

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

服部 裕介[†] 田中 彰人[†] 星野 准一[†]

筑波大学

格闘ゲームのような対戦型のアクションゲームにおいてCOMの行動は変化に乏しく、プレイヤーはゲームを繰り返してプレイすることによってCOMの行動パターンを憶えてしまいゲームに飽きてしまうという問題がある。そこで、本稿では模倣対象のゲームログを記録し、そこから行動パターンや行動の流れといった特徴を取得する。それらを模倣対象のプロファイルとして記録し、コンピュータに適用することで、プレイヤーの行動を模倣する手法を提案する。このようなプロファイルを複数人分つくることで、COMの行動パターンにバリエーションができる。

Imitating the Behavior of Human Players in Action Games

Hattori YUSUKE[†] Akihito TANAKA[†] Junichi HOSHINO[†]

University of Tsukuba

In action games, the computer's behavior lacks diversity and human players are able to learn how the computer behaves by playing the same game over and over again. As a result, human players eventually grow tired of the game. Therefore, this paper proposes a method of imitating the behavior of human players by creating profiles of players from their play data. By imitating what many different players do, a greater variety of actions can be created.

1. まえがき

格闘ゲームと呼ばれるゲームのジャンルはアーケードや家庭用ゲーム機などにおいて、長年にわたり人気を集めている。格闘ゲームとは、一対一でパンチやキック、その他特殊な技を駆使し、相手の体力をゼロにするか、一定時間内により多く相手の体力を減らした方が勝利する、というゲームである。

しかし、格闘ゲームのような多くの対戦型のアクションゲームにおいて、対人戦では対戦相手によって行動パターンが異なるのに対して、対COM戦ではCOMの行動パターンが有限状態マシンで設定されていたり、スクリプトなどによってあらかじめ書き込まれていたりするために変化に乏しい[1]T。そのため、プレイヤーは繰り返しプレイすることによってCOMが制御するキャラクターの行動パターンを憶えてしまい、簡単に勝利できるようになってしまう。この点がCOMとの対戦に飽きてしまう原因の一つとなっており、多くのプレイヤーは対COM戦よりも対人戦を好む傾向がある。しかし、対戦したい時にその場に人間の相手がいるとは限らないという問題がある。

このような問題に対して、近年ではインターネットなどのネットワークを介して遠距離の人間同士で対戦できるようになり、対戦相手を容易に探せるようになってきた。しかし、熟練度が同程度のプレイ

ヤを探すのが困難であったり、プレイスタイルの好みの似たプレイヤーを探すのは困難であったりすることがある。そのため、プレイヤーから対COM戦でも様々な行動パターンを持つ相手と対戦したい、好きな相手といつでも対戦したいというニーズがある。しかし、多くの研究は人間の相手をするAIの思考を人間に匹敵するほど強くすることや、より人間に近い思考をするAIの実現などの方向に進められており、プレイヤーが対戦したいと思うプレイヤーの行動パターンをそっくりそのまま模倣するようなことはできない。

そこで本稿では、模倣対象となるプレイヤーのプレイデータからプレイヤーの戦術と戦略を取得しプレイヤーのプロファイルを構築し、それらを参照してCOMの行動を制御することで、模倣対象であるプレイヤーを模倣するシステムを提案する。COMに適用するプロファイルを入れ替えることで対COM戦においても様々な行動パターンを持つ相手との対戦が可能になり、好みのプレイヤーのプレイヤープロファイルを適用することでプレイヤーの好みを満たすCOMとの対戦が可能になる。

本システムでは、図1のようにゲーム中のプレイヤーが選択した行動やキャラクター間の間合いなどの毎時間ごとについての状況をプレイデータとして記録する。そして、そのプレイデータを戦術や戦術シー

ケンスといった単位に変更する。戦術とは、状況と行動の組のことで、プレイヤーがどのような状況のときに、どのような行動を選択するのかが分かる。戦術シーケンスとは、連続した戦術の流れのことで、連続技など、そのプレイヤーが使用する連続した行動の流れが分かる。これらをそのプレイヤーのプレイヤープロフィールとして保存する。そして COM をこのプロフィールのデータに基づいて制御することでプレイヤーの模倣行動を生成する。

2. 関連研究

近年、ゲームなどのインタラクティブ CG に登場するキャラクタを制御するための AI の研究が盛んに行われている[2][3][4]。また、CG が作り出す映像は年々リアリティを増してきているが、そこに登場するキャラクタの振る舞いは映像の発展と比較すると遅れをとっている。そのため、ゲームなどのインタラクティブ CG コンテンツに登場する CG キャラクタの振る舞いの制御は更なる発展が期待される分野の一つである。

