

## 〈6〉健康アプリ利用者の行動変容分析の調査研究

市政研究センター 主事 鈴木 勇希  
副主幹 稲村 武  
宇都宮大学 地域デザイン科学部 准教授 阪田 和哉

**要旨** 本研究は、宇都宮市が実施する「うつのみや健康ポイント」事業参加者の行動について分析することで、事業参加者の行動変容の実態を明らかにし、事業の改善策等について検討するとともに、本市における今後のEBPMの推進にあたり必要な考え方について整理する。

**キーワード**：データ利活用、EBPM、健康、政策形成支援

### 1 はじめに

#### (1) 研究の目的と背景

近年、不確実性が増す現代社会においては、環境変化へ機動的に対応するためにアジャイル型の政策立案が国として推し進められている。

国の動向をふまえつつ、宇都宮市（以下「本市」という）においても、政策立案段階に該当する実施計画策定にあたり、根拠に基づく政策立案（以下「EBPM」という）を重視するようになった。令和3年度からは、市役所内部において、EBPMの研修会を継続的に実施している。また、国が令和2年12月に策定した、「自治体DX推進計画」に基づき、本市においても「宇都宮市DX実現タスク」を令和5年2月に策定した。この中でデータの利活用については、オープンデータを筆頭としたデータの整備から、それらを用いた分析まで重点的取組事項として挙げている。今後さらにEBPMは重視され、政策・事業立案時には切り離せない要素と考えられる。これらの背景にあるのは、日本社会が人口減少に向かっており、自治体の収入源である税収や、労働力の減少が差し迫った問題であり、こうした中でも、持続性がある行政運営が求められているからである<sup>1</sup>。

1 自民党、「「令和の大行政改革」をデジタル社会推進本部が提言」、<https://www.jimin.jp/news/policy/205991.html>  
令和6年2月22日取得

こうした動向を踏まえ、本市の市役所内（以下「庁内」という）のデータ利活用をさらに促進するため、令和5年度から宇都宮市市政研究センター（以下「当センター」という）の役割として「データ利活用の促進」を加え、EBPMを推進し政策立案機能を強化した。

その取組の一つとして事業実施課が保有しているデータを当センター職員が分析し、事業実施課の課題解決や事業効果の検証を伴走型で行う「伴走型モデル事業」を開始した。

初年度となる令和5年度は、保健所健康増進課が実施している「うつのみや健康ポイント」事業（以下「健康ポイント事業」という）に係るデータ分析について取り組み、健康ポイント事業における改善策等の検討及び本市における今後のEBPMの推進にあたり必要な考え方について整理を行った。

#### (2) 研究の構成

まず、第2章においては、本市保健所健康増進課が実施している健康ポイント事業及び当該事業で使用している携帯端末用アプリ（以下「健康アプリ」という）について説明し、事業実施課が抱えている課題について整理する。次に第3章において、収集したデータの内容及び、分析の結果を示す。また、分析結果をふまえ、事業実施課が検討した改善策を合わせて記載する。第4章におい

て、今回の分析結果についてアドバイザー・ボードの委員<sup>2</sup>からいただいた助言を紹介し、続く第5章においては、助言を受け実施した追加調査の結果を示す。最終章においては、今回の分析を通して見えてきた「健康ポイント事業」において集積されているデータのさらなる活用方法及び、本市における今後のEBPMの推進にあたり必要な考え方について述べる。

## 2 健康アプリについて

### (1) 健康ポイント事業について

本市では、平成30(2018)年4月から、健康ポイント事業を開始している。内容は、「歩く」「自転車に乗る」といった運動や、「体重の記録」「健診の受診」の自己管理、健康づくり活動の成果としての「体重の適正化(BMIの改善または基準値の維持)」といった活動にポイントを付与しているところである。そして、事業参加後3年間は、1年間で貯めたポイントを、翌年度に5,000ポイントを上限として、図書カード、市有施設の利用券などと交換又は寄付することが可能となっている。

この事業は、一人でも多くの市民が積極的に健康づくりに取り組むきっかけをつくり、さらに、健康づくり活動の継続を促進し、「健康寿命の延伸」を図ることを目的に実施されている。

