

## ライフスタイル認証・解析 実証実験 2019（その2）レポート

重田信夫<sup>1</sup> 小林良輔<sup>1</sup> 佐治信之<sup>2</sup> 山口利恵<sup>1</sup>

**概要：**“ライフスタイル認証・解析”は個人の行動パターンに基づく情報で認証する技術であり、さまざまな行動支援や、個人向けサービス提供などの実現を目指している。2017年の1～4月には、5万人規模の実証実験を実施し、大量の行動データ取得に成功した。2019年1月～4月にライフスタイル認証・解析の実証実験2019（その1）を実施し、行動データに対応した認証アルゴリズムを開発・実装を目指した。これらを受けて、2019年6月～8月にライフスタイル認証・解析の実証実験（その2）を実施した。これまでの実験を実用化に向けて進展させ、ライフスタイル認証の実サービスへの適応性を確認するものである。本稿では、被験者の行動の揺らぎによる認証値の変化に注目した。具体的には被験者の時々刻々得られる認証値と、行動時間（曜日や時間帯ごと）の関係性に着目した分析について報告する。

### Report on Lifestyle Authentication and Analysis Experiment 2019(Part2)

NOBUO SHIGETA<sup>1</sup> RYOSUKE KOBAYASHI<sup>1</sup> NOBUYUKI SAJI<sup>2</sup>  
RIE Shigetomi YAMAGUCHI<sup>1</sup>

#### 1. はじめに

スマートフォンの急速な普及とともにインターネットを通してさまざまなオンラインサービスや実社会の商業活動においてもキャッシュレス決済の利用が拡大しつつある。これらのサービスを利用するにあたって、本人性を確認する個人認証技術の必要性が高まってきている。

現在もっとも多く利用されている認証手法の一つとしてID/パスワードの利用、生体認証の利用等があるが、ユーザーの負担や利便性の課題も指摘される。この解決のため、人の生活習慣を個人の特徴と捉えて認証要素の一つとする“ライフスタイル認証・解析”を提案してきた[1][2]。

MITHRA (Multi-factor Identification / auTHentication ReseArch) プロジェクトでは、個人のスマートフォン等から得られる様々な行動データを用いて、リテラシーに頼らない個人認証や個人毎の行動支援、個人向けサービス提供などの実現を目指してきた。

2017年の1～4月には、5万人規模の実証実験を実施し、GPS、Wi-Fi、アプリの閲覧履歴、活動量など、多様かつ大量のデータ取得に成功した。2019年1月～4月にライフスタイル認証・解析の実証実験2019（その1）を実施し、効率的な行動データの収集、およびそれらに対応した認証アルゴリズムを開発・実装を目指した。

これらの実験を受けて、2019年6月～8月にライフスタイル認証・解析の実証実験（その2）を実施した。これまでの実験を実用化に向けて進展させ、ライフスタイル認証の実

サービスへの適応性を確認し、実際の決済との連携を確認するものである。

#### 2. 関連研究

既存研究として2017年に実施した実証実験2017、および実証実験2019（その1）について述べる。

##### 2.1 実証実験2017

###### 2.1.1 概要

MITHRA プロジェクトにおいて、2017年1月から約3ヶ月半の期間、実証実験2017を実施した。スマートフォンの各種センサー等を用いて、位置情報やWi-Fi電波情報、アプリの利用履歴情報と言った行動データの収集と蓄積を目的とした。このためにスマートフォンアプリ（MITHRAアプリと呼ぶ）を開発し、得られた各種情報の分析を進めてきた。

この実験では、5万人を超える被験者から大量の行動データを収集し、行動解析のための基礎的な研究に活用した。

後続の社会実装を進めるうえで、行動の特徴を捉えるデータの特性に応じた解析のためのフレームワークを明らかにした[3][4][5][6][7]。

表1 実証実験2017の諸元

期間	2017年1月11日～4月26日
被験者	57,046人（一般募集）
手段	スマートフォン、ウェアラブル端末から収集
収集データ	・環境データ（端末情報、位置情報、Wi-Fi、Bluetooth等） ・アプリ利用データ ・活動量データ

<sup>1</sup> 東京大学 大学院情報理工学系研究科  
Graduate School of Information Science and Technology  
The University of Tokyo

<sup>2</sup> 株式会社コードノミー、株式会社インフォコーパス  
Codenumy Inc., Infocorpus Inc.

### 2.1.2 主な成果

実験から得られた主な成果を下記に示す[8][9][10][11].

- 認証に向けた分析アルゴリズムの開発
  - 位置情報ベース（例：時間ごとの存在位置を評価）
  - 環境情報ベース（例：Wi-Fi, Bluetooth の類似性を評価）
- データの可視化
  - 位置情報（例：自宅、職場等の推定）の変化
  - 行動特性（例：日曜～土曜のパターン）を可視化
  - 位置情報と運動量データの関連性可視化

## 2.2 実証実験 2019（その 1）

### 2.2.1 概要

実証実験 2019 は、スマートフォンから収集した行動情報を周期的に収集・分析し、認証判定を行い、その結果を被験者端末に表示することを実現した。[12][13]

目的は、行動データの収集、認証システムおよびデータ表示の相互連携を確認すること、多様な端末（iOS, Android）での運用を確認すること、端末所有者の変更による影響度を評価することである。その他の諸元は表 2 のとおり。

システム構成を図 1 に示す。被験者のスマートフォンから現在の行動情報が上げられ、サーバ側で本人性の認証値を評価して返却する。評価は搭載された複数のアルゴリズムによって処理され、現在値と変化履歴を含めて被験者のスマートフォンに表示される。

