

2019年度 卒業論文

バトルロイヤルゲームの練習モードにおける
人間操作を模倣するキャラクター AI に関する研究

指導教員：渡辺 大地 准教授

メディア学部 ゲームサイエンス

学籍番号 M0116261

古川 真帆

2019年8月

2019年度 卒業論文概要

論文題目

バトルロイヤルゲームの練習モードにおける
人間操作を模倣するキャラクター AI に関する研究

メディア学部

学籍番号：M0116261

氏
名

古川 真帆

指導
教員

渡辺 大地 准教授

キーワード

バトルロイヤルゲーム, NPC, 模倣, 弾避け行動

近年、バトルロイヤルゲームというオープンワールド形式のガンシューティングゲームが流行っている。しかし、このゲームの練習モードにおける NPC の挙動は人間による操作と異なっており、有効な練習にはならないという問題がある。

そこで、人間が操作しているかのような NPC を作成すれば実戦練習として有効になるのではないかと考え、本研究では障害物を挟んだ敵正面对峙時とアイテム収集時の 2 種類のプレイヤーの動きに着目し、人間による操作を模倣する手法を提案する。

本手法では、データ取得用アプリケーションを用いて複数人のプレイヤーの操作データを取得し、その度数分布を元に生成した確率分布から累積分布を生成し、NPC に適用した。

アンケートを実施し、本手法が人間が操作しているかのような動きをすることを確認した。

目次

第 1 章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	論文構成	4
第 2 章	現状調査	5
第 3 章	提案手法	7
3.1	障害物を挟んだ敵正面对峙時	7
3.1.1	NPC の行動パターン	7
3.1.2	プレイヤー操作データ収集アプリケーション	8
3.1.3	プレイヤー操作データの収集方法	9
3.1.4	プレイヤー操作データ収集結果	10
3.2	アイテム収集時	10
3.2.1	プレイヤーキー操作収集アプリケーション	11
3.2.2	プレイヤーキー操作の収集方法	11
第 4 章	評価	14
4.1	障害物を挟んだ敵正面对峙時	14
4.2	アイテム収集時	14
第 5 章	まとめと今後の展望	16
	謝辞	17
	参考文献	18
付録 A 章	初期考案アルゴリズム	21

目 次

2.1	障害物を挟んだ敵正面对峙時のプレイヤーの左右移動（正面図）	6
2.2	アイテム収集時のプレイヤーの円移動（上図）	6
3.1	NPC の行動パターン	8
3.2	プレイヤー操作データ収集アプリケーション	9
3.3	潜伏時間のヒストグラム	10
3.4	プレイヤーのキー操作取得用ゲーム	11
3.5	切り替え時間（マイナス値）	13
3.6	切り替え時間（プラス値）	13
4.1	アイテム収集時の本手法適用 NPC の軌跡（アイテムの近く）	15
4.2	アイテム収集時の本手法適用 NPC の軌跡（アイテムから離れる）	15
A.1	初期考案アルゴリズムの条件 1	22
A.2	初期考案アルゴリズムの条件 2	22
A.3	初期考案アルゴリズムの条件 3	23
B.1	A キーの押下時間のヒストグラム	24
B.2	W キーの押下時間のヒストグラム	25
B.3	D キーの押下時間のヒストグラム	25
B.4	S キーの押下時間のヒストグラム	26
B.5	A キーの切り替え時間のヒストグラム	26
B.6	W キーの切り替え時間のヒストグラム	27
B.7	D キーの切り替え時間のヒストグラム	27
B.8	S キーの切り替え時間のヒストグラム	28

第 1 章

はじめに

1.1 研究背景

近年、バトルロイヤルゲームが流行っている。バトルロイヤルゲームとはゲームジャンルの 1 種であり、2000 年に公開された深作欣二監督・藤原竜也主演の映画「バトル・ロワイアル」に影響を受けている [1]。このゲームは、100 人のプレイヤーが島に降り立ち、時間経過と共に縮小していくプレイゾーン内で銃や爆弾などの武器を使用して、自分以外の他 99 人の敵の中で生き残るというゲームである。島は海や山はもちろんのこと、雪山や砂漠地帯、家や施設などの建物が数多く配置されており、装備や武器は島のあらゆる場所に落ちている。それらを拾い集めてプレイヤーは自身の戦闘態勢を整えていく。これらにはランクがあり、例えば白桦よりはゴールド桦、レベル 1 よりレベル 3 の装備や武器の方が強い。敵を倒すと、敵の所持物が箱となってドロップする。敵が他の場所で拾い集めてきた物であるため、敵を倒すことによって効率良く装備や武器を揃えることができる。また、時間経過と共にランダムに設定されたプレイゾーンが縮小される。プレイゾーンの外にいるとプレイヤーは徐々に体力を削られてしまうため、移動しながら戦わなければならない。試合の終盤ではプレイゾーンはかなり小さくなるため、敵と接触する可能性が高まり、1 位になるにはプレイスキルが必要となる。代表作として「PUBG」や「荒野行

動)、建築という新要素を取り入れた「FORTNITE」、キャラクターごとに役割がありチームで戦う「APEX LEGENDS」などがある。

そのゲームには練習モードという自由にフィールド内で遊べるモードがあり、的当てを行ったり、ノン・プレイヤー・キャラクター（以降「NPC」）やオンラインプレイヤーを相手に戦うことで敵に武器の照準を合わせる AIM 練習などを行うことができる。しかし、既存の練習モードの NPC を調査した結果、地面を這ったりしゃがんだりするなど謎の動きを繰り返すものや、プレイヤーが弾を当ててもその場で直立したまま弾を撃ち続けるというように、プレイヤーと挙動が著しく異なるため実戦の練習には不適切であると考えた。実戦のプレイヤーは敵の弾を避ける動きをしており、例えば木や建物など障害物を挟んだ敵正対峙時や敵を倒したときにドロップするアイテムを収集する時である。そこで、人間が操作しているかのような動きをする NPC なら実戦練習に役立つのではないかと考え、本研究では人間による操作を模倣する手法を採用した。

プレイヤーの動きを再現する AI の研究や人間らしい振る舞いをする AI の研究は多くある。例えば、桑谷ら [2] は、経路探索を用いて弾幕シューティングの熟練プレイヤーの動きを目指した。また、佐藤ら [3] は、Influence Map を用いた経路探索による人間らしい弾避けをするシューティングゲームの AI を作成した。生井ら [4] は、将棋の棋風についてアンケートを取り、それによって得られた知見を元に棋風を模倣する AI を試作した。杵渕ら [5] は、自然な将棋 AI の実現のために、手の流れという考え方に着目し、コンピューターの棋譜と比較してプロ棋士の棋譜に有意に多く出現する手順を抽出し、指し手選択時にその手順を偏重させることで、手の流れを考慮する将棋 AI を試作した。また、大森ら [6] は、将棋における攻めや受けの棋風の特徴が現れるプレイヤーの棋譜を選別し、それを教師に評価関数の機械学習を行って、棋風を実現する方法を提案した。服部ら [7] は、格闘ゲームにおいてプレイヤーのプレイログから特徴を抽出し、それを元に COM を制御して模倣対象であるプレイヤーの特徴を再現した。また、星野ら [8] は、模倣学習の手法を用いて COM の行動パターンを試合ごとに拡張し、成長する格闘ゲームキャラクターを

