

自然言語処理 AI を用いたカスタマージャーニーマップの効率的作成手法の開発

金井 希陽花¹・柳沼 秀樹²・寺部 慎太郎³・海野 遥香⁴・鈴木 雄⁵

¹学生非会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: 7619026@ed.tus.ac.jp

²正会員 東京理科大学准教授 理工学部土木工学科 (〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp (Corresponding Author)

³正会員 東京理科大学教授 理工学部土木工学科 (〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp

⁴正会員 東京理科大学助教 理工学部土木工学科 (〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: unoharuka@rs.tus.ac.jp

⁵正会員 東京理科大学教授 理工学部土木工学科 (〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: yusuzuki@rs.tus.ac.jp

近年、ニーズに対応した地域公共交通計画の立案が求められている。このニーズを明らかにするには、利用状況について調査を実施し、可視化する必要がある。しかし、現状として、調査で得られる情報の膨大さにより整理が困難であることや、ニーズを明らかにする為の可視化手法が確立されていないという課題が存在する。そこで、本研究ではインタビュー調査で得られる発話情報に対し、自然言語処理 AI を用いた文章分類及び要約の処理を行い、処理結果を利用時の体験における行動や感情を可視化するカスタマージャーニーマップとして出力する方法を開発した。出力結果からは、発話情報より得られた情報を集約しながらも、エピソードベースで体験時の状況を把握でき、分析者の主観的判断による情報の抜け落ちをカバーすることが可能であることを示した。

Key Words: *Natural Language Processing, customer journey map, Bidirectional Encoder Representations from Transformers, Generative Pre-trained Transformer 3*

1. はじめに

近年、我が国では地方部において、都市部への人口流出や、産業構造の変化による産業の衰退などの社会的要因と少子高齢化などの自然的要因により人口減少が本格化している¹⁾。これに伴い、バスをはじめとする地域公共交通の需要の縮小や経営の悪化、運転者不足の深刻化などにより、地域公共交通の維持・確保が困難となっている²⁾。一方で、地域公共交通は地域内の住民の移動手段や観光客等来訪者の移動手段として地域を支える重要な基盤である。今後は運転免許保有者が加齢に伴う身体機能の低下等を理由に免許を返納し、免許返納後の移動手段として地域公共交通の重要性は益々高まることが予測される²⁾。

地域公共交通の維持が困難になる中、その重要性は高まるといふ状況を踏まえ、国土交通省は令和 2 年に地域公共交通の活性化及び再生に関する法律（活性化再生法）を改正した。改正法の施行に基づいて作成された地域公共交通計画作成のガイドラインである「地域公共交通計画等の運用の手引き」では地方公共団体が主体となって地域公共交通計画を作成し、地域の移動ニーズに対応した移動手段の確保や充実を図る取り

組みを行うことを推進している²⁾。

ニーズに対応した取り組みについて、交通以外の領域に目を向けると、サービスデザインの分野において人間中心設計というアプローチが採用されており、キャノン株式会社における「プリンタドライバー GU 制作における Human Centered Design の実践」³⁾などの取り組みが行われている。人間中心設計は UX 向上を目的として、ユーザーにとって使いやすく満足度の高いプロダクトを設計及び開発するアプローチのことである。初期プロセスでは、ユーザーの自身の目線からプロダクトを利用時及びその前後を含めた利用に関する体験全体での状況を整理する。この時、得られた利用状況に関する情報を整理及び可視化することにより、分析者はユーザーの抱える理想と現実の乖離を埋めたいという欲求であるニーズを抽出することが可能となる。ニーズが存在する状況では、乖離を埋めたいという欲求が生じているが、それを満たすための手段は定まっていない。抽出された欲求を満たす手段となる解決策を考案することでニーズに対応した設計及び開発が可能となる。

人間中心設計と同様に、地域公共交通計画においてもユーザーの視点から利用に関する一連の体験におけ

る状況を整理し、現実と理想の乖離点を明らかにしたうえで、計画の作成を進めることで地域の移動ニーズに対応した施策を提案することが可能となる。地域公共交通計画の利用状況の調査手法としてアンケート調査、乗降調査などの実態調査、ヒアリング調査が実施されている⁴⁾。人間中心設計と同様にユーザーの視点から利用時とその前後の体験における詳細な情報を得るためには、住民から直接聞き取り調査を実施できるヒアリング調査が望ましい。特に、ヒアリング調査の手法の一つであるインタビュー調査では、個人の行動に応じて柔軟に質問を変更することができ、個人の利用実態について深掘りすることが出来る。インタビュー調査で得られる情報は、個人の移動に関する行動について経験や感情を含んだ非常に詳細な情報であり、地域公共交通計画の施策提案によって有効であると言える。一方、調査で得られる発言情報は膨大であり、整理には多大な金銭的、時間的コストがかかっている。また、インタビュー調査で得られた地域公共交通の利用状況を可視化する手法なども確立されていない。このことから、地域公共交通計画作成時において、対応すべきニーズを抽出するための整理が困難となっている。