参加方法は2種類あり、健康アプリをインストールし、活動を自動的に記録する方法と、紙媒体の活動記録表を定期的に、健康増進課や市保健センター、各地区市民センターへ提出する方法がある。令和5年度時点での参加者については、健康アプリ登録者だけでも37,000人<sup>3</sup>を超えており、健康アプリ、紙媒体を合わせて約40,000人

を超える規模となっている。

### (2) 健康ポイント事業における事業実施課の課題

健康ポイント事業における目的としては、健康アプリをきっかけとした運動量増加といった「行動変容」とその「習慣化」を定着することによって得られる、「健康寿命の延伸」である。

しかし、「行動変容」については、評価する尺度について明確な定義が議論されず、そのため、健康ポイント事業の評価方法は、1日の平均歩数の増加により行われてきた。これは、健康ポイント事業の最終目的である健康寿命の延伸について、既往の研究が示す通り、1日の平均歩数が増加することにより、将来の医療費が削減できるという結果<sup>4</sup>を用いた評価である。実際、アプリの導入から事業参加者の平均歩数は増加していることから、既往研究の結果をふまえれば、事業目的である「健康寿命の延伸」を達成しているといえる。しかし、前述の通り、健康アプリを利用したことのある約30,000人以上のデータが集積している状況でありながら、利用しているのは平均歩数など限られたデータのみであり、集積したデータを十分に活用できていないことが課題である。

この課題を解決するため、これまで分析されてこなかった健康アプリのデータを用い、より詳細な健康ポイント事業の評価が行えるよう、健康アプリ利用者に行動変容が生じているのかを分析する。

2 令和5年から実施した当センターにおけるEBPMを推進し政策立案機能強化の取組の一つ。データ利活用やEBPMの高度な知見を有する専門家から助言を受ける場を設置。

3 R5.3時点での健康ポイント事業参加者数

4 国土交通省「まちづくりにおける健康増進効果を把握するための歩行量(歩数)調査のガイドライン」, <https://www.mlit.go.jp/common/001186372.pdf>

令和6年2月26日取得

### 3 分析手法とその結果

#### (1) 健康アプリで集計しているデータ

健康アプリにおいては、利用者が登録するデータ（ユーザーの基本属性）や利用者の行動データ（歩数、活動量）が集計されている。また、行動データについては、日ごとに自動的に集計されている（表1）。

表1 今回の分析のため健康アプリから取得したデータ

健康アプリから取得したデータ
ユーザー基本属性（ID, 年齢, 性別, 登録日）
歩数
活動量（Mets）

筆者作成

#### (2) データの秘匿性について

宇都宮市健康ポイントプライバシーポリシーでは、「個人を識別できない形式に加工した統計データを作成する」との記載があり、分析を行う際に個人を特定できない構造になっている。具体的には、登録者1人ごとにIDが与えられており、データ種別ごとにデータファイルが作成されている。例えば、歩数データを集計したファイルや、活動量（以下「Mets」という）データを集計したファイルという形になっており、分析に必要なデータのみを抽出することが可能である。これにより、データ分析者が不必要なデータを閲覧できない状況となっている。

#### (3) 先行研究

健康アプリ利用者の行動変容を研究するにあたり、インセンティブを与えた際にどのような行動変化が起きるのかについて、先行研究を確認した。

Garyほか（2009）の研究によると、健康増進を目的にジムへ通うように仕向けたところ、インセンティブを与えてもすぐには効果が見られず、時間経過とともにジムへ行く回数が増加した。し

かし、インセンティブが貰える期間が終了後は、ジムへ行くために後回しにしていた予定をこなすことを理由に、ジムへ行く回数が大きく落ち込んだ。

このことから、健康アプリ利用者においても、アプリ利用開始時と同時に行動が変化するのではなく、徐々に行動が変化すること。また、行動が変化しても、ある時期を境に行動が元に戻ってしまうことがあると考え、この2点を仮説としてデータの分析を開始した。また、仮説を検証する手段としては、行動データの「歩数」と「Mets」について可視化することにより、行動変容を捉えることとした。

