大学キャンパス内でのバリア画像収集におけるモンスター収集ゲーム要素の研究

令和5年度　修士論文

日本大学　総合基礎科学研究科
地球情報数理科学専攻　宮田研究室

6122M27　村山　優作

概要

クラウドソーシングを利用したバリア画像収集は低コストでバリアフリーマップを作成するためのバリア画像を収集できるが，モチベーションが高い人の貢献に依存している．モチベーションが低いユーザのバリア画像収集に対する参加度合いを向上させるために，私は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を提案してきた．先行研究において，提案システムにより，ゲーミフィケーションがモチベーションが低い人のバリア画像収集への参加度合いを向上させられることが示されている．しかし，この先行研究の実験では参加者が訪れた場所の種類や目的が多様であり，どのようなシーンのバリア画像収集に対してゲーム要素がどう影響するか詳細に分析することができていなかった．これにより，ゲーム要素が効果的なシーンや収集されるバリア画像の量を増やす上で好ましいゲーム要素について具体的な知見を得ることが困難であった．本研究では，バリア画像収集のシーンを限定しより具体的な知見を得るために，私は似た目的で共通の場所に訪れる人々のバリア画像収集に対してゲーム要素がどのような影響を与えるを明らかにする．具体的には，私はモンスター収集ゲームが学問や研究のために大学キャンパスに通う学生のバリア画像収集にどのような影響を与えるかを検証した．この検証から，収集できるバリア画像の量を増やすために，忙しいときでもプレイしやすい，シンプルで取り組みやすい，多くのユーザから広く好まれやすいゲーム要素の利用が望ましい可能性があることを知見として得ることができた．

本稿の貢献は，大学キャンパスで学生が行うバリア画像収集において，ゲーミフィケーションが収集されるバリア画像の量に与える影響を評価し，収集される画像の量をより増やすためのゲーム要素に関する具体的な知見を示したことである．

目 次

第 1 章　序論 **1**
1.1　研究の背景 2
1.2　研究の目的 2
1.3　本論文の構成 3

第 2 章　関連研究 **4**
2.1　バリア情報収集に関する事例 5
2.1.1　Automatic auditing 5
2.1.2　Crowdsourced virtual auditing 6
2.1.3　Crowdsourced field auditing 8
2.1.4　Crowdsourced field sensing 9
2.2　ゲーミフィケーションに関する事例 12

第 3 章　研究課題 **14**
3.1　問題の定義 15
3.2　研究課題の設定 15

第 4 章　システムの設計・実装 **17**
4.1　ゲーミフィケーションの導入 18
4.2　システム要件 18
4.2.1　データの観点 19
4.2.2　ゲーム性の観点 19
4.3　ゲームデザイン 20
4.3.1　データの観点 20
4.3.2　ゲーム性の観点 21
4.4　実装 21
4.4.1　ゲームデザインの実現方法 21
4.4.2　システムの全体像 22
4.4.3　バリア種別推定モデル 25

第 5 章　評価実験 **29**
5.1　実験 1 30
5.1.1　実験目的 30

5.1.2 実験条件 31
5.1.3 実験アプリケーション 31
5.1.4 実験手順 32
5.1.5 実験結果・考察 32
5.2 実験 2 38
5.2.1 実験目的 38
5.2.2 実験条件 39
5.2.3 実験手順 39
5.2.4 画像の選定方法 39
5.2.5 実験結果・考察 40

第 6 章 結論 **42**

謝辞 **45**

参考文献 **47**

研究業績 **54**

図 目 次

4.1 システム構成図 23
4.2 実験アプリケーション 24
4.3 モンスターの一覧 25
4.4 モデル構造 25
4.5 段差画像の例 26
4.6 階段画像の例 26
4.7 坂画像の例 27

5.1 忙しさの度合いごとの投稿数の合計 (1：忙しくない〜7：忙しい) 32
5.2 モチベーションの度合いごとの投稿数の合計 (1：低い〜7：高い) 33
5.3 忙しさの度合いごとに色分けした各参加者の R での投稿数 (1：忙しくない〜7：忙しい) 33
5.4 忙しさの度合いごとに色分けした各参加者の GR での投稿数 (1：忙しくない〜7：忙しい) 34
5.5 モチベーションの度合いごとに色分けした各参加者の R での投稿数 (1：低い〜7：高い) 34
5.6 モチベーションの度合いごとに色分けした各参加者の GR での投稿数 (1：低い〜7：高い) 35
5.7 Q1. バリアの形状は把握しやすかったですか (1: 全くそう思わない〜7：強くそう思う，N=13) 40
5.8 Q2. バリアの大きさは把握しやすかったですか (1: 全くそう思わない〜7：強くそう思う，N=13) 41
5.9 Q3. バリア周辺の状況は把握しやすかったですか (1: 全くそう思わない〜7：強くそう思う，N=13) 41

表 目 次

4.1 要件とゲームデザインの対応 20
4.2 クライアントとサーバの環境・アプリケーション 22
4.3 混同行列 27

5.1 無相関の検定の結果 35
5.2 アンケート（7段階リッカート尺度，1：全くそう思わない〜7：強くそう思う） 38
5.3 実験で使用するバリア画像の枚数 39

第1章　序論

1.1 研究の背景

近年，障害者や高齢者といった移動弱者の生活を支援することを目的として，市街地や施設のバリアフリー化が進んでいる．2006 年のバリアフリー新法施行から始まり，現在でもバリアフリー化に向けて様々な取り組みが行われている．しかし，我々の生活空間には依然として移動弱者の円滑な移動を妨げる階段や坂などのバリアが多く存在している．移動弱者は，外出中にバリアに遭遇し立ち往生することを防ぐために，事前に移動計画を立てることが多い．移動計画を立てるにはバリアの位置や種類，画像といったバリア情報が必要であり，バリア情報を把握する手段としてバリアフリーマップが存在する．

バリアフリーマップ作成に必要なバリア情報の収集手法は，自治体や施設の管理者が派遣する少数の専門家による現地の観察によるものが主流であった．しかし，この手法は作業コストが高く，既存のバリアフリーマップの多くは特定の地域や施設といった狭い範囲の情報提供に限定されたものであった．さらに，この手法は工事や天候による一時的なバリアや，時間経過により出現・消滅するバリアの情報をマップに反映させることができない．これを解決するために，近年ではクラウドソーシングを活用したバリア情報収集の試みが行われている．不特定多数のボランティアユーザが多様な場所で情報を収集するため，クラウドソーシングの活用を活用したバリア情報収集は広い範囲の情報を低コストで収集できる．加えて，各ユーザが自由なタイミングで情報を収集するため，この手法は一時的なバリアや時間経過で変化するバリアの情報も収集できる．

クラウドソーシングを活用したバリア情報収集は，移動弱者自身かその身内や自治体，研究者といったバリア情報収集へのモチベーションが高いユーザの自発的な協力に依存している．こういったユーザは少数であり，移動弱者は行動範囲に制限があるため，クラウドソーシングを活用した既存のバリア情報収集は収集可能な情報の量やエリアが限定的である．実際，ボランティアユーザがバリア情報を投稿できる既存サービスにおいて，マップに登録された店やランドマークの内 1.6%しかバリア情報が投稿されていなかったことが分かっている [1]．このため，バリア情報収集へのモチベーションが低いユーザの協力も得ることが理想であるが，彼らのバリア情報収集への参加意欲を向上させることは難しい．

1.2 研究の目的

タスクへの意欲を向上させる手段として，ゲーミフィケーションがある．ゲーミフィケーションは，ゲームデザイン要素やゲームの原則をゲーム以外の物事に応用することである [2]．ユーザの参加意欲を向上させるために，ゲーミフィケーションを利用したバリア情報収集の事例が存在する．一部の研究 [3, 4, 5] では，ボランティアユーザが現地に赴くバリア情報収集に対するゲーミフィケーションの効果を検証している．しかし，バリアの写った画像 (以降，バリア画像) の収集に焦点を当てて，ゲーミフィケーションの効果を検証した事例は私が知る限り存在しない．バリア画像は，実際にバリアのある場所に赴くことなくバリアの様子を視覚的に把握できる手段として移動弱者にとって重要である．

例えば，移動弱者によって通行可能な段差の高さは異なるが，移動弱者はバリア画像を見ることで現地に赴くことなくそこが通行可能か否か判断できる．

以上を踏まえ，宮田らはこれまでゲーミフィケーションがバリア画像収集に与える影響を検証してきた [6, 7]．これらの検証から，ゲーミフィケーションがバリア画像収集への参加度合いを向上させることが確認された．これまでの実験は参加者が自由な場所で行ったため，参加者が撮影する場所やそこへ赴く目的が様々であった．このため，どのようなシーンのバリア画像収集に対してゲーム要素がどう影響するか詳細な分析ができておらず，ゲーム要素がどのようなシーンで効果的か，どのようなゲーム要素を利用することがより収集されるバリア画像の量を増やす上で必要かといった具体的な知見を得ることができていなかった．バリア画像収集を行うシーンを特定しより具体的な知見を得るために，本研究ではゲーミフィケーションが同じような目的で特定の場所に行く人のバリア画像収集に，どのような影響を与えるか明らかにする実験を行う．具体的には，学問・研究のために大学キャンパスに行く学生を対象に、モンスター収集ゲームがバリア画像収集にどのような影響を与えるかを明らかにする．

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事例とゲーミフィケーションに関する事例について述べる．3 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．4 章では，本研究で使用する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設計・実装について述べる．5 章では，大学キャンパスで学生が行うバリア画像収集において，ゲーミフィケーションが収集されるバリア画像の量と質に与える影響に関する評価実験・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　関連研究

本章では，バリア情報収集に関する事例とゲーミフィケーションに関する事例について述べる．2.1 節ではバリア情報収集に関する事例を，2.2 節ではゲーミフィケーションに関する事例を紹介する．

2.1　バリア情報収集に関する事例

バリア情報収集に関する事例は 4 種類に分類できる．2.1.1 項では，コンピュータビジョン技術で街並みの画像から自動でバリアを検出する手法 (Automatic auditing) を用いた事例を紹介する．2.1.2 項では，ストリートビューを用いてクラウドワーカーが遠隔でバリアを発見する手法 (Crowdsourced virtual auditing) を用いた事例を紹介する．2.1.3 項では，クラウドワーカーが実際に現地に赴きバリアを発見・報告する手法 (Crowdsourced field auditing) を用いた事例を紹介する．2.1.4 項では，クラウドワーカーをセンサノードとして，バリアを検出するための現地のセンサデータを収集する手法 (Crowdsourced field sensing) を用いた事例を紹介する．

2.1.1　Automatic auditing

衛星画像や風景画像にコンピュータビジョン技術を適用することで，バリアを自動で検出する研究がいくつか行われてる．例えば，風景画像からバリアを検出するために，ニューラルネットワークベースのモデルを開発した研究が存在する [8][9]．Sun ら [8] は，移動弱者の円滑な移動を支援する段差スロープが欠落していることを検出するモデルを開発している．コンピュータビジョンの分野では画像に何が写っているかを推定することに焦点が当てられてきたが，この研究で提案されたモデルは画像中に本来あるべきものが写っていないことを推定できる．実験により，提案モデルが欠落した段差スロープを検出するのに効果的かつ効率的であることが示されている．Welb ら [9] は，Deep Learning を用いて，Google Street View(以降，GSV) から歩道のアクセシビリティを自動的に評価する手法を提案している．機械学習手法を適用した既存の歩行者インフラ評価では，学習データセットの少なさが問題となっていた．彼らは既存研究 [10] でラベル付けされた 30 万枚以上の画像データを利用することで，この問題に対処したアクセシビリティ評価モデルを開発している．検証の結果，提案されたモデルはアクセシビリティを自動的に評価する既存システムの性能を大幅に上回り，場合によっては人手によるラベリング性能と同等かそれ以上の性能を発揮することが示されている．

コンピュータビジョン技術と人手による評価を組み合わせた研究もある [11, 12]．Hara[11] らはクラウドソーシングとコンピュータビジョン，機械学習を組み合わせることで，GSV から段差スロープを自動で検出するシステムを提案している．このシステムは，クラウドワーカーが誤認した段差スロープを除外する機能を提供している．彼らは，提案システムを評価するために，北米の 4 都市で収集したデータを用いて次の 2 つの検証を行っている．1 つ目は，GSV が段差スロープの検出において信頼できるデータソースであるかの検証

である．この検証では，既存の研究 [13, 14] と同様に，物理的な調査と GSV を用いた仮想的な調査で得られるデータを比較している．検証の結果，物理的な調査と仮想的な調査で得られるデータの一致率が高いことが明らかとなっている．2 つ目は，段差スロープの検出に対する提案システムの性能の評価である．検証の結果，コンピュータビジョンを用いて，GSV における段差スロープの 67%を発見できることが示されている．また，コンピュータビジョン技術と人間の作業者を組み合わせることで，人手によるラベリングと比較して所要時間を 13%削減できることが確認されている．Ahmetovic ら [15] は，衛星画像とストリートビュー画像にコンピュータビジョン技術を適用し，視覚障害者が移動計画を立てる上で重要な横断歩道を検出する手法を提案している．この手法は，衛星画像から横断歩道の候補を抽出し，抽出した候補をストリートビュー画像によって検証するという 2 つのステップで構成されている．彼らはサンフランシスコのとある地域の衛星画像 791 枚と，横断歩道の候補であるストリートビュー画像 406 枚からなるデータセットで，提案手法の性能を評価している．評価の結果，161 秒の計算時間で適合率 (検出された横断歩道の内，真の検出である割合) が 0.97，再現率 (正しく検出された真の横断歩道の割合) が 0.95 であったことが示されている．彼らはその後の研究において，コンピュータビジョンによる検出結果の精度向上のために，クラウドワーカーによる検証のフェーズを設けている [12].

