

特集：多様な分野の行動変容研究と社会実装の現在

<総説>

ベイジアンネットワークによる確率的アプローチと行動変容支援技術への応用

本村陽一

産業技術総合研究所人工知能研究センター

Probabilistic approach using Bayesian networks and its application
to behavior change support technology

MOTOMURA Yoichi

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology,
Artificial Intelligence Research Center

抄録

現在解決が求められている社会課題の多くは人の関与が必要であるため、解決方法それだけでは解決が難しい。例えば健康問題であれば健康の状態が観測できる技術やそれを改善する方法ができて、実際の対象者が、自分の状態を観測する行動をとらず、また観測していても改善する方法を実行しないといった現状がある。持続的社会的実現のために解決が望まれる環境問題や身近な生活（まちづくり）の問題においても、いかに先端的なりサイクル技術や仕組みが開発されても、それらを活用するためには生活者が廃品回収などの行動を日常生活の中で持続することが重要である。まちづくりの取り組みにおいても、行政や企業の努力だけでは十分ではなく、その地域に住む生活者が主体的、持続的に関わるが必要不可欠になっている。つまり、人が行動を主体的に変えること、「行動変容」が問題解決のために極めて重要になっている。

こうしたことから近年、行動変容を促す戦略・手法として、行動経済学的手法や「ナッジ(Nudge)」と呼ばれるアプローチや、生活者を理解する行動観察やマーケティング手法の活用が目され、そのために消費者の購買行動履歴データやインターネット閲覧行動の履歴データなどのビッグデータ分析・活用が期待されている。これらは、従来から各分野において長い歴史があるが、最近のデジタル技術の普及にともなって、データによる記録・集積と、データサイエンスや人工知能技術による集積したデータの活用が一般的になったことで共通の枠組みとしてとらえることができるようになってきた。本稿では、人の行動をデータとして記録・集積し、そのデータを活用する枠組みで「行動変容」を扱う確率的アプローチとベイジアンネットワークと確率的潜在意味解析、それを使った行動変容支援技術への応用事例を紹介する。

キーワード：ベイジアンネットワーク、確率的アプローチ、行動変容支援、生活者デジタルツイン

Abstract

Many of the social issues that are currently being addressed require human involvement, making them difficult to solve with just a solution. For example, even if there is technology to monitor health status and a

連絡先：本村陽一
〒135-0064 東京都江東区青海2-4-7 産業技術総合研究所 人工知能研究センター
2-3-26 Aomi, Koto-ku, Tokyo 135-0064, Japan.
Tel: 048-458-6208 Fax: 048-458-6320
E-mail: y.motomura@aist.go.jp
[令和6年9月4日受理]

method to improve it, the actual subject may not take actions to monitor their own status, and even if they do monitor it, they may not take measures to improve it. Even in environmental issues and everyday life (urban development) issues that need to be solved to realize a sustainable society, no matter how advanced developments in recycling technologies and mechanisms become, it is important for residents to continue collecting waste in their daily lives in order to utilize them. In urban development efforts, the efforts of governments and companies alone are not enough, and it is essential for residents living in the area to be actively and continuously involved. In other words, people's proactive change of behavior, or "behavioral change," is extremely important for problem solving.

For these reasons, in recent years, behavioral economics methods and approaches called "nudges," along with behavioral observation and marketing methods to understand consumers, have attracted attention as strategies and methods for promoting behavior change. For this reason, big data analysis and utilization of consumer purchasing behavior history data and internet browsing behavior history data are expected. While these have a long history in their own fields, with the recent spread of digital technology, the recording and accumulation of data, and the utilization of accumulated data through data science and artificial intelligence technology have become commonplace, and they can now be regarded as a common framework. In this paper, we introduce a probabilistic approach, Bayesian network, and probabilistic latent semantic analysis that handles "behavior change" within a framework in which human behavior is recorded and accumulated as data and which utilizes that data, as well as examples of applications of these methods to behavior change support technologies.

keywords: Bayesian networks, probabilistic approach, behavior change support, consumer / resident digital twin
(accepted for publication, September 4, 2024)

I. はじめに

現在解決が求められている社会課題の多くは人の関与が必要であるため、解決方法それだけでは解決が難しい。例えば健康問題であれば健康の状態が観測できる技術やそれを改善する方法ができて、実際の対象者が、自分の状態を観測する行動をとらず、また観測していても改善する方法を実行しないといった現状がある。持続的社会的の実現のために解決が望まれる環境問題や身近な生活（まちづくり）の問題においても、いかに先端的なりサイクル技術や仕組みが開発されても、それらを活用するためには生活者が廃品回収行動を日常生活の中で持続することが重要である。まちづくりの取り組みにおいても、行政や企業の努力だけでは十分ではなく、その地域に住む生活者が主体的、持続的に関わるが必要不可欠になっている。つまり、人が行動を主体的に変えること、「行動変容」が問題解決のために極めて重要になっている。

こうしたことから近年、行動変容を促す戦略・手法として、行動経済学的手法や「ナッジ (Nudge)」と呼ばれるアプローチや、生活者を理解する行動観察やマーケティング手法の活用が注目され、そのために消費者の購買行動履歴データやインターネット閲覧行動の履歴データなどのビッグデータ分析・活用が期待されている。これらは、従来から各分野において長い歴史があるが、最近のデジタル技術の普及にともなって、データによる記録・集積と、データサイエンスや人工知能技術による集積したデータの活用が一般的になったことで共通の枠組みとしてとらえることができるようになってきた。本稿では、人の行動をデータとして記録・集積し、そのデー