その中でもゲーム AI に関する研究が近年盛んになりつつある[5][6][7][11]。Kaminka らは Gamebots という 3DCG を用いた AI 研究のテストベッドを開発した。Laird らはコンピュータゲームの AI の実験環境としての高い有用性を提言し、Isla らはゲーム

AI の“研究”としての方向性を示している。また、Dinerstein らは階層化学習を基幹としたリアルタイムに学習する AI を提案している。これはリアルタイムで学習することで常に行動パターンを変化させ、人間に勝る、または対等にプレイすることができる AI を作ることを目的としたものである。学習機能の一つとして模倣学習も行われており、プレイヤーの効果的な戦略または戦術を抜き出すことができるが、プレイヤーの行動の特徴などは反映されない。

観測データから模倣学習する AI として [8][9][10][12][13][14] が挙げられる。Thureau らはニューラルガス法を用いて人間が操作したキャラクタの 3 次元経路を模倣し、従来のパスに沿った経路ではなく、より人間らしい移動経路を生成している。また、Bain らや Sammut らは、飛行機やコンテナクレーンなどを例にエキスパートが操縦した際のログから状況と行動をペアにしたルールを抽出し自動操縦をおこなった。Thureau らによるものは、経路を模倣するものであり、トポロジカルな手法を用いているため離散的な状態空間となる行動の選択の模倣には適していない。また、Bain らや Sammut らのものは決定木により状況と選択される行動の関係を表現しているため、離散的で非連続な状態空間を扱うことができるが、ある状態に対して、選択され得る行動は一つである。これらの研究は AI がエキスパート

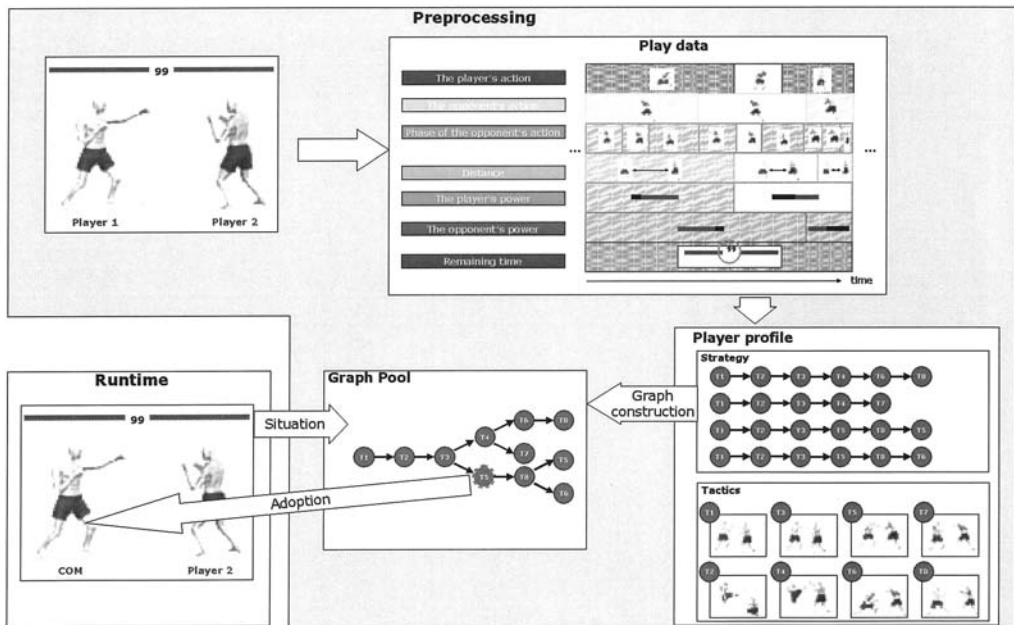


図 1. システム概要

Fig.1 Outline of the proposed system.

