

2D 迷路における行動選択の予測と自然なプレイヤー誘導への応用

藤平 啓汰^{1, a)} 池田 心^{1, b)}

概要 : RPG では, ゲームデザイナーの意図したとおりにゲームを進行させるために, マップ構造やオブジェクトの配置を工夫してプレイヤーを誘導する. このとき, あまりに露骨な誘導を行うと, プレイヤーは探索の自由が奪われたと不快感を覚えるため, 自然に誘導する必要がある. 研究の初期段階ではまず, 敵や NPC といった要素を含まず, 壁と通路のみで構成された迷路を対象ゲームとする. 本稿では, プレイヤーを自然に誘導する迷路の自動生成へ応用することを目的に, 迷路プレイヤーの行動選択の傾向について考察する. 被験者実験によって収集したプレイログをもとに, 分岐点の特徴やプレイヤーの行動データを入力とする分岐選択確率予測モデルを学習・テストした結果, 約 70%の精度で「人間プレイヤーが選択するか否か」を判別することができた. 学習結果や分析結果から得た「自然な誘導」に応用可能な知見について報告する.

キーワード : 2D 迷路, 行動予測, 誘導, コンテンツ生成

Prediction of Human Player's Behavior and Applications to Implicit Navigation in 2D Maze

KEITA FUJIHIRA^{1, a)} KOKOLO IKEDA^{1, b)}

1. はじめに

ドラゴンクエストやファイナルファンタジーに代表されるロールプレイングゲーム (以下, RPG) において, プレイヤーは「アイテムを探す」や「次の村へ行く」といった多様な目的を持ちながらゲームを進める. このとき, レアアイテムを難なく見つけてしまったり, 必要以上に道に迷ったりすると, ゲームの面白さが損なわれる可能性がある. そのため, ゲームデザイナーは, あえてアイテムから遠ざける誘導や, 迷いすぎないように誘導を行う必要がある. 一方で, あまりに露骨な誘導は, RPG の醍醐味である探索感を喪失させプレイヤーに不快感を与えることから, ゲーム内ではプレイヤーに対する自然な誘導が求められる. このような複雑な特性を持つマップの作成は通常人手で行われるため, ゲーム開発において高コストな作業とされている.

近年では, コンピュータゲームの複雑化と多様化に伴う開発コストの増加を背景に, Procedural Content Generation (以下, PCG) と呼ばれる自動生成技術が活発に研究されている[1]. PCG では, 地形や武器, キャラクター, ルールなどゲームを構成するあらゆるコンテンツが生成対象となる. これまで, 構造的に矛盾がないダンジョンや多様性を持つマップの研究が盛んに行われてきた. しかしながら, RPG のマップに必要な「自然に誘導する」特性についての研究は調べた限り多くはない.

本研究の主たる目的は, 「自然に誘導する」特性を持つマップの自動生成に向けて, プレイヤーの行動選択がマップ内の要素にどのような影響を受け, どう変化していくのかを解明することである. 研究の初期段階として, 本稿ではまず, 敵や NPC といった要素を含まず, 壁と通路のみで構成された迷路を対象ゲームとする. 被験者実験により収集したプレイログをもとに, 迷路プレイヤーの行動選択の傾向を分析し, 自然な誘導に必要な知見を得る.

2. 対象とする迷路

パズルゲームの 1 つである迷路は世界中で楽しまれており, さまざまな種類が公開されている[2]. 本稿では, $N \times N$ マスの 2 次元格子状の俯瞰型迷路を対象とする. 本稿で扱う迷路は, 以下の設定を持つ. 図 1 に例を示す.

- 通行可能な通路と, 通行不可能な壁のみで構成される.
- プレイヤーは上下左右の 4 方向にのみ移動可能である.
- スタート地点は左上隅のマス, ゴール地点は右下隅のマスに固定される.
- 迷路生成には, 既存手法である壁伸ばし法, 穴掘り法, 棒倒し法のいずれかを用いる.
- 迷路サイズは, 31×31 , 41×41 , 51×51 のいずれかである. 以降では, 各サイズを S, M, L と呼ぶ.
- プレイヤーの視界は, 以下の 2 つの状態のいずれかとなる. 1 つ目は迷路全域が見える状態で, 2 つ目はプレ

