

資料

iPhone 歩数グラフ画像の提供による身体活動調査の回答者特性：
横断研究

モリ 森	まりも*	アマガサ 天笠	シ ホ 志保 ^{2*,3*}	ア ダチ 足立	ヒロ キ 浩基 ^{4*}	フクシマ 福島	ノリトシ 教照 ^{3*}
ナカ ヤ 中谷	トモ キ 友樹 ^{4*}	イノウエ 井上	シゲル 茂 ^{3*}	カマ ダ 鎌田	マサミツ 真光 ^{5*}		

目的 近年、身体活動量の客観指標として歩数がスマートフォンでも確認でき、iPhone (Apple Inc.) ではデフォルトで記録されている。この iPhone ヘルスケアアプリの歩数グラフのスクリーンショット画像を用いて、大規模かつ週及的な身体活動評価が可能となる「歩数読取ツール」が開発された。しかし、こうした歩数画像を収集した場合の調査協力者の特徴は明らかでない。本研究は、インターネット調査における iPhone 使用者と歩数画像提供者の特徴を明らかにすることを目的とした。

方法 調査会社のパネル集団から20歳以上の神戸市民で2021年に実施されたウェブアンケート「身体活動・健康と地域環境に関する調査」に回答した5,369人を対象に、2022年に追加調査を実施した(2022年12月)。個人属性や歩行時間を質問し、iPhone 使用者にはヘルスケアアプリ内の歩数グラフ画像2枚(1か月分と1年分)の送信を依頼した。2022年調査回答者を対象に、「iPhone 使用」および「画像提供(iPhone 使用者のみ対象)」の関連要因を多変量ロジスティック回帰分析で検討した。

結果 回答者3,308人のうち、画像提供者は349人(11%)、iPhone を使用しているが画像提供がなかった者は1,138人(34%)、iPhone 非使用者は1,821人(55%)であった。高い iPhone 使用率と関連していたのは、65歳未満(調整オッズ比: 2.45 [95% 信頼区間: 2.04, 2.94] vs 65歳以上)、女性(1.47 [1.26, 1.71] vs 男性)、世帯年収600万円以上(1.39 [1.20, 1.62] vs 600万円未満)、大卒以上の者(1.17 [1.01, 1.36] vs それ以外の者)であった。また、歩数画像の提供率は、65歳未満(3.58 [2.17, 5.90] vs 65歳以上)、大卒以上の者(1.71 [1.32, 2.23] vs それ以外の者)、総歩行時間が150分/週以上の者(1.66 [1.21, 2.28] vs 150分/週未満)で高かった。

結論 iPhone 使用には、年齢、性別、世帯収入、教育歴が、歩数画像提供には、年齢、教育歴、身体活動量が関連していた。インターネット調査で iPhone 歩数画像を収集する際は、iPhone 使用者・画像提供者が様々な属性に偏った集団である可能性を考慮して解釈する必要がある。

Key words: ウェブ調査, 運動疫学, 携帯電話, 画像解析, サーベイランス

日本公衆衛生雑誌 2025; 72(12): 942-950. doi:10.11236/jph.25-034

I 緒 言

身体活動は健康に重要だが、世界規模で身体活動不足が蔓延している^{1,2)}。その解決に向けた研究・政策において、身体活動の測定・評価は基礎的要素となる。測定方法は主観的評価と客観的評価に大別され、前者では質問紙が多用されてきたが、自己申告による測定誤差や想起・社会的望ましさバイアスが指摘されてきた³⁾。一方、客観的評価には加速度計やスマートフォン(スマホ)等が用いられる。これらの機器で測定される指標の中でも、「歩数」は

* 東京大学大学院医学系研究科公共健康医学専攻保健社会行動学分野

^{2*} 帝京大学大学院公衆衛生学研究科

^{3*} 東京医科大学公衆衛生学分野

^{4*} 東北大学大学院環境科学研究科

^{5*} 東京大学大学院医学系研究科公共健康医学専攻健康教育・社会学分野

責任著者連絡先: 〒113-0033 文京区本郷7-3-1 医学部3号館S310

東京大学大学院医学系研究科公共健康医学専攻健康教育・社会学分野 鎌田真光

E-mail: kamada@m.u-tokyo.ac.jp

簡便で分かりやすく、長年使われており⁴⁾、死亡リスク等との関連も示されている⁵⁾。スマホは歩数の大規模かつリアルタイムな評価が可能であり、研究活用も急増している⁶⁾。利用者数の圧倒的な多さは強みであり、世界111か国約72万人の健康アプリ利用者から歩数情報を収集した国際比較研究もある⁷⁾。