#### (4) データの分析

##### 1) データの収集

今回の分析にあたっては、令和3（2021）年4月1日から、令和5（2023）年3月31日までの2年間分のデータを収集した。また、収集の対象については、歩数データは46,901人分、Metsデータは46,903人分を収集した<sup>5</sup>。

##### 2) 可視化前のデータ整形

収集した2年間分のデータは、月ごとに別ファイルとなっており、この状態では全体を俯瞰することができないため、当センター職員が、Excelのマクロ機能によって、収集した2年間分のデータを一つのファイルに結合した。また、データ抽出の際、登録日からデータが記録され始めるため、データを収集した起点日（令和3年4月1日）以降に新規に登録したIDに対しては、登録日を第1日目とし、データが左詰めとなるよう加工を行った。なおデータの収集終点日（令和5年3月31日）以降のデータは取得していないため余白となるが、そこにダミーデータとして、歩数

<sup>5</sup> アプリ登録者数との差異については、同一人物による登録が考えられる。

は「99999」、Mets は「999」を記入した。可視化については Excel のグラフ機能を用いた。

次に、不必要なデータのトリミングを実施した。各人のデータにつき、0 または空白のデータが現れてから、さらに 0 または空白が連続して 10 個並んだ場合は除外した。その結果、分析するデータ量は 7,760 人分となった。

### 3) 可視化の結果

前項でトリミングしたデータをそのまま可視化しても、図 1 のように、振れ幅が大きく傾向を読み解くことができなかつた。そこで、移動平均法<sup>6</sup>を用いることとし、平日と土日を含めた 7 日間での可視化を行った (図 2)。この段階で、ある程度の傾向を把握することができたものの、まだ著しく凹凸がある状態のため、より行動の傾向を把握しやすくすること、この後実施する Python を用いたパターン分けにおいてはある程度滑らかなグラフが望ましいことから、移動平均法の日数を 1 週間ずつ伸ばしながら可視化を行った。その結果、おおよそ 2 か月前後で、滑らかなグラフとなることから、61 日間移動平均法を用い可視化を実施し、図 3 の結果を得た<sup>7</sup>。

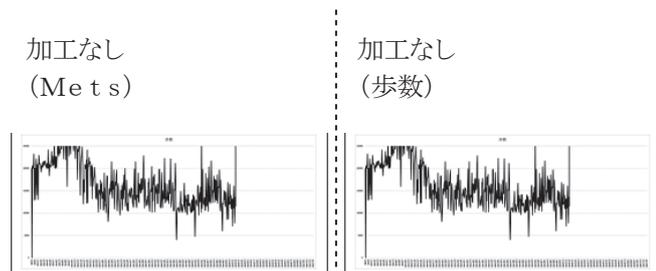


図 1 加工なし

筆者作成

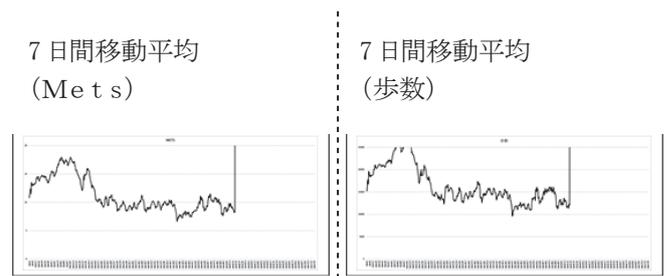


図 2 7 日間移動平均法

筆者作成

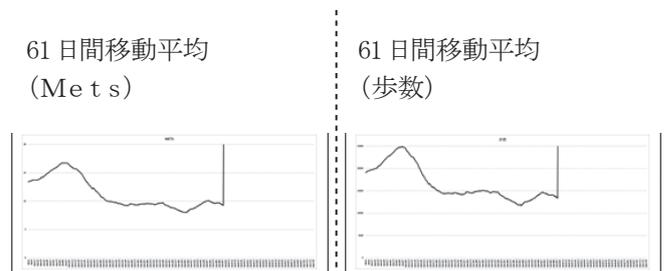


図 3 61 日間移動平均法

筆者作成

この結果からは歩数と Mets については、ほぼ同じ形となっていることが分かる (図 1 ~ 図 3)。理由としては、Mets データは、歩数データをベースに「歩く」「走る」といった、運動負荷を加味した数値が算出されているからである。

