

# バリア形状をゲーム要素とする バリア画像収集システムの検証

令和3年度 卒業論文

日本大学 文理学部 情報科学科 宮田研究室

村山 優作

# 概要

我々の生活空間には、車椅子利用者や高齢者といった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する。バリアの位置や種類といった情報は、バリアフリーマップの作成や自治体が住みやすい街づくりに向けた都市計画を立案する上で重要な役割を果たす。このため、バリア情報を収集することは必要であり、自治体や研究者によってバリア情報を収集する試みが行われている。バリア情報を収集する手法として、ユーザにバリアの写った写真(以降、バリア画像)を撮影・投稿してもらう手法がある。バリア画像は、遠隔地からバリアの様子を視覚的に確認する手段として利用することができるため、移動弱者が移動計画を立てる際に重宝される。バリア画像の収集は、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フリーに関心のあるユーザによって行われている。しかし、移動弱者は安全に移動できる通り慣れたルートを選択することが多いため、未発見のバリアが投稿されづらい。加えて、バリアフリーに関心のあるユーザは少ないため、バリア画像が集まりづらい。このことから、バリアフリーに関心のないユーザからバリア画像収集への協力を得る必要がある。しかし、バリアフリーに関心のないユーザにとって、バリアを撮影・投稿する作業は自身に直接的なメリットがないため、モチベーションが誘発・維持されづらい。

この問題を解決するために、本研究ではタスクに対するユーザのモチベーションを向上させる手段として知られるゲーミフィケーションに着目した。バリアを撮影・投稿する作業にゲーミフィケーションを利用することで、バリア画像収集に対するユーザのモチベーションを誘発・維持することを目指す。本研究では、バリアを撮影・投稿すると、Deep Learningによる物体認識で認識されたバリアの形状に類似したモンスターを収集できるゲームを提案する。実装したプロトタイプシステムによる検証の結果、提案システムには使用開始前・後のバリア画像収集への意欲を高める効果、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を確認した。

本稿の貢献は次の通りである。

- バリアと形状の類似したモンスターを獲得できるモンスター収集ゲームを導入したバリア画像収集システムを提案したこと。
- 提案システムのプロトタイプを実装したこと。
- 提案システムがバリア画像収集に対するユーザのモチベーション誘発・維持に有効であるか検証したこと。

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
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
<b>第2章</b>	<b>バリア情報収集に関する研究事例・ゲーミフィケーションに関する研究事例</b>	<b>4</b>
2.1	バリア情報収集に関する事例	5
2.1.1	人が現地に赴きバリアを判断するアプローチ	5
2.1.2	センサデータからバリアを判断するアプローチ	6
2.1.3	ストリートビューからバリアを判断するアプローチ	8
2.2	ゲーミフィケーションに関する事例	9
<b>第3章</b>	<b>研究課題</b>	<b>12</b>
3.1	問題の定義	13
3.2	研究課題の設定	14
<b>第4章</b>	<b>提案手法</b>	<b>15</b>
4.1	ゲーミフィケーションの導入	16
4.2	要件	17
4.2.1	データの観点からの要件	17
4.2.2	ゲーム性の観点からの要件	18
4.3	ゲームデザイン	18
4.3.1	データの観点からのゲームデザイン	18
4.3.2	ゲーム性の観点からのゲームデザイン	19
<b>第5章</b>	<b>実装</b>	<b>20</b>
5.1	ゲームデザインの実装状況	21
5.2	システムの全体像	22
5.3	バリア種別判定モデル	23
<b>第6章</b>	<b>評価実験</b>	<b>26</b>
6.1	実験目的	27
6.2	実験条件	28

---

6.3	実験の手順 . . . . .	28
6.4	実験の結果・考察 . . . . .	29
6.4.1	画像の投稿数・投稿日数 . . . . .	29
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>36</b>
	<b>謝辞</b>	<b>39</b>
	<b>参考文献</b>	<b>41</b>
	<b>研究業績</b>	<b>46</b>

# 目次

5.1	システム構成図	23
5.2	モンスターの一覧	24
5.3	獲得モンスターの一覧画面	25
5.4	モデル構造	25
6.1	画像の投稿数 (単位：枚, N=8)	30
6.2	画像の投稿日数 (単位：日, N=8)	30
6.3	Q2. バリア画像収集を行ってみたい (7：強くそう思う～1：全くそう思わない, N=8)	32
6.4	Q3. バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが生まれた (7：強くそう思う～1：全くそう思わない, N=8)	33
6.5	Q4. バリア画像収集を行うためだけに普段通らない道を通ったり寄り道をするがあった (7：強くそう思う～1：全くそう思わない, N=8)	33
6.6	Q5. バリア画像収集を行うためだけに外出をすることがあった (7：強くそう思う～1：全くそう思わない, N=8)	34
6.7	Q6. バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが継続した (7：強くそう思う～1：全くそう思わない, N=8)	34
6.8	Q7. 今後もバリア画像収集を行いたい (7：強くそう思う～1：全くそう思わない, N=8)	35

# 表 目 次

4.1	要件とデザインの対応表 . . . . .	18
5.1	クライアントとサーバの環境・アプリケーション . . . . .	23
6.1	事前アンケート . . . . .	28
6.2	事後アンケート . . . . .	28

# 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。移動計画を立てる際には、バリアの位置や種類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を収集する試みは多数行われている。例えば、車椅子利用者向けのバリア情報をユーザがインターネット上に投稿できるサービスがある [1]。このサービスでは、バリアをユーザに撮影・投稿してもらうことでバリアの写った写真(以降、バリア画像)を収集している。バリア情報収集においてバリアをユーザに撮影・投稿してもらう手法は、事例 [1] 以外の数多くのバリア情報収集の事例で用いられている [2][3][4][5]。この手法では、バリアの識別を人の判断によって行うためバリアを精度良く検出できる。加えて、収集される画像から、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。例えば、ユーザによって通行可能な段差の高さは異なるが、画像を見ることで現地に赴くことなく通行可能か否か判断できる。

バリア画像収集に協力するユーザの多くは、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フリーに関心のあるユーザである。しかし、移動弱者は移動に支障が出ないと分かっている使い慣れたルートを移動することが多いため、未発見のバリアが投稿されづらい。加えて、バリアフリーに関心のあるユーザは少ないため、バリア画像が集まりづらい。バリアフリーに関心のないユーザにもバリア画像収集に協力してもらうことで、より多くのバリア画像を収集できるようにする必要がある。しかし、バリア画像収集で必要とされるバリアを撮影・投稿する作業は、バリアフリーに関心のないユーザ自身にメリットがなく、モチベーションを誘発・維持することが難しい。

## 1.2 研究の目的

1.1節で述べた問題を解決するために、本研究ではタスクに対するユーザのモチベーションを向上させる手法として知られるゲーミフィケーションに着目する。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 [6]。ゲーミフィケーションを利用した有名な事例として Foursquare や Nike+ が挙げられる。これらの事例では、ユーザにとって退屈であったり消極的になりがちな作業や活動に対するモチベーションを向上させるために、スコアやランキングなどのゲーム要素を利用している。スコアやランキングなどのゲーム要素は、ゲーミフィケーション分野ではベーシックなものとして数多くの事例で活用されている [7][8]。こういったベーシックなゲーム要素をバリア情報収集に利用した事例が存在する [1]。しかし、この事例においても依然としてと収集するユーザが十分であるとは言えず、人が多く行き来する駅周辺や都心に

のみ投稿が集中しそれ以外の地域での投稿はあまり見られない。このため、ベーシックなゲーム要素だけではバリア画像収集のモチベーションを向上させるには不十分である。本研究では、バリアを撮影・投稿すると、そのバリアと形状の類似したモンスターを獲得できるモンスター収集ゲームを提案する。提案するゲームを利用することで、バリアを撮影・投稿する作業に対するユーザのモチベーションを誘発・維持し、多くのユーザからバリア画像収集への協力を得られるようにすることを目指す。

### 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と、ゲーミフィケーション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、本論文における提案手法を述べる。5章では、提案システムの実装について述べる。6章では、提案システムを用いたバリア画像収集のモチベーションに関する評価実験・考察について述べる。最後に7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・ゲーミフィケーションに関する研究事例

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研究事例について紹介する。2.2節では、ゲーミフィケーションに関する研究事例について紹介する。

## 2.1 バリア情報収集に関する事例

バリア情報収集の事例は、人が現地に赴きバリアを判断するアプローチと、センサデータからバリアを自動判断するアプローチと、ストリートビューからバリアを判断するアプローチに大別できる。2.1.1項では人が現地に赴き判断する事例、2.1.2項ではセンサデータから自動判断する事例、2.1.3項ではストリートビューから判断する事例を紹介する。

### 2.1.1 人が現地に赴きバリアを判断するアプローチ

人が現地に赴きバリアを判断するアプローチとしては、行政スタッフが現地に赴いてバリア情報を収集する事例がある。

事例 [9] は、国土交通省が行うバリア情報収集の取り組みである。この事例では、歩行者移動支援サービスの提供に際し、重要な役割を担う「歩行空間ネットワークデータ」と「施設データ」の整備内容及びデータ構造を定めている。歩行空間ネットワークデータは、歩行経路のバリアフリーに関する情報を付与した「リンク」及びリンクの結節点である「ノード」によって構成されるデータである。このデータを利用することで、出発点から目的地までのナビゲーション等のサービスを提供することができる。施設データは、公共施設等の位置情報と施設のバリアフリー情報を含んだデータである。このデータを利用することで、施設のバリアフリー設備の確認や、周辺の多機能トイレを検索するサービス等を提供することができる。

車椅子利用者や一般ユーザが現地に赴きバリア情報を投稿する事例も存在する。

SeeClickFix[2] は、歩道のアスファルトのひび割れや不法投棄されたゴミなどの街の問題をユーザが報告できるサービスである。このサービスでは、ユーザは街の問題に関する説明と写真、位置情報を投稿する。ユーザによって投稿された内容は自治体に共有され、自治体に問題解決への行動を促すことができる。加えて、投稿された内容は他のユーザも閲覧することができ、ユーザ同士で解決策を議論することも可能である。SeeClickFixでは、500万件以上もの街の問題が報告され、その内90%が解決されている。