作成した。張ら [9] は、MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) という RPG 要素が含まれる RTS を基本としたゲームジャンルにおいて、自己増殖ニューラルネットワーク SOINN を用いた AI キャラクター行動ルールの自動生成及びノイズ行動除去の効果について検討した。平田ら [10] は、人狼ゲームにおいて人間のプレイログから行動選択確率を求めることでエージェントの行動モデルを構築し、人間らしい戦略を持つエージェントの実現を目指した。隅山ら [11] は、ぶよぶよをプレイする人間のデータから特徴量を抽出し、それを用いて人間を模倣する AI を作成した。また、隅山ら [12] は、特徴を表す定石形を行列テンプレートとして抽出し、定石形を積み上げるまでの模倣 AI を作成した。中野ら [13] は、モンテカルロ木探索法的一种である UCT アルゴリズムと遺伝的アルゴリズムを組み合わせた手法を用いることで、Mario AI を自動的に人間のプレイを模倣するシステムを提案した。藤井ら [14][15][16] は、アクションゲーム「Infinite Mario Bros.」において、生物の基本原則の条件下での機械学習によって人間らしい振る舞いを自律的に獲得する AI を作成した。ドッサら [17] は、強化学習の高い性能を保ったまま人間らしいエージェントを設計するため、強化学習と模倣学習の融合モデルを提案した。Volodymyr Mnih ら [18] は、ディープ Q ネットワーク (DQN) と呼ばれる新しい人工エージェントを開発し、深層強化学習による人間レベルの制御を行った。このように、弾幕シューティングや格闘、将棋、人狼、アクションなど幅広いゲームジャンルで研究が行われているが、バトルロイヤルゲームにおいてプレイヤーに近い挙動を NPC で実現する手法に適用できるものは提案されていない。

本研究では、実戦のプレイヤーの動きに着目し、特に障害物を挟んだ敵正対峙時とアイテム収集時の 2 種類の行動をする手法を提案する。障害物を挟んだ敵正対峙時の場合は、NPC の行動を潜伏状態・敵視認可能状態・敵攻撃可能状態の 3 パターンに分け、挙動アルゴリズムは潜伏状態の継続時間と、どの行動に移るかを決定した。そして、障害物を挟んで敵と正対峙しお互いに弾を撃ち合う状況のプレイヤーの潜伏状態の継続時間と状態の遷移を取得した。プレイヤー操作データ収集アプリケーションを用いて被験者のプレイからデータを取得し、それらの度数分

布から確率分布を求め、さらに累積分布を生成して NPC に適用した。アイテム収集時の場合は、アイテム周りを動くプレイヤーのキー入力をプレイヤーキー操作データ収集アプリケーションを用いて被験者のプレイからデータを取得し、それらの度数分布から確率分布を求め、さらに累積分布を生成して NPC に適用した。

評価は、障害物を挟んだ敵正面对峙時の場合、プレイヤー操作データ収集アプリケーションのランダムで動く NPC と本手法適用アプリケーションの NPC を比較し、アイテム収集時の場合は決まった直径の真円で動く NPC と射線を考慮してランダムで動く NPC、本手法適用 NPC を比較し、どれがより人間が操作しているかのような動きをするか評価した。アンケートを実施した結果、本手法が最も人間が操作するキャラクターと近い動きであることが確認できた。

1.2 論文構成

本論文は全 5 章で構成する。2 章では調査したバトルロイヤルゲームの練習モードについて説明し、3 章では本研究の手法について説明する。また、4 章では評価と考察を行い、5 章では本研究の成果と意義をまとめ、今後の展望を示す。

第 2 章

現状調査

「PUBG」「荒野行動」「BATTLE ROYALE TRAINER」の 3 ゲームの練習モードを調査した。「PUBG」では NPC が存在しておらず、的による AIM 練習や建物でのグレネード投げの練習、オンラインのプレイヤーが練習相手となっている。「荒野行動」では的の他に NPC が徘徊しており、移動しながら直立やしゃがみ、伏せなど謎の行動を繰り返し、プレイヤーに対して攻撃はしてこない。「BATTLE ROYALE TRAINER」は「PUBG」の練習モードが追加される前にプレイヤー間で練習としてプレイされていたゲームである。このゲームでは NPC が存在しこちらに攻撃はしてくるが、プレイヤーに弾を撃たれてもその場で直立したまま弾を撃ち続けるなどプレイヤーの弾を避ける行動や、障害物に隠れながら銃を撃ってくるなど慎重な行動はしない。

また、「PUBG」「荒野行動」「APEX LEGENDS」の 3 ゲームのプレイヤーの実戦の動きを調査した。図 2.1、図 2.2 は実戦のプレイヤーの動きを表現した簡易図である。図 2.1 のように障害物を挟んだ敵正面对峙時では、プレイヤーは木や建物の障害物に隠れながら左右に移動して、敵を伺いながら弾を撃つ動きをしている。また、図 2.2 のようなアイテム収集時では、プレイヤーは敵からドロップしたアイテムの周りを円を描くように移動している。

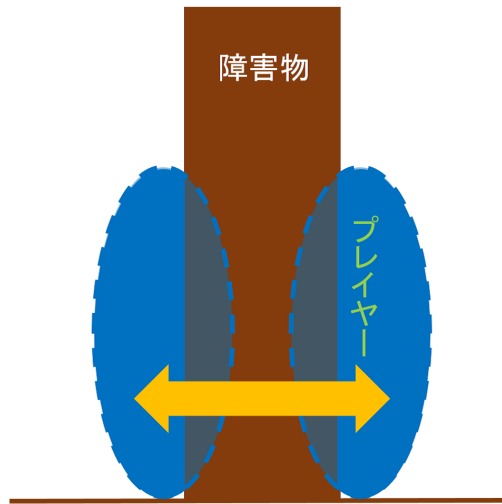


図 2.1 障害物を挟んだ敵正面对峙時のプレイヤーの左右移動（正面図）

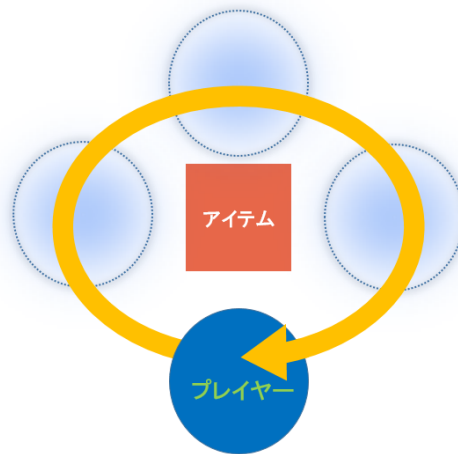


図 2.2 アイテム収集時のプレイヤーの円移動（上図）

以上のことから、現状の練習モードの NPC と実戦のプレイヤーとの違いは、弾を避ける行動があるかどうかである。実戦のプレイヤーは敵正面对峙時、アイテム収集時に敵の射線を避けるためにただ直立しているだけではなく、弾を撃ちながら、またアイテムを拾い集めながら敵の弾を避ける動きをしている。その動きが現状の練習モードの NPC にはない。

第 3 章

提案手法

本手法は、障害物を挟んだ敵正面对峙時における行動とアイテム収集時の行動の 2 パターンを実現した。3.1 節で障害物を挟んだ敵正面对峙時手法、3.2 節でアイテム収集時手法について述べる。

3.1 障害物を挟んだ敵正面对峙時

障害物を挟んだ敵正面对峙時の場合は、NPC の行動を 3 パターンに分け、挙動アルゴリズムは潜伏状態の継続時間と、どの行動に移るかを決定した。そして、プレイヤー操作データ収集アプリケーションを用いて被験者のプレイからデータを取得し、それらの度数分布から確率分布を求め、さらに累積分布を生成して NPC に適用した。

