

## 科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成25年 6月 8日現在

機関番号：12612

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2010～2012

課題番号：22500123

研究課題名（和文） 棋風を反映した対局システムの開発と評価

研究課題名（英文） Development and Analysis of Shogi program with play style

研究代表者

伊藤 毅志 (ITO TAKESHI)

電気通信大学・大学院情報理工学研究科・助教

研究者番号：40262373

研究成果の概要（和文）：

本研究では、棋風を模倣する手法として、以下の2つの手法を提案した。

Bonanza の評価関数の機械学習を利用して、特定の棋士の棋風を偏重させて学習させる手法を提案し、その実装を行った。具体的には、特長あるトッププロ棋士の棋譜を偏重して学習させることによって、その棋風をある程度模倣できることを示した。

また、一般的な棋風である「攻め-受け」「重厚-軽快」「直線的-曲線的」などに着目し、それぞれの棋風を色濃く反映しているプロ棋士の棋譜を統計的に分析することで、棋風を形成している特徴要素を特定し、その要素を用いて模倣システムを構築した。

研究成果の概要（英文）：

In this research, I proposed the following two approaches as method imitating play styles. I proposed a learning algorithm which overemphasizes the play style of a specific professional shogi player's by using the machine learning of Bonanza. By unbalanced learning of the play records of some top professional shogi players with features, I showed that the play styles of the players could be copied to some extent.

I paid my attention to general play style of shogi; "offensive vs. defensive", "heavy vs. light", "linear vs. non-linear" and so on. I tried determination of the feature element which forms the play style by analyzing statistically the game records of a player which is reflecting each play style deeply.

交付決定額

(金額単位：円)

|        | 直接経費      | 間接経費    | 合計        |
|--------|-----------|---------|-----------|
| 2010年度 | 1,300,000 | 390,000 | 1,690,000 |
| 2011年度 | 1,200,000 | 360,000 | 1,560,000 |
| 2012年度 | 800,000   | 240,000 | 1,040,000 |
| 年度     |           |         |           |
| 年度     |           |         |           |
| 総計     | 3,300,000 | 990,000 | 4,290,000 |

研究分野：知能情報学

科研費の分科・細目：認知科学

キーワード：プレイスタイル、棋風、ゲーム情報学、模倣 AI、機械学習

## 1. 研究開始当初の背景

近年のコンピュータ将棋プログラムは、アマチュアトップクラスを破り、プロ棋士に肉

薄するレベルになっている。2007年、将棋プログラム Bonanza とプロ棋士のタイトルホルダー渡辺竜王との対戦では、Bonanza

は終盤まで緊迫した戦いを繰り広げ、一手差で負けたものの素晴らしい接戦を演じた。

このように、最近の将棋プログラムは一般的なアマチュアレベルでは勝てないレベルになっていると言って良い。コンピュータ将棋がアマチュア初段未満だった頃は、強いアルゴリズムを競うことが求められてきたが、一般のプレイヤーを凌駕した将棋ソフトは、既に強いだけでは売れない時代に入っている。十分に強くなったコンピュータ将棋ソフトを用いて、新しい方向性の研究が求められている。

我々は、認知科学的手法を用いて将棋をプレーする熟達者の研究を行ってきた。その結果、熟達者ほど、探索よりも「大局観」に基づく直観を重視した思考を行っており、その「大局観」を支えているものは、膨大な経験であることを示した。この考えをもとに、我々は人間の直観的思考の構造をコンピュータ上でモデル化する研究を行ってきた。人間の直観的知識をプロダクションルールで直接記述することで、人間の直観的思考を模倣する HIT (Human Intuitive Thought) という将棋システムを作り、その動作より直観的思考アルゴリズムを明らかにした。しかし、人間の直観的思考は無意識化されていることが多いばかりか膨大であり、自分自身でもどのように使われているのかを意識化することが難しく、知識を外化すること自体が難しいことが明らかになってきた。

そこで、我々は、プレイヤーが誰でも直観的に自分の知識を記述でき、その記述した知識を反映したプレーを行うシステム KIDS (Knowledge Intuitive Description System) を構築することで知識の外化を試みることにした。このシステムを様々な熟達者に使わせたところ、その作成された知識は、様々な個性があることが明らかになってきた。また、その異なる個性の知識を戦わせることで、ゲームとしての面白さや深さが味わえることがわかってきた。

