

モチベーションの高低がバリア情報収集に与える影響の検証

奥川和希¹ 村山優作¹ 古田瑛啓¹ 村山優子² 落合慶広³ 宮田章裕^{4,a)}

概要: クラウドソーシングを活用することでバリア情報を低コストで収集できる。しかし、この手法は現地まで足を運ぶことが可能な空き時間を持った、高いモチベーションの人がいることが前提となる。我々は、多様な空き時間とモチベーションの人に対応したバリア情報収集プラットフォームを提案している。このプラットフォームでは、現地調査とセンサーデータ分析の2つの手法を組み合わせることでバリア情報を収集する。本論文では、クラウドソーシング形式で現地調査とセンサーデータ計測を行い、ゲーム要素の有無が参加度合いに与える影響を調査するための8週間の実験を実施した。実験の結果、現地調査、センサーデータ計測の両方において、参加度合いを質的にも量的にも向上させることが確認された。

1. はじめに

バリアフリーマップは、移動に困難を抱える人が安全に移動できるようにするためのものである。従来のバリアフリーマップは専門スタッフが現地調査を行うことで作成されてきた。しかし、この手法は高いコストがかかるため、広範囲のバリアフリーマップを作成するには不向きである [1]。専門スタッフの現地調査の手間をなくし、バリアフリーマップの作成コストを低減させるために、次の2つの手法が提案されている。1つ目は、Google Street Viewなどのオンラインの街並み画像を機械学習などを用いて分析し、移動に問題のある場所を発見する手法である [2][3]。2つ目は、クラウドソーシングを活用して、専門知識を持たない不特定多数の市民が、街並み画像から移動に問題のある場所を発見する手法である [4][5][6]。どちらの手法も現地調査が必要ないため、バリアフリーマップ作成のコストが大幅に低減される。しかし、街並み画像の状態と実際の状態が異なる場合や障害物によるオクルージョンなど、様々な制約が存在する [1][5][7]。これらの制約が存在するため、バリアフリーマップ作成には依然として現地調査が必要であると言える。

低コストで実際の場所のバリア情報を収集するために、現地調査を伴う2種類のクラウドソーシング手法が提案されている。1つ目の手法は、クラウドソーシングを用いた現地監査である [8][9]。これは、不特定多数の人が現地に

赴き、アクセシビリティに関する問題を報告するものである。2つ目の手法は、クラウドソーシングによるセンサーデータ収集である [10][11][12][13]。これは、不特定多数の人によって収集された現地のセンサーデータを分析することで、アクセシビリティに関する問題を検出するものである。どちらの手法も、低コストで現地からアクセシビリティ情報やセンサーデータを収集できるという利点がある。しかし、両手法の効果は、時間に余裕のある人や作業に対するモチベーションの高い人に依存している。

本稿では、多様な空き時間やモチベーションを持つ人々に対応したクラウドソーシングによるバリアフリーマップ生成手法 [14][15] を導入し、これがバリア情報収集に有効であるか探求する。特に、ゲーミフィケーションがモチベーションの低い人に与える影響に着目して検証を行う。ゲーミフィケーションは、「ゲーム以外の文脈でゲームデザインの要素を利用すること」と定義されている [16]。ゲーミフィケーションはクラウドソーシングにも多く活用されている [17][18][19] が、一部の事例 [9][13] を除いて、クラウドソーシングによるバリア情報収集への影響は深く議論されていないのが現状である。我々は、8週間のフィールド実験の結果に基づき、クラウドソーシング型のバリア情報収集において、モチベーションが低い人に対してゲーム要素がどのような影響を及ぼすのか議論を行う。

2. 関連研究

バリア情報収集手法は数多く提案されており、4種類に分類できる。それぞれについて、順に説明する。

¹ 日本大学大学院 総合基礎科学研究科

² 津田塾大学 数学・計算機科学研究科

³ 情報経営イノベーション専門職大学

⁴ 日本大学 文理学部

a) miyata.akihiro@acm.org

2.1 画像からバリアを自動で検出する手法

画像からバリアを自動で検出する手法（以降、AA）は、オンラインに存在する地理画像（衛星写真など）に機械学習手法を適用し、バリア情報を検出、評価する手法である。Weldら [3] は、機械学習を用いて Google Street View (GSV) 内の画像から歩道上の問題を検出している。Haraら [2] は、GSV の画像から縁石を自動で検出する試みを行っている。これらの方法には低コストかつ時間効率が良いという利点がある一方で、街並み画像を記録した時点と現在で歩道の状態が異なる場合があることや、駐車車両や樹木などにより歩道の表面が隠されて（オクルージョン）問題の検出漏れが発生することが指摘されている [1][7]。