1 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology
a) keita.fujihira@jaist.ac.jp
b) kokolo@jaist.ac.jp

イヤの現在地を中心とする半径 $N/4$ の円内部のみ見える状態。以降では、1つ目の状態を Normal, 2つ目の状態を Narrow と呼ぶ。

- 制限時間が設けられており、制限時間を過ぎてもゴールに辿り着いていない場合、ゲームオーバーとなる。制限時間はサイズによって異なり、S は 80 秒、M は 100 秒、L は 150 秒とする。

3. 関連研究

本稿では、自然に誘導するマップの自動生成に向けて迷路を分析する。これに関連して既存の「誘導に関する研究」と「迷路プレイヤーの行動分析に関する研究」を紹介する。

3.1 誘導に関する研究

ゲーム分野では、レベルデザイン手法を分析する研究が近年増加しているが、プレイヤーの誘導に焦点を当てた研究は少ない[3][4]。一方で、誘導について盛んに研究している分野もある。マーケティング分野では、実店舗での購買誘導を目的に顧客の行動を分析する研究が数多くある。スーパーマーケットにおける顧客の動線分析では、「顧客は特定の通路のみを移動する傾向にあり、どの通路も満遍なく移動することは少ない」という分析結果がある[5][6]。このような傾向に対して、ある通路に顧客を誘導したい場合、「通路の端に顧客の興味を引く商品を置くこと」や「通路に角度をつけて内部の視認性を高めること」が効果的であると検証されている[7][8]。RPG でも類似の誘導手法は用いられている。例えば、ドラゴンクエストの「フィールドの立札」はプレイヤーの興味を引くオブジェクトのひとつである。

防災・減災分野では、迅速かつ安全な避難誘導を目的としたシステムが研究・開発されている[9]。これらのシステムでは、誘導に最適な出口や避難誘導灯の配置をエージェントシミュレーションによって割り出している。本稿が目標とする誘導と異なるのは、「誘導時に進むべき方向が明示されている点」である。災害時には、避難者に向けてわかりやすく誘導することが求められるが、ゲームではプレイヤーに認識されないように誘導することが重要になる。

3.2 迷路プレイヤーの行動分析に関する研究

迷路は娯楽としてだけではなく、動物を用いた学習実験にも用いられている[10][11]。松下らは、動物実験で検証された知見をもとに、迷路における人間の行動特性を調査している[12]。松下らは、被験者実験の結果から「迷ったときには前進する・後戻りする」など、行動特性をいくつかに分類しているが、「ある分岐点だとこのように行動する傾向にある」といった具体的な分析まではされていない。

横田らや吉田らは、2D 迷路の難易度調整を可能にするパラメータの特定を目的に、人間プレイヤーの行動を分析している[13][14]。分析の結果から、「ゴールまでの T 字分岐の個数」や「間違えても後戻りが容易な進みややすい分岐の存在」が難易度に影響すると報告している。

