

Title	Influence Mapを用いた経路探索による人間らしい弾避けのシューティングゲームAIプレイヤー
Author(s)	佐藤, 直之; Sila, Temsiririrkkul; Luong, Huu Phuc; 池田, 心
Citation	ゲームプログラミングワークショップ2016論文集, 2016: 57-64
Issue Date	2016-10-28
Type	Conference Paper
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/14085
Rights	<p>社団法人 情報処理学会, 佐藤直之, Sila Temsiririrkkul, Luong Huu Phuc, 池田心, 第21回ゲームプログラミングワークショップ, 2016(), 2016, 57-64. ここに掲載した著作物の利用に関する注意: 本著作物の著作権は(社)情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。 Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.</p>
Description	第21回ゲームプログラミングワークショップ



Influence Map を用いた経路探索による人間らしい弾避けのシューティングゲームAIプレイヤー

佐藤 直之^{1,a)} Sila Temsirirkkul^{1,b)} Luong Huu Phuc^{1,c)} 池田 心^{1,d)}

概要: 近年、人間らしい挙動をするゲーム人工プレイヤーに関する技術が注目されている。古典的ボードゲームだけでなくリアルタイム制のビデオゲームでも研究例が多い。一方で、日本で人気があるゲームジャンルの1つであるシューティングはあまりその対象として注目されてこなかった。シューティングは概して人間による1人用ゲームだが、対戦型シューティングというジャンルがあり、そこではキャラクターの自然で人間らしい動作が求められる。我々はシューティングの既存組み込み人工プレイヤーの観察によって、大域的な視野の不足や精密に過ぎる動作、細かな振動の動作は、人間らしくない印象を与える要因であると考えた。そこで我々は十分に遠い先を読む探索と、弾の将来の位置予測を反映した Influence Map の併用でキャラクターの大域的で精密すぎない動きの実現法を提案した。またキャラクターの動作を複数フレームにまたがり固定する事で細かな振動を抑制した。この実装と被験者実験により、この手法の有効性を確かめた。

Realizing human like avoidance movement in shoot 'em up video games by graph search with influence map technique

NAOYUKI SATO^{1,a)} SILA TEMSIRIRIRKKUL^{1,b)} LUONG HUU PHUC^{1,c)} KOKOLO IKEDA^{1,d)}

Abstract: Recently, techniques for human-like artificial game player get to gather attention. Not only classical board games but also recent real-time video games are used as the target. However, shoot 'em up video games are rarely used as the target of developing such techniques. We observed existing shoot 'em up game artificial players and concluded that they are not human like because of their narrow eye sights, too precise avoidance moves, and moves like fine vibration. Therefore we addressed these problems with route search techniques that can look ahead possible routes enough further, and influence map technique that shows areas where bullets can pass in near future. Additionally, we forced character moves to last multiple frames to reduce vibrating moves. We implemented the methods and evaluated that our method contributes to make artificial players look human-like by a subject experiment with human subjects.

1. はじめに

ゲームの人工プレイヤー（以下 AI）に関する研究の一環として、単に競技に強いプレイヤーの研究だけでなく、近年は遊んで楽しめる AI や動作が人間らしい AI に関する技術が注目を集めている。人間らしい AI プレイヤーの実現は例えば人間の認知過程の究明や一緒に遊ぶ人間プレイヤーへの

ゲーム体験の向上を目的として行われ、その適用対象も幅広い。古典的なターン制のボードゲームにとどまらず、現代的なリアルタイム制のビデオゲームも広く対象ジャンルとして研究されている [1][2].

しかしビデオゲームの一ジャンルであるシューティングゲームでは我々の知る限り AI に関する研究が非常に少ない。シューティングは日本では古来からかなりメジャーなジャンルであり、また他のアクションゲームとは異なる性質を備えている。特に対戦型シューティングというサブジャンルでは、相手を務める人工プレイヤーの挙動が人間プレイヤーの満足度に直結するため、シューティングにおける AI 研究は重要であると考えられる。

¹ 北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科
Japan Advanced Institute of Science and Technology, Information Science Department

a) satonao@jaist.ac.jp

b) temsirirkkul@jaist.ac.jp

c) luongphuc@jaist.ac.jp

d) kokolo@jaist.ac.jp

そこで本研究では、シューティングゲームで人間らしい AI プレイヤを実現するための部分問題として、人間らしい弾避けを行うプレイヤの開発を試みる。環境は、『東方』シリーズ [3] をモデルとしたシューティングのオープンソース [4] を参考に自作環境を用い、手法は経路探索と Influence Map による危険度判定を併用する。そしてその提案型の AI プレイヤがどれほど人間らしく見えるかについて被験者実験により評価する。

本稿の構成は以下である。第 2 項で関連技術や対象ゲームについて述べ、第 3 項で適用手法の詳細を述べる。第 4 項は評価実験の記述で、第 5 項はまとめと今後の課題である。また手法に関しての込み入った詳細は付録にまとめて記述されている。

