

2023年度 卒業論文

ボードゲーム「Labyrinth」における
効率的な行動選択基準に関する研究

指導教員：渡辺 大地 教授

メディア学部 ゲームサイエンスプロジェクト

学籍番号 M0A20274

宮本 哲匡

2024年2月

2023年度 卒業論文概要

論文題目

ボードゲーム「Labyrinth」における
効率的な行動選択基準に関する研究

メディア学部

学籍番号：M0A20274

氏
名

宮本 哲匡

指導
教員

渡辺 大地 教授

キーワード

ゲーム情報学、不完全情報ゲーム、Labyrinth、ヒューリスティック戦略

ボードゲーム「Labyrinth」はドイツ発祥のボードゲームである。プレイヤーは盤面上に存在する「宝物」のうち、指定されたものを全て集め、それぞれのプレイヤーの開始地点に最も早く到達することを目標としている。Labyrinthの大きな特徴は、余分な通路を挿入してスライドすることで、盤面の状況を大きく変化させることが可能となる点である。また、対戦相手となるプレイヤーが現在どの宝物を目指して行動しているかや、全プレイヤーが次にどの宝物を目指しているかという点が公開されていないため、本ゲームは不完全情報ゲームに分類される。行動評価基準に関する研究は、これまでもボードゲームでは「お邪魔者」や「ガイスター」、カードゲームでは「UNO」や「コンピュータ大貧民」というように様々な不完全情報ゲームを題材として行われてきており、本ゲームでも有志が開発したWebアプリケーションにて、目的地に到達可能か否かを基準とした「Big Brain」や、お互いが到達可能な宝物の数を基準とした「Saboteur」というような先行手法が存在するが、これらの評価基準にはそれぞれに弱点が存在しており、この点において改善の余地があると考えた。本研究では、目的地までの距離や通路の状態、目的地候補の推測といった観点から、行動評価基準を複数考案し、先行手法とのコンピュータ対戦を行うことで実証実験を行った。実験の結果、目的地までの距離と通路の状態を組み合わせた行動評価基準が、先行手法よりも優位であることを示した。

目次

第 1 章	序章	1
第 2 章	背景の解説	4
2.1	Labyrinth のルール	4
2.1.1	開始までの準備	4
2.1.2	プレイヤーの行動について	8
2.1.3	勝利の条件	10
2.2	先行手法の解説	10
2.2.1	「Big Brain」の行動決定方法	11
2.2.2	「Saboteur」の行動決定方法	11
第 3 章	手法について	13
3.1	アルゴリズムの評価関数の設計	13
3.2	各アルゴリズムにおける行動評価方法	15
3.2.1	仮説 1：宝物残数推測型	15
3.2.2	仮説 2：移動距離型	16
3.2.3	仮説 3：静的タイル優先型	18
3.2.4	仮説 4：ハイブリッド型	19
3.2.5	仮説 5：スライド方向考慮型	20
第 4 章	評価と分析	22
4.1	検証方法	22
4.2	各アルゴリズムの勝率に関する分析	23
4.3	各アルゴリズムの試合展開に関する分析	24
4.3.1	宝物残数推測型の試合展開の分析	25
4.3.2	仮移動距離型の試合展開の分析	28
4.3.3	静的タイル優先型の試合展開の分析	33

4.3.4	ハイブリッド型の試合展開の分析	37
4.3.5	スライド方向考慮型の試合展開の分析	41
4.4	各アルゴリズムの勝率・試合展開の考察	45
第5章	まとめ	46
	謝辞	47
	参考文献	49

目次

1.1	Labyrinth のパッケージ。公式サイト [1] から引用。	1
2.1	盤面と固定されている通路タイル。	5
2.2	全ての宝物カード。生物・無生物の絵が描かれたカードがそれぞれ 12 枚ずつ存在する。	5
2.3	盤面の通路タイルの状態	7
2.4	実際に配置を行った際の盤面。盤面の手前に余剰な通路タイルが 1 枚存在する。	7
2.5	緑プレイヤーの場合におけるコマの設置	8
2.6	図 2.4 の視点から見て奥から 2 列目の左端から直線形の通路を挿入操作を行う場合の動き	8
2.7	挿入操作によって通路タイルが押し出された際のプレイヤーのコマの動き。複数のコマがあった場合も同じように動かす必要がある。	9
2.8	盤面で移動可能な範囲の図。赤色の範囲が赤色のコマの移動可能範囲。赤色のコマは青色の丸で囲った位置に存在する。	10
3.1	盤面上の x 座標、y 座標の定義。	14
3.2	プレイヤー 0 に行動選択アルゴリズムを搭載した場合の行動探索木の模式図。[] 内は枝ごとの下層に伸びる枝の総数。	15
3.3	未公開の宝物カード一覧の反映処理の模式図。	16
3.4	移動距離型を基に評価を行った結果、自プレイヤーの行動の評価値を移動先の各通路タイルごとに示した図。盤面は図 3.1 の盤面において中央のネズミの描かれた通路タイルが目的地の場合。丸印は図 3.1 の盤面での各プレイヤーの位置に対応したマスを示している。赤線部は目的地の通路タイルでの壁の位置。	17

3.5	静的タイル優先型を基に評価を行った結果、自プレイヤーの行動の評価値を移動先の各通路タイルごとに示した図。盤面は図 3.1 の盤面において中央のネズミの描かれた通路タイルが目的地の場合。丸印は図 3.1 の盤面での各プレイヤーの位置に対応したマスを示している。赤線部は目的地の通路タイルでの壁の位置。緑色の部分は静的タイルの位置。	19
3.6	スライド方向考慮型を基に評価を行った結果、自プレイヤーの行動の評価値を移動先の各通路タイルごとに示した図。盤面は図 3.1 の盤面において中央のネズミの描かれた通路タイルが目的地の場合。丸印は図 3.1 の盤面での各プレイヤーの位置に対応したマスを示している。赤線部は目的地の通路タイルでの壁の位置。緑色の部分は静的タイルの位置、橙色の部分は浮動タイルの移動方向が 2 方向の位置。	21
4.1	検証時の各プレイヤーの配置図。四隅の内 0 と 1 が描かれたマスに対応する通路タイルに配置する。	22
4.2	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	25
4.3	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点で宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数	25
4.4	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数の分布	25
4.5	Big Brain 先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数	26
4.6	Big Brain 先攻時に宝物残数推測型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	26
4.7	Big Brain 先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	26
4.8	宝物残数推測型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	27
4.9	宝物残数推測型先攻時に Big Brain が勝利した時点で宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数	27
4.10	宝物残数推測型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数の分布	27
4.11	宝物残数推測型先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数	28
4.12	宝物残数推測型先攻時に宝物残数推測型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	28
4.13	宝物残数推測型先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	28

4.14	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	29
4.15	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点で移動距離型が保持する宝物カードの残数	29
4.16	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と移動距離型が保持する宝物カードの残数の分布	29
4.17	Big Brain 先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数	30
4.18	Big Brain 先攻時に移動距離型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	30
4.19	Big Brain 先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	30
4.20	移動距離型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	31
4.21	移動距離型先攻時に Big Brain が勝利した時点で移動距離型が保持する宝物カードの残数	31
4.22	移動距離型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と移動距離型が保持する宝物カードの残数の分布	31
4.23	移動距離型先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数	32
4.24	移動距離型先攻時に移動距離型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	32
4.25	移動距離型先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	32
4.26	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	33
4.27	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点で静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数	33
4.28	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数の分布	33
4.29	Big Brain 先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数	34
4.30	Big Brain 先攻時に静的タイル優先型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	34
4.31	Big Brain 先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	34
4.32	静的タイル優先型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	35
4.33	静的タイル優先型先攻時に Big Brain が勝利した時点で静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数	35

4.34	静的タイル優先型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数の分布	35
4.35	静的タイル優先型先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数 . . .	36
4.36	静的タイル優先型先攻時に静的タイル優先型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	36
4.37	静的タイル優先型先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	36
4.38	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	37
4.39	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点でハイブリッド型が保持する宝物カードの残数	37
4.40	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とハイブリッド型が保持する宝物カードの残数の分布	37
4.41	Big Brain 先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数	38
4.42	Big Brain 先攻時にハイブリッド型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	38
4.43	Big Brain 先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	38
4.44	ハイブリッド型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	39
4.45	ハイブリッド型先攻時に Big Brain が勝利した時点でハイブリッド型が保持する宝物カードの残数	39
4.46	ハイブリッド型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とハイブリッド型が保持する宝物カードの残数の分布	39
4.47	ハイブリッド型先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数	40
4.48	ハイブリッド型先攻時にハイブリッド型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数	40
4.49	ハイブリッド型先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	40
4.50	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	41
4.51	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点でスライド方向考慮型が保持する宝物カードの残数	41
4.52	Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とスライド方向考慮型が保持する宝物カードの残数の分布	41
4.53	Big Brain 先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数	42

4.54	Big Brain 先攻時にスライド方向考慮型が勝利した時点で Big Brain が保持する 宝物カードの残数	42
4.55	Big Brain 先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	42
4.56	スライド方向考慮型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数	43
4.57	スライド方向考慮型先攻時に Big Brain が勝利した時点でスライド方向考慮型が 保持する宝物カードの残数	43
4.58	スライド方向考慮型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とスライ ド方向考慮型が保持する宝物カードの残数の分布	43
4.59	スライド方向考慮型先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数	44
4.60	スライド方向考慮型先攻時にスライド方向考慮型が勝利した時点で Big Brain が 保持する宝物カードの残数	44
4.61	スライド方向考慮型先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数 と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布	44

第 1 章

序章



図 1.1 Labyrinth のパッケージ。公式サイト [1] から引用。

「Labyrinth」は、ドイツの Ravensburger 社が 1986 年から販売しているボードゲームである。多言語版を含めた場合、2023 年 12 月時点で 60 種類以上の派生版が存在しており [2]、その中でも、「DAS LABYRINTH DER MEISTER」は 1991 年にドイツゲーム大賞に選ばれた [3]。Labyrinth においてプレイヤーの主な目的は、迷路の中に散在する「宝物」のうち、配布されたカードにより指定された宝物の場所に到達することで、宝物を回収して開始地点に戻ることである。また、他プレイヤーが現在目指している目的地や各プレイヤーが今後目指す目的地といった情報を把握することができないため、本ゲームは不完全情報ゲームに分類される。図 1.1 は Labyrinth のパッケージ写真である。

これまでに、不完全情報ゲームの行動選択に関する研究は多数行われている。大畑ら [4] はボードゲーム「お邪魔者」を題材として行った研究で、スタート地点からゴール地点までの横方向の距離と、最短経路を構成可能な通路カードの残数を基に評価基準を作成することが有意であることを証明した。伊藤ら [5] は同ゲームを題材として行った研究で、盤面が中盤まで進んでおり、かつ自プレイヤーが 2、3 巡目になった際にアクションカードの一種である妨害カードを使用するこ

とが最も有効であると実証した。川上ら [6] はボードゲーム「ガイスター」を題材として行った研究で、行動選択を行う AI に対して、佐藤 [7] が提案した必勝局面探索手法にて用いられた紫コマの概念を応用した評価関数を用いることで、先行手法となるアルゴリズムよりも大幅に勝率が向上したことを実証した。鴛淵ら [8] は同ゲームを題材として行った研究で、相手プレイヤーの立場からモンテカルロ法によって探索を行って選択した行動と、実際に相手が行った行動との整合性を比較することで、不明なコマの色の推定を行う手法を提案し、この情報を利用したプレイヤーを同じ思考時間で行動選択を行うモンテカルロ法を利用したプレイヤーと対戦することで、手法の有効性を実証した。竹内ら [9] は、通常の盤面のみの情報で行動するプレイヤーと本来知りえない相手のコマの色の情報を把握できるプレイヤーとで対戦を行い、相手のコマ色を推定する行動に対する有意性を実証した。佐藤ら [10] は、自プレイヤーのコマ色の認識を入れ替えて行動評価を行うことで、ブラフ戦略を取る手法を提案している。川上ら [11] は、 4×4 マスのガイスターにおいて、CFR を用いつつ現実的な時間で確率的行動を探索するため数手先までのゲーム木のみ展開し、葉ノードに全てが完全情報である場合の対戦結果を評価値として付与することで、相性の悪いプレイヤーとの対戦勝率が向上することを実証した。上田ら [12] は落下型パズルゲーム「ぷよぷよ」を題材として行った研究で、中盤以降で実行時間の短い小規模の連鎖を保持し、隙を見て連鎖を生み出すことで、有利状況を生み出す戦略を取るプレイヤーを提案している。佐藤ら [13] はカードゲーム「UNO」を題材として行った研究で、他プレイヤーがカードを提出できずにパスを選択した状況を基に、同色同記号のカードを所持していないと仮定した上で相手の手札推定を行う手法を提案した。田頭ら [14] は「コンピュータ大貧民」を題材として行った研究で、場を流せそうな組の判断やしぼりに関する戦略、自プレイヤーが親である場合の行動選択による評価を基準にすることが有意であることを実証した。濱田ら [15] は同ゲームを題材として行った研究で、Multi-Head Attention と Seq2Seq を合わせて各ターンの他プレイヤーの行動を時系列データとして処理することで、 $4 \cdot 5$ といった下位のカードや $2 \cdot$ ジョーカーといった上位カードの所在推定精度が向上し、複数役や階段役も推定が可能となり、行動選択評価の品質向上につながることを実証した。三石ら [16] は、モンテカルロ法によるシミュレーション結果から他プレイヤーの得点から評価値を算出して評価値を増減させる複数のアルゴリズムを考案し、そのアルゴリズムが特定の他プレイヤーに自プレイヤーが期待する影響を与えることができることに対して有意