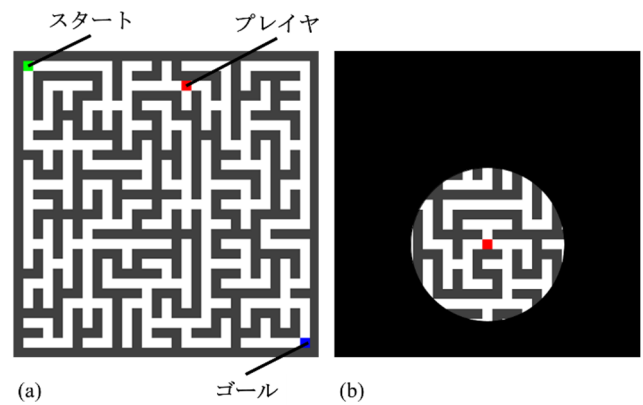


図 1 サイズ S の迷路 (a) Normal, (b) Narrow

表 1 迷路の設定と解く順番

順番	パターン 1	パターン 2
1	壁伸ばし法-S-Normal	壁伸ばし法-S-Normal
2	壁伸ばし法-M-Normal	壁伸ばし法-S-Narrow
3	壁伸ばし法-L-Normal	穴掘り法-S-Normal
4	穴掘り法-S-Normal	穴掘り法-S-Narrow
5	穴掘り法-M-Normal	棒倒し法-S-Normal
6	穴掘り法-L-Normal	棒倒し法-S-Narrow
7	棒倒し法-S-Normal	壁伸ばし法-M-Normal
8	棒倒し法-M-Normal	壁伸ばし法-M-Narrow
9	棒倒し法-L-Normal	穴掘り法-M-Normal
10	壁伸ばし法-S-Narrow	穴掘り法-M-Narrow
11	壁伸ばし法-M-Narrow	棒倒し法-M-Normal
12	壁伸ばし法-L-Narrow	棒倒し法-M-Narrow
13	穴掘り法-S-Narrow	壁伸ばし法-L-Normal
14	穴掘り法-M-Narrow	壁伸ばし法-L-Narrow
15	穴掘り法-L-Narrow	穴掘り法-L-Normal
16	棒倒し法-S-Narrow	穴掘り法-L-Narrow
17	棒倒し法-M-Narrow	棒倒し法-L-Normal
18	棒倒し法-L-Narrow	棒倒し法-L-Narrow
19	壁伸ばし法-L-Narrow	壁伸ばし法-L-Narrow
20	穴掘り法-L-Narrow	穴掘り法-L-Narrow
21	棒倒し法-L-Narrow	棒倒し法-L-Narrow

4. 被験者実験

本章では、迷路のプレイログ収集のために実施した被験者実験について説明する。実験の参加者は 23 人であったが、実験中の不具合により正確にデータを収集できたのは 20 人であった。各プレイヤーは、表 1 に示す順番に従い 1 プレイごとに生成手法、サイズ、視界状態の設定を変更しながら計 21 種類の迷路を解いた。迷路を解く順番は各サイズを繰り返すパターンと、各視界状態を繰り返すパターンの 2 つを用意した。迷路をパターン 1 の順番で解いたプレイヤーは 11 人、パターン 2 の順番で解いたプレイヤーは 9 人である。また、19~21 番目の迷路のみ制限時間を 90 秒に設定した。

5. プレイヤの行動に関する考察

迷路を解くとき、人は闇雲に動くだけではなく何かしらの方針に基づいて動いていると考える。本章では、迷路プレイヤーの「分岐選択の傾向」と「探索方法」について考察する。考察を進めるうえで、迷路における「分岐点」を定義する必要がある。本稿では、迷路を全域木とみなしたとき、次数3以上のノードを分岐点とする。ただし、以下のいずれかの条件を満たす分岐が2つ以上接続されていなければならない。

- Narrow の視界範囲内に最深部が見えない。
- Narrow の視界範囲内に最深部が見えるが、そこに通じる通路の一部が見えない。

以降では Normal・Narrow とともに、この定義を満たす箇所を分岐点として扱う。

5.1 プレイヤの分岐選択の傾向

本稿で扱う迷路において、プレイヤーの主目的は「ゴールへ辿り着くこと」である。加えて、スタート地点が左上隅のマス、ゴール地点が右下隅のマスに固定されていることから、ある分岐点では右方向、あるいは下方向の分岐を選ぶ傾向が多くの人に認められた。表2は、スタートからゴールまでの最短経路内の分岐点のみを対象として、全プレイヤーの「ある方向の分岐が選択可能なとき、その方向の分岐を選択した割合」を算出し、その平均値を示したものである。上方向・左方向と比較すると、下方向・右方向の分岐の選択割合が高いことが示されている。特に Narrow は、Normal に比べて上方向・左方向の選択割合が低くなっている。これは Normal と異なり、迷路全域を見渡してゴールまでの経路を先読みすることができないため、下方向・右方向を選択する傾向がより強まるからだと考えられる。図2は、穴掘り法-Narrow-Lの迷路について、全プレイヤーの各マス初回通過時の足跡の合計をヒートマップ化したもので、分岐選択の傾向が顕著に表れた例である。赤枠で囲んだ座標(29, 37)の分岐点において、ゴールへと繋がる分岐は上方向だが、分岐点を訪れた17人中13人が下方向の分岐を選択している。このように、迷路プレイヤーは「ゴールと同じ方向の分岐」を選択しやすい傾向にあり、視界が制限された状態だとその傾向がより強まると考えられる。

