

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

村山 優作¹ 奥川 和希² 呉 健朗² 宮田 章裕^{1,a)}

概要：車椅子利用者やベビーカー利用者などの移動弱者にとって、バリアフリーマップは重要な役割を果たす。バリアフリーマップ作成のためのバリア情報を収集する手法として、一般の人達に身の回りにあるバリアを撮影・投稿してもらう手法がある。バリアフリーマップ作成に意欲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。このため、バリア画像収集に協力するユーザが少なく、バリア画像収集において収集される画像の量が少ないという問題がある。上記を踏まえ、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の提案を行う。提案システムでは、バリア形状に類似したモンスターを獲得できるゲームを利用することで、バリア画像を収集する作業に対するモチベーションを誘発・維持できるようにすることを目指す。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。

1. はじめに

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画像を収集する手法は、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。その上、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が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を判断できる。

バリア画像収集の既存事例で画像の収集に協力するユーザの多くは、バリアフリーマップ作成に意欲のあるユーザである。しかし、バリアフリーマップ作成に意欲のあるユーザは少ないため、収集されるバリア画像が少なくバリアが検出されづらい。このため、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、マップ上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。そこで、我々はバリアフリーマップ作成に意欲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ことを目指す。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、バリアフリーマップ作成に意欲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。

上記を踏まえ、我々は様々なシーンにおいてモチベーション誘発・維持の手段として用いられてい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を提案している [6][7]。これは、バリアを撮影・投稿することで、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である。提案ゲームにより、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・維持できると考える。本稿の貢献は、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に有効であるか明らかにしたことである。

¹ 日本大学 文理学部

² 日本大学大学院 総合基礎科学研究科

a) miyata.akihiro@acm.org

2. 関連研究

本研究は、ゲーミフィケーションを利用してバリア情報を収集するものであり、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関連している。2.1 節ではバリア情報収集に関する事例、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

バリア情報収集の事例は、現地に赴きバリアを検出するアプローチと、遠隔地からバリアを検出するアプローチに大別できる。2.1.1 項では現地に赴きバリアを検出する事例、2.1.2 項では遠隔地からバリアを検出する事例を紹介する。

2.1.1 現地に赴きバリアを検出するアプローチ

現地に赴きバリアを検出するアプローチとしては、行政スタッフや車椅子利用者、一般ユーザが現地に赴いてバリア情報を収集する事例がある。事例 [8] は、国交省主導で行われているバリア情報収集の取り組みである。SeeClickFix[3] と IBM Sidewalks[4][5] は、路面の窪みや段差といった歩道における問題を投稿することができるシステムである。Wheelog[1] と Wheelmap[2] は、車椅子利用者向けのバリア情報や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、ユーザはバリア情報やバリアフリー情報をタグ付けした画像を投稿できる。

2.1.2 遠隔地からバリアを検出するアプローチ

遠隔地からバリアを検出するアプローチとしては、ストリートビューにある写真を通して遠隔地からバリア情報を収集する事例がある。事例 [9] は、Google Street View に写ったバリアを発見し、バリアのラベル付けと評価を行うシステムを提案している。このシステムは、現在ではブラウザベースのクラウドソーシングツールとして提供されている [10]。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 [11] は、交差点の段差スロープの有無を判断する CNN モデルを提案している。事例 [12] 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、半自動的に段差スロープのない交差点をストリートビューから検出している。事例 [13] では、路面のひびや歩道上にある障害物といった歩道における問題を、Deep Learning を用いて自動的に検出しラベル付けを行っている。

2.2 ゲーミフィケーション

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 [14]。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誘発・維持す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[15] 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らずに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。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法として利用されている。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 [16]。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。さらに、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 [17]。この事例では、建造物や風景の 3D 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コンテンツを獲得できるゲームを提案している。

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 [18][19]。事例 [18] 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。この事例と本研究との差は、収集しているデータの違いにある。事例 [18] で収集しているのがスマートフォンのセンサから取得する加速度と角速度であるのに対し、本研究では画像データを収集する。このことから、データの違いに応じて取り入れるべきゲーム要素も変えるべきであると考ええる。