2.2 不特定多数の人が遠隔地からバリアを評価する手法

不特定多数の人が遠隔地からバリアを評価する手法（以降、CVA）は、不特定多数の人が遠隔地から街並み画像を評価することで、アクセシビリティに関する問題を検出する手法である。特に、GSV の画像を利用する事例が多く存在する [4][5]。いくつかの研究事例では、報酬の有無 [20] や年齢、性別、居住地 [6] などが問題検出の量・質に影響を与えることが報告されている。

AA と同様に、CFA は、コストと時間効率の面で優れているものの、時間経過やオクルージョンといった欠点が存在する [1][7]。

2.3 不特定多数の人が現地でバリアを評価する手法

不特定多数の人が現地でバリアを評価する手法（以降、CFA）は、不特定多数の人が現地でバリア情報を評価するものである。典型的には、ユーザが現地で撮影した画像がオンラインの地図上に撮影した場所と関連づけられて共有される [8][9]。

この方式には、人が現地でバリア情報を収集するため、車が入れない場所の情報を収集でき、オクルージョンの影響を受けないという利点がある。また、行政などの専門スタッフが行うよりも安価にデータを収集できる。一方で、収集者に継続的なインセンティブを与え、現場に直接に訪問させ続けることは難しいという問題がある。

2.4 不特定多数の人が現地でバリア検出のためのセンシングをする手法

CFS は、不特定多数の人が現地でセンシングしたデータを機械学習システムなどで分析することで、バリアを検出する手法である。2.3 節の CFA では、収集者が現地で写真を撮影する作業をする必要があるため、作業負荷が高い。一方、このアプローチでは人がセンサ端末（典型的にはスマートフォン）を携帯して現地を移動するだけなので、収集者にかかる作業負荷が少ない。このアプローチでは車椅子に取り付けたセンサによって計測されたデータを分析す

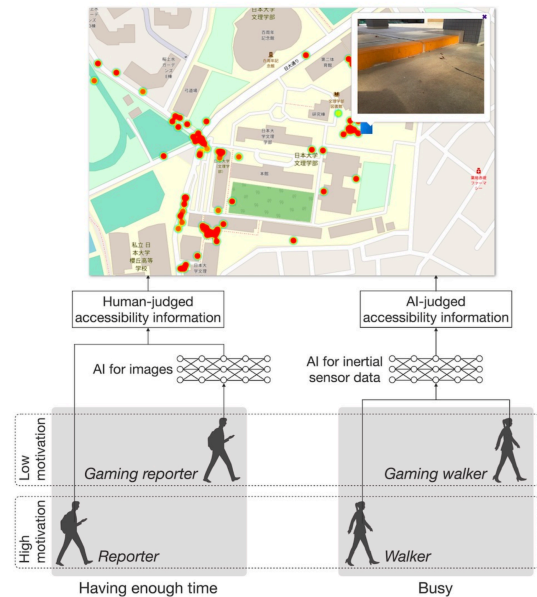


図 1 システムの概要

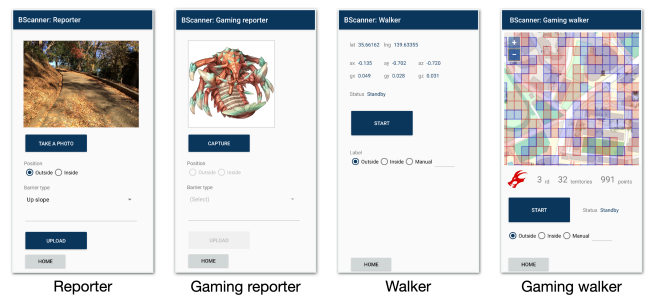


図 2 4つのバリア情報収集モード

ることが多い。機械学習を用いてセンサデータを分析することで、段差や坂といった車椅子の通行を阻害するバリアの存在を検出する事例が存在する [10]。

不特定多数の人が現地でバリア検出のためのセンシングをする手法（以降、CFS）は、CFA と同様に、車が入れない場所の情報を収集でき、オクルージョンの影響を受けない。一方で、車椅子ユーザの数は限定されるため、網羅できる範囲が狭いという問題がある。この問題を解決するため、歩行者が携帯するスマートフォンのセンサデータを用いる事例も存在する [11][12][13]。

