# 多様な属性のユーザに対応した バリア情報収集システムの検証

令和4年度 修士論文

日本大学大学院 総合基礎科学研究科 地球情報数理科学専攻 宮田研究室

6121M06 奥川 和希

# 概要

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、調査員が現地に赴き、バリアの種類や位置を記録して製作しているため、製作コストが高く、広範囲のバリアフリーマップの作成が難しいという問題がある. この問題を解決するために、クラウドソーシングを活用し、バリア情報を低コストで収集できる手法が研究されている. 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があり、バリア情報収集に高いモチベーションを持つ人が中心となってバリア情報を収集している. そのような人の数は限られるため、依然として広範囲のバリアフリーマップの作成難易度は高い.

この問題を解決するために、多様な空き時間とモチベーションの人の存在を前提としたバリア情報収集プラットフォーム BScanner が提案されている。BScanner では、実地調査とセンサデータ計測の2つの手法にゲーミフィケーションを導入してバリア情報を収集する。実地調査を行う手法は、従来通り、バリア画像を撮影、投稿する形式である。センサデータ計測によりバリア情報を収集する手法では、ユーザはスマートフォンをポケットに入れて歩くことで、歩行時の加速度、角速度データを投稿する。投稿されたデータは機械学習を用いて分析され、バリアの種類と位置情報から構成されるバリア情報に変換される。センサデータ計測は、ユーザの作業負荷が少なく、時間に余裕がない人でもバリア情報収集に貢献できる。加えて、ゲーミフィケーションの導入によりモチベーションが低い人でも、ゲームを遊びながらバリア情報収集に参加できる。BScanner は多様なモチベーションや空き時間のユーザがバリア情報収集に参加できるように設計されているが、ゲーミフィケーションやセンサデータ計測の導入がユーザのバリア情報収集にどのような影響を与えるかは検証できていない。

本研究では、BScanner 用いてユーザにバリア情報を収集してもらい、ゲーム要素の有無と作業負荷の低いバリア情報収集手法の有無が参加度合いに与える影響を調査した.実験の結果、実地調査、センサーデータ計測の両方において、ゲーム要素が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.作業負荷の低いバリア情報収集手法の有無によって参加度合いに影響を与えることは確認されなかったが、一部のユーザは、作業負荷の低い手法を活用してバリア情報を収集することが確認された.

本稿の貢献は、長期の実験により BScanner がバリア情報収集に有効か検証し、ユーザのバリア情報収集への参加度合いを向上させるためにどのような機能が必要かを検討したことである.

# 目 次

第1章 1.1 1.2 1.3	序論研究の背景	1 2 3 3
第2章	バリア情報収集に関する研究事例	4
2.1	画像からバリアを自動で検出する手法	5
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	6
2.3	不特定多数の人が現地でバリアを評価する手法	6
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	7
第3章	研究課題	9
3.1	問題の定義	10
3.2		11
第4章	バリア情報収集システム	12
4.1	概要	13
4.2	実装	16
	4.2.1 収集部	16
	4.2.2 分析部	19
	4.2.3 可視化部	20
第5章	評価実験	23
5.1	実験の目的・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	24
5.2	実験の概要・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	24
5.3	実験の手順・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	25
	5.3.1 第1部	25
	5.3.2 第2部	26
5.4	実験の結果・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	26
	5.4.1 第1部の結果	26
	5.4.2 第2部の結果	27
5.5	考察	29
	551 仮説1と仮説9に関する老察	20

•	
1	1
1	-1

	5.5.2	仮説3に関する考察	 • •	 	 	 	 	32
第6章	結論							33
謝辞								36
参考文献	伏							38
研究業績	責							41

# 図目次

4.1	BScanner の概要	13
4.2	4つのモード	14
4.3	$A: \mathbf{R}/\mathbf{GR}$ で収集されたバリア情報を可視化した地図, $B: \mathbf{W}/\mathbf{GW}$ で収集	
	されたバリア情報を可視化した地図	14
4.4	システム構成図	16
4.5	Reporter/Gaming reporter の画面	17
4.6	Walker/Gaming walker の画面	19
4.7	A: 歩行データ分析モデルの概要,B: 歩行データから推定されたバリア情報	
	の可視化例	22
5.1	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,	
5.1	,	27
5.2	$N_R$ , $N_{GR}$ , $N_W$ , $N_{GW} = 19$ , 17, 13, 17)	21
3.2		27
r o	19, 17, 13, 17)	-
5.3	各モードを使い分けたかの分布と利用したモード数ごとの人数	28
5.4	各期間におけるデータ投稿数	28
5.5	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, $[7, 6]$ , $[9, 8]$ )	29
5.6	各モードを使用した/しなかった理由	30
5.7	モチベーション別の投稿数および歩行距離	
	$([N_{R:L}, N_{R:H}], [N_{GR:L}, N_{GR:H}], [N_{W:L}, N_{W:H}], [N_{GW:L}, N_{GW:H}] = [10, 9], [9, 8],$	
	[7, 6], [9, 8])	31

# 表目次

4.1	サーバ実装に用いた技術一覧	18
5.1	各モードの実施順序	25
5.2	各モードを利用した期間の参加人数	26
5.3	各期間のモチベーション別の参加者数	29

# 第1章 序論

第1章 序論 2

### 1.1 研究の背景

現実世界には、様々な障害を抱えながら生活している人が数多く存在する.日本では、身体障害、知的障害、精神障害の3つに区分されており、それぞれに定義が存在する.身体障害者福祉法では、「身体障害者」とは、「別表\*に掲げる身体上の障害がある18歳以上の者であって、都道府県知事から身体障害者手帳の交付を受けたもの」と定義されている.内閣府が2016年に行った調査によると、このような定義に当てはまる身体障害者は、日本だけで436万人存在している[1].こうした障害者の社会参画を支援する動きが強まっている.仕事、娯楽などのあらゆる活動はスムーズな移動を前提としているため、障害者の社会参画を実現するためには、移動支援が欠かせない.しかし、下肢障害などで移動に困難を抱える人はそのような自由な移動を行えない.そこで、本研究では、主に下肢障害者などの移動に困難を抱える人々に焦点を当てる.

昨今では、社会が障害者を前提としていないことに対する疑問の声が強まっている. 従 来は、障害を抱える人が社会に順応できるようにサポートするという考え方であったが、 障害や不利益・困難の原因は障害のない人を前提に作られた社会の作りや仕組みに原因が あるという考え方が主流になりつつある. このような考え方を障害者の社会モデル†と呼 ぶ. このような考え方に基づき、2018年に施策された障害者基本計画では、社会のあら ゆる場面におけるアクセシビリティの向上が基本理念の1つとして掲げられている. しか し、残念なことに今の社会には、障害者の活動を制限するようなバリアが多数存在する. 例えば、階段や段差、傾斜のある道は、移動に困難を抱える人の円滑な移動を妨げてい る. 移動に困難を抱える人は、バリアフリーマップを用いて、これらのバリアの位置を把 握している. 従来のバリアフリーマップは、調査員が現地に赴き、バリアの種類や位置を 記録することで、製作されている.このため、作成コストが高く、広範囲のバリアフリー マップの作成が難しいという問題がある. バリアフリーマップは、主に地方自治体や施設 の管理者が作成しているが、いずれも表示範囲が施設の周辺および内部に限定されている のが現状である. 区市町村のバリアフリーマップ一覧 [2] を見ても分かる通り、駅や公園 といった施設や、特定エリアしか網羅できていない、このようなバリアフリーマップを使 用した場合、地図の範囲外に存在するバリアの情報が分からず、移動途中に思わぬバリア に遭遇し、立ち往生してしまう恐れがある. 広範囲のバリアフリーマップを作成するため には、バリアフリーマップの作成コストを低減させる必要がある.

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[3][4].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[5][6][7]. どちらの手法も実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。

<sup>\*</sup>身体障害者福祉法別表(第4条,第15条,第16条関係)

<sup>†</sup>一方,障害を病気や傷害,その他の健康状態から直接引き起こされた人の特性とする考え方は障害者の 医学モデルと呼ばれる

第1章 序論 3

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[6][8]. 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実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、実地調査を伴う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[9][10]. 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データ収集である[11][12][13][14]. 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。このため、クラウドソーシングを活用したアプローチには、参加意欲の高い人が少なく、バリア情報を網羅的に収集するのが難しいという問題ある。

# 1.2 研究の目的

1.1 節に述べた問題を解決するためには、バリア情報収集への参加意欲が低い人であったり、時間を確保することが難しく、参加の機会を逃している人などが使いやすいバリア情報収集システムが必要となる。この問題を解決するために、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[15][16]が提案されている、このバリアフリーマップ生成手法には、多様な空き時間やモチベーションを持つ人々に対応するために、ゲーミフィケーションと、作業負荷の少ないバリア情報収集手法の2つの要素が取り入れられている。しかし、これらの要素がユーザのバリア情報収集に与える影響は明らかになっていない。上記から、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がバリア情報収集に有効であるか検証することを本研究の目的とする。

# 1.3 本論文の構成

本論文の構成は次のとおりである.