タを活用する枠組みで「行動変容」を扱う確率的アプローチとベイジアンネットワークと確率的潜在意味解析、それを使った行動変容支援技術への応用事例を紹介する。

II. 確率的アプローチ

人の行動は確実に生じる再現性が高く決定的な現象ではないため、確率事象として考え、確率モデルでその現象が起こる確率を表現する。確率変数として対象となる行動を定義できれば、確率変数の間の関係を表現する確率モデルによってその行動が生じる確率を近似できる。また、関係する確率変数についてのデータを大量に収集することでその確率モデルをデータから構築し、変数間の関係（因果的な関係）を評価してその現象が生じるメカニズムを近似し、行動が生じる要因を分析することができる。このために機械学習手法や人工知能技術に基づくソフトウェアが開発され、一般にも幅広く活用できるようになっている。このような現象をデータとして観測し、確率に基づいてモデル化し、その確率モデルを用いて問題解決を行うことをここでは確率的アプローチと呼び、以降で具体的に示す。

「行動変容」を扱うために、まず対象となる現象を目的変数として設定する。例えば、特定の健康行動（運動）や購買行動の一つを選び、その行動 (Behavior) をとったならば $B=1$ 、とらなければ $B=0$ 、として記録する。ある期間中にその行動が何回観測されたかを数えることができると、例えば一日の中でその行動が生じる確率は、 $[\text{その日にその行動が観測できた日数}] / [\text{観測期間中の日数}]$ によって計算できる。この確率を $P(B)$ と書く。期間

や日数は対象にあわせて適切に設定する。

つぎにこの確率が変動する要因となる変数を説明変数として列挙する。行動に影響を与える関連情報の有無、元々の動機や意向の有無、その行動を促進するために行われる介入の有無、などである。二重過程理論が示すように、行動には合理的な判断や計画した意識のもと行う行動と、無意識的に実行する行動など、要因には大きな違いがある。その行動に影響を与える要因の違いを、行動をとる確率に影響する説明変数の違いによって表す。説明変数が複数あるものとして、 $X_1, X_2, \dots, X_n$ とすると、目的変数となる行動Bの確率は条件付き確率 $P(B|X_1, X_2, \dots, X_n)$ と書ける。説明変数 X_i のうち変化させることができるものがあれば、その X_i を変化させること、つまり「関連情報」を提示することや「介入」を実施することによって目的変数となる行動が変化すると予想できる。つまり、行動への影響が大きい説明変数に適切な値を設定することで目的変数の「行動」が生じる確率が向上することが期待できる。様々な状況に合わせて、介入／非介入の実験を十分な頻度で行った結果のデータを収集できれば、条件付き確率を計算することのできる確率モデルを作成できる。そこで、この確率モデルを使って特定の場面（説明変数の値の組み合わせ）における確率上昇効果を事前に予測しておき、効果の高い説明変数となる介入を適宜選択することで介入効果を最適化することが可能になる。これが行動変容についての確率的アプローチ、ということである。

III. 実社会ビッグデータ

問題はこのような確率モデルを作成するためのデータをどのように得るか、ということである。限られた状況で、限定した介入の組み合わせであれば、適切な実験計画のもとに実験を行いデータを網羅的に収集することで十分なデータを収集できる。しかし現実社会において幅広く使えるようにするためには、限定的な実験場面と特定の介入だけでは不十分である。そのため、確率モデルを活用するためには、実社会で生じる様々な状況やありえる幅広い介入／非介入のもとで大量にデータを持続して蓄積していく必要がある。

そこで確率的アプローチを実行するために必要となる適切な条件付き確率モデルを実社会で持続的に蓄積が進む行動履歴データから作成することが望まれる。インターネットやモバイル通信、スマートホンやIoTデバイスの普及によって、実社会で大量のデータ（実社会ビッグデータ）が集積され、様々な場面で活用可能になっている。商品の購買行動はレジのバーコードのスクリーンや、支払いの履歴として蓄積され、インターネットサービスの利用や操作履歴データの集積も容易になっている。電子機器を利用した行動の場合にはセンサデータやAIによる認識結果などとしても観測・記録でき、データ量や観測頻度は飛躍的に増大する。また、バーチャル・リアリ

ティやメタバース（仮想空間）を利用する場合には、時間的にも空間的にも意味的にも精度の高いデータ収集が可能になる。Webアンケートやインターネットサービスでの入力として生活者の選択行動や意識調査の結果をデータ化することも増え、収集可能な人数、データ項目数も増えている。今後、さらに観測可能な対象も今後益々増えることも予想される。生成AIによる対話的なサービスの利用が増えると、対話履歴のテキストから行動の背景となる意識の変化を推定する精度も高くなる。このように収集した実社会ビッグデータを用いて、「行動」が生じる確率モデルを作成し、活用することができる。

収集できるデータ量は、対象となる人の数や期間が多いほど増える。サービス現場で収集できる実社会ビッグデータはインターネット上で、大量の商品やサービスを膨大な利用者に提供するサービスほど獲得しやすい。そこで蓄積したデータによりユーザーが購入する確率の高い商品や、視聴する確率の高いコンテンツを自動的に選択して、利用者に推奨する「レコメンデーション」のアルゴリズムは既に多くのインターネットサービスに導入されている。これを可能にしているのは、利用者や商品、コンテンツに共通の（ユニークな）IDが付与できるためである。実社会においてもこうした共通のIDを付与する仕組みを作ることによって、持続的に蓄積、収集されるデータを活用する機会が増える。