事例 [19] 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バリアがあるとそのことがプレイヤーに通知されるようになっている。プレイヤー近辺の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。事例 [19] と本研究で提案するゲームを比較する。事例 [19] と提案ゲームには大きく 3 つの違いがあると考ええる。一つ目の違いは、投稿したバリア情報とプレイヤーが得られる要素の関係性の有無である。事例 [19] では、投稿するバリア情報とプレイヤーが得られるものには関係性はない。これに対し、提案ゲームでは撮影するバリアと形状が類似したモンスターを獲得する。バリア情報

を投稿する作業はゲームをするプレイヤーにとって億劫であり、ゲームにおいてなぜその作業を行う必要があるのか納得感を得づらいと思われる。撮影・投稿したバリアと形状が類似したモンスターを獲得できるようにすることで、バリアを撮影・投稿する作業を、バリアに変身したモンスターをカメラで撮って探し出すというようなゲームの世界観の一部として表現できると考える。二つ目の違いは、バリア情報収集におけるエリアの網羅性を高めたり、同じ場所の情報を継続的に更新させたりする仕組みの有無である。事例 [19] のゲームでは、まだ投稿されていない場所のバリア情報や以前投稿されてから時間が経過した場所の情報を投稿させる仕組みが存在しない。これに対し提案ゲームでは、まだ投稿されていない場所のバリアか、以前投稿されてから時間が経過した場所のバリアを撮影・投稿すると、ユーザにメリットを与えるようにしている。これにより、プレイヤーが赴いたことがない場所や、以前赴いてから時間が経過した場所でのバリアの撮影を促すことができると考えている。三つ目の違いは、収集される情報の品質を管理する手法の違いにある。事例 [19] では、既にあるプレイヤーによって投稿された情報の場所に他のプレイヤーを赴かせ、投稿された情報が正しいか確認をさせている。これに対し本研究では、Deep Learning による物体認識を用いて画像に写ったバリアの種類を推定し、バリアの存在・種類などの情報の正しさを評価している。上記の3つが事例 [19] と提案システムの違いである。

3. 研究課題

バリア画像を収集する事例は数多く存在する [1][2]。バリア画像を収集する既存の事例では、大半のバリア画像がバリアフリーマップ作成に意欲のあるユーザによって収集されている。しかし、バリアフリーマップ作成に意欲のあるユーザは少ない。このため、バリア画像収集の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。上記の問題を解決する方法として、バリアフリーマップ作成に意欲のないユーザからも協力を得られるようにすることが考えられる。バリアフリーマップ作成に意欲の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も増加させることができると考える。しかし、バリアフリーマップ作成に意欲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。

4. 提案手法

4.1 ゲームフィクションの導入

タスクに対するユーザのモチベーションを誘発・維持する手段として、ゲームフィクションを利用したアプローチが数多く提案されている [15][16][17][18][19]。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及ぼすことが期待される。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 [20]。pervasive game は、ゲームの体験が現実世界まで拡張されたゲームである。pervasive game を用いてデータを収集する事例が存在する [17][19]。提案システムにおいても、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ゲームがある [21]。このゲームでは、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 [22]。モンスターを捕まえるゲーム性を提案システムに用いることで、多くのユーザに提案システムを利用してもらえ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

適切にバリアを検出できるようにするため、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られる。

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 広範囲の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。DR2 は、収集したバリア画像はバリアフリーマップに表示するものであり、画像からバリアの存在・種類を正確に確認できなければならないため必要である。DR3 は、広

表 1 要件とデザインの対応表

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

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。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。

4.2.2 ゲーム性の観点

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 [23]。

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变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 1 に示す。

4.3.1 データの観点

データの観点からは、次のような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、ユーザにメッセージがある