2章では,バリア情報収集に関する研究事例について述べる.3章では,本論文における問題の定義と研究課題について述べる.4章では,本研究で用いるバリア情報収集システムの概要と実装を説明する.5章では,4章で説明したシステムがバリア情報収集に有効であるか検証するための実験・考察について述べる.最後に6章にて,本論文の結論を述べる.

# 第2章 バリア情報収集に関する研究事例

本章では、バリア情報収集に関する研究事例について述べる。バリア情報を収集する手法は数多く存在するが、4種類に分類できる。2.1節では、画像からバリアを自動で検出する手法(Automatic Auditing、以降 AA)についての事例を紹介する。2.2節では、不特定多数の人が遠隔地からバリアを評価する手法(Crowdsourced Virtual Auditing、以降 CVA)についての事例を紹介する。2.3節では、不特定多数の人が現地でバリアを評価する手法(Crowdsourced Field Auditing、以降 CFA)についての事例を紹介する。2.4節では、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(Crowedsourced Field Sensing、以降 CFS)についての事例を紹介する。

# 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(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. Ahmetovic ら [17][18] は、衛星画像から横断歩道を検索し、Google Street View (以降 GSV) 画像と 照合して検証する手法を提案している.これは、衛星画像から横断歩道広報を検索し、そ の位置における GSV のパノラマ画像を機械学習を用いて分析し、横断歩道であるか判定 するものである.彼らは、総面積  $7.5 \text{km}^2$  の横断歩道を対象に評価を行ったところ、90%を超える精度で正しく判定できたことを報告している. 加えて、精度を上昇させるため に、クラウドソーシングを活用した評価手法を導入している.クラウドソーシングによ る評価を導入することで、誤検出が40%減少し、判定精度も98%まで上昇した、彼らは、 コンピュータビジョンとクラウドソーシングを組み合わせることで、横断歩道検出タスク の精度を向上できると結論づけている. Hara ら [3] は、歩道の縁石を検出するために、機 械学習を利用する方法とクラウドソーシングを活用した手動評価の方法の2つを組み合わ せることを提案している. これは Web 上からスクレイピングしてきた画像から縁石の存 在を判定するタスクをクラウドワーカーと機械学習が分担して行うものである. このア プローチには、機械学習で分析した場合のパフォーマンスを予測するコントローラーがあ り、自動判定が難しい画像をクラウドワーカーが担当することで、精度の向上を図ってい る.彼らは、最終的に既存手法と比較して検出精度を維持したまま、時間コストを13%削 減している. 加えて、同様のアプローチが屋外のアクセシビリティ情報の検出に利用でき ると報告している. Weld らは [4], 30万件以上の大規模画像データベースを対象に機械学 習を利用して、クラウドソーシングで付与されたラベルの自動検証と、歩道のアクセシビ リティ問題の自動ラベリングを行なっている. クラウドソーシングで付与されたラベルの 自動検証では,クラウドソーシングによって歩道のアクセシビリティに関する問題に関す るラベルが付与された画像に対し、そのラベルがどの程度信頼できるのかを機械学習を用 いて評価している.歩道のアクセシビリティ問題の自動ラベリングでは,GSV のパノラ マ画像から歩道のアクセシビリティ問題を検出している。具体的には、GSVのパノラマ 画像を入力として、アクセシビリティ問題がある箇所を検出し、どのような問題があるの かを縁石ランプの存在/欠落,路面の問題,障害物の4つに分類している.結果,先行す

るラベリング自動化手法と比較して高い性能を示し、人間のラベリング性能と同等あるい は上回る場合があることを報告している.

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 [8][19].

# 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(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 [5][6][20].Bader ら [5] は,GSVを使用して近隣環境をオンラインで監査するシステムを開発している.彼らは,このシステムを利用して全米の道路 150 区画を対象に歩きやすさに関する 187 項目の評価を行なっており,監査結果の多くは信頼できるものであったと報告している.Griewら [6] は,GSVをベースに街路の特徴を 9 つに分類して評価するシステムを提案している.これは,GoogleStreetView を見ながら使用するもので,ユーザはドロップダウン式のメニューから道路の特徴を入力する.彼らは,システムでの監査結果と実地監査の結果を比較しており,75%から 95%の結果が一致していることを報告している.Hara ら [20] は,GSV の街並み画像からアクセシビリティ問題を発見する作業を 6 人の専門家(うち 3 人は車椅子利用者)と訓練を受けていないクラウドワーカーの 2 グループに行ってもらい,結果を比較している.結果,クラウドワーカーは 81%の精度でアクセシビリティ問題の有無を判断できており,知識のないクラウドワーカーでもある程度の信頼度で街並み画像からアクセシビリティ問題検出できるとしている.

また,いくつかの研究事例では,報酬の有無[21]や年齢・性別・居住地[7]といった属性がクラウドソーシングタスク結果に与える影響を調査している.

CVA は、AA と同様に、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 [8][19].

# 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(CFA)は、不特定多数の人が現地に赴き、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 [9][10]。 Mobasheri ら [9] は、車椅子でアクセスできる場所の情報を共有するためのプラットフォーム Wheelmap を開発している。 Wheelmap は、ユーザが現地で撮影した画像が 12 のカテゴリからなるアクセシビリティ情報と共にオンラインの地図上に表示されるシステムである。 Wheelmap は、車椅子利用者のコミュニティから大きな関心を集めており、80 万件以上の観光スポットが登

録されている。Prandi ら [10] は、都市データ収集アプリケーションである Geo-Zombie を提案している。Geo-Zombie は、ゾンビが歩行者を捕食するという状況から、プレイヤーが脱出を試みるというストーリーのゲームである。地図上に表示されるゾンビから逃げるためには、街を歩く必要があり、このゲーム設計は、ユーザの出歩く意欲を向上させている。加えて、生き延びるために必要な物資を手に入れるためにはアクセシビリティ情報の投稿が必要であり、ゲームを遊ぶ過程でアクセシビリティ情報が収集できる設計となっている。

CFA 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必要がある。

# 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

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。CFA の事例では,ゲーム要素の導入や当事者のコミュニティの関心を得ることで,この問題を解決している。一方,CFS では人がセンサ端末を携行して現地を移動するだけであるため,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。Civitarese ら [11] は,車椅子に取り付けられたセンサーで計測したデータを分析することで,都市のアクセシビリティ情報を収集する手法を提案している。彼らは,10人の車椅子利用者から計測されたデータを分析し,高い精度でアクセシビリティ情報を検出できたものの,段差の高さのような細かい情報に関しては信頼性が落ちると報告している。

CFS は、CFA と同様に、車の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 [12][13][14]. Kurauchi ら [12] は、 歩行者やベビーカーなど、複数の移動手段において移動時のセンサデータを分析することでバリアの種類や位置といったアクセシビリティ情報を検出する手法を提案している。 Miyata ら [13] は、健常歩行者の歩行時の加速度データをスマートフォンで計測し、機械学習モデルを用いて分析することで、バリア情報を収集する手法を提案している。この事例では、特定の特徴量を用いることでバリアを高精度で識別できることが確認されている。Yamatoら [14] は、歩行データ収集作業にゲーミフィケーションを導入している。具体的には、陣取りゲームを遊

びながらバリア情報を収集できる手法を提案している.少人数の実験の結果,ゲーミフィケーションがモチベーションの維持に貢献していることが示唆されている.

# 第3章 研究課題

第 3 章 研究課題 10

本章では、本研究における問題の定義と研究課題について述べる.