今後、こうした実社会で持続的に集積するビッグデータは種類や量は増えることはあっても減ることは考えにくい。したがって、「行動変容」による社会問題解決のためにこうした実社会ビッグデータから作る確率モデルを活用した確率的アプローチが期待される。

IV. ベイジアンネットワーク

確率的アプローチを実行するためのデータから作成できる確率モデルとして、多数の確率変数の間で関係の強いものを接続したグラフ構造を持つベイジアンネットワークがあり、それを使って人の行動をモデル化する応用事例も知られている[1]。これは、離散確率変数（変数の状態が0か1、や有限の整数といった離散的なもの）をノードとして、確率が影響をうける変数（ノード）の間にリンクを張って構成される確率ネットワークである（図1）。離散確率の場合は、変数の間の定量的な関係は条件付き確率表として表現できるので、データから確率モデルを作成する際の計算効率が高く、作成後に行動や要因の確率を計算する確率推論も高速に実行できるという特徴がある。こうしたことから、大量のデータからベイジアンネットワークを構築し、その上で確率推論を実行することで、不確実な現象の予測やシミュレーションを行うソフトウェアが開発され、それを活用した応用例も広がっている[2,3]。

これは、望ましい行動（B）についての確率モデル $P(B|X_1, X_2, \dots)$ をデータからベイジアンネットワーク

として構築し、行動Bが生じる確率が多くなるような条件 ($X1, \dots$) をとるような内容や介入をベイジアンネットワークの上での確率推論によって計算するという形で実現できる。また、複数の説明変数の間にも因果的な構造がある場合には、それらの関係もまた、ネットワークとして表し、 $P(X1|X2, \dots)$ のような条件付き確率としてモデル化する。そのためベイジアンネットワークを構築するソフトウェアにデータを与えてBに対する相互情報量や情報量基準に基づくスコアを計算することで良い説明変数を自動的に探索して、ベイジアンネットワークを構築する。確率モデルを構築した後には、部分的に観測された情報（観測された変数の値）から、観測できない変数についての確率分布を確率推論アルゴリズムによって高速に計算できるようになる。

ベイジアンネットワークを作成する際、Bの確率に大きな変動を与える要因や条件となる説明変数をデータの中から探索するため、行動に影響を与えると思われる変数を幅広く想定して同時に計測し、Bと $X1, X2, \dots$ の多様な組み合わせを含む行動履歴データを大量に収集することが必要になる。そこで、実際に多数の利用者が行動するサービスの現場において、提示する情報コンテンツに内容に基づくタグを付けたり、行動に影響を与える要因の仮説をロジックモデルの形で書き出しておくなどの工夫を行う。

もっとも単純な確率モデルでは、Bとそれに影響を与える説明変数の状態の組み合わせに関する条件付き確率表で表現される。確率は表の各項目の中に入る観測データを正規化して確率値が求まる。条件付き確率表のサイズが大きすぎると、表の中の項目内に入るデータが存在しない欠損状態が生じてしまうので、説明変数の状態の組み合わせは無制限に増やすことはできない。数万件のデータであれば、Bについて、4～5個位の親ノード（説明変数）にすることが多い。それでも、Bに影響を与える複数の説明変数の状態の組み合わせについて交互作用を表現することができるので、これによって時間や場所のような状況依存性や、個人の特性に基づく異質性を区別して表現することが可能になる。この「望ましい行動」が生じるBについての条件付き確率は、暗黙的に「望ましき」と説明変数の間についての因果的構造や、ある種の評価関数を表すものになっている。

V. 情報損失の少ないクラスタリング

確率モデルを全ての利用者の「行動」を表す同質なものでは、人による違い「異質性」が表現できないため、行動が類似した人ごとに分類を行い、その分類（セグメントやクラスターと呼ばれる）ごとに確率モデルを作成しておき、対象となる場面ごとに、クラスターを特定して異なるモデルを使う方法がある。確率的アプローチでは、各クラスターに完全に分類するのではなく、各クラスターへの所属確率も計算して、各クラスターごとの確率モデルの混合として扱うこともできる。

通常のクラスタリングは類似度に基づいて行われるが、類似度を評価する距離関数を事前に定めたものでうまく分類できるとは限らない。とくに人を分類する際の特徴（属性やアンケートの回答、行動など）は多岐に渡るため、通常の距離関数を固定したクラスタリング手法はあまり適さない。そこで、アルゴリズムの繰り返し計算の中で距離関数も適切なものに修正していく確率的潜在意味解析（Probabilistic Latent Semantic Analysis）[4]を使って、実社会ビッグデータから人のIDごとに収集したデータをクラスタリングし、各クラスターごとに確率モデルを作成する方法がある。クラスタリングを行い、情報の次元が圧縮されると通常は情報損失が生じるが、確率的潜在意味解析の中の距離関数の修正では、期待尤度を最大化するExpectation Maximization（EM）アルゴリズムを用いるため情報損失は少なくなる特徴がある。クラスタリング結果は、各クラスターへの所属確率により情報の意味のベクトル化を行ったものと見ることもできる。クラスタリングのために使う特徴としては、属性や意識調査の回答、観測した行動などを幅広く投入しておいても、距離関数の繰り返し計算の中で適切な変数について重み付けがされるので、投入する情報に冗長性があっても問題が少ないという特徴もある。