IBM Sidewalks[3][4] 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都市におけるアクセシビリティの問題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である。このプラットフォームでは、ユーザはアクセシビリティの問題の程度、種類、サイズ、位置情報をタグ付けした写真を投稿できる。ユーザによって投稿された内容はマップにプロットされ、都市の管理者や自治体のための可視化ツールとして利用される。

Wheelog![1]とWheelmap[5]は、車椅子利用者向けのバリア・バリアフリー情報をユーザがインターネット上に投稿できるサービスである。これらのサービスでは、ユーザはバリアの種類やバリアフリー設備の詳細な説明をタグ付けした写真を投稿できる。

Wheelog!では、車椅子ユーザが走行したルートや実際に利用したスポットなど、ユーザ体験に基づいたバリアフリー情報を共有できる。加えて、ユーザは自分が知りたいスポットのバリアフリー状況をリクエストできる。織田らは、Wheelog!を用いた改札間の乗り換えにおけるアクセシビリティの評価手法を検討している[10]。この事例では、Wheelog!により測定された改札から他の機関の改札までの最短距離(直線距離・一般動線・障害者の動線)を利用し、一般動線の負荷率、直線距離に対する車椅子利用者の負荷率、一般動線に対する車椅子利用者の負荷率を算出している。算出した負荷率を比較考察した結果、一般動線と比べ車椅子の移動距離は負荷率が高い傾向があることが分かっている。

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。

事例[11]では、これらと同様のシステムを用いて、文脈的な手がかりが人々のアクセシビリティに対する認識と理解を高めることを検証している。文脈的な手がかりは、場所や時間、人といった過去の出来事に関する記憶を誘発する手がかりとなるものである。この事例では、特に視覚的な手がかりと場所的な手がかりがアクセシビリティの認識へ与える影響を分析している。検証の結果、写真のような視覚的な手がかりは、人々の障害に対する態度やバリアに対する意識を変える上で大きな効果を持つことが示されている。

これらのアプローチは、人がバリアのある位置まで赴き、実際に見たものを情報として投稿するため、バリアの検出精度が高い。特に、市民がバリア情報を投稿するクラウドソーシング型のアプローチでは、コスト面での負担を軽減できる。しかし、このアプローチは十分な自由時間を持ち、高いモチベーションを持つ人々の協力に依存している。このため、このアプローチではバリア情報収集に参加する人が少なく、収集できるバリア情報の量・範囲が限定的であるという問題がある。

### 2.1.2 センサデータからバリアを判断するアプローチ

車椅子移動時のセンサデータからバリア情報を収集する事例がある。

事例[12]は、9軸モーションセンサを搭載した自走式車椅子で路面情報を収集し、収集した情報を可視化するシステムを提案している。この事例では、提案システムの有用性を評価するために、提案システムを用いて大学キャンパス内の路面情報を収集している。評価の結果、実際に勾配がある位置で勾配があると判定されることが確認されている。

事例[13]は、車椅子利用者の腕と車椅子の後部に取り付けた加速度センサを用いて、避難所やその避難所までの経路のアクセシビリティを評価するシステムを提案している。こ

の事例では、提案システムを用いたアクセシビリティ評価の実現可能性を検討する予備実験を実施している。予備実験では、路面が滑らかな道・荒れた道の通行、緩やかな坂・急な坂の上り下りを実験参加者に行わせ、その際の加速度データを収集している。上記6つのカテゴリーに該当する加速度データの波形パターンをk近傍法により分類し、その分類精度を検証している。leave-one-out cross validationを用いて分類精度を検証した結果、Precisionの平均が0.85であった。

事例[14]は、車椅子に取り付けたスマートフォンのセンサデータから街のアクセシビリティを推定し、可視化するシステムを提案している。このシステムでは、スマートフォンに搭載された3軸加速度センサのデータから段差や点字ブロック、坂といったバリアと車椅子利用者の移動中の疲労度を推定している。スマートフォンは、車椅子の左右のタイヤと座面の下に取り付けられている。この事例では、センサデータを用いた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。また、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。

ユーザが所有するスマートフォンやスマートウォッチなどのモバイルデバイスに搭載されたセンサを利用し、バリアの検出を試みる事例がある。

事例[15]は、自動的にアクセシビリティマップを構築するクラウドソーシング型のシステムの構想を示している。このシステムでは、ユーザが所有するモバイルデバイスに搭載された、加速度センサ、角速度センサ、地磁気センサ、カメラなどから得られるデータを利用して、アクセシビリティに関する情報を収集する。例えば、平坦な道を歩いている時と階段を歩いている時の加速度センサの値は異なるため、加速度センサを利用して階段を検出することができる。また、複数のセンサから得られたデータを組み合わせることで、階段の中でもさらに段数、段の高さ、手すりの有無などでタイプを分けて判別することができる。この事例では、提案するシステムのビジョンを述べた上で、システムを実現するにあたり直面する課題を洗い出し、こういったアプローチが課題達成に有効であるか検討している。

事例[16]は、都市や建物のアクセシビリティに関するデータを収集し、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提案している。このシステムでは、ユーザ歩行時のスマートフォンの加速度・角速度データ、一般ユーザが投稿するバリアの写真や説明、自治体や組織が投稿するバリアの写真や説明の3つのソースからバリア情報を収集している。ソースによって情報の信頼性は異なり、自治体や組織の投稿、一般ユーザの投稿、センサデータの順に信頼性は高い。例えば、同じ場所の情報がセンサデータと一般ユーザの投稿から得られている場合、システムは一般ユーザの投稿を正しいものとして判断する。また、このシステムではセンサデータだけでなく写真やテキストによるバリアの説明をユーザに投稿させることで、センサデータでは検出が困難なバリアの情報も収集できるようにしている。

事例[17]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アプローチを提案している。このアプローチでは、スマートフォンに搭載された加速度センサで取

得した3軸の加速度センサデータを入力とする、Deep Learningのネットワークを用いて推定を行っている。また、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によるバリア推定精度への影響を抑えている。この事例では、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。

事例[18]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、バリアを検出するアプローチを提案している。このアプローチでは、3軸加速度、3軸ジャイロ、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。また、センサデータからまず移動手段を推定し、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。この事例では、移動手段を推定するモデルの精度を検証し、F値の平均が0.92と高い精度で推定できることを確認している。加えて、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が大きいことを明らかにしている。

### 2.1.3 ストリートビューからバリアを判断するアプローチ

Google Street View(以降、GSV)を用いた街の調査の有効性を評価している事例がある。

事例[19]は、GSVを用いて街並みを仮想的に調査する効率性と信頼性を評価している。この事例では、調査員が現地に赴いて行う物理的な調査と、GSVを用いた仮想的な調査の比較検証を行っている。調査はニュージーランドのオークランドにある4つの地域に対して行われた。検証の結果、仮想的な調査の方が短時間で完了することが分かっている。さらに、物理的な調査と仮想的な調査による街の評価のほとんどは、許容できるレベルで一致していることが明らかとなっている。これらの結果から、GSVは街の調査をするための効率的かつ効果的なツールであることが示されている。

事例[20]は、GSVを用いた近隣環境の調査の実現可能性を評価している。この事例では、現地調査によって収集されたデータとGSVによって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。データはニューヨーク市内の美観、物理的障害、歩行者の安全性、自動車の交通量と駐車場、自転車や徒歩での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、収集したデータの54.3%で高い一致率が得られていることが分かっている。

ストリートビューを用いて、人が遠隔地から街のアクセシビリティに関する情報を収集する事例が存在する。

Project Sidewalk[21]は、オンラインクラウドワーカーがGSVを用いて、歩道のアクセシビリティに関する問題を報告できるシステムである。このシステムでは、ユーザがシステムのインターフェースと基本的なアクセシビリティの概念を学ぶための、インタラクティブなチュートリアルが用意されている。また、ユーザを継続的に参加させるために、

ミッションベースのタスクや進捗状況のダッシュボードなど、基本的なゲームデザインの原則を適用している。この事例では、18ヵ月に渡る実験を行い、報酬有りワーカー、実名ボランティアワーカー、匿名ボランティアワーカーの順でより長く作業に従事し、より多くの問題をより早く報告することを明らかにしている。さらに、自治体職員・移動に不自由がある人・介助者というアクセシビリティ問題の当事者に対してシステムに関するインタビューを行い、システムの価値・使い勝手・懸念点・改善点をヒアリングしている。

コンピュータビジョンの技術を用いて、ストリートビューの写真から自動でバリア情報を収集する事例も存在する。

事例 [22] では、コンピュータビジョン技術と人間の作業者を用いて、GSV から半自動的にカーブランプを検出するシステムを提案している。この事例では、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 がカーブラン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 [19][20] 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、カーブラン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 におけるカーブランプの 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、人間の時間的コストを 13% 削減できることが確認されている。

事例 [23] では、Deep Learning を用いて、歩道のアクセシビリティに関する問題の自動的な検出・ラベル付けを行っている。この事例では、Project Sidewalk によりラベル付けされた 30 万枚以上の画像データを利用し、歩道のアクセシビリティを評価する CNN モデルを構築している。モデルは、ResNet ベースであり、GSV から切り出した写真、アクセシビリティ問題の写真内における位置、写真の地理的な位置の3つの特徴を入力としている。この事例では、構築したモデルは、アクセシビリティ問題を自動検出する既存のシステムの性能を大幅に上回り、場合によっては人間のラベル付け性能と同等かそれ以上の性能を発揮す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とは、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 [6][24]。ゲーミフィケーションを利用し、タスクに対するユーザのモチベーションを向上させる研究事例は数多く存在する。

ゲーミフィケーションを利用した有名な事例として、ESP game [25] がある。ESP game は、画像のラベル付けを行うことを目的としたゲームである。このゲームでは、無作為に選ばれた2人のプレイヤーが共通の画像を見て、お互いにコミュニケーションをとりながら画像に関連する語句を考える。お互いの考えた語句が一致すると、2人のプレイヤーはポイントを獲得することができる。ESP game を1日5000人がプレイすれば、数週間で Google にある全ての画像にラベル付けを行えることが評価の結果として示されている。

画像のラベル付け以外にも、ゲーミフィケーションは様々なタスクにモチベーション付与の手段として用いられている。

例えば、歯みがきにゲーミフィケーションを利用した事例がある [26]。この事例では、子供が楽しく歯みがきを行えるようにするための歯ブラシ動作計測機能付きアプリケーションを提案している。歯ブラシに装着した磁石とスマートフォンの地磁気センサを用いることで、磨いた箇所を特定しその磨いた箇所がきれいになっていく様子を可視化している。この事例では子供を対象とした評価実験を行い、提案するアプリケーションによって子供たちが楽しんで歯みがきが行えていることを確認している。

