

GAを用いたターン制ストラテジーゲームのマップ自動生成

田口 紫織¹ 佐藤 直之¹

概要: ターン制ストラテジーゲームでは初期局面を人間の設計者が数十個の規模でデザインする必要があるが、これは一般に手間の大きい作業であると考えられる。そこで本研究は遺伝的プログラミングを使って初期局面の自動生成を試みた。適応度は「強さの異なるコンピュータプレイヤーの対戦戦績」の情報を用いて算出し、提案したシステムを TUBSTAP プラットフォーム上で実装した。提案システムの学習の挙動を観察して、適応度の向上が自動的に進む様子を確認した。また被験者実験によって、人間にとっての遊びごたえが提案手法の適応度関数の出力値にある程度相関する事を確かめた。

キーワード: ゲーム情報学, 遺伝的アルゴリズム, ターン制ストラテジー, コンテンツ生成

Initial game position generation for Turn based war simulation games using genetic algorithm technique

Abstract:

This research proposed an automatic map (initial game state from which game play starts) generation system in turn based war like simulation games. This system produces many vectors as game map candidates, and makes them evolved via the genetic algorithm technique. The algorithm adopts fitness function designed by win-rate scores of competitive computer players against less competitive players on the map. Performance of the algorithm was examined by offline experiments, and adequateness of the fitness function was examined by a subject experiment. These experiments showed the proposed method is likely to be capable of producing maps worth playing for human players.

Keywords: Game informatics, Genetic algorithm, Turn-based strategy game, Contents generation

1. 序論

ゲームやパズルのコンテンツを計算機により自動で生成する試みが多くなされてきた。この種の技術は人間のデザイナーによるステージや問題の生成の手間を省き、より少ないコストでゲームやパズルの楽しさを充実させる事を目指している。ゲームではチェスのN手メイト問題やMarioのステージ生成を題材にしたもの [1][2] が見られ、パズルでは数独や倉庫番の問題生成の試みられており [6][7], 対象は幅広い。

一方で、ターン制ストラテジーゲームにおけるマップの自動生成には我々の知る限り既存研究の例がない。ターン制ストラテジーは将棋やチェスと同様に複数の駒を用い、「マップ」と呼ばれる多様な種類の初期局面からターン毎

に駒を動かしていき、相手の駒を取り除きながら勝利を目指す形態のゲームジャンルである。ビデオゲームにおいて数多くのターン制ストラテジーの商業タイトルが発売されており、『大戦略』[9] や『ファミコンウォーズ』[10] シリーズなど累計売上100万本近い規模になる物も散見され、人気の高さがうかがえる。

この種のゲームで製作者がタイトル毎にデザインする必要があるマップの数は数十個以上の規模になるが、プレイヤーに快適な遊び心地を与えるためには様々な要素を考える必要があつて、手間は大きい。そこで本研究では遺伝的アルゴリズムを用いた良質なマップの自動生成法を提案する。

初期の個体としてランダムに生成されたマップを用い、ルーレット選択と一様交差を用いた単純な遺伝的アルゴリズムにより適応度の高いマップが複数得られる事を狙う。適応度は「そのマップ上で強さに差があるコンピュータ

¹ 佐世保工業高等専門学校
Sasebo, Nagasaki 857-1174, Japan

レイヤ2体を先後交代しながら戦わせたとき、常に強いプレイヤーが勝つ」マップほど高くなるように設計した。先手必勝や先手必敗のマップではプレイヤーの思考が意味をなさず、プレイヤーが深く考える程相手に勝ちやすくなるマップほど「遊びごたえのある良いマップ」と考えたためである。

本研究では手法適用のプラットフォームに図1に示すTUBSTAP[11]を選ぶ。そして適応度の高いMAPが得られる時間的な効率を、他の単純なアプローチと比較し、最後に本提案手法で得られた“良質”なマップが本当に人間にとっての遊びごたえと一致しているかを確かめるためアンケートを用いた被験者実験を実施する。

2. 関連研究

ゲームまたはパズルにおけるコンテンツの自動生成および遺伝的アルゴリズムの先行研究について述べる。

2.1 コンテンツ生成

ゲームでは様々なコンテンツが計算機による自動生成の題材に選ばれ、チェスのN手メイト問題[1]やMarioのステージ[2]に先行研究例がみられる。またコンテンツ生成器を自動で生成するための手法を提案する研究もあり、これはMarioを題材に選んで性能が評価されている[3]。