2. 背景

2.1 人間らしいゲーム AI

ゲーム AI の挙動の人間らしさについては将棋、囲碁、ロールプレイング、一人称視点シューター（以下 FPS）やアクションなど様々なジャンルで研究が行われている。古典的ボードゲームでは、将棋では特定のプレイヤの棋風再現の研究 [5] が見られ、囲碁では人間らしい自然な着手による手加減が既存研究 [6] により追求されている。またターン制のビデオゲームジャンルとしてロールプレイングでは人間の認知モデルを模倣した AI プレイヤにより、一緒に遊ぶ満足度を上げる試みがされている [7]。

対して近代的なリアルタイムのビデオゲームでは、アクションや FPS は研究が活発なジャンルの例である。アクションでは『Super Mario Bros』 [8] シリーズをモデルにした環境を用いた、人間らしい AI の競技会が開かれている [1]。2012 年の競技会では、ニューラルネット、influence map、nearest neighbor 法などが参加 AI の設計に用いられている [9]。また、人間の不完全な認知様式を模倣したエージェントによる強化学習も試みられている [10]。

また FPS でも人間らしさを競う AI 競技会が開かれていて [2]、Finite State Machine の適用 AI [11] や、Behavior Tree と Neuro Evolution 手法を組み合わせた AI [12] などが報告されており、それぞれ競技会で上位にランクインしている。

競技会に関連しない研究例としては、FPS の『Quake』にて人間プレイログの模倣を Imitation Learning により行った AI プレイヤの開発 [13] や、FPS 『Unreal Tournament 2004』にてリカレントニューラルネットワークを用いた AI の学習 [14] が報告されている。

2.2 シューティングゲーム

シューティングゲームは日本で人気の根強いジャンルであり、『グラディウス』 [15] や『ゼビウス』 [16] などが有名なタイトルである。主な形式としてプレイヤの操るキャラクターが弾・敵キャラ・(地勢等) 障害物を避けながらス

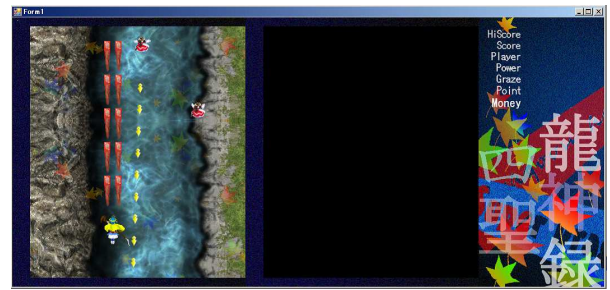


図 1 シューティングゲームの一例。『龍神録の館』 [4] を参考に作成した環境。

テージのゴール到達または敵のボスキャラクターの破壊を目指す。図 1 に一例を示す。

他のリアルタイムゲームとの違いを整理する。アクションゲームと違ってシューティングは自動的に画面がスクロールしていく形式がほとんどなので、能動的にキャラクターをゴールに向けて移動させていく必要がない。そのため AI 実装の面ではアクションに比べて「ゴールへ向けた経路計画」を行わずともクリアできるが、その分、弾や敵の回避動作により細かい動きが要求されがちでその動作の様子が人間らしさの印象に重要な影響を与えると考えられる。

また FPS と比べれば、アクションと同様の「画面のスクロール」に関する違いがある。FPS は敵の殲滅などの目的を目指してキャラクターを能動的に目的地に移動させなければならない。さらに FPS では敵からの弾は、目視してから適切に回避する事は極めて難しい。よって FPS ではそもそも敵から弾を発射されないように有利な位置取りを行う事や襲撃のタイミングを計画する事が重要視されがちである。一方シューティングでは敵に弾を撃たれる事自体をそこまで敏感に防ごうとする必要はないが、回避可能な速度の弾をどう避けるが重要になる。

シューティングの AI プレイヤに関する先攻研究は少ないが、複雑な弾の回避を行うために A*法による経路探索と Influence Map を組み合わせた AI 設計が行われている [17]。この研究における手法設計は後述する我々の AI プレイヤとかなり近い。しかし我々の解釈する限り、Influence Map 法の値の割り当てに弾の通過の情報を使うか速度を使うかの違いや、経路探索に関する諸工夫、また本稿が『人間らしさ』を目的にして実装と評価を行っている点などに相違がある。

2.3 既存シューティング用 AI に見られる問題点

シューティングにはサブジャンルとして対戦型シューティングがあり、人間の対戦相手を AI プレイヤが務める事がある。特に既存の対戦シューティングでは AI 動作の不自然さによって人間プレイヤの楽しさに問題を与えかねない事例が見られる*1。そのため我々は対戦型シューティ

*1 『東方花映塚』 [18] では AI プレイヤの強さは一定時間の経過によって急激に低下するように設計されている。よって一定時間が

ングで人間らしい AI プレイヤを作りたい。

この対戦型シューティングはシューティングの拡張型であり、

- ときどき相手プレイヤーに妨害用の効果（弾や障害物の増加）を与える事ができる
- 相手の一定回数以上のミス（弾や障害物への衝突）が勝利条件となる

という2点を除けば、各プレイヤーにとっては1人用シューティングとほぼ等価である。そのためまずは1人用シューティングで人間らしい AI プレイヤを作る事には価値がある。