5.2 プレイヤの探索の傾向

プレイログを確認したところ、Narrow では分岐の先を限らず探索する、つまり深さ優先探索をする傾向が見られた。ただし、必ずしも深さ優先というわけではなく、何かしらの条件により探索を打ち切ることがあると考えられる。例えば、図4に示すヒートマップの迷路では、赤枠で囲んだ座標(11, 23)の分岐点で右方向を選択した16人中7人が黄枠の地点で引き返している。その理由として以下のことが推測できる。

- 続く通路がゴールとは逆方向に伸びているため、ゴール

表2 各分岐の選択割合の平均値

視界状態	分岐方向			
	上	下	左	右
Normal	0.26	0.43	0.35	0.60
Narrow	0.19	0.48	0.20	0.58

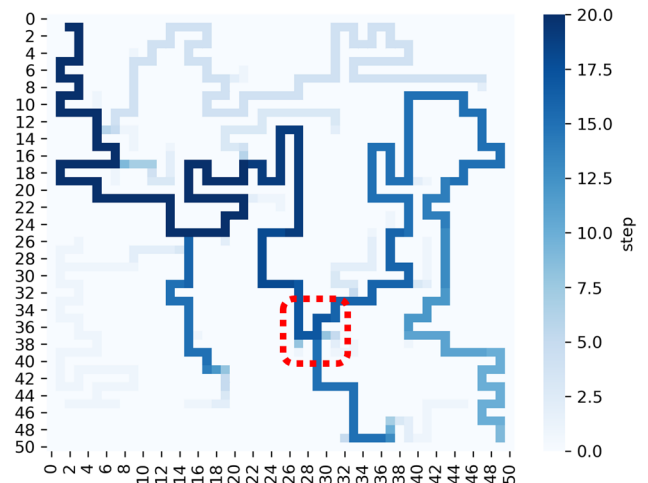


図2 穴掘り法-Narrow-L 迷路のヒートマップ

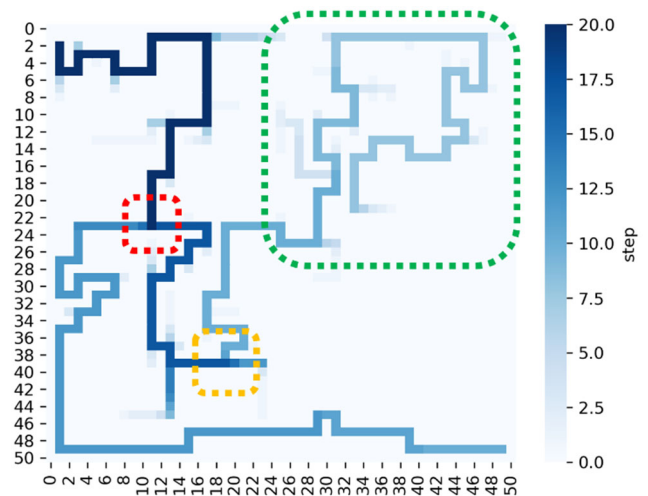


図3 壁伸ばし法-Narrow-L 迷路のヒートマップ

ルに辿り着く可能性が低いと考えたから。

- 黄枠地点に到達した時点で、その下に見える壁沿いの最短経路の存在に気が付いたから。

探索が打ち切られると、図3の緑枠で囲まれたエリアのように、プレイヤーがあまり立ち入らない場所が生まれる。このような場所は「多くの面積を占有しているが、多くのプレイヤーが立ち入らない可能性のある場所」であるため、面積を有効活用できていないように思われる。しかし、RPGにおける「レアアイテムの隠し場所」など、ゲームデザイナーの目的によっては活用できる可能性があると考えられる。

表 3 分岐選択確率予測モデルの入力

特徴量
迷路サイズ (maze_size)
分岐点の x 座標 (x)
分岐点の y 座標 (y)
最短路から見た場合の分岐点の入り口 (ent)
予測対象の分岐 (exit)
上方向の分岐の有無 (up)
下方向の分岐の有無 (down)
左方向の分岐の有無 (left)
右方向の分岐の有無 (right)
各分岐の深さの総和 (area_whole)
予測対象の分岐の深さ (area)
ent と exit が直線上にあるかどうか (isStraight)
Narrow の視界範囲内にある他の分岐点の数 (numBranch)
分岐点に辿り着くまでの平均時間 (avg_time)
分岐点に辿り着くまでの平均歩数 (avg_step)