性があることを実証した。石川ら [17] は「7 並べ」を題材として行った研究で、自プレイヤーが実行可能な選択肢を増やし他プレイヤーが実行可能な選択肢を減らす評価値を基に行動するプレイヤーと、既存手法にモンテカルロ法を適用したプレイヤーを対戦させ、評価値を基に行動するアルゴリズムの有効性を実証した。しかし、これらの不完全情報ゲームと Labyrinth には、自プレイヤーの情報にも不完全情報がある点と盤面が毎ターン必ず変化するという大きな違いがあり、その点を踏まえた評価基準に関する研究は少ないと考えられる。

Labyrinth においても、前述の不完全情報ゲームと同様に、先行手法となる行動選択アルゴリズムが存在する。しかし、このアルゴリズムには、行動選択にかかる時間が膨大になりやすい点や、ノードの選択方法の影響でスタート地点から移動することが極めて少ない点といった問題点が存在している。そこで、本研究ではより効率的に勝利することのできる行動評価基準を探求することを目的とする。その上で、探求した行動評価基準がより効率的に勝利することを実証するため、前述の先行手法のアルゴリズムを搭載したプレイヤーと、提案手法による未公開の宝物の情報や目的地からの距離の情報などを評価基準による行動選択アルゴリズムを搭載したプレイヤーを対戦させ、勝率や経過ターン数等の観点から優位性の有無を検証した。検証の結果、目的地からの距離と移動先の通路タイルが静的タイルであるか否かという点を評価基準とすることで効率的に勝利することにつながることを実証した。

第 2 章

背景の解説

この章では、前提条件としてボードゲーム Labyrinth のルールやゲームの流れ、先行手法における行動評価アルゴリズムを解説する。

2.1 Labyrinth のルール

まず、ボードゲーム版における Labyrinth のルールやゲームの流れについて解説する。

2.1.1 開始までの準備

このゲームでは、盤面とその盤面の奇数列・奇数行に固定されている通路タイル 16 枚や、固定されていない通路タイル 33 枚、2-4 個のプレイヤーのコマ、無生物や生物の絵が描かれたカード 24 枚を使用する。以降、盤面に固定されている通路タイルを「静的タイル」、盤面に固定されていない通路タイルを「浮動タイル」、無生物や生物の絵のことを「宝物」、宝物が描かれたカードのことを「宝物カード」と表記する。図 2.1 は盤面と静的タイルを、図 2.2 は宝物カードを示す。



図 2.1 盤面と固定されている通路タイル。



図 2.2 全ての宝物カード。生物・無生物の絵が描かれたカードがそれぞれ 12 枚ずつ存在する。

静的タイルの内訳は表 2.1 で、浮動タイルの内訳は表 2.2 で示す。

表 2.1 静的タイルの内訳

通路タイルの種類	通路タイルの形状	画像	枚数 (枚)
開始地点	曲がり角		4
宝物あり	丁字路		12

表 2.2 浮動タイルの内訳

宝物の有無	通路タイルの形状	画像	枚数 (枚)
無	直線形		12
	曲がり角		10
有	丁字路		5
	曲がり角		6

最初に、浮動タイル 33 枚を、裏返しにした状態でシャッフルする。次に、シャッフルした浮動タイルを盤面の静的タイルが配置されていない箇所に配置し、全て裏返す。図 2.3 は静的タイルと浮動タイルの配置を記号で表現した図である。この図を実際の盤面にすると図 2.4 に示す通りになり、盤面に収まらない余分な浮動タイルが 1 枚発生する。

○	△	□	△	□	△	○
△	△	△	△	△	△	△
□	△	□	△	□	△	□
△	△	△	△	△	△	△
□	△	□	△	□	△	□
△	△	△	△	△	△	△
○	△	□	△	□	△	○

凡例：
○：各プレイヤーの開始地点
△：浮動タイル
□：静的タイル

図 2.3 盤面の通路タイルの状態



図 2.4 実際に配置を行った際の盤面。盤面の手前に余剰な通路タイルが 1 枚存在する。

さらに、各プレイヤーに宝物カードが、プレイヤーの人数に応じてランダムで配布される。表 2.3 はプレイヤーの人数ごとの配布枚数を示す。このとき、各プレイヤーは、配られた宝物カードから 1 枚のみを他プレイヤーに見られないようにめくり、最初の目的地を把握する。

表 2.3 宝物カードの配布枚数

プレイヤー人数 (人)	配布枚数 (枚)
2	12
3	8
4	6

そして、盤面の四隅に配置されている、丸が中心に描かれた通路タイルに丸の色と同色のコマを配置する。図 2.5 はこの通路タイルにコマを配置する様子である。

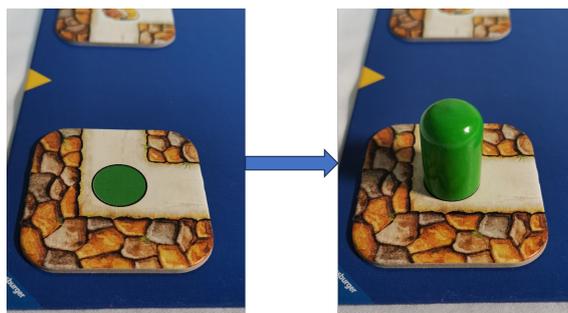


図 2.5 緑プレイヤーの場合におけるコマの設置

各プレイヤーの内、ランダムで選ばれたプレイヤーから時計回りの順で進行する。

2.1.2 プレイヤーの行動について

自分のターンになった際、ターン終了までに以下の 2 つの操作を必ず行う必要がある。まず、余分な通路タイルを盤面の端にある三角形が描かれた偶数行・偶数列の端から挿入し、通路タイルをスライドさせることで盤面を変化させる。以降、この操作を「挿入操作」と表記する。挿入操作の流れを図 2.6 に示す。

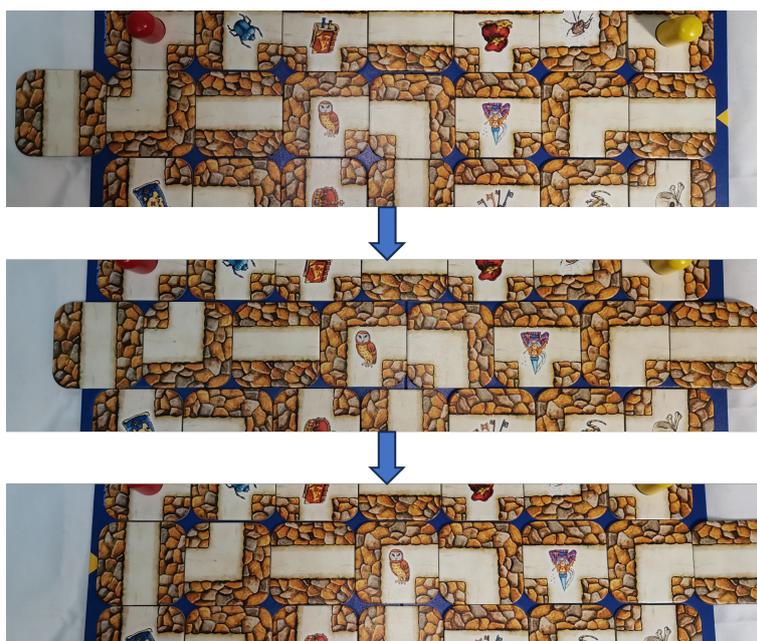


図 2.6 図 2.4 の視点から見て奥から 2 列目の左端から直線形の通路を挿入操作を行う場合の動き

この際、前プレイヤーが挿入した箇所の反対側、すなわち前プレイヤーの挿入操作を打ち消す箇

所からは挿入することができない。これにより、反対側の端にあった通路タイルが押し出されて余分な通路タイルになる。次のターンは、この通路を挿入することになる。また、この通路タイルにプレイヤーのコマが存在していた場合、その反対側の通路タイル、すなわち挿入した通路タイル上にコマを移動させる必要がある。これは、同じ通路タイル上に存在する全てのプレイヤーのコマに適用される。このコマの移動の様子を図 2.7 に示す。



図 2.7 挿入操作によって通路タイルが押し出された際のプレイヤーのコマの動き。複数のコマがあった場合も同じように動かす必要がある。

次に、自分のコマを移動させることで自分の現時点での目的地を目指す。以降、この操作を「移動操作」と表記する。この目的地は、現在持つ宝物カードと同じ宝物が描かれた通路タイルや後述する最終目的地が該当する。自分のコマが 1 ターンに移動可能な範囲は制限を付けて遊ぶことも可能ではあるが、本研究では基本ルールに基づき、移動可能な範囲であればどの通路タイルにも 1 ターンで移動可能であるというルールを採用している。例として、図 2.8 に示された部分が移動可能範囲にあたる。



図 2.8 盤面で移動可能な範囲の図。赤色の範囲が赤色のコマの移動可能範囲。赤色のコマは青色の丸で囲った位置に存在する。

移動操作の後、宝物が描かれた通路に到達していた場合は、自分が現在持つ宝物カードを裏返し他プレイヤーに公開するように配置し、次の宝物カードをめくり、次の目的地を確認する。上記の行動を全て終わったら、次のプレイヤーのターンになる。

2.1.3 勝利の条件

2.1.2 にある流れを繰り返し、他プレイヤーに全ての宝物カードを公開した場合、すなわち次に目指す目的地が無くなった場合、自分の開始地点である四隅の通路タイルを目的地として目指す。その状態のまま、一番最初に開始地点に戻ったプレイヤーが勝利となる。

2.2 先行手法の解説

続いて、先行手法の解説を行う。Labyrinth のデジタル版は、ボードゲーム販売元である Ravensburger 社によるスマートフォン向けアプリ版 [18][19] と、有志が開発して GitHub 上で公

開している Web ブラウザ版 [20] の 2 種類が存在する。特に後者のプログラムでは、「Big Brain」、「Saboteur」、「Random」という 3 種類のプログラムが存在し、それぞれのアルゴリズムのソースコードが公開されている。このため、本研究では、後者のプログラムを利用して研究を行うため、Big Brain、Saboteur のアルゴリズムの解説を行う。

2.2.1 「Big Brain」の行動決定方法

まず、現在の盤面や自プレイヤーの宝物カードの情報、前ターンに実行された挿入操作の情報を親ノードとして指定し、未探索ノードの一覧に追加する。次に、挿入可能な各列・各行において、通路を 90° ずつ回転させて挿入操作を実行した場合の盤面の情報をそれぞれ計算する。その後、それぞれの場合において、自プレイヤーの現在位置する通路タイルを起点に経路探索を行うことで移動可能な範囲を算出し、それぞれの「移動操作」にて後述する評価を行う。まず、自分の現在持つ宝物カードと同じ宝物がある通路タイルであれば評価値に 1 を、でなければ評価値に 0 を付与する。この時、評価値が 1 以上である場合にそのターンでの挿入操作・移動操作として採用する。評価を全て付与した上で 1 以上である操作が 1 つも存在しない場合は、今回新しく評価を付与した行動を子ノードとして登録して未探索ノードの一覧に追加し、親ノードを探索済みノードに移動する。次に未探索ノードの一覧の最初のノードを親ノードとして探索・評価を行い、評価値が 1 以上となるノードが現れるまで繰り返す。

このアルゴリズムには目的地となる通路タイルが、自プレイヤーの移動可能範囲に入るまで探索を行うため、行動選択にかかる時間が膨大になりやすいという問題点が存在する。この問題を解消するため、Web ブラウザ版 [20] のプログラムでは 1 以上の評価のノードが出現しないまま、行動評価を開始してから 5000 ミリ秒が経過した場合は、探索を終了してその時点までに探索した全ノードからランダムで選択するようになっている。そのため、勝利までに経過するターンが比較的多くなりやすくなっているため、最適化の余地があると考えた。

2.2.2 「Saboteur」の行動決定方法

まず、現在の盤面や自プレイヤーの宝物カードの情報、前ターンに実行された挿入操作の情報を親ノードとして指定し、未探索ノードの一覧に追加する。次に、挿入可能な各列・各行におい

て、通路を 90° ずつ回転させて挿入操作を実行した場合の盤面の情報をそれぞれ計算する。その後、それぞれの場合において、自プレイヤーの現在位置する通路タイルを起点に経路探索を行うことで移動可能な範囲を算出し、それぞれの移動操作にて後述する評価を行う。まず、自分のいる通路に他プレイヤーが居れば評価値に 10 を、居なければ 0 を付与する。次に、挿入操作実行後に他プレイヤーが移動可能な範囲を算出し、移動可能な通路の数だけ 1 減らす。全ての行動の評価が終わった後、それぞれのノードの評価値を比較し、評価値が最大となるノードを選択し、ノードの行動を実行する。

このアルゴリズムは他プレイヤーの妨害を目的として設計されており、自プレイヤーの目的地を評価基準に含めていない上、ノードの選択方法の影響でスタート地点から移動することが極めて少ない。これにより、自ら勝利することがめったに無いアルゴリズムとなっているため、本研究では提案する手法の有効性に関する検証における対戦相手として Big Brain を用いる。

第 3 章

手法について

Labyrinth の大きな特徴は、余分な通路タイルを挿入することで迷路の盤面が毎ターン変化することである。このため、A*法やダイクストラ法など一般的な経路探索手法を単に用いて評価を計算するだけでは勝率などの向上には不適切であると考えた。そこで、以下のように主に未公開の宝物カードの情報や目的地からの距離などの情報を評価基準とした複数のアルゴリズムを提案する。