日本でもスマホ利用者は増加しており、60歳代でも約8割に達する⁸⁾。なかでもiPhone (Apple Inc.) は、機種 (シリーズ) として国内最大シェア4割を占め⁹⁾、搭載する加速度センサにより、5s (2013年発売) 以降のモデルでは歩数がデフォルト機能として自動で測定・蓄積されている¹⁰⁾。iPhone 測定の歩数の妥当性は、スマホを携帯しない時間があることから平均12% 過小評価されるものの、歩数計測定値と強く相関し、利用価値が高い^{11,12)}。

iPhone 内の歩数情報を研究・政策評価等で活用するには、ヘルスケアアプリに同期した別アプリ経由での取得が主流である⁶⁾。しかし、この方法には、1) 特定アプリ利用者に限定される⁶⁾、2) 新規アプリ開発の負担、3) インストールの手間、4) 個人特定につながる情報 (Apple ID, 生年月日等) も含まれてしまう問題等があった¹³⁾。そこで、iPhone を使用していれば特別なアプリ不要で歩数情報のみを取得可能な「iPhone ヘルスケアアプリ歩数読取ツール」が開発された^{13,14)}。このツールでは、ヘルスケアアプリの歩数グラフのスクリーンショット (歩数画像) を画像解析し、グラフの高さから日/月毎の歩数を取得できる。従来は郵送や対面形式で実施されていた歩数調査を迅速かつ低コストで実現し、iPhone 利用者の歩数を大規模かつ適宜的に取得できるため、コホート研究や政策評価など多様な分野での活用が期待される。しかし、調査で歩数画像の提供を依頼した場合、協力者に属性的偏りがある可能性もあるが、その特徴や回収率 (画像提供率) は不明である。加速度計調査の協力者はよく歩く人に偏ることが報告されており¹⁵⁾、協力者の特徴を明らかにすることは、今後ツールを活用した調査が実施された場合の結果の代表性等を考察する上で重要な基礎情報となる。

そこで本研究では、インターネット調査による歩数画像の提供率および提供者の特徴を明らかにすることを目的とした。あわせて、画像提供の前提となる iPhone 利用者の特徴も検討した。

Ⅱ 方 法

1. 調査概要

本研究では、2021年と2022年に行われた「都市環境が住民の身体活動・健康に及ぼす影響に関する研

究」の調査データを二次利用した。これは、地方自治体によるまちづくり対策が住民の身体活動・健康に与える効果を検討することを目的に、全国約100都市を対象とした研究で、「身体活動・健康と地域環境に関する調査」と題したインターネット調査が登録モニターを対象に実施された。調査会社 (楽天インサイト株式会社) から、対象のパネル (2022年3月時点で220万人以上)¹⁶⁾ に向けてウェブアンケートの回答が依頼され、回答者には楽天インサイトの規定のポイント (非公開) が付与され、画像調査協力者には追加で200円相当のポイントが付与された。

調査情報は氏名等個人を特定できる情報を削除した上で研究者に提供された。調査文書では調査目的、データの取り扱い方針、協力は任意であること、回答をもって調査への同意とみなすこと等を説明した上で、回答を依頼した。本研究は、2021年11月19日に東京医科大学医学倫理審査委員会の承認 (T2021-0211) を得て実施された。