パズルの生成に対する自動生成の研究としては、数独の問題を遺伝的プログラムで生成するもの[6]、シンキングラビット社の『倉庫番』パズルの問題をパーツの組み合わせによって生成するものがある[7]。他に『上海』という麻雀牌を利用したパズルゲームの問題生成の先行研究[8]における、“強い”ソルバと“弱い”ソルバの解答率の違いによって解候補の良さを見積もるというアプローチを、本研究は「遺伝子個体の評価」において参考にしていく。

2.2 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは生物の進化を模した最適化手法として有名で、巡回セールスマン問題[12]など数々の問題で求解に用いられてきた。ストラテジー系のゲームジャンルの研究においても様々な形で利用されている。

例えばリアルタイムストラテジーゲームで適応的なゲームプレイヤー作成のために進化計算でパラメータの最適化を行ったり[4]、ターン制ストラテジーで行動するプレイヤーの人工ニューラルネットワークの重み最適化に用いたりする試みが見られる[5]。

3. 対象問題

3.1 ターン制ストラテジーゲーム

ターン制ストラテジーは複数の駒同士が戦う手番交代制の対戦型ゲームジャンルであり、図1に例を示す。将棋やチェスに似てだが、大きな違いとして「手番に好きな数の駒(ユニット)を好きな順で動かせる」点や「ユニット

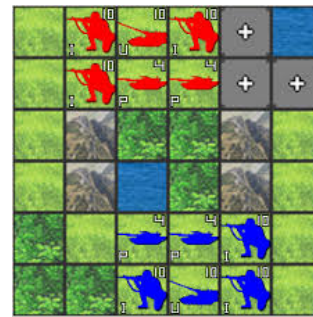


図1 ターン制ストラテジー TUBSTAP プラットフォームスクリーンショット

間に相性関係がある」点などが挙げられる。これらの性質は、マップの自動生成システムを考案するにあたり「先手と後手にとって互角な初期局面かを判定する難しさ」に結び付く。

ターン制ストラテジーでは駒を任意の順で複数動かせる事により、プレイヤーが1手番に可能な行動の数は組み合わせによって爆発的に増加する。例えば合法手数が10である駒6個を好きな順で動かして良い場合、1手番に可能な行動のパターン数は $10^6 \times 10!$ 通りにもなる。この行動パターン数の多さのため局面の“読み切り”は多くの場合不可能で、あるマップが「先手有利か後手有利か」を例えば単純な力任せ探索で判定する方法は現実的でない。

またユニットと呼ばれる駒同士には有利不利の相性関係が定められていることが多い。このため、片方のプレイヤーの陣営にどれほどのユニットがいても相手の陣営のその弱点となるユニットが多くいれば形勢は不利である。しかも各タイトルでユニット達は3すくみ・4すくみの循環的な相性を定義されている事も珍しくなく、よくプレイヤーの陣営は複数の種類のユニットで構成される。よって各プレイヤーのユニットの物量を単純に見比べるだけでも「先手有利か後手有利か」を判定するのは難しい。

ゲームでのプレイを意識して生成するマップには「先手と後手にとって有利さに大きな偏りがない」という性質があるべきと考えるが、このような前述の事情により「先手後手の平等性の判定」は容易でない。本研究ではこのような課題に、後述する「強いプレイヤーと弱いプレイヤーの戦績の利用」によりアプローチする。