3.1 アルゴリズムの評価関数の設計

最初に、全アルゴリズムに共通する評価関数の処理に関して解説する。まず、現在の盤面や自プレイヤーの宝物カードの情報、前ターンに実行された挿入操作の情報を親ノードとして登録する。次に、各アルゴリズムにおいて異なる評価に必要な情報を現在の盤面情報から取得する。そして、挿入操作における通路タイルの挿入位置・通路タイルの向きのうち、親ノードに登録した盤面や全ターンの挿入操作といった情報を基にこのターンで実行可能な選択肢を列挙し、それぞれの場合について以下の処理を行う。

1. 親ノードの情報を基に挿入後の盤面の情報を作成し、自プレイヤーのコマの移動候補先を列挙する。
2. それぞれの移動先に移動した場合の選択肢に関して、各アルゴリズムによって異なる評価基準を基に評価値を付与する。
3. 挿入操作、移動操作とその行動の評価値、行動終了後の盤面情報を子ノードとして登録する。

盤面上の x 座標、 y 座標を図 3.1 に示す通りに定義し、座標を $(x$ 座標, y 座標) として示す。例と

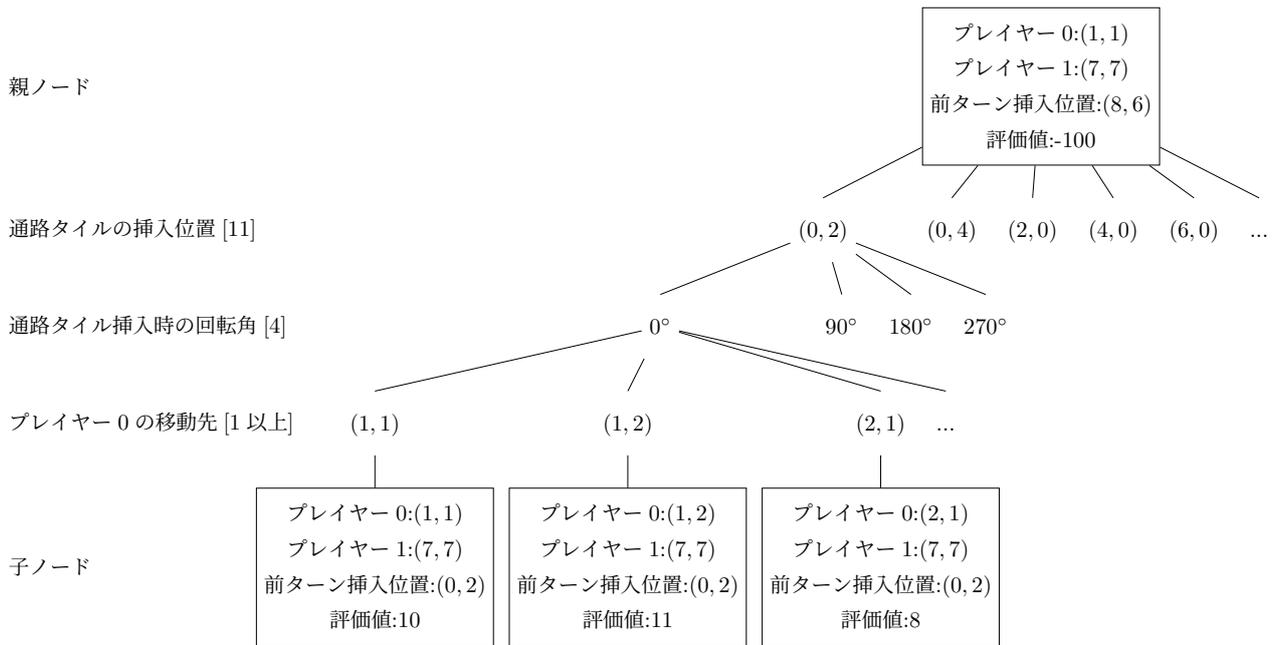


図 3.2 プレイヤー 0 に行動選択アルゴリズムを搭載した場合の行動探索木の模式図。[] 内は枝ごとの下層に伸びる枝の総数。

上記の処理が終了した後、各アルゴリズムで定めた閾値を超える評価値を持つ行動が 1 つ以上ある場合、評価したノード群のうち、評価値が最大となる行動を選択する。閾値を超える評価値を持つ行動が無い場合、親ノードを評価済みの状態にし、まだ評価していない子ノード群から評価値が大きい順に上記の操作を閾値を超える評価値を持つ行動が現れるまで行う。

3.2 各アルゴリズムにおける行動評価方法

3.2.1 仮説 1：宝物残数推測型

この仮説によって、未公開の宝物カードの情報から相手の現在の目的地や今後の目的地を推測することで、より効率的に宝物を集めることができるのではないかと考えた。評価に使用するため、ターン開始時点で自プレイヤーから見た未公開の宝物カード一覧を反映させる。この反映の処理を表したものを図 3.3 で示す。図の通り、公開済みの宝物カードと自プレイヤーが目的地とする宝物カード 1 枚を未公開の宝物カードの一覧から除去することで反映させている。



図 3.3 未公開の宝物カード一覧の反映処理の模式図。

続いて、評価値の付け方を解説する。まず、目的地に到達可能な場合であっても自プレイヤーの現在地点から一切動かなくなる可能性を考慮し、移動先が自プレイヤーの目的地である場合、評価値に 25 を加える。次に、自プレイヤーの移動可能な範囲の中で、未公開の宝物カード一覧と同じ宝物が描かれた通路タイルの枚数だけ評価値に 1 を加える。そして、他プレイヤーの移動可能な範囲の中で、未公開の宝物カード一覧と同じ宝物が描かれた通路タイルの数だけ評価値から 1 減らす。最後に、他プレイヤーが宝物を全て集めた場合、他プレイヤーの開始地点が移動可能な範囲の中にある場合、評価値から 25 減らす。目的地かどうかの評価値として 25 を増減させる理由は、ゲーム開始直後は公開済みの宝物カードが無い、すなわち未公開の宝物カードの枚数が一番多くなり、この時点では自プレイヤーが自プレイヤーが目的地とする宝物カード以外の 23 枚が未公開の宝物カードであるため、23 以上にすることで到達可能な未公開の宝物の多さよりも目的地に到達可能な操作を必ず選択できるようにするからである。

3.2.2 仮説 2：移動距離型

この仮説によって、目的地からの距離が近いほど、他プレイヤーの挿入操作の影響を受けづらく、より効率的に宝物を集めることができるのではないかと考えた。評価に使用するため、ターン開始時点で自プレイヤーの目的地を現在の盤面から探索する。まず、評価値に 15 を加えた後、自プレイヤーの移動先と目的地間のマンハッタン距離を算出し、その距離の値だけ評価値から減らす。評価値に 15 を加える理由は、盤面上での最長距離がマップの対角に位置するスタート地点同士の距離である 15 であり、どの通路タイルに移動した場合でも評価値を 0 以上にしているからであ

る。次に、目的地となる通路タイルの隣接する通路タイルとの接続状況から、目的地から見た自プレイヤーの方向に壁が存在する場合、回り道をしなければ到達できないため、評価値から 2 減らす。図 3.1 の盤面において、中央のネズミが描かれた通路タイルが目的地であった場合に、この評価基準による自プレイヤーの移動操作の評価値を各通路タイルごとに示した図を図 3.4 に示す。例として、図 3.1 の盤面において仮に全プレイヤーがネズミの通路タイルを目的地としていた場合の各プレイヤーの行動の評価値を付けるとすると、図 3.4 の各色の丸印で囲った箇所の通り、黄プレイヤーの場合は 10、青プレイヤーの場合は 13、緑プレイヤーの場合は 14、赤プレイヤーの場合は 12 となる。

9	10	11	10	9	8	7
10	11	12	11	10	9	8
11	12	13	12	11	10	9
12	13	14	15	12	11	10
11	12	13	14	13	12	11
10	11	12	13	12	11	10
9	10	11	12	11	10	9

図 3.4 移動距離型を基に評価を行った結果、自プレイヤーの行動の評価値を移動先の各通路タイルごとに示した図。盤面は図 3.1 の盤面において中央のネズミの描かれた通路タイルが目的地の場合。丸印は図 3.1 の盤面での各プレイヤーの位置に対応したマスを示している。赤線部は目的地の通路タイルでの壁の位置。

3.2.3 仮説 3：静的タイル優先型

この仮説によって、プレイヤーが静的タイル上でターンを終了した場合、他プレイヤーの挿入操作の影響を受けず、同じ場所からルート構築を行うことができるため、より効率的に宝物を集めることができるのではないかと考えた。このアルゴリズムでは目的地までの距離の情報、移動先の通路タイルが静的タイルかどうかの順番で評価値の重み付けがされる。すなわち、なるべく目的地までの移動が少ない通路タイルへの移動を目指し、同じ移動回数の通路タイル同士では、静的タイルである通路タイルを優先して目指すようになる。このため、移動距離型での評価基準による評価値を 10 倍し、静的タイルであるかどうかを評価基準に加えることができるようにする。まず、評価値に 150 を加えた後、移動距離型同様にマンハッタン距離を算出した後、その 10 倍の値を評価値から減らす。次に、目的地となる通路タイルの隣接する通路タイルとの接続状況から、目的地から見た自プレイヤーの方向に壁が存在する場合、評価値から 20 減らす。最後に、移動先が静的タイルである場合、評価値に 5 を加える。図 3.1 の盤面において、中央のネズミが描かれた通路タイルが目的地であった場合に、この評価基準による自プレイヤーの移動操作の評価値を各通路タイルごとに示した図を図 3.5 に示す。図 3.5 から分かる通り、静的タイルの位置にあたる緑色の部分の評価値は同じ距離の通路タイルの評価値よりも 5 多くなるよう設定されている。例として、図 3.1 の盤面において仮に全プレイヤーがネズミの通路タイルを目的地としていた場合の各プレイヤーの行動の評価値を付けるとすると、図 3.5 の各色の丸印で囲った箇所の通り、黄プレイヤーの場合は 100、青プレイヤーの場合は 135、緑プレイヤーの場合は 140、赤プレイヤーの場合は 120 となる。

95	100	115	100	95	80	75
100	110	120	110	100	90	80
115	120	135	120	115	100	95
120	130	140	150	120	110	100
115	120	135	140	135	120	115
100	110	120	130	120	110	100
95	100	115	120	115	100	95

図 3.5 静的タイル優先型を基に評価を行った結果、自プレイヤーの行動の評価値を移動先の各通路タイルごとに示した図。盤面は図 3.1 の盤面において中央のネズミの描かれた通路タイルが目的地の場合。丸印は図 3.1 の盤面での各プレイヤーの位置に対応したマスを示している。赤線部は目的地の通路タイルでの壁の位置。緑色の部分は静的タイルの位置。

3.2.4 仮説 4：ハイブリッド型

この仮説によって、宝物残数推測型と静的タイル優先型と両方を組み合わせれば、それぞれの場合よりも勝率が向上するのではないかと考えた。評価のため、自プレイヤーから見た未公開の宝物カードや自プレイヤーの目的地の情報を反映する。まず、自プレイヤーの移動可能な範囲の中で、未公開の宝物カードと同じ宝物が描かれた到達可能な通路の数だけ評価値に 10 を加える。次に、他プレイヤーの移動可能な範囲の中で、未公開の宝物カードと同じ宝物が描かれた到達可能な通路の数だけ評価値から 10 減らす。そして、評価値に 150 を加えた後、自プレイヤーの移動先と目的地の間のマンハッタン距離を算出した後、その 10 倍の値を評価値から減らす。さらに、目的地となる通路タイルの隣接する通路タイルとの接続状況から、目的地から見た自プレイヤーの方向に壁が存在する場合、評価値から 20 減らす。最後に、移動先が静的タイルである場合、評

価値に 5 を加える。

3.2.5 仮説 5：スライド方向考慮型

この仮説によって、上下左右に移動する可能性のあるタイルよりも 2 方向のみに移動するタイルに重みを付けることで、静的タイル優先型よりも効率的に宝物を集めることができるのではないかと考えた。このアルゴリズムでは目的地までの距離の情報、移動先の通路タイルがスライドする方向の数の順番で評価値の重み付けがされる。すなわち、なるべく目的地までの移動が少ない通路タイルへの移動を目指し、同じ移動回数の通路タイル同士では、挿入操作の際にスライドする方向が少ない通路タイルを優先して目指すようになる。このため、静的タイル優先型での評価基準による評価値を 2 倍し、2 方向のみに移動する浮動タイルであるかどうかを評価基準に加えることが出来るようにする。まず、評価値に 300 を加えた後、静的タイル優先型同様にマンハッタン距離を算出した後、その 20 倍の値を評価値から減らす。次に、目的地となる通路タイルの隣接する通路タイルとの接続状況から、目的地から見た自プレイヤーの方向に壁が存在する場合、評価値から 40 減らす。そして、移動先が静的タイルである場合、評価値に 10 を加える。最後に、移動先が 2 方向のみに移動する浮動タイルである場合、評価値に 5 を加える。図 3.1 の盤面において、中央のネズミが描かれた通路タイルが目的地であった場合に、この評価基準による自プレイヤーの移動操作の評価値を各通路タイルごとに示した図を図 3.6 に示す。図 3.6 から分かる通り、静的タイルの位置にあたる緑色の部分の評価値は同じ距離の通路タイルの評価値よりも 10 多く、2 方向のみに移動する浮動タイルの位置にあたる橙色の部分は同じ距離の通路タイルの評価値よりも 5 多くなるように設定されている。例として、図 3.1 の盤面において仮に全プレイヤーがネズミの通路タイルを目的地としていた場合の各プレイヤーの行動の評価値を付けるとすると、図 3.6 の各色の丸印で囲った箇所の通り、黄プレイヤーの場合は 205、青プレイヤーの場合は 270、緑プレイヤーの場合は 285、赤プレイヤーの場合は 245 となる。