# 3.1 問題の定義

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 [8]. このため、従来のバリアフリーマップは、範囲が限定されてお り、施設内やその周辺の情報を表示するものが多い、このようなバリアフリーマップは、 施設に行くまでの道のりのバリア情報が表示されていないため、利用者が移動中に思わぬ バリアに遭遇し、立ち往生する恐れがある. 広範囲のバリアフリーマップを作成するため には、低コストでバリアフリーマップ作成する手法を確立する必要がある. 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[3][4]. 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[5][6][7]. どちらの手法も実地 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 [8][19][6]. 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 として実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、実地調査を伴う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[9][10]. 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データ収集である[11][12][13][14]. 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。

この問題を解決するために、本研究の先行研究 [15][16] では、多様な空き時間やモチベーションを持つ人々の存在を前提と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、BScanner が提案されている。BScanner は、多様な空き時間のユーザに対応するために、バリア画像の撮影と歩行データ計測という 2 種類の収集手法を持ち、多様なモチベーションのユーザに対応するため、ゲーミフィケーションを導入している(詳細は 4 章にて説明する)。しかし、それらがユーザのバリア情報収集にどのような影響を与えるかは検証できていない。よって、本研究における問題は、BScanner が導入している、2 種類の収集手法とゲーミフィケーションの有無がバリア情報収集にどのような影響を与えるかが明らかになっていないことだと定義できる。

第 3 章 研究課題 11

# 3.2 研究課題の設定

3.1節で定義した問題を解決するためには、ユーザの利用シーンを想定した実験を実施 する必要がある. BScanner の効果を検証するために, 2 つの実験が行われている [22][23]. 1つ目の実験[22]は、バリア画像を投稿する収集手法において、ゲーミフィケーションの 有無がユーザのモチベーションにどのような影響を与えるかを検証する実験である. この 実験では、健常歩行者の学生8名が1週間の間、それぞれの生活圏内でバリア画像収集を 行っている. 結果、ゲーミフィケーションの導入には、バリア画像収集への意欲を高める 効果やバリア画像収集のために普段通らない道を通る意欲を高める効果があることが確認 されている. 2つ目の実験 [23] は、歩行データを収集する手法において、ゲーミフィケー ション有無がユーザのモチベーションにどのような影響を与えるかを検証する実験であ る.この実験では、健常歩行者の学生8名が1週間の間、それぞれの生活圏内で歩行デー タ収集を行っている. 結果、ゲーミフィケーションの導入には、歩行データ収集への意欲 を高める効果があることが確認されている. これらの実験では、ゲーミフィケーションが バリア画像収集や歩行データ収集に有効であることが示唆された.一方で、いずれも実験 も実験参加者が8名と少ないことや実験期間が短いことから、正確にBScanner の効果を 厳密に検証できているとは言えない. 加えて、バリア画像を収集する手法と歩行データを 収集する手法の両方を導入することで、多様な空き時間のユーザに対応できているかを検 証できていない. 上記から、2 つの実験が行われているものの、BScanner がバリア情報 収集に有効であるかは明らかになっていないと考える。よって、本研究では、長期間に渡 る検証実験を実施し、BScannerがバリア情報収集に有効であるか厳密に検証することを 研究課題として設定する.

# 第4章 バリア情報収集システム

本章では、本論文で利用するバリア情報収集システム BScanner について述べる. 4.1 節では、BScanner の概要について説明し、4.2 節では、BScanner の実装について説明する.

### 4.1 概要

BScanner の概要を図 4.1 に示す. 本システムでは、空き時間やモチベーションの高さ

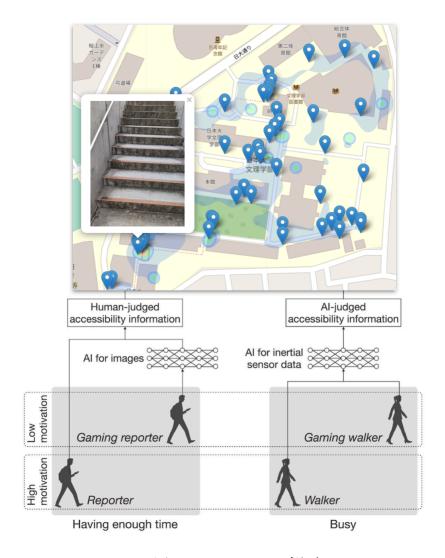
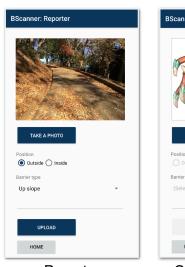


図 4.1: BScanner の概要

に依存しないようにするため、図 4.1 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 4.2 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。

4つのモードについて、順に説明する.









Reporter

Gaming reporter

Walker

Gaming walker

図 4.2: 4つのモード

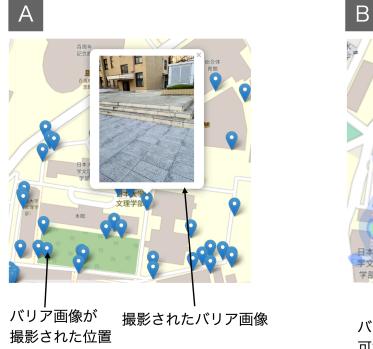




図 4.3: A: $\mathbf{R}/\mathbf{G}\mathbf{R}$  で収集されたバリア情報を可視化した地図,B:  $\mathbf{W}/\mathbf{G}\mathbf{W}$  で収集されたバリア情報を可視化した地図

Reporter (以降, R) は,写真を撮影,投稿する機能を持つ.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.このようなバリア情報収集手法は,一般的であり,既存事例 [9][10] でも採用されている.写真を撮影し,投稿するという作業は作業負荷が高く,インセンティブなしで行うのは難しい.このため,本モードは時間に余裕があり,バリア情報収集のモチベーションが高い人を対象としている.

Gaming reporter(以降, $\mathbf{GR}$ )は, $\mathbf{R}$  にゲーミフィケーションを導入したものである. 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である。本モードで撮影された写真はサーバに送られ, $\mathbf{ResNet}$ -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。ユーザはモンスター収集ゲームを遊びながらバリア情報を収集できる。このため,バリア情報収集に対するモチベーションが低い場合でも,バリア情報収集に貢献できる。ただし,ゲームを遊ぶ時間は確保する必要がある。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。 $\mathbf{R}$  と  $\mathbf{GR}$  で収集されたバリア画像は,図 4.3 の通り,地図上に位置情報と関連づけられて可視化される。

Walker(以降、W)は、歩行時の3軸加速度、3軸角速度、位置情報(以降、歩行データ)を記録し、投稿する機能を持つ。投稿された歩行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。 スマートフォンをポケットに入れて歩くという軽微な手作業のみでバリア情報を収集できるため、空き時間の少ない人でもバリア情報収集に貢献できる。一方で、本モードには、歩行データ計測のモチベーションを向上させるような機能は無い。このため、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。

Gaming walker (以降, GW) は、Wにゲーミフィケーションを導入したものである.具体的には、歩いた場所を自分のチームの陣地として獲得できる陣取りゲームである.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.加えて、ユーザはアプリ上で自分のチームが獲得しているエリアと相手のチームが獲得しているエリアをリアルタイムに確認できる.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、バリア情報収集のモチベーションが低くても、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.加えて、スマートフォンをポケットに入れて歩くだけで良いため、時間に余裕が無い人でも参加しやすい.このため、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で分析される。WとGWで収集された歩行データを分析して得られたバリア情報は、図4.3のように、地図上にヒートマップ形式で可視化される.

# 4.2 実装

BScanner は、バリア画像および歩行データを収集する収集部、収集された歩行データを分析し、バリア情報を推定する分析部、収集されたバリア情報を地図上に表示する可視化部から構成される。システム構成図を図4.4に示す。システムの実装に利用した技術の

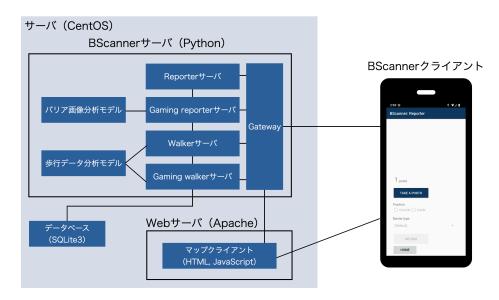


図 4.4: システム構成図

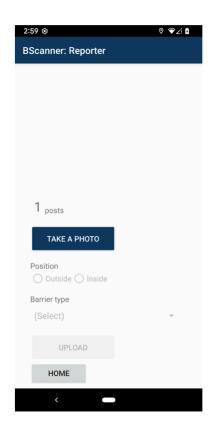
一覧を表 4.1 に示す.

#### 4.2.1 収集部

収集部はバリア画像を収集する  $\mathbf{R}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{R}$ , 歩行データを収集する  $\mathbf{W}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{W}$  から構成される.