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

ゲーム性の観点からは、次のような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。

5. 実装

5.1 節では 4 章で述べたゲームデザインの実装状況を説明し、5.2 節では提案システムの構成を説明する。

5.1 ゲームデザインの実装状況

4 章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

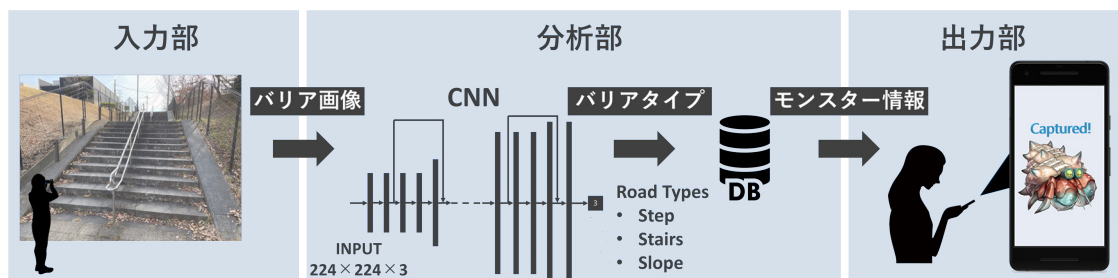


図 1 システム構成図

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バリアの様子が不明瞭な画像などを投稿しても、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するようにすることで実現した。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。GD5は、モンスターを獲得するとスコアが加算され、そのスコアが全ユーザ中何番目に多いかを表すランクを表示することで実現した。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、ユーザが歩いていると判定し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。

5.2 システム構成

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。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つからバリアの種類を推定する。CNNのモデルには、ResNet50[24]をfine-tuningしたものを使用している。先行研究にて、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。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。

	Step	Stairs	Slope
Normal			
Rare			

図 2 モンスターの一覧

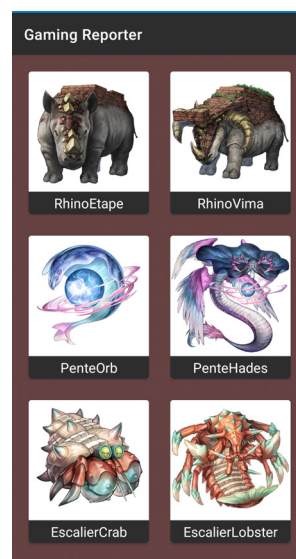


図 3 獲得モンスターの一覧画面

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地理的な距離を計算する。位置情報はDEG表記の緯度・経度である。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

表 2 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 3 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	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

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し出力部へ渡す。レア度・バリアの種類に対応したモンスターの一覧を図2に示す。出力部では、分析部から渡された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3の獲得モンスターの一覧画面で閲覧できる。

6. 検証実験

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。本実験では提案システムの有効性を検証する第1段階として、提案システムがバリア画像収集に対するモチベーションの誘発に有効であるかを検証する。

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。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。バリア画像収集に対するモチベーション誘発の度合いは、7段階のリッカート尺度(7:強く思う～1:全く思わない)のアンケートとインタビューから評価する。

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2、事後アンケートの質問項目を表3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を分析するための質問である。Q2～Q6はバリア画像収集のモチベーション誘発に関する質問である。Q2はシステム使用前の、Q3～Q5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。

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(全

員男性)が参加した。実験では下記2つの手法を比較することで、バリア画像収集を行うモチベーションの誘発における提案手法の有効性を検証する。

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。

ベースライン手法と提案手法を比較することで、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に有効であるかを評価する。実験参加者には、各手法を1週間ずつ利用してバリア画像を収集してもらった。安全面を考慮し、実験可能な時間を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

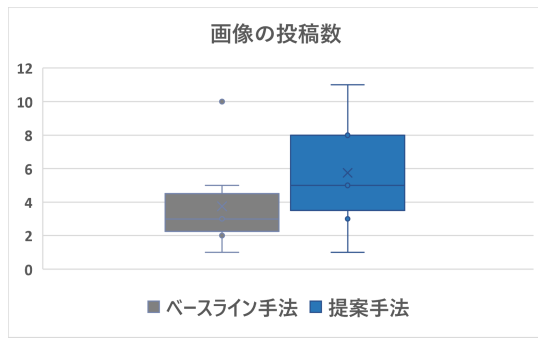


図 4 画像の投稿数 (単位: 枚, N=8)