この確率的潜在意味解析とベイジアンネットワークを組み合わせたソフトウェア（PLASMA）が産総研で開発され、これを使った応用システムの実用化、サービス提供などが行われている[5, 6]。また、応用事例の知見は産総研人工知能技術コンソーシアム[7-9]でも共有され、ユーザーコミュニティと利用場面が拡大している。以降ではこのソフトウェアを活用した事例について述べてい

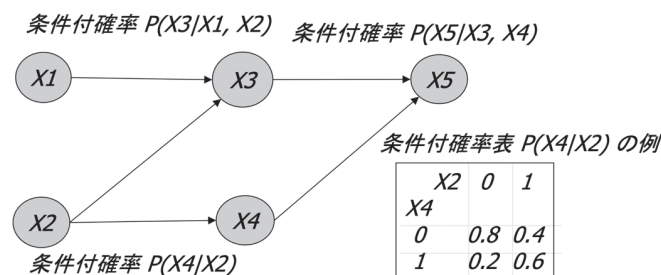


図1 ベイジアンネットワーク

く。

VI. 確率的状態遷移

行動が生じる確率は安定して変わらないものではなく、同じ人でも状況や経験によって異なる振る舞いをすると考えて確率モデル化を行う。このような行動の確率が動的に変化することを表現する場合には、行動が類似している状態 ($S_1, S_2, \dots, S_i$) を考え、 S_i における行動の確率 $P(B|S_i)$ をモデル化する。人のIDごとに時系列として観測したデータからその人がどのような状態に移っていくかという状態遷移をモデル化することができるため、時間により変化する行動のモデル化が可能になる。具体的には、人のIDごとに集計をするのではなく、時間 t ごとに分割して集計したデータについて、PLSAによるクラスタリングを行い、全体で類似した状態の集合 ($S_1, S_2, \dots, S_i$) を求める。その各状態でどのような行動が生じるかは S_i ごとに行動をとった回数をデータから数えて、 $P(B|S_i)$ を求めることができる。また、その時間にどの状態にあるかがわかれば、特定の人が時間変化によって変化する状態遷移がわかる。次に S_i から S_j へと状態が変化する確率は $P(S_j|S_i)$ として計算できるので、次にどのような状態に変化するかを計算することができる。 $P(B|S_i)$ と $P(S_j|S_i)$ の2つの確率モデルを使うことで、時間により変化する行動の確率モデル化とその計算（予測とシミュレーション）ができるようになる。この状態遷移の確率モデルを使うことで、健康状態の変化をモデル化できる（入院中のDPC包括診療データを使った例[10]など）。同様に生活者の意識の変化、学習者の学習状態の変化をモデル化し、状態変化の予測や好ましい変化を促すための介入の最適化などにも活用することができる。

VII. 生活者デジタルツイン

ここまで述べてきた確率的アプローチ、確率的潜在

意味解析とベイジアンネットワークを使い、実社会ビッグデータから確率モデルを構築し、確率現象を再現するデジタルツインとして応用することができる[11]（図2）。デジタルツインとは実空間で起こる様々な現象を、計算機上で再現する「デジタルの双子」という意味である。実空間を完全に再現することは計算量が膨大になるため、対象となる現象に特化して、それ以外の要素はできるだけ簡略化し、計算コストを削減する工夫などにも必要になる。以降で生活者の意識や行動を模擬するデジタルツイン（デジタルの双子）を作成し、活用する方法について述べる。

インターネット利用者の行動履歴データには会員IDや、端末やWebブラウザのIDが同時に付与されることが多い。このID付きデータを用いて行動が類似した人を類型化し、その特性を反映した確率モデルを構築すれば、それをデジタルツインとして利用できる。このような類型は「ペルソナ」や「セグメント」、「クラスタ」などとも呼ばれ、個人の特性に基づく異質性が表現でき、この類型ごとにデジタルツインを複数用意することで現実の社会的集団を模擬できる。

この個人の異質性に応じたデジタルツインを使い、対象者の類型ごとに適切な情報を選択することで、マーケティング活動やインターネット利用を効率化する「行動ターゲティング」や「レコメンデーション」と呼ばれる手法がある。このような仕組みはマーケティング分野だけでなく、教育（e-learning）分野や、健康（ヘルステック）分野にも適用することができる。この際の重要な観点として、プライバシーの保護や倫理的問題である。個人が特定される状態でその行動履歴データを使うことは情報漏洩や悪用リスクを伴う。そのため、個人が識別できない匿名加工を施し、復元ができない不可逆な変換をするなどの対応が必要である。異質性のある程度表現しながら、個人単位でのプライバシー保護を行うために、 k 人以上のデータで匿名化する k -匿名化や、部分的に集計するマイクロアグリゲーションなどの操作によってリスクを低減することができる。さらに元データを使わなくても、

