

スマートフォン位置情報ログ分析によるライフスタイル比較

富田清次¹ 重田信夫¹ 小林良輔¹ 佐治信之² 山口利恵¹

概要： 本稿では、MITHRA (Multi-factor Identification / auTHentication ReseArch) プロジェクトのライフスタイル認証実証実験において、実証実験に協力頂いた数千人規模の被験者のスマートフォンから得られる位置情報ログデータを集計し、行動状況・ライフスタイルを分析した結果を報告する。行動の可視化であるライフスタイルテキストチャのクラスタリングによる行動パターン分類を実施、さらに2017年と2021年に実施した実証実験データをもとに、実施時期の違いによる個人の行動状況・ライフスタイルを集計比較した。比較においては、在宅率や行動圏を定め、これを評価指標として比較した。評価指標に関する分析結果の変化から、二度の実証実験の実施時期での社会状況の違い、特に日常生活へのCOVID-19感染拡大の影響を窺い知ることができた。

Analysis of Lifestyle Behaviors Using Smartphone Location Information Logs

SEIJI TOMITA¹ NOBUO SHIGETA¹ RYOSUKE KOBAYASHI¹
NOBUYUKI SAJI² RIE Shigetomi YAMAGUCHI¹

1. はじめに

MITRA (Multi-factor Identification / auTHentication ReseArch) プロジェクトでは、個人の行動データや環境センシングデータの解析により、利用者の個人認証や行動分析活用による新たなサービス創出のための技術確立の取組みを進めている。個人のスマートフォン等から収集した行動データや様々な場所に設置されたセンサ・機器から収集した環境センシングデータなど、様々な行動・環境データをログデータとして収集し、収集したログデータを総合的に分類・モデル化・分析を行うことにより、個人の行動習慣や嗜好等の特性を抽出し、個人認証（以下、‘ライフスタイル認証’と呼ぶ）などのサービス適用、行動特性や行動予測に基づく個人毎の行動支援などの新サービスの創出を実現することを狙いとしている[1][2][3]。

プロジェクトでは、個人の行動データを用いた個人認証や個人毎の行動支援・個人向けサービス提供の実現を目指して、2017年にライフスタイル認証に関わる大規模データを目的とする被験者5万人規模の実証実験（以降、”MITHRA 実証実験(2017)”と呼ぶ）[3]、続く2019年の実証実験では、実際の認証活用シーンを想定して、被験者の行動データをリアルタイムに解析、認証値の結果を被験者の端末にフィードバックする技術の実際のフィールドでの検証、および、ライフパターンを活用したサービスの連携実験を実施[8][9]、さらに、2021年には認証精度の向上や実際のサービスへの適用性（実際の決済システムとの連携）の評価を目的として、被験者3,000人規模の実証実

験（以降、”aruku&実証実験(2021)”）を実施してきた。

これらの実証実験のうち、MITHRA 実証実験(2017)、および、aruku&実証実験(2021)では、多数の被験者に協力頂き、ライフスタイル認証の行動分析と活用を目的として被験者のスマートフォンから得られる位置情報を行動ログデータ MITHRA データセットとして収集蓄積してきた。

今回、実証実験で収集した被験者の個人毎の行動データである位置情報ログデータをもとに、認証アルゴリズム・行動解析技術の研究と検証、そのための行動データの再構成などを行う場としての実験用フレームワークとして構築した MITHRA データセットを利用して、二度の大規模実証実験の結果を分析・評価した。特に、MITHRA 実証実験(2017)の時期は COVID-19 以前、aruku&実証実験(2021)の実施時期は COVID-19 感染拡大後であり、これをふまえた実証実験実施時期の違いによるライフスタイルの変化、日常的な行動変化の観点で分析・評価した。

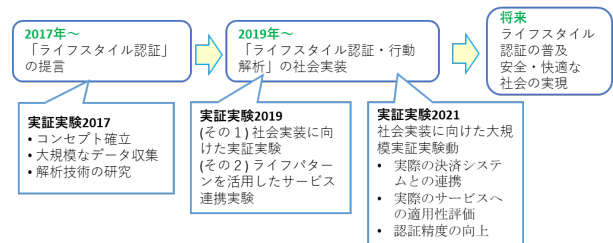


図1 MITRA プロジェクト、関連実証実験

2. 関連研究・事例

2.1 位置情報データ分析活用に関する関連研究・事例

スマートフォンの位置情報データ分析は、スマートフォンの普及に伴い、多数の事例が報告されており、結果も都

¹ 東京大学大学院情報理工学研究所
Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo
² 株式会社コードノミー, 株式会社インフォコーパス
Codename Inc., Infocorpus Inc.