表 2 実証実験 2019（その 1）の諸元

期間	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ iOS：1 月 11 日～4 月 15 日</li> <li>・ Android：1 月 29 日～4 月 15 日</li> </ul>
被験者	本研究を実施した社会連携講座の関係者に限定した。
手段	スマートフォン（30 台）から収集
収集データ	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ GPS 情報：緯度・経度・精度</li> <li>・ Wi-Fi 情報：補足した BSSID のリスト</li> <li>・ Bluetooth 情報：補足した BD_ADDR のリスト</li> <li>・ バッテリー情報：残量（%）</li> <li>・ アクティビティ情報：歩数に相当</li> </ul>

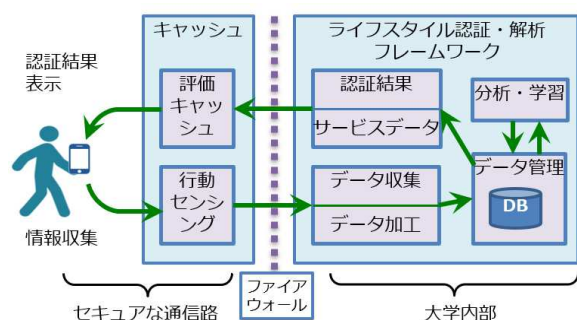


図 1 システム構成

### 2.2.2 認証アルゴリズム

認証アルゴリズムは表 3 のとおり、11 種類を使用した。例えば、#2 GPS(1h)の場合については、約 3 週間の学習期間において 1 時間ごとの位置情報(GPS)から存在確率を求めてこれをテンプレートとする。現在の位置情報とテンプレートとの類似度を計算し認証値とする。また#2 GPS(24h)の場合は、1 時間のタイムスパンを過去 24 時間の移動平均をとって認証値とする。

認証要素として、位置情報を使用するか Wi-Fi 情報を使用するか、タイムスパンが 24 時間か 1 時間かにより大別される。またテンプレートの作り方や類似度の判定方法によりバリエーションがある。

### 2.2.3 主な成果

使用したスマートフォンの 30 台から有効な行動データが収集された。最新の認証結果を得るための、行動データの随時送信や、サーバと端末アプリの連携を確認できた。また各種の認証アルゴリズムを評価し、位置情報の有効性について知見が得られた。

GPS(24h)では 1 日スパンでの行動を捉えるため、短時間の行動変化に依存しにくく安定した認証結果が得られた。また、端末所持者が代わった場合の変化も的確に捉えることが出来た。

GPS(1h)では短時間での位置変化を捉えることができる。いつもと異なる行動をとった場合、すぐに認証値の低下が見られるが本人拒否となる可能性もあり、複数の要素を組合せることも必要である。

これらを受け、認証アルゴリズムの改善、および複数要素の組合せについて引き続き取り組むこととした。今後の実証実験では、実サービスを模擬した実験でサービスや決済との連携確認を目指すこととした。

表 3 実証実験 2019（その 1）の認証アルゴリズム

項目	認証方式	認証要素	収集期間
#1	GPS (24h)	位置情報	24 時間
#2	GPS (1h)	位置情報	1 時間
#3	Wi-Fi (24h)	Wi-Fi 情報	24 時間
#4	Wi-Fi (1h)	Wi-Fi 情報	1 時間
#5	GPS/Wi-Fi	位置情報／Wi-Fi 情報	瞬時
#6	GPS2 (直近 1h)	位置情報	1 時間（直近）
#7	Wi-Fi2 (直近 1h)	Wi-Fi 情報	1 時間（直近）
#8	GPS(HFd16)	位置情報	24 時間
#9	GPS(HFd19)	位置情報	24 時間
#10	GPS(HFh16)	位置情報	1 時間
#11	GPS(HFh19)	位置情報	1 時間

### 3. 実証実験 2019（その 2）

#### 3.1 目的と概要

実証実験 2019（その 1）を受け、社会実装に向けた実証実験 2019（その 2）を実施した。これは実サービスとの連携を想定したものである。本研究を共同実施した社会連携講座の参加企業の協力のもと、企業のオフィス内での無人物品販売装置を作成し、ライフスタイル認証を用いて商品の購入と決済までを実施するものである。