上記で述べた手法は，コストと時間効率が高いという利点がある．しかし，画像を記録してから現状を把握するまでに時間がかかるという欠点がある．都市開発は横断歩道や段差スロープなどの状態を頻繁に変化させる可能性がある．さらに，路上の駐車車両や街路樹などによるオクルージョンで，歩道の状態が不明瞭であることが明らかになっている．

2.1.2 Crowdsourced virtual auditing

ストリートビューを利用することで，人が遠隔地から路上の特性を評価する研究が行われている．いくつかの研究では，近隣環境を評価するために，GSV ベースのツールを開発している [16, 17, 18]．これらのツールにより，ユーザは段差スロープの有無，路面の質，照明，安全性などの歩道の特性を遠隔で評価できる．Griew ら [16] は，GSV を使った近隣調査の実現可能性を評価している．具体的には，彼らは物理的な調査によって収集されたデータと GSV で収集されたデータを比較し，それぞれのデータ間の一致率を分析している．この評価で使用したデータは，ニューヨーク市内の美観，物理的な障害，歩行者の安全性，自動車の交通・駐車，身体活動を伴う移動のためのインフラ，歩道の快適性，社会的・商業的活動といった 7 つの近隣環境を構成する要素に関するものである．分析の結果，物理的な調査と GSV で収集されたデータの 54.3%が一致することが分かっている．この内，歩行者の安全性や自動車の交通・駐車，身体活動を伴う移動のためのインフラの測定では比較的高い一致率が得られたが，物理的な障害の測定については低い一致率であった．小さい特徴や時間で変動する特徴は一致率が低いことも示されている．Bethlehem ら [17] は，近隣環境の肥満誘発性を評価するために，GSV を用いたツールを開発している．彼らは，開発したツールを利用してオランダの 128 の道路区画を評価した．結果として，

評価者内・評価者間信頼性と，物理的な調査結果との一致度が高いことが確認され，開発したツールが肥満の原因となる環境特性の評価に有効であることが示されている．Bader ら [18] は，既存の近隣調査では調査地点間で測定方法に一貫性がなく，調査間で比較できる有効なデータを確保することが難しいと指摘している．これを解決するために，彼らは広い地理的範囲と一貫した画像取得方法を備える GSV を利用した近隣調査向けのツールを開発している．彼らは開発したツールを用いて，米国内の 150 の道路区画について，歩きやすさと身体障害に関する 187 項目の評価者間信頼性を評価した．評価の結果，調査者間で多くの項目が確実に測定され，調査者間の一致は近隣の人口統計学的特徴と相関しないことを発見している．この結果にもとづき，彼らは GSV と開発したツールが近隣調査間の比較可能性を高めると主張している．

Hara ら [19] は，GSV から歩道のバリアを発見，ラベリング，評価することの実現可能性を評価するために，2 つの調査を行っている．1 つ目の調査では，研究チームのメンバー 3 人と車椅子ユーザ 3 人の計 6 人による，ラベリングタスクの実現可能性を検証している．この調査では，アクセシビリティに関する情報に精通し，十分なモチベーションがあるラベラーが，一貫したラベリングの結果を出せることを実証するために，研究室チームと車椅子ユーザの各グループ内・グループ間で，ラベルの一致度合いを計算している．調査の結果，両グループ内の一致度合いは中程度から高いレベルであり，ラベラー間でラベルが一貫していることが示されている．さらに，グループ間でも一致度合いが高く，研究チームのラベルが車椅子ユーザがつけたものと一致していることが示された．2 つ目の調査では，訓練を受けていないクラウドワーカーのラベリングのパフォーマンスを調査している．この調査では，185 人のクラウドワーカーによって 13,379 のラベルが提供されている．結果として，81%の精度でバリアの有無を判定できることを示した．さらに，この調査では品質管理に関する手法を導入した場合のパフォーマンスについても検証している．品質管理の手法は，ラベラーをフィルタリングするものと，検証インタフェースによって収集されたラベルの検証データにもとづいてラベルをフィルタリングするものの 2 つがある．この 2 つの品質管理手法を用いてラベルの精度を評価した結果，両手法で精度が向上していることが確認されている．

クラウドソーシングによる遠隔調査のパフォーマンスに影響を与える要因を調査した研究がいくつかある [20, 21, 22]．例えば，Zhu ら [20] は地域の熟知度がパフォーマンスに与える影響を明らかにしている．彼らは，アリゾナ州のフェニックスとカリフォルニア州サンディエゴの評価者が，フェニックスの遠隔調査を行った場合の評価者間信頼性を検証した．検証の結果，大半の項目について中程度以上の信頼性が見られ，ある地域をよく知らない評価者でも，その地域に精通する評価者と同程度のパフォーマンスを発揮することが示された．Saha ら [21] は，報酬の有無がパフォーマンスに与える影響を明らかにしている．彼らは，有償のクラウドワーカーとボランティアユーザ間の行動やラベリングの質を比較した調査を行った．報酬は米国の連邦最低賃金をベースに決定された額として，1 マイル調査するごとに 4.17 ドル支払われた．結果として，有償のクラウドワーカーは，ボランティアユーザよりも多くのタスクをこなしたことが分かっている．さらに，クラウドワーカーの方が粘り強く調査に参加したことも示された．Hanibuchi ら [22] は，年齢，性

別，居住地が遠隔評価のパフォーマンスに与える影響を明らかにしている．彼らは，300 人のクラウドワーカーを対象として，名古屋市内にある 3 つの道路区画に関する遠隔調査の調査を行っている．結果として，性別と居住地の影響は見られなかったが，年齢によるパフォーマンスの違いがわずかに確認された．具体的には，年齢が若いほど，評価の一致率が低くなる傾向が示された．これらの研究はクラウドソーシングによる遠隔評価のパフォーマンスは様々な要因に依存していることを示している．

Automatic auditing と同様に，クラウドソーシングによる遠隔評価はコストと時間効率の点で有利である．しかし，ストリートビューを記録してからの時間経過や，オクルージョンによる問題がある [23, 24, 25]．いくつかの研究では，バス，駐車中の車，道路工事，歩道を隠す街路樹などのオブジェクトが報告されている [16, 17, 20, 26]．Gullon ら [27] は，欧州の都市の複雑な街路において，遠隔評価は実地での評価よりも時間がかかったと報告している．また，画像を撮影する自動車が進入できない場所では，ストリートビューが利用できないことが多いと報告されている．

2.1.3 Crowdsourced field auditing

訓練を受けていない市民から提供される地理情報は，Volunteered geographic information(以降，VGI) と呼ばれる．GPS やスマートフォン，Web2.0 の普及により，VGI の収集と利用が拡大している [28, 29].

VGI 収集の典型的な例は，都市の問題に関する市民の報告である．市民が都市の問題を自由記述で報告することを可能にする多くのプラットフォームがある [30, 31]．Mergel ら [30] は，市民が緊急性のない近隣の問題を報告することを支援するサービスである SeeClickFix を紹介している．このサービスでは，市民の報告を自治体職員が確認し，問題への対応状況を市民に直接的にフィードバックすることができる．SeeClickFix には数十万のユーザがおり，2011 年 5 月時点で 10 万件の問題が提出されている．一例として，アメリカのニューヘイブン市では，市への電話やその他手段での報告よりも，SeeClickFix による報告の方がはるかに多いことが分かっている．Masdeval ら [31] は，暗黙的にテキストに含まれる感情をマイニングすることで，報告された問題の緊急度を推定することを提案している．問題の緊急度を把握することは，適切な行動計画と優先順位を策定するために重要である．実験の結果，市民の感情を利用することで，正確な緊張度の推定が可能であることが明らかになった．さらに，問題の種類や投稿者等の追加情報を使用しても，緊張度の推定精度は向上しないことも示された．

Wheelmap[32] は，クラウドソーシングによって車椅子のアクセシビリティを報告する専用のプラットフォームである．Wheelmap では，ユーザは「トラフィックライトシステム」と呼ばれる信号の色 (緑色，黄色，赤色) を模した 3 段階評価で，施設や店のアクセシビリティを評価できる．緑色は車椅子がアクセス可能な場所，黄色は車椅子でのアクセスに制限がある場所，赤色は車椅子でアクセスできない場所を示している．Wheelmap は，対応言語が 32 言語と豊富であり，オープンソースの世界地図である OpenStreetMap をベースにしているため，世界中のユーザが利用することができる．

他のいくつかの研究では，ボランティアユーザが手作業で報告したアクセシビリティデータを，センサデータ [33, 34]，公的機関のデータ [34, 35] などの異なる種類のデータと組み合わせている．Cardonha ら [33] は，アクセシビリティマップを作成するために，路面の窪みや段差といったバリアに関する情報を収集するクラウドソーシング型のプラットフォームを開発している．このプラットフォームでは，2 つの異なるデータ収集形態を提供する．1 つ目は，バリアの位置や写真，種類といった情報を手動で報告するものである．2 つ目は，デバイスに内蔵されたセンサから位置や速度といったデータを自動的に取得するものである．取得したデータから障害者の通行量や移動速度を測定することで，通行した箇所にバリアが存在するか否かを推定する．彼らは，プラットフォームの有効性を検証するために，ブラジルのサンパウロ市内で健常者を対象とした実験を行った．結果として，手動で報告されたバリアがある地点で，ユーザの移動速度が低下していることが確認された．May ら [35] は，ボランティアユーザが提供した交通機関のアクセシビリティに関する情報を組み込んだ地図ベースのマッシュアップに対するユーザの反応を調査している．このマッシュアップでは，自治体や交通機関といった公的機関が提供するデータから停留所のアクセシビリティに関するデータを取得している．障害や病気，怪我等で身体的制約がある人とベビーカー利用者の 2 つの移動弱者グループに対して調査を行った結果，どちらのグループもこのコンセプトは有用だと感じていることが分かっている．Prandi ら [34] は，ユーザの好みやニーズに基づいて目的地までの経路を生成するシステムを設計・開発している．このシステムでは，センサによって生成されたデータと，クラウドソーシングを通じて収集されたデータを，公的機関のデータソースから提供された情報と組み合わせて使用している．彼らは，センサの精度，情報源としてのユーザの信頼性，公的機関のデータソースを使用することによる情報の信頼性を算出している．彼らはシステムを評価するために，大規模なエージェントベースのシミュレーションを行っている．その結果，クラウドソーシングとクラウドセンシング，公的機関のデータソースを利用することで，効率的に信頼性を測定できることが示された．

これらの手法には，実際の場所から市民によって報告された情報を利用できるという利点がある．さらに，これらのデータは古い写真，オクルージョン，画像撮影の自動車が進入できないことなどの影響を受けず，自治体が収集するよりも低コストで情報収集が可能である．しかし，市民に継続的な動機を与え，現地に赴かせることは現実的ではない．

2.1.4 Crowdsourced field sensing

本項で述べる手法と 2.1.3 項で述べた手法との違いは，タスクの明示性と作業負荷である．Crowdsourced field sensing では，センサが自動的にデータを記録するため，ユーザが手動で報告する必要がない．これは，ユーザの介入を必要としないクラウドソーシングの一形態である．通常，この手法では車椅子に取り付けた慣性センサでデータを記録する．

機械学習を利用することで，段差のようなバリアをセンサデータから検出する研究がいくつか行われている [36, 37, 38, 39]．Iwasawa ら [36] は，車椅子ユーザのヒューマンセンシングにより，道のアクセシビリティをデジタル化する手法を提案している．この事例で

は，機械学習を用いて，車椅子に取り付けたスマートフォンに内蔵された 3 軸加速度センサで取得したデータから段差や坂道の有無や車椅子ユーザの移動中の筋疲労度を推定している．車椅子ユーザが疲労を感じる地点は，車椅子や足といった移動手段を問わず疲労を引き起こす可能性があるため，この地点を可視化することは視覚障害者や妊婦などにとっても有用である．彼らは，9 人の車椅子ユーザが東京都内で約 9 時間センシングしたデータを用いて，バリアの推定精度と疲労度推定の可能性を検証している．検証の結果，段差，点字ブロック，坂をそれぞれ 0.61，0.64，0.49 の F 値で推定できることが明らかになっている．疲労度の推定には，車椅子を駆動する際のハンドリムの押し込み動作のセンシングが有効であることが分かっている．Civitarese ら [37] は，障害者にパーソナライズされたナビゲーションを提示するために，アクセシビリティに関する都市の特徴を，障害者自身の動きから自動的に認識するソリューションを提案している．具体的には，決定木ベースの行動認識技術を用いて，車椅子に取り付けた 3 軸加速度・3 軸角速度・磁気センサで取得するデータから段差や坂といったバリアを検出している．彼らは，10 人の車椅子ユーザから取得したデータを用いて，バリアの検出精度を評価している．結果として，約 0.9 の精度でバリアを検出できることが示された．Osman ら [38] は，機械学習を用いて車椅子ユーザにとって路面がアクセシブルかそうでないかを分類し，その結果をもとにアクセシブルな経路を生成するシステムを提案している．このシステムでは，ヨーロッパとアメリカの屋内外で頻繁に見られる 26 の異なる路面で得られた加速度・角速度データを用いて，路面の分類モデルを学習させている．26 の路面を 5 つのアクセシビリティのクラスに分類し，提案システムの路面の分類精度を評価した結果，最大で 0.96 の精度を達成できることが示されている．Mascetti ら [39] は，車椅子の動きによって生成される慣性センサのデータを分析することで，車椅子ユーザにナビゲーションを提供する上で必要な都市の特徴を自動的に検出するシステムを提案している．彼らは，10 人の車椅子ユーザがコントロールされた環境で収集したデータと，7 人の車椅子ユーザが自然な環境で収集したデータを用いて，提案システムを評価している．評価の結果，提案システムは特にコントロールされた環境で収集されたデータを用いた場合に有用であることが示された．興味深い知見として，ユーザの足にスマートフォンを 1 台設置した場合と，車椅子に単体の慣性センサを 3 つ取り付けた場合で，検出精度にほとんど差がないことが分かっている．このことは，スマート車椅子がなくても，スマートフォン 1 台で提案システムを利用できることを示唆している．

バリアの詳細を記録するために，慣性センサが車椅子の大きな動きを捉えたときに路面を撮影するカメラを導入した事例もある [40]．Kirkham ら [40] は，手動車椅子ユーザの動きを利用してバリアの位置を特定し，その地点のビデオを他の障害者や公的機関に共有できるシステムを提案している．車椅子ユーザの動きは，スマートフォンの加速度センサで記録され，記録されたデータはエネルギーに変換される．ビデオは記録したエネルギーのピーク周辺をセグメントとして切り取られる．提案システムと既存のコミュニティベースのマッピングシステムとの違いは，外部の観察者がビデオからバリアの存在を自分自身で認識できるという点である．彼らは提案システムを評価するために，システムのプロトタイプを車椅子ユーザと専門家が使用した様子を，半構造化インタビューを通して記録して

いる．インタビューを通して，バリアを文書化する上でビデオの記録が非常に効果的であることが，参加者全員の一致した意見であった．例えば，参加者の 1 人は，バス停に縁石がなければその様子を撮影したビデオを用いてバス会社や議会に縁石を敷くように求めることができると主張している．

Isezaki ら [41] は，心拍のようなバイタルデータと慣性データを組み合わせ，車椅子で問題のある歩道を通行する際の快適性を調査している．車椅子ユーザにとってのバリアは，物理的なものと心理的なものに分類することができ，彼らは既存事例であまり考慮されていない心理的なバリアに焦点を当てている．車椅子ユーザに不安やストレスを与える心理的なバリアの例として，交通量の多さや視界を遮られることが挙げられる．このようなバリアの影響を推定するために，バイタルデータと慣性データから移動中の車椅子の乗り心地を推定している．12 人の実験参加者による検証の結果，バイタルデータと慣性データを用いた心理的なバリアの推定精度は 75%であり，どちらか一方のデータのみを使用した場合よりも高い精度であることが示された．

Crowdsourced field sensing の利点と欠点は，Crowdsourced field auditing と似ている．これらの手法は，車から撮影された画像を使用することで生じる問題の影響を受けない．しかし，センサデータを計測することに対するユーザのモチベーションを向上させることは難しい．さらに，車椅子利用者は少ないため，車椅子にセンサを取る付ける手法ではエリアのカバレッジが低くなる．この問題を解決するために，歩行者 [34, 42, 43]，ベビーカー利用者，自転車に乗る人 [43] のスマートフォンからセンサデータを取得する研究が行われている．Miyata ら [42] は，健常者が歩行する際のセンサデータからバリアの存在を推定する手法を提案している．この手法では，スマートフォンに搭載された 3 軸加速度センサで取得したデータを入力とする，Deep Learning によるモデルを用いた推定を行っている．このモデルでは，Deep Learning の一種であり，汎用的な特徴量抽出に利用可能な Denoising Autoencoder を用いることで，スマートフォンの位置がバリアの推定精度へ与える影響を抑えている．彼らは，Denoising Autoencoder によりバリアの推定精度が向上するか検証し，一定の効果があることを示している．Kurauchi ら [43] は，徒歩，車椅子，ベビーカー，自転車などの様々な移動手段を用いてセンシングを行い，バリアを検出する手法を提案している．この手法では，3 軸加速度，3 軸角速度，3 軸重力，3 軸地磁気，気圧の 5 種類 13 次元のセンサデータを使用している．この手法では，まずセンサデータから移動手段を推定し，その後推定した移動手段に応じたバリア推定モデルを用いる，2 段階の推定方式をとっている．これにより，ユーザに現在の移動手段を選択させることなく，移動手段ごとのバリア推定モデルを利用することができる．移動手段を推定するモデルの精度を検証した結果，F 値の平均が 0.92 と高い精度で推定できることが確認されている．加えて，彼らは複数の移動手段を用いて推定を行う効果についても検証しており，詳細なバリア推定を行う上で効果的であることを明らかにしている．

2.2　ゲーミフィケーションに関する事例

ゲーミフィケーションはゲームのデザイン要素や原則をゲーム以外の文脈で使用することであり [2]，ユーザの総合的な価値創造を支援するために，ゲーム的な体験のためのアフォーダンスでサービスを強化するプロセス [44] として定義されている．タスクに対する意欲とパフォーマンスを向上させるために，ゲーミフィケーションは教育，仕事，健康，データ収集など様々なシーンで活用されている [45, 46]．