食習慣の改善にゲーミフィケーションを利用した事例も存在する [27]。この事例では、食事内容に対する他者からの評価とグループでのゲーム要素を組み合わせた食事記録システムを提案している。提案システムでは、食事画像をユーザ間で共有することができ、ユーザは他ユーザの食事画像を閲覧することができる。加えて、このシステムには2人のユーザの食事画像を閲覧し、どちらの食事が健康に見えるか投票する機能がある。この投票では、画像の投稿者は得られた票1つにつき1点を獲得でき、ユーザはより多くの点数を得るために競い合うことが想定されている。提案システムの評価を行い、既存の食事記録アプリケーションよりも提案システムの方が20%食事の記録回数が上昇し、ユーザの記録負荷を軽減することを確認している。さらに、提案システムにより継続的に食事内容を記録する動機付けを行えることが示されている。

散策にゲーミフィケーションを利用した事例も存在する [28]。この事例では、ユーザが日常的に行動している地域に関する新たな発見を促すために、宝探し要素を加えた散策支援システムを提案している。提案システムでは、マップ上に地域のおすすめのスポットが表示し、ユーザがそのスポットの100m以内に近づくと画面に宝箱が表示され、25m以内まで近づくとスポットの詳細情報が見られるようになる。また、スポットを探す間に地域の面白い場所を見つけた場合、ユーザは新たにスポットとして登録することができる。この事例では、提案システムを使用して散策することにより地域に関する新たな発見があるか、宝探し要素が散策にどのような影響を与えるか検証している。検証の結果、提案システムにより地域に関する新たな発見を促すことが確認されている。加えて、宝探し要素によって寄り道や経路変更が促され、ユーザの歩行距離が長くなる効果があることも示唆されている。

画像収集にゲーミフィケーションを利用した事例も存在する [29][30][31]。

Eyespy[29]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を収集することを目的としたゲームである。このゲームでは、プレイヤーは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ーに共有する。撮影された写真の場所まで他プレイヤーが赴き、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ーと写真の場所を確認したプレイヤーはポイントを獲得できる。このため、プレイヤーは自分が撮影する場所を他プレイヤーが見つけやすいように写真を撮ることを意識する。これにより、このゲームではナビゲーションに適した画像を収集することを目指している。この事例では評価実験を行い、Eyespyで収集する画像が実際に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。

PhotoCity[30]は、プレイヤーを特定の場所で高密度に写真を撮影するエキスパートに訓練するゲームである。Photocityでは、このようにプレイヤーを訓練することで、3Dモデル作成に適した画像を収集することを目指している。このゲームでは、実世界のマップ上に仮想的に城や旗が表示されている。プレイヤーは、マップ上の城や旗が表示されている場所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ができる。この事例では、PhotoCityの有用性を評価するために、2つの大学間でどちらがキャンパスのより良い3Dモデルを構築できるかコンペティションを実施している。コンペティションでは、十万枚以上の写真が提出され、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。

事例 [31] では、建造物や風景の4Dモデルを作成するための画像を収集するために、街中の風景や建物を撮影・投稿することでゲーム内のアイテムを獲得できるゲームを提案している。獲得できるアイテムには属性があり、ユーザが撮影する環境に応じて獲得しやすいアイテムの属性が異なる。例えば、海の近辺でゲームをプレイすると、海に関連した属性のアイテムを獲得できる。この事例では、写真を撮影・投稿するシンプルなアプリケーションと提案するゲームを比較することで、提案するゲームの有用性を評価している。評価の結果、提案ゲームの方がユーザは積極的に写真が撮影することが確認されたが、4Dモデル作成に十分な量の画像を集めることはできなかった。

バリア情報収集にゲーミフィケーションを利用した事例も存在する [32][33]。

事例 [32] では、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。プレイヤーは、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などのデータをアップロードすることで陣地を獲得することができる。この事例では、提案するゲームが歩行データ収集に対するモチベーションの維持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。

事例 [33] では、都市のアクセシビリティに関する情報を収集するために、街中でゾンビと闘い生き残るゲームを提案している。プレイヤーは、都市のバリアや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、プレイヤーの近辺に他プレイヤーが投稿したバリアがあると、そのバリアの存在がプレイヤーに通知されるようになっている。プレイヤーの近くにあるバリアの存在を通知することで、以前他のプレイヤーに投稿されたバリアが実際に存在するか確認させ、投稿された情報が正しいかをチェックしている。この事例では、ゲーム要素のないアプリケーション・報酬機能のあるアプリケーションと提案するゲームを比較することで、提案ゲームの有用性を評価している。評価の結果、提案ゲームを利用することでユーザは日常的に通る道から外れてバリア情報を投稿することが示されている。

## 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

我々の生活空間には、車椅子利用者やベビーカー利用者といった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。移動弱者が移動計画を立てる際には、バリアの位置や種類といったバリア情報を利用する。バリア情報は移動弱者が移動計画を立てるためだけでなく、自治体がバリアフリーマップを作成したり住みやすい街づくりに向けて改修する場所を検討したりする際にも活用できる。このため、バリア情報を収集することは移動弱者や自治体にとって重要であり、バリア情報を収集する試みは既に自治体や研究者によって行われている。

既存のバリア情報収集には、専門の調査員が現地に赴いて収集するアプローチと、一般ユーザが現地に赴いて収集するクラウドソーシング型のアプローチが存在する。前者のアプローチは、正確かつ詳細な情報を収集することができるが、専門の調査員は数が限られているため情報の収集範囲が限定的である。加えて、調査員によるバリア情報収集は実施頻度が少ないため、情報の鮮度を保つことが難しい。それに対して後者のアプローチは、様々な地域に住む一定数のユーザが参加するため、広範囲の情報を収集することができる。さらに、様々なユーザによってそれぞれのタイミングで情報収集が行われるため、前者のアプローチと比較して情報の鮮度が高い。近年では、後者のアプローチを利用してバリア情報を収集する事例が増えている [1][2][3][4][5]。これらの事例では、ユーザにバリアを撮影・投稿させることで、バリアの写った写真(以降、バリア画像)を収集している。特に、事例 [1][3][4][5] では、収集したバリア画像をユーザが閲覧可能なマップに表示している。これにより、ユーザは実際にバリアのある場所まで赴くことなく、マップに表示された画像からバリアの様子を視覚的に確認することができる。このように遠隔地からバリアの様子を視覚的に確認できる手段は、移動弱者から求められていることが分かっている [34]。このため、バリア画像を収集することは移動弱者を支援する上では特に重要であると考えられる。

既存事例でバリア画像収集を行うユーザの多くは、移動弱者自身、もしくはその家族や友人といったバリアフリーに対してある程度の関心を持つ人である。だが、バリアフリーに一定の関心を持つ人、ましてやバリア画像収集に協力をしてくれるほどの関心を持つ人は少ない。このため、クラウドソーシングを用いることで発生するメリットである、不特定多数のユーザからの協力を得ることが難しい。これにより、既存事例では収集されるバリア画像の量が少なく、バリアが検出されづらいという問題がある。この問題によって、バリア画像を表示した既存のバリアフリーマップで移動計画を立てると、マップに表示されていない未検出のバリアに遭遇し立ち往生する恐れがある。

## 3.2 研究課題の設定

3.1節で述べたように、既存のバリア画像収集はバリアフリーに関心のある少数のユーザの協力に依存しているため、バリア画像が集まりづらい。この問題を解決するためには、バリアフリーに関心のないユーザから協力を得られるようにすることが必要であると考えられる。バリアフリーへの関心がないユーザから協力を得ることができれば、バリア画像収集を行うユーザが増え、収集されるバリア画像の量を増加させることができると考える。しかし、バリアフリーに関心のないユーザにとって、バリアを撮影・投稿する作業は自身に直接的なメリットがないため、モチベーションを誘発・維持することが難しい。上記を踏まえ、本研究では**バリアを撮影・投稿する作業に対するユーザのモチベーションを誘発・維持できるようにすることを研究課題として設定する。**

## 第4章 提案手法

本章では、本論文における提案手法を述べる。

## 4.1 ゲームフィクションの導入

3.2節で定義した研究課題を達成するために、本研究ではユーザのモチベーションを向上させる手段として近年注目されているゲームフィクションに着目する。ゲームフィクションとは、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 [6]。特定のタスクや活動に対するユーザのモチベーションを向上するために、ゲームフィクションを利用する事例は数多く存在する [25][26][27][28][29][30]。バリア情報収集にゲームフィクションを利用する試みも行われており、ゲームフィクションがバリア情報収集へのモチベーション向上に有効である可能性があることが示されている [32][33]。このことから、我々の研究課題に対してもゲームフィクションが一定の効果を持つことが期待される。また、2020年時点でビデオゲームの消費者数が約31億人と、全世界の人口の約40%がビデオゲームをプレイしていることがDFC Intelligenceの調査から分かっている [35]。加えて、この内の半数はスマートフォンだけでゲームをプレイする層であることもこの調査から判明している。昨今のバリア画像収集にはスマートフォンを利用することが多く、スマートフォンを利用したバリア画像収集にゲーム要素を取り入れることで多くのユーザを惹きつけることが可能であると思われる。バリア画像収集にゲームフィクションを適用することで、研究課題を達成することを目指す。

バリア画像収集にゲームフィクションを適用する方法を検討する。バリア画像のようなデータの収集に利用されるゲームとして、pervasive gameが存在する [36]。pervasive gameとは、ゲームの体験が現実世界まで拡張されたゲームのことである。pervasive gameを用いることで、地理情報を含んだ画像を収集する事例 [29][30] やバリア情報を収集する事例 [33] が存在する。バリア画像収集に対しても、pervasive gameが有用であると考えられる。pervasive gameには、絶大な人気を博しているスマートフォンゲームがある [37]。このゲームでは、プレイヤーは現実空間上を移動することでゲーム内に出現するモンスターを探索し、出現したモンスターを捕まえることができる。このゲームが人気である理由の一つとして、モンスターを捕まえる行為がゲームをプレイする多くのユーザにとって慣れ親しんだものであり、直観的に理解できるゲーム性であることが示されている [38]。実際、モンスターを捕まえるというゲーム性を利用した人気のあるゲームは他にも存在し [39][40]、広く知られたゲームデザインであると思われる。このことから、モンスターを捕まえるゲーム性をバリア画像収集に導入することで、多くのユーザがバリア画像収集に協力することが期待される。上記を踏まえ、バリアを撮影・投稿するとモンスターを獲得できるモンスター収集ゲームを考案した。

## 4.2 要件

提案システムは、バリアフリーマップ作成に利用するバリア画像を収集することを目的としており、適切にバリアを検出できるようなバリア画像を収集できる必要がある。加えて、提案システムはユーザのモチベーションを誘発・維持できるゲーム性を備えている必要がある。これらのことから、提案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, DR)、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 データの観点からの要件

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** バリアフリーマップの利用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** 広いエリアのバリア画像である

**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。位置情報が埋め込まれていない画像を収集しても、どこにあるバリアの画像か分からずバリアフリーマップ上に情報を反映させることができない。また、DR1は提案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、他人が撮影した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、同じ画像ばかり投稿されたりユーザがゲームをすぐに遊びつくしてしまう恐れがある。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ぬため必要である。収集した画像から正確なバリア情報を得ることができなければ、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収集のメリットの恩恵を受けづらくなる。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おり [34]、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。未検出のバリアがあると、バリアフリーマップを利用して移動計画を立てても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、バリア情報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える。

### 4.2.2 ゲーム性の観点からの要件

ゲーム性の観点では、Crawfordが次の要件を満たすべきであるとしている [41].