6. プレイヤの分岐選択確率の予測

5章で述べたもの以外の傾向を調査するため、プレイログをもとに算出した「プレイヤーがある分岐を選択する確率」を目的変数とする分岐選択確率予測モデルの教師あり学習を試みる。学習には決定木ベースの勾配ブースティングモデルである LightGBM を用いる[15]。予測モデルの入力は、表3に示す15次元のデータである。学習は Normal と Narrow に分けて行い、それぞれデータ数は146, 197である。データ数が少量であることから、学習とテストには Leave-Out-One 交差検証を用いる。

図4はテスト結果をプロットしたもので、横軸が予測値、縦軸が実測値である。予測値と実測値の誤差が大きいものも多いため正確に予測できているとは言えないものの、「50%以上の確率で選択するか否かの予測」と条件を付けた場合には Normal・Narrow とともに約70%の精度で予測できており、十分な結果であると言える。図5は、学習したモデルから各特徴量の重要度を可視化したものである。Normal では、選択確率の予測に最も寄与している特徴量は「分岐の深さ」となった。Normal の場合、ゴールまでの経路が先読み可能であるため一概には言えないが、「明らかに短い通路だと選択確率は低く、深い通路だと選択確率が高くなる」といった理由から分岐の深さが重要視されていると推測する。一方、Narrow では「入口と分岐が直線上にあるかどうか」の重要度が高くなっている。これは Narrow の場合に「とりあえず直進する傾向」がプレイヤーにあるためだと筆者は考えた。そこで、Narrow の最短路内の分岐点のみを対象として、全プレイヤーの「直進方向の分岐が選択可能なとき、その直進分岐を選択した割合」を算出した。その結果を図6に示す。全プレイヤーが5割以上の分岐点を、その中でも10人のプレイヤーは6割以上の分岐点を直進し

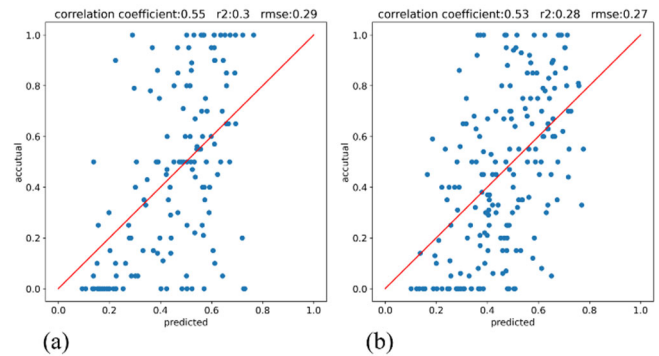


図 4 予測モデルによるテスト結果の散布図

縦軸：実測値，横軸：予測値

(a) Normal, (b) Narrow

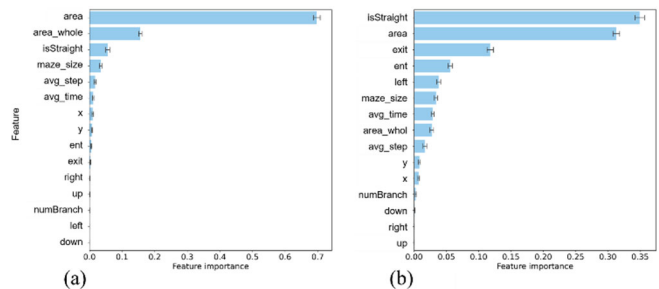


図 5 予測モデルの特徴量重要度

縦軸：特徴量，横軸：特徴量重要度

(a) Normal, (b) Narrow

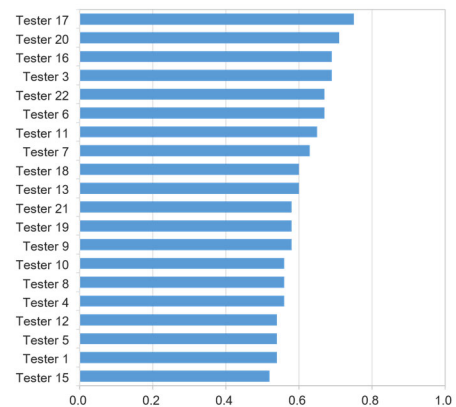


図 6 各被験者の直進分岐選択割合

縦軸：プレイヤー，横軸：割合

ている。この結果から Narrow では、プレイヤーに「直進方向に進む傾向」があると考えられる。

7. クリア時間に関する考察

本章では、クリア時間に関連する考察を行う。本稿で扱う迷路には制限時間があるため、ゲームオーバー時のクリア時間は取得できない。そのため、本稿ではゲームオーバーになったプレイヤーのクリア時間 T_{clear} を、制限時間 T_{limit} とクリア率 p を用いた次式で算出する。