そこで、本研究ではインタビュー調査で得られる発言情報から利用者の体験について理解を深め、体験の中で利用者がニーズを抱えている点を明らかにできるように効率的に整理する手法の提案を目的とする。整理された資料を用いることにより、分析者はニーズが生じている点を明らかにし、地域公共交通計画の施策提案時においてニーズが存在する点において施策を提案すべきか、またどのようにニーズを埋めるかを判断することが可能となり、地域の住民が抱えるニーズに対応した地域公共交通計画が実現できる。

2. 既往研究のレビューと本研究の位置付け

本章では、前章で述べた、人間中心設計のプロセスと、ニーズを明らかにするためのプロセスにおいて用いられている手法についてレビューする。また、現在用いられている発言情報の整理手法についてレビューする。これらのレビューから効率的整理を行う手法について検討を行い、本研究の位置づけを行う。

(1) 人間中心設計のプロセス

人間中心設計を実施するためのプロセスは、国際規格「ISO9241-2010」で規格化されており、具体的な手順や水準が文書化されて定められている。具体的なプロセスを図-1に示す。人間中心設計のプロセスは「利用状況の把握と明示」「ユーザーの要求事項の明示」「解決策の作成」「要求事項における解決策の評価」という

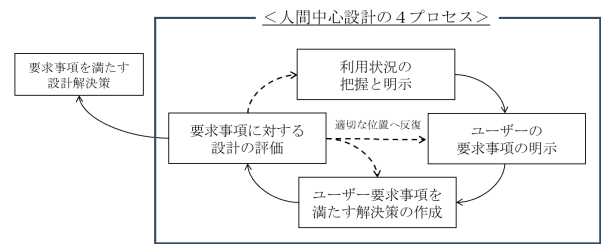


図-1 人間中心設計プロセス

4つのプロセスで構成される。このプロセスに則って設計を行い、「要求事項における解決策の評価」においてユーザーの要求水準を満たすことができなければ、適切な過程に戻り、再度設計を行うことで、ユーザーのニーズに対応し、UXの向上を達成する。

(2) ニーズ分析に向けた利用状況の可視化手法

本研究は、住民について詳細な情報を得ることが出来るインタビュー調査を行うことで、人間中心設計プロセスの「利用状況の把握と明示」を行う。人間中心設計に則って考えると、得られた情報を基にニーズについて分析する必要がある。ここで、分析を行いやすくするためには、利用者の体験を可視化する必要がある。人間中心設計では、主にペルソナ手法とカスタマージャーニーマップ手法を用いて、ユーザーの要求事項の明示を行っている。ここで、本研究がインタビュー調査により利用状況の把握と明示を行うことを考慮したうえで、利用状況の可視化手法について検討する。ペルソナ手法は、既存の顧客へのインタビューやアンケートの情報を基に架空の顧客像を作成し、その特性を可視化する手法である。そのため、インタビュー調査では顧客像を把握するために、個人の特性に関する内容について聞き取りを行う。ここで得られた具体的な顧客像から、顧客が要求している機能や、実際に使用しているときの状況や思考について考察することが可能となる。ペルソナ手法では、この考察結果を基にユーザーのニーズについて分析を行う。一方、カスタマージャーニーマップ手法は、ユーザーがサービスを認知し、それを実際に利用、また利用した後までの一連のプロセスにおける行動や意識、感情を時系列順に整理及び可視化を行う手法である。そのため、インタビュー調査では利用時の体験における行動や感情について聞き取りを行う。これを基に可視化した内容から、行動が変化した理由、利用の決め手などに着目することにより、ユーザーのニーズを明らかにすることが可能となる。