##### (1) 実験の目的

ライフスタイル認証と実サービスとの連携、実際のクレジットカード決済との連動確認、また被験者の行動データを収集・分析すること。

##### (2) 実施時期

2019 年 6 月 3 日～8 月 9 日

##### (3) 被験者

113 人（共同研究関係者、会社員）

この被験者は全員が会社員であり、概ね月曜から金曜が勤務日、土日曜が休日である。実験期間の前半と後半は別企業にて実施した。

##### (4) 使用端末

主に被験者の所有端末を使用した。端末台数は 123 台。内訳は Android 端末が 35 台、iOS 端末が 88 台である。

#### 3.2 実験の構成

##### 3.2.1 システム構成

商品の無人販売装置を用い、被験者はライフスタイル認証による買い物を体験する。システム構成を図 2 に示す。

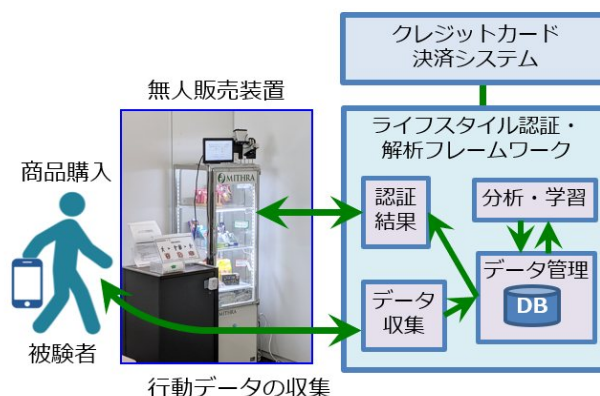


図 2 システム構成

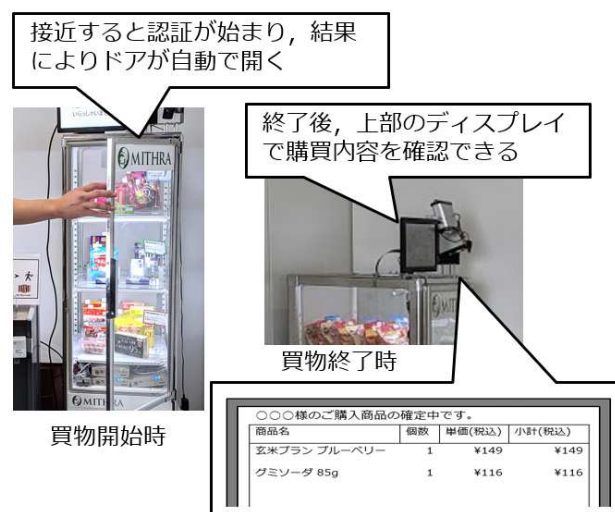


図 3 無人販売装置

##### 3.2.2 無人販売装置

実験で使用する無人販売装置は、企業のオフィス内に設置することを想定した装置である。図 3 参照。

被験者はライフスタイル認証アプリケーション（これを MITHRA2 アプリケーションと呼ぶ）をインストールした端末を所持したまま装置に接近すると、これを検知して本人確認が取れれば自動的にドアが開き、商品を取り出せる仕組みとした。商品選択し確定後にドアを閉めると決済に進む。購入した商品一覧は装置上部のディスプレイにて確認できる。利用者が事前登録したクレジットカードにより決済を行い、レシートは端末アプリケーションとメールにより確認を可能とした。

装置を構成する上で、下記の技術（市販製品も含む）を使用した。

- ・商品検知方法（RFID タグ、RFID リーダー）
- ・商品管理（バーコード）
- ・人感検知（Beacon）
- ・ドア自動開閉機構（認証結果と連動）
- ・クレジットカード決済システムとの連動

##### 3.2.3 端末アプリケーション

端末に搭載する MITHRA2 アプリケーションの主な機能は下記のとおり。図 4 参照。

- 被験者への情報提供として、滞在場所と頻度から判断される、自宅・職場・立寄り先を表示する。これにより被験者自身が行動パターンを確認できる。
- 最新の認証結果の表示する。認証結果はテンプレートと現在情報との比較で判定する。しきい値を設定して 3 段階表示とし認証値が高いもの（本人と判断されるもの）から○△×印で表示する。○印の場合はスマートフォンを取り出すことなく、装置のドアが開き商品購入に進める。
- 認証値が比較的低い（△×印）場合は、装置のドアは開かず、商品購入に進むためには追加認証としてパスワードの入力を求める方式とした。
- その他、サービス連携を行うための画面（利用者登録、カード情報登録、レシート表示機能等）を搭載した。

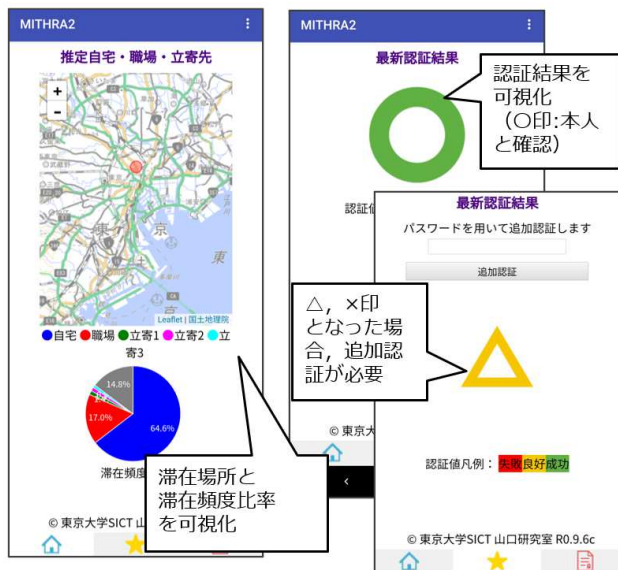


図 4 端末アプリケーション画面例

### 3.2.4 端末種別の違いによる取得データの違い

実験では MITHRA2 アプリケーションを Android 端末と iOS 端末とに実装した。端末種別によりデータ収集方法に差がある。

具体的には、Android 端末ではアプリケーションは 5 分に 1 回情報収集を行う。一方、iOS 端末では iOS 仕様の制約から一定間隔での周期的な情報収集ではなく、位置情報の変化や、Wi-Fi の接続先変更などのタイミングで情報収集することとなる。このため収集できる情報の密度に差が生じる。また、Wi-Fi 情報に関しては、Android 端末が近傍の受信可能な範囲の情報が取れるのに対し、iOS 端末では実際に接続した Wi-Fi 情報に限られる。このため情報量が Android に比べ一般的に少なくなり、移動を伴わない時間帯（オフィス内等の同一場所で仕事を続ける場合等）での情報の変化が捉えられないことも多い。