3.1.1 NPC の行動パターン

図 3.1 は NPC の行動パターンを示したものである。本研究では、NPC の行動を横方向の位置によって潜伏状態・敵視認可能状態・敵攻撃可能状態の 3 パターンに分ける。潜伏状態は NPC が障害物に隠れている状態を示し、敵視認可能状態は敵を視認できるが、銃で撃っても弾が障害物に当たって敵にダメージが入らない状態を示す。また、敵攻撃可能状態は敵を視認でき、かつ銃で

撃つと弾が敵に当たってダメージが入る状態を示す。敵視認可能状態と敵攻撃可能状態は、どちらも障害物から身を出さることになるため敵からの攻撃を受けてダメージを負う可能性がある。図中の「潜」は潜伏領域、「視」は敵視認可能領域、「攻」は敵攻撃可能領域を表している。

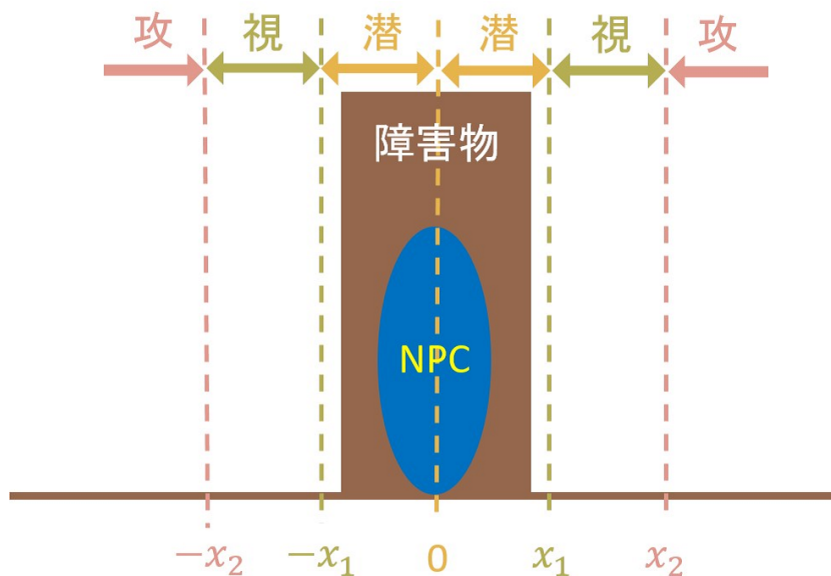


図 3.1 NPC の行動パターン

3.1.2 プレイヤー操作データ収集アプリケーション

本研究では、NPC と障害物を挟んで正対した時を前提とし、プレイヤー視点が NPC 方向に固定された一人称視点で、簡単なガンシューティングが行えるプレイヤー操作データ収集アプリケーションを Unity[19] を用いて作成した。実行の様子を図 3.2 に示す。

このアプリケーションの NPC の挙動アルゴリズムは、どの状態に移るかをランダムに決定し、敵視認可能状態と敵攻撃可能状態になった場合は潜伏状態に戻るというのを繰り返す。 $0 < x_1 < x_2$ を満たす実数 x_1, x_2 に対し、潜伏状態の場合は 0、敵視認可能状態の場合、右 (x) 方向は x_1 、左 ($-x$) 方向は $-x_1$ 、敵攻撃可能状態の場合、右方向は x_2 、左方向は $-x_2$ に向かって移動するものとした。左右どちらの方向になるかもランダムに設定し、敵攻撃可能状態になると NPC が弾を撃つようにした。そのアルゴリズムを一様乱数で行った場合と、このアプリケー

ションをプレイした被験者のデータから度数分布を作成し、それを元に確率分布を求め累積分布を生成し、行動選択を行う場合の2種類を作成した。

プレイヤーはキー操作で左右に移動することができ、マウス操作で弾を撃つこともできるが、1回撃つと3秒間は撃てないリロード機能を追加した。また、ゲーム性を出すため、画面左上にプレイヤーが弾に当たった回数、敵の頭上には敵が弾に当たった回数、中央に銃の照準を表示し、マウスで移動できるようにした。



図 3.2 プレイヤー操作データ収集アプリケーション

3.1.3 プレイヤー操作データの収集方法

データ収集アプリケーションを用いて被験者のデータの取得を行った。取得したデータは、潜伏領域に留まった潜伏時間と、潜伏領域から出た後に再び潜伏領域に入る前に敵攻撃可能領域に入ったかどうかの有無情報である。潜伏時間は潜伏終了時刻から潜伏開始時刻を引いて潜伏終了条件を満たした時に取得し、敵攻撃可能領域に入ったかどうかの有無情報も同様のタイミングで取得した。本手法では、 x_1 、 x_2 をそれぞれ 0.58、0.8 に設定した。前回描画時のプレイヤー位置の x 座標を p 、現在のプレイヤー位置の x 座標は c とし、さらに潜伏領域と敵視認可能領域の境界の x 座標を x_1 、敵視認可能領域と敵攻撃可能領域の境界を x_2 とした。 $|p| \geq x_1$ かつ $|c| < x_1$ のときに潜伏開始とし、 $|p| < x_1$ かつ $|c| \geq x_1$ のときに潜伏終了、 $|c| > x_2$ のときに敵攻撃可能

領域に入ったとした。

3.1.4 プレイヤー操作データ収集結果

作成したプレイヤー操作データ収集アプリケーションを3人の被験者に練習してもらった後、本番で1分間ずつプレイしてもらい、潜伏時間の結果をヒストグラムで表したものを図3.3に示す。ヒストグラムとは、データをある幅ごとに区切ってその中に含まれるデータの個数を見るところの方法の度数分布表をグラフにしたものである[20]。図3.3の横軸の潜伏時間は0.2秒、縦軸の回数は5回ずつ区切り、潜伏時間0.8秒が25回となっており、最も多いことが分かる。

また、本手法適用NPCが起こした行動65回の内、潜伏状態から敵攻撃可能領域まで動いた回数が13回、敵攻撃可能領域まで入らず再び潜伏した回数が52回だった。

以上の結果を用いて確率分布を求め累積分布を生成し、ランダムだった潜伏時間と敵状態に適用し、それを本手法適用アプリケーションとした。

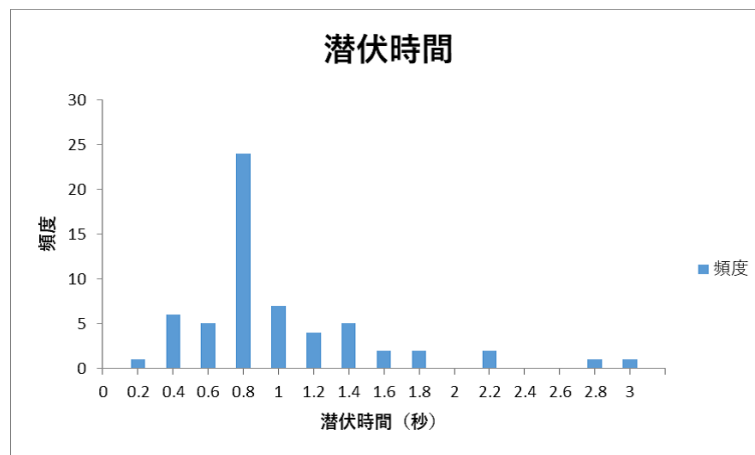


図 3.3 潜伏時間のヒストグラム

3.2 アイテム収集時

被験者にアイテム周りを円を描くように動くよう指示し、そのキー操作のデータを取得し、それらの度数分布から確率分布を求め、さらに累積分布を生成してNPCに適用した。

3.2.1 プレイヤーキー操作収集アプリケーション

キー操作のデータを取得するためにプレイヤーキー操作収集アプリケーションを Unity で作成した。そのアプリケーション実行画面を図 3.4 に示す。多くのバトルロイヤルゲームではキーの割り当てを変更することができるが、初期設定では「W」キーで前、「A」キーで左、「S」キーで後ろ、「D」キーで右に移動するものが多いので、用いたアプリケーションはこれを採用した。青いカプセルがプレイヤー、赤い立方体がアイテムである。キーを押すとその方向の加速度が上昇するようになっており、例えばプレイヤーが「A」キーを押した場合、左方向の加速度が上昇する。本研究では、加速度を 0.005、最高速度を 0.07 に設定した。