**GR1** 描写：ゲームの世界観を表現する必要がある

**GR2** インタラクション：プレイヤーの行動に応じて表現する内容を変化させる必要がある

**GR3** 対立：プレイヤーの目的達成に対して障害が必要である

**GR4** 安全性：現実世界において危険が生じない必要がある

## 4.3 ゲームデザイン

4.2節で述べた要件に基づいて、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。

表 4.1: 要件とデザインの対応表

要件	デザイン
DR1	GD1
DR2	GD2
DR3・4	GD3
GR1・2	GD4
GR3	GD5
GR4	GD6

### 4.3.1 データの観点からのゲームデザイン

データの観点からは、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** ユーザはバリアが写っているとシステムが認識できない画像を投稿しても、モンスターを獲得することはできない

**GD3** 撮影されたことがないバリアか、撮影されて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。これにより、同一のバリアが一人のユーザによって時間を空けずに何度も撮影されることや、1度撮影されたバリアがその後長期間に渡って撮影されないことを防ぐ。

### 4.3.2 ゲーム性の観点からのゲームデザイン

ゲーム性の観点からは、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** ユーザが移動し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り、ゲームの世界観の表現とプレイヤーの行動に応じて表現する内容を变化させることを目的としている。撮影したバリアと獲得できるモンスターに関係性を持たせることで、バリアを撮影・投稿するとモンスターを獲得でき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できるモンスターが異なることで、モンスターをコンプリートしたいと思うユーザが異なる種類のバリアを積極的に撮影することが期待される。バリアとモンスターの関係性に形状を用いるのは、形状がバリアの種類を識別する際に最も重要な手掛かりになると考えたためである。加えて、人が受ける情報の8割が視覚からの情報であるため、形状を類似させることで作るバリアとモンスターの関係性は、ユーザにとって知覚しやすいと考えられる。GD5は、GR3を満たすためのデザインであり、他プレイヤーをランクを上げる上での障害とすることでプレイヤー間に対立を生んでいる。GD6は、GR4を満たすためのデザインであり、歩きスマホやながら運転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、バリアを撮影・投稿するとそのバリアと形状が類似したモンスターを獲得できるモンスター収集ゲームを提案する。

## 第5章 実装

本章では、提案システムの実装について述べる。5.1節で4.3節で述べたゲームデザインの実装状況を、5.2節で提案システムの全体像を、5.3節で画像からバリア種別を判定するCNNモデルを説明する。

## 5.1 ゲームデザインの実装状況

4.3節で述べたゲームデザインをもとに提案システムの開発を進め、現在はGD6以外のゲームデザインの実装が完了している。

GD1は、アプリ内の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した。アプリ内のカメラで撮影した画像は、ユーザの端末に残らないようアップロード完了時かアプリ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類を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した。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種類とした。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を投稿しても、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、レア度の高いモンスターを獲得できるようにすることで実現した。これにより、ユーザはレア度の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5.2節で述べる。

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の種類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した。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、我々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した。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予定である。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。

## 5.2 システムの全体像

提案システムは、クライアント・サーバ型で実装する。クライアントには Android スマートフォンを、サーバには Google Cloud Platform を利用する。クライアントとサーバの環境・アプリケーションを表 5.1 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 5.1 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供する。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・坂の 3 つから画像に写るバリアの種類を推定する。CNN のモデルには、ResNet50[42] 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 5.3 節で説明する。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・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。

**Step1** 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バリアとの位置的な距離を計算する。距離の計算には、2点間の距離を求める公式である  $\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$  を用いている。距離の計算は、データベース内に存在する同じ種類のバリアのデータを対象に行う。

**Step2** 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。計算した結果、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。

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・バリアの種類に対応したモンスターの一覧を図 5.2 に示す。図 5.2 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。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基

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5.3の獲得モンスターの一覧画面で閲覧できる。

表 5.1: 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

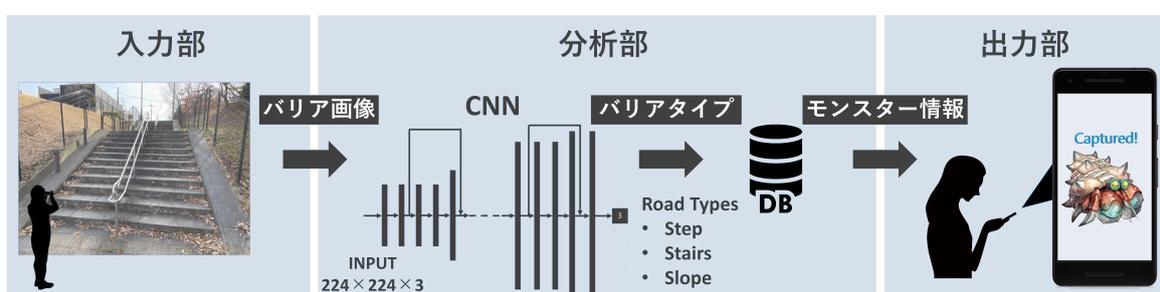


図 5.1: システム構成図

### 5.3 バリア種別判定モデル

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。提案システムでは、ImageNet[43] 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判定モデルとして利用している。ResNet50 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 5.4 に示す。このモデルを段差 425 枚、階段 804 枚、坂 995 枚で計 2224 枚の訓練画像を用いて学習した。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ところ、Precision が 0.9544、Recall が 0.9523、F 値が 0.9522 であった。

	Step	Stairs	Slope
Normal			
Rare			

図 5.2: モンスターの一覧

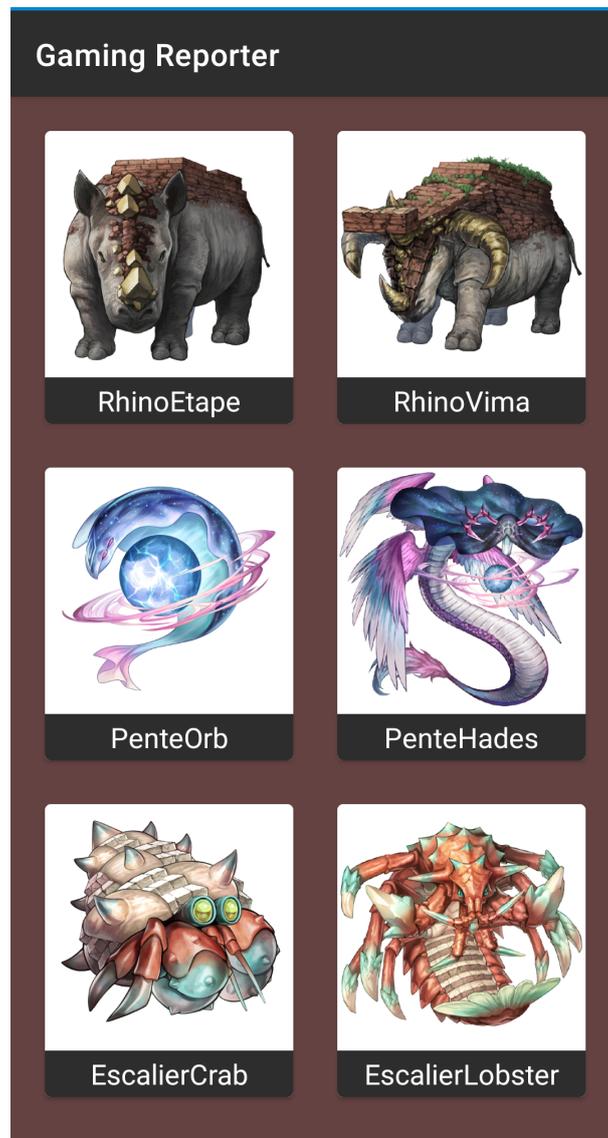


図 5.3: 獲得モンスターの一覧画面

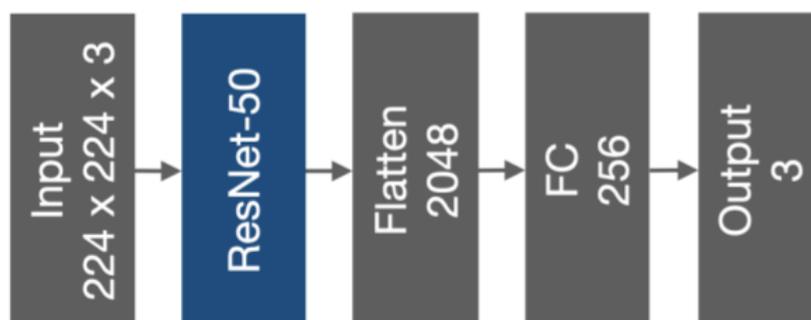


図 5.4: モデル構造

## 第6章 評価実験

本章では、提案システムを用いたバリア画像収集のモチベーションに関する評価実験について述べる。6.1節で実験の目的を、6.2節で実験の条件を、6.3節で実験の手順を、6.4節で実験の結果と考察を述べる。