両手法を比較した際、利用者の視点から行動や感情について直接聞き取るにより、正確な情報を得るこ

とが出来るといふ点で、インタビュー調査により利用時の状況の把握を行う際にはカスタマージャーニーマップが妥当である。

(3) 既存のヒアリング調査の整理手法

インタビュー調査などのヒアリング調査は、得られる膨大な情報の整理がボトルネックとなり、実際に活用されているケースは少ない。この課題を解決するために、コンピュータを用いて人間の扱う言語に関する問題を解く自然言語処理手法を活用する研究が行われた。丸石、佐々木ら⁵⁾は、公共交通まちづくりワークショップを対象とし、自然言語処理の手法の一つである tf*idf 法を用いて文章内の重要単語を抽出し、ベクトル空間上に可視化し、単語間の位置関係を基に討議内容の把握を行なった。また森田、入澤ら⁶⁾はアンケート調査の自由記述データにおいて、自然言語処理手法の一つである形態素解析を行い、各単語の出現頻度を算出した。また出現頻度の高い単語の共起関係を分析するために jaccard 係数を用いた。Jaccard 係数は単語間のつながりの強さを示す尺度であり、これを用いて単語の共起関係の強さを定量的に表すことで自由記述データの記述内容把握を行った。

これらの研究では、出現回数や共起率等の情報を得る統計的な自然言語処理手法が用いられており、単語の関係を解釈、可視化することにより話題の特定や概要把握が可能である。しかし、話題の中で議論された詳細な内容の把握を行うことは出来ない。また、関連性のある単語群から話題の特定には、分析者の主観的解釈を行う必要があるため、結果のみに疑問が残る。これらのことから、統計的な自然言語処理手法によりインタビュー調査の内容を効率的に整理することは難しいと言える。

(4) AI による自然言語処理技術の発達

既存研究で行われている内容は、統計的な自然言語処理手法を用いて、調査内容の分析を行っていた。この分析で用いられている情報では、単語の意味や文脈などの情報は考慮していない。このことが内容を把握するための分析に限界をもたらしていた。一方、近年自然言語処理を行う AI が発達している。自然言語処理 AI は、文脈情報をもとに出現する単語を予測する学習を行うことで、周辺単語に基づく単語の意味や、文脈などの特徴を捉えた情報を得ることが可能となっている。これまで行っていた統計的な自然言語処理で得られた情報を用いた分析では、意味や文脈などは人による解釈が必須であった。しかし、自然言語処理 AI はこれらの解釈を自動的に行うことが可能であるため、人間による解釈は必須ではなくなった。

この自然言語処理 AI により、意味や文脈などをテキストの内容を理解した解析及び、人の解釈を必要としない自動的な解析が可能となったと言える。この自然言語処理 AI を用いることで、インタビュー調査の内容を効率的に整理することが可能となると考えられる。

(5) 本研究の位置付け

本研究では、インタビュー調査の内容を対象に、自然言語処理 AI を活用して、カスタマージャーニーマップに自動で整理及び可視化する手法を開発する。これまで困難であったインタビュー調査内容の効率的な整理と整理に伴う時間的・空間的コストの削減を実現できることに本研究の意義がある。

3. 分析対象のインタビュー調査について

本研究では、分析対象として茨城県潮来市延方地区において、ニーズを深掘りする方法を提案し、実践することを目的として行われたインタビュー調査を用いた。

(1) 調査対象地

本研究の対象地である延方地区は、潮来市の東部に位置し鹿島線延方駅周辺の 14 地区から構成されている。1960 年ごろからの鹿島地区における工業開発とともに発展し、工業従事者の居住地として宅地化されたエリアが多いという特徴がある。一斉に宅地化が進行したこともあり、現在では入居した世代の高齢化が他地域に比べ進行しているという地域である。そのため、今後は高齢者の免許返納が進行し、自家用車の利用率が低下する可能性がある。このことから、地域公共交通によって生活行動を支えていくことがより一層求められると考えられる。このような背景からインタビュー調査の対象地として設定された。

(2) 調査概要

インタビュー調査の概要は表-1 の通りである。本研究の分析対象として用いるインタビュー調査は、深掘りする対象として地域住民の生活に関するニーズを設定されている。これは、地域公共交通計画が対応すべきとしている移動ニーズは、生活に関するニーズから派生的に発生すると考えられるためである。そのため、川田ら⁷⁾は地域公共交通計画に関するニーズを生活ニーズ、移動ニーズ、交通ニーズの 3 つに細分化できると考えた。また、細分化されたニーズは生活ニーズを最上位ニーズとし、生活ニーズ、移動ニーズ、交通ニーズの順に階層構造をとると考えた。ここで、ニー

ズは上位のニーズから連鎖的に発生すると考えられている。このことから、地域公共交通計画が移動ニーズを充足するためには、上位ニーズである生活ニーズを考慮する必要がある。このことから、分析対象のインタビュー調査では、生活ニーズを対象としたテーマが設定された。