対戦型シューティングのタイトルで我々が AI の動作を詳細に観察できたのは、著名な同人ソフトの『東方花映塚』[18]のみである。よって、本節はたった1つのタイトルを基に対戦/シューティングの AI 全般の問題点を述べる事になる。しかし、およそどのようなシューティングのタイトルでも（もし生じれば）共通して問題点となると考える点、なおかつその十分な解決策があきらかに既知ではないと考える点に絞って以下に論じる。

2.3.1 素早く精密な回避

観察した AI は密集した弾を非常に緻密な回避動作で、しかも迷いなく素早くぐり抜ける事がある。数ピクセル単位での当たり判定の回避を行う事もあり、このような緻密な回避は *Infinite Mario* でも人間らしくないと指摘されている [10]。これは人間にとって難しい動作なため機械的に映ると考える。もちろん人間プレイヤーであっても上級者は極めて精密な動きをする事はあるが、そういったプレイヤーは今回人間らしさの対象として想定しない。

2.3.2 局所的視野

また前節のような緻密な動作を、必要に迫られたときのみならず、少し遠くに安全に弾を潜り抜けられる場所があっても行うときがある。人間はこれとは逆に、現在位置にとどまって難しい弾避けをするよりも遠回りして安全な弾避けを好む傾向がある。そのためこうした局所的な視野にしか注目しないような AI の行動判断は非人間的な印象に結びつくと考えられる。

2.3.3 細かい振動

AI は、人間にとって到底可能ではない程の短時間でのキー入力の切り替えを行う事がある。これがゲーム画面上の動きとしてどの程度不自然な様子に映るかはタイトルにより程度の差はあるが、概して機械的な印象に結びつく我々は考えている。予備実験では AI の「1 フレームのみの移動キー入力」の頻度は人間の約 60 倍である事が分かった。

そこで、これらの問題点を受け、我々は次節のように

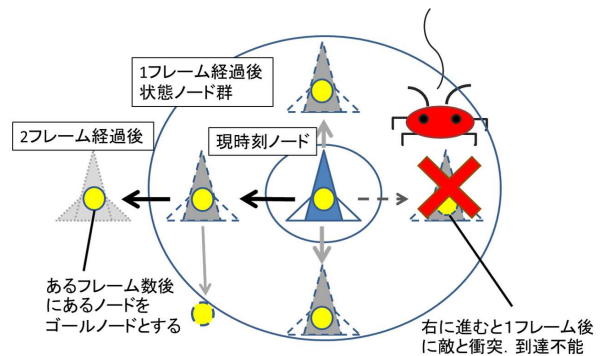


図2 シューティングゲームにおける経路探索. 数フレーム後に（被弾せず）到達できる場所を列挙してそれぞれ評価する。

種々の工夫のついた経路探索と *Influence Map* によってこれらの問題点を回避する AI を設計する。

3. 接近法

経路探索をベースにしたキャラクタ移動法を本稿で提案する。この手法の適用対象として想定するのは、等速直線運動する弾を移動によって回避するのみの簡単なシューティングゲームである。ショットやボム、グレイズ（弾かすりによる得点ボーナス）、あるいはより複雑なルールの影響は現段階で考慮していない。しかしそうしたルールがある場合にも、移動のみによる人間らしい回避運動は必須であると考えられる。

3.1 経路探索

提案手法は十数フレーム先までの取りえる経路を調べ上げ、最も危険度の少ない経路の初手を選ぶ。模式図を図2に示す。キャラクタの移動または無移動を枝として、フレーム経過したゲーム状態をノードとする。被弾してしまうゲーム状態は到達不能として、探索開始ノードから一定フレーム後経過したノードを経路のゴールとする。

各経路に割り当てる危険度の算出には次節の *Influence Map* による被弾の危険度を用いる。その経路が通過する全てのノードの危険度を重み付け合計して経路の危険度とする。詳細は付録に記すが、開始ノードから時間経過が少ないノードほど重みが低い。これは「安全な場所を通って危険な状態に飛び込む」移動より「少し危険な道を通って安全な場所に出る」移動の方が、人間らしさ・生存能力の高さの両方の観点で、優遇されるべきと考えての措置である。

3.2 *Influence Map* によるノード評価値

ノード状態評価には“被弾危険度”の *Influence Map* を用いた。弾を余裕をもって避ける、そして弾の斜線を嫌う動きを再現するため、弾の周辺や弾の射線付近に高い値を割り当てるような被弾危険度の関数を設計し、そのうえでそれを組み合わせ、キャラクタ位置の危険度を計算する。

経過するまではどれほど強い妨害を与えてもミスをせず、一定時間経過後にはかなり弱い妨害を与えてもミスをするため、人間プレイヤー側の妨害攻撃のし甲斐が損なわれると我々は考える。

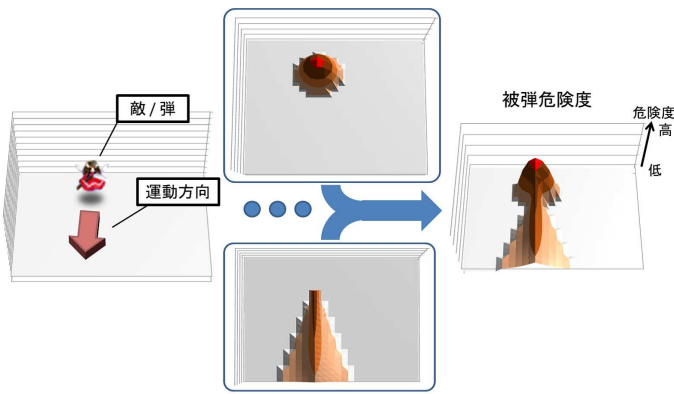


図3 シューティングゲームにおける被弾危険度生成. 単体の弾または敵に対して、その周辺（円形のエリア）と将来軌道の周辺（三角形のエリア）に高い危険度を割り当てる。