## 6.1 実験目的

提案システムでは、バリア画像を収集する作業に対するユーザのモチベーションを誘発・維持することを目指している。このため、提案システムがバリア画像収集に対するユーザのモチベーションの誘発・維持に有効であるか検証する必要がある。バリア画像収集に対するユーザのモチベーション誘発・維持への提案システムの有効性を検証するため、本研究では次の2つの手法を用いた比較実験を行う。

**ベースライン手法** バリアを撮影・投稿するとスコアが加算され、そのスコアに応じたランクが表示される。

**提案手法** バリアを撮影・投稿すると、そのバリアと形状が類似したモンスターを獲得できる。モンスターを獲得するとスコアが加算され、そのスコアに応じたランクが表示される。

ゲーミフィケーション分野において、スコアとランクをゲーム要素として利用することはベーシックなアプローチとして知られている [7][8]。スコアとランクを表示した手法をベースラインとすることで、ゲーミフィケーションにおけるベーシックなアプローチと提案システムでバリア画像収集のモチベーションに与える影響を比較する。これにより、バリアを撮影・投稿するとそのバリアと形状が類似したモンスターを獲得できるゲーム性が、バリア画像収集を行うモチベーションの誘発・維持に有効であるか評価する。

評価指標として、バリア画像の投稿数、バリア画像の投稿日数、バリア画像収集に対するモチベーション誘発・維持の度合いを用いる。バリア画像の投稿数は、データベースに格納された画像の量から取得する。手法間でバリア画像の投稿数を比較し、ベースライン手法よりも提案手法の投稿数の方が有意に多ければ、モチベーション誘発・維持への有効性を示すことができると考える。バリア画像の投稿日数は、データベースに格納された画像の投稿日から取得する。手法間でバリアの投稿日数を比較し、ベースライン手法よりも提案手法の方が投稿日数が有意に多ければ、モチベーション誘発・維持への有効性を示すことができると考える。バリア画像収集に対するモチベーション誘発・維持の度合いは、7段階のリッカート尺度 (7: 強くそう思う～1: 全くそう思わない) のアンケートとインタビューから評価する。手法間でアンケートの回答結果を比較し、ベースライン手法よりも提案手法の方がモチベーション誘発・維持の度合いが有意に高ければ、モチベーション誘発・維持への有効性を示すことができると考える。

アンケートは、実験前に回答する事前アンケートと実験後に回答する事後アンケートの2つを用意する。事前アンケートの質問項目を表6.1、事後アンケートの質問項目を表6.2に示す。Q1は位置情報ゲームのプレイ経験の有無が実験結果にどのような影響を与え

るか分析するための質問である。Q2～Q5はバリア画像収集のモチベーション誘発について、Q6とQ7はモチベーション維持についての質問である。Q2はシステム使用前の、Q3～Q6はシステム使用中の、Q6はシステム使用後のモチベーションに関する質問である。Q2, Q3, Q6, Q7については、回答理由を尋ねた自由記述のアンケートを実施した。

表 6.1: 事前アンケート

項目	質問事項	形式
Q1	プレイしたことがある位置情報ゲームのタイトルを教えてください	自由記述
Q2	バリア画像収集を行ってみたいと思った	7段階リッカート尺度

表 6.2: 事後アンケート

項目	質問事項	形式
Q3	バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが生まれた	7段階リッカート尺度
Q4	バリア画像収集を行うためだけに普段通らない道を通ったり寄り道をしたりすることがあった	7段階リッカート尺度
Q5	バリア画像収集を行うためだけに外出をすることがあった	7段階リッカート尺度
Q6	バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが継続した	7段階リッカート尺度
Q7	今後もバリア画像収集を行いたい	7段階リッカート尺度

## 6.2 実験条件

実験には10代の学生1名、20代の学生7名の計8名が参加した。実験参加者は全員が男性かつ健常者である。実験参加者には、ベースライン手法と提案手法が実装されたアプリケーションを利用してバリア画像収集を行ってもらった。ベースライン手法と提案手法の利用期間は、それぞれ1週間ずつとした。アプリケーションの利用方法は、実験者が撮影した動画を視聴することで確認してもらった。本実験では、段差・階段・坂の3種類のバリアを撮影・投稿するよう指示をした。段差の高さや坂の勾配といったバリアを判断する明確な基準は定めず、実験参加者の裁量で指定された種類のバリアかどうか判断してもらった。段差・階段・坂がどういったものか分からない参加者のために、例として実験者が撮影したバリア画像を実験参加者に提示した。本実験では、屋外であること以外には実験場所について指定せず、実験参加者の好みの場所でバリア画像収集を行ってもらった。実験可能な時間については、安全面を考慮し6時から18時までと定めた。1日あたりの収集回数や収集時間などの下限は設定せず、上記の実験可能時間の任意の時間でバリア画像収集を実施してもらった。このため、1日の間に1度も画像を収集しない場合も本実験では許容している。

## 6.3 実験の手順

実験は下記の手順で行う。

**Step1** 実験参加者は実験開始の前日に実験説明書を読み、アプリケーションの説明動画の視聴を行った後、事前アンケートに回答する。実験説明書には実験の概要、各手法の説明、実験手順や実験における注意事項等が記載されている。

**Step2** 実験参加者は、実験者に指定された手法を1週間利用してバリア画像収集を行う。

**Step3** 実験参加者は、1週間の最終日の18時以降に、利用した手法に関する事後アンケートに回答する。

**Step4** 使用していないもう一方の手法で再度Step2~3を行う。順序効果を相殺するため、Step2で指定される手法の順番はランダムである。

**Step5** 実験参加者は実験期間の終了後に実験者からインタビューを受ける

## 6.4 実験の結果・考察

6.4.1項では画像の投稿数と投稿日数についての結果・考察を述べ、6.4.2項ではアンケートの結果・考察を述べる。

### 6.4.1 画像の投稿数・投稿日数

各手法における画像の投稿数を図6.1に示す。各手法の投稿数の合計はベースライン手法で30枚、提案手法で46枚であった。参加者ごとの投稿数の平均はベースライン手法で3.75枚、提案手法で5.75枚であった。各手法の投稿数に対して対応のあるt検定を行ったところ、有意差は確認されなかった。各手法における画像の投稿日数を図6.2に示す。各手法の投稿日数の平均値はベースライン手法で1.25日、提案手法で1.75日であった。各手法の投稿日数の最大値はベースライン手法で3日、提案手法で5日であった。各手法の投稿日数に対して対応のあるt検定を行ったところ、有意差は確認されなかった。このため、画像の投稿数と投稿日数で有意差が見られるほど、手法間でモチベーション誘発・維持の効果に大きな差がなかったと考えられる。

画像の投稿数について、図6.1を見るとほとんどの参加者の投稿数が10枚に満たないことが分かる。画像の投稿日数についても、図6.2を見るとほとんどの参加者の投稿日数は1週間の内2日以下であることが分かる。実験後のインタビューから、実験を行う時間をあまり確保できなかった参加者が一定数いることが判明した。このことから、各手法の利用期間を今よりも延ばして実験を行うことが必要であると考えられる。

#### 6.4.1.1 アンケート結果

Q1の回答結果について、位置情報ゲームをプレイしたことがある場合を1、ない場合を0として、Q2~Q6の回答結果との相関係数をそれぞれ計算した。計算の結果、Q2が

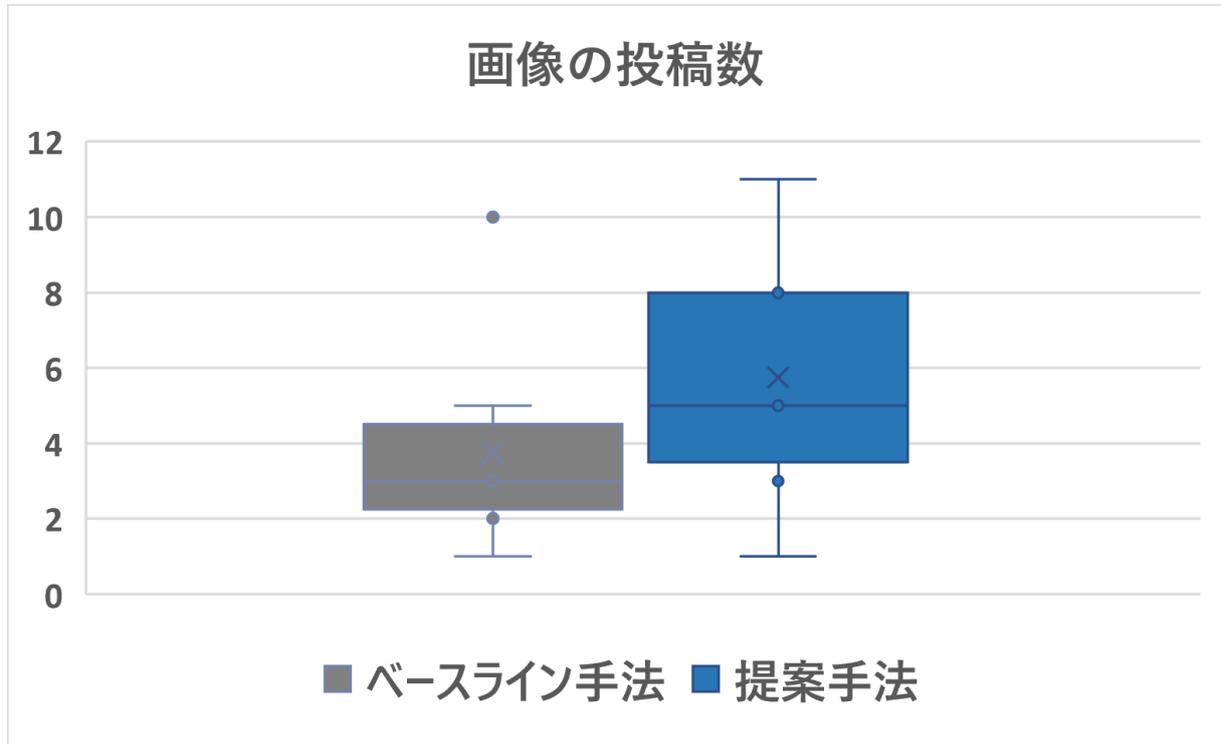


図 6.1: 画像の投稿数 (単位：枚, N=8)