3.2 マップ

一般にターン制戦略ゲームのマップは、最低でも以下の要素を含んで構成される。

- ユニット (駒)
 - 種類, 位置, HP
- 地形
 - 種類

駒つまりユニットには種類ごとにそれぞれ強さや移動可能範囲の広さに差があるのが普通で、「どういう駒をどこに

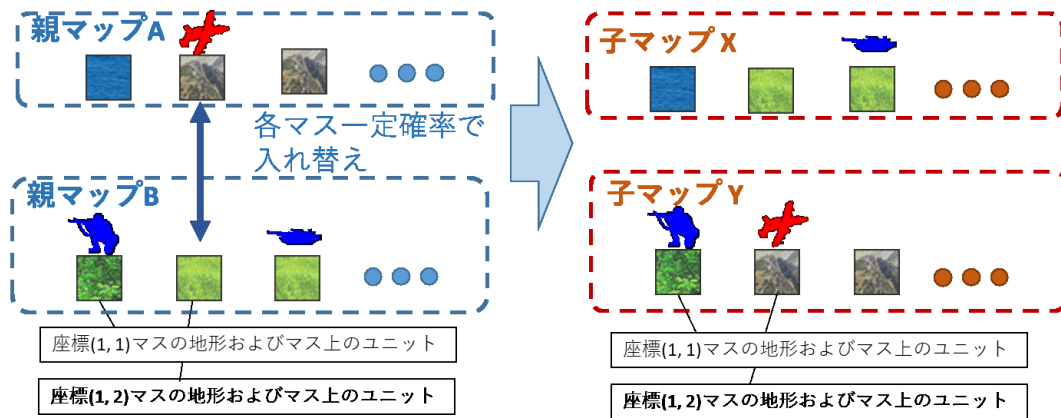


図 2 提案手法における一様交差. 各マスごとに「地形」「その上のユニット」のペアを1まとまりとして、一定確率（この場合 50%）で子個体の各マスにどちらかの親のマスの情報 1まとまりを継承させる。

配置されているのか」はゲームの形勢および戦略の考慮に非常に大きな影響を与える。また、駒の種類自体が“強い”駒でも残り HP が少ない駒はすぐ破壊されるため、陣営のバランスを考慮する上で各駒の HP の振り分けも影響が大きな要素となる。

さらにマップ上の各マスに割り当てられた「地形」もゲームプレイに影響を持つ。ゲームタイトルのシナリオ上の演出に沿った地形配置によりプレイヤーの臨場感を盛り上げるという“見た目”の側面ばかりでなく、実際にゲームの“ルール”に影響を持つことが多い。例えば海を表す地形には歩兵などのユニットが侵入できなかつたり、森林や山を表す地形にいるユニットが防御力や耐久力にボーナスを受ける、といったルール設計は多くの商業タイトルで頻繁に見られる。この他にも「視界」の制限の度合いや、ユニット生産能力を持つ「工場」の有無など重要な要素は多々あって設計者の負担は大きい。

3.3 TUBSTAP プラットフォーム

本研究では手法の適用対象として TUBSTAP プラットフォーム [11] を利用する。ターン制ストラテジーのプラットフォームの他の候補として Freeciv[?]は有名であるが、Freeciv は生産や研究による発展のフェイズに重点が置かれ、ユニット同士の戦闘の駆け引きの重要さは比較的低い。また TUBSTAP のルール設計は、様々なターン制ストラテジーにみられる基礎的なルールのみ絞って採用されているため、提案手法の簡便な適用先として適していると考えた。

4. 遺伝的アルゴリズム

4.1 手法概要

遺伝的アルゴリズムは生物の進化を模して提案された最適化手法である。解の候補である「個体」を複数生成し、それらに「選択」「交差」「突然変異」の操作を加える事でよ

り良い解の発見を狙う。解の良さを示す指標として“適応度”を設計者が定義する事で、適応度が高くなっていく方向に個体集団（世代）の更新が進行する。特に、良質な解が複数得られる点対象問題の目的と相性が良いと考え、本研究では遺伝的アルゴリズムの採用を決めた。

4.2 ターン制ストラテジーへの適用

遺伝的アルゴリズムをターン制ストラテジーのマップ生成に適用するにあたってのオプションに関して述べる。

4.2.1 個体

ターン制ストラテジーのマップ 1つを遺伝子個体 1つとして表現する。個体 1つがもつ情報は、各マスの地形、そしてマップ上にある全ユニットの初期位置座標、初期 HP、種類、陣営（先手・後手プレイヤーいずれの所属か）である。

本稿の実験では全てのマップの広さを縦 6 マスかつ横 6 マスに固定した。さらに各陣営が最初に所有するユニット数の上限を 6 体（下限は 1 体）と定めた。つまり今回の条件で 1 つの遺伝子個体の持つ特徴量は、各マスの地形 36 マス分と、最大 12 体のユニットの初期 x 座標、 y 座標、初期 HP 値、種類、陣営により高々 96（ $= 36 + 12 \times 5$ ）次元のサイズとなっている。地形の種類は TUBSTAP のルールで定められた全 6 種、ユニット種類も同様にルールで定められた全 6 種を用い、HP 値の下限は 1 かつ上限は 10 とした。