**R** と **GR** の画面を図 4.5 に示す. 4.1 節で説明した通り, **R** と **GR** には写真を撮影する機能がある. ユーザは次の手順で写真を投稿できる.

- (1) 中央の TAKE A PHOTO ボタンを押す.
- (2) カメラが起動するので、写真を撮影する.
- (3) 写真を撮影した場所(屋外か屋内)と撮影したバリアの種類(上り/下り坂,上り/下り坂,その他の7つから選択)を入力する.
- (4) UPLOAD ボタンを押すと、手順3で入力した情報と位置情報が写真と共に送信される.





Reporter画面

Gaming reporter モンスター獲得画面

図 4.5: Reporter/Gaming reporter の画面

	システム	技術
	OS	CentOS
	Gateway	
	Reporter サーバ	
	Gaming reporter サーバ	
	Walker サーバ	Python
サーバ	Gaming walker サーバ	1 y thon
	歩行データ分析モデル	
	バリア画像分析モデル	
	Web サーバ	Apache
	マップクライアント	HTML,JavaScript
	データベース	SQLite3
クライアント	BScanner クライアント	Java

表 4.1: サーバ実装に用いた技術一覧

位置情報と共に写真を投稿するため、投稿される写真は必ず現地で撮影されたものである必要がある。このため、 $\mathbf{R}/\mathbf{GR}$ 内のカメラ機能を用いて撮影された写真のみが投稿できる仕様となっている。また、 $\mathbf{GR}$ では、図 4.5 に示すように、写真撮影後にモンスターを獲得できる。

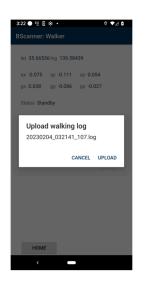
**W** と **GW** の画面を図 4.6 に示す.

4.1 節で説明した通り、 $\mathbf{W}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{W}$  には歩行時の 3 軸加速度、3 軸角速度、位置情報を記録する機能がある。

歩行データの計測は次に説明する手順で行われる.

- (1) ユーザがスマートフォン上の START ボタンを押すとスマートフォンが振動する. 3 秒後にスマートフォンが再度振動するため, ユーザはそれまでにスマートフォンを ズボンの左ポケットに, 端末の上部が下になり, 画面が体と反対側になる向きでス マートフォンをポケットに入れる.
- (2) 手順1で START ボタンを押した3秒後にスマートフォンが振動する. 2 秒後にスマートフォンが再度振動するため、ユーザはスマートフォンが次に振動するまでの間静止する.
- (3) 再度,スマートフォンが振動した後,歩き始める.この時点から歩行データの計測が開始される.
- (4) 適当な距離を歩く
- (5) ユーザはポケットからスマートフォンを取り出し、STOP ボタンを押すことで計測を停止できる. 手順3で START ボタンを押した後はスマートフォンがスリープモード中であっても計測は継続されている.







Walker画面

歩行データ投稿画面

Gaming walker画面

図 4.6: Walker/Gaming walker の画面

(6) 歩行データ投稿画面で UPLOAD ボタンを押すと、歩行データが送信される.

手順4の間,スマートフォンは1秒間に20回の頻度で,現在の位置情報,3軸加速度,3軸角速度を記録し,手順6でデータが記録されたログファイルをサーバに送信する. サーバに送信された歩行データは,4.2.2 項で説明する分析部で分析され,位置情報とバリア種別からなるバリア情報に変換される.

# 4.2.2 分析部

分析部では、WとGWで収集された歩行データを深層学習を用いて分析し、位置情報とバリア種別から構成されるバリア情報を推定する。歩行データの分析は次のように行われる。最初に、分析対象の歩行データを一定間隔に分割する。4.2.1項で述べた通り、歩行時の加速度、角速度は1秒に20回計測され、記録されていくが、歩行データの投稿タイミングは各ユーザに委ねられるため、各データの歩行時間は一致しない。このため、分析対象の歩行データを一定間隔で分割し、分析対象のデータの長さを統一する必要がある。分割する間隔は、先行研究[24]と同様に、3秒間とする。分割されたデータは、3秒間の間に計測された60個のデータが3軸加速度、3軸角速度の合計6セットある形式となる。次に、1次元の畳み込みニューラルネットワークを用いて構成されたモデルを用いて、歩行データを分析し、バリア情報を推定する。モデルの概要を図4.7(A)に示す。本モデルは下値が0.99であり、3秒間の歩行データを平地、上り段差、下り段差、上り階段、下り階段、上り坂、下り坂の7つに分類できる。次に、バリア情報の緯度・経度に対して、凝集型クラスタリングを行う。クラスタリングの閾値は0.0001とし、クラスタ間の距離がこれ以下の場合、結合して同じクラスタとする。この閾値はWGS84楕円体における、北

緯35度付近の緯度,経度の1度あたりの距離が0.00001,0.000009であることに基づいている.最後に,クラスタ内の全データのうち,バリアであると判定されたデータの割合を算出し,位置情報と関連づけることで,バリア情報としている.

#### 4.2.3 可視化部

可視化部では、収集部で収集されたバリア画像と分析で推定されたバリア情報を地図上に可視化する。可視化部でバリア情報が表示されている例を図 4.3 に示す。地図の表示には OpenStreetMap[25] を利用している。OpenStreeMap は、誰もが編集、利用できるオープンソースの地図作成プロジェクトである。

#### 4.2.3.1 バリア画像の可視化

4.2.1 項で収集されたバリア情報は、緯度、経度、バリア画像、バリア画像に付与された情報の4つから構成されている。そのうち、緯度、経度の情報から、地図上の写真が撮影された位置にアイコンを表示する。アイコンがクリックまたはタップされるとバリアその地点で撮影されたバリア画像が表示される。

#### 4.2.3.2 歩行データから推定されたバリア情報の可視化

4.2.1 項で収集されたバリア情報は、緯度、経度、推定されたバリア情報(0 1.0 の値)の3つから構成されている. 4.2.2 項で説明した通り、3 秒間の歩行データからバリア情報が推定される. このため、10 分の歩行データからは、最大でも 200 件のバリア情報が生成されることになり、分割する際のバッファも考慮すればさらに多くなる. このように、歩行データから推定されたバリア情報には量が多いという特徴がある. 大量のバリア情報を地図上に点で可視化すると、地図上が点で埋め尽くされ、ユーザがバリア情報を直感的には把握することができなくなってしまう. この問題を解決するために、歩行データから推定されたバリア情報はヒートマップ形式で可視化する.

大量のバリア情報をヒートマップ形式で可視化するには3つの利点がある.1つ目は、バリアの分布を直感的に把握できる点である。モデルの精度には限界があるため、分析部で推定されるバリア情報には誤情報が含まれる。このため、バリアであると判定されたデータがより多い地点ほど、その情報の確らしさが高まる。よって、バリアであると判定されたデータの分布を可視化することで、データが多い地点が分かりやすくなると考える。したがって、点データの分布を把握しやすい可視化方法である、ヒートマップが有効である。2つ目は、位置の誤差を解消できる点である。GPSの情報には誤差が含まれることがあるため、ユーザがバリアの真上を歩行したとしても、少しずれた位置の情報が記録される恐れがある。このため、点データで可視化すると、バリアが存在する地点から少し離れた点にバリアがあるかのように表示してしまう可能性がある。ヒートマップであれば、特定の領域にバリアが存在する可能性があると可視化できるため、位置の誤差をある

程度無視できると考える.3つ目は、ヒートマップは面積を持つ情報を可視化できる点である.バリア情報は点で表せない場合がある.例えば、上り坂は、上り始める地点から上り終わる地点まですべてがバリアであり、特定の地点にバリアがあると表示することは難しい.このような種類のバリアは点ではなく面で表示する必要がある.このため、バリア情報を面で表示できるヒートマップが有効である.