生活現象の確率モデル化（デジタルヒューマンライフモデル）：
PLSA（セグメンテーション）＋ベイジアンネットワーク（構造化）

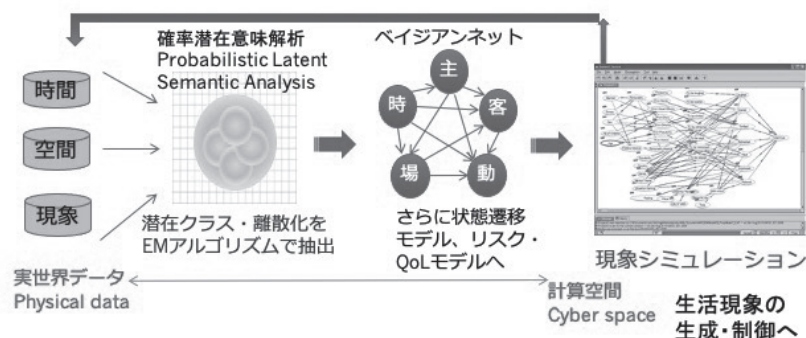


図2 実社会ビッグデータから構築する生活者デジタルツイン

一度作成した確率モデルから適切なものを選んで使うことや、元のデータの特性を反映した確率モデルから新たにサンプリングして生成する人工データで代替する方法であれば情報漏洩や悪用のリスクはさらに下げることができる。こうした点でも、特定の個人に紐づかない生活者デジタルツインの活用は今後益々、重要になると考えられる。

VIII. 情報推奨（レコメンデーション）とマッチング

対象となる人に適切な情報を推奨する情報推奨を自動的に実行する技術がレコメンデーションと呼ばれ、インターネットサービスでは一般的になっている。またこれは利用者に対して適切なコンテンツを適合させるマッチングを支援する技術でもある。そのためのアルゴリズムは協調フィルタリングをはじめとして、人工知能分野での研究や、インターネットサービスでの実用化に長い歴史がある。これは対象となる人が情報コンテンツを採用する確率が高くなるように多数の情報コンテンツの中から候補となるものを選択するマッチングを行うアルゴリズムとして実現できる。多数の利用者がコンテンツを選択した履歴データを大量に集め、利用者の価値観とコンテンツが持つ特徴ごとにクラスタリングを行い、そのクラスタの間のマッチングの良さをスコアとして表現するとスコアの高い利用者とコンテンツの組み合わせが計算できる。この時、利用者やコンテンツが各クラスタにどの位所属するかの確率によって多様性が表現できるため、確率的アプローチとの親和性が高い。また利用者が提示される情報コンテンツを採用する確率は、その人の価値観やニーズに基づいていると考えられるため、良いレコメンドができる確率モデルは、利用者の価値観やニーズについての良い近似を与えるデジタルツインになっているとも言える。つまり、多様なコンテンツのレコメンドやマッチングを行うサービスを多数の利用者に提供して、得られる大量データから確率モデルを作成することで行動予測精度やマッチング精度の高い生活者のデジタルツインを構築することが可能となる。

IX. 行動変容支援による包摂的コミュニティの構築

Society5.0[12]の中で「市民が参画したまちづくりが進み、取組を先導する人材との協働により地域に根差した活動が活性化することで、多くの産業が生まれ、成功体験が次なる挑戦を続々と誘発し、産学官連携等を通じて地域の知が社会へと還元される取組が活性化すること」が期待されている。その一方で、昭和時代に盛んに全国で造成された戸建て団地において、少子高齢化により市民の高齢化、若年世代の減少、空き家率の増加などにより、まちづくりの担い手の減少と地域コミュニティの活

動の存続が難しいという問題が深刻化し、地域生活者のWell-beingの低下も懸念されている。全国で約3000箇所の団地のうち戸建住宅を10%以上含むものが約9割、戸建て住宅のみの団地は5割程度を占め、住宅団地の主たる構成要素となっている。2030年には昭和50年代以前に開発された団地では高齢化率が40%前後に急上昇し、全国平均を大きく上回ることが予想されている。またこれらの問題はコロナ禍以降の生活様式の急激な変化によっても一層加速し、また戸建て団地以外でも同様の問題をかかえる地域も増えている。こうした背景から多様な人々が社会的にも身体的・精神的にも豊かになれるコミュニティ（「包摂的コミュニティ」）を形成し、社会全体でwell-being（一人ひとりの多様な幸せ）が最大化される状態を目指し、内閣府SIP「包摂的コミュニティプラットフォームの構築」[13,14]が開始され、この中のサブ課題A1として、戸建て団地を実証フィールドとして、コミュニティ活動を活性化することで、社会参加の機会を増大し、参加意識や参加行動を促し、心身の健康状態も改善しながら、まちづくりを推進する支援技術の開発が行われている[15]。

この中で重要な課題は、地域の問題解決において従来型の公式なコミュニティ（自治会やPTAなど）への加入率が低下し、本来の機能が果たせなくなっていることである。これを補完するものとして非公式なコミュニティ（例えば、関心事を通じて集まる趣味的なものや、地域・世代全体を包括していない局所的なコミュニティ）の相乗効果を高めるアプローチを考え、その中で多様性に対する包摂性の向上が鍵になっている。そこで従来型の強い規範に基づく画一的なコミュニティとは異なる、多様な生活者がそれぞれの居場所とできる、ゆるやかなつながりを許容する複数の多様なコミュニティ群の支援を行う。