表-1 インタビュー調査の概要

項目	詳細
目的	ニーズを深掘りする方法を提案し、実践する。
テーマ	日々の生活の中で大事にしている活動
対象者	潮来市延方地区区長 7 名
日時	2022 年 12 月 18 日 (日) 15:30 17:00
整理	カスタマージャーニーマップ

(3) 調査手法

インタビュー調査では、生活ニーズを把握するために「日々の生活で大事にしている活動」というテーマを設定された。このインタビュー調査では、活動内容をカスタマージャーニーマップとして整理を行うことを考慮し、活動における一連の体験を「準備」「実行」「片付け」という時系列段階に細分化して聞き取りを行なった。この細分化した各段階における「行動」や「感情」に着目したうえで情報を得る。ここで得られた情報を基にカスタマージャーニーマップを作成する。カスタマージャーニーマップの基本レイアウトでは、マップの横軸に体験の活動段階を配置し、縦軸にユーザーの行動や感情を配置する。これにより、発話データを縦 2 行、横 3 列の 6 つの枠組みに分けたうえで、整理することが可能となる。ここで、分析対象のインタビュー調査では、各活動における感情について聞き取る際に、インタビュー対象者自身が活動における感情の変化を表す感情曲線を書き込むという手法を用いた。対象者自身が描いた感情曲線を参照しながら、体験において抱いていた感情について聞き取りを行うことで、カスタマージャーニーマップを完成させた。

(4) データセット

インタビュー調査で得られた発話データに対して文字起こしを行った。この文字起こしされた発話データ

を基に、モデル構築に用いるデータセットを作成した。インタビュー調査において、話者が切り替わるまでの発話である 1 ターンをデータとして扱う。この 1 つのターンに対して、カスタマージャーニーマップの横軸方向と縦軸方向、それぞれのラベルを付与する。つまり、1 つのデータに 2 つのラベルが付与されることとなる。分析対象のインタビュー調査 7 回分からは、全 1135 ターンのデータを得られた。このうち 6 回分のデータ、1023 ターンを学習データとした。また、残りのインタビュー調査 1 回分のデータ、112 ターンをテストデータとして用いた。

4. 整理手法

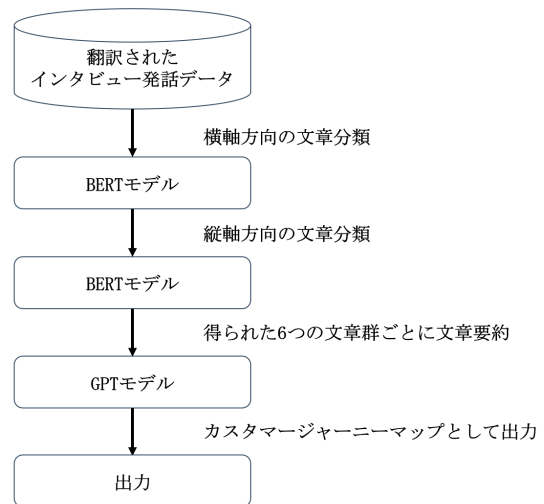


図-2 人間中心設計プロセス

本研究における処理手法を図-2に示す。まず、与えられたデータを自然言語処理 AI で処理するために英語に翻訳する。翻訳は Google の API を用いて行う。次に、翻訳したデータをカスタマージャーニーマップ横軸方向の「準備」「実行」「片付け」のいずれかに分類する。次に、縦軸方向の「行動」「感情」のどちらかに分類を行う。この 2 回の分類を、全てのデータに対して行うことにより、カスタマージャーニーマップへ整理するための 6 つのデータ群を得る。分類によって得られた文章群には多くの情報が含まれており、含まれた全ての情報を参照してニーズ分析を行うには手間が掛かる。そこで、得られた文章群に対して文章要約を行い、情報のある程度集約する。集約した情報をカスタマージャーニーマップへ出力することで、データの整理を行なった。

(1) BERT による文章分類

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) モデル⁸⁾ は 2018 年に Google が発表した Transformer⁹⁾ のエンコーダーのみを利用した言語モデルである。大規模なデータを用いて、ある単語を隠し、前後の単語群の情報から隠された単語を予測するという学習や文章が連続するかないかの判定を行う学習を行い、言語的特徴を捉えることが可能となっている。このモデルに対して、比較的少数のラベル付きデータを用いて、ファインチューニングを行うことにより、特定タスクに特化するモデルとなる。本研究では、インタビュー調査で得られた 1023 ターンの学習データを用いて、カスタマージャーニーマップの横軸方向及び縦軸方向の各ラベルに分類できるようファインチューニングを行なった。これにより、対象のインタビュー調査内容をカスタマージャーニーマップ内の 6 つの枠に分類することが可能となる。