$$T_{clear} = T_{limit} + T_{limit} \times (1 - p) \quad (1)$$

クリア率 p は、スタートからゴールまでの最短路をどれだけ踏破したかを表す割合である。図7(a)では、プレイヤー

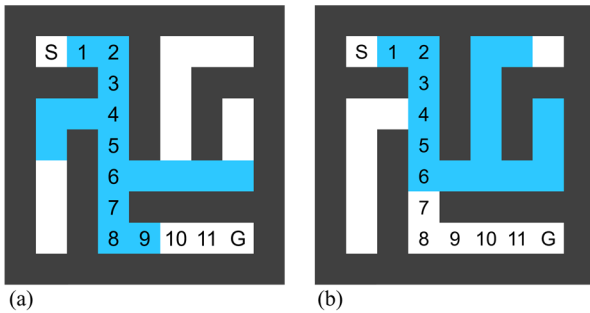


図 7 (a) クリア率 0.75 の例, (b) クリア率 0.5 の例

が通過した場所を青色マスとすると、ゴールを含めた最短経路 12 マスのうち 9 マス目まで到達しているため、クリア率は 0.75 となる。図 2 (b) では、6 マス目まで到達しているため、クリア率は 0.5 となる。

7.1 迷路の特徴とクリア時間

図 8 は、各迷路の最短経路長を横軸、平均クリア時間を縦軸にプロットしたもので、図 8 (a) は視界状態ごと、図 8 (b) はサイズごとに色分けしている。最短経路長と平均クリア時間の相関係数は 0.63 と正の相関が見られ、サイズが大きくなると、あるいは視界が制限されていると平均クリア時間が増加する傾向にあることが読み取れる。また、散布図の右下に位置するデータがないことから、平均クリア時間の下限は最短経路長によってある程度定めることができ、迷路内の分岐の方向や深さを調整することにより平均クリア時間を増加させることが可能であると推測する。

図 9 は、各迷路の分岐点の数を横軸、平均クリア時間を縦軸にプロットしたものである。図 8 と同様にサイズごと、視界状態ごとに色分けしている。分岐点の数と平均クリア時間の相関係数は 0.03 と相関は見られなかった。最短経路内の分岐点のみに限定した場合でも、相関係数は 0.12 であった。分岐点を多くすることによって、一見すると複雑な迷路を生成できるが、ひとつの分岐が占有する面積は小さくなる。そのため、プレイヤーが間違え分岐を選択したとしても、それによるクリア時間への影響が小さいことが理由であると考える。

7.2 はずれ歩数とクリア時間

本節では迷路設定の違いにより、はずれ歩数とクリア時間にどの程度差が生じるのか調査する。はずれ歩数とは、最短経路を一回だけ通過した場合の合計歩数と実際の合計歩数の絶対差である。図 10 は視界状態ごと、図 11 はサイズごとに、プレイヤーのはずれ歩数を横軸、クリア時間を縦軸にプロットしたものである。設定の異なる迷路同士を比較しやすいよう、各データは標準化した後にプロットしている。データの平均値を μ 、標準偏差を σ 、標準化する値を x 、標準化後の値を z とする次式を用いて標準化した。