多様な価値観を持つ生活者や、それぞれのコミュニティ群に合わせた活動を促進するためには、自分以外の価値観への対応を支援する必要性が高い。そこで、多様な価値観を持つ生活者のそれぞれにあったコミュニティ活動への参加を促すためにレコメンデーションやマッチング機能を導入したスマホアプリが有効である。これによりコミュニティ活動への参加者を増やし、参加者への効果を高めるとともに活動履歴データも収集していく。収集したデータから生活者を類型化することで、年齢等の属性ではなく価値観や活動の傾向をより強く反映したクラスタ毎についての生活者のデジタルツインを構築する。これを用いてクラスタ毎の心身の健康状態や、コミュニティ活動への参加可能性などの予測精度を向上して、参加者に対しては活動へのリピート率や満足度を高め、運営者に対しては活動の効果や効率を高めることでコミュニティ活動を支援する。活動履歴のデータ活用が重要であるが、地域での活動に密着した生活者のプライバシーを保護するために元のデータの代わりに、構築した生活者デジタルツインから疑似データをサンプリング

した人工データセットを使うことで安全に、広い範囲でデータが活用できる。生活者デジタルツインを別の地域でも共有して使うことで、コミュニティ活動を新たに始める場合やこれまでにうまくいっていない地域であっても介入施策の効果予測や介入施策の最適化を行うことができるようになる。

X. 生活者デジタルツインを活用した支援ツール

コミュニティ活動を支援しながら、その過程で持続的にデータを収集するために、イベント参加者やコミュニティ施設への来場者に固有の2次元バーコードを印刷したカードを配布し、これをスマホアプリやイベント会場に設置するデジタル端末（タブレット機器やデジタルサイネージ機器）で読み取る支援ツールを導入した。これによりIDで紐づけてイベントやサービス内容と来場者の行動データ、来場時アンケートのデータが収集され、生活者デジタルツインの構築に使われる。コミュニティ施設で日常的に提供されるサービスへもこれらの支援ツールの導入と普及を進めて日常的にデータが蓄積できれば、生活者デジタルツインを日々、改善していくことができる。この各種の支援ツールはローコードとも呼ばれるわずかな改変で作成できるアプリ開発環境を使うことで地域のニーズに合わせて容易に開発できるため、コミュニティが主体的にその取り組みを発展できる。カード配布時に初期アンケートを質問し、イベントやコミュニティ施設利用時に行動履歴を記録し、一緒に来た人のグループ登録を行うなど、コミュニティ活動に合わせた独自の機能を追加し、これらを利用したコミュニティ活動の事例も増えており、そこで改善されたシステムや生活者デジタルツインをさらに他の地域で活用する計画である。以降ではこうした生活者デジタルツインの応用事例を、参加者、コミュニティ活動運営者、コミュニティマネージメント実施者向けの支援ツールごとに解説する。

1. イベント参加者支援

イベントやコミュニティ活動への参加者を支援するツールでは、自分のスマートフォンに自分のカードをかざすと2次元バーコードによりWebアプリが起動して、自分にあったイベント情報やコミュニティ施設の情報がレコメンドされる。Webアプリにはコミュニケーションツールやアンケート機能も追加できるので、そこで蓄積されるID付きデータによって生活者デジタルツインが構築できる。また、イベント会場やコミュニティ施設のデジタル端末にかざすことで、入場、退場時の情報が記録できるため、事前や事後アンケートの収集が容易になり時刻や人数が正確に記録できるメリットもある。来場中にも複数箇所配布されたカードの2次元バーコードを読み取る動機となる仕掛け、「タッチラリー」として複数箇所カードをかざして回遊し、その回数やアンケートや行動傾向から推定した来場者のクラスタの違い

によりカードをかざした際の反応を変えるゲーム要素を加えることができる。これによりイベントやコミュニティ活動への参加を促し、参加者数の増加やコミュニティ活動の効果を高める効果を狙う。

2. コミュニティ活動の実施者支援

コミュニティ活動の実施者を支援するツールでは、生活者デジタルツインを使って過去の類似イベントにおける参加者の分析やアンケート回答の予測や行動予測を行うことで、新たなイベントやサービスの企画立案や、集客の支援、イベントやサービスの改善のための分析などを支援する。分析支援ツールではあらかじめ用意された数種類の分析方法により自動的に分析が行われ、前述した生活者デジタルツインによる来場者のクラスタ分析、行動予測や適切なイベントとのマッチング、確率的状態遷移モデルによる介入最適化などの支援を行う。さらに生活者デジタルツインを通じて価値観の違いを理解できるようになると、イベントやサービスの利用者と提供者の双方の相互理解が深まり、コミュニティ活動が良い方向に変容することで社会参加機会の増大とコミュニティ活動の運営改善が期待できる。今後は参加者のデータだけでなく、運営を行う側のデータも収集するために2次元バーコードをIDとしたカードやシステムの利用を利用側から提供側にさらに進める。企画の立案やイベントの実行、運営時に、「誰が」「何を」「いつ」実行したか、という行動履歴を収集し、イベントの実行や運営の振り返りや、介入の最適化を行う支援ツールも導入していく。これによる自分たちの行動のリフレクション、リフレームは、コミュニティ活動の効果を高め、それが他の人たちにも可視化できることでさらに相互理解が進み、コミュニティ活動の実施時の負担やリスクの低減にも寄与できることを期待している。