ゲーミフィケーションを利用して，ボランティアユーザが現地に赴き情報を収集する意欲を向上させる事例がある．いくつかの研究では，ゲーム要素を取り入れることで，現地に赴き特定の場所に関するテキストや写真を投稿する意欲を向上させている [47, 48, 49]．Matyas ら [47] は，位置情報サービスで役立つ地理空間データを生成するための位置情報モバイルゲームを提案している．提案するゲームは，カルカソンヌという有名なボードゲームから着想を得ており，オリジナルと異なりプレイするフィールドをボード上ではなく現実空間上としている．プレイヤは現実空間上で写真を撮影することで，撮影した地点にゲームマーカーを置くことができ，そのマーカーの数に応じたポイントを獲得できる．収集される写真の質を向上させるために，このゲームでは他プレイヤの撮影した写真をレビューし，問題がある場合はその地点に敷かれたゲームマーカーを取り消す仕組みが導入されている．彼らは，このゲームによってどの程度の量・質のデータが収集できるかを検証するために，ドイツのバンベルグ市で 3 件，バンベルグ市と日本の藤沢市で 1 件の事例調査を行っている．バンベルグのみの調査では 14 人のプレイヤが 20 日間に渡りゲームをプレイし，772 件のデータを投稿している．バンベルグ市と藤沢市それぞれ 4 人の参加者による対戦形式で行った調査では，4 日間のプレイで 106 件の投稿が得られている．質の観点では，4 件の調査で得られた写真の内，他プレイヤから拒否されたものは 0.04%であった．この結果から，彼らは提案するゲームが大量かつ質の高い地理空間データの生成に役立つと結論づけている．Bell ら [48] は，ナビゲーションタスクに利用する地理的な情報を含んだ写真の収集を目的としたゲームを提案している．このゲームでは，プレイヤが地域のランドマークやオブジェクトの写真を撮影し，撮影した写真を他プレイヤに共有することができる．他プレイヤが共有された写真の地点まで赴き，ランドマークやオブジェクトの存在を確認すると，写真を撮影したプレイヤと写真の地点を確認したプレイヤはポイントを獲得できる．このゲームデザインにより他プレイヤが見つけやすいような写真の撮影が促進され，ナビゲーションに適した画像を収集することができる．彼らは評価実験を行い，提案するゲームで収集する画像がナビゲーションに適したものであることを確認している．Tuite ら [49] は，特定の場所で高密度に写真を撮影するエキスパートとしてプレイヤを訓練し，3D モデル構築に適した画像を収集するためのゲームを提案している．プレイヤは，マップ上に表示された城や旗がある地点で写真を撮影することで，これらの城や旗を獲得することを目指す．このゲームの有用性を評価するために，彼らは 2 つの大学間でどちらがより良いキャンパスの 3D モデルを構築できるか競う調査を実施している．調査では，十万枚以上の写真が撮影され，その写真の多くが 3D モデル作成に適したものであることが確認されている．

マンホールや電柱といったインフラの画像収集にゲーミフィケーションを利用したサービスも存在する [50]．このサービスでは，マンホールや電柱を撮影・投稿することで，ポイントを獲得できる．加えて，他ユーザが撮影した画像をレビューすることでも，ポイントを得ることができる．このサービスで獲得したポイントは，現実で使用可能な通貨に交換が可能である．

都市のアクセシビリティに関する情報収集にゲーミフィケーションを利用した研究も存在する [51, 52]．Menkens ら [51] は，車椅子のアクセシビリティに関する情報を収集するようユーザを動機付けるために，評判・報酬・ランキングに基づくメカニズムを導入している．Cila ら [52] は，ポイント，リーダーボード，バッジといったゲーム要素を利用して，健康に影響する近隣環境に関する情報収集への市民の意欲を維持するシステムを設計している．これらのゲーム要素は，VGI の関連領域である市民科学の既存事例を参考に採用された．彼らは，フォーカスグループにより，設計したシステムのプロトタイプを評価している．参加者は自分の成果を他者と比較することを望み，リーダーボードが自分の成果を確認する上で良い指標となると考えていることが分かった．さらに，データの投稿数や種類に応じて付与されるバッジは，参加者の意欲を高める上でリーダーボードよりも効果的であると述べられている．設計したプロトタイプでは地域の住民同士が協力することで得られるバッジを用意しており，これが異なる地域間での競争を促し意欲の向上につながるという意見が得られた．このことから，著者は個人よりもチームでの競争の方が，より意欲の向上に効果的である可能性を主張している．

アクセシビリティに関する情報の中でも，特にバリア情報の収集に焦点を当ててゲーミフィケーションを利用した事例も存在する [3, 4]．Prandi ら [3] はゾンビゲームを利用することで，バリア情報収集への意欲を向上させている．プレイヤは，都市のバリアやバリアフリー設備の情報を投稿することで，ゾンビと闘うための武器や銃弾と交換可能なポイントを得ることができる．このゲームでは，プレイヤの近辺に他プレイヤが投稿した地点があると，その地点の存在をプレイヤに通知する仕組みになっている．これにより，投稿された地点までプレイヤを赴かせ，投稿された情報の正しさを確認させている．彼らは，ゲーム要素・報酬なし，報酬あり，ゲーム要素ありの 3 手法を比較した検証を行い，提案ゲームによってユーザが日常的に通る道から外れてバリア情報を投稿することを確認している．大和・古田ら [4, 5] は，バリア検出に利用する健常者の歩行データを収集するために，実世界を舞台とした陣取りゲームを提案している．プレイヤは，スマートフォンを自身のポケットに入れて歩行し，歩行した際の加速度や角速度データを記録・投稿することで歩行した地点の陣地を獲得できる．彼らは，提案するゲームが歩行データ収集に対する意欲の向上に有効であるか検証し，一定の効果があることを確認している．

バリア情報収集への意欲向上に対するゲーミフィケーションの有効性を検証した事例は少ない．特に，バリア画像を撮影・投稿するというタスクにフォーカスしてゲーミフィケーションの効果を検証した研究は，私の知る限り存在しない．

第3章　研究課題

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

本研究では，2.1 節で述べたバリア情報収集の手法の中でも，特に 2.1.3 項で述べたボランティアユーザが現地に赴くバリア情報収集に焦点を当てる．この手法は，行政が行うよりも低コストで現地の観察に基づくバリア情報を収集できるメリットがある．しかし，この手法はバリア情報収集に対するモチベーションが高いユーザの自発的な協力に依存しており，収集可能な情報の量やエリアが限定的である．実際，ボランティアユーザがバリア情報を投稿できる既存サービスにおいて，マップに登録された店やランドマークの内 1.6%しか情報が投稿されていなかったことが分かっている [1]．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ユーザの協力も得ることが理想であるが，彼らのバリア情報収集への参加意欲を向上させることは難しい．タスクに対する意欲を向上させる手段として，ゲーミフィケーションが存在する．一部の研究 [3, 4] を除き，ボランティアユーザが現地に赴くバリア情報収集に対するゲーミフィケーションの効果はほとんど報告されていない．特に，バリアを撮影・投稿する作業に焦点を当てて，ゲーミフィケーションの効果を検証している事例は，私が知る限り存在しない．バリア画像収集と類似した事例として，マンホールや電柱といった都市のインフラの画像収集にゲーミフィケーションを利用した事例 [50] があるが，この事例におけるゲーミフィケーションの効果は明らかにされていない．上記を踏まえ，先行研究ではバリア画像収集に対するゲーミフィケーションの効果が検証されてきた [6, 7]．これらの検証から，ゲーミフィケーションがバリア画像収集への参加度合いを向上させることが示された．これまでの実験では，各参加者がそれぞれ任意の場所でバリア画像収集を行ってきたため，撮影場所の種類や参加者がそこを訪れる目的が極めて多様であった．例えば，通学のついでに自宅から駅・駅から学校までの経路上で収集したり，バリア画像収集のためだけに公園を訪れ収集したり，といった様々なシーンでのバリア画像収集が考えられる．先行研究では，バリア画像収集に対するゲーミフィケーションの効果を明らかにしてきたが，具体的にどのようなシーンでのバリア画像収集において，ゲーム要素がどう影響するかを詳細に分析することが難しいという問題があった．これにより，ゲーム要素が効果的なシーンとそうでないシーンの特定や，どのようなゲーム要素が収集されるバリア画像の量を増やす上で望ましいかといった具体的な知見を得ることができていなかった．

3.2　研究課題の設定

3.1 節で述べたように，これまで先行研究で行われてきた実験は，撮影場所や参加者がそこを訪れる目的が多様であるため，バリア画像収集が行われるシーンを特定してゲーム要素の影響を分析することが困難であった．この問題を解決するために，本研究では特定の種類の場所に似た目的で赴く人々によるバリア画像収集に対して，ゲーミフィケーショ

ンがどのように影響するかを検証する．ゲーミフィケーションは高齢層よりも若年層に対してより効果的であることが既存研究で示されており [53]，若年層はゲーミフィケーションを利用したバリア画像収集の想定ユーザであると言える．このため，具体的な知見を得る検証の第一歩として若年層に焦点を当てる．若年層が共通の目的で赴く代表的な場所として，学校が挙げられる．その中でも，私はバリア画像収集で用いるモバイル端末を学生が校内で自由に使用できる大学に着目した．以上を踏まえ，本研究では学問や研究を目的として大学キャンパスに行く学生を対象として，モンスター収集ゲームがバリア画像収集に与える影響を明らかにする．

第4章　システムの設計・実装

本研究では，3.2 節で述べた研究課題を達成するために，先行研究 [54, 6, 7] で提案されたバリア情報収集プラットフォーム BScanner を用いる．BScanner では，忙しさとモチベーションに応じたモードをユーザに提供する．具体的には，時間がありモチベーションが高い人向けに Reporter，時間があるがモチベーションが低い人向けに Gaming reporter，時間がないがモチベーションが高い人向けに Walker，時間がなくモチベーションが低い人向けに Gaming walker の 4 つのモードがある．本章ではこの内の，私が開発した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である Gaming reporter の設計・実装について述べる．

4.1　ゲーミフィケーションの導入

本研究で使用するバリア画像収集システムは，ユーザのバリア画像収集への参加意欲を向上させるためにゲーミフィケーションを利用する．ゲーミフィケーションは，ゲームのデザイン要素や原則をゲーム以外の物事に応用することである [2]．バリア画像収集では通勤や旅行などの外出時でも手間なく画像を収集できることが望ましいため，システムに導入するゲームは短時間でプレイできるカジュアルゲームである必要がある．加えて，バリア画像収集はバリアのある場所まで赴く必要があるため，導入するゲームは屋外でプレイする必要がある．カジュアルゲームをデザインする上で，受容性とゲームのアクセシビリティが重要な要素とされている [55]．受容性とアクセシビリティを高めることで多くの人にプレイしてもらうことができる．受容性を高めるためには，暴力的・破壊的なものよりも，育成，収集，協力といったポジティブなメカニズムを利用することが好ましい．アクセシビリティを高める方法の一つに，他のメディアや文脈から馴染みのあるトピックを利用し，認知的にアクセスしやすくすることが挙げられる．屋外でプレイするカジュアルゲームとして，実世界を舞台にモンスターを捕まえるモンスター収集ゲームが，年齢や国を問わず絶大な人気を博している [56]．モンスター収集ゲームは，ポジティブなメカニズムとして挙げられた収集を主要素としたゲームである．さらに，前述したようにモンスター収集ゲームは既に多くの人にとって馴染み深いトピックであり，プレイしてもらいやすいと考える．このため，モンスター収集ゲームを利用することで，受容性とアクセシビリティを高めることができる可能性がある．このような考えから，私はバリアを撮影・投稿する作業に，モンスター収集ゲームを導入する．

4.2　システム要件

このシステムは，バリアフリーマップ作成に適したバリア画像を収集できることに加え，ユーザのモチベーションを向上できるゲーム性を備えている必要がある．このことから，私はシステムが満たすべき要件をデータの観点からの要件（Data requirement），ゲーム性の観点からの要件（Game requirement, GR）に分けて整理する．

4.2.1　データの観点

データの観点からは次の要件を満たすべきであると考える．

DR1 ユーザ自身が現地で撮影したバリア画像である．

DR2 閲覧者がバリアの様子を正確に認識できるバリア画像である．

DR3 網羅的かつ広い範囲で収集されたバリア画像である．

DR4 最新のバリア画像である．

DR1 は，撮影されたバリアがどこにあるかを投稿された画像にタグ付けされた位置情報から知るために必要である．撮影位置が不明な画像では，バリアフリーマップ上のどこに情報を表示させるかを決定することができない．加えて，DR1 はゲームをプレイするユーザの不正行為を抑制するためにも必要となる．例えば，Web 上で取得した画像のように，自身で撮影していない画像を投稿することでモンスターを獲得できてしまうと，ユーザが簡単にゲームを遊びつくしてしまい参加意欲を維持できない恐れがある．これらを防止するために，DR1 を満たすことは重要であると考える．DR2 は，収集したバリア画像がバリアフリーマップに表示されるものであり，表示された画像からバリアの存在や種類，程度などを正確に確認できなければならないため必要である．収集した画像から正確にバリアを認識できなければ，移動弱者は遠隔地からバリアの様子を視覚的に確認できるというバリア画像の恩恵を受けにくくなる．遠隔地からバリアの様子を視覚的に確認できることは移動弱者に求められているため [57]，DR2 を満たすことは重要であると考える．DR3 は，広範囲のエリアに渡ってバリア情報が収集されていればいるほど，バリアフリーマップ上にない未検出のバリアを減らすことができるため必要である．未検出のバリアの存在により，バリアフリーマップを用いて移動計画を立てても未検出のバリアに遭遇し立ち往生してしまう恐れがある．未検出のバリアをできる限り減らし，移動弱者が安心して外出できるようにするために，DR3 を満たすことは重要であると考える．DR4 は，バリアが工事などで刻一刻と変化していくものであり，バリアフリーマップを最新の状態にするために必要である．移動弱者が古い情報を参考に移動計画を立ててしまうと，新しくできたバリアに遭遇したりバリアが存在しない場所を避けて遠回りしてしまう恐れがある．移動弱者が間違った情報を利用して移動計画を立てないようにするために，DR4 を満たすことは重要であると考える．

4.2.2　ゲーム性の観点

ゲーム性の観点では，Crawford が全てのビデオゲームについて次の要件を満たすべきであるとしている [58]．

GR1 描写：ゲームの世界感を表現する．

GR2 インタラクション：プレイヤの行動に応じて表現する内容を変化させる．

GR3 対立：プレイヤの目的達成に対して障害がある．

GR4 安全性：現実世界において危険が生じない．

4.3　ゲームデザイン

表 4.1: 要件とゲームデザインの対応

	DR1	DR2	DR3	DR4	GR1	GR2	GR3	GR4
GD1	✓							
GD2		✓						
GD3			✓	✓				
GD4					✓	✓		
GD5							✓	
GD6								✓

4.2 節で述べた要件にもとづき，私はデータの観点とゲーム性の観点からゲームデザイン (Game design, GD) を考える．要件とデザインの対応を表 4.1 に示す．

4.3.1　データの観点

データの観点から，私は次のゲームデザインを考案する．

GD1 ユーザは現地でバリアを撮影・投稿した場合にのみモンスターを獲得できる．

GD2 ユーザは画像中のバリアをシステムが認識できない画像の投稿で，モンスターを獲得できない．

GD3 未発見のバリアか，投稿から時間が経過したバリアを投稿すると，ユーザにメリットがある．

GD1 は DR1 を満たすためのデザインであり，Web 上の画像やその他自分が現地で撮影していない画像の投稿を防止する．GD2 は DR2 を満たすためのデザインであり，バリアの様子が不明瞭な画像の投稿を防止する．GD3 は DR3 と DR4 を満たすためのデザインであり，ユーザがまだ赴いたことのない場所や，以前赴いてから時間が経過した場所でバリアを撮影することを促す．