190	205	230	205	190	165	150
205	220	245	220	205	180	165
230	245	270	245	230	205	190
245	260	285	300	245	220	205
230	245	270	285	270	245	230
205	220	245	260	245	220	205
190	205	230	245	230	205	190

図 3.6 スライド方向考慮型を基に評価を行った結果、自プレイヤーの行動の評価値を移動先の各通路タイルごとに示した図。盤面は図 3.1 の盤面において中央のネズミの描かれた通路タイルが目的地の場合。丸印は図 3.1 の盤面での各プレイヤーの位置に対応したマスを示している。赤線部は目的地の通路タイルでの壁の位置。緑色の部分は静的タイルの位置、橙色の部分は浮動タイルの移動方向が 2 方向の位置。

第 4 章

評価と分析

4.1 検証方法

今回の研究では、C#によって自作した Labyrinth のプログラムを利用して、1 対 1 の 2 人対戦で提案手法の有効性の検証を行う。先行手法である Big Brain のアルゴリズムを C#に移植したプログラムを一方に、前述の各評価基準を基に実装したプログラムをもう一方のプレイヤーとして設定する。各プレイヤーの配置は図 4.1 に示す通り、盤面の対角線上に配置する。この配置は、図 2.4 における青プレイヤー・赤プレイヤーの位置にあたる。検証は、前者を 1 と表記されているマスに、後者を 0 と表記されているマスに対応した通路タイル上に配置した状態で実施する。

1						
						0

図 4.1 検証時の各プレイヤーの配置図。四隅の内 0 と 1 が描かれたマスに対応する通路タイルに配置する。

以降は、前者のプレイヤーを「Big Brain」、後者のプレイヤーをそれぞれ「宝物残数推測型」「移動距離型」「静的タイル優先型」「ハイブリッド型」「スライド方向考慮型」として表記する。この状態で、Big Brain が先攻の場合と、宝物残数推測型・移動距離型・静的タイル優先型・ハイブリッド型・通路タイルスライド方向考慮型が先攻の場合でそれぞれ 25 試合ずつ対戦する。それぞれの対戦において、勝ったプレイヤー、経過ターン数、負けたプレイヤーの宝物カードの残数を記録する。そして、どちらかのプレイヤーが先攻し、どちらのプレイヤーが勝ったのかで場合分けを行い、分析を行う。勝率の差が有意であるかを判定するため、各実験においてピアソンの χ^2 分布による適合度検定を行う。

4.2 各アルゴリズムの勝率に関する分析

この節では、各アルゴリズムと先行手法の対戦の勝率に関して分析を行う。Big Brain 先攻時と各アルゴリズム先攻時に分けた勝率と合計勝率、ピアソンの χ^2 分布による適合度検定の χ^2 値を表 4.1 に示す。 χ^2 値は、帰無仮説としてどちらも互角である、すなわち勝率が 25 勝 25 敗の 0.5 である場合を想定し、これを期待度数として、合計した勝敗数を観測度数として算出したものとする。

表 4.1 Big Brain と各アルゴリズムとの対戦勝率と χ^2 値

アルゴリズム	先攻プレイヤー	勝数 (試合)	敗数 (試合)	アルゴリズムの 勝率	合計勝率	χ^2 値
宝物残数推測型	Big Brain	8	17	0.32	0.42	1.28
	宝物残数推測型	13	12	0.52		
移動距離型	Big Brain	8	17	0.32	0.42	1.28
	移動距離型	13	12	0.52		
静的タイル優先型	Big Brain	16	9	0.64	0.66	5.12
	静的タイル優先型	17	8	0.68		
ハイブリッド型	Big Brain	10	15	0.40	0.40	2.00
	ハイブリッド型	10	15	0.40		
スライド方向考慮型	Big Brain	13	12	0.52	0.50	0.00
	スライド方向考慮型	12	13	0.48		

表 4.1 より、各アルゴリズムを対象にピアソンの χ^2 分布による適合度検定を行う。自由度 1 の χ^2 分布において、有意水準 5% となる値は 3.84 であり、 χ^2 値がこの値より大きい、すなわち

95% の確率で勝率に有意差のあるアルゴリズムは静的タイル優先型のみである。この結果より、静的タイル優先型の評価基準は、BigBrain の評価基準よりも勝率向上に繋がるといえ、宝物残数推測型・移動距離型・ハイブリッド型・スライド方向考慮型の評価基準は必ずしも勝率向上に繋がるとはいえないということが判明した。

4.3 各アルゴリズムの試合展開に関する分析

この節では、各アルゴリズムと先行手法の対戦時における試合展開に関して分析を行う。具体的には、先攻時のプレイヤーと勝ったプレイヤーによって場合分けを行って分析する。また、それぞれ Big Brain 勝利時と各アルゴリズム勝利時の経過ターン数、負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均値とその差を表 4.2 に示す。平均値の差は (平均値の差)=(各アルゴリズム勝利時の平均値)-(Big Brain 勝利時の平均値) の値とする。

表 4.2 Big Brain と各アルゴリズムとの経過ターン数と負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均値

アルゴリズム	先攻プレイヤー	勝利プレイヤー	経過ターン数の平均	宝物カードの残数平均	経過ターン数の平均差	宝物カードの残数平均差
宝物残数推測型	Big Brain	Big Brain	24.06	3.18	-2.78	-1.39
		宝物残数推測型	21.28	1.79		
	宝物残数推測型	Big Brain	23.33	2.75	-1.18	-1.44
		宝物残数推測型	22.15	1.31		
移動距離型	Big Brain	Big Brain	19.76	2.35	-1.13	-0.35
		移動距離型	18.63	2.00		
	移動距離型	Big Brain	22.17	3.00	-4.32	0.38
		移動距離型	17.85	3.38		
静的タイル優先型	Big Brain	Big Brain	18.56	1.89	-0.93	0.61
		静的タイル優先型	17.63	2.50		
	静的タイル優先型	Big Brain	18.88	1.25	0.30	0.93
		静的タイル優先型	19.18	2.18		
ハイブリッド型	Big Brain	Big Brain	23.33	3.53	-1.13	-1.13
		ハイブリッド型	22.20	2.40		
	ハイブリッド型	Big Brain	22.67	3.67	0.93	-0.37
		ハイブリッド型	23.60	3.30		
スライド方向考慮型	Big Brain	Big Brain	21.67	3.83	-3.36	-1.68
		スライド方向考慮型	18.31	2.15		
	スライド方向考慮型	Big Brain	19.46	2.15	-0.38	0.18
		スライド方向考慮型	19.08	2.33		

表 4.2 から、移動距離型・静的タイル優先型・スライド方向考慮型において、経過ターン数の平

均の差が小さく宝物カードの残数平均差が大きい、すなわち効率的な勝利を行う場合が存在することが判明した。以降の項にて、各アルゴリズムの詳細な試合展開の分析・考察を行う。

4.3.1 宝物残数推測型の試合展開の分析

この項では、Big Brain と宝物残数推測型との対戦における試合展開に関して、Big Brain 先攻時と宝物残数推測型先攻時に分けて分析を行う。

最初に、Big Brain 先攻時において Big Brain が勝利した場合と、宝物残数推測型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 24.06 ターン、終了時点で宝物残数推測型が保持していた宝物カードの平均残数は約 3.18 枚であった。それぞれの分布を図 4.2・図 4.3 に、両方を合わせた散布図を図 4.4 に示す。

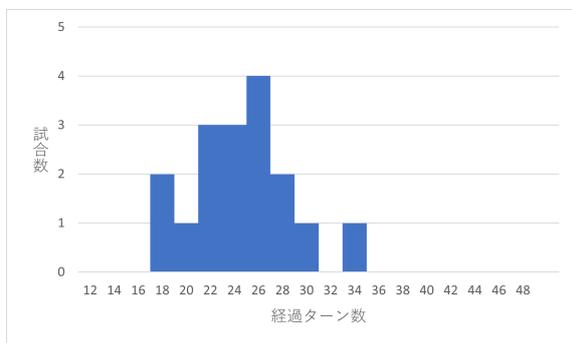


図 4.2 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

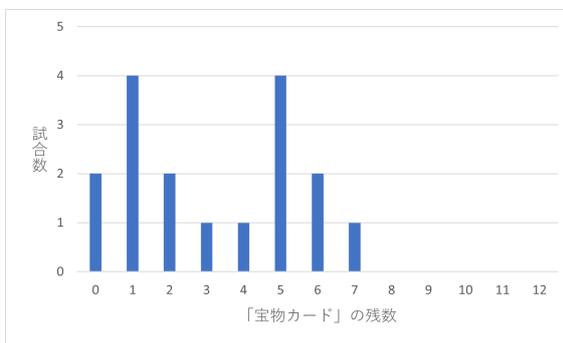


図 4.3 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点で宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数

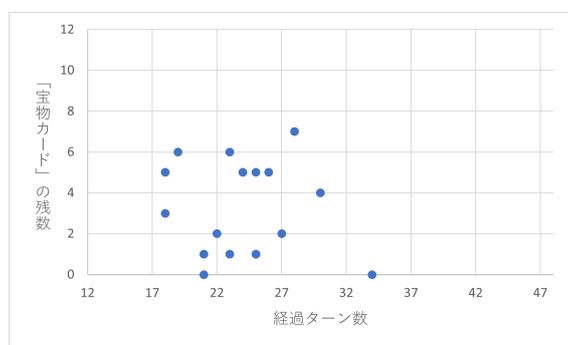


図 4.4 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数の分布

宝物残数推測型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 21.28 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は約 1.79 枚であった。それぞれの分布を図 4.5・図 4.6 に、両方を合わせた散布図を図 4.7 に示す。

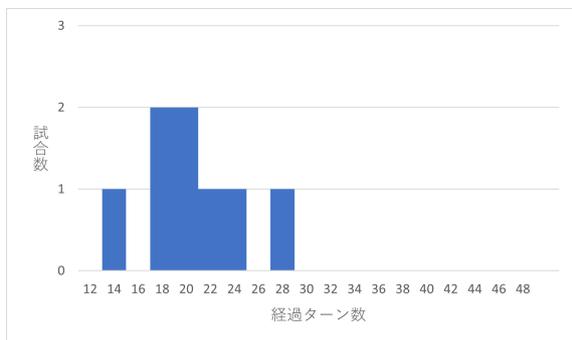


図 4.5 Big Brain 先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数

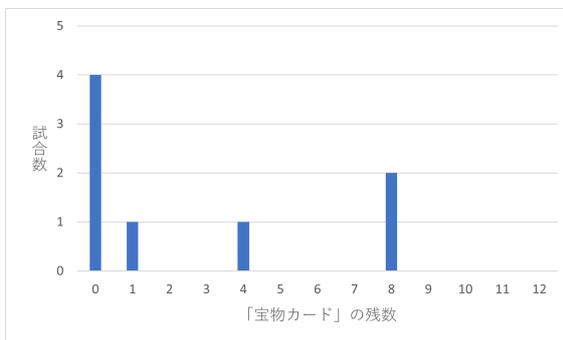


図 4.6 Big Brain 先攻時に宝物残数推測型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

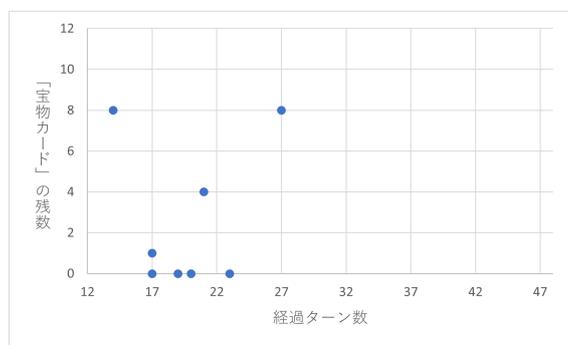


図 4.7 Big Brain 先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

次に、宝物残数推測型先攻時において Big Brain が勝利した場合と、宝物残数推測型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 23.33 ターン、終了時点で宝物残数推測型が保持していた宝物カードの平均残数は 2.75 枚であった。それぞれの分布を図 4.8・図 4.9 に、両方を合わせた散布図を図 4.10 に示す。

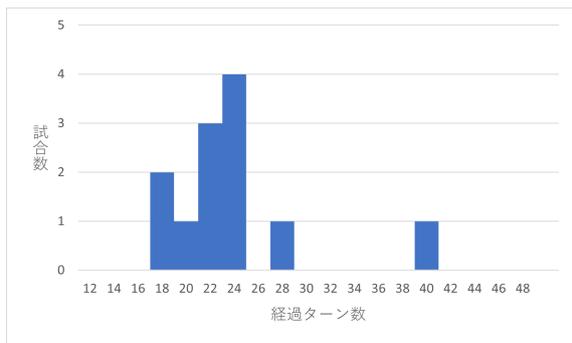


図 4.8 宝物残数推測型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

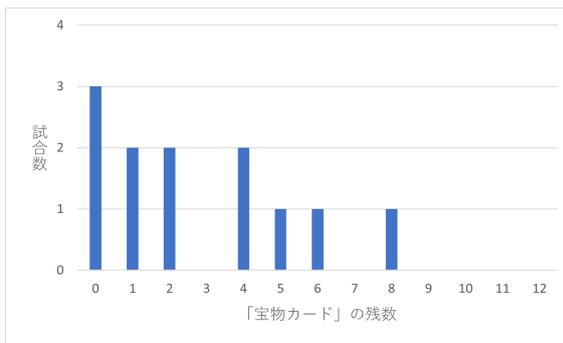


図 4.9 宝物残数推測型先攻時に Big Brain が勝利した時点で宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数