市開発や交通などのインフラ整備など各方面で利用されている。

その中でも特に、参考文献[11]では、携帯 GPS 位置情報ビッグデータを活用した人流調査について、都心、観光地、居住地別に、新型コロナ拡大前後(2019年6月と2020年6月)における人の動きの変化が報告されている。また、参考文献[12]では、市街地における行動特性について、アンケート及び属性付きモバイル空間統計データを使用して新型コロナ拡大前後(2019年12月と2020年4月・8月)の分析結果が報告されている。

2.2 MITHRA データセットの分析との違い

上記の調査・分析では、モバイル空間統計[14]のデータを基本データとして分析している。モバイル空間統計は、携帯電話ネットワークの運用データを統計的に処理して推計された人口の推計値であり、メッシュや地理的区分ごとに、時間単位で継続的に人口の推移を推計している。このメッシュや地理的区分ごと・時間毎の人口の過密を元に、上記の調査・分析では、過密の時刻的な変動から集団的な移動や滞在状況などを分析評価している。

上記に対して、本論文 MITHRA データセットの分析では、スマートフォンの GPS 情報から個々の被験者毎に時間毎に特集した位置情報ログデータを集計して分析を行い、これに基づく行動・ライフスタイルの分析を実施しており、分析は実証実験期間中の個々の被験者の移動滞在状況に基づいている。

3. 実証実験

3.1 MITHRA 実証実験(2017)、実証実験(2019)

MITHRA 実証実験(2017)は、2017年1月から約3ヶ月半の期間で実施した[4]。実証実験においては、スマートフォンを用い、各種センサから GPS 位置情報や Wi-Fi 電波情報、スマートフォンアプリの利用履歴情報を収集した。実験では、5万人を超える被験者から大量の行動データを収集し、行動解析、及び、ライフスタイル認証技術開発のための基礎的な研究に活用した。

この実証実験で、位置情報を行動データとして分析活用するためのデータセット('MITHRA データセット'と呼ぶ)の構成技術を確立し、これを利用した行動データの可視化手法、行動分析手法の提案、認証アルゴリズムの開発を実施してきた。

行動手法の提案、認証アルゴリズムの開発の結果を元に、2019年に行動データ分析活用・応用に関する実証実験(実証実験(2019))を実施した。実証実験(その1)では、実際のライフスタイル認証の活用シーンを想定して、被験者の行動データをリアルタイムに解析、認証値の結果を被験

者の端末にフィードバックする技術を実現し、実際のワールドでの検証を、(その2)では、ライフパターンを活用したサービスの連携実験を実施、実サービスでの実現性を実証した。

3.2 aruku&実証実験(2021)

aruku&実証実験(2021)では、行動データ分析に基づくライフスタイル認証の認証精度の向上や実際のサービスへの適用性(実際の決済システムとの連携)の評価を目的として、被験者3,000人規模の実証実験を実施した。

ONE CONPATH 社歩数計スマートフォンアプリ(aruku&「あるくと」)と連携し、被験者には歩行先でのライフスタイル認証を体験して頂いた。認証結果に応じて、aruku&において抽選に用いるカードを付与し、キャンペーンに参加頂く内容であった。

多数の被験者に協力頂き実施した二度の大規模実証実験の概要を表1に示す。

表1 MITHRA プロジェクトの大規模実証実験

	MITHRA実証実験(2017)	aruku&実証実験(2021)
目的	ライフスタイル認証に関わる様々な大規模データの収集	ライフスタイル認証・解析の実証(商品販売・決済モデル)
内容	スマートフォンアプリを使ったログ情報を収集 ・位置情報、活動集計、書籍やチラシの閲覧履歴、他	ワンコンパス社歩数計アプリ(aruku&「あるくと」)と連携 ・参加者は訪問先での購入・決済でライフスタイル認証を体験
期間	2022/1/11~4/26	2021/2/1~3/31
参加者数	57,046名	3,088名

4. 位置情報ログのデータ構成法の振り返り

MITHRA プロジェクトでは、実証実験で取得収集したスマートフォン位置情報ログデータを認証やサービスで利用・活用するために、MITHRA データセットとして整備している[5][6]。データセットでは、データの分析・利用・活用を容易にするために、下記の方法でデータセットを構成している。

- ・ジオコーディング quadkey[11]によるスマートフォン位置情報ログのコード化を実施
- ・コード化したデータをもとに、被験者毎・推定滞在場所毎に位置情報測位点数を集計してデータベース構築
- ・被験者の行動をライフスタイルテキストチャで表現して可視化

aruku&実証実験(2021)で収集したスマートフォン位置情報ログデータも同様の方法で整備した。本章では、位置情報のコード化、推定滞在場所毎の集計とデータベース化、ライフスタイルテキストチャの可視化について振り返る。

なお、位置情報の情報取得収集・分析活用は、実証実験参加の際の被験者同意に基づいて実施している。

4.1 GPS 位置情報の quadkey によるジオコーディング

実証実験の位置情報ログデータは、スマートフォンの GPS 位置情報を取得、実証期間を通じて収集したものである。GPS 位置情報収集は、スマートフォン OS である Android と iOS で異なるが、例えば Android の場合、GPS 位置情報はスマートフォンの GPS 機能を用いて一定時間間隔(5分間隔)で取得、一旦、スマートフォン内に格納した後、定期的にサーバに収集・集約している。