の操縦を観測することで適切な操縦技能を模倣することを目的としているため、ある状況に対して適切な一つの行動が選択されれば良い。しかし、本稿で扱うゲームのように一つの状況に対して複数の行動が考えられるような場合を再現することはできない。

このように模倣学習などの模倣に関連した研究がなされているが、多くのものはエキスパートの行動を模倣することによって、状況に対して適切な判断を行い、行動を選択することを目的としている。しかし、本稿で扱う AI が選択する行動は決して適切である必要はなく、むしろプレイヤーの誤選択や癖、弱点などを含めて模倣対象を忠実に模倣することを目的としている。

3. プレイヤプロフィールシステム

本システムでは模倣対象であるプレイヤーのプレイデータからプレイヤーの行動の特徴をプレイヤプロフィールとして記録し、プレイヤーを模倣した行動を生成する(図1)。プレイヤーの行動を模倣する手法として、行動の出現頻度などの統計的データを利用する手法や、[5]のような確率的な手法が考えられる。確率的な手法では模倣対象の行動の傾向を捉えることができ、傾向に基づき確率的に選択することで行動の多様性を維持することができる。しかし、確率的手法のみでは、コンボなどの順序性が重要であるシーケンシャルな戦略的行動の再現性が低くなることが考えられるため、本稿で用いるには適切ではない。

また、模倣学習の手法の一つとして[8]の Behavioral Cloning によって航空機の熟達者の操縦を模倣学習するものがある。これは熟達者の操縦を

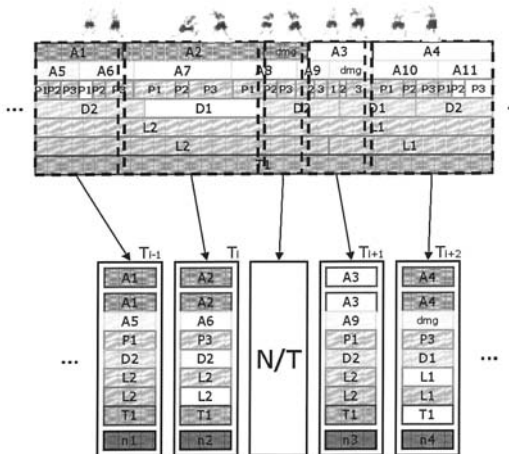


図2. プレイデータを戦術の列へ変換

Fig2. Play data is converted into row of tactics

もとに決定木を構築するものである。これらの研究は状況に対して適切な行動を選択させることを目的としており、状況に対して最も有効な行動がマッピングされている。そのため、ある状況に対して一つの行動しか返すことができない。しかし、人間は同じ状況であっても異なる行動を選択したり、誤りによって異なる行動を選択したりすることが多々ある。選択された行動が状況に対して自身に有利に働くような行動である必要はなく、むしろ誤選択なども含めてプレイヤーの行動選択の傾向、行動選択の多様性が再現されることが望ましい。そのため、Behavioral Cloning のような状況に対して一つの行動が決定されるようなシステムは適切ではない。

そこで、本稿ではプレイデータから状況に対する行動とそのシーケンスを取得しプレイヤプロフィールを構築する。プロフィール中のシーケンスに基づいて行動を選択することで行動の順序性を再現し、出現頻度に基づいてシーケンスを確率的に選択することでプレイヤーの行動傾向を再現し、かつ行動の多様性を得ることができる。本稿ではプレイデータ中で観測された模倣対象となるプレイヤーが状況に対して選択した行動とその状況の対応関係を戦術と呼ぶ。そして、戦術が連なったものを戦術シーケンスとする。これらと戦術シーケンスの出現頻度をプレイデータから取得し、プレイヤプロフィールを作成する。COM はこのプレイヤプロフィールに基づき行動を選択することで、模倣対象であるプレイヤーを模倣した行動を生成する。

プレイヤーから得たプレイヤプロフィールを適用した COM はプレイヤーを模倣した行動をとり、COM に適用するプレイヤプロフィールを入れ替えることによって様々な行動パターンをもつ相手と対戦がで

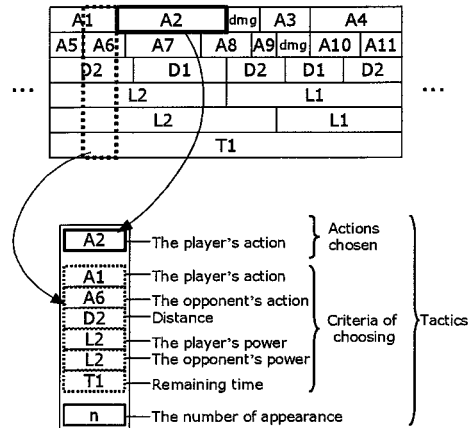


図3. 戦術

Fig.3 Tactics.