将棋のような複雑なゲームでは、戦法や戦略、勝ち方などにプレイヤー特有の個性が表れることがある。これは、人間にとって十分に複雑なゲームであることで、本来唯一の最善手が見えにくくなっているためであり、それによってゲームに奥行きや面白さをもたらしていると考えられる。このプレイヤー特有のプレイスタイルは一般に「棋風」と呼ばれている。有名なプロ棋士で言えば、大山康晴 15 世名人は「受けの棋風」で知られており、谷川浩司元名人は終盤に切れ味鋭い攻めの棋風から「光速の寄せ」の異名を持つ。人間同士の対局では、このような「棋風」を持った相手との対戦が興味をそそり、ゲームとしての面白さを紡ぎ出しているのだと考えられる。

## 2. 研究の目的

本研究では、人間特有のこの「棋風」をコンピュータに持たせることを目標とする。この「棋風」を生み出しているものは、人間で言えば局面をどのように評価するかという「大局観」であると考えられる。「大局観」は人間の経験的知識を積み上げたもので、コンピュータ将棋では、「評価関数」に相当する。

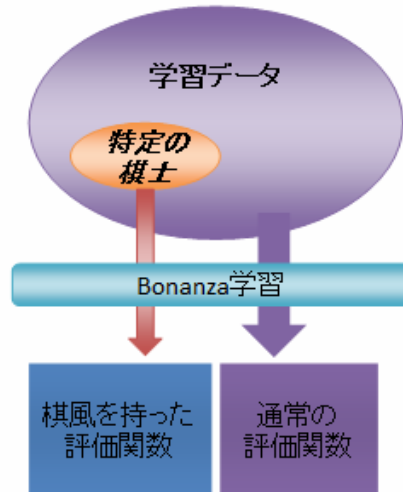
一方、コンピュータ将棋の世界では、2006 年に現れた Bonanza がもたらした評価関数の機械学習という手法 (Bonanza メソッドと呼ばれる) が新しい開発の革命をもたらしている。この数年のコンピュータ将棋選手権では、この Bonanza メソッドを用いたプログラムが上位を占め、評価関数をプログラマーが手作業で作っていた時代からトッププレイヤーの棋譜から機械学習させる時代へと移り変わってきた。さらに、2008 年末に Bonanza が自身のソースコードを公開したことから、さらにその技術が容易に実現可能なものとなっている。

そこで、本研究では、Bonanza の評価関数の機械学習手法を用いてプレイヤー特有の棋風を模倣する手法を提案していく。

## 3. 研究の方法

本研究では、2 つの方向性で棋風の模倣を試みた。

一つは、Bonanza で用いられている機械学習を用い、特定のプレイヤーの棋譜を偏重させて学習させることによる模倣である。



このシステムでは、棋風に特徴のあるトッププレイヤーの棋譜を用いて、実際に学習させ、実験を行い、実際にそれらのプレイヤーの棋風が模倣されているのかを主観の評価させた。

もう一つは、特定のプレイヤーの棋風ではなく、一般的な棋風、例えば「攻撃的一守備的」といった棋風を形成している要素について、

統計的手法を用いて調べた。駒の使用頻度や使い方などを詳細に調べることで、棋風を形成している要素を明らかにすることができた。

| 特徴/グループ名        | 攻め(和集合)   | 受け(和集合)   |
|-----------------|-----------|-----------|
| 終局までの手数         | 0.920789  | 13.64228  |
| 自陣に打った駒の数       | 0.773295  | 6.322325  |
| 敵陣に打った駒の数       | 8.457107  | -6.73951  |
| 自玉の利きの範囲に打った駒の数 | -1.147952 | 4.7077    |
| 敵陣で歩を打った回数      | 2.316738  | -4.577118 |
| 中段で歩を打った回数      | -2.678741 | 2.045764  |
| 自陣で歩を打った回数      | -4.132284 | 2.143357  |
| 敵陣での銀、成り銀の使用頻度  | 5.688739  | -6.526388 |
| 中段での銀の使用頻度      | -3.172838 | -0.827996 |
| 自陣での銀の使用頻度      | -4.664235 | 4.442322  |
| 中段の銀を引いた回数      | -6.321481 | 6.729284  |
| 中段の銀を上げた回数      | -1.213988 | -4.949289 |
| 敵陣での角、馬の使用頻度    | 5.606603  | -4.111797 |
| 中段での角の使用頻度      | 4.908857  | -3.281391 |
| 自陣での角の使用頻度      | -1.49967  | 7.228772  |