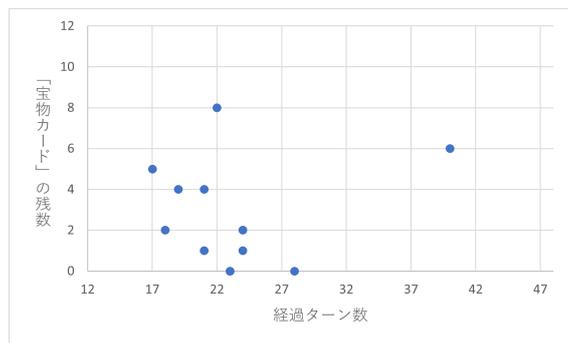


図 4.10 宝物残数推測型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と宝物残数推測型が保持する宝物カードの残数の分布

宝物残数推測型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 22.15 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は約 1.31 枚であった。それぞれの分布を図 4.11・図 4.12 に、両方を合わせた散布図を図 4.13 に示す。

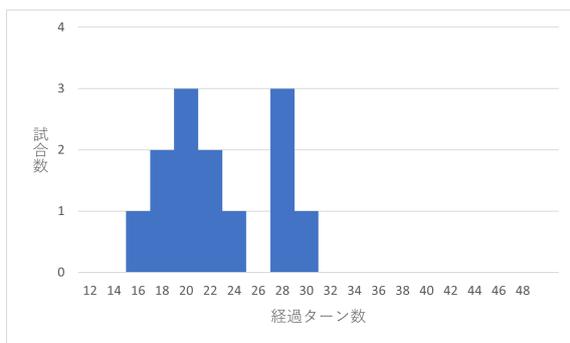


図 4.11 宝物残数推測型先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数

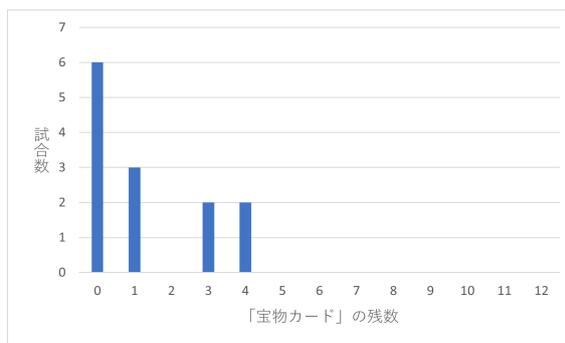


図 4.12 宝物残数推測型先攻時に宝物残数推測型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

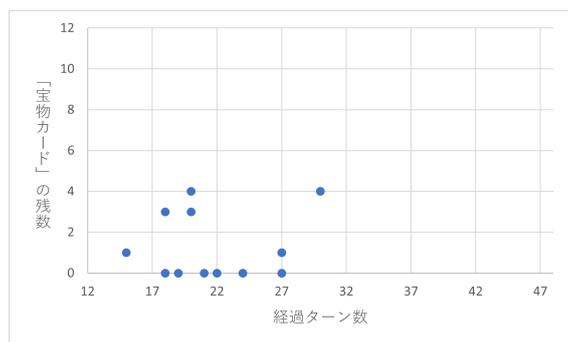


図 4.13 宝物残数推測型先攻時に宝物残数推測型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

これらの試合展開の結果によると、どちらのプレイヤーが先攻の場合であっても、宝物残数推測型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数・負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が両方とも減少している。このような結果となる理由は、未公開の宝物カードから自分や他プレイヤーの目的地を推測した評価基準によって、挿入操作の選択性能は向上されたものの、移動操作の選択性能がほとんど変化しなかったことで、目的地に到達するための手数が多くなっているからであると考えられる。

4.3.2 仮移動距離型の試合展開の分析

この項では、Big Brain と移動距離型との対戦における試合展開に関して、Big Brain 先攻時と移動距離型先攻時に分けて分析を行う。

最初に、Big Brain 先攻時において Big Brain が勝利した場合と、移動距離型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 19.76 ターン、終了時点で移動距離型が保持していた宝物カードの平均残数は約 2.35 枚であった。それぞれの分布を図 4.14・図 4.15 に、両方を合わせた散布図を図 4.16 に示す。

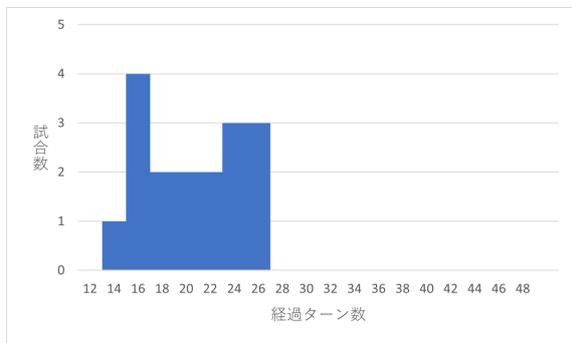


図 4.14 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

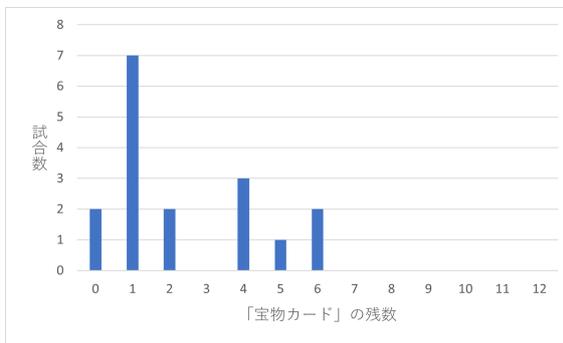


図 4.15 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点で移動距離型が保持する宝物カードの残数

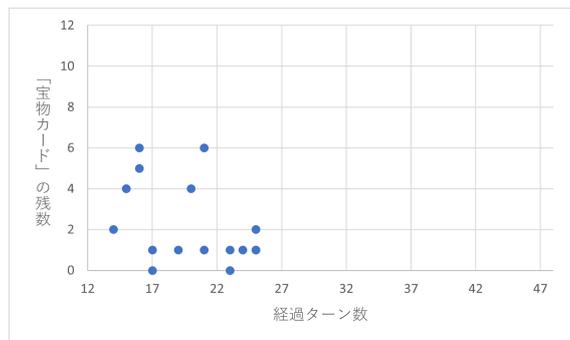


図 4.16 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と移動距離型が保持する宝物カードの残数の分布

移動距離型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 18.63 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は 2.0 枚であった。それぞれの分布を図 4.17・図 4.18 に、両方を合わせた散布図を図 4.19 に示す。

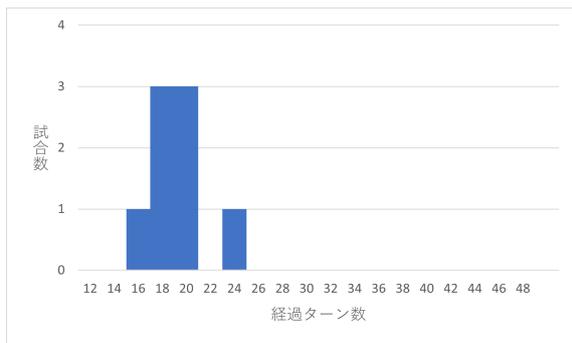


図 4.17 Big Brain 先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数

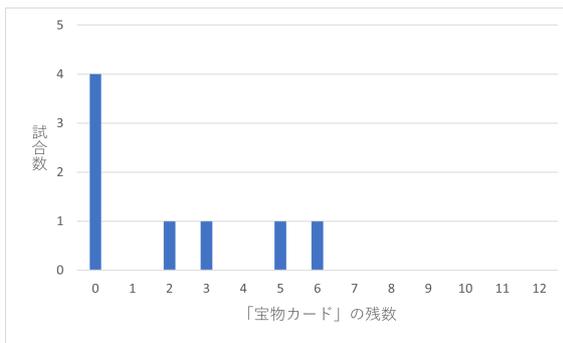


図 4.18 Big Brain 先攻時に移動距離型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

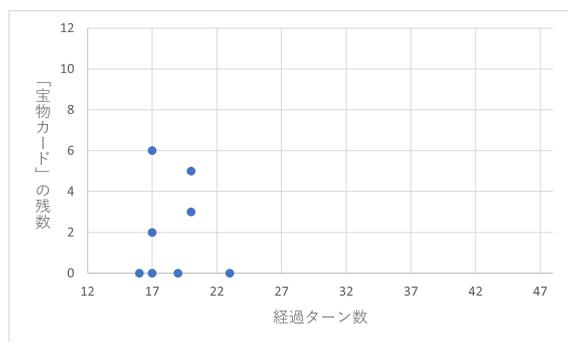


図 4.19 Big Brain 先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

次に、移動距離型先攻時において Big Brain が勝利した場合と、移動距離型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 22.17 ターン、終了時点で移動距離型が保持していた宝物カードの平均残数は 3.0 枚であった。それぞれの分布を図 4.20・図 4.21 に、両方を合わせた散布図を図 4.22 に示す。

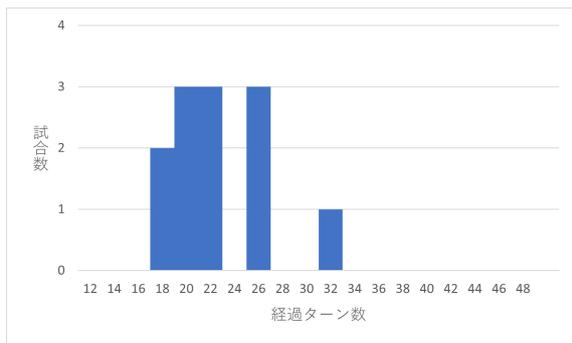


図 4.20 移動距離型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

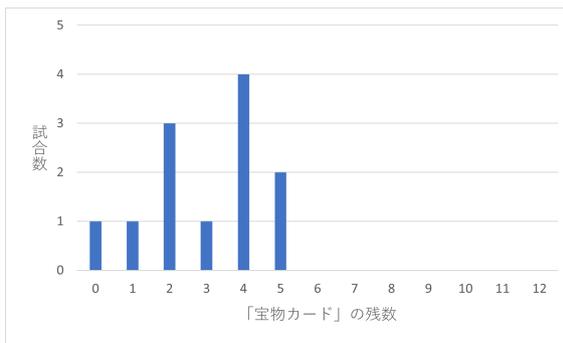


図 4.21 移動距離型先攻時に Big Brain が勝利した時点で移動距離型が保持する宝物カードの残数

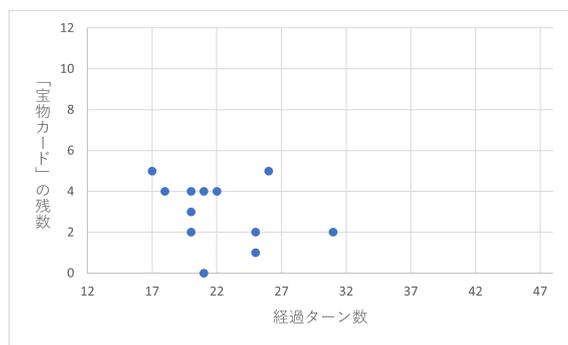


図 4.22 移動距離型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と移動距離型が保持する宝物カードの残数の分布

移動距離型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 17.85 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は約 3.38 枚であった。それぞれの分布を図 4.23・図 4.24 に、両方を合わせた散布図を図 4.25 に示す。

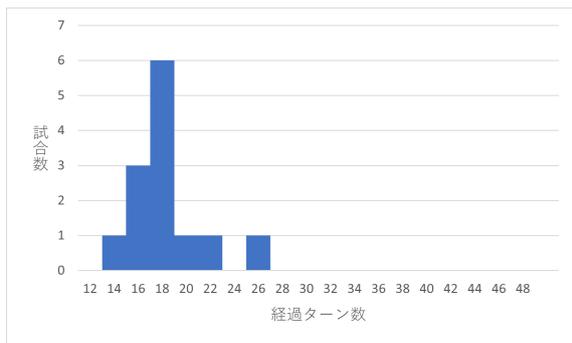


図 4.23 移動距離型先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数

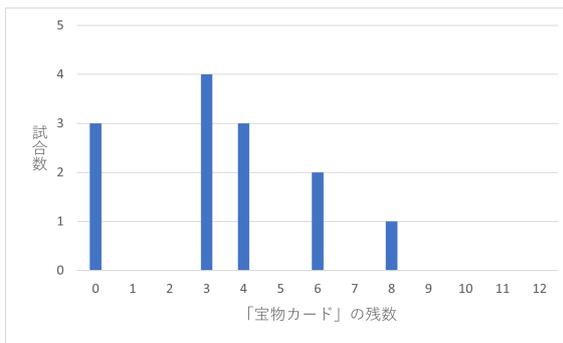


図 4.24 移動距離型先攻時に移動距離型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

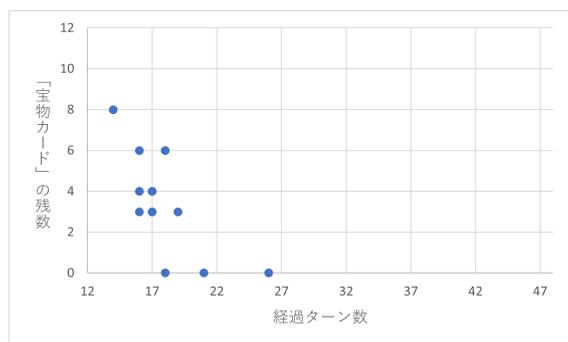


図 4.25 移動距離型先攻時に移動距離型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

これらの試合展開の結果によると、Big Brain が先攻の場合、移動距離型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数・負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が両方とも減少している。一方、移動距離型が先攻の場合、移動距離型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数の平均が減少し、負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が増加している。この結果から、特に移動距離型が先攻の場合に、Big Brain に対してより効率的に勝利しやすいと判断した。このように移動距離型先攻時に効率的に勝利しやすい理由は、目的地により近い通路を目指した移動操作を選択するため、特に移動距離型の先攻時には最初のターンで目的地に到達する可能性が高く、その有無が試合展開に大きく影響しているからであると考えられる。