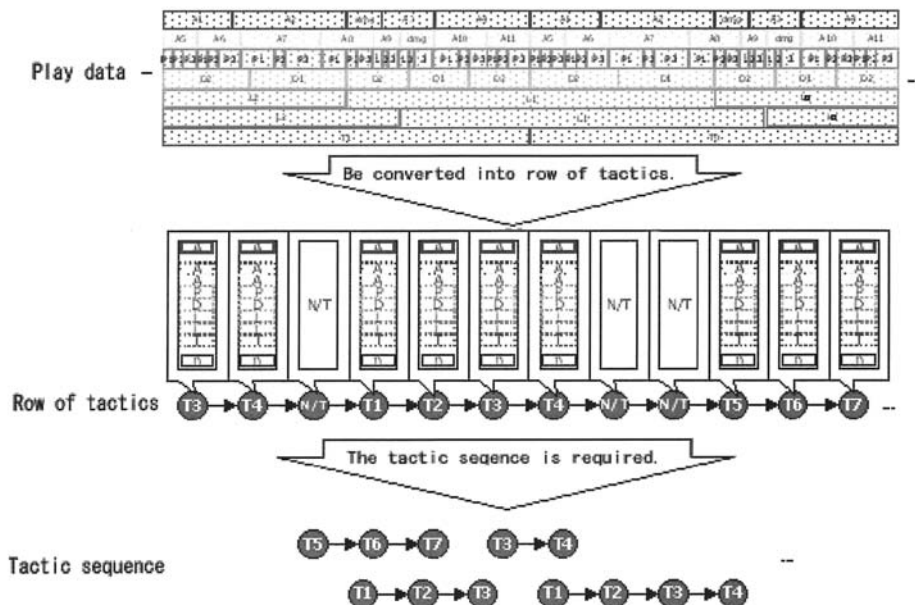


図4. プレイデータを戦術の列に変換，戦術の列から戦術シーケンスを作る

Fig4.Play data is converted into row of tactics, sequence of tactics is made of row of tactics

きるようになる。本システムの利用法としては、友人など対戦した際にプレイデータを取得しておき、友人のプロファイルを構築することで、その場に友人がいなくても、友人の行動パターンを模倣したCOMと対戦することができ、友人に勝利するために行動パターンを研究することもできる。そのほかにも、ネットワークを通じてプロファイルをダウンロードすることにより、ゲーム大会のチャンピオンとの対戦などといった利用方法も考えられる。

4. プレイヤープロフィール

4.1. プレイデータ

模倣対象となるプレイヤーの行動パターンを得るために、実際にプレイしている最中のゲームを構成する状況を毎時刻について記録する。状況は複数の要素によって構成され、それらはプレイヤーが行動を選択する際に影響を与えるような要素である。格闘ゲームにおいて必要となる要素は次のようになる。

- 自身の行動
- 相手の行動
- 相手の行動のフェイズ
- 距離

- 自身の残り体力
- 相手の残り体力
- 残り時間

これらを用いて行動を選択する。これらの状況構成要素をできるだけ多く記録し、COMが行動を選択する際の行動選択条件として用いれば、より高い再現性が期待できる。プレイデータはゲーム中、毎フレームごとに記録され、図2の上部のようにになっている。

4.2. 戦術

プレイデータから、プレイヤーが操るキャラクターがおかれた状況と、その状況に対して選択した行動の対応関係を戦術とする(図3下)。戦術は、戦術が選択された際に行われる選択行動と、行動選択直前の状況を戦術の選択条件として構成する。プレイデータ上のプレイヤーの行動を単位として戦術を取得していき、プレイデータを戦術の列として表現したものに変換する(図2)。プレイデータを戦術の列に変換したものに分割することで、次節にて取り上げる戦術シーケンスの候補を生成する。

4.3. 戦術シーケンス

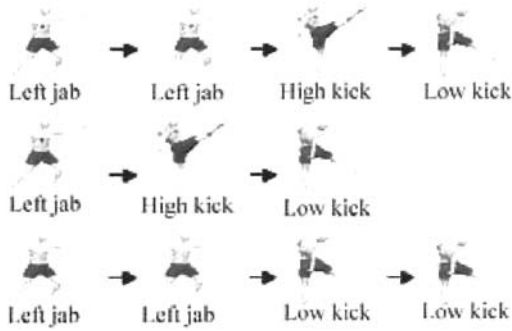


図 5 戦術シーケンス

プレイヤーデータを戦術へ変換することによって得た戦術列からプレイヤーの連続した行動を戦術のシーケンスとして切り取る。これを戦術シーケンスとする。

格闘ゲームのようなアクションゲームにおけるプレイヤーの連続した行動は戦術を単位としたシーケンス（戦術シーケンス）、もしくは状況に応じてシーケンスが分岐することによって生じたグラフ構造（戦術グラフ）となっている。グラフ構造はシーケンスとして得られた戦術シーケンスを比較しマージすることによって構築する。よって、COMに適應する時に戦術グラフから選択される一つの連続した行動の列は、戦術シーケンスとして観測される。