4.2.2 交差

図 2 に示すように本稿では交差の方法として一様交差を選んだ。各マスの「地形」と「そのマス上のユニット」を 1まとまりの情報として、子は各マスに 50% ずつの可能性でどちらかの親から情報を引き継ぐ。一様交差によって本問題では親の良い性質を子に受け継がせられるかは疑問が残るが、ひとまず生成される子の多様性をなるべく確保するという考え方からこの方法を選んだ。

4.2.3 適応度関数

どのようなマップが良いマップかという基準について、本研究ではひとまず「先手後手の戦力の偏りが少ない」マップを良いマップとみなす立場をとった。もし先手後手の戦力差が大きく、先手または後手であるだけで必勝・必敗が決定されるマップは戦略を考える甲斐が無く、遊びごたえに欠けると考えたためである。

そのため本研究では「強いプレイヤーと弱いプレイヤーに先手後手を交代させながら一定数戦わせ、強いプレイヤーが勝利する回数」をマップの適応度とした。つまり本研究では個体の評価のたびに、2体のコンピュータプレイヤーがその個体として表現されるマップの上で実際に一定回数対戦を行い、その対戦結果の数値情報を用いて適用度を決定する。

5. 実験

提案手法の遺伝的アルゴリズムにより、高い適応度の獲得ができるのかを検証するため実験を行った。

5.1 実験条件

5.1.1 利用プログラム

利用プラットフォームは3節3項で、個体の表現と交差法については4節で述べた通りの物を用いる。また適応度の算出のために TUBSTAP 同梱のサンプルプログラムである「M-UCT」[13]を2種類用意した。M-UCTは「UCT値付きモンテカルロ木探索」をベースにしたプレイヤーであるが、片方のM-UCTはシミュレーション数パラメータを250として「強いプレイヤー」とし、もう片方はシミュレーション数パラメータを10として「弱いプレイヤー」として用いた。

5.1.2 適応度計算式

あるマップ(個体)の適応度を計算する際はこの2つのプレイヤーが先手後手を5回で交代しながら計10回戦って、強いプレイヤーが4回を超えて勝利した回数の3乗を適応度とする。そして引き分けは0.5勝分とする。例えばあるマップで対戦した戦績が強いプレイヤーにとって7勝1敗2引き分けだった場合、そのマップの適応度は $(7 + 0.5 \times 2 - 4)^3$ で64となる。この「3乗」を作用させる動機は、適応度の値域を広げて、良い個体が次世代に引き継がれる確率を上げるためである。

5.1.3 淘汰と突然変異

また淘汰の方法として本実験では単純なルーレット選択とエリート選択を併用した。まず最初に適応度最大の個体が次世代に無条件で引き継がれ、残った個体が適応度に重みづけされた確率で次世代に移る。さらに突然変異については、今回は簡便のため一切導入していない。

5.1.4 世代の交代

本実験で各世代の個体数は40とする。初期個体として80個の個体を生成した後に選択を行って数を40まで減ら

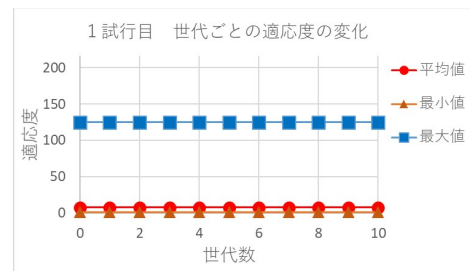


図3 試行1回目。世代数に対する適応度のプロット。最適化が進行しておらず適応度の更新が10世代以内に見られない。

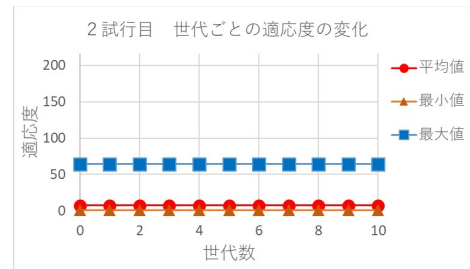


図4 試行2回目のプロット。1回目と同様に適応度が10世代以内に变化しない。

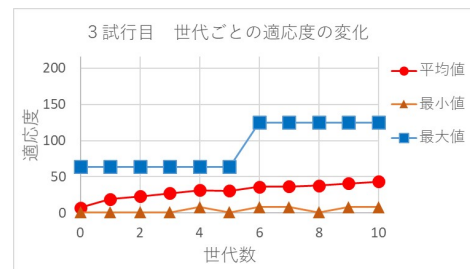


図5 試行3回目のプロット。最適化の進行がうまくいっている。適応度最大の解だけでなく、他の解の適応度も徐々に向上している事が平均値の推移より見て取れる。

す。次に適応度の重みによるルーレットで個体2個ずつをペアにして、各ペアが一様交差により子個体を2個生成する。そして80になった個体を選択により40まで減らして1世代が経過する。