4.3.2　ゲーム性の観点

ゲーム性の観点から，私は次のゲームデザインを考案する．

GD4 撮影したバリアと形状が類似したモンスターを獲得できる．

GD5 モンスターの獲得数・所持モンスターのレア度に応じたランク付けを行う．

GD6 ユーザが歩いている間はゲームをプレイできない．

GD4 は，GR1 と GR2 を満たすためのデザインである．撮影したバリアと獲得するモンスターを紐づけ，バリアを撮影・投稿するとモンスターを獲得する世界観への納得感をユーザに与える．さらに，バリアの種類ごとに獲得可能なモンスターが異なることで，モンスターを全種類集めたいユーザが異なる種類のバリアを積極的に投稿することが期待される．GD5 は GR3 を満たすためのデザインであり，他プレイヤをランク上昇における障害とすることでプレイヤ間の対立を生む．GD6 は GR4 を満たすためのデザインであり，「歩きスマホ」による事故の発生を防ぐことを目的としている．

上記のゲームデザインを踏まえ，私はバリアを撮影・投稿すると当該バリアと形状が類似したモンスターを獲得するモンスター収集ゲームを考案する．

4.4　実装

本章では，4.1〜4.3 節で述べたシステムの実装について述べる．4.4.1 項で 4.3 節で述べたゲームデザインの実現方法を，4.4.2 項でシステムの全体像を，4.4.3 項で画像からバリア種別を判定する Convolutional Neural Network(以降，CNN) モデルを説明する．

4.4.1　ゲームデザインの実現方法

私は 4.3 節で述べたゲームデザインを次のように実現する．

GD1 は，システムから起動するカメラで撮影した画像のみを投稿できるようにすることで実現する．システムから起動するカメラで撮影した画像は，ユーザの端末に残らないよう投稿完了時かシステム終了時に削除される．これにより，ユーザは Web 上から入手した画像やその他自分が撮影していない画像を投稿したり，以前撮影した画像を再び投稿したりすることではモンスターを獲得できなくなる．

GD2 は，投稿された画像に写ったバリアの種別を CNN を用いて推定し，分類されたクラスの推定確率が閾値未満である場合はモンスターを獲得できないようにすることで実現する．CNN のモデルを構築できるだけの学習データを収集する必要があるため，CNN で推定するバリアは我々の身の回りに多く存在する段差，階段，坂の 3 種類とする．これにより，ユーザは段差，階段，坂のいずれも写っていない画像や物に隠れていたり見切れたりしてバリアの様子が不明瞭な画像の投稿ではモンスターを獲得できなくなる．

GD3 は，撮影されたことがないバリアか以前撮影されてから時間が経過しているバリアを撮影・投稿すると，レア度が高いモンスターを獲得できるようにすることで実現する．これにより，ユーザはレア度が高いモンスターを獲得するために，まだ自分が見つけていないバリアや以前撮影してから時間が経過したバリアを積極的に撮影するようになることが期待される．撮影されたことがないか，撮影されてから時間が経過しているかは，写真撮影時の位置情報と日付から判定する．具体的なレア度の決定方法は 4.4.2 項で述べる．

GD4 は，写真を撮影・投稿すると，CNN によって推定されたバリア種別に応じたモンスターを獲得できるようにすることで実現する．これにより，提案システムは撮影されたバリアの種類に対応したモンスターをユーザに提供する．本システムにおいて，ユーザが入力したバリアの種類から獲得可能なモンスターを決定しないのは，ユーザが自身の欲しいモンスターを獲得するために間違ったバリアの種類を入力することを防ぐためである．バリアと形状の類似したモンスターは，私がイラスト制作会社に依頼し作成した．作成したモンスターとバリアの種類の対応付けは手動で行われ，データベースにてその対応関係は保持される．

GD5 は，獲得したモンスターの数とレア度により順位が変動するランキングシステムを導入することで実現する．ユーザはモンスターを獲得するとスコアを得ることができ，ランキングはそのスコアが全ユーザ中何番目に多いかを表す．モンスターを獲得することで得られるスコアはレア度によって異なり，レア度の高いモンスターほど多くのスコアを得ることができる．これにより，ユーザは順位を上げるために多くのバリアを撮影したり，より多くのスコアを求めてレア度の高いモンスターを獲得するために行動することが期待される．

GD6 は，ユーザのスマートフォンから取得した移動速度が閾値を超えると，ゲームの操作を行えないようにすることで実現する．これにより，ユーザが移動しながらゲームをプレイし，人にぶつかったり転んだりすることを防ぐ．

4.4.2　システムの全体像

表 4.2: クライアントとサーバの環境・アプリケーション

項目	クライアント	サーバ
OS	AndroidOS（バージョン 9.0 以上）	CentOS 8
使用言語	Java	Python
データベース	-	SQLite

システムは，クライアント・サーバ型で実装する．クライアントとサーバの環境・アプリケーションを表 4.2 に示す．

提案システムは，入力部・分析部・出力部で構成されている．システム構成図を図 4.1 に示す．入力部では，写真を撮影・投稿する機能とバリア種別を入力する機能をユーザに提

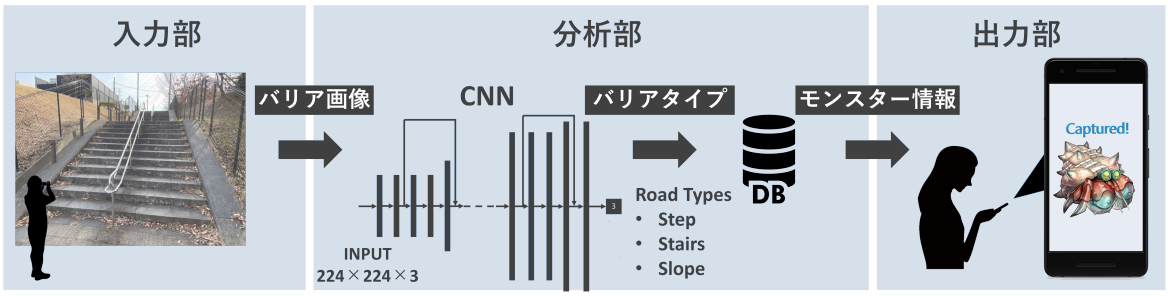


図 4.1: システム構成図

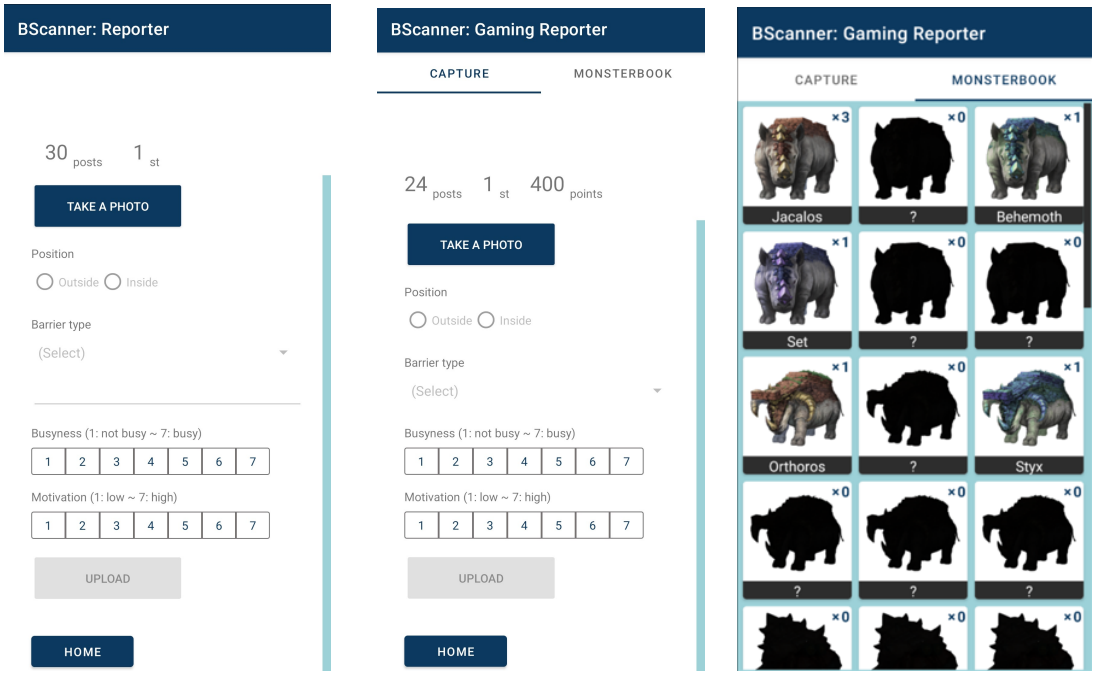
供する．写真を撮影・投稿する画面を図 4.2b に示す．ユーザが写真を投稿すると，写真撮影時の位置情報とユーザが入力したバリア種別が写真と共に分析部へと渡される．位置情報は DEG 表記の緯度・経度であり，Android OS が提供する API を用いて取得する．分析部では，投稿された画像を CNN を用いて分析し，段差，階段，坂から画像に写るバリアの種類を推定する．CNN は主に一般物体認識タスクで広く利用されるニューラルネットワークである．CNN のモデルには，ResNet50[59] を fine-tuning したものを使用している．構築したモデルについては 4.4.3 項で説明する．バリアの種類を推定した後，分析部では推定されたバリアの種類と写真撮影時の位置情報と日付をもとに，獲得するモンスターのレア度を決定する．レア度は Normal と Rare の 2 つがあり，Normal よりも Rare の方がレア度が高いものとする．レア度の決定手順を次に示す．

Step 1 写真撮影時の位置情報とデータベースに格納されているバリアの位置情報から，分析中のバリアと過去に投稿された同じ種類のバリアとの測地線距離を計算する．測地線距離は，Python の GeoPy ライブラリを用いて，Karney アルゴリズム [60] で計算される．

Step 2 計算した結果，距離が閾値以下であるデータが一定数以上なければ，レア度を Rare とする．距離が閾値以下のデータが一定数以上ある場合，それらのデータが投稿されてから経過した時間を計算する．計算の結果，経過した時間が閾値以下のデータが一定数未満であればレア度を Rare，そうでなければ Normal とする．今回の実装では，距離の閾値を 5m，時間の閾値は最短の道路工事期間を目安に 3 日に設定した．

上記の手順で決定したレア度とバリアの種類に対応したモンスターの情報を，データベースから取得する．レア度とバリアの種類に対応したモンスターの一覧を図 4.3 に示す．図 4.3 の通り，現在のシステムでは 1 種類のバリアにつき 2 体のモンスターを対応させており，ユーザは計 6 体のモンスターを獲得できる．各モンスターと図 4.5〜4.7 を例とした各バリアの類似点は次の通りである．

Step



(a) Repoter の撮影・投稿画面　(b) Gaming reporter の撮影・投稿画面　(c) 獲得モンスターの一覧画面

図 4.2: 実験アプリケーション

Normal 背中にある段状の隆起が類似点である．

Rare 背中にある段状の隆起と角が類似点である．

Stairs

Normal 頭部の段々が類似点である．

Rare 腹部の段々が類似点である．

Slope

Normal 体の滑らかさと頭部の傾斜が類似点である．

Rare 腹部から尻尾にかけての傾斜が類似点である．

データベースから取得したモンスターの情報は，ユーザの獲得したモンスターとしてユーザ ID と紐づけてデータベースに保存された後，出力部へと渡される．出力部では，分析部から渡されたモンスターの情報にもとづくモンスターの画像を，ユーザのスマートフォンに表示する．獲得したモンスターは，図 4.2c の獲得モンスターの一覧画面で閲覧できる．

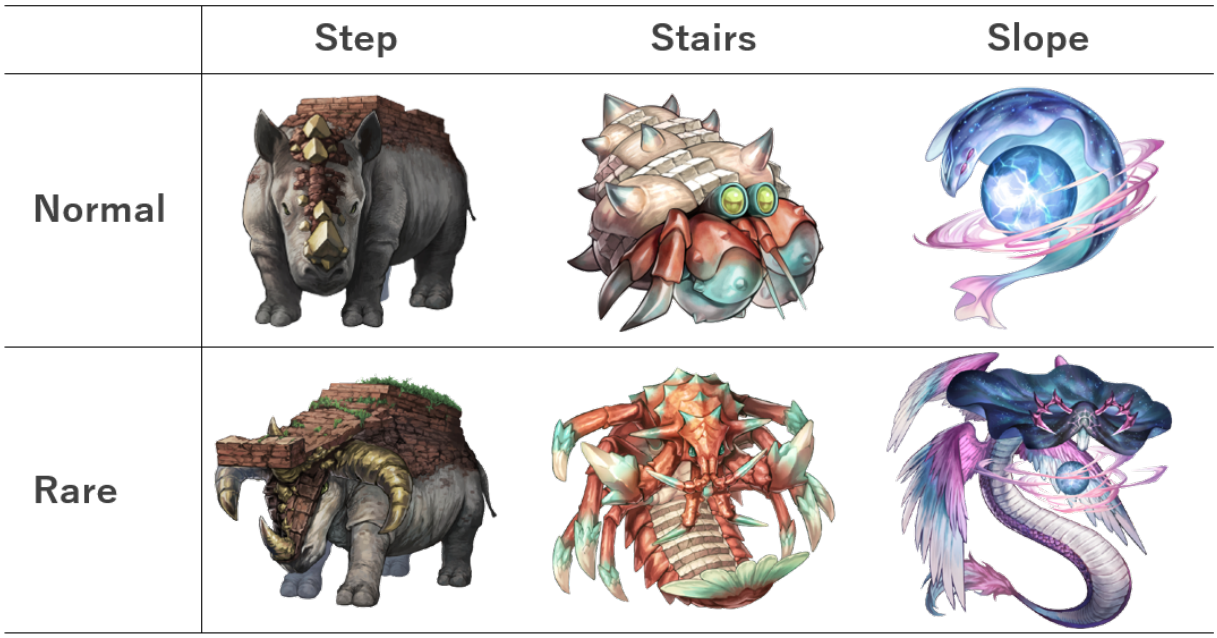


図 4.3: モンスターの一覧

図 4.4: モデル構造

4.4.3　バリア種別推定モデル

本節では，分析部で用いるバリア種別を判定する CNN モデルについて説明する．本システムでは，ImageNet[61] によって事前学習された ResNet50 を fine-tuning したものを，バリア種別推定モデルとして利用している．RenNet50 は，深さが 50 層の畳み込みニューラルネットワークである．本研究では，ImageNet によって事前学習された Resnet50 の全結合層以降を取り外し，新たに全結合層と出力層を接続している．構築したモデルの構造を図 4.4 に示す．このモデルを段差 425 枚，階段 804 枚，坂 995 枚で計 2224 枚の訓練データを用いて学習した．

訓練データの撮影方法・条件は次の通りである．段差は，画像から段差の高さを判別しやすいよう下側（低い方）から撮影した．階段と坂は，上からでも下からでも写真から様子が分かりやすいので，上側・下側の両方から撮影した．撮影する角度は，バリアの正

図 4.5: 段差画像の例

図 4.6: 階段画像の例

図 4.7: 坂画像の例

表 4.3: 混同行列

		Predicted		
		Step	Stairs	Slope
Actual	Step	31	4	0
	Stairs	1	34	0
	Slope	0	0	35

面・左斜め前・右斜め前とした．撮影する距離は，写真撮影時の位置情報からバリアの位置を取得するため，バリアに近い場所から撮影した．段差や段数の少ない階段，短い坂は 1〜2m 程度離れた場所から，段数の多い階段や長い坂は 2〜5m 程度離れた場所から撮影した．上記に従い撮影した訓練データの例を図 4.5〜4.7 に示す．