3. システム設計

2章で分類したバリア情報収集手法のうち、CFA と CFS は他の2手法（AA, CVA）と比較して、車両が通行できない場所からも情報収集でき、オクルージョンの問題も少なく、低コストで現地のバリア情報を収集できるという利点がある。このため、本研究では、CFA と CFS に注目する。

本システムでは、空き時間やモチベーションの高さに依存しないようにするため、図 1 に示すように、多様な空き時間やモチベーションに対応するシステム設計を採用している。具体的には、図 2 に示すような4つのモード

(Reporter, Gaming reporter, Walker, Gaming walker) を持つスマートフォンアプリケーションを提供している。以降、Reporter, Gaming reporter, Walker, Gaming walker を **R**, **GR**, **W**, **GW** とする。

R は、バリアの写真を撮影する機能と撮影した写真に情報を付与してサーバに送信する機能を持つ。ユーザは、現地でバリアの写真を撮影、投稿することでバリア情報を収集できる。本モードはバリア情報収集のモチベーションが高く、空き時間が多い人を対象としている。

GR は、**R** にゲーム要素を加えたものである。具体的には、バリアの写真を撮影・投稿することでモンスターを獲得できる、モンスター収集ゲームを提供している。本モードで撮影された写真はサーバに送られ、ResNet-50 をもとにしたニューラルネットワークによって分析され、「段差」、「階段」、「坂」、「バリアでない」の4クラスのいずれかに判定される。その後、システムはバリア種別に対応したモンスターの画像をユーザに返す。本モードは、空き時間が多く、バリア情報収集のモチベーションが低い人を対象としている。

W は、加速度と角速度を計測する機能を持つ。ユーザはポケットにスマートフォンを入れ、歩行時のセンサデータ（加速度・角速度）を計測し投稿する。投稿されたデータはニューラルネットワークで分析され、「平地」、「段差」、「階段」、「坂」の4クラスのいずれかに判定される。ユーザは、軽微な手作業のみでバリア情報を収集できる。本モードはバリア情報収集のモチベーションが高く、空き時間が少ない人を対象としている。

GW は、**W** にゲーム要素を加えたものである。ユーザは、最初に赤チームと青チームに分かれる。次に、**W** と同様に歩行時のセンサデータを投稿する。本モードでは、歩行したエリアを自分のチームの陣地として獲得できる。上記の機能を用いて、互いのチームで陣地を取り合い、より多くの陣地を獲得することが、本ゲームの目的である。ユーザは、陣取りゲームを楽しみながらバリア情報収集に貢献できる。本モードはバリア情報収集のモチベーションが低く、空き時間が少ない人を対象としている。本モードで収集された歩行データは、**W** と同様にニューラルネットワークによって分析される。

4. ケーススタディ

4.1 概要

我々は、モチベーションの高低がバリア情報収集にどのような影響を与えるかを検証するために実験を実施した。実験に際し、次のような仮説を立てた。

- 仮説1：ゲーミフィケーションを用いないバリア情報収集では、モチベーションの高い人と低い人で参加度合いに差がある。
- 仮説2：ゲーミフィケーションを用いるバリア情報収

表 1 各モードの実施順序

	期間 1	期間 2	期間 3	期間 4
G_1	R	GR	W	GW
G_2	GR	R	GW	W
G_3	W	GW	GR	R
G_4	GW	W	R	GR

集では、モチベーションの高い人と低い人で参加度合いに差がない。

この仮説を検証するために、8週間と2週間の2部からなる、計10週間の実験を実施した。本論文では、2022年6月6日から2022年7月31日までの期間に実施された第1部の実験に注目する。第1部では、参加者は4つの異なるバリア情報収集アプリケーションを、2週間ずつ、日常生活中に使用した。