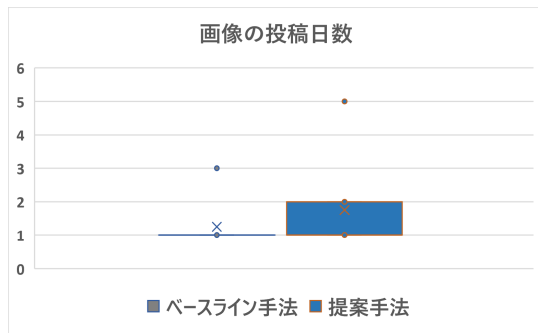


図 5 画像の投稿日数 (単位: 日, N=8)

6.4 実験結果・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 4 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 5 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 4 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 5 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。

6.4.2 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

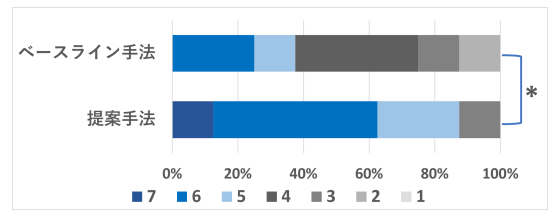


図 6 Q2. バリア画像収集を行ってみたい (7:強く思う～1:全くそう思わない, N=8)

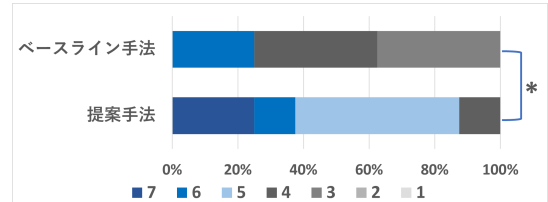


図 7 Q3. バリア画像収集を行うことに対するモチベーションが生まれた (7:強く思う～1:全くそう思わない, N=8)

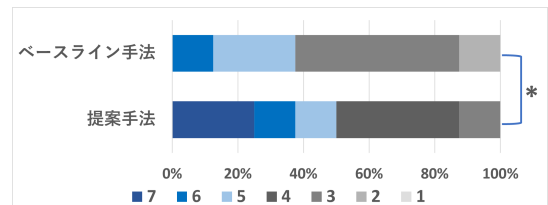


図 8 Q4. バリア画像収集を行うために普段通らない道を通ったり寄り道することがあった (7:強く思う～1:全くそう思わない, N=8)

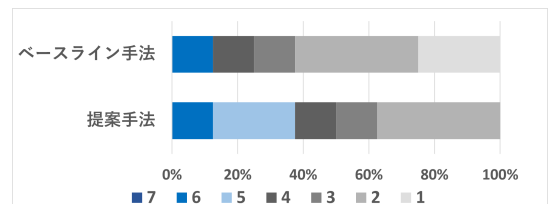


図 9 Q5. バリア画像収集を行うために外出をすることがあった (7:強く思う～1:全くそう思わない, N=8)

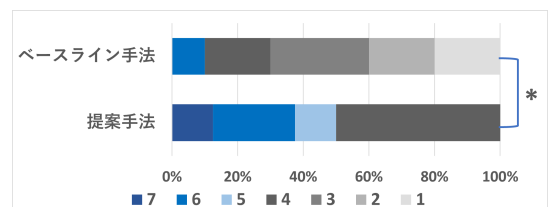


図 10 Q6. 今後もバリア画像収集を行いたい (7:強く思う～1:全くそう思わない, N=8)

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 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～Q6 の回答結果を図 6～10 に示す。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り、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。加えて、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、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 12.5%，提案手法で 50%であった。Q6 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、Q6 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。

7. おわりに

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。本稿では、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できるか、実装したプロトタイプシステムを用いて検証を行った。アンケートの回答結果から、スコアや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高いことを確認した。一方、投稿数や投稿日数においては、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。

アンケートから、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うれしさ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うれしさ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] Oda, Y., Oda, Y., Kanai, S., Sato, K., Shichun, Z. and Ohuchi, H.: Design Methods of Urban and Regional Space Utilizing Wheelchair Probe Information, Proc. IJACSA, pp.53-58 (2018).
- [2] Sozialhelden, E.V.: Wheelmap, available from <<http://wheelmap.org>>(accessed 2021-10-11).
- [3] SeeClickFix, Inc.: SeeClickFix, available from <<https://seeclickfix.com>>(accessed 2021-10-11).
- [4] Shigeno, K., Borger, S., Gallo, D., Herrmann, R., Molinaro, M., Cardonha, C., Koch, F., Aveglano, P.: Citizen