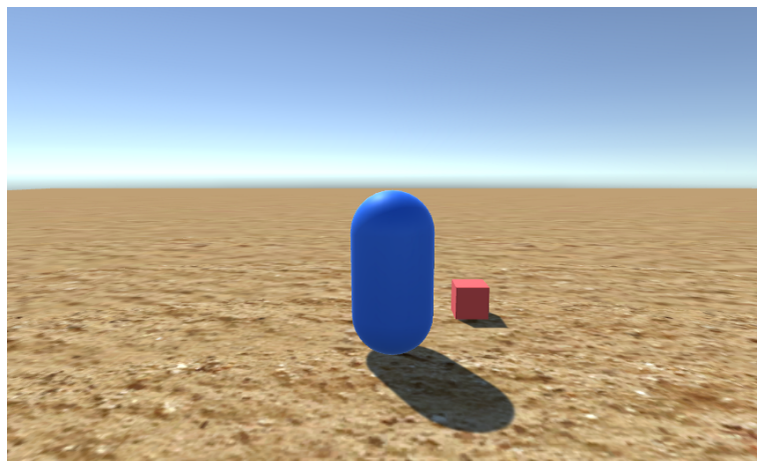


図 3.4 プレイヤーのキー操作取得用ゲーム

3.2.2 プレイヤーキー操作の収集方法

収集方法は、まず使用したパソコンのキー操作に慣れてもらうために最初 1 分間の練習時間を設けた後、アイテム周りを動いてもらい、「A」「W」「D」「S」の順で押す時計回りの動き、「D」「W」「A」「S」の順で押す反時計回りの動きをそれぞれ 5 周ずつ 3 セット行ってもらった。20 代前後の男性 28 名、女性 7 名、合計 35 名分のデータを取得し、「W」「A」「S」「D」キーの種類、押されたまたは離されたかの状態、状態に移った時刻を記録した。そこからデータの可視化を行

い、それぞれのキーの押下時間と切り替え時間の度数分布を作成した。

図 3.5 と図 3.6 は切り替え時間の模式図である。切り替え時間とは、例えば A キーと W キーの場合、W キーが押された時刻から A キーを離した時刻を引いたものであり、図 3.5 は A キーが離される前に W キーを押しているためマイナスの値になり、図 3.6 は A キーが離された後に W キーを押しているためプラスの値になる。押下時間と切り替え時間のヒストグラムの図は付録 B に示している。

度数分布表を作成する際に、本研究では円を描くような動きに着目しているので、押し間違いや 2 度押しているデータは円を描くことに失敗していると判断し、外れ値として除外した。また、5 周のうち 1 周目と 5 周目のデータは除いた。理由は、1 周目や 5 周目は行動の始まりと終わりで被験者が通常とは異なる行動を起こす可能性が高いと考えたからである。押下時間のヒストグラムは階級幅を 0.05、階級を 0~1.5 に設定し、切り替え時間のヒストグラムは階級幅を 0.01、階級を -1~0.5 に設定した。作成したヒストグラムから押下時間と切り替え時間のデータを取得して確率分布 $P(x)$ を生成し、それを元に累積分布関数 $F(x)$ を生成した。

1 つの度数分布表の度数を a_i とし、標本数 S とする。また、 $P(x)$ 、 $F(x)$ は以下のように定義することができる。

$$P(x) = \frac{a_x}{S} \quad (3.1)$$

$$F(x) = \sum_{i=1}^x P(i) \quad (3.2)$$

一様整数乱数 r ($1 \leq r \leq m$) をキー操作時毎に出して $F(x) > r$ となったときに該当する時刻を出し、押下時間の場合は「キーが離された時刻、キーが離されたという状態、キーの種類」、切り替え時間の場合は「キーが押された時刻、キーが押されたという状態、キーの種類」のデータを作成した。そのデータを読み取り、現在の時刻が先ほど作成した時刻よりも大きくなったときに

キーの状態とキーの種類を取得して動くようにした。

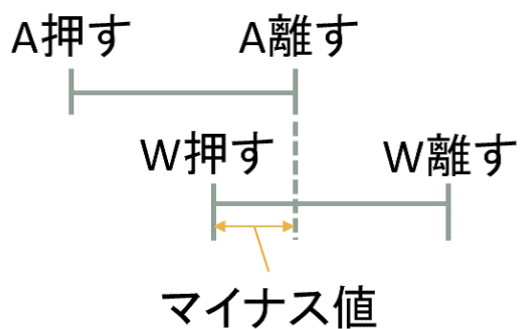


図 3.5 切り替え時間 (マイナス値)

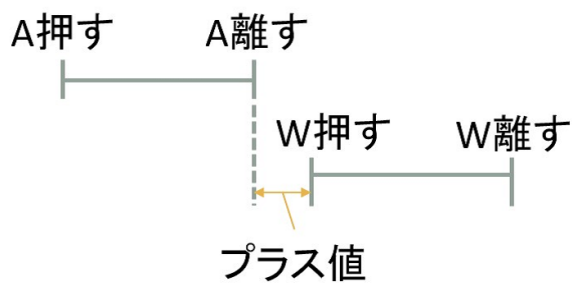


図 3.6 切り替え時間 (プラス値)

第 4 章

評価

4.1 障害物を挟んだ敵正面对峙時

障害物を挟んだ敵正面对峙時において、プレイヤー操作データ収集アプリケーションと本手法適用アプリケーションの両方をプレイして比較したところ、本手法適用アプリケーションの NPC の方が潜伏時間が短く、積極的に攻撃をしてきて無駄な動きが少ない傾向が見られた。また、本手法適用アプリケーションの NPC が相手の動きを伺うような行動が多く見受けられ、より人間が操作しているかのような動きをしているという印象を持った。全体的に本手法適用アプリケーションの NPC は、積極的に攻撃を仕掛けてくる強いプレイヤーという印象を持った。

4.2 アイテム収集時

図 4.1 と図 4.2 は、どちらもアイテム収集時においてプレイヤーのキー操作データを用いて累積分布を生成しそれを適用した本手法適用 NPC の軌跡を示している。その本手法適用 NPC とアイテム周りを決まった直径の真円で動く NPC、付録 A の射線を考慮してランダムで動く NPC を比較したところ、本手法適用 NPC の方が人間の持つふらつきや不規則さを再現しており、より人間が操作しているかのような動きをしているという印象を持った。また、20 代前後の男女 52 名にどれがより人間が操作しているかのような動きをしているか比較してもらったところ、ラン