分析・集計においては、自宅や勤務先の場所を正確に特定することは目的ではなく、むしろ回避すべきであること、さらに GPS 測位精度は特に屋内において安定しないことから、位置についてはメッシュの中心位置の緯度経度を代表値とした。地点間の距離はメッシュの中心位置の緯度経度をもとに算出した。

実証実験期間を通じて収集した GPS 位置情報ログデータは、緯度経度情報を元にジオコーディング quadkey[10]を適用してメッシュ化を行い、quadkey に対応する区画に属するものとして対応づけを行い、被験者毎・quadkey 毎に測位点数(位置情報取得数)を元に集計を行ってデータベース化している。今回の分析・集計では、データベース化したデータを利用した集計・分析にあたっては、ジオコーディング quadkey はレベル 17 で統一して用いた。

4.2 推定滞在場所毎の集計とデータベース化

分析で用いたログデータは単純な位置情報ログであり、得られる情報は位置(緯度経度)と時刻である。このようなログデータから自宅や職場など、主な滞在場所を推定した。実証実験では、被験者からは事前・事後ともに自宅・勤務先等の情報は一切開示を受けておらず、自宅等はあくまで推定である。

個々の被験者について測位点数が最も多い地点(区画)を被験者が属する自宅位置とした(以下、“推定自宅”)。

測位点が一番目に多い地点(区画)を勤務先が属する地点(区画)とした(以下、“推定勤務先”)。被験者は様々な職業・性別・年齢層を含んでおり、勤務形態にも依存するため、一概に勤務先と断定できないが、特に平日常勤の勤務者の場合は候補と考えることができる。

図2は、aruku&実証実験(2021)被験者の推定自宅・勤務先を首都圏の地図上にプロットしたものである。特に、首都圏では、近郊に居住・都心に通勤する状況がわかる。

MITHRA データセットでは、測位点が多い順に推定滞在場所を推定自宅・勤務先・第1立寄り地点・第2立寄り地点・第3立寄り地点と設定し、被験者毎に推定滞在場所毎の測位点数をデータベース化した。

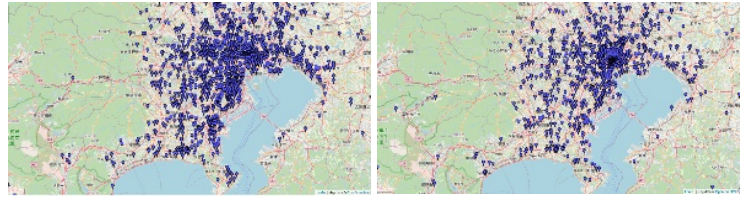


図2 被験者の推定自宅(左)と推定勤務先(右)
(aruku&実証実験(2021)の位置情報ログデータから集計)

4.3 ライフスタイルテクスチャによる可視化

ライフスタイルテクスチャとは、全日および曜日毎に1日の時間帯(縦方向)で居る場所(横方向)を重畳し、“テクスチャ”(織物)として表現・可視化したものである。ここで、居る場所は、隣接する8つのメッシュの測位点数を加えた合計の測位点数が多い順から“自宅”、“勤務先”、“第1立寄り先”、“第2立寄り先”、“第3立寄り先”、“通勤路”を加えた6つの主な滞在場所毎に色分けして、該当する時間帯における滞在場所の分布(割合)で表現している。色分けは、合計測位点数が最も多い推定自宅を青色、その次に多い推定勤務先を赤色で示している。

このテクスチャにより、どの時間帯にどの場所に所在する傾向が強いかなど、個人毎の大まかなライフスタイルが直感的に把握できる。

例えば、図4で「職住一致タイプ」と記したテクスチャでは、昼夜を通して推定自宅である青の部分が大部分を占めている。このことから、このタイプの被験者は、生活の大半を自宅で過ごしており、自宅を職場とする店主や個人事業者、専業主婦、さらには在宅勤務者などが属していると想定される。また、「定型勤務者(内勤型)タイプ」と記したテクスチャでは、夜間帯は推定自宅である青の割合が多く、昼間帯は推定職場である赤い部分の比率が高い。さらに、このタイプの曜日毎のテクスチャを見ると、推定職場である赤い部分が月～金のテクスチャに見られ、週末は赤い部分は見られない。このことから週休二日の会社員などがこのタイプに属すると想定される。