3. コミュニティマネージメント支援

様々なコミュニティ活動を俯瞰して、その地域の活性化をはかるためのマネージメントはコミュニティマネージメントと呼ばれる。その多くは属人性が高く、後継者不足や人員不足が深刻であるため、コミュニティマネージメントの担い手やコミュニティ活動を増やし地域の持続性を高めることが重要な課題となっている。そのために支援ツールを活用してコミュニティマネージメントを実行するとともに、コミュニティマネージメントを実施できる人材育成手法やコミュニティ運営手法についても支援できる方法論とガイドライン、支援ツール開発を行う。コミュニティ施設での生活者の行動データと施設内の運営時の行動データの収集と分析により、コミュニティ活動の「場」の望ましいあり方や運営手法についての効果検証を行い、成功事例、失敗事例のライブラリ化と運営支援ツールの改善を同時に進めていく。長期間持続的に時系列データが収集できると確率的状態遷移モデルが構築できるので、生活者やコミュニティ活動の状態変化の最

適化も支援できる。このようなコミュニティ活動を改善するコミュニティマネジメント支援を再現可能な仕組みとして定着するために、介入施策の目的と要因の間の因果的構造をベイジアンネットワークにより可視化する支援ツール[11]を導入する。それにより、初期の仮説をロジックモデルとして作成し、介入施策を実行した結果のデータからベイジアンネットワークを構築した結果と仮説のロジックモデルの差異を人が見て振り返り（リフレクション）と改善（リフレーム）を容易に行える。また参加者のデータから構築した生活者デジタルツインごとに、介入施策の効果を予測し、生活者のタイプごとに最適な介入施策を変えることで、地域ごとの生活者の多様性に応じた介入の最適化も可能になる。こうして主体となる地域の生活者自身が、コミュニティ活動の結果生じる結果とその主たる要因の間の因果的構造を共通に理解し、自らが仮説を修正して主体的に行動変容することを支援する。

このような取り組みを持続的に行うためには、事業性や収益性を高めることも必要になる。そこで各地域で収集したデータのプライバシーを保護しながら広範に活用するために、生活者デジタルツインから生成した人工データの活用や、データを外に出すことなく保護しながら利用できるマーケティング応用なども合わせて検討されている。このような地域でのコミュニティ活動に関する日常的なデータの収集と、IDデータの名寄せ、地域住民の中での利用率を高めるといった課題を解決していくことで、データに基づくコミュニティ診断やコミュニティ活動の評価やデータに基づく地域の意思決定にも応用する計画を進めている。こうして生活者どうしの相互理解を促進し、社会参加機会の増大とコミュニティ活動の改善を日常的、持続的に実行できる支援ツールの普及を拡大することで他の多くの地域でも地域コミュニティの活性化を再現可能なものにしていく。

XI. おわりに

本稿では、確率的アプローチによる行動変容支援技術として、ベイジアンネットワークと実社会ビッグデータを活用した方法と、それを活用した事例として現在進めている「包摂的コミュニティプラットフォームの構築」プロジェクトにおける地域コミュニティ活動の支援への応用事例を解説した。現在、デジタル変革（DX）が産業や生活の中で同時多発的に進んでいる。そこで蓄積される実社会ビッグデータを効果的に活用し、社会問題の解決によって持続的な社会の実現に向かうことが求められている。そのためには、明確な目的を設定し、問題解決に直結する実社会データの活用や適切な確率モデルの作成を行うことが重要になる。社会問題の解決のための鍵となる行動変容を支援する技術として、確率的アプローチとそれを活用するためのソフトウェアを導入した応用事例が増えることでデータの蓄積が進む。この好循環を進めるためにはこの技術を活用した数多くの支援ツールを開発し、多くの利用場面に導入し、その知見とデータを共有するプラットフォームが益々重要になる。つまり、技術の開発と社会実装、運用を同時並行で進めることが必要不可欠である。そのためには実社会ビッグデータと支援ツール活用による社会問題解決の取り組みを拡大する実践コミュニティの形成、多分野・多職種の専門家の連携なども重要になる。本稿がそのための一助となれば幸いである。

環境を進めるためにはこの技術を活用した数多くの支援ツールを開発し、多くの利用場面に導入し、その知見とデータを共有するプラットフォームが益々重要になる。つまり、技術の開発と社会実装、運用を同時並行で進めることが必要不可欠である。そのためには実社会ビッグデータと支援ツール活用による社会問題解決の取り組みを拡大する実践コミュニティの形成、多分野・多職種の専門家の連携なども重要になる。本稿がそのための一助となれば幸いである。

利益相反

利益相反なし

謝辞

本研究の一部は戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）「包摂的コミュニティプラットフォームの構築」JPJ012248 のサブ課題A1 として支援を受けた。また実証地域における活動の一部は大和ハウス工業の負担により行っている。本プロジェクトへ参画している産総研、大和ハウス工業、つくばウエルネスリサーチ、筑波大学、東京大学の皆様の協力に感謝する。