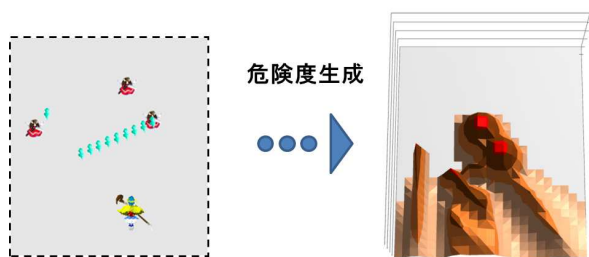


図4 シューティングゲームにおける複数の敵や弾からの被弾危険度生成. 図の右側の赤い敵2体は右下へ、左側の敵1体は右に運動. 各敵や弾からの危険度を Max 演算したものを各点に割り当てる。

3.2.1 被弾危険度

ある1つの弾または敵はその周辺に、図3に示すような景観の被弾危険度を割り当てる。人間にとってのある程度の観測の不確実性を織り込みながら、円形の範囲はその弾や敵の現在の位置に対する被弾のリスクを表し、三角形の範囲は近い将来の軌道からの被弾のリスクに対応する。

そして画面上の各点について複数の敵や弾からの被弾危険度がある場合はその最大値を割り当てる。その概略を図4に示す。被弾危険度算出のための詳細な関数の設計は付録に譲るが、このような分布の被弾危険度によってAIプレイヤは

- 弾や敵に（被弾しない場合でも）近づきすぎない
- 弾や敵が将来通りそうな場所から遠ざかる

ような動きを行うと事を期待する。そのため2.3.1と2.3.2に挙げた挙動の問題の発生を抑止できると考える。

3.2.2 Influence Map

我々は計算時間の都合から、ゲーム画面を等間隔なグリッド状に分割してそれぞれに被弾危険度を割り当てた。このように地勢をグリッド分割して、各物体から各グリッドへの何らかの影響の度合いを重ね合わせて割り当てる技術は **Influence Map** と呼ばれ、リアルタイムシミュレーションゲームのAI設計などに利用されたり [19]、シュー

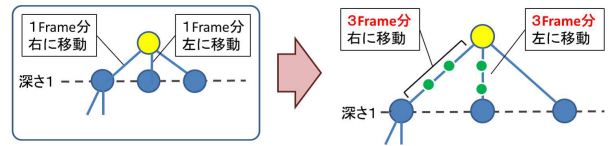


図5 複数フレームにまたがる移動を1つの枝とするグラフ

ティングAIで短い探索時間でも危険を予測できるようにする目的で使われた例がある [17]。類似の技術としてロボティクス分野の **Potential Field 法** [20] があるが、エージェントの経路決定までが手法に含まれるか、複数種類の値をグリッドが保持し得るかの相違点がある。

そしてキャラクタ位置に対する評価値には、隣接する複数のグリッドの被弾危険度を補間した値を用いた。その補間の仕方や評価値に関する正確な記述は付録に譲る。

3.3 その他の諸工夫

また他にも我々は探索に工夫を加えた。

3.3.1 複数フレームにまたがる移動の強制

2.3.2と2.3.3に挙げた問題点に注目する。シューティングのようなリアルタイムゲームでは計算時間の短さから探索が浅くなりがちで、そのため画面を大域的に見た時の安全な領域を探索に含める事が困難であると予想される。

そこで我々は図5に示すように、探索木の1行動をキャラクタの複数フレームにまたがる一方向への移動に対応付ける。これによって探索は同じ深さでもより遠くの将来を予見する事ができ、AIの行動がより大域的な視野からの判断に基づくものになると期待できる。また同時に、AIが出力する移動も探索の通り複数フレームにまたがる一方向移動とすれば細かい振動の動きも抑えられると考える。

ただしこの工夫にはリスクもあり、等フレームずつの規則的な行動が機械的な印象を与えたり、または取れる行動が著しく制限される（例えば10フレームの移動を強制した結果、人間にとって簡単に避けられる弾がAIに避けられなくなる等）事で人間らしさが損なわれる可能性もある。

3.3.2 反射神経を模した障害物制御

また我々は人間の反射神経を考慮して0.25秒以内に生成された敵や弾を存在しない物として探索した。これによって、「画面端から敵が現れた時、1フレーム以内に敵の軌道から離れ始める」または「自分を狙って弾が発射された瞬間にその斜線を避ける」ような不自然な動きが抑制できると考える。このような人間の反射神経を模した人間らしさへの接近法は、藤井らのアクションゲームAI [10] や、**FightingICE** プラットフォーム [21] のシステムにもみられる。