色によって、滞在場所のタイミングが直感的にわかり、色塗りのパターンが個性を表現、他者との類似性の判定や分類も容易である。

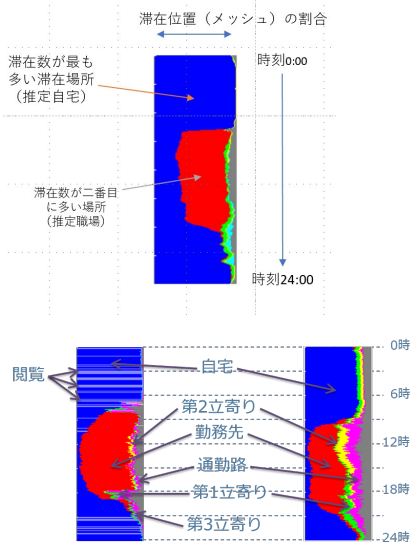


図3 ライフスタイルテクスチャ

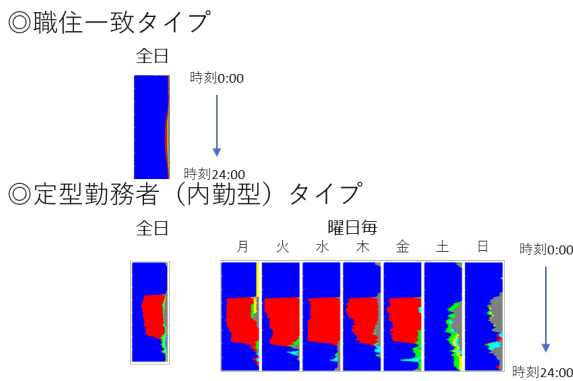


図4 テクスチャから推測されるライフスタイルタイプ

5. クラスタリングによるライフスタイルテクスチャ分類の効率化手法の提案と検証

個人のライフスタイルとして、前述の「職住一致タイプ」、「定型勤務者（内勤型）タイプ」等、いくつかのライフスタイルに分類することは、行動・ライフスタイルの全体状況を把握する上で重要である。

ログデータ分析に基づく実証実験の比較に際しては、数千人以上の被験者の位置情報ログデータを効率よく集計・分析する必要がある。

実証実験の比較に先立って、位置情報ログデータの集計・分析の作業の効率化の一手法として、4.3 のライフスタイルテクスチャ作成の効率化手法を紹介する。

5.1 ライフスタイルテクスチャ分類の課題

MITHRA 実証実験(2017)における位置情報データの収集をもとにした MITHRA データセットの構築[5]では、(1) ライフスタイルテクスチャの色・形状の傾向によるテクスチャ分類、(2) テクスチャ情報には、自宅、勤務先、第1立

寄先、第2立寄先、第3立寄先と各場所の5分毎の測位頻度比率が含まれており、その比率に応じた基本パターン分類について紹介している。

このような分類では、例えば、(1) では、分類に際して、個々のテクスチャをひとつひとつ目視により判断して分類することが必要であり、また、(2)では、単純な色の比率による分類のため、分類の結果で振分けられた個々のタペストリを対象に、再度、すべてを目視により詳細に分類すること必要となる場合も多く、大量のテクスチャの分類には時間と労力が必要な点が課題であった。

5.2 効率化手法の提案

今回は、大量のテクスチャの自動分類として、手法として、画像の類似性に基づくクラスタリングを採用して振り分けによる分類を効率的に短期間で行う手法を提案する。

具体的には、以下の内容である：

- ① まず、全被験者のライフスタイルテクスチャを作成する。
- ② 次に、テクスチャの模様を画像として見立てて、作成した全テクスチャについて、画像の類似性に基づく分析(k-means 法によるクラスタリング)を行う。
- ③ クラスタリングに先立って、分類数(クラスタ数)を予め決めておく必要があるが、これは分析や比較の目的から分析の粒度を元に定める。
- ④ クラスタリングによる振り分け後、分類結果を再度目視等により確認する必要があるが、これについてはクラスタリングの計算の結果として得られる類似度の数値の高い順に列挙し、結果確認が容易にできるようにする。

クラスタリングは、教師なし機械学習のひとつであり、画像、すなわち、テクスチャの図柄の類似性をもとに機械的に分析振り分けしており、提案手法の適用に際しては、テクスチャの振り分け結果をみて、振り分けがライフスタイルの分類の観点からも妥当であるかについて判断が必要である。妥当性が確認できれば、提案手法は、大量のテクスチャの振り分け分類を効率的に短期間で行う有効な手法である。

5.3 クラスタリングによるテクスチャ分類結果

提案手法に基づいて、aruku&実証実験(2021)の全被験者のテクスチャのクラスタリングによる分類を行った。全体的な傾向を調べるのが目的であることからクラスタ数(分類数)は5とした。

クラスタリング結果を図5に示す。分類1~5の分類毎に、その分類を代表するライフスタイルテクスチャの図柄を示している。分類の下()内の数字は、該当するクラスタに分類された被験者の数である。