4.2 参加者

Web サイトや知人を通じて参加者を募集し、18歳から24歳の障害のない学生28名（男性20名、女性8名）から応募があったため、彼ら全員を実験参加者とした。ただし、途中で棄権した者や連絡が取れなくなった参加者がいたため、有効な参加者はこの数を下回る。最後まで参加した参加者には、10週間の実験参加に対する謝礼として、5000円分のギフトカードを贈呈した。

4.3 手順

参加者は実験を開始する前に、実験とシステムに関する説明動画（約20分）を視聴した。参加者のモチベーションに影響を与えないようにするために、実験者は参加者と電子メールによる事務連絡以外のコミュニケーションは取らず、バリア情報を収集することの社会的な意義についても説明しなかった。第1部（8週間）は2週間ずつ、4つの期間（期間1～期間4）に分けられていた。参加者は期間ごとに指定された1つのモードのみを利用して、各自の日常生活中にバリア情報を収集した。順序効果の影響を低減するために、ラテン方格法を用いて各モードの使用順のカウンターバランスをとった。具体的には、表1のように、参加者を4グループ（ $G_1 \sim G_4$ ）に分け、それぞれ異なる順番で各モードを利用してもらった。

参加者のモチベーションに影響を与えないよう、彼らにはバリア情報の収集数などのノルマは課さなかった。参加者は各期間の5日目と10日目に、直近5日間におけるバリア情報収集に対するモチベーションを1～7のスコアで回答した。このとき、当該期間に使用中のモードの利用意欲を回答させたわけではないことに注意されたい。また、参加者は各期間の最終日に下記のアンケートに7段階のリッカート尺度（7: 同意する～1: 同意しない）で回答した。

Q1 本モードを利用した2週間の間で、バリア情報収集のモチベーションは継続しましたか？

表 2 各モードを利用した期間の参加人数

	R 期間	GR 期間	W 期間	GW 期間
男性	12	10	8	13
女性	7	7	5	4
合計	19	17	13	17

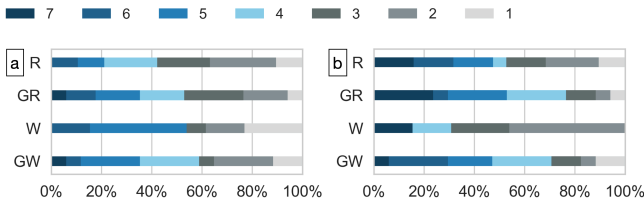


図 3 参加度合いを示すアンケートへの回答結果 (7: 同意する～1: 同意しない, $N_R, N_{GR}, N_W, N_{GW} = 19, 17, 13, 17$)

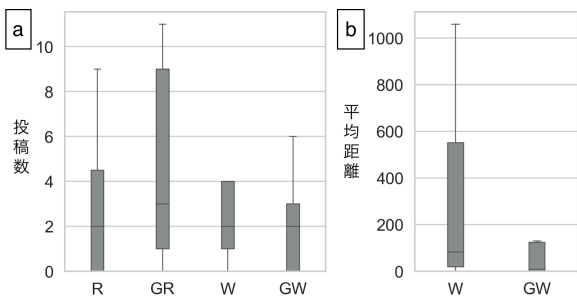


図 4 各モードにおける投稿数と 1 投稿あたりの距離 ($N_R, N_{GR}, N_W, N_{GW} = 19, 17, 13, 17$)

Q2 本モードを利用したバリア情報収集は楽しかったですか？

加えて、参加者は、自由記述形式で各モードを使用した理由、使用しなかった理由を回答した。

5. 結果・考察

5.1 全体的な結果

表 2 は、各モードを利用していた期間の有効な参加者の人数である。前述したように、各モードの実施順序はカウンターバランスをとっている。例えば、R 期間というのは、 G_1, G_2, G_3, G_4 にとって、それぞれ期間 1、期間 2、期間 4、期間 3 のことである。

図 3 は、参加度合いを示すアンケートへの回答分布である。Q1 では、すべてのモードで 4 以上の回答をした参加者が 4 割を超えた。一方、Q2 では、W 以外の全てのモードで 5 割以上の参加者が 4 以上と回答しているが、W では 3 割程度にとどまっている。