戦術シーケンスは、プレイヤーデータを戦術へ変換して得られた戦術列からシーケンスを切り取り、切り取ったシーケンスを戦術シーケンスとすることで取得する（図 4）。また、戦術グラフは COM に適應するときに戦術シーケンスをマージして作り出す。戦術シーケンスの例として、図 5 のようなものが得られた場合、このシーケンスをマージすることによって図 6 のような戦術グラフを構築することができる。

また、多くのプレイヤーデータから戦術シーケンスを取得すると同じパターンのシーケンスが何度も観測されたり、同じ状況下でも異なる選択をしているシーケンスが見られたりすることがある。これは、人間は同じ状況下でも毎回同じ行動を選択するとは限らず、あえて行動を変えて相手の動揺を誘うといった戦略的な行動を取っているためといった理由が考えられる。そのような頻りに選択される行動や稀に選択される行動など、プレイヤーの行動選択における確率的な要素を再現するために、各シーケンスの出現回数を取得する。戦術グラフ上の戦術を選択する際に、戦術グラフを構成する戦術シーケンスの出現回数を基に確率的に戦術を選択することでプレイヤーの行動選択傾向を再現する。

4.4. プレイヤプロフィールの構成

模倣対象であるプレイヤーのプレイヤーデータからプレ

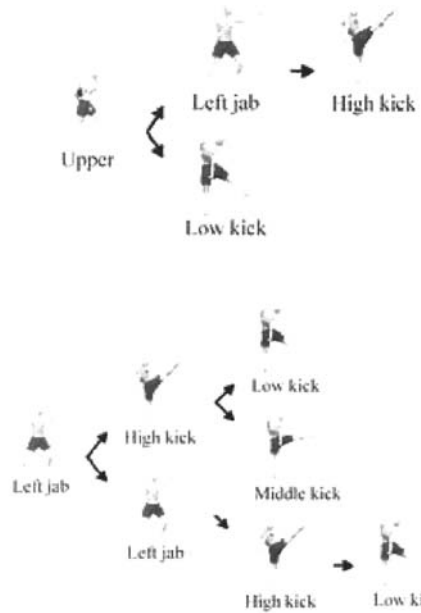


図 6. 戦術グラフ

Fig.6 Graph of tactics

イヤーのプロファイルを作成する。プレイヤープロフィールに記録される情報は、前節までで述べた戦術と、連続した行動を表す戦術シーケンスとその出現回数である。プロフィール適用時には、戦術と戦術シーケンスを読み込み、戦術シーケンスをもとに戦術グラフを構築し、グラフプールへ記憶する。

5. プレイヤプロフィールの適用

本稿では、プレイヤーの行動をプレイヤーデータとして記録し、記録されたプレイヤーデータからプレイヤープロフィールを構築する。プレイヤーデータより構築されたプレイヤープロフィールを基にプレイヤーを模倣した行動を生成する。プレイヤープロフィールを適用した際に、COMは戦術・戦術シーケンスを読み込む。読み込んだ戦術シーケンス中に類似したシーケンスがあれば、それらをマージすることで行動の分岐を表す戦術グラフを作成する。戦術グラフと戦術グラフにならなかった戦術シーケンスは共にグラフプールに記憶される（以降グラフプールに記憶された戦術シーケンスも戦術グラフと呼ぶ）。COMは戦術グラフのルートになっている戦術の選択条件と状態空間における距離を測ることで、戦術グラフを評価・選択し実行に移す。戦術グラフ上の戦術を実行する際には、実行時の状況と遷移候補の戦術に記述された選択条件となっている状況との距離を測り評価・選択

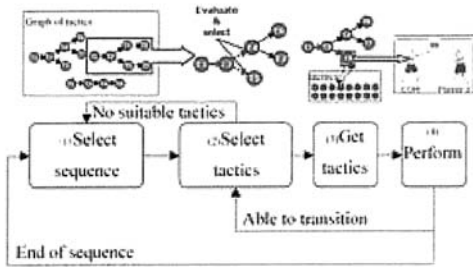


図 7. 戦略の選択から実行まで

Fig.7 From the selection to the execution of a strategy.