クラスタリングは、タペストリの図柄の類似性をもとに機械的に分析しているが、この結果の場合、分類2には先

に述べた「職住一致」タイプ、分類3には「定型勤務者（内勤型）」タイプが自動的に分計できている。

さらに分類5には、一日を通じて滞在場所の割合が均一なテクスチャが分類できた。これは、例えば、一週間のうち、曜日によって居住場所が異なるような生活スタイルが視える。（定型的に複数の滞在場所を渡り歩くことから、「定型ノマドタイプ」とした）。

以上のように、分類1、分類3、分類5の振分け結果から、振分けはライフスタイル分類の観点からも妥当と推定できる。

付録 B には aruku&実証実験(2017)の被験者のクラスタリング結果（一部）を示した。画像の類似に基づくクラスタリングによる分類のため、特に類似度の低いテクスチャになると、テクスチャの形状が分類されたタイプの代表的なテクスチャとはかなり形状が異なっている。最終的にはこのような形状のテクスチャは分類から除外して集計する必要があるが、類似度に基づく列挙により、作業は容易に行うことができた。

提案手法の結果、実証実験の大量のタペストリをすべて目視での判断・分類には多大な労力と期間を要していたが、提案手法では、クラスタリングそのものは数時間で完了し、作業が非常に効率化でき、大幅な短縮が図れた。

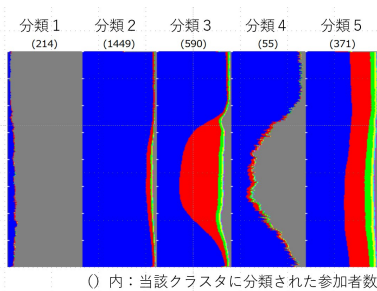


図5 テクスチャのクラスタリングによる自動分類結果
(aruku&実証実験(2021)データを元に実施)

6. 実証実験の比較について

6.1 目的と課題

Aruku&実証実験(2021)の実施時期は、COVID-19 感染拡大後であり、第三波と第四波の間の時期に重なる。テクスチャのクラスタリングによる分類結果から、分類3：定型勤務者（内勤型）タイプに振分けられた被験者数が分類2：職住一致タイプに振分けられた被験者の約1/3と少ない。

スマートフォンの位置情報ログデータは、個人の日々の行動の足跡を時間毎に記録したものであり、分析結果はライフスタイルの状況、特に日常的な行動の状況を反映しているはずである。

今回は、上記仮説のもと、過去2回の大規模実証実験の

データセットを分析し、具体的な指標（数値）に基づいて比較して COVID-19 感染拡大によるライフスタイルの変化を俯瞰する。

6.2 比較指標について

ライフスタイルの変化をスマートフォン位置情報取得ログの分析により俯瞰するにあたり、今回、比較指標として次の3項目で比較した。

- ① ジオコーディング quadkey の集計結果に基づく在宅率の比較
- ② quadkey の集計結果に基づく行動圏の大きさ比較
- ③ ライフスタイルタペストリの k-means クラスタリング分析結果に基づく行動パターン分類の集計結果の比較

6.2.1 在宅率による比較評価

個人の自宅は生活の基盤であり、多くの人が自宅で過ごす時間をもっとも多いと想定される。さらに、例えば、自宅を職場とする商店主や個人事業者、主婦などの場合には自宅で過ごす時間がほとんどを占めていると想定される。以上から、在宅率はライフスタイルを表す指標のひとつである。

本論文では、在宅率を一日24時間のうち、自宅に滞在する時間の割合と定義する。

在宅率は、具体的に、ジオコーディング quadkey の推定自宅の滞在回数（＝位置情報取得数）をもとに、位置情報取得数全体に対する推定自宅の位置情報取得数の割合として求めることにより算出した。

6.2.2 行動圏の大きさによる比較評価

日常生活における移動状況の概要をとらえるために、行動圏の範囲として、滞在・移動頻度が高いエリアの範囲（大きさ）として定義する。

行動圏の範囲として、測地点に滞在回数（＝位置情報取得数）を加味して行動圏の大きさを求めた。まず、全測地点をもとに重心位置の緯度経度を算出し、さらに重心から測地点の各メッシュとの距離を求め、位置情報取得数を加味して平均値を算出し、これを行動圏の範囲とした。図6に、ある被験者の移動先と行動圏のイメージを示す。

行動圏のイメージ

◎参加者 uid=XXXX



図6 行動圏のイメージ

6.2.3 行動パターン別の割合による比較評価

ライフスタイルタペストリの k-means クラスタリングでは、分類毎に、該当するクラスタに分類された被験者の数が算出される。全体に対するクラスタ毎の分析比率により、クラスタのタイプ、例えば「定型勤務者(内勤型)」タイプ、「職住一致」タイプに属する人口構成の割合が評価できる。この割合の比較により、ライフスタイルがどのように変化したかを指標的に評価する。

7. 指標に基づく比較評価結果

7.1 比較について

二度の実証実験は、実証実験の時期、目的や内容は異なるが、いずれも、一般的な公募により被験者の募集を行っている。また実験参加にあたり、年齢、性別などの情報は任意としており、これについては既報で記載している[5]。