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

図 10 の Normal と Narrow を比較すると、Normal には左下

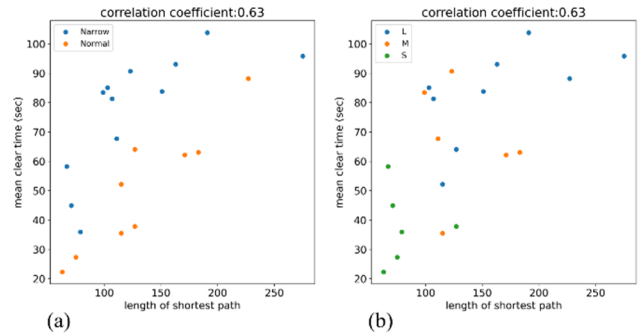


図 8 最短経路長と平均クリア時間
縦軸：平均クリア時間、横軸：最短経路長

(a) 視界状態ごとに色分け, (b) サイズごとに色分け

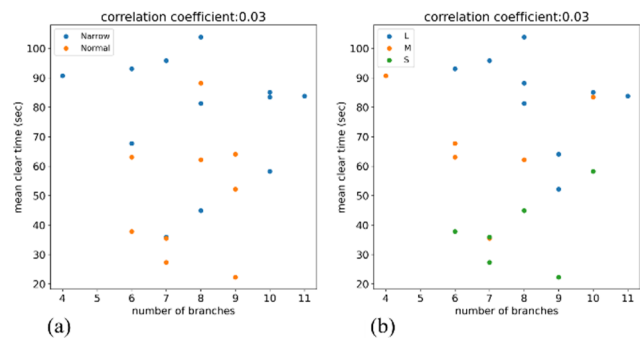


図 9 分岐点の数と平均クリア時間
縦軸：平均クリア時間、横軸：分岐点の数

(a) 視界状態ごとに色分け, (b) サイズごとに色分け

にデータが偏るという特徴が見られる。Normal の場合、迷路全域が見えることから「ゴールまでの経路を先読みする能力」や「マップ構造を素早く理解する能力」など、プレイヤーの能力によってクリア時間・はずれ歩数が増減する。そのため、特定のプレイヤーのデータが左下だけに集中する特徴的なプロットになったと考えられる。一方で、Narrow の場合は視界が制限されるため、ある分岐点において「運良く最短経路の分岐を選択した」「運悪く間違え分岐を選択した」といったように、プレイヤーの能力とは関係のないところでクリア時間・はずれ歩数が増減することがある。このような理由から Normal とは異なり、先読み能力などに長けているプレイヤーでもデータが一箇所に集中せず、散らばっていたと考えられる。

サイズごとにプロットした図 11 を見ると、図 10 とは異なり、それぞれに顕著な差は見られなかった。迷路サイズが異なるだけでは、クリア時間・はずれ歩数の傾向があまり変化しないと推測できる。

8. おわりに

プレイヤーを自然に誘導する RPG マップの制作はコストが高く、その自動生成技術を研究・開発することでゲーム開発の効率化が期待できる。本稿ではまず迷路を対象に、「自然に誘導する」特性を持つマップの自動生成に向けて