データ処理上、不足するデータを補間する等を実施しても Android 端末との比較として情報量が少ないこととなる。このデータ量の違いは、認証値の判定も影響が及ぶ。このため、Android 端末と iOS 端末のデータは区別して分析することとした。

### 3.2.5 使用したアルゴリズム

使用したアルゴリズムは、実証実験 2019（その 1）の経験から複数要素の組合せを含めて評価することとした。具体的には表 4 に示したとおり、7 個のアルゴリズムとそれらを組合せたもの（multi と呼ぶ）を使用した。

“multi” では、#1～#7 のうち、上位の値となった 4 項目を抽出し、その値が 0.8 を超えた場合は #2 と #6 は 5 倍、#5 は 10 倍の加重を加えることとした。これは 1 時間スパンでの位置情報を重視することで行動変化を捉えるためである。

表 4 認証アルゴリズム

項目	認証方式	認証要素	収集期間
#1	GPS (24h)	位置情報	24 時間
#2	GPS (1h)	位置情報	1 時間
#3	Wi-Fi (24h)	Wi-Fi 情報	24 時間
#4	Wi-Fi (1h)	Wi-Fi 情報	1 時間
#5	GPS/Wi-Fi	位置情報／Wi-Fi 情報	瞬時
#6	GPS2 (直近 1h)	位置情報	1 時間（直近）
#7	Wi-Fi2 (直近 1h)	Wi-Fi 情報	1 時間（直近）
multi	多要素総合	上記（#1～#7）の組合せによる。 ・上位の 4 項目を抽出する ・値が 0.8 を超えた場合は以下の加重を行う #2 と #6 は 5 倍 #5 は 10 倍	

## 4. 実験の結果

### 4.1 ある被験者の認証値変化

実証実験では、被験者の行動特性だけでなく、サービスの利便性や操作性、クレジット決済との連携など多様な事項を確認している。認証値が低下する場合、サービスの提供上、追加操作を行うこと等による利便性低下が生じる。

この状況を確認するため、被験者の特徴的な行動と、認証値の変化に着目して分析した。この事例を図 5 に示す。

図の横軸は時間軸（日時）、縦軸は認証値の変化である。この実験ではしきい値として、0.5 と 0.3 を設け、0.5 以上を有効な本人認証とした。0.5 未満の場合はこの実験での本人とは判断せず、追加の認証を行うこととした。

この被験者の場合、オフィスにいる間はほぼ問題なく本人と認証された。一方、休日（土日祝）の認証値低下と、平日の出勤直後の認証値低下が読み取れる。また平日と休日の差も顕著に表れている。実証実験のサービスは、オフィス内での利用が前提であるため、サービス提供には大きな問題ないことも確認できた。

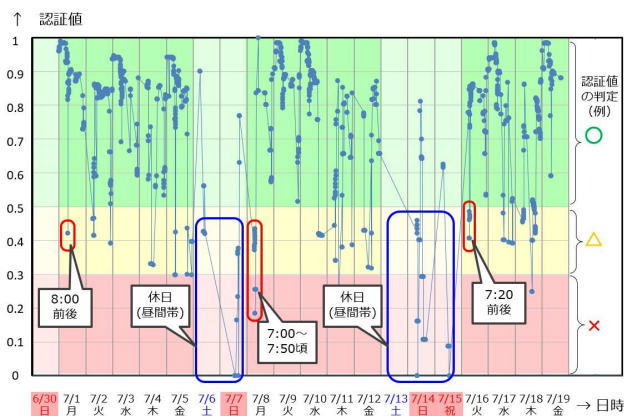


図 5 認証値の時系列変化の例



## 4.2 曜日ごとの認証値変化

被験者の曜日毎の行動パターンがみられることに着目して分析する。対象サンプルは、Android 端末と iOS 端末を各 10 台のデータを使用した。以降の図では、各グラフ線が日曜～土曜を示す。横軸が時刻（0 時～23 時）ごとの 1 時間単位、縦軸はその 1 時間での平均認証値を示す。なお実験期間中の祝日のデータは除外した。

### 4.2.1 Android 端末での実測

曜日ごと、時間ごとの認証平均値の変化を図 6 に示す。

各曜日とも在宅中とみられる深夜早朝の時間帯は高い認証値となっている。一方、8 時～20 時の活動時間帯では行動範囲が拡大すると相対的に存在場所が分散するため認証率の低下がみられる。特に土曜と日曜の認証値は他の曜日よりも認証値が低い傾向がある。基本的に平日勤務の会社員としての生活リズムがみられる。

このことをより明確にするため、土曜・日曜と月曜～金曜をまとめたものを図 7 に示す。

土曜・日曜と平日の差が明確となる。なお、平均値の分散を知るため、平均値±標準偏差 ( $\sigma$ ) を表記した。標準偏差は時間帯による大きな変化は見られない。

### 4.2.2 iOS 端末での実測

iOS 端末で認証値を評価する場合、前述のとおり Android 端末よりも情報量が少ないため、認証値の変動が大きく出る傾向となる。

図 8 に示す通り、Android 端末と同様に、平日の 8 時～20 時の活動時間帯で認証値が低下する傾向となっている。土曜・日曜と平日の差を分析するため、Android 端末の場合と同様に、土日と平日を分離したものを図 9 に示す。情報量の違いから、標準偏差にもやや大きく変動がみられる。全体としては図 7 と同様の傾向であることが分かる。