加えて、Mets は身長や年齢、体重や性別も加味しており、同じ歩数でも健康を意識して行動しているかによって、差異が生じていく。例えば、おおよそ 1,000 歩で 1Mets であるため、1 日に 1 万歩移動した場合、10Mets となるものの、人によっては、9Mets になる場合がある。

よって、個人の状況を標準化し数値として表現している Mets データを分析し、その数値の変化によって、健康アプリ利用者の行動変化について分析することとした。

### 4) 可視化したデータの類型化

61 日間移動平均で可視化した 7,760 人分のデータを確認すると、図 4 のように、おおよそ 4

6 時間に伴って観測されるデータ(時系列データ)の誤差変動(ここでは曜日ごとにおける運動量の変化)を平滑化するため、前後のいくつかのデータの平均の系列データに変換する手法。

7 61 日間の算出根拠としては、ほとんどの月で 30 日と 31 日を繰り返すことから、2 か月間の日数を足して 61 日とした。

つのパターンに分類できることが判明した。

まず1つ目のパターンAとしては、アプリ登録後から徐々に行動が変化し、およそ6か月ごろまで運動量が増え、Metsが増加するというもの。

2つ目のパターンBとしては、健康アプリを利用する前から運動量が多く、Metsの数値が高止まりし続けているというもの。

3つ目のパターンCとしては、アプリ登録後、3か月目あたりまでは、パターンAと同じように運動量が増加し続けるものの、その後運動量が減少へ転じ、Metsが低水準のまま変化しなくなってしまうというもの。

最後の4つ目のパターンDとしては、アプリ登録後も運動量が低水準のまま変化が見られないというもの。

可視化により、特徴ある4種類の傾向を確認できたため、傾向に基づく分類を実施した。

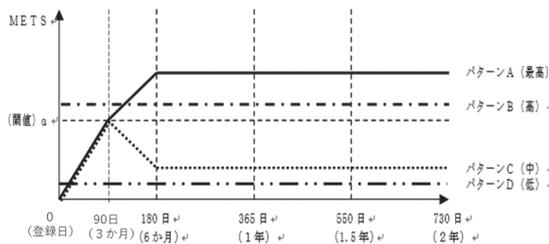


図4 可視化したデータの傾向を示した概略図

筆者作成

### 5) データの分類分け (フローチャート化)

7,760人分のデータを分類するにあたり、フローチャートを作成した(図5)。

作成したフローチャートに基づき、Google colaboratoryにおいてPythonを用い4つのパターンへの分類を実施<sup>8</sup>した。

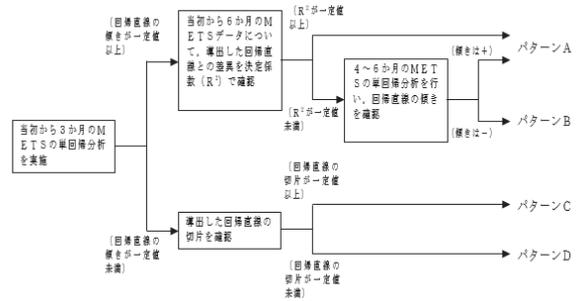


図5 作成したフローチャート

筆者作成

### (5) 分析結果

上記のフローチャートに従い分析したところ、表2の結果となった。注目すべきなのは、健康アプリ利用開始後に行動変容したと考えられるパターンAとパターンCの合計が50%を超えることである。しかし、健康アプリ利用開始後、一度は行動変容したのものもに戻ってしまったと考えられるパターンCが21.28%を占めることも判明した。

表2 アプリ登録者の行動パターン

パターン	分類数	割合
A	2617/7760	33.72%
B	2614/7760	33.69%
C	1651/7760	21.28%
D	878/7760	11.31%

筆者作成

### (6) 分析した結果の注意点について

今回分析に用いたデータについては、令和3(2021)年4月以降のものであり、健康ポイント事業開始時のアプリ利用者との混在がある。今回の分析で運動量が高水準で高止まりしているパターンBの中には、健康ポイント事業開始後すぐに健康アプリを利用し始め、当時はパターンAのように推移した人が、今でも継続している可能性が