(2) GPT-3 による文章生成

自然言語処理 AI の 1 つで文章生成タスクを得意とする GPT (Generative Pre-trained Transformer) モデル¹⁰⁾ を用いて、文章要約を行なった。GPT モデルは Transformer のデコーダーのみを使用したモデルであり、過去の単語列から次に出現する単語を予測する事前学習を行なったモデルである。本研究で用いる GPT-3 モデルは、約 45TB の大規模なテストデータを用いて事前学習を行なったモデルである。これは、以前に登場していた GPT モデルよりもさらに事前学習を重ねたモデルとなっている。本研究では、このモデルを使用する API を用いて文章要約を行う。

5. 整理結果

本章では、自然言語処理 AI の活用により自動で作成された CJM の作成結果を示し、これに対して考察を行う。

(1) カスタマージャーニーマップ作成結果

分析対象のインタビュー調査にて得られた 112 ターンのテストデータセットを入力データとして用いた。この時のカスタマージャーニーマップの作成結果を図-3 に示す。また、作成されたカスタマージャーニーマップについて考察を行うために、比較対象として、本研究の分析対象のインタビュー調査において作成された人手によるカスタマージャーニーマップを図-4 に示す。

(2) 定量的評価

自然言語処理 AI を用いて、カスタマージャーニーマップを作成する際の文章分類の精度について、定量的な評価を行う。ここで、予測精度指標として、混合行列を用いた評価指標の一つである再現率 (Recall) を用いた。混合行列は表-2 のように正解、不正解という二値分類の結果を行列としてまとめたものである。Recall は実際値の陽性サンプルのうち、AI が陽性だと予測できたサンプルの割合を表す。よって以下の式 (1) で表される。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

表-2 横軸方向の分類における転移学習結果

		実際値	
		陽性	陰性
予測値	陽性	TP	FP
	陰性	FN	PN

また、分類を行った際の判断根拠の可視化手法として Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME)¹¹⁾ を用いる。LIME は、あるデータに対して AI モデルが出力する予測結果について、寄与した特徴量とそのスコアを可視化する手法である。本研究では、LIME を用いて BERT より出力された予測ラベルの判断根拠を明らかにし、これを基に分類精度について定性的な考察を行う。

表-3 横軸方向の分類精度

	準備	実行	片付け
精度 (%)	55.9	61.8	11.5

表-4 縦軸方向の分類精度

	行動	感情
精度 (%)	85.7	45.8

表-5 両軸方向の分類における分類精度

	準備	実行	片付け
行動	33.3	56.5	12.5
感情	0.0	11.1	0.0

まず、カスタマージャーニーマップの各軸単体での分類精度について、表-3,4 に示す。横軸方向単体での

ステージ	準備	実行	片付け
行動	<ul style="list-style-type: none"> 妻の実家に行く前は、1ヶ月前から意識して日程を決めて準備をしていました。 妻もお土産を買い、元気な姿で会えるのを楽しみにしていました。 実際に行くときは、コンビニやサービスイリアで休憩しながら車で行くことが多いです。 大子町では野鳥を探して散歩しています。 計画していたすべての活動をやり遂げた後、私は満足し、行くことができよかったですと感じています。 	<ul style="list-style-type: none"> みんな元気で、妻の実家に行くとお茶をしながら話しています。 大子町を散歩したり、コンビニに立ち寄ってコーヒーを飲んだりしています。 正月の帰りに箱根駅伝を観戦したり、おしゃべりしたりもします。 特においしい食事のようなポジティブなことを経験したときは、自分の感情や行動について話し合います。 最後に、無事に家に帰り、帰ってきたら妻との会話を楽しみたいです。 	<ul style="list-style-type: none"> 妻の実家に着くと、幸福感、満足感、達成感を感じます。 帰りは特に予定はありませんが、帰りに立ち寄って美術展などを楽しみかもしません。
感情	<ul style="list-style-type: none"> 奥さんは大子町出身で、お土産を買って家族にあげています。 彼は何をかうか決めていませんが、妻の両親が喜ぶものを望んでいます。 実家から帰ってきたときの達成感。 	<ul style="list-style-type: none"> 実家に行くときは、事前に電話はしません。 私たちは車を使ってそこに行きますが、そこにいる間、私は散歩をしたり、鳥を探したり、人々がキャンプしているのを見たりするのを楽しんでいます。 帰宅後は達成感を感じながら買い物。実家から帰ってきて、そう見えても寂しくありません。 一番大事なのは無事に帰ることです。 	<ul style="list-style-type: none"> 実際に妻の実家に行くとき、みんなご機嫌で、一連の行動が終わった感じです。