図 4(a) は、各モードにおける投稿数である。R, GR, W, GW のそれぞれの平均投稿数は、3.26, 5.94, 2.69, 2.65 であった。図 4(b) は、W と GW の 1 投稿あたりの距離を示している。W と GW の 1 投稿あたりの平均距離は、W が 305.74m, GW が 174.38m であった。

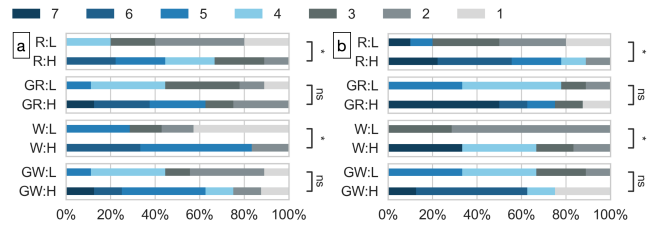


図 5 Q1, Q2 の回答分布 (7: 同意する～1: 同意しない, $[N_{R:L}, N_{R:H}], [N_{GR:L}, N_{GR:H}], [N_{W:L}, N_{W:H}], [N_{GW:L}, N_{GW:H}] = [10, 9], [9, 8], [7, 6], [9, 8]$)

5.2 モチベーション別の結果

各期間の 5 日目と 10 日目に実施したバリア情報収集に対するモチベーションの平均点に基づき、期間ごとに参加者を低モチベーション群と高モチベーション群に分けた。表 3 は、人数がほぼ同じになるようにグループ分けをした結果である。以下、L と H はそれぞれモチベーションが低い、高いことを表す。例えば、R:L と GW:H はそれぞれ R を使用していた期間にモチベーションが低かった人、GW を使用していた期間にモチベーションが高かった人を表す。

5.2.1 定性分析

図 5 は、アンケート回答のモチベーション別の分布である。各モードについて、低モチベーション群の回答と高モチベーション群の回答の間で、有意水準 5% の Mann-Whitney の U 検定を実施した。その結果、ゲーミフィケーションなしモード (R, W) では有意差が確認されたが、ゲーミフィケーションありモード (GR, GW) では有意差が確認されなかった。この結果から、定性的な観点で見ると、仮説 1、仮説 2 の両方が支持される。

この結果の原因をより詳細に分析するため、各モードを使用した／しなかった理由に関する自由記述形式のアンケートの結果を分析した。参加者の自由記述の回答は、4 人の実験者の合意に基づき、手動でコード化されている。ここでのコード化とは、自由記述形式の意見を類似意見ごとに意見カテゴリー (例：操作が簡単、操作が難しい) にまとめることである。図 6 は、コード化された各モードの使用／不使用の理由を示している。

意外にも、ゲーミフィケーションなしモード (R と W) を使用した理由としては、「他者への貢献」ではなく、「操作のしやすさ」が最も多かった。バリアフリーマップを作成する強い動機のないユーザにとっては、システムの使いやすさは重要な要素の 1 つであると考えられる。ゲーミフィケーションありモード (GR と GW) では、システムを使用する理由で最も多かったのは、「楽しい」だった。これは、ゲーミフィケーションと用いたバリア情報収集における楽しさの重要性を再確認するものであり、既存の知見 [9][13][15] と整合している。

各モードを使用しない理由としては、W を除くすべて

表 3 各期間のモチベーション別の参加者数

	R:L	R:H	GR:L	GR:H	W:L	W:H	GW:L	GW:H
人数	10	9	9	8	7	6	9	8

のモードで「忙しさ」が最も多く挙げられた。「忙しさ」にコード化された典型的な回答文は「遅刻しそうだったのでアプリを使う時間がなかった」であった。作業の結果（**R**：バリアを正しく撮影できたか、**GR**：モンスターを獲得できたか、**GW**：障地が拡大したか）を確認する必要性が、このような意見の形成に繋がった可能性がある。一方、歩く以外の作業が少ない**W**に関しては、忙しさを理由に使用しなかった人は少なかった。**W**を使わない理由で最も多かったのは「フィードバックが少ない」だった。コード化前の回答文では「歩いた後のフィードバックが少ないので、達成感がない」というものが典型例である。この「確認の手間」と「フィードバックの少なさ」のトレードオフの存在は、忙しい人向けのフィードバックが少ないモードと、達成感を得たい人向けのフィードバックが豊富なモードの、両方の必要性を示唆している。