4. 評価

我々は提案した手法の人間らしさの度合いを検証するために、提案手法AIを実装し、被験者実験でチューリング

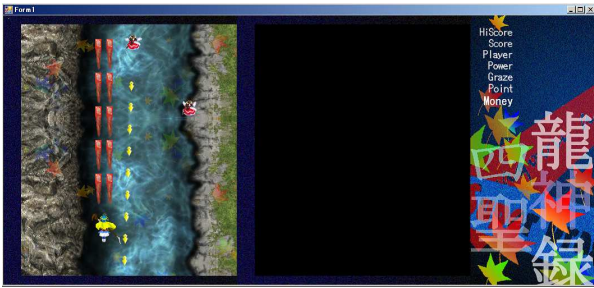


図6 使用環境(図1再掲)のスクリーンショット。『龍神録の館』[4]を参考に作成し、対戦型シューティングへの拡張を考えて2画面分のプレイヤー領域が用意されている。

テストを行った。

4.1 使用環境

我々は図6のような環境を作成した。これは商業タイトル『東方シリーズ』[3]をモデルに作られたシューティングゲームのオープンソース[4]を参考に、我々がC#にて必要な機能の付け足しや削除を行なったものである。

素材画像および画面領域の幅、キャラクタの速度や当たり判定のサイズなどは全て元のオープンソースの素材や数値を流用している。オープンソース版との主な差分として、使用環境には低速移動とボムとアイテムが無い。一方でキャラクタの移動をAIプレイヤーが行えるようにしている。また、キャラクタ画面は2画面分に増えているが、これは将来に対象問題を対戦型シューティングに拡張する事を考えての設計である。現時点では1画面分しか使われない。

つまり、対戦型を将来的に想定した環境を用いて1人用シューティングの動画を被験者に見せている。本研究は最終的に対戦型シューティングで人間らしい振る舞いをするAIの構成を目指す。本稿では対戦でなく1人用シューティングのプレイヤー挙動の自然さを評価していることに注意されたい。

4.2 被験者実験

この環境で設計したAIプレイヤーの人間らしさを確かめるため被験者実験を行った。この実験では様々な被験者にゲームプレイの動画を2種類見せて、どちらがどれほど人間らしかったか評価してもらう。

4.2.1 使用プレイヤー

動画でプレイを比較してもらうためのプレイヤーとして3種のAI、Base探索、I-Map、I-Map+複数Fを用意した。各AIに搭載される機能は表1の通りで、Base探索AIは被弾につながる行動のみを回避する。

本稿で採用した工夫は多いが、我々が特に大きな工夫と考えるものだけに焦点をあてて各プレイヤーを設定している。また各AIの持つパラメータの設定などは付録に記してある。

表1 実験使用AIのオプション。経路探索、反射神経を模した障害物制御、Influence Map、複数フレームにまたがる移動の制御、それぞれの搭載/非搭載。

	経路探索	反射神経	I-Map	複数フレーム
Base	○	○	×	×
I-Map	○	○	○	×
I-Map+複数F	○	○	○	○

またこれらのAIプレイヤーに加えて、シューティングの熟練人間プレイヤーと初心者人間プレイヤーも比較の対象に加えた。

4.2.2 実験条件

被験者の人数は30人で、シューティングゲームの経験は初心者(タイトル1本も遊んだ事なし)が4人、中級者(1から5本経験)が16人、熟練者(タイトル6本以上経験)が10人参加した。初心者のうちビデオゲームそのものを遊んだ事がない被験者は1人のみだった。性別は男性が26人、女性が4人である。大学院生が中心で20歳以上30歳未満の被験者が28名、残りは31歳以上40歳未満である。

手順は以下のようにした。まず被験者は対象ゲームを3分間遊んでゲームに慣れる。その後、このゲームをプレイするAIまたは人間プレイヤー(計5体)の約30秒の動画を2つずつ8セットを指定された順で見た。各動画、そして被験者がプレイする時のゲームでは敵と弾の配置が同一ではない。しかし、ある2体の敵の弾の発射パターンを入れ替えるだけに留めるなど、違いがあまり大きくならないよう配慮した。そして動画内の敵と弾配置は生存の難度がかなり簡単なレベルに設定してある。

そしてそれぞれの人間らしさを、単独で(絶対評価)、さらにはもう片方と比べて(相対評価)の5段階評価でスコア付けした。

見せる動画の種類と順序を以下に示す。計16個の動画を使用している。被験者は半数ずつ2グループに分かれ、各セット内で2つの動画を逆順に見た。各プレイヤーは最低3回以上比較の対象になるようセットは設計されている。その3回では前段落で述べた通りわずかつつ弾と敵配置が違う動画が使われるが、各セット内で全ての被験者が見る動画は同一の物である。

1セット目 Base探索とI-Map

2セット目 I-MapとI-Map+複数F

3セット目 Base探索と人間上級者

4セット目 Base探索と人間初級者

5セット目 I-Map+複数Fと人間上級者

6セット目 I-Map+複数Fと人間初級者

7セット目 I-Mapと人間上級者

8セット目 人間上級者と人間初級者

4.2.3 結果

結果の平均スコアとヒストグラムを表2、3および図7

挙動の人間らしさ(絶対評価)

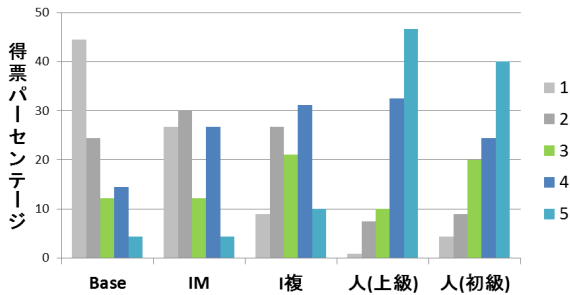


図7 絶対評価による人間らしさの獲得スコア. 評価「1」は『人間らしくない』, 「5」は『人間らしい』. グラフの縦軸は, 各評価獲得数の全得票数に占める百分率.