図-3 自然言語処理 AI によるカスタマージャーニーマップ

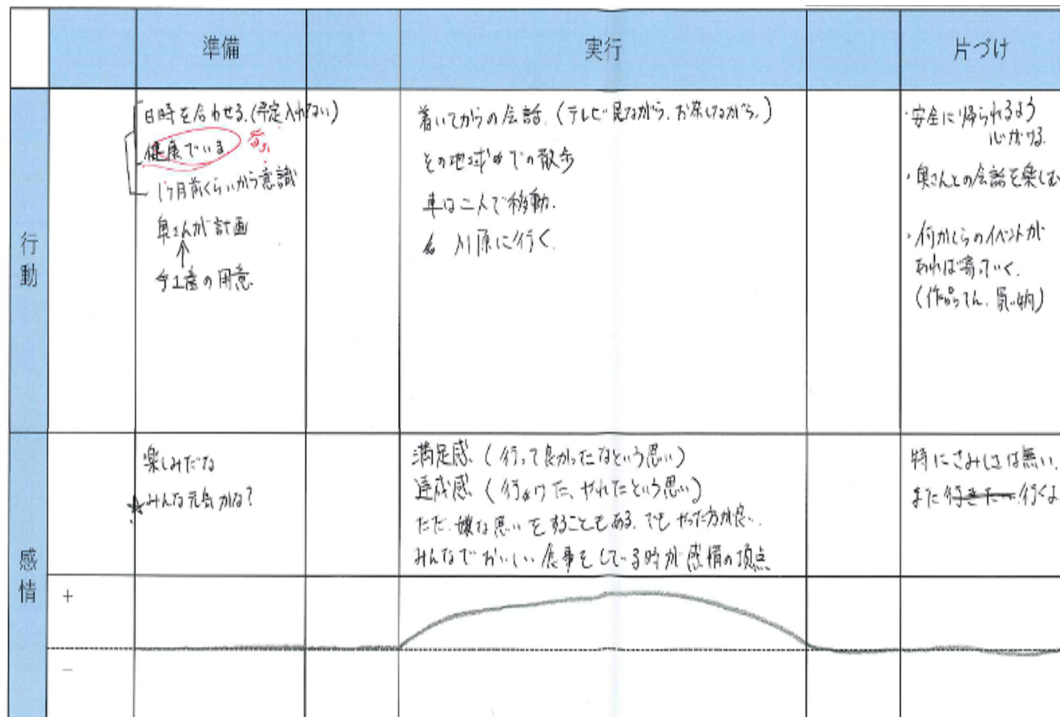


図-4 人手によるカスタマージャーニーマップ

分類精度は、片付けを除き概ね良好となっている。縦軸方向単体での分類精度は「行動」ラベルの分類精度が非常に良い結果となった。「感情」ラベルにおいても、ある程度分類が可能となっている。

次に、カスタマージャーニーマップの横軸方向のラベル及び縦軸方向のラベルを同時に分類する際の精度を表-5に示す。各軸方向単体で分類するよりも分類精度は低い結果となった。特に、縦軸方向において「感

正解ラベル：実行
予測ラベル：準備
出力結果 What I feel at that time is a sense of satisfaction and a sense of accomplishment that I am glad I went.
日本語訳 その時に感じているのは行って良かったという満足感とか達成感だね。

図-5 LIME による判断根拠の可視化結果

表-6 人手による CJM と自然言語処理 AI による CJM の内容の比較結果

	人手による CJM	自然言語処理 AI による CJM
1	<ul style="list-style-type: none"> 着いてからの会話 (テレビ見ながら, お茶しながら) 	<ul style="list-style-type: none"> みんな元気で, 妻の実家に行くと, お茶しながら話しています. 正月の帰りに箱根駅伝を観戦したり, おしゃべりしたりします.
2		<ul style="list-style-type: none"> 特に美味しい食事のようなポジティブな体験をした時には, 自分の行動や感情について話し合います.