このような処理を10世代が経過するまで行う作業を1試行として、3試行を行った。計算機には Intel Pentium(R) CPU G4400の3.31GHzクロックのプロセッサと4.00GBメモリを搭載した Windows10 Home(64bit版)のOSで動く物を用いた。本実験の計算時間はほとんど「適応度の計算」により占められるが以上の条件下では1つの個体の適応度計算に平均で約15秒の時間がかかった。

5.2 結果

結果を図3,4,5に示す。本実験で適応度の理論的な上限値は216(強いプレイヤーの全勝による達成値)である。結果は1試行目と2試行目は解の適応度が更新されず、3試行目のみ解全体の適応度の平均値およびエリート解(最も

表 1 被験者 5 名によるマップの 5 段階評価の平均点. カッコ内は 95%信頼区間. 「人間が作ったマップに感じるか」については遺伝的アルゴリズムの生成したマップ 4 つは低評価. 「遊びごたえがあるか」については適応度の低いマップのみ低評価という傾向が見える.

	低適応 A	低適応 B	高適応 A	高適応 B	人間作 A	人間作 B
人間らしさ	2.2 (±2.6)	1.2 (±0.88)	2.2 (±2.6)	2.0 (±1.1)	3.8 (±3.2)	4.0 (±3.4)
遊びごたえ	3.4 (±3.3)	3.2 (±3.5)	4.4 (±1.1)	4.4 (±1.8)	4.6 (±2.6)	5.0 (±0.0)

適応度の高い解)の適応度の上昇が見られた. よって, 初期解の分布や交差の具合によって本手法は少なくとも「解の適応度向上に成功する事がある」事が解った.

5.2.1 考察

本実験では試行の 1 回目と 2 回目において解の適応度の更新が見られなかった. 今回の条件では突然変異を導入しておらず, また交差に関しても「両親の優れた特性を引き継ぐ可能性に強い期待を持ちがたい」設定の一樣交差を採用したため, 初期解の分布によっては 10 世代以内に解の更新が見られない結果が観測された事も妥当であると考えられる. とはいえ試行を繰り返せば, 3 回目のように最適化が健全に進行する事もあるため本手法により“良いマップ”が生成できる事を示せたと考える.

6. 被験者実験

前節の実験により, 適応度が高いマップを本提案手法で生成できる事は確かめた. そこで次に「適応度が高いマップ」が「人間にとって快適なマップ」となっているかを被験者実験により確かめた.

6.1 実験設定

5 名の被験者に協力してもらいアンケートを用いた実験を実施した. 被験者のうち 4 名はゲームを月に 20 時間以上プレイしており, 1 名はプレイが 1 時間未満である. またターン制ストラテジー形式のゲームタイトルのプレイ経験については, 4 タイトル以上遊んだことがある被験者が 2 名, 1~2 タイトルのみ遊んだ事のある被験者が 1 名, 1 本も遊んだことがない被験者が 2 名いた.

実験の手順は以下の通りである.

- (1) 被験者に TUBSTAP プラットフォームを 30 分ほど遊んでもらう.
- (2) 実験用のマップ 6 種のデータを配布し, それらを好きな順序で好きなコンピュータプレイヤー相手に先手・後手両方の立場で遊んでもらう.
- (3) それぞれのマップに関して「人間がデザインしたと思うか」「戦略を考える甲斐があるか等の観点により, 遊びごたえを感じたか」を 5 段階で評価してもらおう.
- (4) 他にコメントのある被験者には自由記述欄にその内容を書いてもらう.

実験に用意した 6 種のマップは, 以下の種類の物が 2 つずつである.