学習の際に，ResNet50 の最後のブロックと全結合層以外の層はパラメータを固定した状態で訓練を行った．エポック数は最大 100 で，validation loss が 5 エポック後も改善しない場合は訓練を止めるよう Early Stopping を使用した．各クラス 35 枚で計 105 枚の画像からなるテストデータでモデルの分類性能を検証した結果の混同行列を表 4.3 に示す．分類性能について，Precision が 0.9544，Recall が 0.9523，F 値が 0.9522 であった．

第5章　評価実験

VGI 分野の研究者にとって，収集されるデータの量と質への関心は高く，いくつかの VGI に関する既存研究ではデータの量と質に関する検証が行われてきた．本研究では，学問・研究のために大学キャンパスに通う学生を対象に，ゲーミフィケーションが収集されるバリア画像の量と質に与える影響を評価する．本章では，バリア画像の量に関する実験を 5.1 節で，質に関する実験を 5.2 節で説明する．

5.1　実験 1

5.1.1 項で実験目的を，5.1.2 項で実験条件を，5.1.3 項で実験で使用するアプリケーションを，5.1.4 項で実験手順を，5.1.5 項で実験結果・考察を述べる．

5.1.1　実験目的

1 つ目の実験では，学問・研究のために大学キャンパスに通う学生が行うバリア画像収集において，ゲーミフィケーションが収集されるバリア画像の量に与える影響を検証した．検証では，先行研究 [54, 6, 7] で提案されたバリア情報収集プラットフォーム BScanner を用いて，バリア情報収集を行ってもらった．BScanner には，時間がありモチベーションが高い人向けに Reporter，時間があるがモチベーションが低い人向けに Gaming reporter，時間がないがモチベーションが高い人向けに Walker，時間がなくモチベーションが低い人向けに Gaming walker の 4 つのモードがある．忙しさとモチベーションに応じてユーザが参加しやすいモードを提供することで，より多くのユーザの参加を促し，大量かつ広範囲のバリア情報収集を実現しようとしている．本研究ではこの 4 つの内，バリア画像収集のためのモードである Reporter と Gaming reporter に焦点を当てて説明をする．以降では，Reporter を R，Gaming reporter を GR と表記する．上述した BScanner の設計思想にもとづき，私は収集されるバリア画像の量について下記 4 つの仮説を立てた．

H1: ゲーム要素がないバリア画像収集において，学生が忙しいときに収集する画像の量は忙しくないときに収集する量と比べて低下する．

H2: ゲーム要素があるバリア画像収集において，学生が忙しいときに収集する画像の量は忙しくないときに収集する量と比べて低下する．

H3: ゲーム要素がないバリア画像収集において，学生がモチベーションの低いときに収集する画像の量はモチベーションが高いときに収集する量と比べて低下する．

H4: ゲーム要素があるバリア画像収集において，学生がモチベーションの低いときに収集する画像の量はモチベーションが高いときに収集する量と比べて低下しない．

これらの仮説は，BScanner の 4 つのモード全てを使用可能という条件を考慮して立てられた仮説であり，本実験において Reporter と Gaming reporter 以外のモードが使用で

きることによる影響は考慮されている．H1 と H2 は，ゲーム要素の有無に関わらず，学生が忙しいときに収集する画像の量は少ないだろうという仮説である．この 2 つの仮説は，手動でバリアを撮影・投稿する作業は手間がかかるため，忙しいときはバリア画像収集に参加しにくい，という考えから立てられた．H3 と H4 は，ゲーム要素がないと学生がモチベーションの低いときに収集する画像の量は少ないが，ゲーム要素があると学生がモチベーションの低いときでも収集する量は少なくならないだろうという仮説である．H3 は，ゲーム要素がないシンプルなバリア画像収集では，モチベーションの低いときはバリア画像収集への参加意欲が湧きにくい，という考えから立てられた．H4 は，ゲーム要素の効果によりモチベーションが低いときの参加度合いを，モチベーションが高いときと同程度まで高めることができるという考えから立てられた．

これらの仮説を検証するために，50 日間の実験を行った．本実験は，実験場所を広大な私有地である大学のキャンパスに限定しており，参加者は全員学生であった．

5.1.2　実験条件

実験場所は大学のキャンパス内に限定した．参加者はホームページや知人を通じて募集し，キャンパスに通う障害のない学生 28 名 (男性 19 名，女性 9 名，18〜26 歳) が参加した．ただし，全員が全期間参加したわけではなく，連絡が途絶えた学生が 2 人いた．参加者には，実験への参加と通信費の対価として，2000 円分のギフトカードを渡した．本実験において，収集数や収集時間などのノルマは設定せず，任意のタイミングで実験を実施してもらった．

5.1.3　実験アプリケーション

参加者は，BScanner の 4 つのモードが実装された Android アプリケーションを用いて，バリア情報収集を行った．参加者が実際に操作した実験アプリケーションにおける R と GR の画面を図 4.2 に示す．R はゲーム要素がないバリア画像収集システムである．R では，写真を撮影・投稿することができ，写真の投稿数と投稿数に応じた順位が表示される．GR は 4 章で説明したゲーム要素があるバリア画像収集システムである．GR では写真を撮影・投稿すると，撮影したバリアと形状の類似したモンスターを獲得できる．加えて，モンスターの獲得数とその獲得数に応じたポイントと順位が表示される．

本実験では，5.1.1 項で定義した仮説を検証するために，写真投稿時の忙しさとモチベーションの度合いを実験アプリケーションを通じて回答してもらった．具体的には，写真の投稿時に，図 4.2a・4.2b の画面の下部にあるラジオボタンで，該当する忙しさ・モチベーションの度合いを 7 段階で選択してもらった．忙しさは仕事・学業・私生活における直近の忙しさ (1：忙しくない〜7：忙しい) を，モチベーションは直近のバリア情報収集へのモチベーション (1：低い〜7：高い) を回答するように，事前に参加者へ説明を行った．

5.1.4　実験手順

実験手順は次の通りである．

Step 1 実験開始前に，参加者は実験とシステムを説明したビデオ (約 20 分) を視聴した．義務感やモチベーションへの影響を避けるため，実験者は電子メールによる事務連絡以上の連絡は行わず，バリア情報を収集する社会的意義についても詳しく説明をしなかった．

Step 2 実験期間中，参加者は先行研究 [54, 6, 7] で紹介された BScanner の 4 つのモード全てが実装されたアプリケーションを使用して，バリア情報収集を行った．

Step 3 実験期間後に，参加者は「実験期間中に R/GR モードでバリア情報を収集することは多かったですか？」という質問に 1 から 7 までの 7 段階リッカート尺度で回答した．参加者は各モードでこの質問を受け，各質問の回答理由を尋ねた自由記述式の質問にも回答した．

5.1.5　実験結果・考察

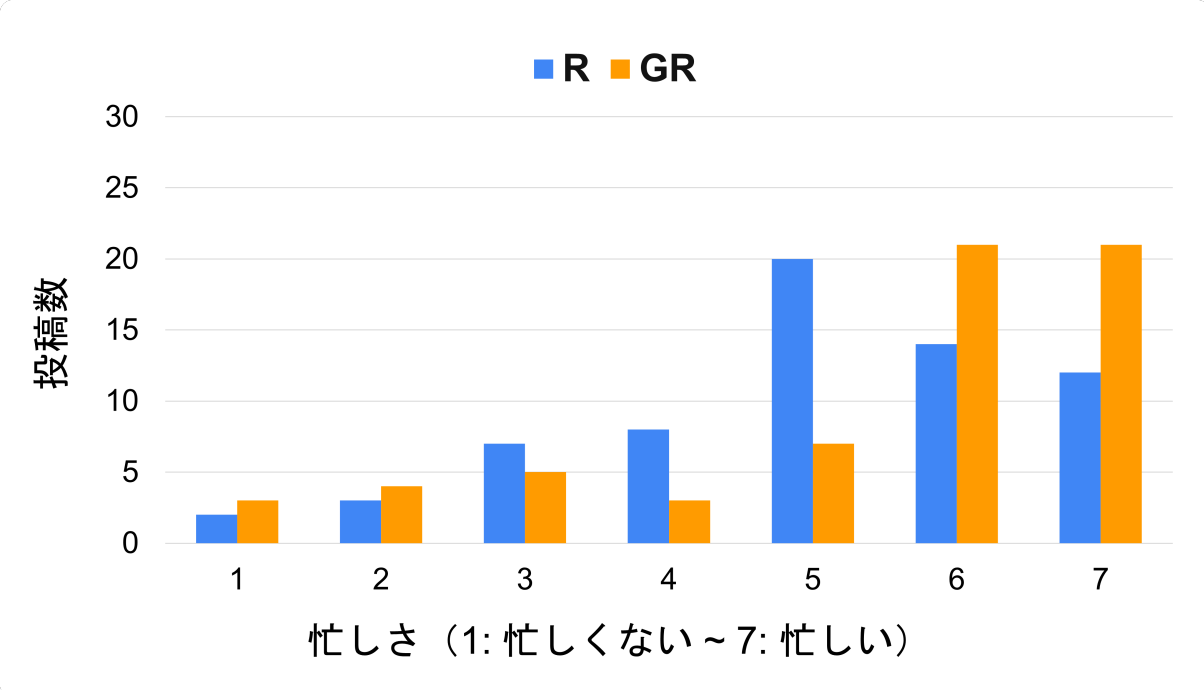


図 5.1: 忙しさの度合いごとの投稿数の合計 (1：忙しくない〜7：忙しい)

本実験では，参加者は BScanner の 4 つのモードを使用してバリア情報収集を行った．本研究では，R と GR のみに焦点を当てて結果を説明する．R と GR のいずれかで 1 件以

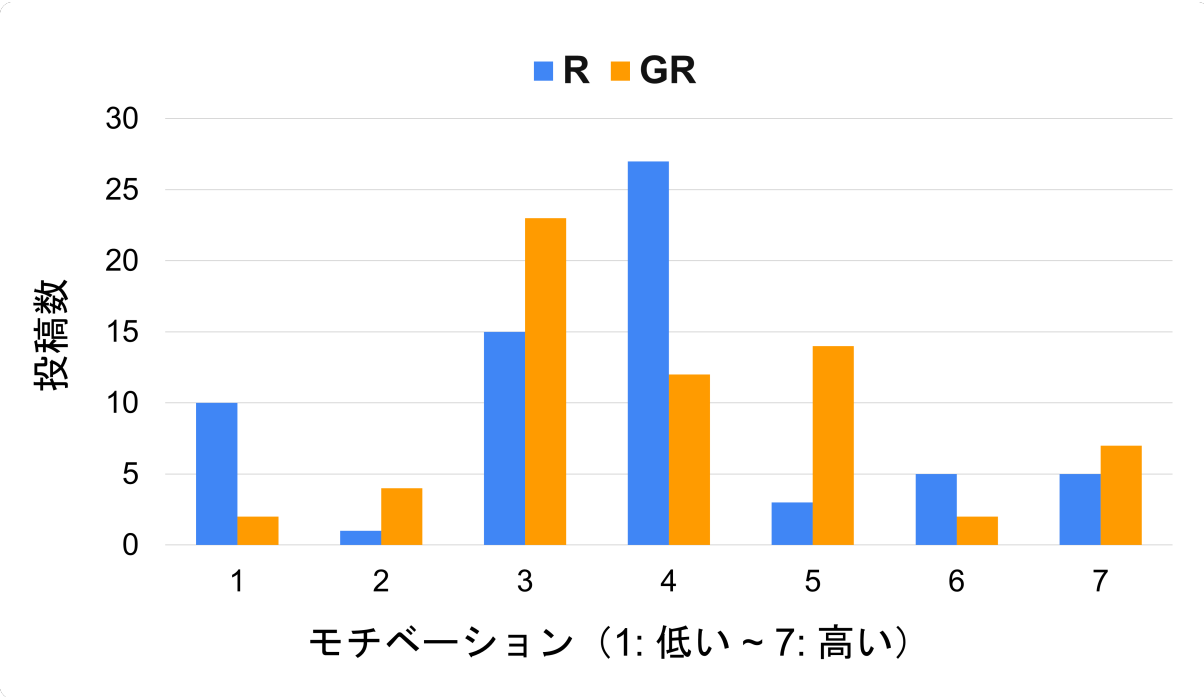


図 5.2: モチベーションの度合いごとの投稿数の合計 (1：低い〜7：高い)

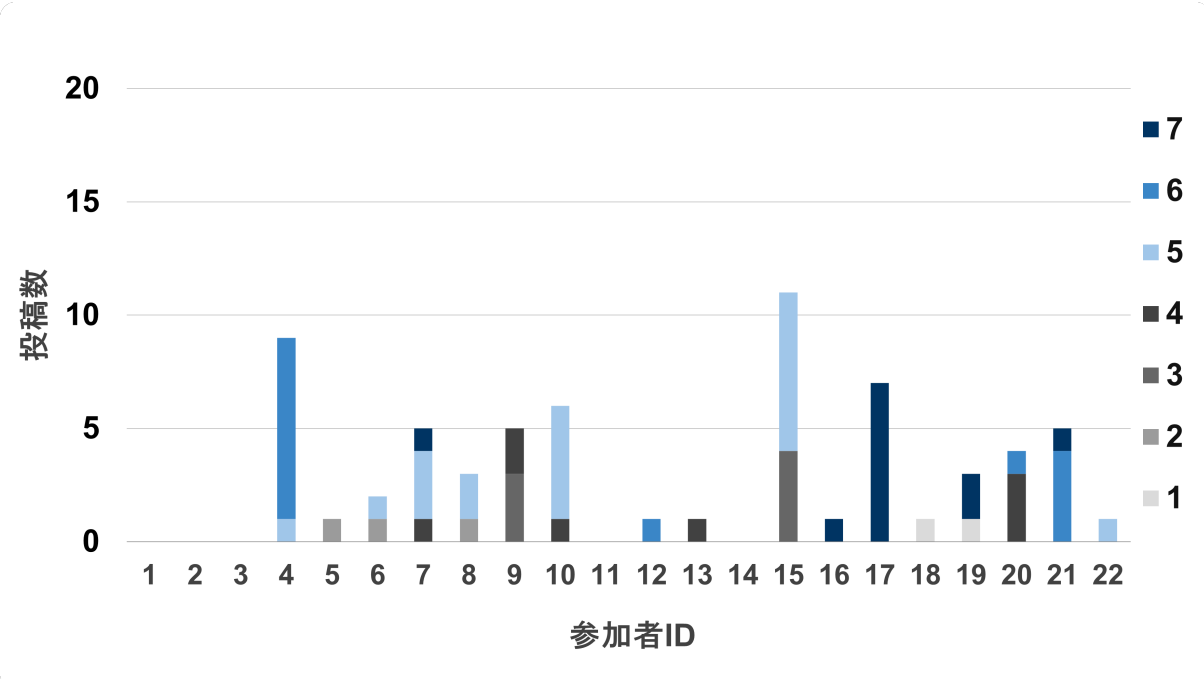


図 5.3: 忙しさの度合いごとに色分けした各参加者の R での投稿数 (1：忙しくない〜7：忙しい)