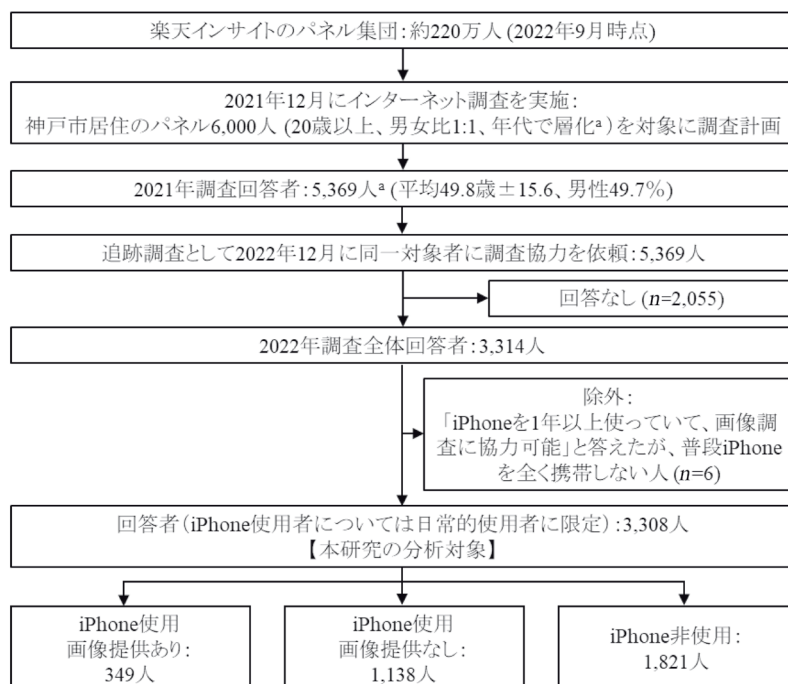
2. 対象者

対象者のフローチャートを図1に示す。楽天インサイトの調査パネルで、2021年調査に回答した20歳以上の神戸市民を対象とした。対象地域の中でも重点都市であった神戸市では、6,000人 (男女比1:1の20歳以上) を対象に、2021年12月にインターネット調査が実施された。性別や年代別の目標回答数 (20歳代、30歳代、40歳代、50歳代、60歳代、70歳代各1,000人) に達するまで回答を受け付ける計画であったが、高齢層のパネル不足等が理由で2021年調査の最終的な回答者は5,369人、平均年齢49.8 (SD: 15.6) 歳、男性2,666人 (49.7%) であった。追跡調査としてこの回答者を対象に、2022年12月に同様の調査が実施された。2022年調査では、追加でiPhone 6以降の機種の利用者に対し、iPhone 使用歴と追加調査への協力可否に関する質問回答が依頼され、使用歴が1年以上で追加調査に協力可能と答えた者のみを画像調査へ誘導した。画像調査では、iPhone ヘルスケアアプリ内に表示される、歩数グラフのスクリーンショット画像2枚の撮影とアップロードが依頼された。画像は、1か月分 (2022年10月1~31日) と1年分 (2021年12月~2022年11月) が求められた。

3. 調査項目とデータの取り扱い

2021年・2022年の調査において、性別と年齢は調査会社から情報提供を受けた。基本的な属性や身体活動との関連が指摘されている項目としてとくに重要と考えられるものを選択し¹⁷⁾、対象者全員に世帯収入、教育歴、身長、体重、目的別歩行時間を尋

図1 対象者のフローチャート



^a 当初は 20-79 歳を対象に各年代 1,000 人ずつ調査する計画だったが、高齢層等のモニター数不足などが原因で実際の回答者数は計画段階より少なく、年齢上限も設けていない。

ねた。本分析では、全項目において2022年調査のデータを用いた。2022年調査では上記項目に加え、iPhone 使用歴・日常使用状況を尋ね、該当者には歩数画像の送信を求めた。本研究では、iPhone 使用を「iPhone 6 以降の機種を 1 年以上使用しており日常的に携帯している」と定義した。最終的に、2022年調査の全体回答者から、画像調査に協力可能と答えたが普段 iPhone を全く携帯しないと回答した 6 人を除き、3,308 人を分析対象とした。このうち、画像提供があった者を「iPhone 使用・画像提供群」、iPhone を使用しているが、画像提供がなかった者を「iPhone 使用・画像非提供群」、iPhone を保有していない/使用期間が 1 年未満の者を、「iPhone 非使用群」として 3 群に分けた。なお、本研究では、画像読取ツールの精度の影響を除外するため、画像読取の成否に関わらず、画像提供のあった者を「iPhone 使用・画像提供群」とした。

Body mass index (BMI, kg/m^2) は、自己申告の体重および身長から計算した。目的別歩行時間は、先行研究¹⁸⁾にならい、「散歩・ウォーキング」、「ジョギング」、「通勤・通学での歩行」、「仕事での歩行」、「買い物などの日常生活下での歩行」、「その他の目的での歩行」の 6 分類において、それぞれ週の実施日数と 1 日の平均実施時間を尋ねた。これらを

合算した総歩行時間 (分/週) を算出し、世界保健機関 (WHO) のガイドライン¹⁾を参考に週 150 分以上と未満の 2 群に分けた。年齢は 65 歳を、BMI は $25 \text{ kg}/\text{m}^2$ を基準に 2 群に分け、世帯収入や教育歴は、分析対象者になるべく均等になるよう 2 群に分けた。

4. 統計解析

3 群間の比較では、まず単変量解析として、正規分布の連続変数 (年齢, BMI) は一元配置分散分析、非正規分布の連続変数 (総歩行時間) は Kruskal-Wallis 検定、カテゴリカル変数 (性別, 世帯収入, 教育歴) はカイ二乗検定を用いて、対象者の属性を比較した。次に、多変量ロジスティック回帰分析を 2 種類行った。まず、iPhone 使用を目的変数 (アウトカム) に、性, 年齢, BMI, 世帯収入, 教育歴, 総歩行時間を関連要因として検討した。次に、iPhone 使用者に限定した上で、歩数画像提供を目的変数に、その関連要因を同様の変数から検討した。いずれの分析も、モデル 1 は単変量解析 (未調整)、モデル 2 では性および年齢を各変数と同時に投入して調整した解析、モデル 3 ではすべての変数を同時に投入した解析を行った。分析には、各変数に欠損のない者のみを対象とした。また、分析対象者の偏りを確認するため、追跡前の