ダムで動く NPC を選択したのは 6 名、真円で動く NPC を選択したのは 1 名、本手法適用 NPC を選択したのは 45 名だった。以上のことから、本手法が適切であることがわかった。

しかし、図 4.2 のように NPC がアイテムから離れてしまう場合がある。

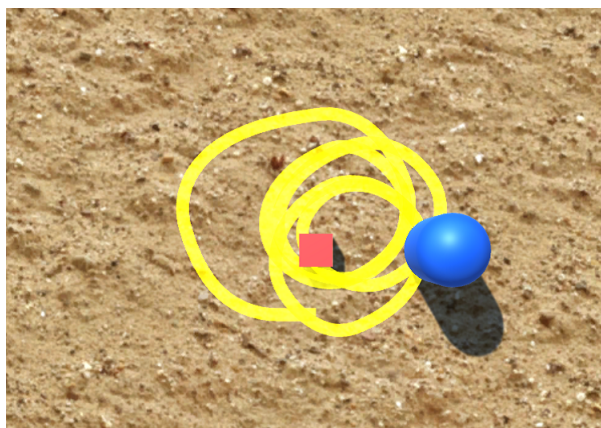


図 4.1 アイテム収集時の本手法適用 NPC の軌跡（アイテムの近く）

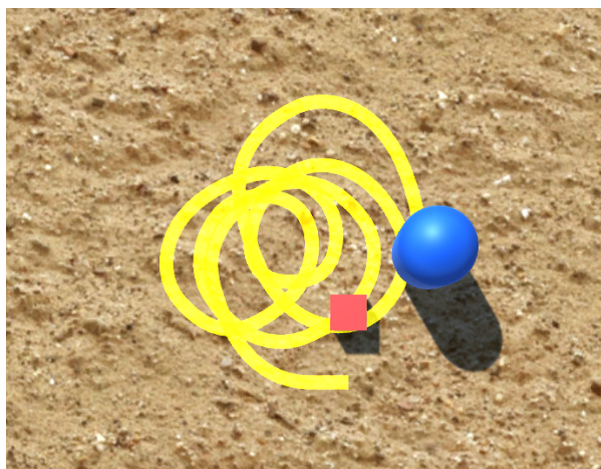


図 4.2 アイテム収集時の本手法適用 NPC の軌跡（アイテムから離れる）

第 5 章

まとめと今後の展望

本研究では、敵正面对峙時とアイテム収集時の 2 種類の状況において、プレイヤー操作データを用いて累積分布を生成し NPC に適用して、より人間が操作しているかのような動きをする NPC を作成することができた。

しかし、本手法ではアイテム収集時の場合、NPC がアイテムから離れてしまう問題があるため、そこを改善すればより人間が操作しているかのような動きをするのではないかと考える。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くのアドバイスや指導をして下さった本研究室の先生方、院生の先輩方に心より感謝いたします。また、実験に協力してくれた友人達や後輩、相談に乗ってくれたり話を聞いてくれるなど、つらい時期に支えてくれた友人達や両親に深く感謝いたします。

本論文は多くの方々の優しさでできています。

本当にありがとう。

参考文献

- [1] Game8. 【コラム】バトルロイヤルゲームの歴史を振り返る<<前編>>. <https://game8.jp/articles/554897>. 参照:2019.06.24.
- [2] 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. 第 12 回情報科学技術フォーラム, pp. 383-384, 2013.
- [3] 佐藤直之, Sila Temsiririrkkul, Luong Huu Phuc, 池田心. 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. ゲームプログラミングワークショップ 2016 論文集, pp. 57-64, 2016.
- [4] 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・ゲーム情報学, Vol. 24, pp. 1-7, 2010.
- [5] 杵渕哲彦, 伊藤毅志. 手の流れを考慮して自然な手を選ぶ将棋 AI の試作. 情報処理学会研究報告・ゲーム情報学, Vol. 33, pp. 1-8, 2015.
- [6] 大森翔太郎, 金子知適. 将棋における棋風を学習するための棋譜分析の取り組み. ゲームプログラミングワークショップ 2015 論文集, pp. 32-39, 2015.
- [7] 服部裕介, 星野准一, 田中彰人. 対戦型アクションゲームにおけるプレイヤーの模倣行動の生成. 情報処理学会研究報告・ゲーム情報学, Vol. 17, pp. 1-8, 2007.
- [8] 星野准一, 田中彰人, 濱名克季. 模倣学習により成長する格闘ゲームキャラクター. 情報処理学

会論文誌, Vol. 49, pp. 2539–2548, 2008.

- [9] 張輝陽, 星野准一. プレイヤ行動の模倣に基づく AI キャラクタ行動ルールの自動生成. 情報処理学会研究報告・ゲーム情報学, Vol. 31, pp. 1–4, 2014.
- [10] 平田佑也, 稲葉通将, 高橋健一, 鳥海不二夫, 大澤博隆, 片上大輔, 篠田孝祐. プレイログから獲得した行動選択確率を用いた人狼ゲームのシミュレーション. 人工知能学会全国大会 (JSAI2015) 論文集, Vol. 1F2-1, pp. 1–4, 2015.
- [11] 隅山淳一郎, 橋山智訓, 田野俊一. ぶよぶよにおける人間のプレイデータの特徴量抽出. 第 31 回ファジィシステムシンポジウム, pp. 2–4, 2015.
- [12] 隅山淳一郎, 橋山智訓, 田野俊一. ぶよぶよの定石テンプレート抽出法. 第 29 回人工知能学会全国大会, pp. 1–2, 2015.
- [13] 中野雄輝, 美添一樹, 脇田建. 進化計算と uct による mario を人間らしくプレイする AI. ゲームプログラミングワークショップ 2013 論文集, pp. 81–88, 2013.
- [14] 藤井叙人, 佐藤祐一, 若間弘典, 片寄晴弘. 生物の基本原則の導入によるビデオゲーム COM プレイヤの「人間らしい」振る舞いの自動獲得. 情報処理学会研究報告・エンタテインメントコンピューティング, Vol. 27, pp. 1–6, 2013.
- [15] 藤井叙人, 佐藤祐一, 若間弘典, 風井浩志, 片寄晴弘. 生物学的制約の導入によるビデオエージェントの「人間らしい」振る舞いの自動獲得. 情報処理学会論文誌, Vol. 55, pp. 1655–1664, 2014.
- [16] 藤井叙人. 人間らしい振る舞いを自動獲得するゲーム AI に関する研究. 関西学院大学大学院理工学研究科 人間システム工学専攻 博士論文, 2016.
- [17] ドッサルスラン フェルナンジュリアン, 連欣瑜, 野本洋一, 松原崇, 上原邦昭. 強化学習と模倣学習の融合による人間らしいエージェント. 第 33 回人工知能学会全国大会, Vol. 1Q2-J-2-01, pp. 1–4, 2019.

- [18] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Andrei A. Rusu, Joel Veness, Marc G. Bellemare, Alex Graves, Martin Riedmiller, Andreas K. Fidjeland, Georg Ostrovski, Stig Petersen, Charles Beattie, Amir Sadik, Ioannis Antonoglou, Helen King, Dhharshan Kumaran, Daan Wierstra, Shane Legg, and Demis Hassabis. Human-level control through deep reinforcement learning. *NATURE*, Vol. 518, pp. 529–533, 2015.
- [19] Unity Technologies. Unity. <https://unity.com/ja>. 参照:2019.07.10.
- [20] Social Survey Research Information Co., Ltd. 統計 WEB. <https://bellcurve.jp/statistics/course/>. 参照:2019.07.19.