情」ラベルであると分類された場合において, その傾向が強く見られた。「感情」ラベル単体での分類精度は 45.8(%)であるのに対し,「感情」且つ横軸方向の各ラベルが付与された文章の分類精度が低くなっている。これは,「感情」ラベルが付与された文章であると判断できたが,文章がいずれの活動段階にあたるかを判断できていないということを意味している。この結果について, LIME によって分類の判断根拠を可視化することにより考察を行う。LIME による可視化結果を表-5 に示す。表-5 は,感情ラベルと判断できたが,横軸方向のラベルの予測を誤った例を示しており,マーカーが引かれた箇所が分類の判断根拠となったことを表している。また,マーカーの色が濃いほど判断根拠として重要視されたことを表している。ここで,出力結果の英文と日本語訳と照らし合わせた時,活動段階を判断するための情報は出力結果の「at that time」に現れると考えられる。しかし,実行結果では「I am glad I went」を判断根拠としていることが分かる。「at that time」は日本語訳にした時,「その時」という訳に該当する。ここでは,「その」という指示語が用いられ,活動段階を判断するための情報が省略されている。インタビュー調査において「感情」ラベルにあたる内容を聞き取る際に指示語が多用が見られた。これは,「感情」ラベルにあたる内容を聞き取る際に,インタビュー対象者自身が感情曲線を書き込み,感情曲線の変化点や極値となる部分に注目しながら聞き取りを行うため,指示語が多用される。この際,人手によって作成する場合は,発話情報と視覚情報を基に整理を行う。その為,指示

語が使用されたとしても視覚情報を基に整理が行える。しかし,自然言語処理 AI によって作成する場合は発話情報のみを用いて整理を行うため,指示語で示された内容についての情報が欠落し,文章がいずれの活動段階に当てはまるかを予測することが困難になっていると考えられる。

(3) 定性的評価

人手により作成されたカスタマージャーニーマップと自然言語処理 AI によって作成されたカスタマージャーニーマップの内容を比較し,定性的な評価を行う。比較結果を表-?? に示す。

まず,1行目の内容に着目する。ここでは,人手と自然言語処理 AI それぞれの手法が同じ活動内容について記している。人手によって作成された内容は,必要最低限の情報で簡潔に集約されている。一方で,自然言語処理 AI によって作成された内容は,人手によって作成されたものよりも住民の体験について詳細な情報を抽出し,集約している。両手法はともに,内容を把握する上で必要な情報を集約しているが,自然言語処理 AI による手法はエピソードベースで詳細な情報を得ることが可能である。このことから,自然言語処理 AI によって作成されたカスタマージャーニーマップを用いて,分析者がニーズ分析を行う際,住民が地域公共交通を利用する際の状況が把握しやすく,住民が抱えるニーズについての分析が行いやすいことが考えられる。次に,2行目の内容に注目する。ここでは,人手では抽出することが出来なかったが,自然言語処理 AI では抽出する

ことが出来た情報が存在したことを表している。このことは、自然言語処理 AI による手法は、人手による手法において発生する、分析者の主観的情報選択による情報の抜け落ちをカバーすることが可能であることを意味している。

6. 終わりに

本研究では、インタビュー調査で得られる情報をニーズ分析が可能となるよう効率的に整理することを目的として、インタビュー調査で得られる膨大な情報に対して、自然言語処理 AI を用いて文章の分類及び要約といった処理を行ない、処理結果を利用時の体験における行動や感情の変化を可視化するカスタマージャーニーマップとして出力する手法の開発を行った。

この手法によって自動で作成されたカスタマージャーニーマップは、調査内容を要約しながらも、エピソードベースで状況を把握することや分析者の主観的判断による情報の抜け落ちのカバーが可能であることが示された。このことから、人手によって作成されたカスタマージャーニーマップよりも、ニーズを分析するため情報を多く得ることができたとと言える。一方で、得られたインタビューの内容をカスタマージャーニーマップの両軸方向の分類を同時に行なった際の精度には課題が残った。このことから、自然言語処理 AI によって作成されたカスタマージャーニーマップのみを用いて、地域公共交通計画作成時のニーズ分析を行うことは現状困難であると言える。一方、人手によって作成されたカスタマージャーニーマップは情報の欠落が発生しているが、集約された情報が正確であることから、これのみでニーズ分析を行うこと自体は可能である。しかし、分析で得られるニーズは、少ない情報を分析者が解釈することで導き出される、尤もらしいニーズであり、必ずしも住民のニーズを的確に捉えたものであるとは言えない。ここで、分析で導き出されるニーズの正確性を向上させるためには、ニーズを明らかにする際の判断根拠となる情報を増やす必要がある。これを行うことにより、分析者の解釈の余地を狭め、実際のニーズに近いものを捉えることが可能となる。ここで、自然言語処理 AI によるカスタマージャーニーマップが、人手によるカスタマージャーニーマップに不足している、判断根拠となる情報を増やす役割を担うことにより、地域公共交通計画が対応すべきニーズを明らかにするための分析が実現可能となることが考えられる。