- 人間作成マップ: TUBSTAP を用いた競技会 [14] で参加者がデザインした物.
- 低適応度マップ: ランダムに生成されたマップのうち適応度が理論的な下限値 (= 1) となった物.
- 高適応度マップ: ランダムに生成されたマップのうち適応度が理論的な上限値 (= 216) となった物.

この低適応度マップと高適応度マップの作成法であるが, 4 節 2.1 で述べた制約下でランダムに生成したマップのうち, 人間の主観・印象による選択が介入しないように完全に無作為に 2 つを選んだ. ちなみにマップを遊ぶ順序は自由であるものの, 配布したマップを被験者が何も考えず TUBSTAP のメニューの“上から”順にプレイした場合は, 低適応度, 人間作成, 高適応度, 低適応度, 高適応度, 人間作成, という順で対戦が行われる.

6.2 結果

5 段階評価を集計したものを表 1 に示す. 統計的に有意な差は見られないものの, およそ以下のような特徴がみられる. 「そのマップを人間が作ったと感じるか」については実際に人が作ったマップは共に平均評価点が 3.8 を超えており高い. しかしランダム生成のマップはどれも 2.5 未満であり, これは 5 段階評価値の中央の値を下回る. 「そのマップに遊びごたえを感じるか」については低適応度マップがわずかに低く, 高適応度マップと人間作成マップが多少高くなった.

つまり, 高適応度マップは人間が作ったものとは見なされないが遊びごたえは提供しているという傾向があったと解釈できる. このような結果から, 本提案手法が定めた適応度関数は, マップデザインの人間らしさに課題を残す一方で人間プレイヤーの遊びごたえに関してはある程度反映できていると考える.

6.3 考察

図 6, 7, 8 に実験で用いたマップの例を示す. この低適応度のマップは一見複数の駒が入り乱れて複雑に見えても, 可能な攻撃の行動がすぐ勝利に結びつくため簡単に先手が必勝できるようになっている. 高適応度のマップは形が乱雑であり, なおかつ可能な攻撃の仕方が複数あつて, 勝ち方が明確には解りにくい. そしてこの図 8 の人間作成マップに関しては地形の配置も秩序だつており, また駒の射程と相性の関係が複雑であるため人間プレイヤーには綿密な

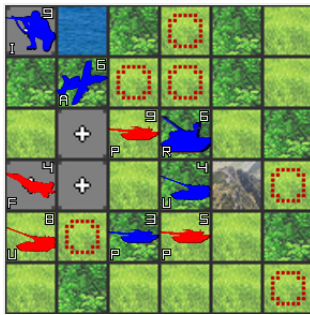


図 6 低適応度マップのうち1つ。先手(赤)が極度に有利で、先手の各コマは可能な攻撃行動の数が少なく、その少ない可能行動を行うと後手のユニットが大部分壊滅してほぼ必勝の形勢となる。



図 7 高適応度マップのうち1つ。あまり地形の配置に秩序が感じられないが、先手には最初に可能な攻撃行動の選択肢が複数あり、それらの優劣を判断するのが容易ではなく、間違った判断を行うと敵に逆襲されて負けてしまう。

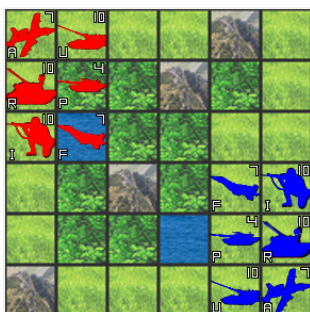


図 8 人間が大会用にデザインしたマップのうち1つ。地形の配置は現実的な山や森の広がりや踏まえており、またユニット毎の有利不利の関係が複雑に絡み合っており、どのユニットをどう進軍させていけば良いか判断が悩ましい。

戦略の考慮を要求するようになっている。

自由記述欄のコメントについては、ランダム生成のマップに対して「道路が山の前に1マスだけあるのは変」、人間作成のマップに対して「平野に囲まれた森や山が良い」というような、現実世界との地理的な地形の整合性を指摘するものが3件見られた。これは人間がデザインしたマップか否かを区別する特徴の1つになっていると考えられ、こうした特徴を考慮に入ればマップデザインの人間らしさに結び付く可能性があると考えられる。