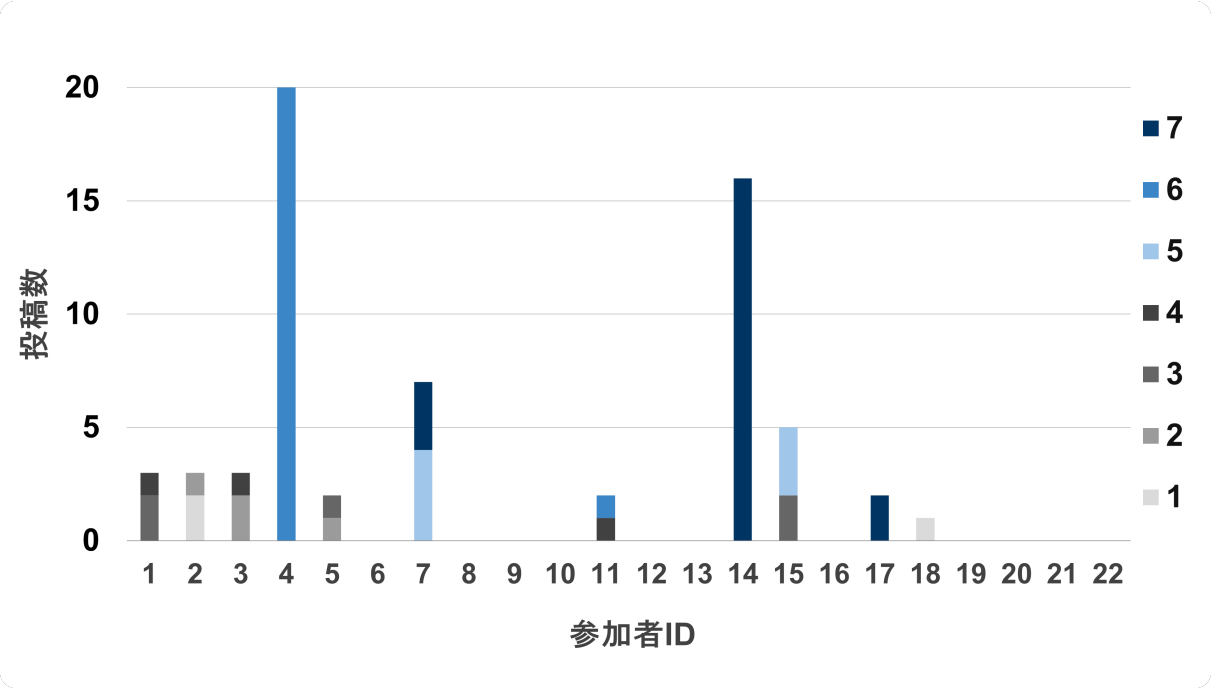


図 5.4: 忙しさの度合いごとに色分けした各参加者の GR での投稿数 (1：忙しくない〜7：忙しい)

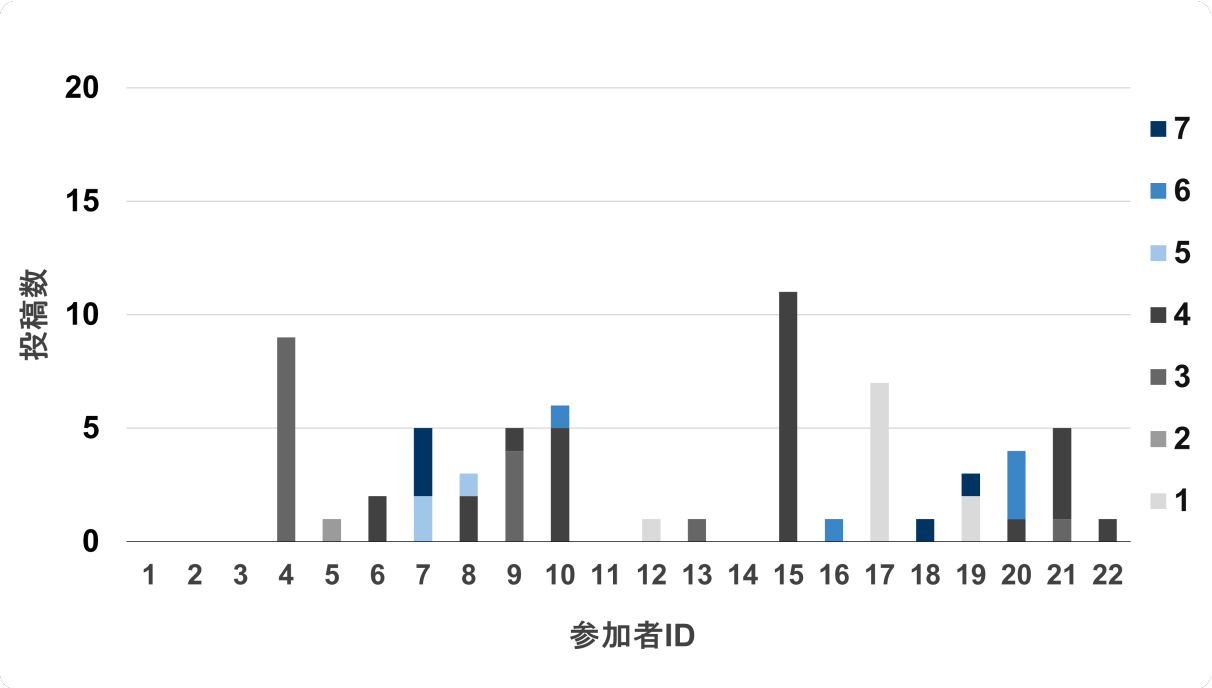


図 5.5: モチベーションの度合いごとに色分けした各参加者の R での投稿数 (1：低い〜7：高い)

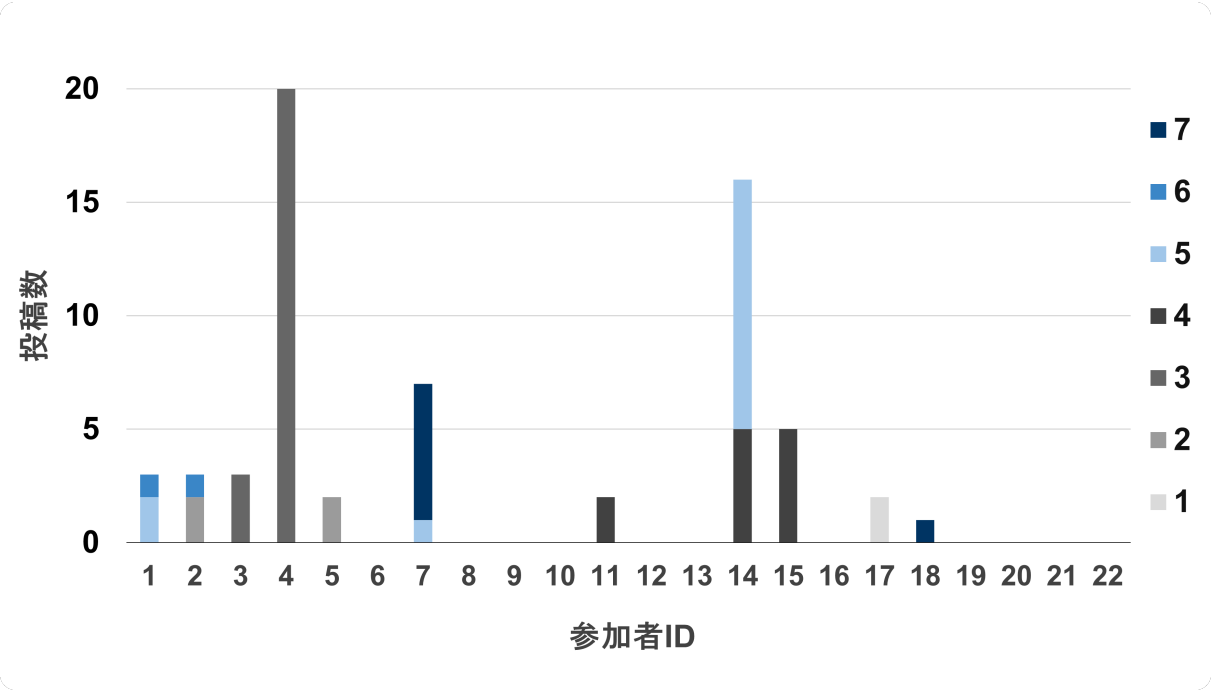


図 5.6: モチベーションの度合いごとに色分けした各参加者の GR での投稿数 (1：低い～7：高い)

表 5.1: 無相関の検定の結果

仮説	相関係数	p 値
H1	0.78	0.03578
H2	0.84	0.0166
H3	-0.16	0.7287
H4	-0.02	0.966

上投稿した参加者は，28 名中 22 名であった．本研究では，この 22 名の投稿データを対象として分析を行った．R では 17 人が 66 件，GR では 11 人が 64 件の画像を投稿した．

本実験において，参加者は忙しさ・モチベーションの度合いをバリア画像の投稿時に回答した．このため，忙しさ・モチベーションの度合いは，投稿されたバリア画像と 1 対 1 で紐づけられて保存されている．忙しさの度合いごとの投稿数の合計を示したグラフを図 5.1 に，モチベーションの度合いごとの投稿数の合計を示したグラフを図 5.2 に示す．また，忙しさの度合いごとに色分けをした各参加者の R・GR での投稿数を図 5.3・5.4 に，モチベーションの度合いごとに色分けをした各参加者の R・GR での投稿数を図 5.5・5.6 に示す．忙しさ・モチベーションの度合いと投稿されるバリア画像の量の関係を分析するために，忙しさ・モチベーションの度合い (1〜7) と各度合いにおける投稿数で無相関の検定を行った．各仮説に関する検定の結果を表 5.1 に示す．

H1 を検証するために，忙しさの度合いと各度合いにおける R での投稿数の合計で無相関の検定を行った．検定の結果，高い正の相関 (相関係数=0.78, $p<0.05$) が見られた．このため，ゲーム要素がないバリア画像収集において，学生が忙しいときに収集する画像の量は忙しくないときに収集する量よりも多くなると考えられる．本実験では，実験場所は大学キャンパスに限定されていた．これにより，学問や研究で忙しかったときはキャンパスに来る頻度が高く，収集する機会が忙しくないときよりも多かったと思われる．今回の実験のように広大な私有地でのバリア画像収集では，そこを訪れる用が頻繁にある人が収集されるバリア画像の量を増やす上で重要な役割を果たすことが分かった．このため，広大な私有地で行われるバリア画像収集で収集される画像の量を増やすためには，忙しいときでも使用しやすいシステムデザイン・ゲーム要素が望ましいと考える．この知見は，ボランティアユーザによる広大な私有地でのバリア画像収集を試みる研究者や自治体，施設管理者にとって，忙しいタイミングで行われるバリア画像収集を模索するきっかけとなる．一方で，先行研究での実験のように場所を限定しないバリア画像収集では，自由な場所・タイミングで収集できるため，本実験とは異なる結果が得られる可能性がある．例えば，任意の公道で収集を行う場合，時間に余裕があるときに散歩のついでやバリア画像収集を行うためだけに自宅周辺を探索し収集することができるため，忙しくないときに収集する量が多くなると想定できる．今後は，忙しいときの方が収集するバリア画像の量が多くなるという結果の普遍性を検証するために，実験場所や参加者の属性を変更した上で実験を行う必要がある．

H2 を検証するために，忙しさの度合いと各度合いにおける GR での投稿数の合計で無相関の検定を行った．検定の結果，高い正の相関 (相関係数=0.84, $p<0.05$) が見られた．このため，ゲーム要素があるバリア画像収集において，学生が忙しいときに収集する画像の量は忙しくないときに収集する量よりも多くなると考えられる．これはゲーム要素がない場合と同様に，学問や研究で忙しいときに学生はキャンパスに足を運び，より多く貢献した結果であると思われる．注目すべきは，図 5.4 の ID が 4 と 14 の参加者の投稿数から分かるように，多忙なタイミングでもシンプルなモードである R 以上に GR でも投稿が得られていることである．このことは，ゲーム要素が学生の忙しいときでも一定の効果を持つ可能性を示唆している．一方で，忙しくないときの投稿数は H1 と同様に伸びていな

い．これは，導入したゲーム要素が，学生が忙しいときに用事のついでに行うバリア画像収集に対しては有効であるが，時間に余裕があるときにバリア画像収集を行うためだけにキャンパスへ赴かせるほど参加意欲を向上させる効果を持たなかったためであると考えられる．

H3 を検証するために，モチベーションの度合いと各度合いにおける R での投稿数の合計で無相関の検定を行った．検定の結果，有意な相関関係は確認されなかった (相関係数 =-0.16, $p \geq 0.05$)．このため，ゲーム要素がないバリア画像収集において，学生がモチベーションの低いときに収集する画像の量はモチベーションが高いときに収集する量と比べても低下しないと考えられる．図 5.2 を見ると，モチベーションが 1 での投稿数が 3 番目に多いことが分かる．自由記述から，モチベーションが 1 で R を使用した参加者 (図 5.5 における ID が 12 と 19 の参加者) の R の使用理由について,「使いやすい」や「取り組みやすい」といった意見が得られた．このため，モチベーションが極度に低いときは，シンプルで使いやすいモードを好む傾向があると思われる．以上を踏まえ，ゲーム要素が必ずしもモチベーションが低いときのバリア画像収集に対する参加意欲を向上させるわけではなく，ゲーム要素がないシンプルなシステムも必要であることが示唆された．さらに，導入するゲーム要素をシンプルで取り組みやすいものにデザインできれば，このようにモチベーションが極度に低いときの投稿数を向上できる可能性もある．ただし，シンプルにすることで失われるゲームとしての面白さもあり，それによって導入するゲーム要素が GR で多く投稿した参加者 (図 5.6 における ID が 12 と 19 の参加者) の参加度合いを向上させる効果が低下する可能性もあるため，一概にゲームをシンプルにデザインすればより多くの投稿を得られるとは限らない．加えて，この結果は学生が大学キャンパスで収集するという文脈に依存している可能性があるため，ゲーミフィケーションを利用したアプリケーション全般にこの知見を適用することはできない．

H4 を検証するために，モチベーションの度合いと各度合いにおける GR での投稿数の合計で無相関の検定を行った．検定の結果，有意な相関関係は見られなかった (相関係数 =-0.02, $p \geq 0.05$)．このため，ゲーム要素があるバリア画像収集において，学生がモチベーションの低いときに収集する画像の量はモチベーションが高いときに収集する量と比べても低下しないと考えられる．ただし，ゲーム要素がない場合でも同様の結果が得られているため，ゲーム要素による効果であると言い切ることはできない．図 5.2 を見ると，モチベーションが 3 での投稿数が 23 件で最も多いことが分かる．このため，モチベーションが少し低い程度のときはゲーム要素がある方で投稿する傾向があった可能性がある．

図 5.4・5.6 を見ると，GR の投稿数は ID が 4 と 14 の参加者によって底上げされており，それ以外の参加者とは投稿数に大きな差があることが分かる．自由記述から，ID が 4 と 14 の参加者が GR を使用した理由として,「モンスターを収集したかった」という趣旨のコメントが得られた．このため，モンスター収集というゲーム要素を好んだ学生がより多く投稿し，そうでない学生は投稿数が伸びなかったと考える．既存研究 [3] においても，ゲーム要素があるバリア情報収集では参加者間で投稿数にばらつきがあり，導入されたゲーム要素を好む学生が多く投稿したことが分かっている．このことから，ゲーム要素がバリア画像収集に対するユーザの参加度合いを向上させるかどうかは，導入するゲーム要

素がそのユーザから好まれるかに左右される可能性があることが示唆される．以上を踏まえ，より多くのユーザが好みやすいゲーム要素を導入することが，より多くのユーザからバリア画像収集への協力を得る上で重要であると考える．

5.2　実験 2

5.2.1 項で実験目的を，5.2.2 項で実験条件を，5.2.3 項で実験手順を，5.2.4 項で実験で使用するバリア画像の選定方法を，5.2.5 項で実験結果・考察を述べる．

5.2.1　実験目的

表 5.2: アンケート（7 段階リッカート尺度，1：全くそう思わない〜7：強くそう思う）

項目	質問事項
Q1	バリアの形状は把握しやすかったですか
Q2	バリアの大きさは把握しやすかったですか
Q3	バリア周辺の状況は把握しやすかったですか

2 つ目の実験では，学問・研究のために大学キャンパスに通う学生が行うバリア画像収集において，ゲーミフィケーションが収集されるバリア画像の質に与える影響を検証した．検証にあたり，私は下記の仮説を立てた．