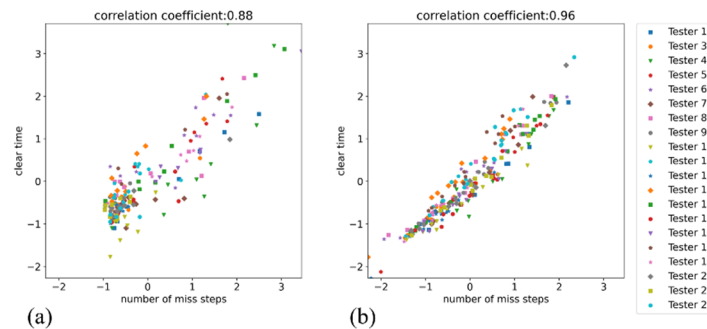


図 10 はずれ歩数とクリア時間 縦軸：クリア時間，横軸：はずれ歩数 (a) Normal, (b) Narrow

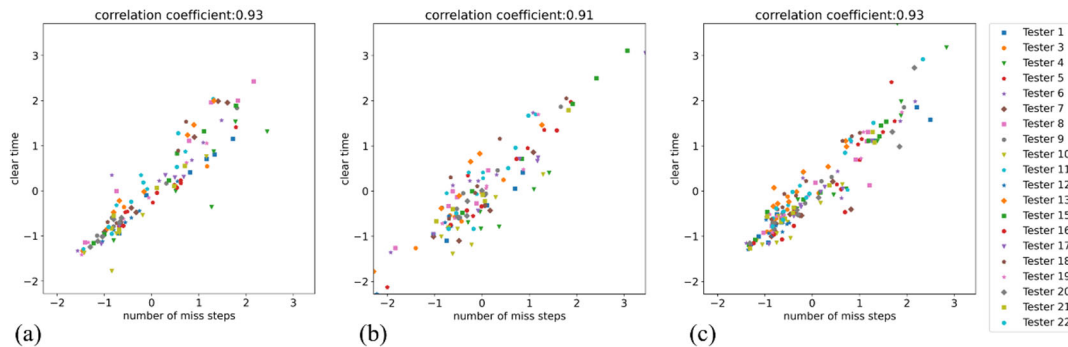


図 11 はずれ歩数とクリア時間 縦軸：クリア時間，横軸：はずれ歩数 (a) S, (b) M, (c) L

プレイログを分析した。その結果、迷路プレイヤーは「ゴール方向の分岐を選択する傾向」や「視界が制限された状態だと直進方向の分岐を選択する傾向」にあることが検証できた。これらの知見を応用することで「プレイヤーを迷わせる迷路」や「一見複雑に見えるが容易にクリアできる迷路」など、目的に応じた構造を持つ迷路が生成できると考える。今後は、これらの知見をもとに「自然に誘導する」特性を持つマップの自動生成に取り組む。

謝辞

被験者実験にご協力頂きました崇城大学の皆様、北陸先端科学技術大学院大学の皆様に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Shaker, N. Togelius, J. and Nelson, M. J.: Procedural Content Generation in Games, 2016, Springer, pp. 1-14.
- [2] “Think Labyrinth !”. <https://www.astrolog.org/labyrnth.htm>, (参照 2021-05-20) .
- [3] Milam, D. and El Nasr, M. S.: Design Patterns to Guide Player Movement in 3D Games, Proceedings of the 5th ACM SIGGRAPH Symposium on Video Games, 2010, pp. 37-42.
- [4] Khalifa, A. De Mesentier Silva, F. and Togelius, J.: Level Design Patterns in 2D Games, Proceedings of the IEEE Conference on Games, 2019, pp. 1-8.
- [5] Larson, J. Bradlow, E. and Fader, P.: An Exploratory Look at Supermarket Shopping paths, International Journal of Research in Marketing, 2005, vol. 22, no. 4, pp. 395-414.
- [6] Sorensen, H. *et al.*: Fundamental Patterns of in-Store Shopper Behavior, Journal of Retailing and Consumer Services, 2017, vol. 37, no. 1, pp.182-194.
- [7] Bezawada, R. Balachander, S. Kannan, P. K. and Shankar, V.: Cross-Category Effects of Aisle and Display Placements: A Spatial Modeling Approach and Insights, Journal of Marketing, 2009, vol. 73, no. 3, pp. 99-117.
- [8] Mowrey, C. H. Parikh, P. J. and Gue, K. R.: A model to optimize rack layout in a retail store, European Journal of Operational Research, 2018, vol. 271, no. 3, pp. 1100-1112.
- [9] Ibrahim, A. M. Venkat, I. Subramanian, K. G. Khader, A. T. and De Wilde, P.: Intelligent Evacuation Management Systems: A Review, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2016, vol. 7, no. 3, pp. 1-27.
- [10] Miles, W. R.: On the History of Research with Rats and Mazes: A Collection of Notes, The Journal of General Psychology, 1930, vol. 3, no. 2, pp. 324-337.
- [11] Frigaszy, D. M. *et al.*: Navigating two-dimensional mazes: Chimpanzees (Pan troglodytes) and capuchins (Cebus apella sp.) profit from experience differently, Animal Cognition, 2009, vol. 12, no. 3, pp. 491-504.
- [12] 松下 聡, 岡崎 甚幸, 巨大迷路における歩行実験による探索歩行の研究, 日本建築学会計画系論文報告集, 1991, vol. 429, pp. 51-59.
- [13] 横田 和幸, 船瀬 新王, 藤原 清悦, 内匠 逸. ヒトを対象にした迷路課題の難易度を定量的に決定するパラメータの検討, 生体医工学, 2019, vol. 57, no. 2-3, pp. 57-67.
- [14] 吉田 喜峰廣, 小泉 康一, 大槻 正伸. 難しい迷路の条件に関する研究, 研究報告ゲーム情報学 (GI) , 2017, vol. 2017-GI-37, no. 6, pp. 1-5.
- [15] Ke, G. *et al.*: LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree, Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, vol. 2017-December, pp. 3147-3155.