- Sensing for Collaborative Construction of Accessibility Maps, Proc. W4A'13, No.24, pp.1-2 (2013).
- [5] Cardonha, C., Gallo, D., Aveglano, P., Herrmann, R., Koch, F., Borger, S.: A crowdsourcing platform for the construction of accessibility maps, Proc. W4A'13, No.26, pp.1-4 (2013).
- [6] 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 (DICOMO'21), Vol.2021 (2021).
- [7] Miyata, A., Okugawa, K., Yamato, Y., Maeda, M., Murayama, Y., Aibara, M., Furuichi, M., Murayama, Y.: A Crowdsourcing Platform for Constructing Accessibility Maps Supporting Multiple Participation Modes, Extended Abstracts of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '21), Article No.419, pp.1-6 (2021).
- [8] 国土交通省: 歩行空間ネットワークデータ整備仕様案 (2010).
- [9] Hara, K., Le, V., Froehlich, J.E.: Combining Crowdsourcing and Google Street View to Identify Street-level Accessibility Problems, Proc. CHI'13, pp.631-640 (2013).
- [10] Saha, M., Saugstad, M., Maddali, H.T., Zeng, A., Holland, R., Bower, S., Dash, A., Chen, Sage., Li, A., Hara, K., Froehlich, J.: Project Sidewalk: A Web-Based Crowdsourcing Tool for Collecting Sidewalk, Proc. CHI'19, No.62, pp.1-14 (2019).
- [11] Sun, J., Jacobs, D.W.: Seeing What is Not There: Learning Context to Determine Where Objects are Missing, Proc. CVPR'17, pp.1234-1242 (2017).
- [12] Hara, K., Sun, J., Moore, R., Jacobs, D., Froehlich, J.: Tohme: detecting curb ramps in google street view using crowdsourcing, computer vision, and machine learning, Proc. UIST'14, pp.189-204 (2014).
- [13] Weld, G., Jang, E., Li, A., Zeng, A., Heimerl, K., Froehlich, J.E.: Deep Learning for Automatically Detecting Sidewalk Accessibility Problems Using Streetscape Imagery, ASSETS'19, pp.196-209 (2019).
- [14] Deterding, S., Dixon, D., Khaled R., Nacke L.: From Game Design Elements to Gamefulness: Defining "Gamification", Proc. MindTrek'11, pp.9-15 (2011).
- [15] Ahn, L.V., Dabbish, L.: Labeling images with a computer game, CHI'04, pp.319-326 (2004).
- [16] 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).
- [17] Simoes, B., Amicis, R.D.: Gamification as a Key Enabling Technology for Image Sensing and Content Tagging. Intelligent interactive multimedia systems and services of the series smartinnovation, systems and technologies, Vol.55, pp.503-513 (2016).
- [18] 大和佑輝, 奥川和希, 呉建朗, 栗飯原萌, 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).
- [19] Prandi, C., Nisi, V., Salomoni, Paola., Nunes, N.J.: From gamification to pervasive game in mapping urban accessibility, Proc. CHIItaly 2015, pp.126-129 (2015).
- [20] Capra, M., Radenkovic, M., Benford, S., Oppermann, L., Drozd, A.: The multimedia challenges raised by pervasive games, Proc. MULTIMEDIA'05, pp.89-95 (2005).
- [21] Pokemon GO, available from <<http://www.pokemongo.com/>>(accessed 2021-10-15).
- [22] Paavilainen, J., Korhonen, H., Alha, K., Stenros, J.,

Koskinen, E.:The Pokémon GO Experience: A Location-Based Augmented Reality Mobile Game Goes Mainstream, Proc. CHI'17, pp.2493-2498 (2017).

[23] Crawford, C.: The Art of Computer Game Design, McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA (1984).

[24] He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition, Proc. CVPR, pp.770-778 (2016).