表2 相対評価による人間らしさの獲得スコア平均値. 列のプレイヤーと比べて行のプレイヤーが人間らしく感じられた度合い

	Base	IM	I複	人(上)	人(初)
Base		2.6		1.5	2.1
IM	3.4		2.0	1.8	
I複		4.0		2.2	1.8
人(上)	4.5	4.2	3.8		2.4
人(初)	3.9		4.2	3.6	

表3 絶対評価による人間らしさの獲得スコア平均値

Base	IM	I複	人(上)	人(初)
2.1	2.5	3.1	4.2	3.9

に示す.

相対評価を見ると, Base 探索より I-Map の方がより人間らしいと評価され, そして I-Map+複 F の方がより人間らしいと評価されている傾向がみえた. そかしこれら AI 手法はまだ人間プレイヤーからは人間らしさに欠けていると評価された. 表3に示す絶対評価も, そうしたプレイヤー間の人間らしさの順序関係を反映している.

4.2.4 考察

アンケートの自由記述では, Base 探索について, 人間らしくない理由として「ギリギリまで避けない」「狭いスキマを抜ける」といった記述が複数見受けられた. これらの理由が Base 探索のスコアの低さに貢献したと考えられる. しかし少数だが「これは(人間の)上級プレイヤーかもしれない」という理由で低くないスコアをつける例もあった.

対して, I-Map については「密度が低いところを探して動く」「大回りして避けている」という視野の大局性に関する人間らしさへの理由が見られた. ただし I-Map にはそうした人間らしさの理由の2倍以上の量, 「普段からカクカクしている」「不必要な小さい動きが多い」という振動的な動きへの記述も寄せられた.

I-Map+複数 F の AI に関しても同様に, 視野の大局性に関する記述がされた. それと同時に「無駄な動きが多い」「落ち着きがなくせわしない」という, 絶えず動きがちな点へのコメントもされた.

人間上級者に関しては, 「滑らか」「大局的に避けている」という具体的な記述や, 「自分の予想通りに動いた」「違和感がなかった」という漠然とした記述も見られた. 我々が想定していなかった人間らしさの理由としては, 「1度避け始めた方向に(そのまま)避けたがる」という判断の一貫性に関するもの, 「目に見える隙間だけを通っている」という人間の視覚的認知に関するものがあった. 人間らしさの理由としては, 「無駄が無さ過ぎる」「画面端を怖がらなさすぎる」という熟練度の高さが仇になったものが見られた.

人間の初級者はあまり人間らしさに関する記述は「ミス」に関するものが複数見られた. このプレイヤーのみプレイ中に被弾して(6セット目に1度のみ), それを人間らしいと指摘する回答者が何人かいた. だが一方でその不慣れさが原因で, 人間らしくないと指摘される事も多かった. 例えば「斜め移動を使わない」「横にばかり動く」という, 動作の種類の少なさに違和感のコメントが6人から指摘された.

我々の手法の有効性について考えると, 自由記述から Influence Map による大局的な弾の回避は人間らしさの印象に貢献したと解釈できる. 一方で複数フレームの移動による微細な振動の抑制については, 自由記述からはその効果を強く示唆するようなコメントを発見できなかったが, 評価点の改善により効果はあったと判断できる.

対して, 現在の設計の不十分な点として動作切り替え頻度の調整が考えられる. Influence Map 使用の AI 2種に対して「動きに落ち着きがない」という指摘が目立ったが, 大量の弾が発生したとき移動キーを入力する時間の割合が高くなる事は人間プレイヤーにもよくある. しかし, その入力しているキーが変更される頻度は人間プレイヤーの方があきらかに少ないという印象を観察から得た. よって入力キー種類の切り替え頻度を減らす事でより人間らしさに接近できる可能性があると考えている.

5. 結論・今後の予定

我々はシューティングの人間らしい AI 実現のため, 経路探索をベースにして Influence Map による被弾危険度見積もりと探索の諸工夫による手法を設計した. また実装と実験によって, Influence Map や探索の諸工夫が人間らしい印象に貢献する事を確かめた.

とはいえまだ実際の人間には一段劣る性能だったので, 改善の必要がある. 特に AI プレイヤーの動きのせわしなさを理由に人間プレイヤーを高く評価するケースが目立ったため, 移動の切り替えの頻度をなるべく抑えるべく, 入力キーの切り替えに適度なペナルティを課すアプローチ等を試みるべきと考える.