4.3.3 静的タイル優先型の試合展開の分析

この項では、Big Brain と静的タイル優先型との対戦における試合展開に関して、Big Brain 先攻時と静的タイル優先型先攻時に分けて分析を行う。

最初に、Big Brain 先攻時において Big Brain が勝利した場合と、静的タイル優先型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 18.56 ターン、終了時点で静的タイル優先型が保持していた宝物カードの平均残数は約 1.89 枚であった。それぞれの分布を図 4.26・図 4.27 に、両方を合わせた散布図を図 4.28 に示す。

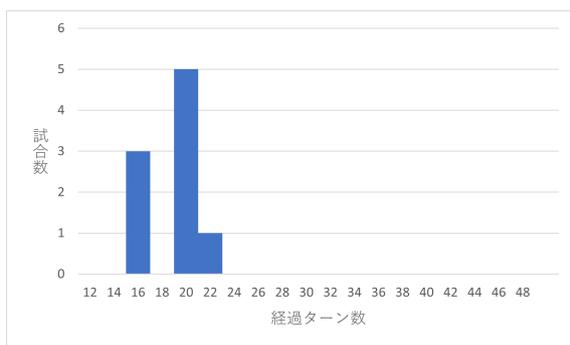


図 4.26 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

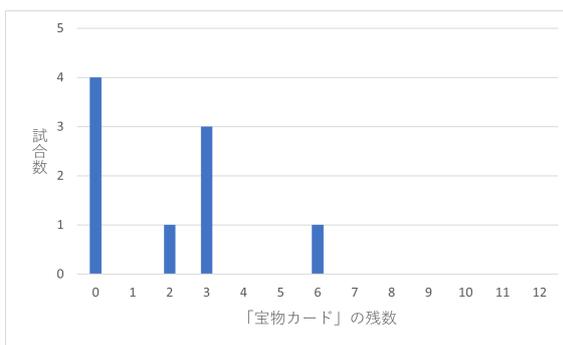


図 4.27 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点で静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数

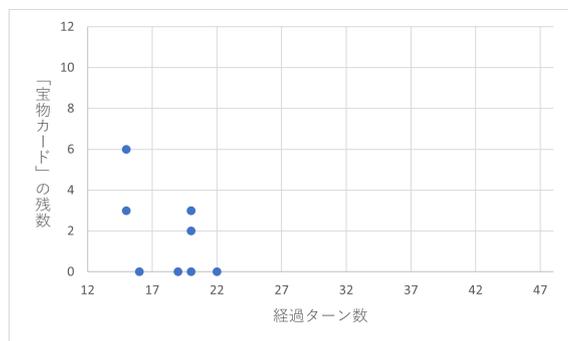


図 4.28 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数の分布

静的タイル優先型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 17.63 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は 2.5 枚であった。それぞれの分布を図 4.29・図 4.30 に、

両方を合わせた散布図を図 4.31 に示す。

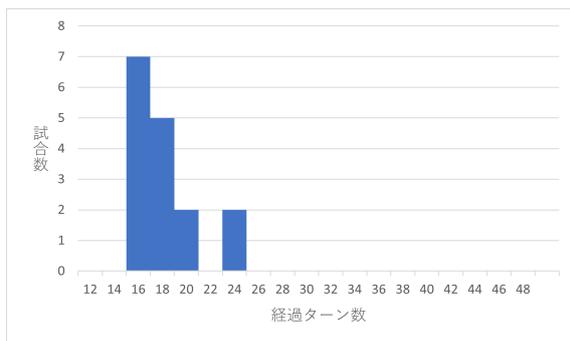


図 4.29 Big Brain 先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数

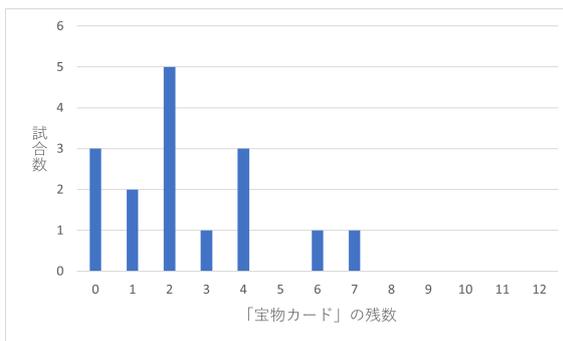


図 4.30 Big Brain 先攻時に静的タイル優先型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

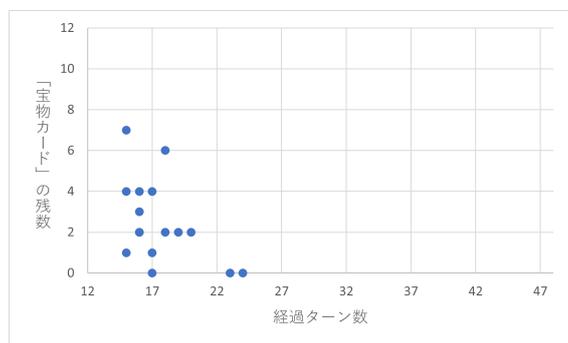


図 4.31 Big Brain 先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

次に、静的タイル優先型先攻時において Big Brain が勝利した場合と、静的タイル優先型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 18.88 ターン、終了時点で静的タイル優先型が保持していた宝物カードの平均残数は 1.25 枚であった。それぞれの分布を図 4.32・図 4.33 に、両方を合わせた散布図を図 4.34 に示す。

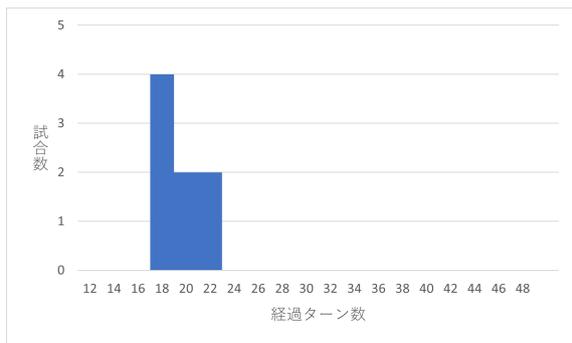


図 4.32 静的タイル優先型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

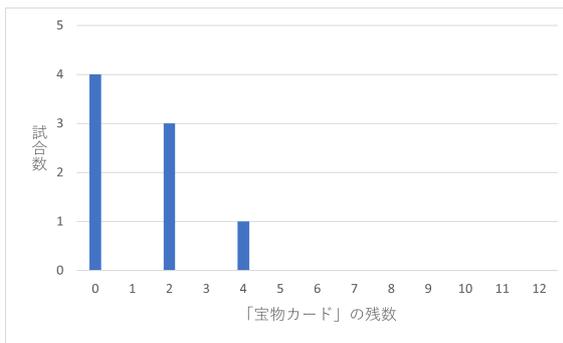


図 4.33 静的タイル優先型先攻時に Big Brain が勝利した時点で静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数

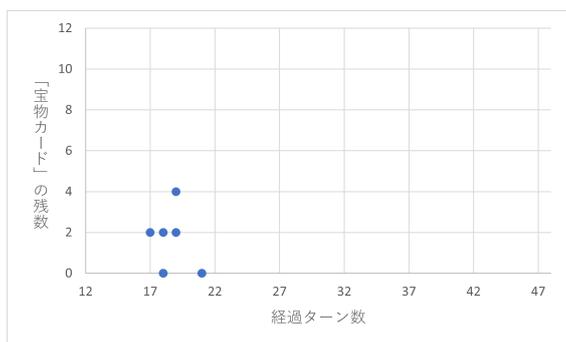


図 4.34 静的タイル優先型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数と静的タイル優先型が保持する宝物カードの残数の分布

静的タイル優先型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 19.18 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は約 2.18 枚であった。それぞれの分布を図 4.35・図 4.36 に、両方を合わせた散布図を図 4.37 に示す。

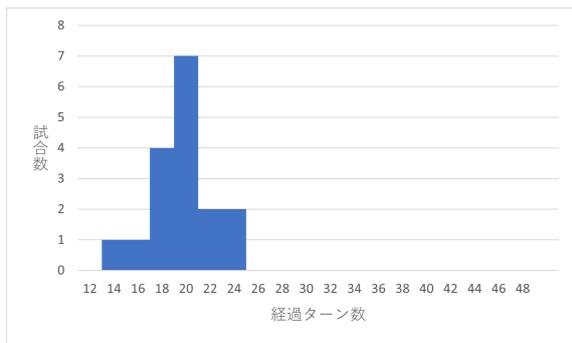


図 4.35 静的タイル優先型先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数

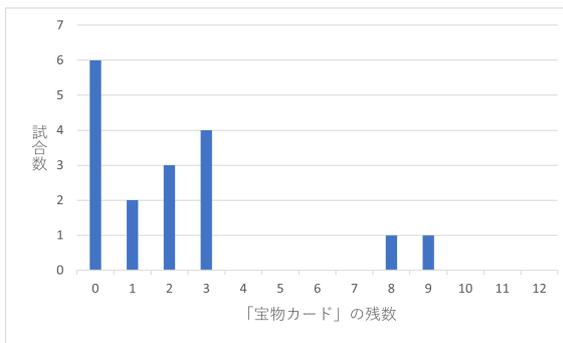


図 4.36 静的タイル優先型先攻時に静的タイル優先型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

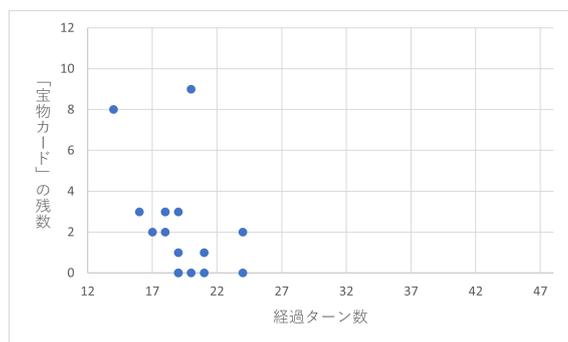


図 4.37 静的タイル優先型先攻時に静的タイル優先型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

これらの試合展開の結果によると、Big Brain が先攻の場合、静的タイル優先型が先攻の場合、静的タイル優先型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数の平均が減少し、負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が増加している。一方、静的タイル優先型が先攻の場合、静的タイル優先型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数・負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が両方とも増加している。この結果から、特に Big Brain が先攻の場合に、Big Brain に対してより効率的に勝利しやすいと判断した。このように Big Brain 先攻時に効率的に勝利しやすい理由は、なるべく静的タイルを目指して移動操作を選択するため、Big Brain による行動の影響を受けづらく、Big Brain の改善点である目的地以外の場所への移動操作があまり考慮されないという点の影響が、Big Brain 先攻時の行動選択に影響を与えやすかったからであると考えられる。

4.3.4 ハイブリッド型の試合展開の分析

この項では、Big Brain とハイブリッド型との対戦における試合展開に関して、Big Brain 先攻時とハイブリッド型先攻時に分けて分析を行う。

最初に、Big Brain 先攻時において Big Brain が勝利した場合と、ハイブリッド型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 23.33 ターン、終了時点でハイブリッド型が保持していた宝物カードの平均残数は約 3.53 枚であった。それぞれの分布を図 4.38・図 4.39 に、両方を合わせた散布図を図 4.40 に示す。

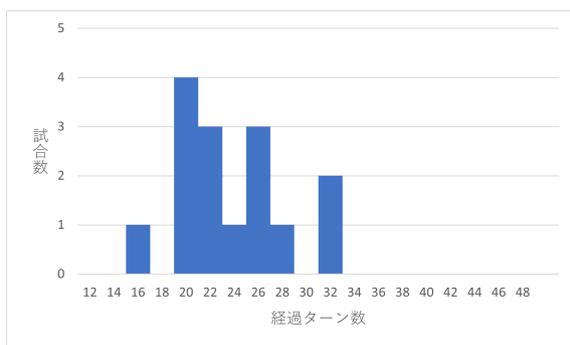


図 4.38 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

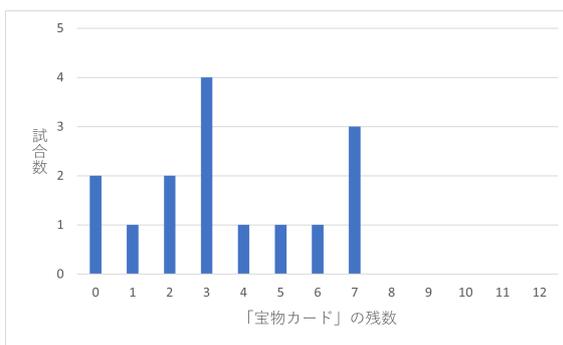


図 4.39 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点でハイブリッド型が保持する宝物カードの残数

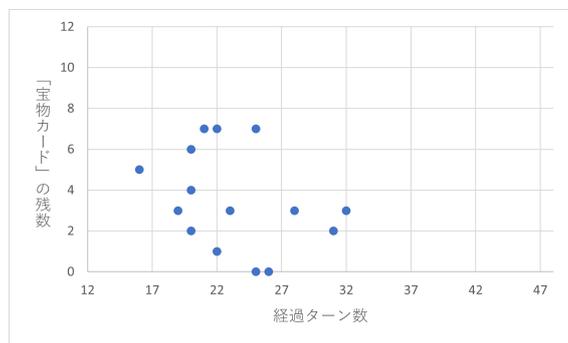


図 4.40 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とハイブリッド型が保持する宝物カードの残数の分布

ハイブリッド型が勝利した場合の平均経過ターン数は 22.2 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は 2.4 枚であった。それぞれの分布を図 4.41・図 4.42 に、両方