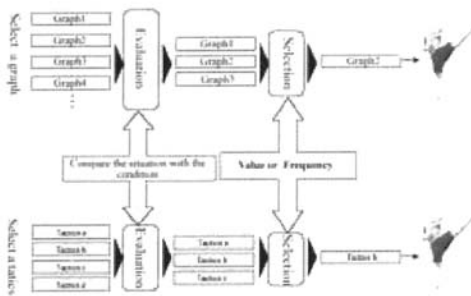


図 8. 戦略・戦術の評価・選択

Fig.8 Evaluation and selection of strategies and

し、選択された戦術に従い行動を決定・実行する。

5.1. 戦術グラフ構築

格闘ゲームのようなアクションゲームにおける連続攻撃のような戦略的行動は、ある技から派生する技であったり、姿勢などの状態により遷移できる行動が制限されたりするために、選択される行動に順序性が生じる。その順序性に従いながら状況によって行動を適宜選択するため、ツリーのようなグラフ構造になるものがある。実際に取得したシーケンスの中にはシーケンスが途中まで同じ戦術で構成されているものがある。そこで、プレイヤープロフィール中のそのような戦術シーケンスをマージし戦術グラフを構築する。状況にあわせてグラフの経路を選択することにより、状況に応じた行動を選択することができる。

また、プレイヤープロフィール適用時にこのようにして得た戦術グラフはグラフプールに記憶される。戦術グラフを構築する組み合わせが無かった戦術シーケンスもグラフプールへ記憶され、戦術グラフと同様に扱われる。

5.2. 戦略・戦術の評価・選択

グラフプールから状況に応じた戦術グラフを選択

することによってプレイヤーを模倣した行動を生成する。COMは図7のように、(1)戦術グラフの評価・選択、(2)戦術グラフ上の戦術の評価・選択、(3)選択された戦術の参照、(4)戦術の実行という基本ルーチンを持つ。また、それぞれの工程に例外があり、(2)において、適切な戦術が無ければ(1)に戻り、状況に適した戦術グラフを選びなおす。また、(4)の後、実行中の戦術グラフに実行中の戦術から遷移可能な戦術が存在するとき、それら戦術を(2)で評価・選択する。

戦術グラフを評価し選択・実行するまでの流れは図8上のような流れになっており、戦術グラフを評価する際には、戦術グラフのルートとなっている戦術の選択条件と実行時の状況の状態空間での距離を各戦術グラフについて求め、その中で閾値内に収まる状況との距離が十分に近いものを選択候補とする。そして、選択された戦術グラフ上の戦術は、図8の下のような流れで、評価し選択、実行される。まず、戦術グラフ上で次に遷移可能な戦術となっている戦術を実行時の状況と戦術の選択条件との距離によって評価する。評価された戦術のうち、閾値以内に収まった戦術を遷移戦術候補とする。次に、評価により遷移戦術候補となった戦術は戦術グラフを選択したときと同様に、各戦術の評価値と各分岐先を構成する戦術シーケンスの出現回数に基づき確率的に選択される。

6. 評価実験

提案システムの有効性を検証するために、実装し実験を行なった。本システムを用いることで、プレイヤーの行動を模倣することができたか、人間を模倣したデータで動作しているCOMが人間のように感じられるか、COMに適用するデータを入れ替えることで他の対戦相手とプレイしている感覚が得られたか、を評価する。実験にはPC(Intel(R) Xeon(TM) CPU 2.80GHz, 1.00GB RAM, ELSA Gloria4 900 XGL)とジョイパッド(Xbox コントローラ)を用いた。実験に使用したゲームのルールは、多くの格闘ゲームと同様に、一定時間内に相手により多くのダメージを与えるか、相手の体力を0にすれば勝利というものである。

実験では、被験者同士の対人戦により10試合プレイしてもらい、10試合分のプレイデータを取得した。その10試合分のプレイデータから被験者それぞれのプレイヤープロフィールを作成して、それぞれをCOMに適用し、まず、被験者にプレイデータ取得時に対戦した相手のプレイヤープロフィールを適用した

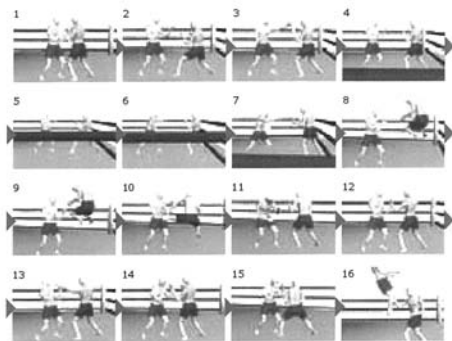


図 9. 被験者 A 実験結果

Fig.9 Experiment results of testee A

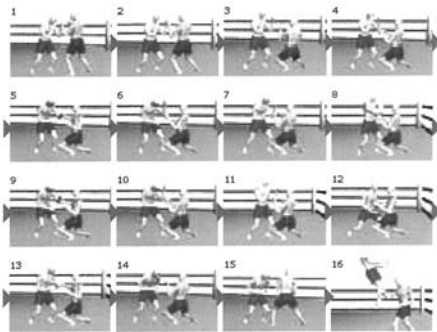


図 10. 被験者 B の実験結果

Fig.10 Experiment results of testee B

COM と対戦してもらった。次に被験者に自身のプレイプロファイルと対戦してもらい、被験者自身の戦略が模倣されているか確認してもらった。最後に、実験の内容に関する計 4 項目の質問についてアンケートをとることで本手法の有効性を評価した。