また, シューティングの回避手段は移動だけでなく, ボムの使用によっても可能である. さらにプレイヤーは常に回

避に専念すれば良いわけではなく、敵の殲滅とのバランスも考えなくては行けない。よって、ショットやボムの使用可能性を想定した条件に設計を拡大していくのも重要な発展課題である。

謝辞

環境作成の段階で、Web サイト『龍神録の館』[4] 様を大いに参考にさせていただきました。感謝いたします。また、手法の概形を作る際に桑谷様の先攻研究にヒントをいただきました。感謝いたします。シューティング AI 作成の様々な調整や工夫に関して、@ide_an 様が Web サイト [22] に公開されている AI コード群に、多く助けられました。感謝いたします。実験に参加いただいた被験者の方々の温かい協力により本稿が執筆できました。感謝いたします。

付 録

A.1 経路の評価式

経路の評価値は各ノードの危険度を重ね付けして合計される。経路の評価値は経路上で t 番目に通るノード n_t の評価値を $E(n_t)$ として以下の式で表される。

$$\sum_{k=1}^T w^{(T-k)} E(n_t)$$

ただし 1 つの経路に含まれるノードの数を T とし、 w は 1 未満の定数である。本稿では $w = 0.003$ とした。この w の決定指針は、 $E(n_t)$ の値域がおおよそ $[-350, 0]$ なので、 t の小さいノードでの評価値がタイブレーク時の決定にのみなるべく用いられるように決めた。

A.2 Influence Map の式

ゲーム画面座標 (x_g, y_g) を代表点とする Influence Map のグリッドが、画面座標 (x_b, y_b) にあって速度ベクトル (v_x, v_y) で運動する、当り判定半径 (キャラクタの中心点座標との距離がこの値以下なら被弾) が R_{hit} である弾か敵から受ける被弾危険度の値について記す。計算時間節約のためルート演算を極力避けている事に注意されたい。

まず円形に分布する成分 D_{ci} を、

$$D_{ci} = I_{max} * \max(0, 1 - \frac{(x_g - x_b)^2 + (y_g - y_b)^2}{R_{hit}^2 * C_{ci}^2})$$

と計算する。ただし I_{max} と C_{ci} は定数で、本稿ではそれぞれ 50 と 3 である。 $\max(a, b)$ は a と b のうちの大きい数値を表す記号である。

次に三角形に分布する成分 D_{tr} の計算のためには、まず (x_g, y_g) 弾からの相対位置座標 $(x_g - x_b, y_g - y_b)$ を、速度ベクトル (v_x, v_y) に沿う成分 m と直交する成分 s で表す。この m, n を以下のように定める。

$$\begin{pmatrix} m \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_x & -v_y \\ v_y & v_x \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x_g - x_b \\ y_g - y_b \end{pmatrix}$$

ただし $v_x = 0$ かつ $v_y = 0$ の場合は $D_{tr} = 0$ とする。また $m < 0$ の場合も、 $D_{tr} = 0$ と定める。その他の場合は、

$$D_{tr} = I_{max} * \max(0, 1 - \frac{m}{C_{tr1}}) * \max(0, 1 - \frac{|s|}{m * C_{tr2}})$$

とする。 C_{tr1} は、速度方向への減衰を支配する定数で、本稿では 90、 C_{tr2} は三角形の角度を決める定数で本稿では $\tan 20^\circ$ とした。これらによって被弾危険度を $\max(D_{ci}, D_{tr})$ とした。

また記述の煩雑を避けるため本稿では書かなかった工夫だが、画面の上側と左右の端近くには微細な被弾危険度を常に加算している。多くのシューティングでそれらの場所では敵が突然現れうるので、それを AI が避けるための措置である。

A.3 Influence Map の補間

キャラクタ位置 (x_c, y_c) に割り当てる被弾危険度について述べる。 (x_c, y_c) の最寄りのグリッド中心点を (x_{g0}, y_{g0}) として、 x 座標が x_{g0} の点の中で (x_c, y_c) にその次に近いグリッド中心点を (x_{g1}, y_{g1}) 、 y 座標が y_{g0} の点で (x_c, y_c) にその次に近いグリッド中心点を (x_{g1}, y_{g0}) とする。

もし $(x_c - x_{g0}, y_c - y_{g0})$ の、 x 軸との成す角と y 軸との成す角の大きさが共に一定値 C_{an} (本稿では $\arctan(\frac{1}{2})$) とした) を超える場合に、 (x_c, y_c) の被弾危険度は、

$$I(x_{g0}, y_{g0}) + (I(x_{g1}, y_{g1}) - I(x_{g0}, y_{g0})) * \frac{|x_c - x_{g0}| + |y_c - y_{g0}|}{|x_{g1} - x_{g0}| + |y_{g1} - y_{g0}|}$$

とする。ただし $I(x_g, y_g)$ はグリッド中心点 (x_g, y_g) に割り当てられた被弾危険度である。

それ以外の場合は、

$$d_x = (I(x_{g1}, y_{g0}) - I(x_{g0}, y_{g0})) * \frac{|x_c - x_{g0}|}{|x_{g1} - x_{g0}|}$$

$$d_y = (I(x_{g0}, y_{g1}) - I(x_{g0}, y_{g0})) * \frac{|y_c - y_{g0}|}{|y_{g1} - y_{g0}|}$$