8 Ver3.10.12にて実行

あることや、健康アプリ利用開始後パターンCのように推移した人が、今回の分析期間においては、運動量が低水準のまま推移しており、パターンDに分類されている可能性があることを補記しておく。

#### (7) 分析結果の共有

分析結果を事業実施課と共有し、事業実施課では、行動が一度変化したものの、行動変容が定着しなかったパターンCに対するアプローチを検討していく方向性を固めた。

特にパターンAとパターンCの分岐点である登録後3か月目のタイミングがキーになっていることを共有した。

事業実施課において、パターンCへのアプローチを検討した結果、①「新規登録者に対して、登録から2か月目にメールを一斉送信する」と②「現在年2回1か月ずつ実施しているポイント倍増キャンペーンを年4回2週間ずつに頻度と期間を変更する（3か月に1回はポイントキャンペーンを実施し、どの時期に開始しても3か月以内に一度はポイント倍増キャンペーン期間になる）」の2つの方向性で検討を開始した。

その後、後者②のポイント倍増キャンペーンについては、今まで実施してきたキャンペーンの結果を再度確認したところ、キャンペーンを実施しても、歩数が増加する結果は得られていないということが判明した。そのため、今後は、①のメッセージを配信する方向で検討を重ねていくとのことであった。

筆者からは、もしメッセージによるパターンCの改善を目指す場合には、メッセージを送る介入群と、メッセージを送らない対照群を用意して、その両者の比較による効果検証を行う、ランダム化比較試験（以下「RCT」という）の使用を推奨した。

しかし、行政のサービスである以上、意図的に

サービスの差を生み出すことは検討の余地があるため、今後の課題となった。

## 4 有識者からの助言

EBPMの実施においては、データの分析が非常に大切である。特に分析や効果検証については、数学や統計学を用いた様々な手法が存在しており、独学での対応が非常に困難であることから、有識者を委員に選定したアドバイザリー・ボードを令和5年度から設置した。令和6年1月23日に、健康アプリの分析状況について情報の共有を行い分析内容や今後の効果測定に関する助言を頂いた。

#### (1) 早稲田大学ビジネススクール 牧准教授

まず、健康アプリを途中で使わなくなった人を除いている分、バイアスがかかっているとみべきである。途中で利用を断念した人のバイアスを補正する手法は統計学にあるため、それを用いると今回の分析のエビデンスをより高めることができる。

次に、行動経済学の分野ではRCTに関する先行研究が多数ある。特に今回改善策であるメッセージの送付段階において、メッセージの発言者を担当者の言葉にしたり、市長からのものにしたりとするようなA、Bテストを組み込ませ、行動変容の差異が生まれるかを検証してみる価値はあると思われる。

最後にEBPM全体に言えることであるが、データの分析がメインとなってしまい、次の改善検討に移せないデータ分析をしてしまうこともある。その場合、分析結果を次（政策立案）に活かす内容なのかという視点を常に意識して、EBPMに取り組む必要がある。

#### (2) 宇都宮大学地域デザイン科学部 阪田准教授

行政の進め方として、データの分析から効果検

証、改善策を施策へ反映といった一連の流れを決められた予算内でやりくりをする必要がある。そのため、データの分析は最も予算を掛けずに実施し、改善策の実施の部分に多くの予算を確保しなければならないと思われる。その場合、事前に予算を掛けずにデータを確保できるような設計にするのが望ましく、またその際には多角的分野からデータを利用できるような設計だと良い。そのためには、各課で対応しているデータの取り扱いに関する契約を市としてルールを整備するのが良いかもしれない。

次に分析について、今回は先行研究からある程度データの予測（バイアスを掛けた）状態で分析を実施した。分析する内容によっては、先行研究等を考えずシンプルな分析を繰り返し、前回実施した分析を補足するような分析が望ましいこともある。状況によって、分析の仕方は臨機応変に対応することが必要であろう。