2021年調査回答者5,369人と分析対象者3,308人の各変数の分布を比較した。統計学的な有意水準は両側5%とし、統計解析にはSAS 9.4 (SAS Institute Inc., Cary, C) を用いた。

Ⅲ 報告内容 (結果)

表1に、インターネット調査回答者をiPhone使用と画像提供の有無で分けた集団の群ごとの特徴と、群間比較の単変量解析の結果を示す。分析対象者3,308人全体では、平均52.9 (SD: 14.5) 歳、男性54.2%であった。そのうち、画像を提供した者は349人 (11%)、iPhoneを使用しているが画像提供がなかった者は1,138人 (34%)、iPhoneを使用していない者は1,821人 (55%) であった。単変量解析の結果、年齢、性別、BMI、世帯収入、教育歴、総歩行時間の全変数で、3群間で有意な差が認められた ($P < 0.01$)。なお、349人より月・年単位2枚ずつ、計698枚回収した画像のうち695枚 (99.6%) がツールで読み込み、指定期間通りの歩数数値を取得できたのは680枚 (97.4%; 月単位338枚 [人], 年単位342枚 [人]) であり、1日平均歩数は、1か月分の画像では6,545歩 (SD: 5,036)、1年分の画像で

は6,294歩 (SD: 3,381) であった。また、紙面の都合上、表には示していないが、追跡前の2021年調査回答者5,369人と分析対象者3,308人の各変数の分布を確認したところ、分析対象者は2021年調査回答者全体と比べて、やや高齢で (平均51.9歳 vs 49.8歳)、男性が多い (54.2% vs 49.7%) 傾向にあった。

表2に、iPhone使用と各変数の関連について検討したロジスティック回帰分析の結果を示す。単変量・多変量解析で同様の傾向であり、iPhone使用率は、65歳未満は65歳以上に比べて高く (モデル3多変量調整 Odds ratio (OR): 2.45 [95% 信頼区間: 2.04, 2.94])、女性は男性に比べて高く (OR: 1.47 [1.26, 1.71])、世帯年収600万円以上の者は600万円未満の者に比べて高く (OR: 1.39 [1.20, 1.62])、大卒以上の者はそれ以外の者に比べて高い (OR: 1.17 [1.01, 1.36]) ことが示された。一方、BMI、総歩行時間とiPhone使用に有意な関連は認められなかった。

表3に、iPhone使用者における歩数画像提供の関連要因を検討したロジスティック回帰分析の結果を示す。65歳未満は65歳以上に比べて画像提供率がよく (OR: 3.58 [2.17, 5.90])、ほか、教育歴が長い

表1 インターネット調査回答者の群別の特徴とその比較結果 ($n = 3308^a$)

		A: iPhone 使用 画像提供群 ($n = 349$)	B: iPhone 使用 画像非提供群 ($n = 1138$)	C: iPhone 非使用群 ($n = 1821$)	P^b	多重比較 ^c
年齢	平均 (SD)	41.9 (13.1)	50.4 (14.1)	56.6 (13.5)	<0.01	A-C, A-B, B-C
	<65歳	330 (94.6%)	938 (82.4%)	1222 (67.1%)	<0.01	A-C, A-B, B-C
	≥65歳	19 (5.4%)	200 (17.6%)	599 (32.9%)		
性別	男性	153 (43.8%)	565 (49.6%)	1075 (59.0%)	<0.01	A-C, B-C
	女性	196 (56.2%)	573 (50.4%)	746 (41.0%)		
BMI (kg/m ²)	平均 (SD)	21.6 (3.2)	22.1 (3.6)	22.3 (3.6)	<0.01	A-C
	<25	298 (85.4%)	946 (83.1%)	1480 (81.3%)	0.13	
	≥25	51 (14.6%)	192 (16.9%)	341 (18.7%)		
世帯収入 (万円)	<600	167 (47.9%)	595 (52.3%)	1156 (63.5%)	<0.01	A-C, B-C
	≥600	182 (52.1%)	543 (47.7%)	665 (36.5%)		
教育歴	就学なし/小中高/ 短大/高専/専門卒	116 (33.2%)	516 (45.3%)	841 (46.2%)	<0.01	A-C, A-B
	4年制大学卒以上	233 (66.8%)	622 (54.7%)	980 (53.8%)		
総歩行時間 (分/週) ^d	平均 (SD)	514 (532)	501 (544)	462 (556)	0.014	A-C
	<150	59 (16.9%)	278 (24.4%)	456 (25.0%)	<0.01	A-C, A-B
	≥150	284 (81.4%)	837 (73.6%)	1332 (73.1%)		