## 4.3 曜日ごとにみられる行動パターン

これまでの分析から、曜日ごとの行動には会社員に見られる固有のパターンが推定される。これを分析するため、曜日ごとの行動（時間ごとの存在場所）の可視化とともに認証値の変化を考察する。

行動の可視化については、これまでの関連研究で使ったライフスタイルテクスチャを使用している[10]。図 10 に示すライフスタイルテクスチャは、横軸に 1 日の時間、縦軸に存在場所の比率を示すものである。場所を推定する際、滞在時間に順位を付け、上位から推定場所として「自宅」「職場」「立寄 1」「立寄 2」「その他」とした。

この例では、7 時台から 8 時台に通勤中とみられる移動があり、その後は職場に滞在し、20 時から 21 時にかけて退勤中とみられる。

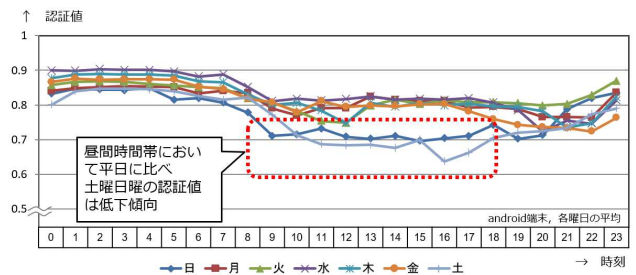


図 6 認証値 (Android, 各曜日)

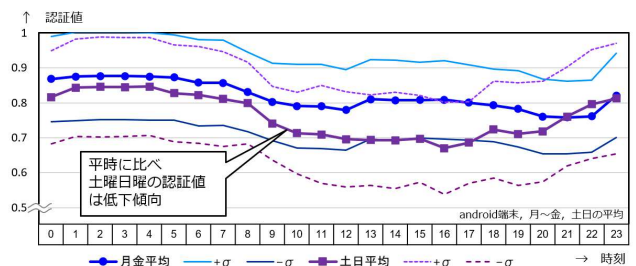


図 7 認証値 (Android, 土日と平日)

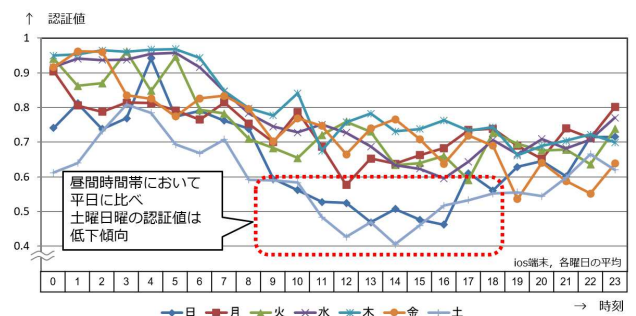


図 8 認証値 (iOS, 各曜日)

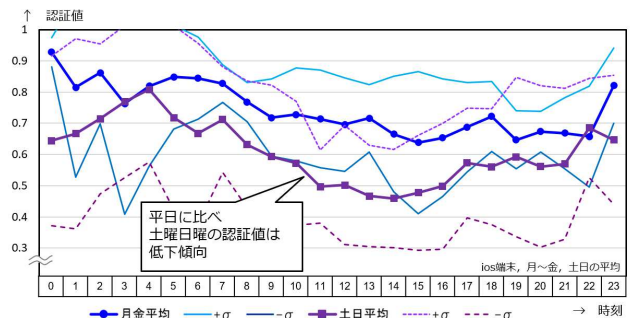


図 9 認証値 (iOS, 土日と平日)

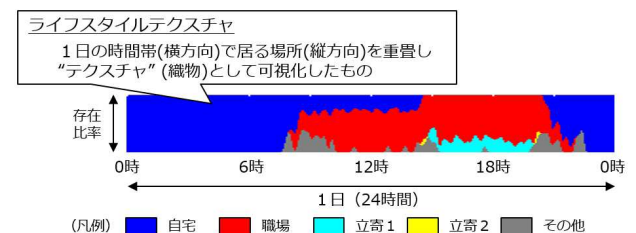


図 10 行動の可視化 (ライフスタイルテクスチャ)

#### 4.3.1 Android 端末での傾向

Android 端末で観測された典型的な平日として月曜日の平均値を図 11 に示す。図の下部に示すライフスタイルテクスチャは、被験者 10 名の行動パターンを可視化したものである。出退勤の時間帯は 10 人の被験者により個人差はあるが、実際の出退勤時間帯の 1～2 時間後の認証値低下が観測された。

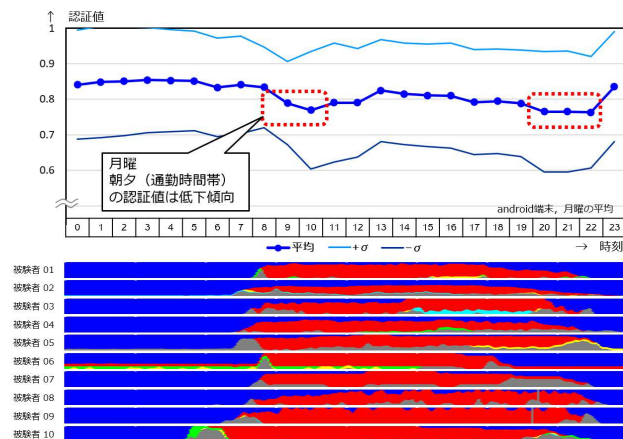


図 11 月曜日の行動と認証値変化 (Android)