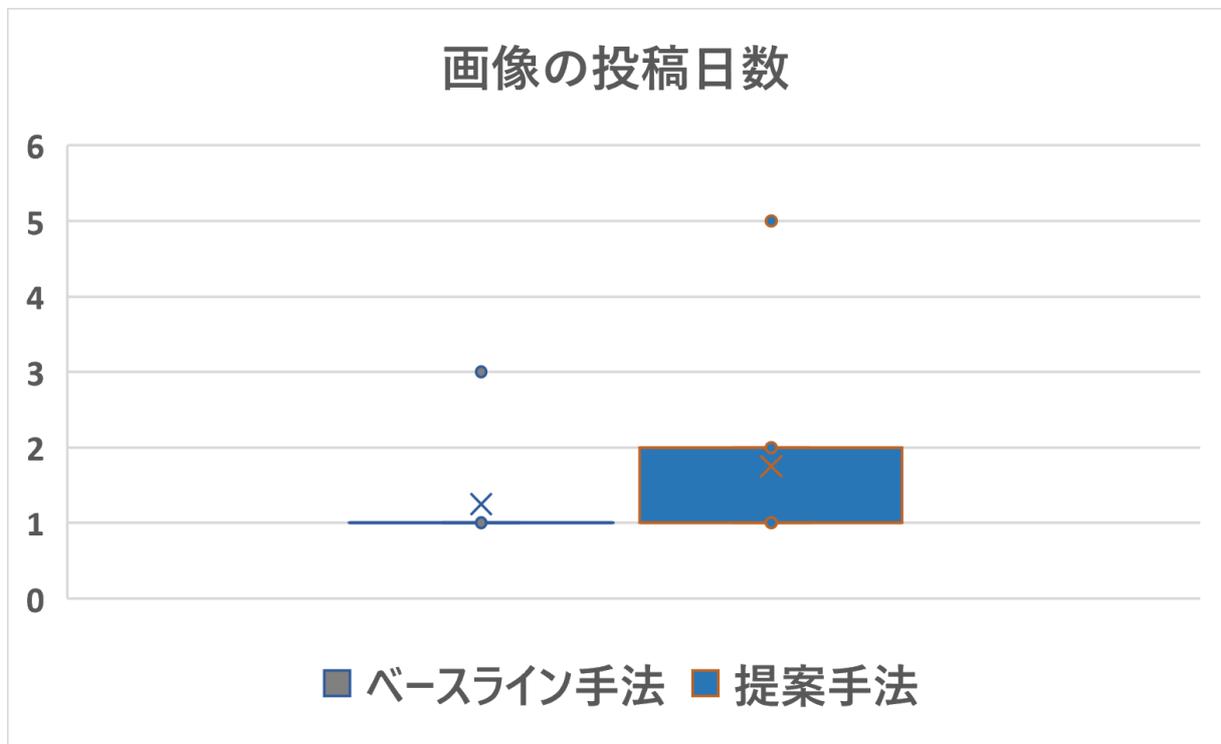


図 6.2: 画像の投稿日数 (単位：日, N=8)

0.34, Q3が0.12, Q4が0.18, Q5が-0.02, Q6が-0.23であった。どの質問の回答結果とも強い相関が見られないことから、位置情報ゲームのプレイ経験の有無が実験結果に与える影響はほとんどなかったと思われる。

Q2～Q7の回答結果を図6.3～6.8に示す。Q2～Q7の各質問の回答結果に対してWilcoxonの符号順位検定を行った。

Q2に対して5以上の回答をした実験参加者の割合はベースライン手法で37.5%、提案手法で87.5%であった。Q2の回答結果について、ベースライン手法と提案手法の間で5%水準の有意差が確認された。このことから、システム使用前の時点ではベースライン手法よりも提案手法の方が、バリア画像収集を行うモチベーションを誘発しやすいことが分かった。提案手法のアンケートにおける、Q2への回答理由を尋ねた自由記述では、「モンスターを獲得できるのが楽しみ」という主旨のコメントが複数見られた。このことから、モンスターを獲得できるゲーム性によって、バリア画像収集を行うモチベーションが誘発されたのではないかと考える。

Q3に対して5以上の回答をした実験参加者の割合はベースライン手法で25%、提案手法で87.5%であった。Q3の回答結果について、ベースライン手法と提案手法の間に1%水準の有意差が確認された。このことから、ベースライン手法よりも提案手法の方が、システムを使用している期間においてバリア画像収集のモチベーションを誘発しやすいことが確認された。

Q4に対して5以上の回答をした実験参加者の割合はベースライン手法で37.5%、提案手法で50%であった。Q4の回答結果について、ベースライン手法と提案手法の間に5%水準の有意差が確認された。このことから、ベースライン手法よりも提案手法の方が、普段通らない道を通ったり寄り道をしたりするモチベーションを誘発しやすいことが確認された。提案手法のアンケートにおける、Q3への回答理由を尋ねた自由記述では、「どのようなモンスターが手に入るか期待して楽しめた」といった主旨のコメントが複数見られた。ベースライン手法では、バリアを撮影・投稿することにより得られるフィードバックに違いがない。これに対し、提案手法ではバリアの種類ごとに獲得できるモンスターが異なり、1種類のバリアでも獲得できるモンスターには2つのバリエーションがある。提案手法のようにフィードバックに違いがあると、ユーザはどのような報酬を得られるのか気になる、モチベーションが生まれやすいのではないかと考える。

Q5に対して5以上の回答をした実験参加者の割合はベースライン手法で12.5%、提案手法で37.5%であった。Q5の回答結果について、手法間に有意差は確認されなかった。このことから、現状の提案システムではバリア画像収集を行うためだけに外出をする程のモチベーションを誘発できなかったことが示唆される。6.4.1項で前述した実験を行う時間がなかった参加者が複数人いたことも、有意差が見られなかった原因の一つであると考えられる。

Q6に対して5以上の回答をした実験参加者の割合はベースライン手法で37.5%、提案手法62.5%であった。Q6の回答結果について、手法間で有意差は確認されなかった。このことから、ベースライン手法と提案手法では、1週間のバリア画像収集におけるモチベーション維持の効果に大きな差はないことが分かる。今後は1週間よりも期間を伸ばし、長

期間のバリア画像収集における提案手法のモチベーション維持の効果を検証する。

Q7に対して5以上の回答をした実験参加者の割合はベースライン手法で12.5%、提案手法で50%であった。Q7の回答結果について、ベースライン手法と提案手法の間に5%水準の有意差が確認された。このことから、ベースライン手法よりも提案手法の方が、システムを一定期間使用した後もバリア画像収集を行うモチベーションを誘発しやすいことが分かる。提案手法のアンケートにおける、Q7への回答理由を尋ねる自由記述では、「モンスターをコンプリートするまでは続けたいと思うだろう」というコメントが見られた。このことから、モンスターをコンプリートしたいという実験参加者の収集欲が掻き立てられ、システム使用後もバリア画像収集を行うモチベーションが誘発されたのではないかと考える。しかし、上記のコメントから、一度モンスターをコンプリートしてしまうとモチベーションが誘発されづらくなる可能性があることも示唆される。さらに、「周囲にあるバリアが1種類しかなく、同じモンスターばかりが集まった」というコメントも見られた。現状の提案システムでは、バリア1種類につき2体のモンスターしかバリエーションがない。これらのことから、獲得可能なモンスターの種類を増やし、より長くモチベーションを誘発できるようにする必要があると考える。加えて、既に所持しているモンスターでも獲得したいと思えるような仕組みも必要である。例えば、所持しているモンスターを消費する必要があるようなモンスターの育成要素を導入することで、既に所持しているモンスターでも獲得する意欲を高められると考える。さらに、育てたモンスターを利用して闘うゲーム要素があれば、よりモチベーションを向上されられる可能性がある。

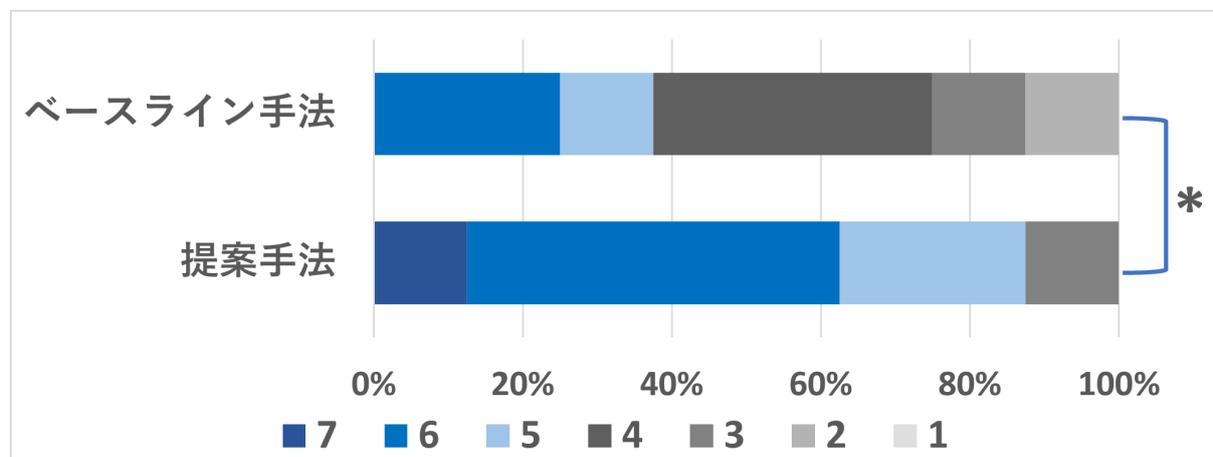


図 6.3: Q2. バリア画像収集を行ってみたい (7: 強くそう思う~1: 全くそう思わない, N=8)