引用文献

- [1] Judea Pearl. Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference. San Mateo, Calif.: Morgan Kaufmann; 1988.
- [2] 本村陽一, 岩崎弘利. ベイジアンネットワーク技術～ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論. 東京: 東京電機大学出版局; 2006.
Motomura Y, Iwasaki H. [Bayesian network gijutsu: User / kokyaku no model ka to fukakujitsusei suiron.] Tokyo: Tokyo Denki Daigaku Shuppankyoku; 2006. (in Japanese)
- [3] 本村陽一. 大規模データからの日常生活行動予測モデリング～実サービスを通じたベイジアンネットワークの学習と推論～. Synthesiology. 2009;2(1):1-11.
Motomura Y. [Daily life behavior modeling from large scale data: Statistical learning and probabilistic reasoning of Bayesian networks through real services.] Synthesiology. 2009;2(1):1-11. (in Japanese)
- [4] Thomas Hofmann. Probabilistic latent semantic analysis. Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. UAI. 1999, 1999.
- [5] 本村陽一, 竹中毅, 石垣司. サービス工学の技術～ビッグデータの活用と実践～, 東京電機大学出版局, 2012.
Motomura Y, Takenaka T, Ishigaki T. [Technology for service engineering.] Tokyo: Tokyo Denki Daigaku Shuppan-

- kyoku; 2012. (in Japanese).
- [6] 本村陽一. ビッグデータを活用する確率モデリング技術～社会実装の取り組みと課題～. 統計数理. 2018;66(2):213-224.
Motomura Y. [Probabilistic modeling technology using big data: Activity for social implementation.] Proceedings of the Institute of Statistical Mathematics. 2018;66(2):213-224.
- [7] 本村陽一. 産総研人工知能技術コンソーシアムにおけるトランスディシプリナリー型のオープンイノベーション～人と相互理解できる人工知能技術によるSociety5.0実現へのシナリオ～. Synthesiology. 2020;13(1):1-16.
Motomura Y. [Interdisciplinary open innovation through activities in AIST Artificial Intelligence Technology Consortium: The scenario towards Society 5.0 by artificial intelligence (AI) technologies that enable mutual understanding between AI and humans.] Synthesiology. 2020;13(1):1-16. (in Japanese)
- [8] 本村陽一, 豊田俊文. AI 社会実装のための共創的アプローチ～産総研人工知能技術コンソーシアムの取り組み～. 人工知能. 2022;37(2):187-194.
Motomura Y, Toyoda T. [Co-creative approach to social implementation of artificial intelligence.] Journal of the Japanese Society for Artificial Intelligence. 2022;37(2):187-194. (in Japanese)
- [9] 産総研人工知能技術コンソーシアムホームページ. AI Technology Consortium homepage. <http://www.ai-tech-c.jp> (in Japanese) (accessed 2024-08-21)
- [10] 山下和也, 阪本雄一郎, 櫻井瑛一, 本村陽一. 時間変化も考慮したpLSA手法による敗血症治療戦略への応用. 人工知能学会第二種研究会資料 社会におけるAI研究会. 2017. SIG-SAI-030-03
Yamashita K, Sakamoto Y, Sakurai E, Motomura Y. [Treatment strategy of septicemia using DCP data with pLSA which especially can model clients' change along with time.] JSAI Technical Report, Type 2 SIG. 2017. SIG-SAI-030-03
doi: 10.11517/jsaisigtwo.2017.SAI-030_03 (in Japanese)
- [11] 本村陽一, 櫻井瑛一, 山下和也, 井上恵. 生活者ビッグデータからのヘルスケアデジタルツイン構築とヘルスケアサービス支援システム. 人工知能学会全国大会論文集. 第36回. 2022.
Motomura Y, Sakurai E, Yamashita K, Inoue M. [Constructing healthcare digital twin from consumer big data and healthcare service support system.] Proceedings of the Annual Conference of JSAI. 36th. 2022. doi: 10.11517/pjsai.JSAI2022.0_4Yin248 (in Japanese)
- [12] 内閣府. 第6期科学技術・イノベーション基本計画. 2021.
Cabinet Office. [Dai 6 ki Kagaku gijutsu / innovation kihon keikaku.] 2021.
<https://www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/6honbun.pdf> (in Japanese) (accessed 2024-08-21)
- [13] 内閣府. 戦略的イノベーション創造プログラム(SIP) 包摂的コミュニティプラットフォームの構築～社会実装に向けた戦略及び研究開発計画～. 2024.
Cabinet Office. [Senryakuteki innovation sozo program (SIP) hosetsutteki community platform no kochiku: Shakai jisso ni muketa senryaku oyobi kenkyu Kaihatsu keikaku.] 2024.
https://www8.cao.go.jp/cstp/gaiyo/sip/sip_3/keikaku/03_community.pdf (in Japanese) (accessed 2024-08-21)
- [14] 医薬基盤・健康・栄養研究所. 戦略的イノベーション創造プログラム包摂的コミュニティプラットフォームの構築. 2023.
National Institutes of Biomedical Innovation, Health and Nutrition. [Cross-ministerial Strategic Innovation Promotion Program. Hosetsutteki community platform no kochiku.]
<https://www.nibiohn.go.jp/sip3-housetsu/about/research/> (in Japanese) (accessed 2024-08-21)
- [15] 本村陽一, 櫻井瑛一, 山下和也, 井上恵, 神田昌幸, 脇濱直樹, 他. コミュニティ再生のための包摂的アプローチと支援システムの開発～コミュニティデジタルツインを活用したリフレクションとリフレーム支援. 2024 年度人工知能学会全国大会論文集. 第38回. 2024.
Motomura Y, Sakurai E, Yamashita K, Inoue M, Kanda M, Wakihamana N, et al. [Inclusive approaches and development of supporting system for community revitalization: Reflection and reframe support using community digital twins.] Proceedings of the Annual Conference of JSAI. 38th. 2024.
doi: 10.11517/pjsai.JSAI2024.0_2Q6GS1103 (in Japanese)