被験者同士によるプレイデータ取得時の対戦の様子と、被験者とプレイデータ取得時の相手のプレイプロファイルを COM に適用し対戦した時の様子を比較すると、被験者 A は、相手の攻撃を後ろダッシュでかわしながら間合いをとり、その後相手の攻撃の隙を見計らってジャンプキックを出すことで攻撃をしながら相手に接近して、そのまま連続的に攻撃を出し、相手が攻撃してくるようであれば再び間合いを空けるといった戦略をとっていた。この被験者 A のプレイプロファイルを COM に適用したところ、図 9 (図 9 の右のキャラクタ) のように被験者 A と同様に後ろダッシュで相手の攻撃をかわしながら間合いをとり (図 9, 1~6)、相手の攻撃の隙を見計らってジャンプキックによって攻撃をしながら間合いをつめ (図 9, 7~12)、その後連続的に攻撃を出していくような COM の動きを観測することができた (図 9, 12~16)。また、被験者 B (図 10 の右のキャラクタ) は、キャラクタはしゃがんでい

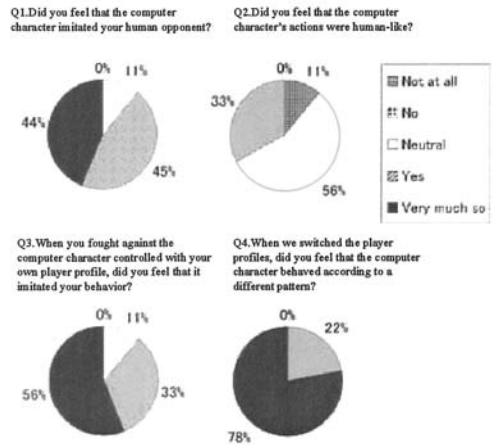


図 11. アンケート結果

れば上段攻撃をかわすことができることに目をつけ、頻繁にしゃがみ状態での攻撃を連続して出し、相手が被験者 B による攻撃をうけ、ダメージを受けることによる隙に合わせて、他のアッパーなどの攻撃を出していくような動きをとっていた。この被験者 B のプレイデータから得られたプレイプロファイルを COM に適用したところ、図 10 のようにしゃがんだ状態による攻撃を多用し (図 10, 1~13)、相手が攻撃を受けて隙が出来たところ (図 10, 14) にアッパーなどの攻撃を出しているところ (図 10, 15~16) が確認された。

次に、対戦を終えた後、被験者 9 人に対してアンケートを行った。その結果、本稿の目的の一つである「Q1. 相手を模倣できていると感じましたか？」 (図 11-A) という問いに対しては、被験者の 44% から「とてもそう思う」、45% から「そう思う」という回答を得ることができた。そして、「Q3. 自身のプロファイルを適用した COM と対戦して、自身の行動を模倣できていると感じましたか？」 (図 11-C) という問いに対しては、56% が「とてもそう思う」、33% が「そう思う」という回答であった。これらアンケート結果により、本手法によって相手の行動を模倣することができる事が確認された。

さらに、本稿ではもう一つの目的として、「プレイプロファイルを入れ替えることにより、様々な行動パターンの相手と対戦する」と挙げている。アンケート中の「Q4. プロファイルを変えた時、異なる行動パターンだと感じられましたか？」 (図 11-D) という問いに対しては「とてもそう思う」という回答が 78% 得られ、プレイプロファイルを入れ替えることで、多様な行動パターンが生成可能であることが示された。

しかし、アンケート中の「Q2.COM の行動は人間的だと感じますか？」 (図 11-B) という問いに対しては、56% が「どちらでもない」、33% が「そう思う」、