付録 A

初期考案アルゴリズム

最初に考案した再現アルゴリズムについて説明する。図 A.1 は条件 1、図 A.2 は条件 2、図 A.3 は条件 3 を示している。条件 1 は、最初の目的地を P 、アイテムと P の距離を r とした場合、 $|P| < r$ で P が円内になるようにした。条件 2 は、次の目的地のベクトルを V とした場合、 $P \cdot V < 0$ で V が円内になるようにした。条件 3 は、最初の目的地 P のベクトルを V 、その真逆を $-V$ 、次の目的地のベクトルを V' 、任意の値を a (今回は 0.9 に設定) とした場合、 $-V \cdot V' < a$ で次の目的地は最初の目的地の真逆にならないようにし、一定方向から撃たれないように敵の射線からずれるようにした。それぞれの目的地は、条件を満たしたランダムな位置に設定している。結果は、アイテム周りをランダムに細かく動く NPC を作成できた。しかし、急に方向を細かく変えるなど人間がキーで操作しているかのような動きとは言い難いものだった。

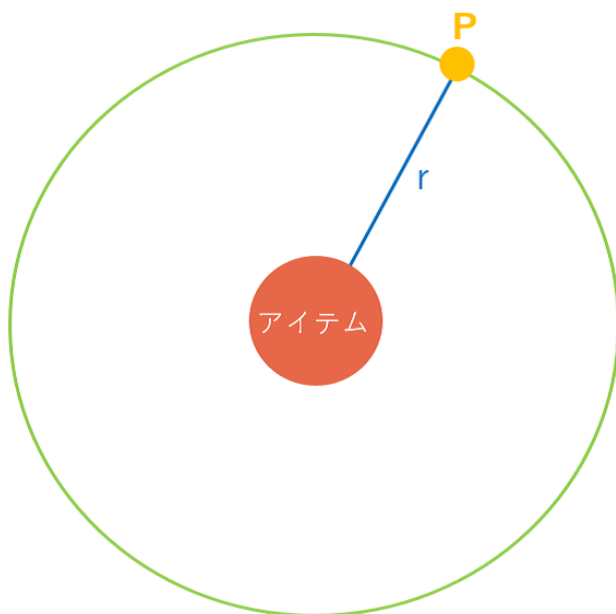


図 A.1 初期考案アルゴリズムの条件 1

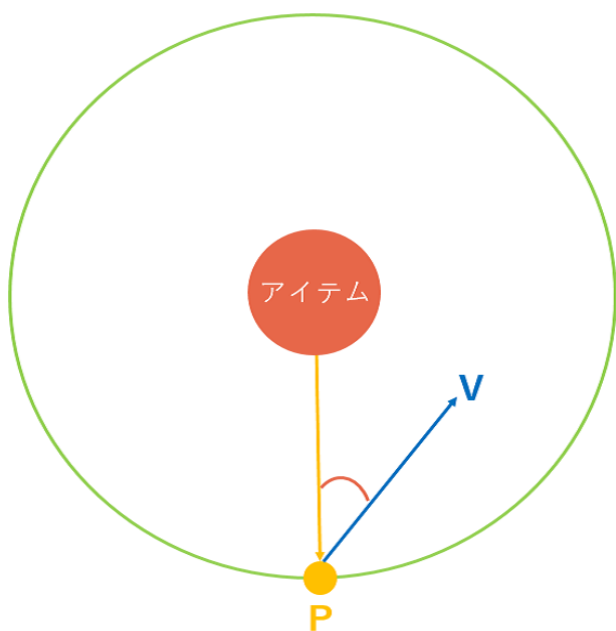


図 A.2 初期考案アルゴリズムの条件 2

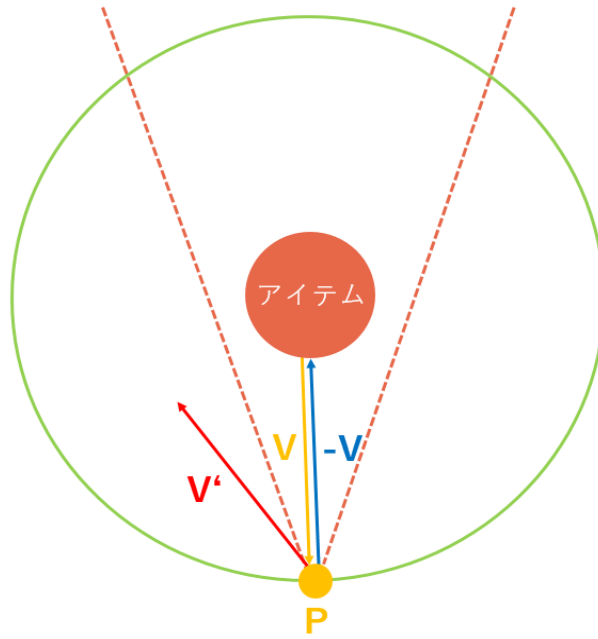


図 A.3 初期考案アルゴリズムの条件 3

付録 B

ヒストグラム

図 B.1 は A キーの押下時間のヒストグラム、図 B.2 は W キーの押下時間のヒストグラム、図 B.3 は D キーの押下時間のヒストグラム、図 B.4 は S キー押下時間のヒストグラムを示している。また、図 B.5 は A キーから W キーへの切り替え時間のヒストグラム、図 B.6 は W キーから D キーへの切り替え時間のヒストグラム、図 B.7 は D キーから S キーへの切り替え時間のヒストグラム、図 B.8 は S キーから A キーへの切り替え時間のヒストグラムを示している。