5.2.2 定量分析

図 7 (a) は、モチベーション別の各モードの投稿数である。Shapiro-Wilk 検定により、データ分布の正規性が確認された**R**と**W**については、低モチベーション群と高モチベーション群の投稿数の間で有意水準 5%の対応のない t 検定を実施した。データの正規性が確認できなかった**GR**と**GW**については、低モチベーション群と高モチベーション群の投稿数の間で有意水準 5%の Mann-Whitney の U 検定を実施した。その結果、**R**と**GR**においては有意差が認められたが、**W**と**GW**においては有意差は認められなかった。これらの結果から、投稿数の観点からは、仮説 1 が部分的に支持され（**R**では支持され、**W**では支持されない）、仮説 2 も部分的に支持される（**GW**では支持され、**GR**では支持されない）ことが示唆される。

図 7(b) は **W**と**GW**における 1 投稿あたりの距離をモチベーション別に示したものである。**W**・**GW**ともに Shapiro-Wilk 検定で正規性が確認できなかったため、それぞれの 1 投稿あたりの距離について低モチベーション群と高モチベーション群の間で有意水準 5%の Mann-Whitney の U 検定を行った。その結果、ゲーミフィケーションなしモード（**W**）では有意差が認められ、ゲーミフィケーションありモード（**GW**）では有意差が認められなかった。これらの結果から、投稿 1 回あたりの距離の観点では、仮説 1 と仮説 2 の両方が支持された。

仮説 1 が部分的に支持されない（**W**では、低モチベーション群と高モチベーション群の間で、投稿数に有意差が見られなかった）理由は、**W**/**GW**の使用手順に着目すると説明できる。**W**/**GW**の場合、参加者は投稿のために自分で決めた一定の距離を歩く必要がある。この距離は、参

加者のモチベーションの度合いによって変化する。すなわち、参加者のモチベーションの度合いを分析するためには、投稿数単独でなく、参加者が自身で決めて歩いた距離と合わせて分析する必要がある。前述の通り、距離に関しては**W**では低モチベーション群と高モチベーション群に有意な差があった。したがって、**W**の投稿数で有意差がないことは、仮説 1 を棄却する強い理由にならない。

仮説 2 が部分的に支持されない（**GR**では、低モチベーション群と高モチベーション群の間で、投稿数が有意に異なる）理由については、各モードの投稿時刻の分布によって説明できる。

6. おわりに

本論文では、ゲーミフィケーションがバリア情報収集の参加度合いに与える影響を調査した。8 週間の実験の結果、ゲーミフィケーションは、不特定多数の人が現地でバリアを評価する手法（CFA）と、不特定多数の人が現地でバリア検出のためのセンシングをする手法（CFS）の両方において、参加度合いを向上させることが示された。さらに、各モード利用する／利用しない理由を調査した結果、次のことが明らかとなった。ゲーミフィケーションなしモードを利用する主な理由は、「社会貢献」ではなく、「操作のしやすさ」であった。明確な目的のないユーザにとっては、システムの使いやすさが重要な要素であると考えられる。結果の確認が必要なモード（主にゲーミフィケーションありモード）を利用しない主な理由は「忙しさ」であり、そうでないモードを利用しない主な理由は「フィードバックが少ない」であった。これらのことから、忙しい人向けの操作負担が少ないモードと、達成感を得たい人向けのフィードバックが豊富なモードの両方が必要であることが示唆された。これらの知見は、バリア情報収集のみならず、一般的な地理情報収集にも適用できる可能性があると考えられる。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP19H04160 の助成を受けて行われた。

参考文献

- [1] Aghaabbasi, M., Moeinaddini, M., Shah, Z. and Asadi-Shekari, Z.: Addressing Issues in the Use of Google Tools for Assessing Pedestrian Built Environments, *Journal of Transport Geography*, Vol.73, pp.185–198 (2018).
- [2] Hara, K., Sun, J., Moore, R., Jacobs, D. and Froehlich, J.E.: Tohme: Detecting Curb Ramps in Google Street View Using Crowdsourcing, Computer Vision, and Machine Learning, UNIST '14, pp.189–204 (2014).
- [3] Weld, G., Jang, E., Li, A., Zeng, A., Heimerl, K. and Froehlich, J.E.: Deep Learning for Automati-