残りの11%が「あまりそう思わない」という回答が得られた。この結果の要因を調べるために、あまりそう思わないという回答が得られた被験者の実験時の映像を観察したところ、ある行動に対して、毎回同じ行動を返している場面が見られた。これはその状況が位置する状態空間およびその近傍において、他の選択肢となる戦術が視測されなかったためであると考えられる。実験に用いたゲームの全状態数は約560,000通りあるのに対して、10試合のプレイデータから得られた戦術は平均1000程度であった。しかし、560,000通りの状態の中には視測されることのないような状況もあるため、実際に必要な状態はある程度限定されると考えられるが、それでも必要な状態数に対して10試合のプレイデータより得た戦術は1000パターンでは不十分であったのではないかと考えられる。

7. まとめ

本稿では、模倣対象であるプレイヤーのプレイデータから戦術、戦術シーケンスを取得し、戦術シーケンスからプレイヤーの戦略的行動をあらわす戦術グラフを構築し、それらから状況に応じて戦術を選択することにより、COMにプレイヤーの行動を模倣するシステムを提案し、評価実験により本手法の有効性を示した。また、ある特定のプレイヤーの戦術シーケンス、戦術グラフの集まりをそのプレイヤーのプロファイルとして、プロファイルを入れ替えることにより、様々なCOMの行動パターンを生成した。

本稿では複数の選択候補の中から確率的に選択することにより行動の多様性を得ようとしたが、実際にはプレイデータの不足により多様性が得ることができないようなことがあった。そこでより多くのプレイデータからプレイヤープロファイルを構築することで、より多様な戦術を取得することが考えられる。しかし、戦術の種類が増加と共に戦術シーケンス数も増えるため戦術グラフ選択時の計算量は増加する。そこで、より多くの戦術グラフを扱うには状態に基づいてクラスタリングするなど、効率よく戦術グラフを選択する手法を取り入れる必要があると考えられる。

文 献

[1] Brian Schwab. "AI GAME ENGINE PROGRAMMING", Charles River Media, pp.203-210 (2004)

[2] B. Blumberg, T. Galyean. Multi-level direction of autonomous creatures for real-time virtual environments, In proceedings of

SIGGRAPH 1995, ACM Press/ACM SIGGRAPH, pp.47-54, 1995

[3] J. Funge, X. Tu, D. Terzopoulos. Cognitive modeling: Knowledge, reasoning, and planning for intelligent characters, In Proceedings of SIGGRAPH 1999. ACM Press/ACM SIGGRAPH, pp.39-48,1999

[4] B. Blumberg, M. Downie, M.P.Johnson, B.Tomlinson. Integrated learning for interactive synthetic characters, In proceedings of SIGGRAPH 2002. ACM Press/ACM SIGGRAPH, pp.417-426, 2002

[5] G. Kaminka, M.M.Veloso, S.Schaffer, C.Sollito, R.Adobabati, A.N.Marshall, A.Scholer, and S.Tejada. GameBots:A flexible test bed for multiagent team research. Communications of the ACM, 45(1), 2002

[6] J. E. Laird, and M. C. van Lent. Human-level AI's killer application: Interactive computer games. In Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence, 2000

[7] D. Isla, and B. Blumberg. New challenges for character-based AI for games. In Proceedings of the AAAI Spring Symposium on AI and Interactive Entertainment, pp.41-45, 2002

[8] C. Sammut, S.Hurst, D. Kedzier, and D.Michie. Learning to fly. In Proceedings of the Ninth International Conference on Machine Learning, p.385-393,1992.

[9] Van Lent M, Laird J. Learning Procedural knowledge through observation. In Proceedings of International Conference On Knowledge Capture. ACM Press, p.179-186, 2001

[10] M.Bain, C. Sammut. A framework for behavioral cloning. In S. Muggeleton, K. Furukawa, D. Michie, editors Machine Intelligence 14, Oxford University Press, 1995

[11] J. Dinerstein, P.K.Egbert. Fast Multi-Level Adaptation for Interactive Autonomous Characters, ACM Transactions on Graphics vol.24, p.262-288, 2005

[12] C. Thureau, C. Bauckhage, and G. Sagerer. Learning Human-Like Movement Behavior for Computer Games. In Proc. Int. Conf. on the Simulation of Adaptive Behavior, pp.315-323. MIT Press (2004)

[13] C. Thureau, C. Bauckhage, and G. Sagerer. Imitation learning at all levels of Game-AI. In Proc. Int. Conf. on Computer Games, Artificial Intelligence, Design and Education, pp.402-408 (2004)

[14] C. Bauckhage, C. Thureau, and G. Sagerer. Learning Human-like Opponent Behavior for Interactive Computer Games. In B. Michaelis and G. Krell, editors, Pattern Recognition, Lectures notes in Computer Science 2781, pages 148-155. Springer-Verlag, 2003