本研究では、バリアの分布を推定するためにカーネル密度推定 [26] を用いる。カーネル密度推定は、ある地点を中心として、任意に指定した検索半径内の点密度を、計算地点からの距離減衰を考慮して計算する手法である。この手法は、地理情報の分析に多く用いられており、交通事故が発生した地点を可視化した事例 [27][28] や観光客の歩行情報を可視化した事例 [29] などが存在する。本研究では、緯度、経度の2つの値を対象とした2次元カーネル密度推定を行った。標本値  $(x_1,y_1)$ 、 $\dots$   $(x_n,y_n)$  に対する2次元のカーネル密度推定量 f(x,y) は、式4.1 のように表される。

$$f(x,y) = \frac{1}{nh^2} \sum_{i=0}^{n} K(\frac{x - x_i}{h}, \frac{y - y_i}{h})$$
(4.1)

K はカーネル関数を表し、今回は一般的に利用されるガウス関数を用いた。地理情報におけるカーネル密度推定では、各観測点からの検索半径h(バンド幅)の設定が結果に大きく影響を及ぼす。検索半径が大きければなめらかで広域的な傾向を示せるが特徴の少ない結果となる。一方で、検索半径が小さければ局地的な傾向を表す。本研究では、地図上にヒートマップを表示させながら値を調整し、バンド幅を2に設定した。

上記の方法を用いて、歩行データから推定されたバリア情報からバリアの存在する地点と歩行データが存在する地点を可視化した. バリアが存在する地点は、バリアであると判定されたデータのみを対象にカーネル密度推定を行い、データの密度が高い場所ほど赤く、低い場所ほど青くなるように可視化した. 歩行データが存在する地点は、バリアであると判定されたデータと平地であると判定されたデータを対象にカーネル密度推定を行い、密度に関係なく薄い青色になるように可視化した. 歩行データから推定されたバリア情報の可視化例を図 4.7(B) に示す.



図 4.7: A: 歩行データ分析モデルの概要,B: 歩行データから推定されたバリア情報の可視 化例

# 第5章 評価実験

第5章 評価実験 24

# 5.1 実験の目的

BScanner がバリア情報収集に有効であるか検証するための実験を実施した. 具体的には、ゲーミフィケーションと歩行データ収集形式のバリア情報収集手法の導入がバリア情報収集にどのような効果を及ぼすのか検証した. ゲーミフィケーションの導入によって、バリア情報収集のモチベーションが少ないユーザは、ゲームという別のモチベーションによりバリア情報収集に参加すると考える. このため、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生じ、用いる場合は差が生じないと考える. 加えて、作業負荷が多い手法と少ない手法を選択できる状況である場合、ユーザはバリア情報収集に参加できる機会が増加する. したがって、収集されるバリア情報の量が多くなると考える. 上記から、次の3つの仮説を立てた.

- 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.
- 仮説 3: 作業負荷が多い手法と少ない手法を選択できる状況である場合, そうでない場合より参加度合いが高まる.

# 5.2 実験の概要

5.1 項で述べた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。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。この謝礼は実験中に発生するスマートフォンの通信費を考慮して設定されている。第1部は、2022 年6月6日から2022 年7月31日までの8週間に渡って実施された。第1部の間、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。第2部は2022 年8月1日から2022 年8月14日までの2週間に渡って実施された。第2部の間、実験参加者は4つのバリア情報収集アプリケーション全てを使える状態で、2週間の間、日常生活中にバリア情報を収集した。

	期間1	期間 2	期間3	期間4
$\overline{G_1}$	R	GR	W	GW
$G_2$	GR	$\mathbf{R}$	GW	W
$G_3$	W	GW	GR	R
$G_4$	GW	W	$\mathbf{R}$	GR

表 5.1: 各モードの実施順序

### 5.3 実験の手順

#### 5.3.1 第1部

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5.1 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,下記に示す,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と忙しさに関するアンケートに $1\sim7$ のスコアで回答した.

- **Q1** 今日までの5日間に移動を妨げるバリア(段差,階段,坂道など)に関する情報を集めたいと思いましたか?
- Q2 今日までの5日間における忙しさはどのくらいと感じていますか?

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 $\sim$ 1: 同意しない)で回答した.

- **Q3** 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?
- Q4 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.

	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

表 5.2: 各モードを利用した期間の参加人数

#### 5.3.2 第2部

第2部は第1部の直後に実施された.参加者は2週間の間,4種類のバリア情報収集アプリケーションが全て利用できる状態で,各自の日常生活中にバリア情報を収集した.第1部と同様に,参加者は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と忙しさに関するアンケートに1 $\sim$ 7のスコアで回答した.参加者は,最終日に,下記示す各アプリケーションの使い分けに関するアンケートに回答した.なお,Q5はR,GR,W,GWを利用した順に並べ替える形式であり,Q6は7段階リッカート尺度,Q7は自由記述形式である.

- **Q5** Reporter, Gaming reporter, Walker, Gaming walker の 4 つのモードを自分が最も利用したと思う順番に並べてください。
- **Q6** Reporter, Gaming reporter, Walker, Gaming walker の 4 つのモードを使い分けましたか? (7 段階リッカート尺度)
- Q7 どのような判断基準で4つのモードを使い分けましたか?

加えて、自由記述形式で参加者からの主観的な意見を募集した.

# 5.4 実験の結果

### 5.4.1 第1部の結果

表 5.2 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, $\mathbf{R}$  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 5.1 は、参加度合いを示すアンケートへの回答分布である。 Q3(図 5.1 中の a)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, Q4(図 5.1 中の b)では、 $\mathbf{W}$  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、 $\mathbf{W}$  では 3 割程度にとどまっている.

図 5.2(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 5.2(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.

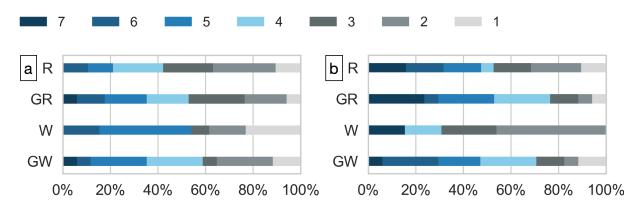


図 5.1: 参加度合いを示すアンケートへの回答結果(7: 同意する~1: 同意しない,  $N_R$ ,  $N_{GR}$ ,  $N_W$ ,  $N_{GW}=19,17,13,17$ )

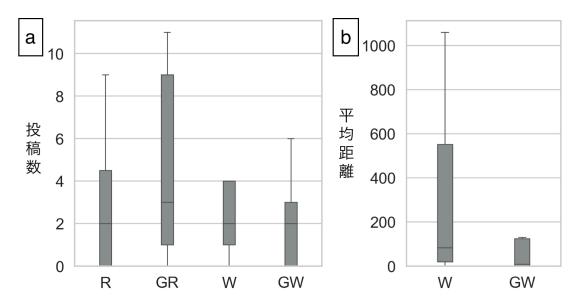


図 5.2: 各モードにおける投稿数と 1 投稿あたりの距離( $N_R$ ,  $N_{GR}$ ,  $N_W$ ,  $N_{GW}=19,17,13,17$ )

# 5.4.2 第2部の結果

図 5.3 は期間 5 における各モードを使い分けたかを問うアンケートの回答結果と各モードにおけるデータ投稿数である。 $\mathbf{R}$ ,  $\mathbf{G}\mathbf{R}$ ,  $\mathbf{W}$ ,  $\mathbf{G}\mathbf{W}$  の 4 つのモードをどの程度使い分けたかというアンケートの回答結果では,4 以上の回答をした人の数は,全体の 25% 程度にとどまっている。

図 5.4 は、各期間におけるデータ投稿数である。各期間において、外れ値がいくつか発生していたため、集計対象から外している。各期間におけるデータ投稿数の平均は、第 1 部の期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、期間 1、月間 1、日本の本の、第 1 2 部は、1 4.30 であった。

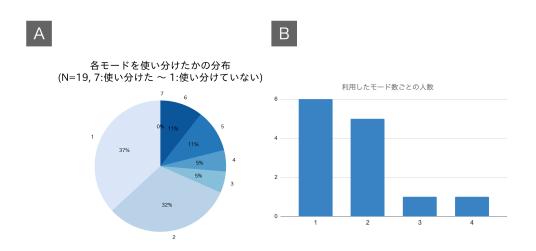
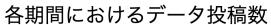


図 5.3: 各モードを使い分けたかの分布と利用したモード数ごとの人数



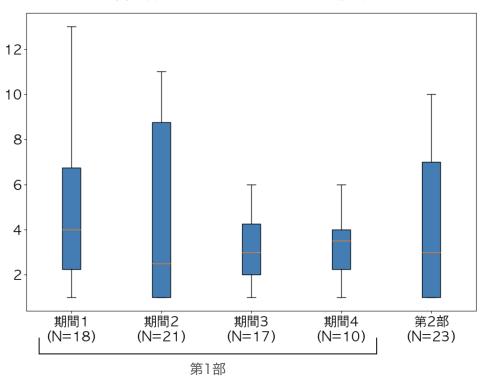


図 5.4: 各期間におけるデータ投稿数

第5章 評価実験 29

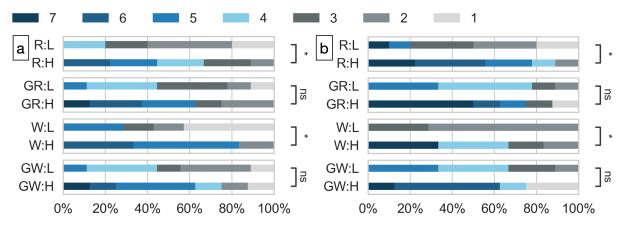


図 5.5: Q1,Q2 の回答分布(7: 同意する~1: 同意しない、

 $[N_{R:L}, N_{R:H}], [N_{GR:L}, N_{GR:H}], [N_{W:L}, N_{W:H}], [N_{GW:L}, N_{GW:H}] = [10, 9], [9, 8], [7, 6], [9, 8]$ 

# 5.5 考察

#### 5.5.1 仮説1と仮説2に関する考察

本節では、次の2つの仮説について考察する.