数値はとくに記載のない限り n (%), SD; standard deviation, BMI; body mass index

^a 普段全く携帯していない者を除外しているため、2022年調査の回答者3,314人とは異なる。

^b 年齢とBMIは分散分析、総歩行時間はKruskal-Wallis検定、他すべてはカイ二乗検定を実施。

^c 多重比較はBonferroni法を使用し、有意な比較のみ記載 (A; iPhone使用画像提供群, B; iPhone使用画像非提供群, C; iPhone非使用群)。総歩行時間のみSteel-Dwass testを用い、最後に P 値をBonferroni法で補正。

^d 総歩行時間のみ欠損値があり、合計は全分析対象者3,308人よりも少ない。

表2 iPhone 使用と関連する要因についてのロジスティック回帰分析の結果 ($n = 3246$)

			OR (95%CI)		
		iPhone 使用者割合 n/N (%)	Model 1	Model 2	Model 3 ^a
年齢	<65歳	1268/2490 (50.9%)	2.84 (2.39, 3.38)	2.69 (2.29, 3.21)	2.45 (2.04, 2.94)
	≥65歳	219/818 (26.8%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
性別	女性	769/1515 (50.8%)	1.54 (1.34, 1.77)	1.37 (1.19, 1.58)	1.47 (1.26, 1.71)
	男性	718/1793 (40.0%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
BMI (kg/m ²)	<25	1244/2724 (45.7%)	1.18 (0.98, 1.41)	1.07 (0.89, 1.29)	1.08 (0.89, 1.31)
	≥25	243/584 (41.6%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
世帯収入 (万円)	≥600	725/1390 (52.2%)	1.65 (1.44, 1.90)	1.41 (1.22, 1.64)	1.39 (1.20, 1.62)
	<600	762/1918 (39.7%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
教育歴	4年制大学卒以上	855/1835 (46.6%)	1.12 (1.01, 1.33)	1.25 (1.08, 1.45)	1.17 (1.01, 1.36)
	就学なし/小中高/ 短大/高専/専門卒	632/1473 (42.9%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
総歩行時間 (分/週)	≥150	1121/2453 (45.7%)	1.14 (0.97, 1.34)	1.17 (1.00, 1.39)	1.14 (0.96, 1.34)
	<150	337/793 (42.5%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)

OR, odds ratio; CI, confidence interval; BMI, body mass index.

Model 1: 単変量 (未調整), Model 2: 性・年齢を各変数と同時に投入, Model 3: すべての変数を同時に投入.

^aiPhone 使用を目的変数に, 説明変数はすべて同時に投入したロジスティック回帰分析を実施. 欠損値を含むケースを除外しているため, 全分析対象者3,308人よりも少ない.

表3 iPhone 使用者における歩数画像提供の関連要因についてのロジスティック回帰分析の結果 ($n = 1458$)

			OR (95%CI)		
		画像提供者割合 n/N (%)	Model 1	Model 2	Model 3 ^a
年齢	<65歳	330/1268 (26.0%)	3.69 (2.27, 6.00)	3.58 (2.19, 5.84)	3.58 (2.17, 5.90)
	≥65歳	19/219 (8.7%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
性別	女性	196/769 (25.5%)	1.27 (1.00, 1.62)	1.14 (0.89, 1.45)	1.24 (0.96, 1.62)
	男性	153/718 (21.3%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
BMI (kg/m ²)	<25	298/1244 (24.0%)	1.18 (0.84, 1.65)	1.10 (0.78, 1.56)	1.02 (0.71, 1.45)
	≥25	51/243 (21.0%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
世帯収入 (万円)	≥600	182/725 (25.1%)	1.19 (0.93, 1.51)	1.05 (0.82, 1.34)	0.93 (0.72, 1.20)
	<600	167/762 (21.9%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
教育歴	4年制大学卒以上	233/855 (27.3%)	1.66 (1.29, 2.13)	1.72 (1.33, 2.22)	1.71 (1.32, 2.23)
	就学なし/小中高/ 短大/高専/専門卒	116/632 (18.4%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)
総歩行時間 (分/週)	≥150	284/1121 (25.3%)	1.59 (1.17, 2.17)	1.67 (1.22, 2.28)	1.66 (1.21, 2.28)
	<150	59/337 (17.5%)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)	1.0 (Ref)

OR, odds ratio; CI, confidence interval; BMI, body mass index.

Model 1: 単変量 (未調整), Model 2: 性・年齢を各変数と同時に投入, Model 3: すべての変数を同時に投入.

^aiPhone 使用者に限定して, 画像提供を目的変数に, 説明変数はすべて同時に投入したロジスティック回帰分析を実施. 欠損値を含むケースを除外しているため, 表1のiPhone使用・画像提供群 (A) とiPhone使用・画像非提供群 (B) の合計 (1,487人) よりも少ない.

こと (OR: 1.71 [1.32, 2.23]), 総歩行時間が長いこと (OR: 1.66 [1.21, 2.28]) が, 画像提供率の高さと関連があった. 対して, 性別, BMI, 世帯収入と画像提供に有意な関連は認められなかった.