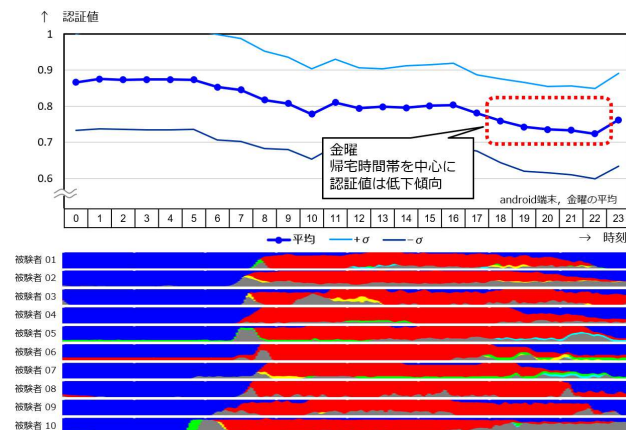


図 12 金曜日の行動と認証値変化 (Android)

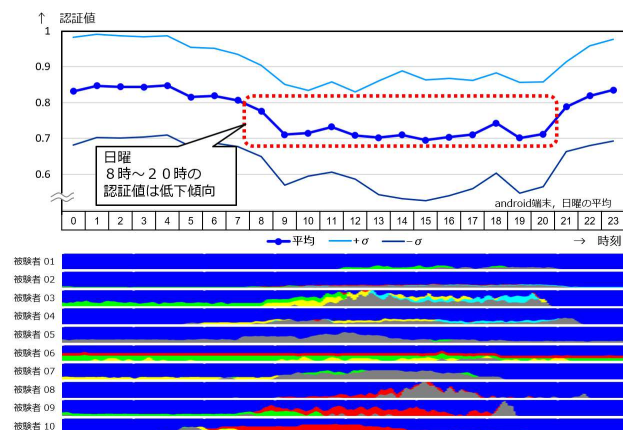


図 13 日曜日の行動と認証値変化 (Android)

この現象は、認証値として GPS(1h)等の評価が現時点の 1 時間前が存在する 00 分～59 分のタイムスパンで行う処理に関係しており、想定通りの傾向が確認できた。

実際の被験者からも、出勤直後の認証値低下が実感されたとの指摘もあり、この時間ずれを減少するために、直近 1 時間の評価 (表 4 の #6 と #7) を組合せて活用することとしている。

また、退勤時間帯は被験者の個人差も大きく、平均の認証値では低下が 3 時間程度続くことも分かった。

図 12 は、同様に金曜日の状況を示した。金曜は他の平日と比べて、退勤時間帯の幅が広く、18 時～23 時までで認証値の低下傾向がみられる。金曜日の 17 時以降の行動のバリエーションが多いことが原因となっている可能性がある。

図 13 は、同様に日曜日の状況を示している。ライフスタイルテクスチャから分かるのは、自宅にいる確率が高く、昼間時間帯は通常の行動範囲外への移動 (図のグレー色部分: その他の場所) も増えると考えられるため、テンプレートとは異なることが増え、全般的に認証値が低下する傾向が確認できた。

#### 4.3.2 iOS 端末での傾向

iOS 端末でも同様に曜日ごとの認証値変化を観察した。情報の密度が Android 端末に比べ低いため、ライフスタイルテクスチャを作成するに足る情報量がなく、行動分析を省略した。

平日の代表例として月曜日の状況を図 14 に示す。Android 端末の場合の図 11 に見られた朝夕の通勤時間帯の認証値低下は明確でなく、午後時間帯の全般的な認証値低下が分かった。また標準偏差は通勤時間帯 (7 時～8 時、18 時～21 時) には小さくなる傾向となった。移動行動中は位置の変化に伴う GPS 情報が増えることから、一時的に情報密度が上がることを理由と考える。

図 15 は、金曜日の状況を示した。午後以降の認証値が低下する傾向は Android 端末の場合と同様の傾向が見える。

図 16 は、同様に日曜日の状況である。昼間時間帯の認証値低下の傾向は Android 端末の場合と同様である。標準偏差は平日に比べて大きく、行動の多様性が推定される。

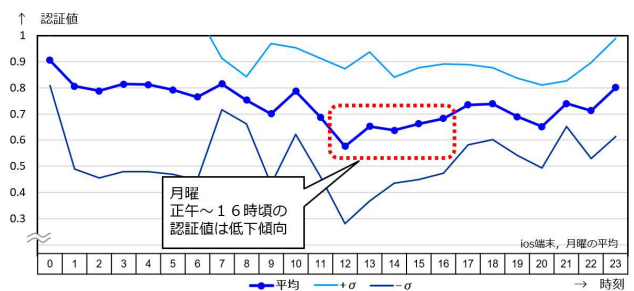


図 14 月曜日の認証値変化 (iOS)

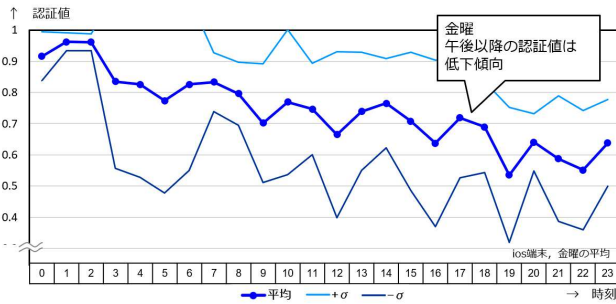


図 15 金曜日の認証値変化 (iOS)