- 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.

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.図 5.3 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, $\mathbf{L}$  と  $\mathbf{H}$  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, $\mathbf{R}:\mathbf{L}$  と  $\mathbf{GW}:\mathbf{H}$  はそれぞれ  $\mathbf{R}$  を使用していた期間にモチベーションが低かった人, $\mathbf{GW}$  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.

表 5.3: 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

7

6

9

8

8

#### 5.5.1.1 定性分析

人数

10

9

9

図5.5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

第5章 評価実験 30

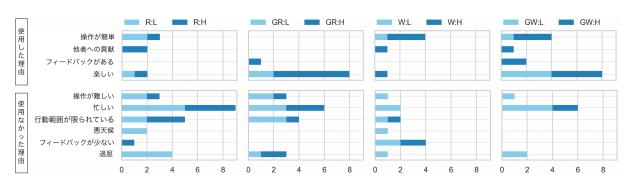


図 5.6: 各モードを使用した/しなかった理由

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( $\mathbf{R}$ ,  $\mathbf{W}$ )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( $\mathbf{GR}$ ,  $\mathbf{GW}$ )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 5.6 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.ゲーミフィケーションなしモード( $\mathbf{R}$  と  $\mathbf{W}$ )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( $\mathbf{G}\mathbf{R}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{W}$ )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 [10][14][16] 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. R/GRは、作業負荷が大きく、時間に余裕がある人を対象としているため、このような意見が出ることは妥当である. 一方で、時間に余裕がない人を対象としている GW でもこのような意見が出ている. GW では、歩く以外に陣地を確認する作業を行う必要があるため、ゲーム部分の作業がユーザに負担をかけていたと考える. 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.

第 5 章 評価実験 31

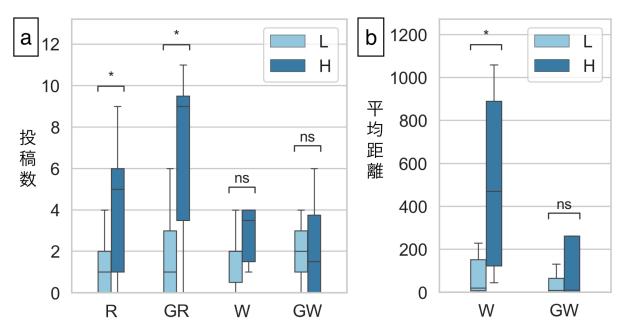


図 5.7: モチベーション別の投稿数および歩行距離

 $([N_{R:L}, N_{R:H}], [N_{GR:L}, N_{GR:H}], [N_{W:L}, N_{W:H}], [N_{GW:L}, N_{GW:H}] = [10, 9], [9, 8], [7, 6], [9, 8])$ 

#### 5.5.1.2 定量分析

図 5.7 (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  $\mathbf{R}$  と  $\mathbf{W}$  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  $\mathbf{t}$  検定を実施した.データの正規性が確認できなかった  $\mathbf{G}\mathbf{R}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{W}$  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 Mann-Whitney の  $\mathbf{U}$  検定を実施した.その結果, $\mathbf{R}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{R}$  においては有意差が認められたが, $\mathbf{W}$  と  $\mathbf{G}\mathbf{W}$  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  $\mathbf{1}$  が部分的に支持され( $\mathbf{R}$  では支持されない),仮説  $\mathbf{2}$  も部分的に支持される( $\mathbf{G}\mathbf{W}$  では支持され、 $\mathbf{G}\mathbf{R}$  では支持されない)ことが示唆される.

図 5.7(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。  $W \cdot GW$  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-Witney 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( $\mathbf{W}$  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, $\mathbf{W}$  の利用シーンを考えると説明できる。 $\mathbf{W}$  は,時間に余裕がない人に向けてデザインされており,通勤や通学中に使うこ

第5章 評価実験 32

とを想定している。すなわち、本モードを利用しているユーザは比較時間に余裕がないタイミングで利用していると考える。このため、本モードを利用しておりかつモチベーションが高い人は、時間に余裕がない中で収集している可能性が高く、歩行時間も限定されると考える。上記の理由から、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と考える。

#### 5.5.2 仮説3に関する考察

本節では,仮説3の作業負荷が多い手法と少ない手法を選択できる状況である場合,そうでない場合より参加度合いが高まるかについて考察する.5.4 節から,複数のモードを利用できた第2 部と特定のモードのみを利用できた第1 部のデータ投稿数を比較すると,第2 部の投稿数は期間2 を除く第1 部の期間より低かった.このため,仮説3 は支持されないという結果となった.仮説3 が支持されなかった理由については,第2 部中にユーザが利用したモードの種類と,そのモードを利用した理由から説明できる.図5.3 の A,各モードを使い分けたかというアンケートの回答分布によると,4以上の回答をした人は全体の25%にとどまっている.また,ユーザが4つあるモードのうち,いくつ使ったかを集計した結果,第2 部の間にデータを投稿した13 人のうち,約半数の6 人が1 つのモードのみを利用していた.上記から,第2 部では,複数のモードを利用できる状態にあったが,実際にモードを使い分けた人は少ないという結果になった.一方で,Q6 で5 以上の回答をした人は,Q7 のモードを使い分ける判断基準を問うアンケートに対して,移動時に $\mathbf{W}/\mathbf{G}\mathbf{W}$  を利用し,時間に余裕がある時に $\mathbf{R}/\mathbf{G}\mathbf{W}$  を利用したという旨の回答をしている.このことから, $\mathbf{R}/\mathbf{G}\mathbf{R}$  は時間の余裕のある人を対象にし, $\mathbf{W}/\mathbf{G}\mathbf{W}$  は時間に余裕のある人を対象とするデザインは想定通りに機能していたと考える.

# 第6章 結論

第6章 結論 34

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 のであるが、製作コストが高く、広範囲のバリアフリーマップの作成は難しいという問題 が存在する. この問題を解決するために、多様なユーザに対応したバリア情報収集システ ム BScanner を提案しているが、その効果の検証は十分に実施されていなかった。本研究 では、BScanner がバリア情報収集に有効であるか検証するために、ゲーミフィケーショ ンの導入と、時間に余裕のない人を対象にした、作業負荷の低いバリア情報収集手法の導 入により、ユーザのバリア情報収集への参加度合いが向上するかの検証を行った. 的には、2ヶ月に渡り、ユーザに BScanner を利用して日常生活中にバリア情報収集を行 なってもらい, バリア情報の収集状況とアンケートの回答を分析した. 結果, ゲーミフィ ケーションの導入については、定性的な観点からは、バリア情報収集への参加度合いが向 上することが示唆されたが、定量的な観点からは、一部支持されない結果となった.理由 を分析したところ、ゲーミフィケーション機能の追加による、ユーザの操作負荷の増加が 原因であることが示唆された、昨今では、忙しい人向けに、ユーザが操作しなくてもゲー ムが進行する、放置系ゲームというジャンルが存在する. そのようなゲームデザインを取 り入れ、ユーザの操作負荷を減らすことによって、この問題を解決できるのではないかと 考える. 時間に余裕のない人を対象にした, 作業負荷の低いバリア情報収集手法の導入に ついては,支持されない結果となった.理由を分析したところ,実験期間中に複数の手法 を使い分ける人が少なかったことが判明した.一方で、使い分けた人からは、時間に余裕 があるかという観点で使い分けていたという趣旨のコメントが確認されたため、時間に余 裕がない人に向けた作業負荷の低いバリア情報収集手法の必要性はある程度存在すると 考える.