IV 考 察

インターネット調査より, 年齢, 性別, 世帯収入, 教育歴がiPhone使用と関連し, 年齢, 教育

歴、総歩行時間が歩数画像の提供と関連したことが明らかになった。

iPhone 使用者には65歳未満、女性、世帯年収600万円以上の者、大卒以上の者が多い傾向にあった。先行研究では65歳未満でiPhone、65歳以上でAndroidが主流で、女性はiPhone、男性はAndroid保有の傾向が示されており⁹⁾、本研究でも同様の結果を確認した。また、iPhoneはAndroidより高価な点¹⁹⁾、収入水準がスマホ購入に影響を与えうる点²⁰⁾、最終学歴がスマホ所有に関連する点²¹⁾が指摘されており、高収入・高学歴者は高価格のiPhoneを使用する傾向にあったとも考えられる。ただし、一部の若い世代では価格はスマホ購入において重要な要因でないと示す報告もある²²⁾。日本人を対象に様々な要因を同時に検討した報告は不足しているため、本結果は、画像調査の対象者となるiPhone利用者を理解する上で、有用な追加情報を示したと言える。

歩数画像の提供は、65歳未満、教育歴が長い者、総歩行時間が長い者で多い傾向にあった。年齢では、スマホの使用頻度や操作慣れ、知識等に世代間の差が大きく²³⁾、高齢者にとって本調査の操作は難解だった可能性が高い。実際、本画像調査では複雑な操作（歩数グラフの該当期間への調整、スクリーンショット撮影等）が要求され、調査協力可能と答えた高齢者219人のうち画像提供者は19人であった（8.7%）。ゆえに、操作慣れや知識の世代間格差に配慮した理解しやすい調査指示作成の重要性および本手法活用時の注意点が示された。また、教育歴や収入等で測定される社会経済的地位は健康行動の格差に関連し、身体活動とも強い正の関係にある²⁴⁾。さらに、モバイルヘルスアプリの利用者は非利用者より若く、高学歴・高収入で、運動習慣があり、身体活動量を自己モニタリングする傾向にある²⁵⁾。そのため、教育歴や歩行時間が長い者では、アプリで日常的に歩数等を管理する傾向があり、アプリ内の操作等に障壁が低く画像提供に至りやすかったと考えられる。一方、世帯収入と画像提供との間に有意な関連が認められなかった理由について、実際に関連がない可能性とともに、本研究では世帯人数を調査しておらず、世帯人数を考慮した等価世帯収入で評価できなかった点等が結果に影響を与えた可能性も考えられ、本研究の限界点である。また、先行研究では、質問紙に加えて加速度計を装着する調査に協力した者は、質問紙回答のみの者に比べ歩く傾向があり²⁶⁾、その結果と類似していた。このような調査には、より活動的な者が協力しやすい可能性がある。

以上より、画像提供者と非提供者間では属性が異なることが示されたため、歩数画像収集時は選択バイアスに注意して結果を解釈することが重要である。また、今回のように調査会社のパネルを利用する際は、その集団自体が様々な要因に偏った特徴を持つ可能性があるため、調査目的に合わせて実施と解釈をする必要がある²⁷⁾。高齢層の回答率を高める上では、様々な情報リテラシーの人にとって画像を提供しやすい仕組みづくりも必要である。

本研究の強みは、まず、様々な属性項目が調査されたインターネット調査の回答者を対象としたことで、初めて歩数グラフ画像の提供率を検討できた点である。次に、iPhone非使用者も含めた属性比較が実現できた点も強みである。しかし、本研究には限界点もある。第一に、調査対象者が調査会社の登録モニターであり神戸市民のみに限定された点である。登録モニターが代表性を欠くことは指摘されており²⁷⁾、さらに、本研究では追跡調査への脱落やポイント付与インセンティブによるバイアスもあるため、一般化可能性の解釈には留意が必要である。2021年調査回答者全体の母集団と比較すると、今回の調査の対象者はやや高齢で、男性が多い集団に偏っていたため、この点にも注意して解釈する必要がある。第二に、アンケート回答には想起バイアスや社会的望ましさによるバイアスが発生している可能性があり、注意した解釈が必要である。住所情報についても自己申告に基づいており、その正しさは担保できていない。第三に、iPhone使用や画像提供の関連要因として、今回検討した変数以外にも、健康状態や他の生活習慣²⁶⁾、スマホやモバイルヘルスアプリの利用状況、情報リテラシー等についても検討が必要と考えられる。また、今回分析した変数も、より大きなサンプル数で、細かく区分した分析により、新たな示唆が得られる可能性もある。第四に、本研究では特徴の傾向を把握するためにオッズ比を推計したが、アウトカムの高割合が高い状況では、該当率比（Prevalence ratio）との乖離がある点に注意する必要がある。