図7に実証実験の被験者の所在場所を示す。被験者は全国各地に所在していることがわかる。さらに、図8では二度の実証実験の被験者の分布(都道府県毎の被験者の割合)を示しており、分布が都道府県毎の人口分布比率とほぼ類似していることがわかる。この結果から、分析結果の比較に際して、いずれも数千名以上の多数の被験者のデータが偏り少なく満遍に収集できていると想定する。

実証実験期間中、位置情報収集関連で使用したスマホアプリは異なるが、スマートフォン位置情報は2回の実証実験で同じ方法・内容で取得・収集している。比較に際しては、実証実験期間間際の参加やスマートフォンの電源未投入などにより、位置情報取得数が少ない被験者のデータは除外して実施した。

表2 実証実験の期間と被験者数

	MITHRA実証実験 (2017)	aruku&実証実験 (2021)
実施期間	2017/1/11~4/26	2021/2/1~3/31
総参加者数	57,046名	3,088名
位置情報 アプリ 参加者数	16,027名	-
GPS位置情報 取得者数	7,652名	3,088名
GPS位置情報 取得数	84,473,390	31,100,293

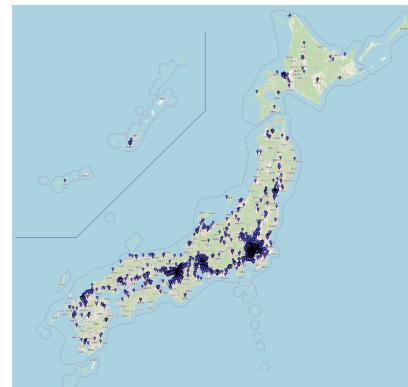


図7 実証実験の被験者の所在地
(aruku&実証実験(2021)データから推定自宅を分析し作成)

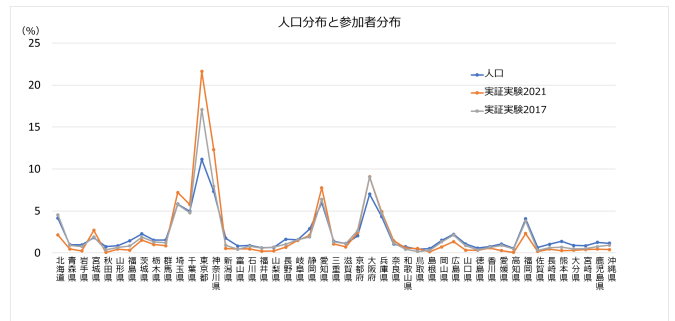


図8 実証実験被験者の分布(都道府県別の割合)

7.2 在宅率に関する比較結果

図9に在宅率の比較を示す。比較結果は、在宅率の割合0~20%, 20~40%, 40~60%, 60~80%, 80%以上に属する被験者の割合で比較した。

結果からは、aruku&実証実験(2021)では、在宅率の高い60%~80%, 80%以上の割合が大幅に増加している。

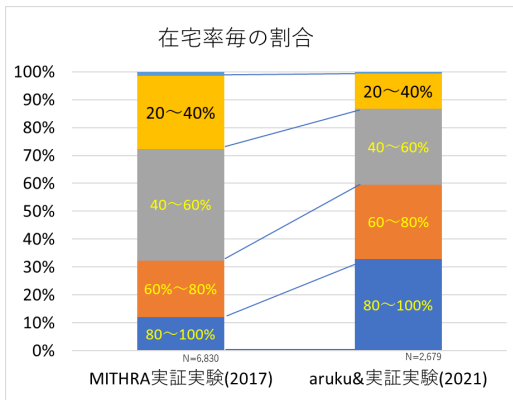


図9 在宅率の割合の比較

7.3 行動圏に関する比較

図10に平日の行動圏の比較を示す。比較結果は、行動圏のレンジ毎に属する被験者の割合で比較した。

結果からは、aruku&実証実験(2021)では、行動圏が狭いレンジに属する参加者の割合が増加しており、全体として行動圏が収縮していることがわかる。

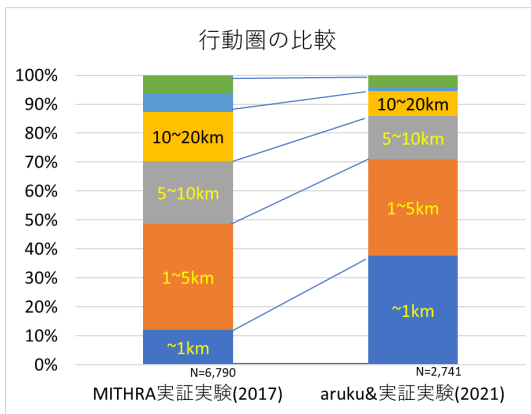


図10 行動圏の大きさの比較

7.4 行動パターン分類の集計結果の比較

二度の実証実験の被験者のライフスタイルテキストチャを作成し、さらに同一の条件で、その形状をもとにk-means法を用いたクラスタリングを行い、全体的な傾向を比較した。全体的な傾向比較が目的であることからクラスタ数(分類数)は5とした。クラスタリング結果を図11に示す。