H5: ゲーム要素の有無で収集されるバリア画像の質に差は生じない

この仮説を検証するために，5.1 節で説明した実験において収集された R と GR のバリア画像の質を比較する実験を行った．本実験では，画像を見た際のバリアの形状と大きさ，周辺状況の把握しやすさを，バリア画像の質の評価指標として用いる．これらは，移動弱者がバリア画像を閲覧し，その地点の通行可否を判断する上で重要な情報である．評価指標の測定は，アンケート (7 段階リッカート尺度，1：全くそう思わない〜7：強くそう思う) で行った．アンケートの質問項目を表 5.2 に示す．全ての質問において，画像のどのような部分からそのように感じたかを自由記述で回答してもらった．

アンケート結果を R と GR で収集されたバリア画像を見た場合で比較し，有意な差が見られなければ，ゲーム要素の有無で収集されるバリア画像の質に差があるとは言えないことを示すことができると考える．

5.2.2　実験条件

実験には障害のない学生 13 名 (男性 11 名，女性 2 名，18〜26 歳) が参加した．所属は，主著と同研究室の学生 8 名と連携先である他大学・学部の学生 5 名である．本研究の内容を事前に知っている参加者がいる可能性を考慮し，本実験では閲覧する画像が R と GR のどちらで投稿されたものかを参加者からは把握できないようにした．これにより，研究の内容を把握している参加者が実験者にとって有利に働くよう恣意的にアンケートへ回答することを防ぐ．画像の閲覧は参加者が用意した PC で行っており，参加者ごとに異なるものを使用している．閲覧する場所は PC 操作が可能なスペースがあり，ネットワークに接続可能ということ以外には指定しておらず，各参加者が自由な場所で実験を行った．

5.2.3　実験手順

実験は下記の手順で行う．

Step 1 実験開始前に，実験参加者は実験の概要，実験手順や実験における注意事項等が記載された資料を読む．

Step 2 実験参加者は，こちらが提供するバリア画像を閲覧する．この際，実験参加者は閲覧するバリア画像が R と GR のどちらで投稿されたものかを把握することはできない．

Step 3 実験参加者は，画像に写るバリアの形状と大きさ，周辺状況の把握しやすさに関するアンケートに回答する．アンケートの冒頭には，段差，階段，坂の 3 種類のバリア画像を例示している．

Step 4 実験参加者は，Step 3〜4 を画像 18 枚分繰り返す．18 枚の画像の選定方法は，5.2.4 項で説明する．

5.2.4　画像の選定方法

表 5.3: 実験で使用するバリア画像の枚数

	段差	階段	坂	合計
R	17	24	12	53
GR	9	40	11	60
合計	26	64	23	113

5.1 節で述べた実験において，段差，階段，坂以外のバリアが写った画像が投稿された．参加者がバリアの形状と大きさ，周辺状況の把握しやすさを評価するためには，画像に写

るバリアを定義し，参加者に予め教示する必要があった．このため，本実験では 5.1 節で述べた実験で収集されたバリア画像の内，段差，階段，坂のいずれかのバリアが写った画像のみを使用し，参加者にはその 3 種類のいずれかが写っていることを教示した．段差，階段，坂のいずれかが写っているかどうかは，実験者が画像を見て判断した．実験で使用するバリア画像の枚数を表 5.3 に示す．

本実験では，参加者が閲覧する画像，バリア種別，投稿された手法で枚数に偏りが生じないように，下記の手順で画像を選定した．

(1) 実験で使用する画像をバリア種別 (段差，階段，坂) とゲーム要素の有無で 6 つのグループに分ける．例えば，グループの 1 つは R で投稿された段差画像のグループである．

(2) グループごとに，3 枚の画像を無作為に選ぶ．この際に，グループ内で既に選ばれた回数が少ない画像の中から選ぶ．これにより，画像間で選ばれる回数に大きな偏りが生じることを防ぐ．6 つのグループでそれぞれ 3 枚選び，計 18 枚の画像を参加者 1 人分の画像として用意する．

(3) (2) を参加者の数だけ行い，参加者全員分の画像を選定する．

5.2.5　実験結果・考察

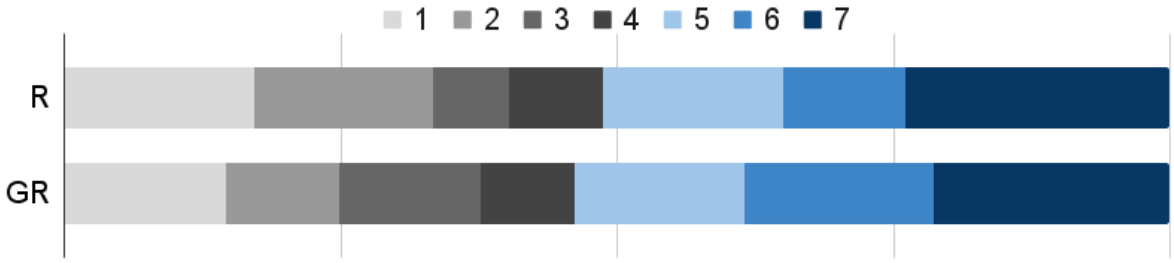


図 5.7: Q1．バリアの形状は把握しやすかったですか (1: 全くそう思わない〜7：強くそう思う，N=13)

Q1〜3 の回答結果を図 5.7〜5.9 に示す．R と GR 間で収集されたバリア画像の質を比較するために，各質問の回答結果に対しマンホイットニーの U 検定を行った．検定の結果，すべての質問の回答結果において，R と GR で投稿された画像間で有意差は確認されなかった．このことから，R と GR で投稿されたバリア画像で，バリアの大きさと形状，周辺状況の把握しやすさに差があるとは言えないことが分かった．このため，ゲーム要素の有無で収集されるバリア画像の質に差があるとは言えないことが示された．

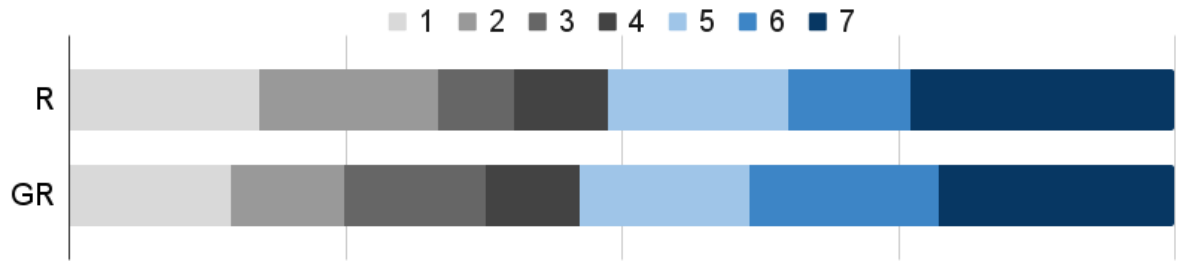


図 5.8: Q2. バリアの大きさは把握しやすかったですか (1: 全くそう思わない〜7：強くそう思う，N=13)

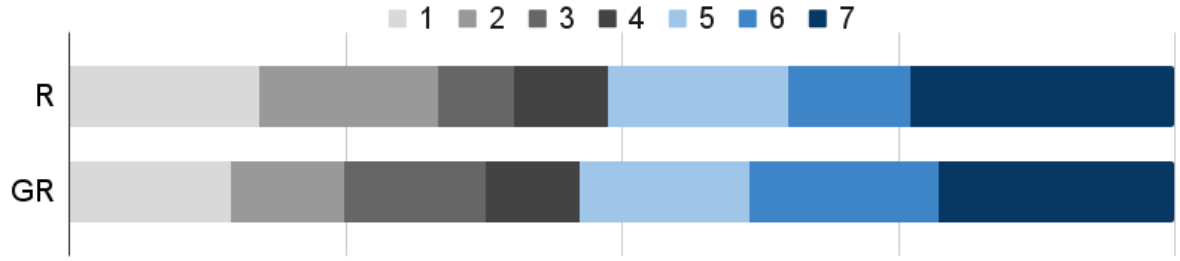


図 5.9: Q3. バリア周辺の状況は把握しやすかったですか (1: 全くそう思わない〜7：強くそう思う，N=13)

第6章　結論

本研究では，ゲーム要素がバリア画像収集に与える影響について具体的な知見を得るために，学生が大学キャンパスで行うバリア画像収集において，モンスター収集ゲームが収集される画像の量と質に与える影響を評価した．この検証では，次のような結果が得られた．(1) ゲーム要素の有無に関わらず，バリア画像収集において学生が忙しいときに収集する画像の量は忙しくないときに収集する量よりも多くなる．これは学生が学問や研究で忙しいときはキャンパスに来る機会が多く，投稿する量が増えためだと考える．この結果は，ゲーム要素が学生の忙しさに関わらず一定の効果を持つ可能性を示唆している．(2) ゲーム要素の有無に関わらず，バリア画像収集において学生がモチベーションの低いときに収集する画像の量はモチベーションが高いときに収集する量と比較しても減少しない．このことから，ゲーム要素がモチベーションが低いときに収集する画像の量の向上に寄与したと言い切ることはできない．一方で，ゲーム要素がある場合はモチベーションが少し低い程度での投稿が最も多いことから，学生がモチベーションの少し低いときに行うバリア画像収集に対してゲーム要素が効果的であった可能性がある．(3) ゲーム要素の有無で収集されるバリア画像の質に差があるとは言えない．

さらに，今回の検証から，収集されるバリア画像の量を増やすためのゲーム要素について下記の知見が得られた．(1) 広大な私有地で行われるバリア画像収集で収集されるバリア画像の量を増やすためには，忙しいときでも使用しやすいゲーム要素を利用することが望ましい可能性がある．(2) モチベーションが極度に低いときに収集されるバリア画像の量を増やすためには，シンプルで取り組みやすいゲーム要素を利用することが好ましいと考えられる．(3) バリア画像収集で収集されるバリア画像の量を増やすためには，多くのユーザから広く好まれやすいゲーム要素を利用することが望ましいと思われる．これらを満たすゲーム要素を導入することができれば，バリア画像収集でより多くの画像を収集できる可能性がある．

ただし，本研究で行ったバリア画像の量と質に関する 2 つの実験には，いくつかの制約がある．量に関する実験には次の 4 つの制約がある．(1) 実験結果やそこから得られた知見が今回の実験環境に依存している可能性がある．例えば，H1 と H2 の結果について，学生が忙しいときほど収集する画像の量が多かったのは，大学キャンパスへ頻繁に行く用があり忙しいときに多く投稿されたためであると考察した．このため，特定の場所でそこに赴く用が定期的にある人が行うバリア画像収集では，今回の実験と同様の結果が得られるかもしれない．しかし，とある公園で学生が行うバリア画像収集のように，特定の場所でそこに行く用があまりない人が収集するシーンでは，忙しいときよりも忙しくないときの方が収集する量が多くなると想定できる．さらに，今回の実験とは異なる大学キャンパスで同様の実験を行う場合でも，異なる結果が得られる可能性もある．このため，本実験とは異なる環境で実験を行い，今回得られた結果や知見がどの範囲まで適用できるかを確かめる必要がある．(2) 実験結果が利用したゲーム要素に依存している可能性がある．実験では，ゲーミフィケーションの効果を評価するために，モンスター収集ゲームを利用したバリア画像収集システムで投稿された画像を対象として分析を行った．しかし，モンスター収集ゲーム以外のゲーム要素を利用したバリア画像収集システムでは，異なる結果が得られるかもしれない．例えば，ホラーゲームのように，ユーザの好みが分かれやすい

ゲーム要素を利用した場合，モンスター収集ゲームを利用した場合よりも収集される画像の量は少なくなる恐れがある．(3) 参加者の属性に偏りがある．今回の実験では，参加者を自由応募で募集したことで，比較的バリアフリーへの関心がある学生が多く参加した．実際，事前に行ったバリアフリーへの関心を問うアンケートにおいて，参加者の約 7 割は関心があると回答している．このため，ゲーム要素の有無で収集するバリア画像の量に差が生じにくかった可能性がある．(4) 測定された忙しさ・モチベーションの度合いは，バリア画像を投稿できる忙しさ・モチベーションの範囲に限定される．実験では，写真の投稿時に忙しさ・モチベーションの度合いを回答させるようにした．これにより，バリア画像を投稿する余裕がないほど忙しい場合や，投稿しようと思わないほどモチベーションが低い場合の忙しさ・モチベーションは測定できなかった．(5) 忙しさ・モチベーションの度合いが主観評価である．本実験において，忙しさ・モチベーションの度合いは 7 段階評価のリッカート尺度で回答してもらった．しかし，人によって忙しさ・モチベーションの尺度は異なるため，客観的な指標での測定も必要であると考える．

質に関する実験には下記の制約がある．(6) バリア画像の質を評価する参加者が全員健常歩行者である．普段の生活の中で実際に移動計画を立てる移動弱者と移動計画を立てない健常歩行者では，バリア画像を閲覧する際に注目する点が異なることがあり得る．このため，健常歩行者を対象とした今回の実験結果だけでは，ゲーム要素の有無で収集されるバリア画像の質に生じないと言い切ることはできない．

上述の制約を踏まえた今後の課題は次の通りである．(1) 本実験とは異なる環境・シーンで行われるバリア画像収集において，ゲーミフィケーションが収集される画像の量と質に与える影響を検証する．例えば，本実験とは別の大学キャンパスで学生が収集するシーンや社会人が所属する会社の敷地で収集するシーン，特定の駅でそこを最寄り駅として利用する人が収集するシーンでの実験が考えられる．(2) 忙しさ・モチベーションの度合いの測定方法を改善した上で，バリア画像収集に対するゲーミフィケーションの効果に関する具体的な知見を得るための検証を行う．まずは，客観的に忙しさ・モチベーションの度合いを測定する方法を調査していく予定である．(3) 移動弱者を対象として，収集されるバリア画像の質を評価する．以上の課題を達成し，バリア画像収集に対するゲーミフィケーションの効果を明らかにしていく．

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] Chaohai Ding, Mike Wald, and Gary Wills. A survey of open accessibility data. In *Proceedings of the 11th Web for All Conference*, W4A '14, pp. 1–4, 2014.

[2] Sebastian Deterding, Dan Dixon, Rilla Khaled, and Lennart Nacke. From game design elements to gamefulness: Defining"gamification". In *Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference on Envisioning Future Media Environments*, MindTrek '11, pp. 9–15, 2011.

[3] Catia Prandi, Marco Roccetti, Paola Salomoni, 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, No. 4, pp. 4951–4979, 2017.

[4] 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*, CollabTech '19, Poster Session, pp. 35–38, 2019.

[5] 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, pp. 33–42, 2023.

[6] Akihiro Miyata, Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, Kazuki Okugawa, Keihiro Ochiai, 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*, CHI EA '22, pp. 1–7, 2022.

[7] Akihiro Miyata, Kazuki Okugawa, Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, Keihiro Ochiai, and Yuko Murayama. Case study: In-the-field accessibility information collection using gamification. In *Proceedings of the 20th International Web for All Conference*, W4A '23, pp. 66–74, 2023.

[8] Jin Sun and David W. Jacobs. Seeing what is not there: Learning context to determine where objects are missing. In *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR '17, pp. 1234–1242, 2017.

[9] Galen Weld, Esther Jang, Anthony Li, Aileen Zeng, Kurtis Heimerl, and Jon Froehlich. Deep learning for automatically detecting sidewalk accessibility problems using streetscape imagery. In *Proceedings of the 21st International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, ASSETS '19, pp. 196–209, 2019.

[10] Jon Froehlich, Anke Brock, Anat Caspi, João Guerreiro, Kotaro Hara, Reuben Kirkham, Johannes Schöning, and Benjamin Tannert. Grand challenges in accessible maps. *Interactions*, Vol. 26, No. 2, pp. 78–81, 2019.

[11] Kotaro Hara, Robert Moore Jin Sun, David Jacobs, and Jon 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*, UIST '14, pp. 189–204, 2014.

[12] Dragan Ahmetovic, Roberto Manduchi, James Coughlan, and Sergio Mascetti. Mind your crossings: Mining gis imagery for crosswalk localization. *ACM Transactions on Accessible Computing*, Vol. 9, No. 4, pp. 1–25, 2017.