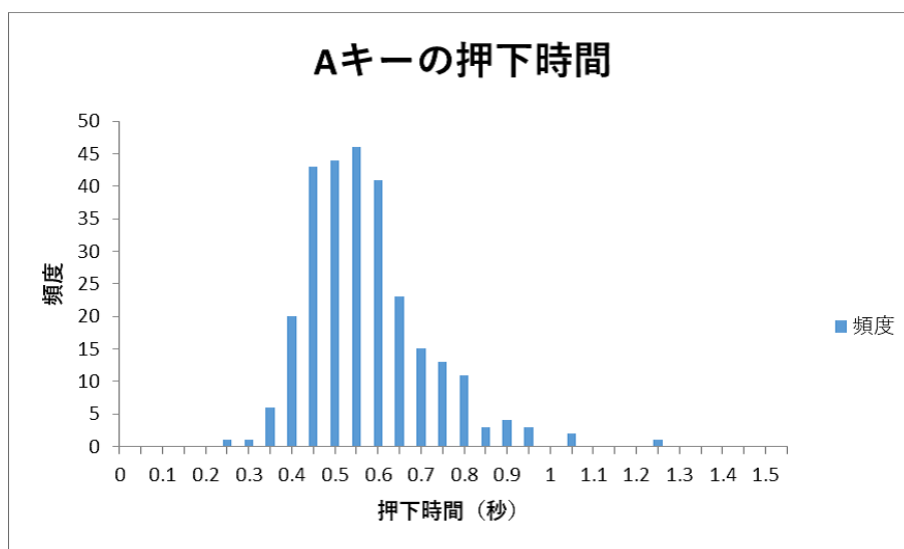


図 B.1 A キーの押下時間のヒストグラム

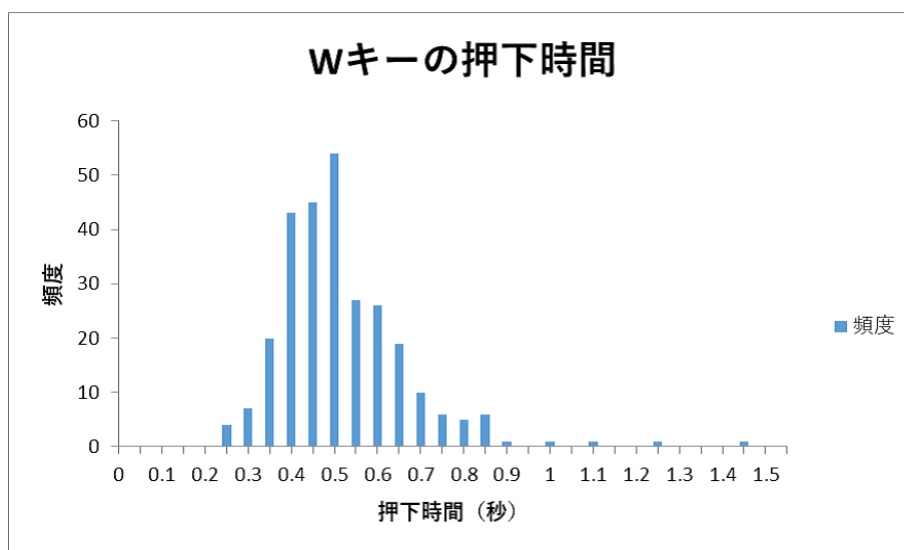


図 B.2 W キーの押下時間のヒストグラム

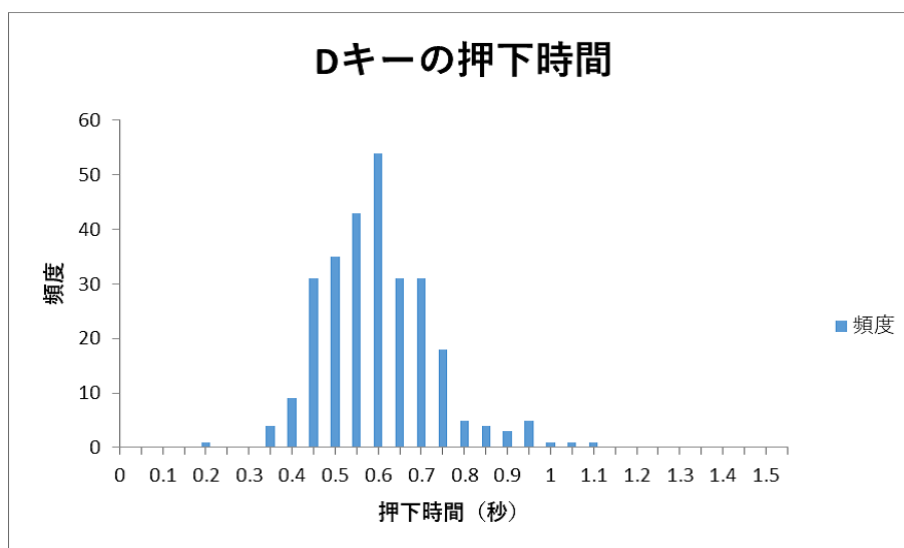


図 B.3 D キーの押下時間のヒストグラム

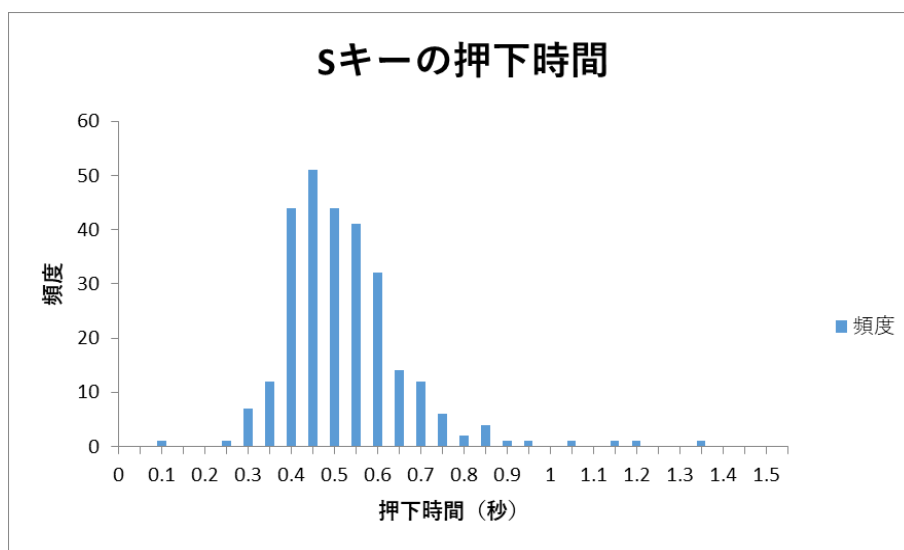


図 B.4 S キーの押下時間のヒストグラム