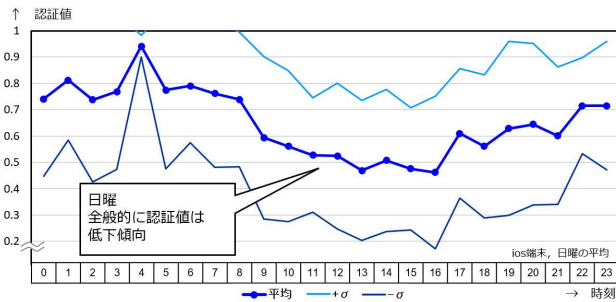


図 16 日曜日の認証値変化 (iOS)

#### 4.3.3 共通する特徴

被験者が会社員であることから、曜日に依存する規則性が表れやすい。通勤時間帯や勤務終了後、土日曜については、想定通り認証値の低下がみられた。

認証値の個人差が大きい中でも本人性を正しく判断するためのしきい値を如何に設定するかは活用事例に応じたチューニングが必要と考えられる。

#### 4.4 被験者の行動パターンの分類

被験者個人の行動傾向の割合を把握するため、行動パターンの分類を行った。曜日ごとの認証値グラフの類似性により以下のパターンに分類した。

- パターン 1：曜日ごとの認証値変化が小さい
- パターン 2：土日と平日の認証値の違いが顕著
- パターン 3：全体的に認証値の変動が大きい

##### 4.4.1 Android 端末での傾向

図 17 に示す被験者は、認証値の曜日ごとの変化が小さく、パターン 1 の規則的な生活習慣が想定される。土日の場合も大きな変動がないのは、職場以外の行き先（立寄り場所）が固定的であることも想定される。

図 18 に示す被験者は、土日の行動が平日と比べ明らかに認証値が下がっておりパターン 2 とする。土日は広範囲の行動であることが想定される。

図 19 に示す被験者は曜日による認証値差が比較的大きく、図 20 の被験者は、昼間時間帯での時間ごとの認証値差が大きい傾向にある。業務上の訪問先が関係している可能性がある。いずれもパターン 3 とする。

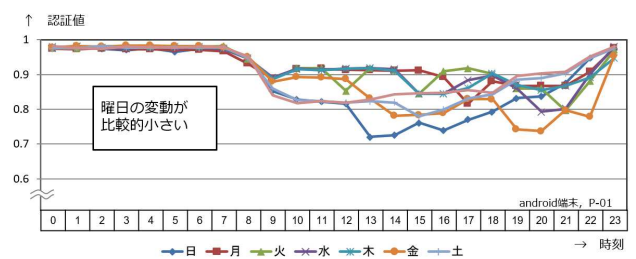


図 17 (パターン 1) 曜日変化が小さい (Android)

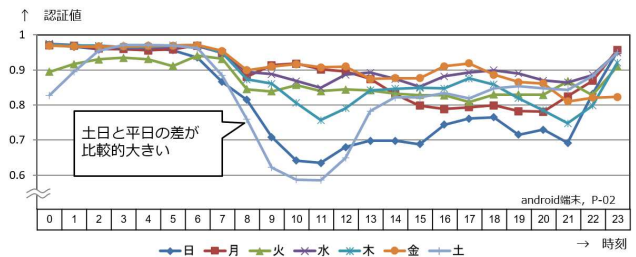


図 18 (パターン 2) 土日と平日の差が大きい (Android)

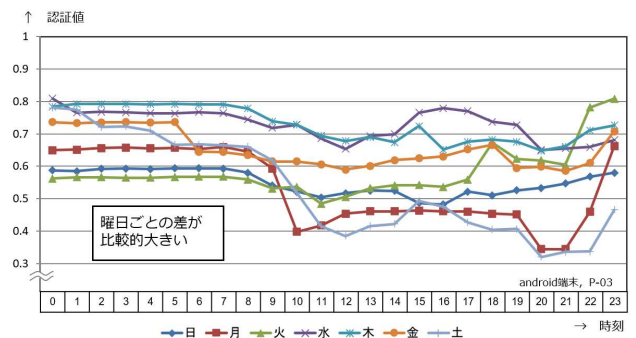


図 19 (パターン 3) 曜日毎の差が大きい (Android)

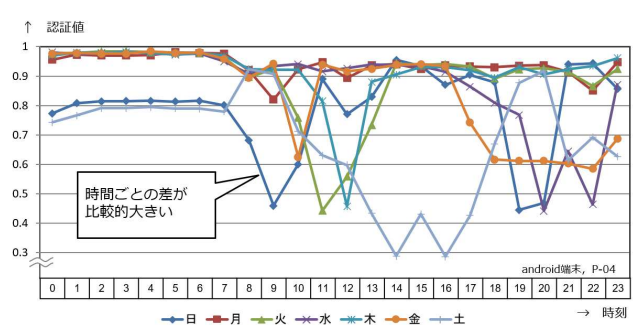


図 20 (パターン 3) 時間毎の差が大きい (Android)

##### 4.4.2 iOS 端末での傾向

iOS 端末の場合は、Android 端末に比べて認証値変動が大きく出る傾向があるが、図 21 に示す被験者の場合は、この程度でも毎日の類似性は高く、曜日による変化が小さいパターン 1 とする。また図 22 の被験者は日曜が平日から大きく外れ、休日と平日の差が大きいパターン 2 とする。図 23 の被験者は、曜日ごと時間ごとの両方の変動が大きく、行動の変化が多いパターン 3 とする。