を合わせた散布図を図 4.43 に示す。

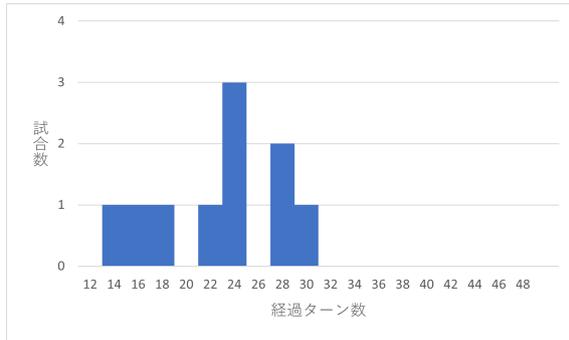


図 4.41 Big Brain 先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数

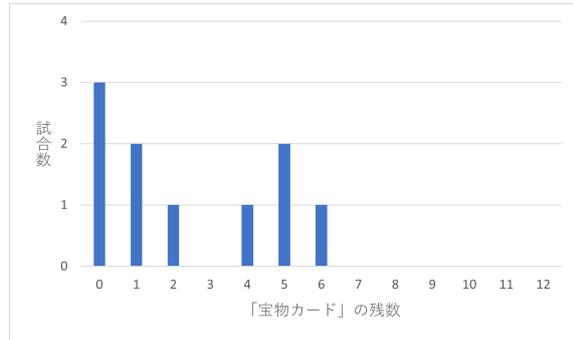


図 4.42 Big Brain 先攻時にハイブリッド型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

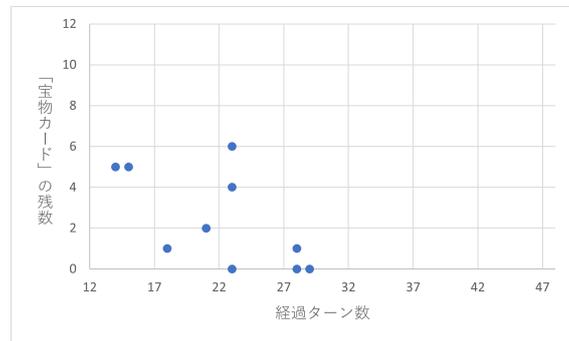


図 4.43 Big Brain 先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

次に、ハイブリッド型先攻時において Big Brain が勝利した場合と、ハイブリッド型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 22.67 ターン、終了時点でハイブリッド型が保持していた宝物カードの平均残数は約 3.67 枚であった。それぞれの分布を図 4.44・図 4.45 に、両方を合わせた散布図を図 4.46 に示す。

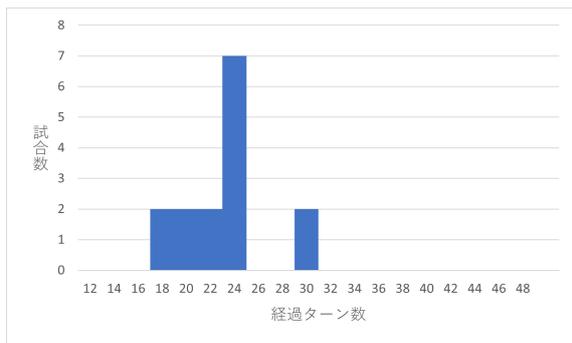


図 4.44 ハイブリッド型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

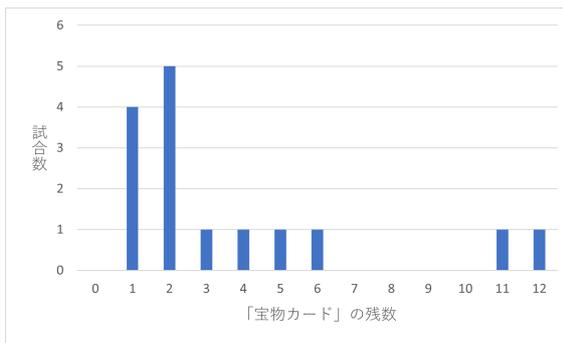


図 4.45 ハイブリッド型先攻時に Big Brain が勝利した時点でハイブリッド型が保持する宝物カードの残数

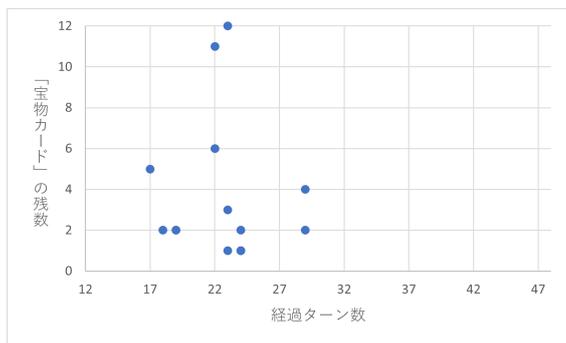


図 4.46 ハイブリッド型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とハイブリッド型が保持する宝物カードの残数の分布

ハイブリッド型が勝利した場合の平均経過ターン数は 23.6 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は 3.3 枚であった。それぞれの分布を図 4.47・図 4.48 に、両方を合わせた散布図を図 4.49 に示す。

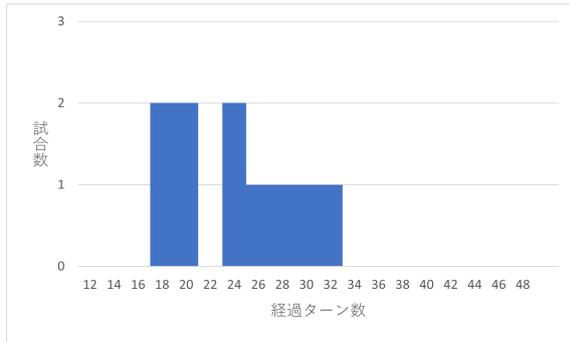


図 4.47 ハイブリッド型先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数

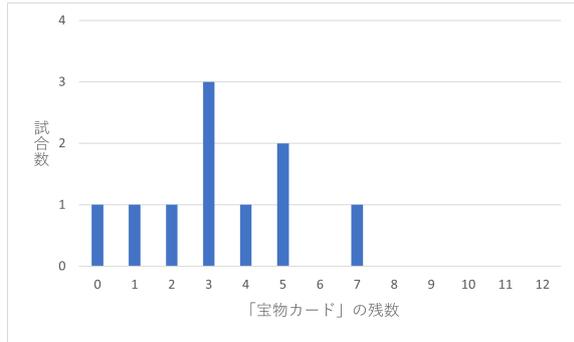


図 4.48 ハイブリッド型先攻時にハイブリッド型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

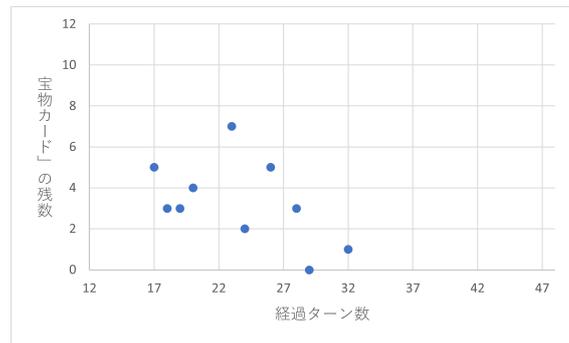


図 4.49 ハイブリッド型先攻時にハイブリッド型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

これらの試合展開の結果によると、Big Brain が先攻の場合、ハイブリッド型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数・負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が両方とも減少している。一方、ハイブリッド型が先攻の場合、ハイブリッド型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数の平均が増加し、負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が減少している。これにより、特にハイブリッド型が先攻の場合に、Big Brain に対してより効率的に勝利しづらいと判断した。このようにハイブリッド型先攻時に効率的に勝利しづらい理由は、未公開の宝物カードの数と目的地からの距離の 2 つを合わせた結果、より宝物に多く到達可能になりやすい浮動タイルに移動しやすくなることで、次の Big Brain の挿入操作によって目的地から離れてしまう可能性が高いからであると考えられる。

4.3.5 スライド方向考慮型の試合展開の分析

この項では、Big Brain とスライド方向考慮型との対戦における試合展開に関して、Big Brain 先攻時とスライド方向考慮型先攻時に分けて分析を行う。

最初に、Big Brain 先攻時において Big Brain が勝利した場合と、スライド方向考慮型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 21.67 ターン、終了時点でスライド方向考慮型が保持していた宝物カードの平均残数は約 3.83 枚であった。それぞれの分布を図 4.50・図 4.51 に、両方を合わせた散布図を図 4.52 に示す。

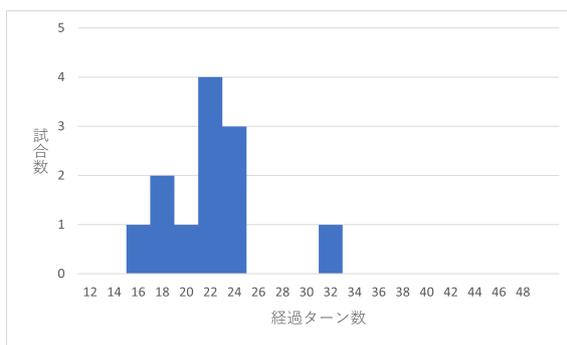


図 4.50 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

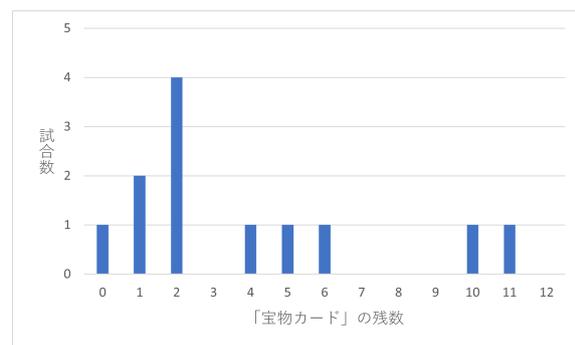


図 4.51 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した時点でスライド方向考慮型が保持する宝物カードの残数

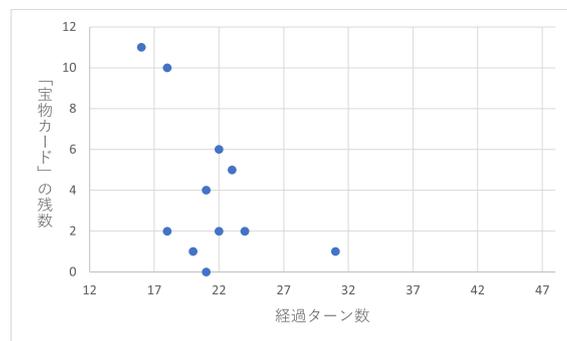


図 4.52 Big Brain 先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とスライド方向考慮型が保持する宝物カードの残数の分布

スライド方向考慮型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 18.31 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は約 2.15 枚であった。それぞれの分布を図 4.53・図

4.54 に、両方を合わせた散布図を図 4.55 に示す。

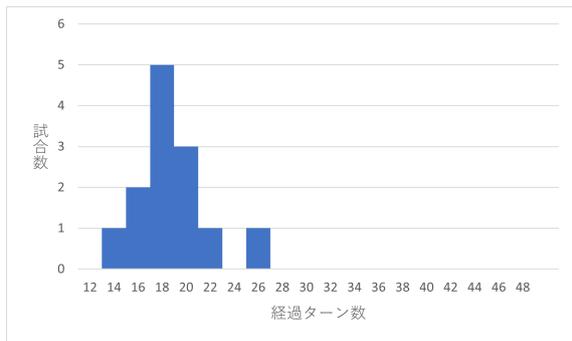


図 4.53 Big Brain 先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数

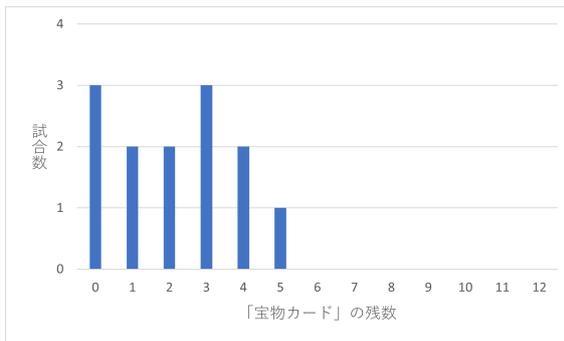


図 4.54 Big Brain 先攻時にスライド方向考慮型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

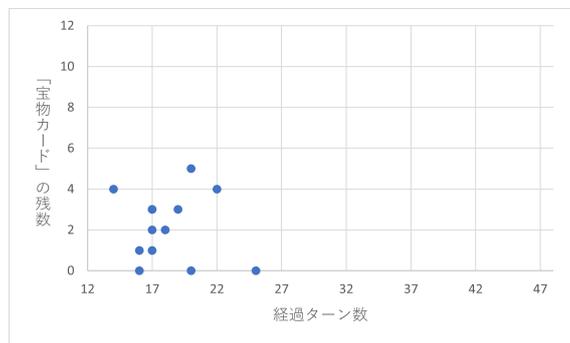


図 4.55 Big Brain 先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

次に、スライド方向考慮型先攻時において Big Brain が勝利した場合と、スライド方向考慮型が勝利した場合に分かれて分析を行う。Big Brain が勝利した場合の平均経過ターン数は約 19.46 ターン、終了時点でスライド方向考慮型が保持していた宝物カードの平均残数は約 2.15 枚であった。それぞれの分布を図 4.56・図 4.57 に、両方を合わせた散布図を図 4.58 に示す。