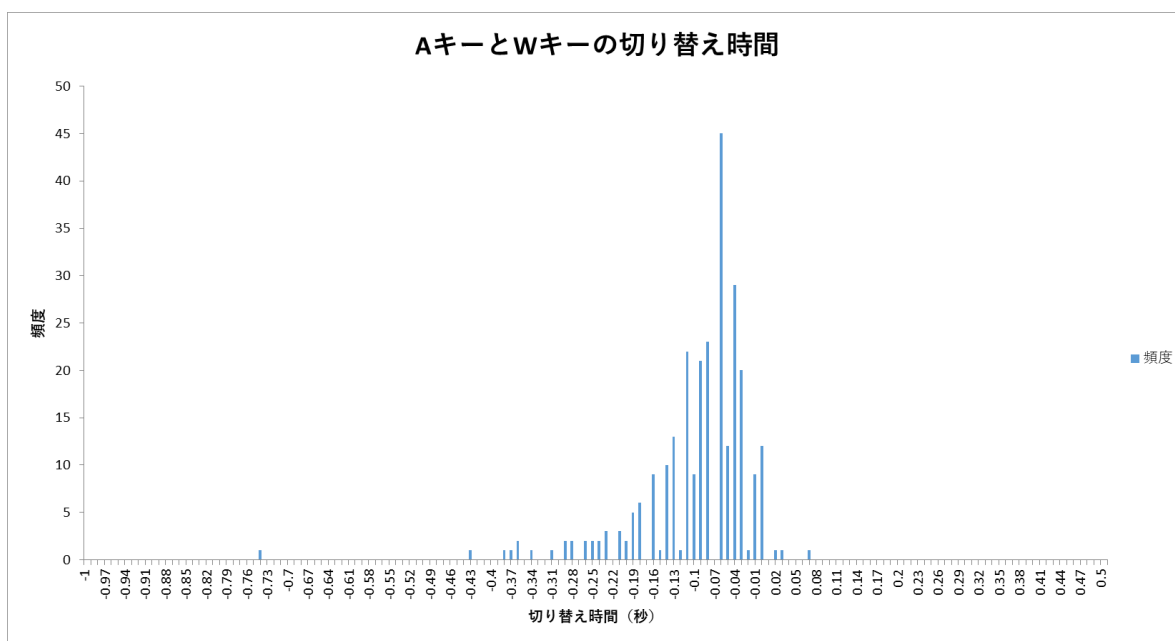


図 B.5 A キーの切り替え時間のヒストグラム

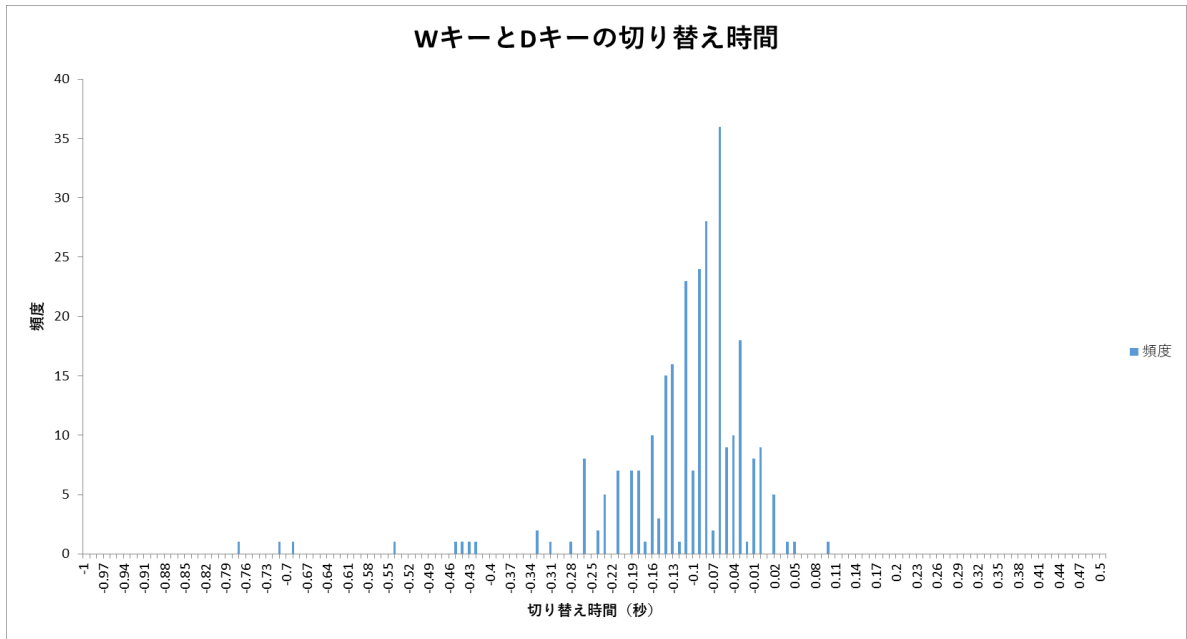


図 B.6 W キーの切り替え時間のヒストグラム

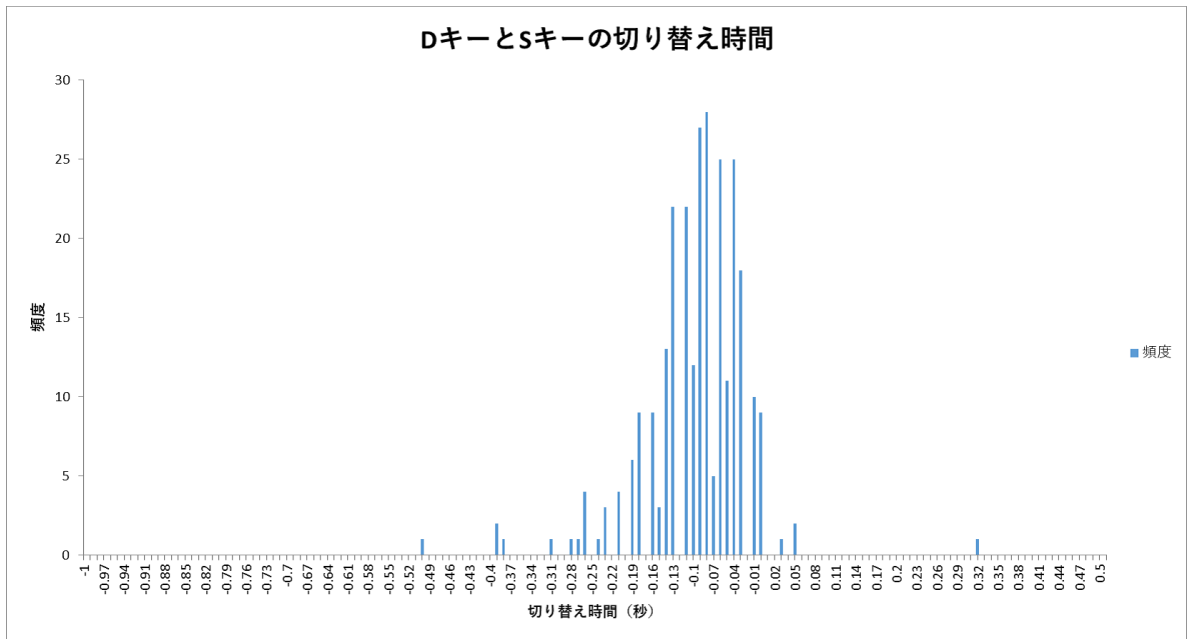


図 B.7 D キーの切り替え時間のヒストグラム

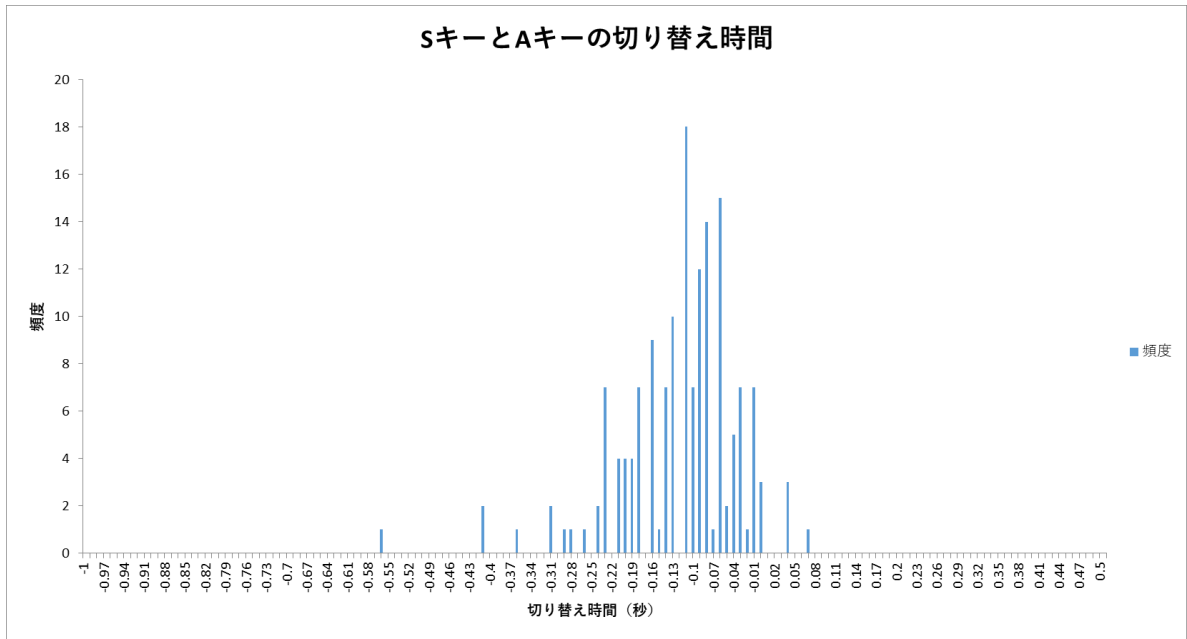


図 B.8 S キーの切り替え時間のヒストグラム