また遊びごたえに影響する可能性のあるコメントとして

は、高適応度マップに対しての「相手に攻撃機がないと戦闘機が役立たず」といった内容のものが見られた。そのマップの中で明確に存在の目的の無いユニットが含まれると、ゲームプレイの感触に影響が起り得るため、これも考慮に含める事で生成マップの質の向上に寄与する可能性があると考えられる。

7. まとめ

本稿ではターン制ストラテジーゲームのマップの自動生成を遺伝的アルゴリズムにより行う手法を提案した。また提案した手法を TUBSTAP プラットフォーム上で実装して、適応度の高い解を生成できるかを計算機上の実験により確かめ、適応度の高いマップが「人間の作ったマップと類似しているのか」「人間プレイヤーにとって遊びごたえが良いのか」を5名の被験者実験により検証した。結果として本実験で提案した遺伝的アルゴリズムは「適応度の高いマップ」の生成に成功する事があり、適応度の高いマップは人間の遊び心地とある程度関係していそうだという観察を得た。

今後の課題として、本問題に対して適切な「交差」手法の検討があげられる。両親の優れた点をうまく引き継げるような交差を適用できれば最適化はもっと安定して進行する事が期待される。

また適応度の設計の拡張も課題である。本稿の被験者実験によって、適応度は遊びごたえを評価できそうだが「人間が作ったような自然なマップ」であるかには相関していなかった。「人間の目には不自然に映っても遊んで楽しいマップ」にも遊ぶ価値はあると思われるが、しかし商業タイトル開発における人間デザイナーの負担軽減などへの応用を視野に入れた場合は人間にとって自然にみえるマップである事が望ましい。そのため本研究では人間にとって自然にみえるデザインのマップも追及の目的に含めたい。

参考文献

- [1] Ami Hauptman and Moshe Sipper. "Evolution of an efficient search algorithm for the mate-in-N problem in chess." European Conference on Genetic Programming, pp. 78-89, 2007.
- [2] Julian Togelius, Noor Shaker and et al. "The mario ai championship 2009-2012." AI Magazine 34(3) pp. 89-92, 2013.
- [3] Manuel Kerssemakers, Jeppe Tuxen and et al. "A procedural procedural level generator generator." Computational Intelligence and Games (CIG) IEEE Conference on, pp. 335-341, 2012.
- [4] Marc Ponsen and Pieter Spronck. "Improving adaptive game AI with evolutionary learning." Delft University of Technology Masters Thesis, 2004.
- [5] Maurice HJ Bergsma and Pieter Spronck. "Adaptive Spatial Reasoning for Turn-based Strategy Games." AI-IDE, pp. 161-166, 2008.
- [6] Timo Mantere and Janne Koljonen. "Solving, rating

- and generating Sudoku puzzles with GA.” Evolutionary Computation (CEC) Congress on IEEE, pp. 1382-1389, 2007.
- [7] 村瀬芳生, 松原仁, and 平賀譲. “「倉庫番」の問題の自動作成.” 情報処理学会論文誌 39.3 pp. 567-574, 1998.
 - [8] 大町洋. “強さの異なる人工プレイヤーを用いた, 不完全情報パズルの面白いインスタンス生成.” 北陸先端科学技術大学院大学修士論文, 2014.
 - [9] System Soft 大戦略パーフェクト4.0 公式 Web サイト https://www.ss-alpha.co.jp/products/dsp4_ps/index.html. (Accessed on 2019/2/14.)
 - [10] Nintendo ファミコンウォーズ DS 公式サイト. <https://www.nintendo.co.jp/ds/awrj/> (Accessed on 2019/2/14.)
 - [11] 北陸先端科学技術大学院大学 ターン制戦略ゲーム学術用基盤プロジェクト <http://www.jaist.ac.jp/is/labs/ikedalab/tbs/>. (Accessed on 2019/2/14.)
 - [12] 山村雅幸, 小野貴久, and 小林重信. “形質の遺伝を重視した遺伝的アルゴリズムに基づく巡回セールスマン問題の解法.” 人工知能学会誌 7(6) pp. 1049-1059, 1992.
 - [13] 武藤孝輔 and 西野順二. “ターン制戦略ゲームにおけるUCT とファジィ評価の適用.” 第31回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 226-229, 2015. .
 - [14] 伊藤毅志, 篠田孝祐 and et al. “第2回 GAT (Game AI Tournament) 報告.” 情報処理学会研究報告, pp. 1-8, 2017.