本研究では、自然言語処理 AI を用いた処理により、判断根拠となる情報を自動で集約することにより、作業を効率的に行えることを示したが、本研究の最終目

標は、自然言語処理 AI によって自動で作成されたカスタマージャーニーマップのみ用いて、ニーズ分析を可能とすることである。これを実現させるにあたり、課題として発話情報の分類精度の低さが挙げられる。精度を向上させるには、2つの点に取り組んでいく必要がある。まず1点目は、学習データの増加である。今回作成された手法はインタビュー調査6回分から得られた1023ターンを学習データとして用いたが、その中で「感情」や「片付け」ラベルに該当するデータが少なかつた。今後、カスタマージャーニーマップに整理することを前提としたインタビュー調査を継続させることにより、学習データを増やし、分類精度を向上させることが期待できる。2点目は、自然言語処理 AI による処理を考慮したインタビュー調査の設計である。本研究で実施したインタビュー調査は、自然言語処理による処理をあまり考慮していないものであった。これにより「片付け」に関する内容の定義の曖昧さや、「感情」に関する内容の聞き取り調査において指示語が多用されたことが分類の精度に影響を及ぼしたと考えられる。今後は、データ収集及びインタビュー調査の設計改良に取り組むことで、精度の改善が期待できる。

参考文献

- 1) 総務省統計局: 人口推計 2021年 10月 1日現在 結果概要, <https://www.stat.go.jp/data/jinsui/2021np/pdf/2021gaiyou.pdf>, 2021年10月1日.
- 2) 国土交通省: 地域公共交通計画等の作成と運用の手引きについて・入門編 第3版, <https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/content/001475484.pdf>.
- 3) キヤノン株式会社総合デザインセンター: キヤノンにおける human centered design の実践, <https://gijutsu.jbmia.or.jp/jirei/hcd-jpres-12.pdf>.
- 4) 国土交通省: 地域公共交通計画等の作成と運用の手引きについて・詳細編 第3版, <https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/content/001475484.pdf>.
- 5) 丸石浩一 and 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*, Vol.38, No.119, 2008.
- 6) 森田哲夫, 入澤覚, 長塩彩夏, 野村和広, 塚田伸也, 大塚裕子, and 杉田浩: 自由記述データを用いたテキストマイニングによる都市のイメージ分析, *土木学会論文集 D3 (土木計画学)*, Vol.68, No.5, pp.1.315-1.323, 2012.
- 7) 川田蒼葉, 齋雪乃, 柳沼秀樹, 日下部貴彦, 山田菊子, and 三谷卓摩: 人間中心設計を援用した地域公共交通計画における交通 ux デザインプロセスの提案, *土木計画学研究・講演集*, Vol.65, 2022.
- 8) Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K.: Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, 2018.
- 9) Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., and Polosukhin, I.: Attention is all you need, 2017.
- 10) Sun, C., Qiu, X., Xu, Y., and Huang, X.: How to fine-tune bert for text classification?, 2019.
- 11) Ribeiro, M. T., Singh, S., and Guestrin, C.: "why should i trust you?": Explaining the predictions of any classifier,

2016.

(Received June 17, 2022)

(Accepted January 17, 2023)

DEVELOPMENT OF AN EFFICIENT METHOD FOR CREATING CUSTOMER
JOURNEY MAPS USING NATURAL LANGUAGE PROCESSING AI

Kiyoka KANAI, Hideki YAGINUMA,
Shintaro TERABE and Haruka UNO and Yu SUZUKI

In recent years, there has been a demand for the development of regional public transportation plans that meet the needs of the people. In order to clarify these needs, it is necessary to conduct surveys and visualize usage patterns. However, there are challenges such as difficulty in organizing the vast amount of information obtained from surveys, and the lack of established visualization methods to reveal these needs. Therefore, in this study, we developed a method using natural language processing AI to classify and summarize speech information obtained through interview surveys, and visualize the resulting information as a customer journey map of actions and emotions experienced during use. The output allows for a comprehensive understanding of the situation experienced during use while aggregating the information obtained from speech, and enables coverage of missing information through an episodic-based approach, thus avoiding the analyst's subjective judgment.