[13] Hannah Badland, Simon Opit, Karen Witten, Robin Kearns, and Suzanne Mavoa. Can virtual streetscape audits reliably replace physical streetscape audits? *Journal of Urban Health*, Vol. 87, No. 6, pp. 1007–1016, 2010.

[14] Andrew Rundle, Michael Bader, Catherine Richards, Kathryn Neckerman, and Julien Teitler. Using google street view to audit neighborhood environments. *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 40, No. 1, pp. 94–100, 2011.

[15] Dragan Ahmetovic, Roberto Manduchi, James 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*, ASSETS '15, pp. 251–258, 2015.

[16] 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. 10, 2014.

[17] John Bethlehem, Joreintje Mackenbach, Maher Ben-Rebah, Sofie Compernolle, Ketevan Glonti, Helga Bárdos, Harry Rutter, Hélène Charreire, Jeanmichel Oppert, Johannes Brug, and Jeroen Lakerveld. The spotlight virtual audit tool: A valid and reliable tool to assess obesogenic characteristics of the built environment. International Journal of Health Geographics, Vol. 13, 2014.

[18] Michael Bader, Stephen Mooney, Yeon Jin Lee, Daniel Sheehan, Kathryn Neckerman, Andrew Rundle, and Julien 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.

[19] Kotaro Hara, Vicki Le, and Jon Froehlich. Combining crowdsourcing and google street view to identify street-level accessibility problems. In *Proceedings of the 2013 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '13, pp. 631–640, 2013.

[20] Wenfei Zhu, Yuliang Sun, Jonathan Kurka, Carrie Geremia, Jessa Engelberg, Kelli Cain, Terry Conway, James Sallis, Steven Hooker, and Marc Adams. Reliability between online raters with varying familiarities of a region: Microscale audit of pedestrian streetscapes (maps). *Landscape and Urban Planning*, Vol. 167, pp. 240–248, 2017.

[21] Manaswi Saha, Michael Saugstad, Hanuma Teja Maddali, Aileen Zeng, Ryan Holland, Steven Bower, Aditya Dash, Sage Chen, Anthony Li, Kotaro Hara, and Jon Froehlich. 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*, CHI '19, pp. 1–14, 2019.

[22] Tomoya Hanibuchi, Tomoki Nakaya, and Shigeru Inoue. Virtual audits of streetscapes by crowdworkers. Health Place, Vol. 59, 2019.

[23] 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.

[24] Hélène Charreire, Joreintje Mackenbach, M Ouasti, Jeroen Lakerveld, Sofie Compernolle, Maher Ben Rebah, Martin Mckee, Johannes Brug, Harry Rutter, and Jean-Michel Oppert. Using remote sensing to define environmental characteristics related to physical activity and dietary behaviours: A systematic review (the spotlight project). *Health Place*, Vol. 25, pp. 1–9, 2014.

[25] Amanda Rzotkiewicz, Amber Pearson, Benjamin Dougherty, Ashton Shortridge, 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.

[26] Cheryl Kelly, Jeffrey Wilson, Elizabeth Baker, Douglas Miller, and Mario Schootman. Using google street view to audit the built environment: Inter-rater reliability results. *Annals of Behavioral Medicine*, Vol. 45, pp. 108–112, 2013.

[27] Pedro Gullón, Hannah Badland, Silvia Alfayate, Usama Bilal, Francisco Escobar, Alba Cebrecos, Julia Diez, and Manuel Franco. Assessing walking and cycling environments in the streets of madrid: Comparing on-field and virtual audits. *Journal of Urban Health*, Vol. 92, No. 5, pp. 923–939, 2015.

[28] Michael Goodchild. Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal*, Vol. 69, No. 4, pp. 211–221, 2007.

[29] Muki Haklay. Citizen science and volunteered geographic information: Overview and typology of participation. *Crowdsourcing Geographic Knowledge*, pp. 105–122, 2013.

[30] Ines Mergel. Distributed democracy: Seeclickfix.com for crowdsourced issue reporting. *SSRN Electronic Journal*, 2012.

[31] Christian Masdeval and Adriano Veloso. Mining citizen emotions to estimate the urgency of urban issues. *Information Systems*, Vol. 54, pp. 147–155, 2015.

[32] Amin Mobasheri, Jonas Deister, and Holger Dieterich. Wheelmap: The wheelchair accessibility crowdsourcing platform, open geospatial data. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, Vol. 2, No. 27, pp. 1–7, 2017.

[33] Carlos Cardonha, Diego Gallo, Priscilla Avegliano, Ricardo Herrmann, Fernando Koch, and Sergio Borger. A crowdsourcing platform for the construction of accessibility maps. In *Proceedings of the 10th International Cross-Disciplinary Conference on Web Accessibility*, W4A '13, pp. 1–4, 2012.

[34] Catia Prandi, Silvia Mirri, Stefano Ferretti, and Paola Salomoni. On the need of trustworthy sensing and crowdsourcing for urban accessibility in smart city. *ACM Transactions on Internet Technology*, Vol. 18, No. 1, pp. 1–21, 2017.

[35] Andrew May, Christopher J. Parker, Neil Taylor, and Tracy Ross. Evaluating a concept design of a crowd-sourced 'mashup' providing ease-of-access information for people with limited mobility. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 49, pp. 103–113, 2014.

[36] Yusuke Iwasawa, Kouya Nagamine, Ikuko Eguchi Yairi, and Yutaka Matsuo. Toward an automatic road accessibility information collecting and sharing based on human behavior sensing technologies of wheelchair users. *Procedia Computer Science*, Vol. 63, pp. 74–81, 2015.

[37] Gabriele Civitarese, Sergio Mascetti, Alberto Butifar, and Claudio Bettini. Automatic detection of urban features from wheelchair users' movements. In *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, PerCom '11, pp. 1–10, 2019.

[38] Md Osman Gani, Vaskar Raychoudhury, Janick Edinger, Valeria Mokrenko, Zheng Cao, and Ce Zhang. Smart surface classification for accessible routing through built environment. In *Proceedings of the 6th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation*, BuildSys '11, pp. 11–20, 2019.

[39] Sergio Mascetti, Gabriele Civitarese, Omar El Malak, and Claudio Bettini. Smartwheels: Detecting urban features for wheelchair users ' navigation. Pervasive and Mobile Computing, Vol. 62, 2020.

[40] Reuben Kirkham, Romeo Ebassa, Kyle Montague, Kellie Morrissey, Vasilis Vlachokyriakos, Sebastian Weise, and Patrick Olivier. Wheeliemap: An exploratory system for qualitative reports of inaccessibility in the built environment. In *Proceedings of the 19th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI '17, pp. 1–22, 2017.

[41] Takashi Isezaki, Arinobu Niijima, Akihiro Miyata, Tomoki Watanabe, and Osamu Mizuno. Wheelchair users ' psychological barrier estimation based on inertial and vital data. In *Proceedings of the 10th International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction*, UAHCI '16, pp. 403–413, 2016.

[42] Akihiro Miyata, Iori Araki, and Tongshun Wang. Barrier detection using sensor data from unimpaired pedestrians. In *Proceedings of the 12th International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction*, UACHI '18, pp. 308–319, 2018.

[43] Yuki Kurauchi, Naoto Abe, Hiroshi Konishi, and Hitoshi Seshimo. Barrier detection using sensor data from multiple modes of transportation with data augmentation. In *Proceedings of the 2019 IEEE 43rd Annual Computer Software and Applications Conference*, COMPSAC '16, pp. 667–675, 2019.

[44] Kai Huotari and Juho Hamari. Defining gamification: A service marketing perspective. In *Proceeding of the 16th International Academic MindTrek Conference*, MindTrek '12, pp. 17–22, 2012.

[45] Juho Hamari, Jonna Koivisto, and Harri Sarsa. Does gamification work? – a literature review of empirical studies on gamifcation. In *Proceedings of the 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences*, HICSS '14, pp. 3025–3034, 2014.

[46] Katie Seaborn and Deborah I. Fels. Gamifcation in theory and action: A survey. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 74, pp. 14–31, 2015.

[47] Sebastian Matyas, Christian Matyas, Christoph Schlieder, Peter Kiefer, Hiroko Mitarai, and Maiko Kamata. Designing location-based mobile games with a purpose: Collecting geospatial data with cityexplorer. In *Proceedings of the 2008 International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology*, ACE '08, pp. 244–247, 2008.

[48] Marek Bell, Stuart Reeves, Barry Brown, Scott Sherwood, Donny McMillan, John Ferguson, and Matthew Chalmers. Eyespy: Supporting navigation through play. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '09, pp. 123–132, 2009.

[49] Kathleen Tuite, Noah Snavely, Dun-Yu Hsiaom, Nadine Tabing, and Zoran Popovic. Photocity: Training experts at large-scale image acquisition through a competitive game. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '11, pp. 1383–1392, 2011.

[50] Tekkon：`https://lp.tekkon.com/` (last visited on 2023/08/31).

[51] Christian Menkens, Julian Sussmann, Miriam Al-Ali, Emanuel Breitsameter, Jelena Frtunik, Tobias Nendel, and Tobias Schneiderbauer. Easywheel - a mobile social navigation and support system for wheelchair users. In *Proceedings of the 2011 Eighth International Conference on Information Technology: New Generations*, ITNG '11, pp. 859–866, 2011.

[52] Nazli Cila, Guido Jansen, Maarten Groen, Wouter Meys, Lea Den Broeder, and Ben Kröse. Look! a healthy neighborhood: Means to motivate participants in using an app for monitoring community health. In *Extended Abstracts of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '16, pp. 889–898, 2016.

[53] Jenny Bittner and Jeffrey Schipper. Motivational effects and age differences of gamification in product advertising. *Journal of Consumer Marketing*, Vol. 31, pp. 391–400, 2014.

[54] Akihiro Miyata, Kazuki Okugawa, Yuki Yamato, Tadashi 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*, CHI EA '21, pp. 1–6, 2021.

[55] Annakaisa Kultima. Casual game design values. In *Proceedings of the 13th International MindTrek Conference: Everyday Life in the Ubiquitous Era*, MindTrek '09, pp. 58–65, 2009.

[56] Niantic, Inc. Pokemon GO. available from https://pokemongolive.com/ (accessed 2024-1-10).

[57] Kotaro Hara, Christine Chan, and Jon Froelich. The design of assistive location-based technologies for people with ambulatory disabilities: A formative study. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 1757–1768, 2016.

[58] Chris Crawford. *The Art of Computer Game Design*. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA, 1984.

[59] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR '16, pp. 770–778, 2016.

[60] Charles Karney. Algorithms for geodesics. *Journal of Geodesy*, Vol. 87, pp. 43–55, 2013.

[61] Stanford Vision Lab. ImageNet. available from https://image-net.org/ (accessed 2024-1-11).

研究業績

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, pp.33–42 (2023 年 1 月).

査読付き国際会議

(1) Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, Keihiro Ochiai, Yuko Murayama, and Akihiro Miyata: Case Study on Student Behavior of Barrier Image Collection through Gaming. Proceedings of the 35th Australian Conference on Human-Computer Interaction (OzCHI '23) (2023 年 12 月).

(2) Akihiro Miyata, Kazuki Okugawa, Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, Keihiro Ochiai and Yuko Murayama: Case Study: In-the-Field Accessibility Information Collection Using Gamification. Proceedings of the 20th International Web for All Conference (W4A '23), pp.66–74 (2023 年 4 月).

(3) Akihiro Miyata, Yusaku Murayama, Akihiro Furuta, Kazuki Okugawa, 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 年 4 月).

(4) Akihiro Miyata, Kazuki Okugawa, 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 年 5 月).

査読付き国内会議

(1) 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 (2022 年 3 月).

研究会・シンポジウム

(1) 宮田章裕, 村山優作, 古田瑛啓: アクセシビリティマッピングにおける施設管理者とクラウドワーカーの違いの調査, 情報処理学会研究報告コラボレーションとネットワークサービス (CN), Vol.2024-CN-122 (2024 年 3 月).

(2) 宮田章裕, 村山優作, 古田瑛啓: バリアフリーマップ作成における施設管理者とクラウドワーカーの視点, 情報処理学会第 86 回全国大会論文集, Vol.2024 (2024 年 3 月).

(3) 水留悟, 村山優作, 土岐田力輝, 粟飯原萌, 田中絵里子, 宮田章裕: 複数アングルでの撮影を促すゲーム要素を利用したバリア画像収集システムの基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2024 論文集 (2024 年 3 月).

(4) 池田知樹, 佐子柊人, 村山優作, 古田瑛啓, 青木良輔, 宮田章裕: eSports におけるバレないようにする手抜き行為検出の検討, 情報処理学会インタラクション 2024 論文集 (2024 年 3 月).

(5) 佐子柊人，村山優作，古田瑛啓，池田知樹，青木良輔，宮田章裕: 事前訓練内容を反映した上肢運動障害者向け e スポーツ支援システムの実装, 情報処理学会コラボレーションとネットワークサービスワークショップ 2023 論文集, Vol.2023, pp.33—40 (2023 年 11 月).

(6) 土岐田力輝, 古田瑛啓, 村山優作, 齊藤孝樹, 呉健朗, 宮田章裕: 視覚障害者誘導用ブロックの認識のしやすさを推定する手法の提案, 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 (DICOMO2023), Vol.2023, pp.1097–1102 (2023 年 7 月).

(7) 村山優作, 宮田章裕, 青木良輔: eSports を対象とした頚椎損傷による上肢障害者のタブレット端末操作特性の予備調査, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.123, No.81, WIT2023-12, pp.59–64 (2023 年 6 月).

(8) 佐子柊人, 村山優作, 古田瑛啓, 青木良輔, 宮田章裕: 事前訓練内容を反映した上肢運動障害者向け e スポーツ支援システムの基礎検討, 情報処理学会研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), Vol.2023-GN-119, No.10, pp.1-–7 (2023 年 3 月).

(9) 奥川和希, 村山優作, 古田瑛啓, 村山優子, 落合慶広, 宮田章裕: 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, 情報処理学会インタラクション 2023 論文集, pp.367—372 (2023 年 3 月).

(10) 土岐田力輝, 古田瑛啓, 奥川和希, 村山優作, 呉健朗, 宮田章裕: 視覚障害者誘導用ブロックの識別のしやすさを推定する手法の基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2023 論文集, pp.451—453 (2023 年 3 月).

(11) 宮田章裕, 奥川和希, 村山優作, 古田瑛啓, 落合慶広, 村山優子: ゲーミフィケーションを活用した実地アクセシビリティ情報収集フィールドトライアル, 情報処理学会第 85 回全国大会論文集, Vol.2023, No.4, pp.459–460 (2023 年 2 月).

(12) 奥川和希, 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 年 12 月).

(13) 古田瑛啓, 大河原巧, 村山優作, 呉健朗, 宮田章裕: 実世界オブジェクトを用いた生活空間内における事故予測支援システムの実装, 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 (DICOMO2021), Vol.2021, pp.716–721 (2021 年 7 月).

(14) 前田真志, 奥川和希, 村山優作, 呉健朗, 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 (DICOMO2021), Vol.2021, pp.412–416 (2021 年 6 月).

(15) 村山優作, 奥川和希, 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 (DICOMO2021), Vol.2021, pp.404–411 (2021 年 6 月).

(16) 村山優作, 大和佑輝, 奥川和希, 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 年 3 月).

(17) 古田瑛啓, 大河原巧, 村山優作, 富永詩音, 呉健朗, 宮田章裕: 実世界オブジェクトを用いた生活空間内における事故予測支援システムの試作, 情報処理学会インタラクション 2021 論文集, pp.621–623 (2021 年 3 月).

(18) 村山優作, 大和佑輝, 奥川和希, 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 年 11 月).

受賞

(1) 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 ベストポジションペーパー発表賞, 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, 受賞者: 村山優作 (2020 年 11 月).