V 結 語

本研究より、年齢、性別、世帯収入、教育歴がiPhone使用と関連し、年齢、教育歴、週の総歩行時間が歩数画像の提供と関連することが示唆された。インターネット調査で歩数画像を収集する際は、iPhone使用者や画像提供者が様々な属性に偏った集団である可能性を考慮した上で、歩数読取ツールを活用する必要がある。

インターネット調査に協力いただいた回答者の皆様に厚くお礼申し上げます。本研究は、厚生労働科学研究費補助金・女性の健康の包括的支援政策研究事業（22FB1002）、科学研究費補助金・基盤研究（A）（20H00040）、基盤研究（B）（22H03463）、岩垂奨学会、エフテック奨学財団、PP奨学金財団の助成のもと行われた。本研究に関し、開示すべき利益相反はない。

$$\left(\begin{array}{l} \text{受付 2025. 3.24} \\ \text{採用 2025. 5.30} \\ \text{J-STAGE 早期公開 2025. 8.22} \end{array} \right)$$

文 献

- 1) World Health Organization. WHO guidelines on physical activity and sedentary behaviour. Geneva: World Health Organization. 2020.
- 2) Guthold R, Stevens GA, Riley LM, et al. Global trends in insufficient physical activity among adolescents: a pooled analysis of 298 population-based surveys with 1.6 million participants. *Lancet Child Adolesc Health* 2020; 4: 23–35.
- 3) Strath SJ, Kaminsky LA, Ainsworth BE, et al. Guide to the assessment of physical activity: clinical and research applications: a scientific statement from the American Heart Association. *Circulation* 2013; 128: 2259–2279.
- 4) Stamatakis E, Ahmadi M, Murphy MH, et al. Journey of a thousand miles: from ‘Manpo-Kei’ to the first steps-based physical activity recommendations. *Br J Sports Med* 2023; 57: 1227–1228.
- 5) Paluch AE, Bajpai S, Bassett DR, et al. Daily steps and all-cause mortality: a meta-analysis of 15 international cohorts. *Lancet Public Health* 2022; 7: e219–e228.
- 6) 天笠志保, 荒神裕之, 鎌田真光, 他. 医療・健康分野におけるスマートフォンおよびウェアラブルデバイスを用いた身体活動の評価：現状と今後の展望. *日本公衆衛生雑誌* 2021; 68: 585–596.
- 7) Althoff T, Sosič R, Hicks JL, et al. Large-scale physical activity data reveal worldwide activity inequality. *Nature* 2017; 547: 336–339.
- 8) 総務省. 令和4年通信利用動向調査の結果. 2022.
- 9) MMD 研究所. 2022年5月スマホOSシェア調査. https://mmdlabo.jp/investigation/detail_2055.html (2024年11月3日アクセス可能).
- 10) Apple Inc. iPhoneヘルスケアデータ概要. <https://support.apple.com/ja-jp/guide/iphone/iphbb8259c61/ios> (2024年11月3日アクセス可能).
- 11) Amagasa S, Kamada M, Sasai H, et al. How well iPhones measure steps in free-living conditions: cross-sectional validation study. *JMIR Mhealth Uhealth* 2019; 7: e10418.
- 12) Case MA, Burwick HA, Volpp KG, et al. Accuracy of smartphone applications and wearable devices for tracking physical activity data. *JAMA* 2015; 313: 625–626.
- 13) 足立浩基, 埴淵知哉, 永田彰平, 他. iPhoneのヘルスケアアプリとインターネット調査を用いた歩数計測の新しい方法の開発：COVID-19流行に対する緊急事態宣言前後の歩数変化調査を事例に. *運動疫学研究* 2021; 23: 172–182.
- 14) iPhoneヘルスケアアプリ歩数読取ツール. <https://github.com/HMAdachi-THK/healthcareapp-stepsreader> (2024年11月3日アクセス可能).
- 15) Inoue S, Ohya Y, Odagiri Y, et al. Sociodemographic determinants of pedometer-determined physical activity among Japanese adults. *Am J Prev Med* 2011; 40: 566–571.
- 16) 楽天インサイト株式会社. 楽天インサイトのご案内 (2022年3月). <https://rd.tracker.adsales.rakuten.co.jp/1/925913/2023-04-14/16xfy> (2024年11月3日アクセス可能).
- 17) Bauman AE, Reis RS, Sallis JF, et al. Correlates of physical activity: why are some people physically active and others not? *Lancet* 2012; 380: 258.
- 18) 樋野公宏, 塩崎 洸, 井上 茂, 他. 都市の代表交通手段別構成比と平均歩行時間の関係：全国データを用いた記述疫学研究. *都市計画報告集* 2022; 21: 286–289.
- 19) Jamalova M, Constantinovits M. The comparative study of the relationship between smartphone choice and socioeconomic indicators. *Int J Mark Stud* 2019; 11: 11.
- 20) Jamalova M, Constantinovits M. Smart for development: Income level as the element of smartphone diffusion. *Manag Sci Lett* 2020; 10: 1141–1150.
- 21) Bommakanti KK, Smith LL, Liu L, et al. Requiring smartphone ownership for mHealth interventions: who could be left out? *BMC Public Health* 2020; 20: 81.
- 22) Mohammed AB. Selling smartphones to generation Z: understanding factors influencing the purchasing intention of smartphone. *Int J Appl Eng Res* 2018; 13: 3220.
- 23) Mohadisududis HM, Nazlena MA. A study of smartphone usage and barriers among the elderly. 2014 3rd International Conference on User Science and Engineering 2014; 109–114.
- 24) Beenackers MA, Kamphuis CBM, Giskes K, et al. Socioeconomic inequalities in occupational, leisure-time, and transport related physical activity among European adults: a systematic review. *Int J Behav Nutr Phys Act* 2012; 9: 116.