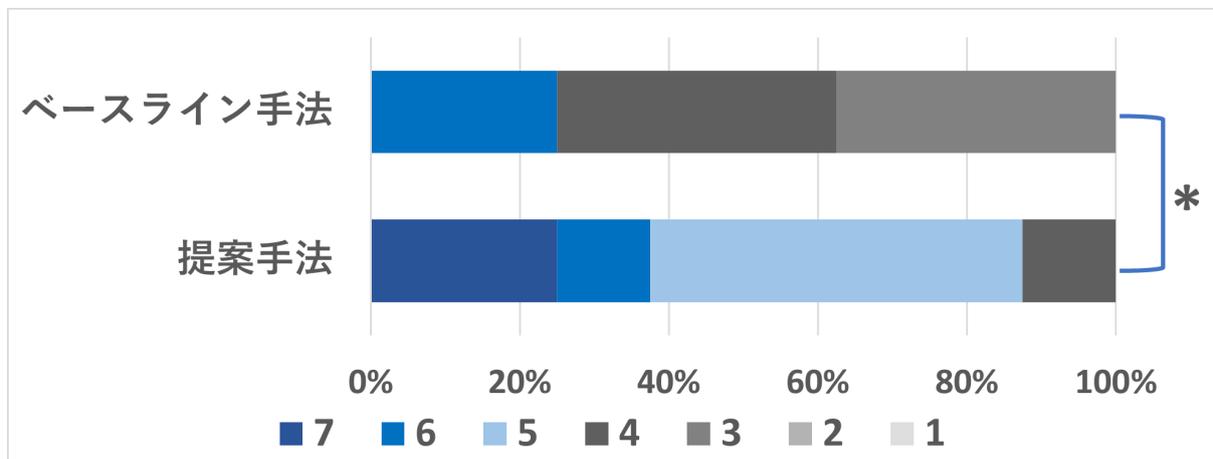


図 6.4: Q3. バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが生まれた (7: 強くそう思う~1: 全くそう思わない, N=8)

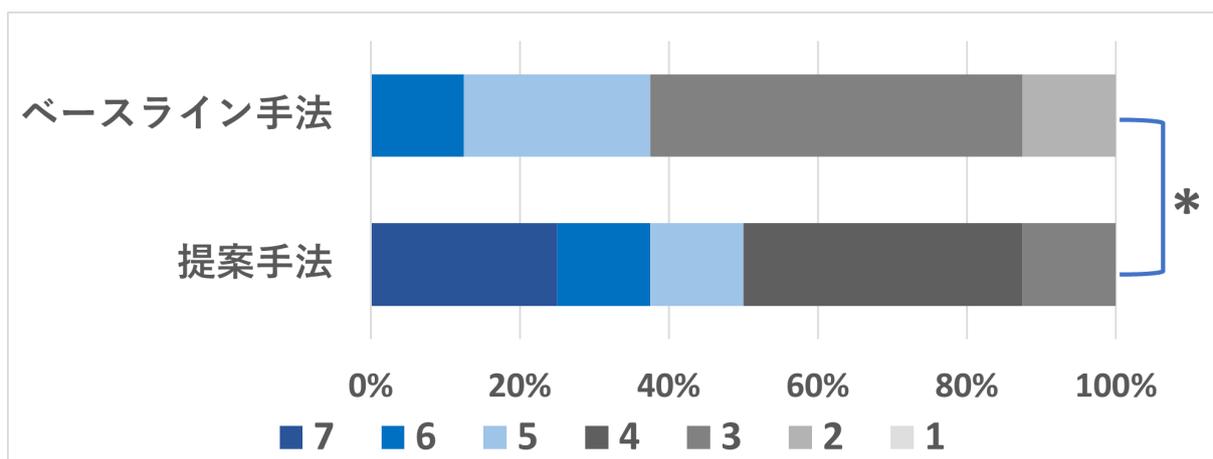


図 6.5: Q4. バリア画像収集を行うためだけに普段通らない道を通ったり寄り道をしたことがあった (7: 強くそう思う~1: 全くそう思わない, N=8)

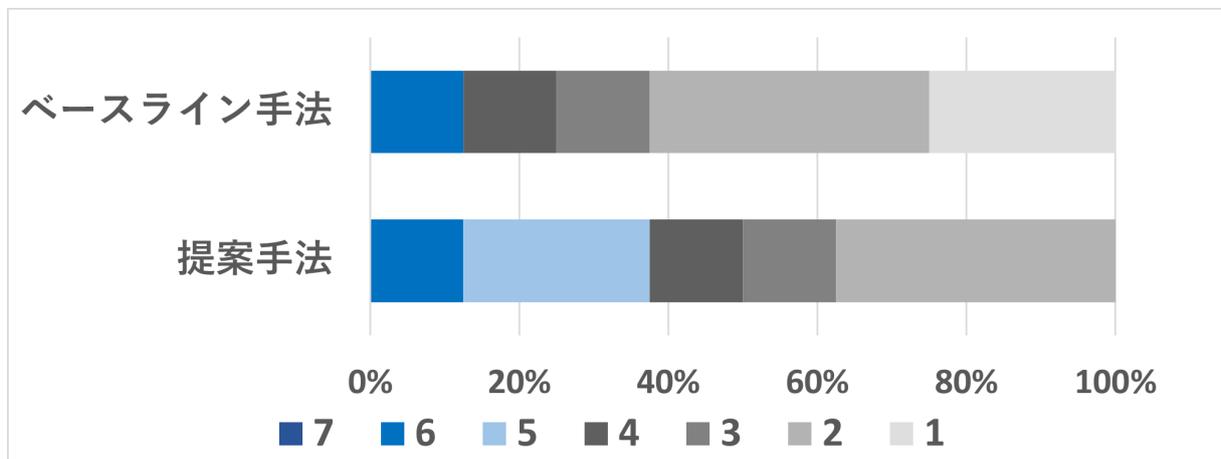


図 6.6: Q5. バリア画像収集を行うためだけに外出をすることがあった (7: 強くそう思う ~ 1: 全くそう思わない, N=8)

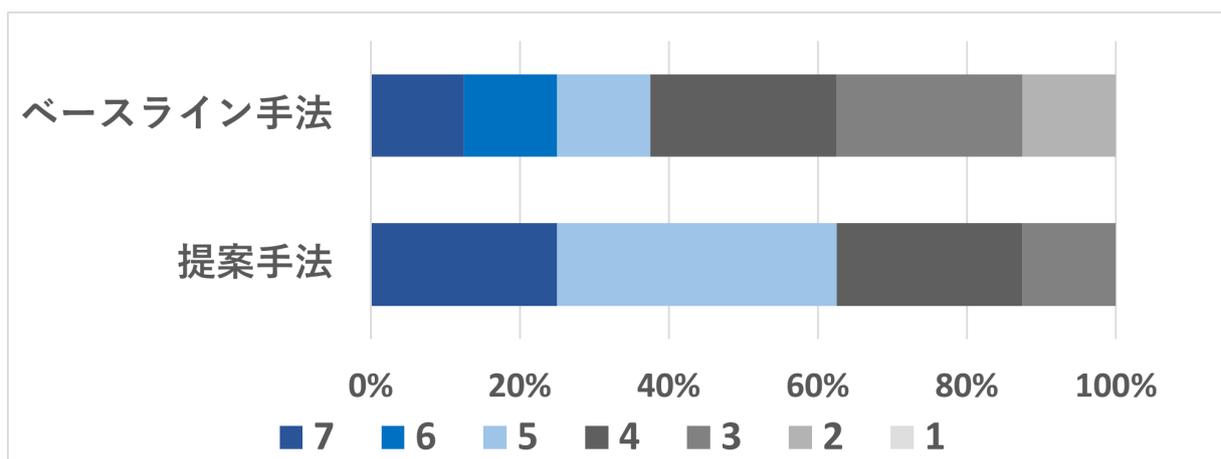


図 6.7: Q6. バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが継続した (7: 強くそう思う ~ 1: 全くそう思わない, N=8)

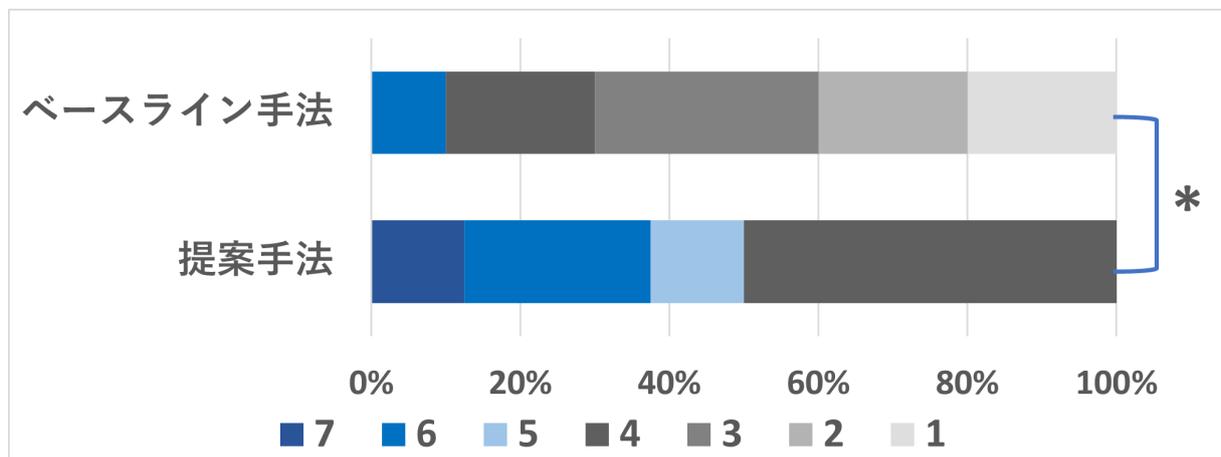


図 6.8: Q7. 今後もバリア画像収集を行いたい (7: 強くそう思う~1: 全くそう思わない, N=8)

## 第7章 結論

本研究では、バリアを撮影・投稿する作業に対するユーザのモチベーションを誘発・維持するために、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ゲームを導入したバリア画像収集システムを提案した。提案手法によりバリアを撮影・投稿する作業に対するユーザのモチベーションを誘発・維持できるか検証するために、実装したプロトタイプシステムを用いて評価実験を行った。具体的には、スコアとランクといったベーシックなゲーム要素を取り入れた手法と提案手法を利用してバリア画像収集を行った場合の、モチベーションへの影響を比較する実験を行った。実験では、アンケートとバリアの投稿数・投稿日数から、提案手法の有効性を評価した。

アンケートの回答結果から、スコアとランクといったゲーム要素を取り入れた手法よりも提案手法の方が、使用前・後のバリア画像収集への意欲を高める効果、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高いことを確認した。一方、1週間に渡るバリア画像収集に対する意欲を継続させる効果については、手法間で有意な差は認められなかった。また、投稿数や投稿日数についても、手法間で有意な差は見られなかった。これは、バリア画像収集を行う時間を確保できなかった参加者が複数人いることが影響していると考えられる。上記を踏まえ、1週間よりも長い期間を設け、再度実験を行う必要があると考える。