二度の実証実験結果を比較すると、両者に共通するテキストチャ分類結果が見られる(四角形の枠で囲んだ「定型勤務者(内勤型)」、「職住一致」「定型ノマド」の3つのテキストチャ分類)。括弧内にはこの分類として分類された被験者の数を表しており、全体の殆どは、この3つのテキストチャ分類に分類された結果となっている。

図では二度の実証実験で対応するテキストチャパターンを矢印で示している。赤い矢印は、昼間の時間帯に滞在場所が「推定職場」である赤い部分がみられる、先に述べた「定型勤務者(内勤型)」タイプである。緑の矢印は、一日

の大部分の滞り場所として「推定自宅」が占めており、こちらも先に述べた「職住一致型」タイプ、青の矢印は、「定型ノマド」タイプである。

クラスタリングは教師なし機械学習であり、分類はテキストの図柄の類似性をもとに判断しており、この結果から、クラスタリングの結果得られた、各タイプに属する被験者の数を図12示した。両者を比較すると、内勤者が減少、その分、職住一致の割合が増加している。

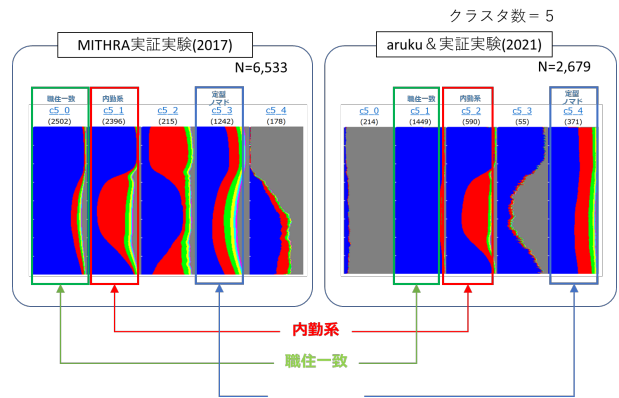


図11 テキスチャ分類による比較

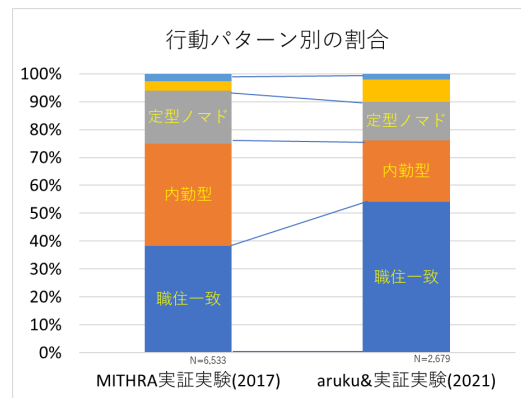


図12 行動パターン別の割合による比較

7.5 比較結果に関する考察

二度の実証実験の分析結果を提案した三つの比較評価観点、すなわち、在宅率、行動圏の範囲、行動パターン分類の集計結果でみると、aruku&実証実験(2021)ではMITHRA実証実験(2017)と比較して、在宅率は増加、行動圏の収縮、内勤者の減少・職住一致の増加の傾向が数値的に表れており、被験者全体のライフスタイル・行動パターンに大きな変化があったことがわかる。

実証実験の時間的背景として、前者はCOVID-19発生前、後者はCOVID-19感染拡大後に実施したものである。後者であるaruku&実証実験(2021)の実施時期は、夜間の飲食店の営業等が制限され、また一般へのワクチン投与開始以前であり、自宅等に籠る以外に有効な対策がない時期であった。この時期における、国内のCOVID-19関連の状況

を、参考として、付録 A として示した。

8. まとめ

MITHRA プロジェクトで実施したライフスタイル認証実証実験において、二度の大規模実証実験に協力頂いた数千人規模の被験者のスマートフォンから得られる位置情報ログデータを集計し、行動情報・ライフスタイルを分析した。さらに実証実験実施時期での行動状況・ライフスタイルの比較のために、在宅率や行動圏といった数値的な指標を定めこれを指標として比較することによる評価方法を提案した。分析結果の変化から、二度の実証実験の実施時期での社会状況の違い、特に COVID-19 感染拡大の影響を窺い知ることができた。

商標等について

- ・ 本論文中の地図は OpenStreetMap を使用した。
© OpenStreetMap contributors
- ・ aruku& : 株式会社 ONE CONPATH の登録商標
- ・ モバイル空間統計: 株式会社 NTT ドコモ登録商標
- ・ Android : Google LLC の登録商標。
- ・ iOS : Apple Inc. の OS 名称。

