 岩田具治, 渡部晋治, 山田武士, 上田修功: 購買行動解析のためのトピック追跡モデル, 電子情報通信学会論文誌 D Vol. J93-D, No.6, pp.978-987, 2010.
 - 18) Y.-C. Tam and T. Schultz: Correlated latent semantic model for unsupervised language model adaptation. In ICASSP f07: Proceedings of International Conference on Acoustics and Speech and and Signal Processing and volume IV and pages 41-44 and 2007.
 - 19) X. Wang and E. Grimson: Spatial latent dirichlet allocation. In J. Platt, D. Koller and Y. Singer and S. Roweis and editors and Advances in Neural Information Processing Systems 20 and pages 1577-1584 and Cambridge and MA and 2008. MIT Press.
 - 20) 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.
 - 21) Fox, C.: A Stop List for General Text, SIGIR Forum, Vol.24, pp12-21, 1989.
 - 22) Church, K. W. and Gale, W. A.: Poisson Mixtures, Natural Language Engineering, Vol.1, pp.163-190, 1995.
 - 23) 東和幸, 高橋仁, 中川博之, 土屋達弘: 単語の出現頻度と類似性に基づいたトピックモデル洗練化手法, コンピュータソフトウェア学会, Vol. 36, No. 4, pp.25-31, 2019.
 - 24) 津田裕亮, 中村明, 松本忠博, 池田尚志: LDA トピックモデルにおける文脈推定精度と文脈長に関する考察, 言語処理学会第 14 回年次大会論文集, pp.623-626, 2008.
 - 25) Henning L.: Topic-based Multi-Document summarization with probabilistic latent semantic analysis. Int Conf RANLP 2009-Borovers, pp144-149.
 - 26) 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.
 - 27) MIIMNO, 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.
 - 28) 形態素解析システム Mecab HP, <http://taku910.github.io/mecab/>

(2022. ?? . ?? 受付)

OBJECTIVE GRASP OF VALUE CREATION IN A LIVING LAB USING A TOPIC MODEL ANALYSIS

Keigo KUBOTA, Keiichi KITAZUME

The Living Lab has been attracting attention as a user-participatory open innovation method, and is also being practiced in policy making in urban development. The Living Lab aims to create new value through co-creation activities (workshops, etc.) with multiple stakeholders, and the presence of a facilitator to lead discussions that lead to value creation is considered important. Therefore, there is a need for tools of facilitation in workshops. In this study, word clustering was conducted using a topic model in order to objectively grasp the topics discussed in Living Lab workshops. The data used for the analysis was the text data of the workshop, and the data was pre-processed before the analysis. Pre-processing improved the readability of the clustering results using the topic model, and made it easier to objectively grasp the topics of discussion and value creation.