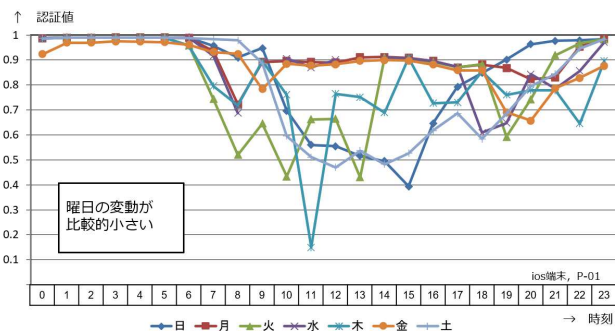


図 21 (パターン 1) 曜日変化が小さい (iOS)

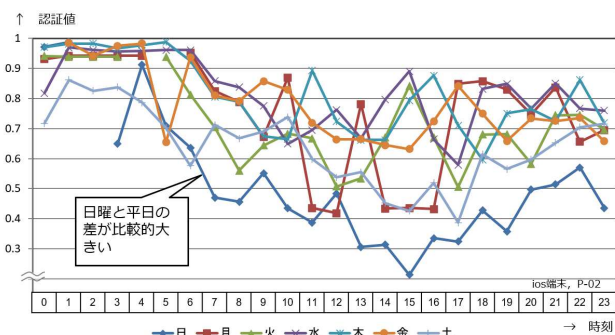


図 22 (パターン 2) 土日と平日の差が大きい (iOS)

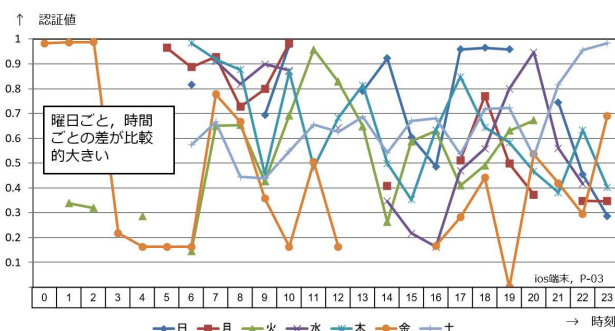


図 23 (パターン 3) 曜日毎の差が大きい (iOS)

#### 4.4.3 共通する特徴

特徴的なパターンとその出現頻度を整理すると図 24 に示す通りであった。Android 端末と iOS 端末と平均には若干の差はあるが 3 つのパターンの頻度はほぼ 1/3 ずつであることが分かった。

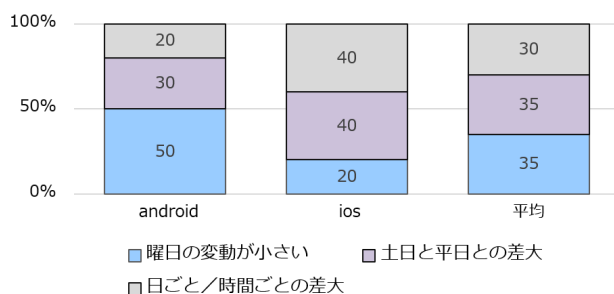


図 24 行動パターンとその頻度

## 5. まとめ

本稿ではライフスタイル認証・解析の実証実験 2019(その 2) の結果報告を行った。必要な行動データを収集し、被験者の行動パターンと認証値変化の関係を中心に述べた。これらの結果は今後の認証精度の向上やテンプレート作成時の考慮、認証のしきい値設定等の指針となり、今後の研究実用化の進展に資するものといえる。

### 商標等について

本文中で使用した商標等は下記のとおりです。

Android は Google LLC の商標です。

iOS は Cisco の米国およびその他の国における商標または登録商標です。

### 参考文献

- [1] 山口利恵, 鈴木宏哉, 小林良輔: 認証精度の違う多要素・段階認証, コンピュータセキュリティシンポジウム 2015 論文集, pp.795-802, (2015).
- [2] 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, pp.1284-1290 (2016).
- [3] 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シンポジウム 2017, pp.223-230, No.1H-2 (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-, 暗号と情報セキュリティシンポジウム 2017, No.4D2-1(2017).
- [5] 鈴木宏哉, 山口利恵: 倫理審査, 同意取得, アプリ審査の壁を越えて...ライフスタイル認証実証実験の履歴収集に関して, コンピュータセキュリティシンポジウム 2017 論文集(2017).
- [6] 鈴木宏哉, 小林良輔, 山口利恵: ライフスタイル認証モデルの提案とその評価に向けた実証実験, 日本ソフトウェア科学会第 34 回大会, pp.27-32, [一般 11-3-L](2017).
- [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, コンピュータセキュリティシンポジウム 2017 論文集(2017).
- [8] 疋田敏朗, 小林良輔, 鈴木宏哉, 山口利恵: MITHRA プロジェクトの移動履歴データの解析, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2017 論文集, pp.231-238 (2017).
- [9] 小林良輔, 山口利恵: MITHRA データセットで Wi-Fi 個人認証その 1, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2017 論文集, Vol.2017, pp.239-244 (2017).
- [10] 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シンポジウム 2018 論文集, pp.1566-1573 (2018).
- [11] 藤尾正和, 高橋健太, 鈴木宏哉, 小林良輔, 山口利恵: 携帯端末の移動履歴を用いた本人認証, 暗号と情報セキュリティシンポジウム 2018.
- [12] 重田信夫, 小林良輔, 佐治信之, 藤尾正和, 高橋健太, 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).
- [13] 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 ステップ 1 のまとめ, コンピュータセキュリティシンポジウム 2019 論文集, pp.9-16 (2019).