アンケートの自由記述から、提案システムには下記の2つの問題があることが分かった。一つ目は、モンスターの種類が少ないという問題である。この問題により、ユーザは簡単にモンスターをコンプリートできてしまい、コンプリートした後のモチベーションが誘発されづらくなる可能性がある。二つ目は、既に所持しているモンスターを獲得した際の喜びが少ないという問題である。これにより、ユーザの住む地域に同じ種類のバリアが多く存在しているような場合は、モチベーションが生まれづらくなる。上記を踏まえ、今後行うべきことを次に示す。

- (1) 実験期間を伸ばし、長期間のモチベーションに関する検証を実施する。
- (2) モンスターのバリエーションを増やす。
- (3) 既に持っているモンスターでも捕まえたいと思わせる仕組みを実装する。
- (4) 提案システムで収集される画像から適切にバリアを検出できるか検証する。
- (5) バリアと形状の類似したモンスターと類似していないモンスターでモチベーションへの影響を比較検証する。

(1)については、本実験でバリア画像収集を行う時間がなかった参加者が複数いることから必要である。実験期間を延ばすことで、実験を行う時間を作りやすくすることができると考える。加えて、実験期間中は緊急事態宣言下であった。緊急事態宣言が出されていない状態で実験を行うと、外出する機会が増え今回の実験とは異なる結果が得られる可能性がある。このことから、再度バリア画像収集を行うモチベーションに関する検証を行う必要があると思われる。(2)については、モンスターの少なさが提案システムの問題と

して挙げられていることから必要である。モンスターのバリエーションを増やすため、手動もしくは自動でモンスターを生成する手段を模索する予定である。(3)については、既に所持しているモンスターを獲得した際の喜びが少ないという問題が挙げられていることから必要である。育成やバトルといったゲーム要素を新たに取り入れることで、既に所持しているモンスターに使い道を与えることができると考える。(4)については、提案システムがバリアフリーマップ作成のためのバリア画像を収集することを目的としていることから必要である。(5)については、バリアと形状の類似したモンスターを獲得できることが既存の研究との違いであり、提案システムの大きな特徴であることから必要である。上記5つの達成を今後の目標とし、提案システムがより多くのバリア画像を収集できるようにすることを目指す。

# 謝辭

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] Wheelog!. available from <https://wheelog.com/hp/> (accessed 2021-11-9).
- [2] SeeClickFix, Inc. SeeClickFix. available from <https://seeclickfix.com> (accessed 2021-11-9).
- [3] Kelly Shigeno, Sergio Borger, Diego Gallo, Ricardo Herrmann, and Mateus Molinaro. Citizen sensing for collaborative construction of accessibility maps. In *Proceedings of the 10th International Cross-Disciplinary Conference on Web Accessibility*, No. 24, pp. 1–2, 2013.
- [4] 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*, No. 26, pp. 1–4, 2013.
- [5] SOZIALHELDEN e.V. Wheelmap. available from <https://wheelmap.org> (accessed 2021-11-9).
- [6] 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: Envisioning Future Media Environments*, pp. 9–15, 2011.
- [7] Katie Seaborn and Deborah Fels. Gamification in theory and action: A survey. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 74, pp. 14–31, 2015.
- [8] Jonna Koivisto and Juho Hamari. The rise of motivational information systems: A review of gamification research. *International Journal of Information Management*, Vol. 45, pp. 191–210, 2019.
- [9] 国土交通省. 歩行空間ネットワークデータ整備仕様案. 2018.
- [10] Yuriko Oda, Youichi Oda, Setsuko Kanai, Kosuke Sato, Zong Shichun, and Hiroto Ohuchi. Design methods of urban and regional space utilizing wheelchair probe information. *International Journal of Advances in Computer Science and Its Applications*, Vol. 8, No. 2, pp. 53–58, 2018.

- 
- [11] Jorge Goncalves, Vassilis Kostakos, Simo Hosio, Evangelos Karapanos, and Olga Lyra. Includcity: Using Contextual Cues to Raise Awareness on Environmental Accessibility. In *Proceedings of the 15th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, No. 17, pp. 1–8, 2013.
- [12] Xu Han and Kumiko Kushiyama. A Proposal of a Ground Surface Information Collection System using a 9-axis Motion Sensor for self-propelled Wheelchair Users' Exercise Promotion. In *Proceedings of the ACM/IEEE Joint Conference on Digital Libraries in 2020*, pp. 493–494, 2020.
- [13] Noriaki Kuwahara, Masaharu Nishiura, Yuto Shiomi, Kazunari Morimoto, Youko Iwawaki, and Naoko Nishida. A study on a ubiquitous system for collecting barrier-free information of evacuation centers for wheelchair users. In *Proceedings of the 4th ACM International Workshop on Context-Awareness for Self-Managing Systems*, No. 5, pp. 36–39, 2010.
- [14] 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.
- [15] Heba Aly, Moustafa Youssef, and Ashok Agrawala. Towards Ubiquitous Accessibility Digital Maps for Smart Cities. In *Proceedings of the 25th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, No. 8, pp. 1–4, 2017.
- [16] Catia Prandi, Paola Salomoni, and Silvia Mirri. mPASS: Integrating People Sensing and Crowdsourcing to Map Urban Accessibility. In *Proceedings of the 11th Annual IEEE Consumer Communications and Networking Conference*, pp. 591–595, 2014.
- [17] Akihiro Miyata, Iori Araki, and Tongshun Wang. Barrier Detection Using Sensor Data from Unimpaired Pedestrians. *Universal Access in Human-Computer Interaction. Virtual, Augmented, and Intelligent Environments*, pp. 308–319, 2018.
- [18] Yuki Kurauti, Naoto Abe, Hiroshi Konishi, and Hitoshi Seshimo. Barrier Detection Using Sensor Data from Multiple Modes of Transportation with Data Augmentation. In *Proceedings of 2019 IEEE Annual International Computer Software and Applications Conference*, pp. 667–675, 2019.
- [19] Hannah Badland, Simon Opit, Karen Witten, Robin Kearns, and Suzanne Mavoia. Can Virtual Streetscape Audits Reliably Replace Physical Streetscape Audits? *Journal of Urban Health*, pp. 1007–1016, 2010.

- [20] 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.
- [21] Manaswi Saha, Michael Saugstad, Hanuma Maddali, Aileen Zeng, Ryan Holland, Steven Bower, Aditya Dash, Sage Chen, Anthony Li, Kota 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*, pp. 1–14, 2019.
- [22] Kotaro Hara, Jin Sun, Robert Moore, 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*, pp. 189–204, 2014.
- [23] Galen Weld, Esther Jang, Anthony Li, Aileen Zeng, Kurtis Heimerl, and Jon Froehlich. Deep Learning for Automatically Detecting Sidewalk Accessibility Problems Using Streetscape Imagery. *The 21st International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, pp. 196–209, 2019.
- [24] Juho Hamari, Jonna Koivisto, and Harri Sarsa. Does Gamification Work? - a Literature Review of Empirical Studies on Gamification. In *Proceedings of the 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences*, pp. 3025–3034, 2014.
- [25] Luis Ahn and Laura Dabbish. Labeling images with a computer game. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 319–326, 2004.
- [26] 市村哲. migaco : 子供が楽しく歯みがきが行えるようにするための歯ブラシ動作計測機能付きアプリケーション. *情報処理学会論文誌*, Vol. 61, No. 1, pp. 95–102, 2020.
- [27] 栄元優作, 西山勇毅, 大越匡, 中澤仁. HealthyStadium : 他者評価とゲーミフィケーションを用いた食習慣改善ソーシャルメディア. *情報処理学会論文誌*, Vol. 60, No. 10, pp. 1881–1895, 2019.
- [28] 福島拓, 西村友里. 地域に関する新たな発見を促す散策支援システム. *情報処理学会論文誌*, Vol. 61, No. 1, pp. 88–94, 2020.
- [29] Marek Bell, Stuart Reeves, Barry Brown, Scott Sherwood, Donny MacMillan, John Ferguson, and Matthew Chalmers. EyeSpy: supporting navigation through play. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 123–132, 2009.

- [30] Kathleen Tuite, Noah Snavely, Dun yu Hsiao, 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*, pp. 1383–1392, 2011.
- [31] Bruno Simões and Raffaele Amicis. Gamification as a Key Enabling Technology for Image Sensing and Content Tagging. *Intelligent Interactive Multimedia Systems and Services 2016*, Vol. 55, pp. 503–513, 2016.
- [32] 大和佑輝, 奥川和希, 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適応したバリア検出のための歩行で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.
- [33] Catia Prandi, Valentina Nisi, Paola Salomoni, and Nuno 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.
- [34] 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*, pp. 1757–1768, 2016.
- [35] DFC Intelligence. global video game consumer segmentation. available from <https://www.dfciint.com/product/video-game-consumer-segmentation-2/> (accessed 2021-12-29).
- [36] Mauricio Capra, Milena Radenkovic, Steve Benford, Leif Oppermann, Adam Drozd, and Martin Flintham. The Multimedia Challenges Raised by Pervasive Games. In *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, pp. 89–95, 2005.
- [37] Pokemon GO. available from <https://pokemongolive.com/> (accessed 2021-1-10).
- [38] Janne Paavilainen, Hannu Korhonen, Kati Alha, Jaakko Stenros, Elina Koskinen, and Frans Mayra. The Pokémon GO Experience: A Location-Based Augmented Reality Mobile Game Goes Mainstream. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2493–2498, 2017.
- [39] SQUARE ENIX. ドラゴンクエストウォーク. available from <https://www.dragonquest.jp/walk/> (accessed 2022-1-10).
- [40] LEVEL5. 妖怪ウォッチワールド. available from <https://youkaiww.gungho.jp/> (accessed 2022-1-10).

- 
- [41] Chris Crawford. *The Art of Computer Game Design*. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA (1984).
- [42] 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*, pp. 770–778, 2016.
- [43] Stanford Vision Lab. ImageNet. available from <https://image-net.org/> (accessed 2022-1-18).

# 研究業績

## 査読付き国際会議

- (1) 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オン 2022 論文集 (2021年3月).
- 

## 研究会・シンポジウム

- (1) 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).
  - (2) 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).
  - (3) 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).
  - (4) 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オン 2021 論文集, pp.767–770 (2021年3月).
  - (5) 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オン 2021 論文集, pp.621–623 (2021年3月).
  - (6) 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).