として $I(x_{g0}, y_{g0}) + d_x + d_y$ とした。

A.4 ノード評価値の詳細

各ノードの詳細な評価値の式について示す。そのノードのキャラクタ位置 (x_c, y_c) に対する A.3 の被弾危険度 $I(x_c, y_c)$ と、弾の近くを通った回数を用いて計算される。この『弾の近くを通った回数』の利用は説明の簡便さのため本文では記述を省いた。

『弾の近くを通った回数』とは、親ノード状態から移動して来る過程中、弾か敵に当たり判定の 2 倍の距離以内に近づいてしまった回数の事である。これは、全ての弾と敵、移動中の毎フレーム (で示した複数フレームの強制移動時

も)について合計する. この回数を $N_{nearlyHit}$ とし, ノードの評価値を

$$-I(x_c, y_c) - 50 * \min(6, N_{nearlyHit})$$

と本稿では定めた. ただし $\min(a, b)$ は a, b のうち小さい方の数値を表す.

A.5 実験 AI プレイヤ等のパラメータ設定

我々が実験で使用したプレイヤ, Base 探索, I-Map, I-Map+複数 F のパラメータについて述べる. まず, 各 AI が共通して備える「反射神経を模した障害物制御」だが, どの AI でも 0.4 秒以内に生成された弾や敵を各 AI は探索時に考慮しない.

Base 探索は深さ 5 までの経路探索を行う. ただし, 被弾するノード以外はノード評価値が常に 0 である. よって被弾の危険が全くない場合にとる移動行動は実装に左右されるが, 今回の実装ではその場合「無移動」を出力する.

I-Map は深さに関して同様の数値設定であるが, A.2 から A.4 に述べたような方法でノード評価に Influence Map を用いる. I-Map+複数 F は 5 フレームにまたがる移動を深さ 1 つ分として, 深さ 5 まで探索を行う. ノード評価に Influence Map を用いる.

参考文献

- [1] Mario AI championship Turing track, <http://www.marioai.org/turing-test-track> (2016/9/26).
- [2] The 2k botprize, <http://botprize.org/> (2016/9/26).
- [3] 上海アリス幻楽団, <http://www.16.big.or.jp/~zun/> (2016/9/26).
- [4] 龍神録プログラミングの館, <http://dixq.net/rp/index.html> (2016/9/26).
- [5] 生井智司, 伊藤毅志. 将棋における棋風を感じさせる AI の試作. 情報処理学会研究報告 2010 pp.1-7, 2010.
- [6] 池田心. モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形勢の制御: 接待碁 AI に向けて. ゲームプログラミングワークショップ論文集 2012 pp.47-54, 2012.
- [7] Matteo Bernacchia and Hoshino Jun'ichi. Believable fighting characters in role-playing games using the BDI model. 第 33 回ゲーム情報学 (GI) 研究報告 pp.1-8, 2015.
- [8] Mario Games, <https://mario.nintendo.com/> (2016/9/26).
- [9] Noor Shaker, et al. The Turing test track of the 2012 Mario AI championship: entries and evaluation. Computational Intelligence in Games (CIG 2013), pp.1-8, 2013.
- [10] Nobuto Fujii and et al. Evaluating human-like behaviors of video-game agents autonomously acquired with biological constraints. Advances in Computer Entertainment pp.61-76, 2013.
- [11] Daichi Hirono and Ruck Thawonmas. Implementation of a human-like bot in a first person shooter: second place bot at botprize 2008. Proc. on Asia Simulation Conference, 2009.
- [12] Jacob Schrum, Karpov Igor V. and Miikkulainen Risto. UT2: Human-like behavior via neuroevolution of combat behavior and replay of human traces. Computational Intelligence and Games (CIG 2011), pp.329-226, 2011.
- [13] Bernard Gorman and et al. Believability testing and bayesian imitation in interactive computer games. Simulation of Adaptive Behavior, pp.655-666, 2006.
- [14] Bhuman Soni and Philip Hingston. Bots trained to play like a human are more fun. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, pp.363-369, 2008.
- [15] Wikipedia: グラディウスシリーズ, <https://ja.wikipedia.org/wiki/グラディウスシリーズ> (2016/9/26).
- [16] Wikipedia: ゼビウス, <https://ja.wikipedia.org/wiki/ゼビウス> (2016/9/26).
- [17] 桑谷拓哉, 橋本剛. 熟練プレイヤーレベルを目指す弾幕シューティング AI の開発. 情報科学技術フォーラム講演論文集 12.2 pp.383-384, 2013.
- [18] 東方花映塚 Phantasmagoria of Flower View, <http://www.16.big.or.jp/~zun/html/th09top.html> (2016/9/26).
- [19] Uriarte Alberto and Santiago Ontanon. Kiting in RTS games using influence maps. Eighth Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference. 2012.
- [20] Yoram Koren and Johann Borenstein. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. Proceedings on Robotics and Automation, pp.1398-1404, 1991.
- [21] Welcome to Fighting Game AI Competition, <http://www.ice.ci.ritsumeai.ac.jp/ftgaic/> (2016/9/26).
- [22] いで庵, <http://www.usamimi.info/ide/index.html> (2016/9/26).