参考文献

- [1] 小林良輔, 疋田敏朗, 鈴木宏哉, 山口利恵: 行動センシングログを元にしたライフスタイル認証の提案, コンピュータセキュリティシンポジウム 2016 論文集, Vol. 2016, No. 2(2016), pp. 1284-1290.
- [2] 鈴木宏哉, 山口利恵: ウェアラブルデバイスを活用した個人の行動によるユーザ認証の検討, SCIS2015 暗号と情報セキュリティシンポジウム 2015, pp. 4C2-4(2015).
- [3] 小林良輔, 山口利恵: マンガアプリにおける閲覧ならびにその他の利用履歴情報を活用した個人認証手法の提案, SCIS2017 暗号と情報セキュリティシンポジウム, No. 4D2-3(2017).
- [4] 鈴木宏哉, 小林良輔, 佐治信之, 山口利恵: ライフスタイル認証実証実験 -MITHRA プロジェクト-, SCIS2017 暗号と情報セキュリティシンポジウム, 4D2-1(2017).
- [5] 鈴木宏哉, 小林良輔, 佐治信之, 山口利恵: ライフスタイル認証実証実験レポート -MITHRA データセット-, マルチメディア, 分散協調とモバイル(DICOMO2017)シンポジウム, 1H-2(2017).
- [6] 佐治信之, 小林良輔, 鈴木宏哉, 山口利恵: MITHRA データセットの再構成とライフスタイルの可視化, マルチメディア, 分散協調とモバイル(DICOMO2018)シンポジウム, 2018.
- [7] 小林良輔, 佐治信之, 山口利恵: ライフスタイル認証の活用事例とその検証: 低リスクシナリオ, Computer Security Symposium 2017, 2D2-1(2017).
- [8] 重田信夫, 小林良輔, 佐治信之, 山口利恵: ライフスタイル認証・解析実証実験 2019(その 1)レポート, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2019 論文集, pp.928-934 (2019).
- [9] 重田信夫, 小林良輔, 佐治信之, 山口利恵: ライフスタイル認証・解析 実証実験 2019 (その 2) レポート, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2020 論文集, pp.312-319(2020).

- [10] quadkey: <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/bb259689.aspx>.
- [11] 株式会社ゼンリンデータコム, “新型コロナウイルス感染拡大前後における GPS 位置情報ビッグデータを活用した人流調査”, 2020, <https://www.zenrin-datacom.net/solution/congestion/media/k004>.
- [12] 湯本耀大, 出水瑛, 藤生慎, 高山純一: 属性情報付きモバイル空間統計データを用いた市街地内の地域特性評価. - 金沢市中心市街地における新型コロナウイルス感染症拡大前後に着目して -, 土木学会 AI・データサイエンス論文集, 2021 年 2 巻 J2 号, 2021.
- [13] 廣瀬健, 井村祥太郎, 絹田裕一, 矢部努: スマートフォン位置情報から読み解く観光地における人の流動~ビッグデータはどこまで人の行動を追えるのか. IBS Annual Report 研究活動報告 2019, p.43-50, 2019.
- [14] 小田原亨, 永田智大: 社会動態推定技術モバイル空間統計の推計技術と応用, 電子情報通信学会誌, 97 (9), 806-811, 2014-09.

付録 A. 実証実験時期の国内状況

- aruku&実証実験(2019)期間の COVID-19 国内状況

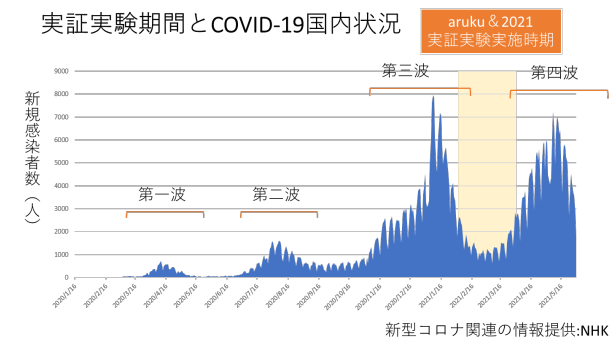


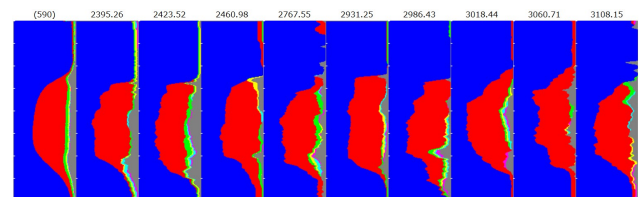
図 A-1 実証実験期間と COVID-19 国内感染状況

付録 B. テクスチャのクラスタリング結果

aruku&実証実験(2021)

「内勤系」として分類されたテクスチャ (一部掲載)

- 類似度の高いテクスチャ



- 類似度の低いテクスチャ