本研究の展望としては、作成されたバリアフリーマップの評価と特定地点のバリア画像の収集を促す機能の検討がある。最初に、作成されたバリアフリーマップの評価について述べる。今回の実験では、バリア情報を収集する点についての評価を主に行なっており、生成されたバリアフリーマップに関する評価は行っていない。このため、一定範囲内に存在するバリアの情報をBScannerを用いて収集し、どの程度収集すれば、範囲内のバリアを網羅できるのかやBScannerで収集されにくいバリアの種別や位置条件などを調査する必要がある。加えて、現在バリアフリーマップに表示しているバリア情報の種類は、バリア画像に関してはユーザがバリアだと判断したものが表示され、ヒートマップに関しては、上り/下り階段、上り/下り階段、上り/下り版の6種類を区別することなく、表示している。これら以外にも移動に困難を抱える人にとってバリアを感じる地点は多数存在する。車椅子の利用者に対するインタビューを行ったところ、横断歩道の車道から歩道に渡る段差が移動を妨げていることや、歩道がかまぼこ状になっており、直進しているつもりが特定の方向に寄って行ってしまうといった回答が得られた。現状の機能ではこれらの情報は収集できていないため、収集できるバリア情報の種類を増やすことで、移動に困難を抱える人がより使いやすいバリアフリーマップを作成できると考える。

次に、特定地点のバリア画像の収集を促す機能の検討について述べる.移動に困難を抱える人にとって、バリアフリーマップに表示されている情報は、絶対的に信頼のおけるものでなくてはならない.バリア画像を表示する手法であれば、現地の様子が分かるため、

第6章 結論 35

ある程度信頼できるが、歩行データから推定されたバリア情報はヒートマップ形式で可視 化されているため、現地の状況が分からない. 特にヒートマップは、歩行データから推定 されたバリア情報を表示しているため、誤情報が存在するため、信頼度は高くない. この ため、ヒートマップでバリアが存在する可能性が高いと示されている箇所の写真をユーザ が積極的に投稿するように促す機能が必要だと考える.

# 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP19H04160 の助成を受けて行われた.

本研究を進めるにあたり、4年間の間、熱心なご指導をいただいた宮田章裕教授に深く感謝いたしますとともに、御礼申し上げます。日々の授業や、それ以外の場面でも、ご多忙にも関わらず、適切な助言や議論をしていただき、とても助かりました。研究活動を通して、自身が成長していくことを日々実感し、この研究室を選んで本当によかったと、常に感じておりました。私の所属するグループ(ATP)のミーティングはいつも長引いてしまい、宮田先生にもご迷惑をおかけしました。お詫び申し上げます。一方で、研究に対して熱意あるメンバーと、真剣な議論ができた経験はとても貴重なものだと考えております。研究室外の方々ともお話することが多く、いろいろな視点からの意見が飛び交うゼミナールは新鮮でした。今後、社会にでて、様々な問題や困難に直面した時は、4年間の研究活動で得た経験を活かし、乗り越えていきたいと思います。重ね重ねになりますが、4年間、御ご指導いただき、ありがとうございました。

修士論文の副査をしてくださった,斎藤明教授,尾上洋介准教授,修士論文審査会にて, 本研究に対する意見をくださった,情報科学部門の教員方に感謝申し上げます.

本研究を進めるにあたり、日々のゼミナールでの議論や論文へのご指導をいただいた、 情報経営イノベーション大学 落合慶広准教授、津田塾大学 村山優子特任研究員に感謝申 し上げます.

学部2年と修士2年の間,ともに切磋琢磨し,研究生活を有意義なものにしてくださいました,宮田研究室の学生に感謝申し上げます.

### 参考文献

- [1] 内閣府公式ホームページ https://www8.cao.go.jp/shougai/whitepaper/r01hakusho/zenbun/siryo\_02.html.
- [2] 区市町村バリアフリーマップ一覧 https://www.fukushihoken.metro.tokyo.lg.jp/kiban/machizukuri/kanren/map.html.
- [3] Kotaro Hara, Jun Sun and Robert Moore, David Jacobs, Jon E. Froehlich. Tohme: Detecting curb ramps in google street view using crowdsourcing ,computer vision, and machine learning. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 189–204, 2014.
- [4] Galen Weld, Esther Jang, Anthony Li, Aileen Zeng, and Kurtis Heimerl. Deep learning for automatically detecting sidewalk accessibility problems using streetscape imagery. In 21st International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility, pp. 196–209, 2019.
- [5] Michael D.M. Bader, Stephen J. Mooney, Yeon Jin Lee, Daniel Sheehan, Kathryn M. Neckerman, Andrew G. Rundle, and Julien O. Teitler. Development and deployment of the computer assisted neighborhood visual assessment system (canvas) to measure health-related neighborhood conditions. *Health & Place*, Vol. 31, pp. 163–172, 2015.
- [6] Pippa Griew, Melvyn Hillsdon, Charlie Foster, Emma Coombes, Andy Jones, and Paul Wilkinson. Developing and testing a street audit tool using google street view to measure environmental supportiveness for physical activity. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, Vol. 2013, No. 1, pp. 1–7, 2013.
- [7] Tomoya Hanibuchi, Tomoki Nakaya, and Shigeru Inoue. Virtual audits of streetscapes by crowdworkers. *Health & Place*, Vol. 59, p. 102203, 2019.
- [8] Mahdi Aghaabbasi, Mehdi Moeinaddini, Muahammad Zaly Shah, and Zohreh Asadi-Shekari. Addressing issues in the use of google tools for assessing pedestrian built environments. *Journal of Transport Geography*, Vol. 73, pp. 185–198, 2018.
- [9] Amin Mobasheri, Jonas Deister, and Holger Dieterich. Wheelmap: the wheelchair accessibility crowdsourcing platform. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, Vol. 2, No. 1, pp. 1–7, 2017.

参考文献 39

[10] Catia Prandi, Marco Roccetti, Paola Salmoni, Valentina Nisi, and Nuno Jardim Nunes. Fighting exclusion: a multimedia mobile app with zombies and maps as a medium for civic engagement and design. *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 76, pp. 4951–4979, 2017.

- [11] Gabriele Civitarese, Sergio Mascetti, Alberto Butifar, and Claudio Benettini. Automatic detection of urban features from wheelchair users 'movements. In 2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, pp. 1–10, 2019.
- [12] Yuki Kurauchi, Naoto Abe, Osamu Matsuda, and Hitoshi Seshimo. Barrier detection using sensor data from multiple transportation modes. *Journal of Information Processing*, Vol. 28, pp. 577–587, 2020.
- [13] Akihiro Miyata, Iori Araki, and Tongshun Wang. Barrier detection using sensor data from unimpaired pedestrians. In *Universal Access in Human-Computer Interaction*. Virtual, Augmented, and Intelligent Environments: 12th International Conference, pp. 308–319, 2018.
- [14] Yuki Yamato, Kenro Go, and Akihiro Miyata. Gamification approach for gathering barrier information. In *Poster Proceedings of the 25th International Conference on Collaboration Technologies and Social Computing*, pp. 35–38, 2019.
- [15] Akihiro Miyata, Kazuki Okugawa, Yuki Yamato, Yadashi Maeda, Yusaku Murayama, Megumi Aibara, Masakazu Furuichi, and Yuko Murayama. A crowdsourcing platform for constructing accessibility maps supporting multiple participation modes. In Extended Abstracts of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, No. 419, 2021.
- [16] Akihiro Miyata, Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, Kazuki Okugawa, and Yuko Murayama. Gamification strategies to improve the motivation and performance in accessibility information collection. In *Extended Abstracts of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, No. 355, 2022.
- [17] Dragan Ahmetovic, Roberto Manduchi, James M. Coughlan, and Sergio Mascetti. Zebra crossing spotter: Automatic population of spatial databases for increased safety of blind travelers. In *Proceedings of the 17th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, pp. 251–258, 2015.
- [18] Dragan Ahmetovic, Roberto Manduchi, James M. Coughlan, and Sergio Mascetti. Mind your crossings: Mining gis imagery crosswalk localization. ACM Transactions on Accessible Computing, Vol. 9, No. 4, 2017.

参考文献 40

[19] Amanda Rzotkiewicz, Amber L. Pearson, Benjamin V. Dougherty, Ashton Short-ridge, and Nick Wilson. Systematic review of the use of google street view in health research: Major themes, strengths, weaknesses and possibilities for future research. *Health & Place*, Vol. 52, pp. 240–246, 2018.