- 25) Oba T, Takano K, Katahira K, et al. Use patterns of smartphone apps and wearable devices supporting physical activity and exercise: a large-scale cross-sectional survey. *JMIR Mhealth Uhealth* 2023; 11: e49148.
- 26) Inoue S, Ohya Y, Odagiri Y, et al. Characteristics of accelerometer respondents to a mail-based surveillance study. *J Epidemiol* 2010; 20: 446–452.
- 27) 日本学術会議社会学委員会 Web 調査の課題に関する検討分科会. Web 調査の有効な学術的活用を目指して. 2020. <https://www.scj.go.jp/ja/info/kohyo/pdf/kohyo-24-t292-3.pdf> (2025年 3 月24日アクセス可能).
-

Characteristics of respondents to Internet survey collecting screenshots of step-count on iPhone: A cross-sectional study

Marimo MORI^{*}, Shiho AMAGASA^{2*,3*}, Hiroki M. ADACHI^{4*}, Noritoshi FUKUSHIMA^{3*},
Tomoki NAKAYA^{4*}, Shigeru INOUE^{3*} and Masamitsu KAMADA^{5*}

Key words : online survey, epidemiology, mobile phones, image analysis, surveillance

Objectives Recently, step-count, as an objective measure of physical activity, has become available on smart-phones and is recorded by default on an iPhone (Apple Inc.). Using screenshot images of the step-count graph of the iPhone healthcare application, an image analysis tool was developed to enable a large-scale and retrospective physical activity assessment. However, the characteristics of the respondents involved in the collection of such step-count images remain unclear. We aimed to investigate the characteristics of iPhone users and respondents who provided step-count images via an Internet survey.

Methods We conducted an Internet survey in December 2022 among 5,346 Kobe residents aged ≥ 20 years from a survey company's panel population. They previously responded to a web-based survey on physical activity, health, and community environment administered in 2021. The participants were asked to provide their demographics and walking time. iPhone users were additionally asked to take and upload two screenshots of step-count graphs on their iPhones; one-month and one-year graphs. We conducted multivariable logistic regression analysis to examine the factors associated with iPhone use and image provision.

Results Among 3,308 respondents, 349 (11%) provided images, 1,138 (34%) were iPhone users who did not provide images, and 1,821 (55%) did not use an iPhone. Those aged ≤ 64 years exhibited a higher likelihood of iPhone usage compared to older adults (odds ratio; 2.45, [95% confidence interval; 2.04–2.94]), as did women compared to men (1.47 [1.26–1.71]), those with a household income of ≥ 6 million JPY compared to those with lower income (1.39 [1.20–1.62]), and those with a college degree or higher compared to the others (1.17 [1.01–1.36]). Furthermore, those aged ≤ 64 years were more likely to provide step-count images than older adults (3.58 [2.17–5.90]), as were those with a college degree or higher compared to the others (1.71 [1.32–2.23]) and those with longer walking time compared to those with shorter walking time (1.66 [1.21–2.28]).

Conclusion Age, sex, household income, and education were associated with iPhone use, whereas age, education, and physical activity level were associated with step-count screenshots. Possible biases must be considered among iPhone users and image providers in collecting and using step-count images in Internet surveys.

^{*} Department of Health and Social Behavior, School of Public Health, Graduate School of Medicine, The University of Tokyo

^{2*} Graduate School of Public Health, Teikyo University

^{3*} Department of Preventive Medicine and Public Health, Tokyo Medical University

^{4*} Graduate School of Environmental Studies, Tohoku University

^{5*} Department of Health Education and Health Sociology, School of Public Health, Graduate School of Medicine, The University of Tokyo