(3) 明治大学 政治経済学部 鎌田専任講師

今回の分析においては、追加で各パターンの属性を検証してみることが必要であると思われる。その結果、属性を絞り改善策を検討することが可能である。また健康アプリを利用しなくなるまでのハザード分析を実施し、どういう人が利用しなくなりやすいのか検討すると、アプリ利用率の改善に進むと思われる。どのような属性であるかによって、ある程度のパターン予測と、アプリ利用継続者となるのか、非利用者になるのか分かるため、より属性に絞った細かい改善策の検討が可能となると思われる。

## 5 追加分析

今回助言を受けた中で、「各パターンにおける属性分析」が不足しているとの指摘を受けた。そこで、各パターンにおける属性の特徴について年

齢を軸に追加分析を実施した。手法としては、各IDに生年月日が記録されているため、令和5（2023）年4月1日時点における年齢を計算した上で、分析を実施した。

表3は、各パターンにおける年齢を10歳刻みで集計したものであり、表4は、それらを各年代別での割合（以下「相対度数」という）で表示したものである。各パターンの各合計人数は異なっているため、相対度数を用い可視化した（表4）。

表3 各パターンにおける年齢別集計

	A	B	C	D
0~9	5	6	1	1
10~19 (10代)	96	71	50	41
20~29 (20代)	204	117	99	56
30~39 (30代)	344	252	191	100
40~49 (40代)	540	508	397	159
50~59 (50代)	465	507	334	177
60~69 (60代)	489	565	291	157
70~79 (70代)	414	523	251	154
80~89 (80代)	59	63	34	33
90~99 (90代)	1	2	2	0
nan	0	0	1	0
合計	2617	2614	1651	878

筆者作成

表4 各パターンに占める年齢別の相対度

	A	B	C	D	割合合計
0~9	38.46154	46.15385	7.692308	7.692308	100
10代	37.2093	27.51938	19.37984	15.89147	100
20代	42.85714	24.57983	20.79832	11.76471	100
30代	38.78241	28.41037	21.53326	11.27396	100
40代	33.66584	31.67082	24.75062	9.912718	100
50代	31.35536	34.18746	22.52192	11.93527	100
60代	32.55659	37.61651	19.37417	10.45273	100
70代	30.84948	38.97168	18.70343	11.47541	100
80代	31.21693	33.33333	17.98942	17.46032	100
90代	20	40	40	0	100
nan	0	0	100	0	100
合計	33.72423	33.68557	21.27577	11.31443	100

筆者作成

なお、表4中の網掛けのセルは、同じ年代において、指定するパターンとそれ以外のパターンに

ついてカイ 2 乗適合度検定を実施した際に、有意水準 1%において帰無仮説「全体パターンの相対度数と指定する年代の相対度数に差異がない」が棄却された箇所である。すなわち、網掛けのセルは、各年代のパターン割合が、全体の平均的なパターン割合と比べ、有意的なズレが発生している箇所である。

その中の一例として、20代における相対度数をグラフで示した（図6）。

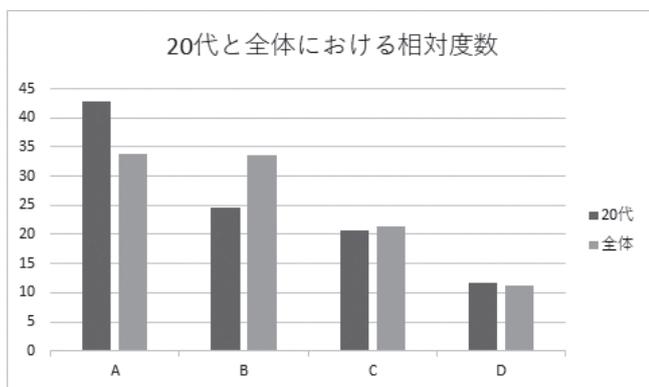


図6 20代と全体における相対度数  
筆者作成

図6を読み解くと、20代においては表4の網掛けのあるパターンAにおいて割合が高い方に偏っており、またもう一つ網掛けされたパターンBにおいては、低い割合に偏っていることが読み取れる。なお、0～9歳のように、標本数が少ない年代においては、カイ 2 乗検定の計算の特質上、低い数値となり影響が見えにくいという点に注意されたい<sup>9</sup>。