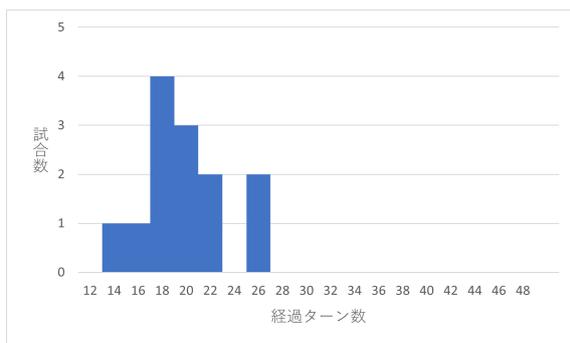


図 4.56 スライド方向考慮型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数

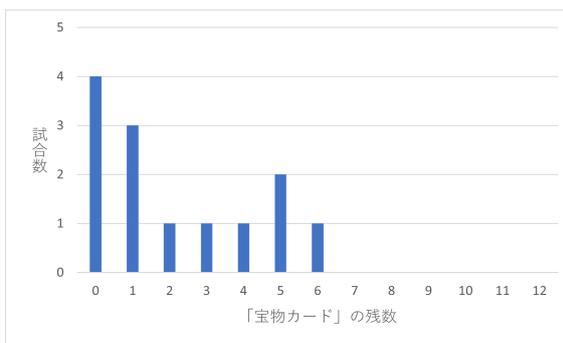


図 4.57 スライド方向考慮型先攻時に Big Brain が勝利した時点でスライド方向考慮型が保持する宝物カードの残数

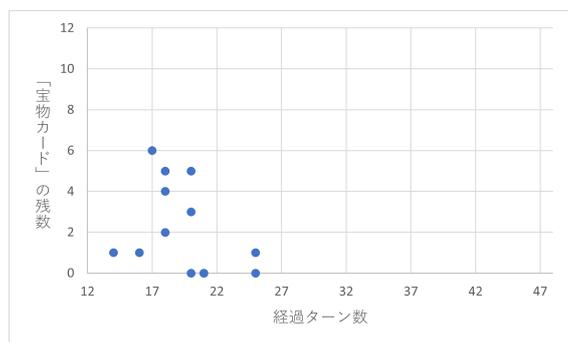


図 4.58 スライド方向考慮型先攻時に Big Brain が勝利した場合の経過ターン数とスライド方向考慮型が保持する宝物カードの残数の分布

スライド方向考慮型が勝利した場合の平均経過ターン数は約 19.08 ターン、終了時点で Big Brain が保持していた宝物カードの平均残数は約 2.33 枚であった。それぞれの分布を図 4.59・図 4.60 に、両方を合わせた散布図を図 4.61 に示す。

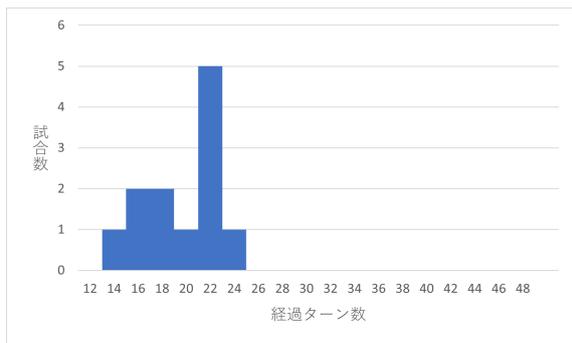


図 4.59 スライド方向考慮型先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数

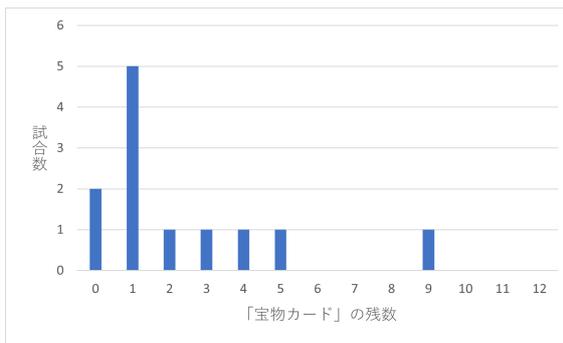


図 4.60 スライド方向考慮型先攻時にスライド方向考慮型が勝利した時点で Big Brain が保持する宝物カードの残数

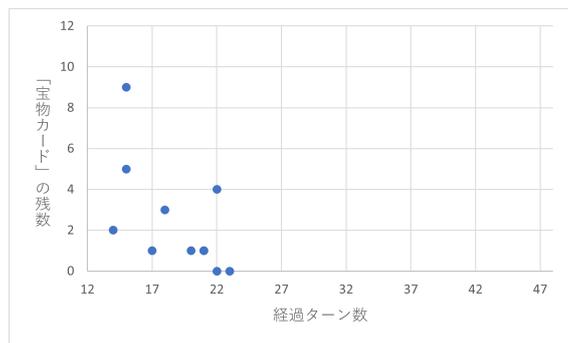


図 4.61 スライド方向考慮型先攻時にスライド方向考慮型が勝利した場合の経過ターン数と Big Brain が保持する宝物カードの残数の分布

これらの試合展開の結果によると、Big Brain が先攻の場合、スライド方向考慮型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数・負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が両方とも減少している。一方、スライド方向考慮型が先攻の場合、スライド方向考慮型が勝利した場合は Big Brain が勝利した場合と比較して、経過ターン数の平均が減少し、負けたプレイヤーの宝物カードの残数の平均が増加している。これにより、特にスライド方向考慮型が先攻の場合に、Big Brain に対してより効率的に勝利しやすいと判断した。このようにスライド方向考慮型先攻時に効率的に勝利しやすい理由は、出来る限り移動方向の数が少ない通路タイプに移動する選択を取るため、Big Brain の挿入操作による影響を比較的受けにくいからであると考えられる。

4.4 各アルゴリズムの勝率・試合展開の考察

今回の検証では、勝率の分析において静的タイル優先型が対戦勝率の向上に繋がり、他のアルゴリズムはあまり勝率向上に繋がらないことが判明した。また、試合展開の分析では、移動距離型・静的タイル優先型・スライド方向考慮型において、効率的な勝利に繋がる場合が存在することが判明した。

宝物残数推測型・ハイブリッド型で効率的な勝利をしやすい場面が見られなかった理由は、宝物残数推測型・ハイブリッド型の評価基準で使用した未公開の宝物カードから手札を推定する評価方法は、プレイヤーの移動可能範囲が広がりやすく、未公開の宝物カードの候補がある程度絞られるゲーム中盤に評価値の差が現れやすく、プレイヤーの移動候補の選択肢が少ない序盤や、未公開の宝物カードが少ない終盤においては評価値の差が現れにくいため、特に後者の場面で移動操作の最適解を取りづらいうことが多いためであると考えられる。逆に移動距離型・静的タイル優先型・スライド方向考慮型で効率的な勝利をしやすい場面が見られた理由は、移動距離型・静的タイル優先型・スライド方向考慮型の評価基準で使用した目的地からの距離による評価方法は、ゲーム中のどの場面であっても評価値による差が現れやすく、宝物残数推測型・ハイブリッド型に比べて移動操作の最適解を導きやすいからであると考えられる。その中でも、静的タイル優先型の勝率のみに有意差が現れた理由は、静的タイルを優先的に目指すことで相手プレイヤーの挿入操作後でも初期位置が前ターンから移動している場面が少なく、前ターンの最適解の行動をそのまま選択することの出来る場面が、移動距離型・スライド方向考慮型と比較して多かったからであると考えられる。

第 5 章

まとめ

今回の研究の結果、Labyrinth において、目的地からの距離と移動先の通路タイルが静的タイルであるかどうかという 2 種類の評価基準を合わせることで、より効率的に勝利することができる評価基準を作ることが可能であることを実証することができた。今後の課題として、より多くの試行回数で実証実験を行った際の勝率・試合展開の変化の他、先行手法を搭載した CPU プレイヤー 2 人と提案した各アルゴリズムを搭載した CPU プレイヤー 2 人による 4 人対戦での各アルゴリズムの優位性の変化の検証が挙げられる。

謝辞

本研究を進めるため、数多くのご指導や有難いご助言をしていただいた先生方や研究室のメンバーに感謝を述べたいと思います。

1年次から4年次に至るまでの4年間にて、研究のご指導や数多くの相談をしていただいた渡辺先生に厚く感謝申し上げます。1年次から3年次前期までは、プログラミングや数学に関する授業・演習において、疑問点や改善点に関してさまざまなご指導・ご助言をしていただくなど、さまざまな場面でお世話になりました。私自身は、この際に学んだ知識が本研究の実験環境の実装に少なからず貢献していると感じております。また、3年次後期から始まった創成課題・卒業研究では、それぞれのテーマ決めや検証手法、研究方針に関して多大なるご指導を頂きました。

中間発表の際に、重要なお助言をしていただいた戀津先生に感謝いたします。本研究の題材である「Labyrinth」に詳しい方が身近に居なかったため、提案手法の仮説をどのように設定すればよいかという点に関して非常に悩んでおりましたが、中間発表にて経験者の視点から提案手法の方針に関するご助言を頂いたことで、本研究の遂行に大きく貢献していただきました。誠に感謝いたします。

最終発表にて、ご質問をしてくださった伊藤 彰教先生に感謝いたします。審査版で不明瞭であった点や曖昧な点に関して多くご質問していただいたことで、本論文の改善につながりました。

4年次からの卒業研究において、多大なお助言・ご指導をしていただいた阿部先生に深く感謝いたします。特に、卒業研究での論文・最終発表の添削では数多くのご助言をいただきました。先生のご指導のおかげで、本論文の有意性・信頼性が大きく向上したと感じております。大変ありがとうございました。

また、研究室の同期のメンバーにも感謝します。対面での中間発表や進捗報告などの際に、その都度研究の進捗状況を知ったり研究する上での悩みを共有できたことで、本研究の完成まで挫折することなく進めることができたと感じています。ありがとう。

最後に、ここまで自分を育ててくれた両親、祖母に感謝します。生まれてから大学入学、卒業に至るまでの22年間、さまざまな迷惑をかけながらも自分がやりたいことを応援してくれました。

時には厳しい言葉もありましたが、自分の人生の相談にも親身に対応してくれたおかげで、大学を卒業することができました。今まで育てていただきありがとうございました。

参考文献

- [1] Ravensburger. Labyrinth - products. <https://www.ravensburger.us/products/games/family-games/labyrinth-26448/index.html>. 参照: 2023.12.24.
- [2] Ravensburger. Labyrinth. <https://www.ravensburger.us/discover/games/labyrinth/index.html>. 参照: 2023.12.12.
- [3] Spiel Essen. Deutscher spielepreis historie. <https://www.spiel-essen.de/de/programm/dsp/deutscher-spielepreis-historie>. 参照: 2023.12.16.
- [4] 大畑佳介, 伊藤那智, 但馬康宏. 「お邪魔者」における通路作成ヒューリスティックの検討. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 42, No. 13, pp. 1-6, 2019.
- [5] 伊藤那智, 大畑佳介, 但馬康宏. お邪魔者における妨害カード提出戦略とその評価関数. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 42, No. 1, pp. 1-6, 2019.
- [6] 川上直人, 橋本剛. 完全情報ゲームの探索を用いたガイスター AI の研究. ゲームプログラミングワークショップ 論文集, pp. 35-42, 2018.
- [7] 佐藤佑史. ガイスターにおける自己対戦による行動価値関数の学習. 電気通信大学学術機関リポジトリ, 2016.
- [8] 鴛淵隆斗, 佐藤直之. ガイスターゲームにおけるモンテカルロ法を利用した駒推定およびブラフ手の生成可能性の検証. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 43, No. 20, pp. 1-7, 2020.
- [9] 竹内聖悟, 栃川純平, 松崎公紀. 不完全情報ゲーム「ガイスター」における相手駒色推定の有効性評価. 情報処理学会論文誌, Vol. 63, No. 3, pp. 787-795, 2022.
- [10] 佐藤光希, 穴田一. 取られた駒色を考慮したブラフ戦略を行うガイスター AI. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 146, No. 13, pp. 1-5, 2023.
- [11] 川上直人, 池田心. 二人不完全情報ゲーム『ガイスター』における CFR および利得評価関数を用いた混合戦略 AI の研究. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 45, No. 4, pp. 1-7, 2021.

- [12] 上田圭造, 梶並知記, 鈴木孝幸, 清原良三. 不完全情報型ゲーム”ぷよぷよ”の勝率向上アルゴリズム. 情報処理学会研究報告 コンシューマ・デバイス&システム (CDS) , Vol. 30, No. 30, pp. 1–6, 2021.
- [13] 佐藤岳大, 横山大作. 相手手札の推定を利用した UNO ゲームプレイヤの構築の試み. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 50, No. 8, pp. 1–6, 2023.
- [14] 田頭幸三, 但馬康宏. コンピュータ大貧民におけるヒューリスティック戦略の実装と効果. 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 11, pp. 2403–2413, 2016.
- [15] 濱田恭輔, 鈴木海友, 松澤智史. 大貧民エージェントの強化に向けた手札推定. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 49, No. 5, pp. 1–7, 2023.
- [16] 三石亮, 大久保誠也, 若月光夫, 西野哲朗. コンピュータ大貧民における提出手の影響に関する研究利用. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 41, No. 26, pp. 1–6, 2019.
- [17] 石川諒人, 藤田桂英. 7 並べにおける行動戦略. 情報処理学会研究報告 ゲーム情報学 (GI) , Vol. 191, No. 6, pp. 1–7, 2018.
- [18] Inc Apple. Ravensburger Labyrinth. <https://apps.apple.com/jp/app/ravensburger-labyrinth/id1589398175>. 参照: 2023.8.17.
- [19] Inc Google. Ravensburger Labyrinth. <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.ravensburger.labyrinth>. 参照: 2023.8.17.
- [20] GitHub. kimmobrunfeldt/labyrinth. <https://github.com/kimmobrunfeldt/labyrinth>. 参照: 2023.8.17.