- [20] Kotaro Hara, Vicki Le, and Jon Froehlich. Combining crowdsourcing and google street view to identify street-level accessibility problems. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 631–640, 2013.
- [21] Manaswi Saha, Michael Saugstad, Hanuma Teja Maddali, and Aileen Zeng. Project sidewalk: A web-based crowdsourcing tool for collecting sidewalk accessibility data at scale. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14, 2019.
- [22] 村山優作, 奥川和希, 呉健朗, 宮田章裕. バリア形状をゲーム要素としたバリア画像収集システムの検証. 情報処理学会インタラクション 2022 論文集, pp. 105-114, 2022.
- [23] 古田瑛啓, 奥川和希, 村山優作, 宮田章裕. 陣取りゲーム要素を導入した歩行データ収集システムの検証. 情報処理学会論文誌, Vol. 64, No. 1, 2023.
- [24] 篠崎涼太, 呉健朗, 樋口恭佑, 宇野広伸, 宮田章裕. 健常者歩行時加速度データからの バリア検出における最適サンプル長の基礎検討. 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, Vol. 2018, p. 432.
- [25] Openstreetmaphttps://openstreetmap.jp/.
- [26] Bernard. W. Silverman. Density estimation for statistics and data analysis. 2018.
- [27] Zhixiao Xie and Jun Yan. Kernel density estimation of traffic accidents in a network space. Computers, environment and urban systems, Vol. 32, No. 5, pp. 396–406, 2008.
- [28] Atsuyuki Okabe, Toshiaki Satoh, and Kokichi Sugihara. A kernel density estimation method for networks, its computational method and a gis-based tool. *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 23, No. 1, pp. 7–32, 2009.
- [29] 奥野祐介, 深田秀実, 大津晶. Gis を用いたカーネル密度推定による観光歩行行動分析手法の提案と実践からの知見. デジタルプラクティス, Vol. 3, No. 4, pp. 297–304, 2012.

# 研究業績

研究業績 42

### 査読付き論文誌

(1) 古田瑛啓, 奥川和希, 村山優作, 宮田章裕: 陣取りゲーム要素を導入した歩行データ 収集システムの検証, 情報処理学会論文誌, Vol.64, No.1 (2023 掲載予定).

- (2) 大和佑輝, <u>奥川和希</u>, 呉健朗, 粟飯原萌, 古市昌一, 宮田章裕: ゲーミフィケーションを用いたバリア検出のための歩行データ収集システム, 日本バーチャルリアリティ 学会論文誌, Vol.25, No.1, pp.12–20 (2020).
- (3) Akihiro Miyata and <u>Kazuki Okugawa</u>: A Comparative Study of Neural Network Structures for Detection of Accessibility Problems. Transactions of the Virtual Reality Society of Japan, Vol.25, No.3, pp.174—180 (2020).

### 査読付き国際会議

- (1) Akihiro Miyata, Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, <u>Kazuki Okugawa</u>, Keihiro Ochiai, and Yuko Murayama: Gamification Strategies to Improve the Motivation and Performance in Accessibility Information Collection. Extended Abstracts of the 2022 ACM CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '22), Article No.355, pp.1–7 (2022).
- (2) <u>Kazuki Okugawa</u>, Tadashi Maeda, Yuko Murayama, Keihiro Ochiai, and Akihiro Miyata: Behavioral Survey of Volunteers in Barrier-Free Photography Work. Proc. 24th International Conference on Human-Computer Interaction (HCII '22), HCI International 2022 Posters, Communications in Computer and Information Science, Vol.1580, pp.570–575 (2022).
- (3) Takumi Okawara, Kousuke Motooka, <u>Kazuki Okugawa</u>, and Akihiro Miyata: Implementation of an Authoring Tool for Wheelchair Simulation with Visual and Vestibular Feedback. Proc. 2022 IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR '22) (2022).
- (4) Akihiro Miyata, <u>Kazuki Okugawa</u>, Yuki Yamato, Tadashi Maeda, Yusaku Murayama, Megumi Aibara, Masakazu Furuichi, and Yuko Murayama: A Crowdsourcing Platform for Constructing Accessibility Maps Supporting Multiple Participation Modes. Extended Abstracts of the 2021 ACM CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '21), Article No.419, pp.1–6 (2021).
- (5) Akihiro Miyata, <u>Kazuki Okugawa</u>, Yuki Yamato, Megumi Aibara, Masakazu Furuichi, and Yuko Murayama: BScanner: A Crowdsourcing Platform for Constructing Accessibility Maps to Support Multiple Participation Types. Proc. 32nd

研究業績 43

Australian Conference on Human-computer-interaction (OzCHI '20), pp.666–670 (2020).

### 査読付き国内会議

(1) 村山優作, <u>奥川和希</u>, 呉健朗, 宮田章裕: バリア形状をゲーム要素としたバリア画像収集システムの検証, 情報処理学会インタラクション 2022 論文集, pp.105–114 (2022).

### 研究会・シンポジウム

- (1) 古田瑛啓, 奥川和希, 呉健朗, 宮田章裕: 陣取りゲーム要素を導入した歩行データ収集システムの検証, 情報処理学会インタラクション 2022 論文集, pp.602-607 (2022).
- (2) <u>奥川和希</u>, 村山優作, 古田瑛啓, 村山優子, 落合慶広, 宮田章裕: 多様なユーザ状態を 考慮したバリア情報収集システムの社会実験の検討, 電子情報通信学会技術研究報 告, Vol.121, No.287, WIT2021-41, pp.48-53 (2021).
- (3) 村山優作, <u>奥川和希</u>, 前田真志, 古田瑛啓, 呉健朗, 宮田章裕: ゲーミフィケーション を利用したバリア画像収集システムの実装, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '21), Vol.2021, pp.404–1411 (2021)
- (4) 前田真志, <u>奥川和希</u>, 村山優作, 呉健朗, 村山優子, 宮田章裕: バリア画像収集におけるユーザ行動の調査., 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '21), Vol.2021, pp.412–416 (2021).
- (5) 村山優作, 大和佑輝, <u>奥川和希</u>, 前田真志, 古田瑛啓, 宮田章裕: ゲーミフィケーションを適用したバリア画像収集方式のコンセプトの提案, 情報処理学会インタラクション 2021 論文集, pp.767-770 (2021).
- (6) <u>奥川和希</u>, 大和佑輝, 大河原巧, 村山優子, 宮田章裕: バリアフリーマップにおけるバリア情報可視化手法の比較, 情報処理学会インタラクション 2021 論文集, pp.785–790 (2021).
- (7) 大河原巧, 本岡宏將, 大和佑輝, 奥川和希, 宮田章裕: バリアシミュレータのための オーサリングツールの基礎検討, 第 28 回インタラクティブシステムとソフトウェア に関するワークショップ (WISS '20) 予稿集, N-27 (2020).
- (8) 村山優作, 大和佑輝, <u>奥川和希</u>, 前田真志, 宮田章裕: ゲーミフィケーションを用いた バリア画像収集方式の基礎検討, 情報処理学会グループウェアとネットワークサー ビスワークショップ 2020 論文集, Vol.2020, pp.24–25 (2020).

- (9) <u>奥川和希</u>, 大和佑輝, 大河原巧, 村山優子, 宮田章裕: ヒートマップを用いたバリア情報可視化システムの実装, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '20), Vol.2020, pp. 683–687 (2020).
- (10) 大河原巧, 本岡宏將, 大和佑輝, <u>奥川和希</u>, 宮田章裕: Vection 誘発映像を用いて傾きを提示する車椅子シミュレータの考察, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '20), Vol.2020, pp.904–908 (2020).
- (11) 大河原巧, 本岡宏將, 呉健朗, 大和佑輝, <u>奥川和希</u>, 宮田章裕: バリアシミュレータの ための傾きフィードバックの基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2020 論文集, pp.192–194 (2020)
- (12) <u>奥川和希</u>, 大和佑輝, 呉健朗, 大河原巧, 村山優子, 宮田章裕, ヒートマップを利用したバリア情報表現手法の基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2020 論文集, pp.276-278 (2020).
- (13) 大和佑輝, <u>奥川和希</u>, 呉健朗, 宮田章裕: ゲーミフィケーションを用いたバリア情報収集システムの機能追加, 日本バーチャルリアリティ学会 VR 学研報, Vol.24, No.CS-2, pp.45–50 (2019).