## 6 今後に向けて

今回の研究を踏まえ、健康アプリ事業及び本市のEBPMの促進にあたり必要なことをまとめる。

<sup>9</sup> カイ 2 乗検定の計算においては、観測度数から期待度数の差を 2 乗するため、観測度数が少ない場合、大きな差異が得られにくく、それに伴い計算結果も極端な偏りがあるとの答えを得にくい。

### (1) 健康アプリについて

#### 1) 利用者の居住データの活用

今回は分析しなかったが、行動変容の定着にアプリ利用者の居住環境が影響している可能性が考えられる。例えば、運動公園や河川のサイクリングロード、広い歩道など運動を行いやすい場所が自宅付近にあるといったハード面の状況や、居住している地域が健康づくりのための活動が盛んであるといったソフト面の状況が考えられる。このようにハード面、ソフト面で運動環境が整っている住民と、運動環境が整っていない住民とでは行動変容の定着に大きな差が存在するのではないだろうか。より効果的に行動変容の定着を図るのであれば、健康アプリが集積している利用者の居住データを活用し、利用者の居住環境に応じたアプローチ策の検討が有効と考える。

#### 2) 除外データの活用

今回の分析では約 40,000 人を超える利用者データから 10 日間連続して、歩数記録が 0 ないしは欠落したデータを除外し、7,000 人強のデータを抽出し利用状況を分析した。分析しなかった残る約 30,000 人のデータについても、さらなる分析を行う余地がある。例えば、健康アプリを途中でアンインストールしてしまった、使用を止めてしまった人について、どの属性が止めてしまいやすいのか分析することは、その属性に対し健康アプリを止めないようアプローチ策を検討するときにおいて有益である。つまりは、止めてしまった人の状況を分析することによって、脱落者に対しての対策を検討することができる。また、健康ポイント事業では対応できない部分が課題であると判明した際には、補足施策の検討材料にもなる。今後、健康アプリのサービスを継続するのであれば、こうした「止めた人」の分析は必要であろう。

### (2) データ収集を見越した政策立案

EBPM において大切なのは、効果検証のために、

適切なエビデンスとなるような比較データを用意することである。しかし、よくあるケースとして、政策実施後のデータについては十分に取得できるものの、政策実施前のデータ収集については見落とされがちである。実施前のデータを準備できなければ、適切な比較を行うことが困難であるため、政策立案時の段階で収集すべき検証用のデータについても検討することがEBPMの向上に繋がる。なお当センターは、事業実施課からのこの点に関する相談にも応じている。

### (3) 当センターにおける活動方針

市内のデータ利活用やEBPMを推進していくためには、ノウハウが少ない状況では独学での対応が困難であるため、有識者からの助言が必須である。そのため、今年度から実施している有識者の意見を受ける場である、アドバイザー・ボードの継続は必要である。

また、有識者との橋渡しや、簡易なデータ分析においては当センターが市内支援を行うことが望ましいことから、当センター内において、データ分析を全庁的に牽引できる人材の育成を行う必要がある。特に、有識者とやり取りを行う際に必要な知識である統計理論や、ExcelやPythonなどのツールを用いたデータ処理技術について、習得することが望ましい。

加えて、今年度の状況を市内に広く発信していくことによって、EBPM推進のボトムアップを狙っていくことが必要である。

---

## 7 おわりに

---

本研究の遂行にあたっては、保健所健康増進課の関係者や、宇都宮市EBPMアドバイザー・ボードの皆様にご協力いただきました。末筆ながら心より御礼申し上げます。

## 参考文献

- 稲村武, 2023, 「自治体職員向け研修用テキスト 実務のための統計学」
- 佐藤徹, 2024, 「自治体におけるEBPMの動向と課題」『統計2024年1月号』, 13-20
- 宮沢明仁, 2019, 「EBPMの推進に向けてー地域別データ分析事業の実施と今後の活用についてー」『市政研究うつのみや』16, 85-88.
- Gary Charness & Uri Gneezy, 2009, 「Incentives to Exercise」『Econometrica』Vol.77, No.3, 909-931.