棋風模倣システムでは、当研究室で開発した合議アルゴリズムにおける乱数合議法を用いた。一つの Bonanza の評価値に乱数を与えることで、指し手の候補手のバリエーションを増やした。そして、それら候補手の中から、最も攻撃的な手、守備的な手と判断される手をサポートベクターマシンを用いて判別し、選択することによって棋風を模倣するシステムを実現した。

このシステムを使うことで、実際に通常の Bonanza よりも、「攻撃的な棋風」「守備的な棋風」に類似した特徴要素の手の頻度が近くなることが統計的に示された。

| 特徴/グループ名   | オリジナル   | 攻めAI   | 受けAI    | 攻めの棋風  | 受けの棋風  |
|------------|---------|--------|---------|--------|--------|
| 金将の使用回数    | 3.552   | 10.145 | -2.567  | 1.245  | 2.462  |
| 金将を打った回数   | 35.907  | 36.782 | 17.366  | 13.008 | 1.517  |
| 敵陣の金を引いた回数 | 3.802   | 2.731  | 1.575   | 1.054  | -0.572 |
| 敵陣の金を上げた回数 | 6.855   | 7.799  | 2.593   | 2.302  | -1.551 |
| 中段の金を引いた回数 | -1.099  | -3.076 | 0.409   | -4.21  | 5.027  |
| 中段の金を上げた回数 | 1.029   | 3.326  | -3.473  | -1.947 | 2.402  |
| 自陣の金を引いた回数 | 7.432   | 5.501  | 2.462   | 1.31   | 2.943  |
| 自陣の金を上げた回数 | -20.084 | -11.17 | -10.963 | -4.805 | 0.845  |
| 敵陣での金の使用回数 | 9.25    | 10.71  | 4.624   | 5.451  | -2.087 |
| 中段での金の使用回数 | 0.686   | 5.699  | -2.142  | -2.831 | 4.89   |
| 自陣での金の使用回数 | -2.408  | 0.613  | -4.58   | 0.24   | 0.544  |
| 敵陣で金を打った回数 | 9.322   | 10.433 | 5.139   | 4.744  | -1.977 |
| 中段で金を打った回数 | 2.277   | 6.392  | -1.355  | 2.512  | -1.363 |
| 自陣で金を打った回数 | 11.336  | 8.261  | 7.546   | 4.086  | 4.532  |

さらに、主観的評価として、このシステムによって作成された棋譜をアマチュア有段者からプロ棋士に見せて、実際にどのような棋風に感じるのかを評価させた。その結果、棋力の高い人ほど、このシステムの棋風の模倣の精度が良いという評価をする傾向が見られた。

#### 4. 研究成果

これらのシステムは、実際に構築し、棋風を模倣した将棋プログラムを提示すること

で、その効果を実証する実験を行った。

特定のプレイヤーの棋風を模倣するシステムにおいては、特徴の際立ったトッププロ棋士については、被験者はその棋風を感じることができた様子で、ブラインドテストでもかなりの確率で正確に言い当てることができた。ただし、棋風の特徴が乏しいプレイヤーについては、必ずしも正確な評価ができなかった。また、序盤の戦型選択において、序盤データベースによる模倣を行った場合、さらに良い結果が得られることが指摘された。

一般的な「攻撃的-守備的」棋風を模倣するシステムについては、統計的手法でデータを分析することで、これまで顕在化しにくかった棋風を構成する要素について、議論を深めることができた。また、これらの要素を利用した模倣システムも、評価実験では、良い結果が得られており、これらの成果をより精緻な評価実験結果を添えて、発表していく予定である。

#### 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計0件)

[学会発表] (計9件)

- ① 仲道隆史、伊藤毅志：評価関数の機械学習を用いた自然な弱さを持った思考ゲームAIの作成、第7回エンターテイメントと認知科学シンポジウム、(2013.3.18).
- ② 澤宣成、伊藤毅志：将棋における棋風を模倣するAIの構築、第7回エンターテイメントと認知科学シンポジウム、(2013.3.18).
- ③ 伊藤毅志、高橋克吉、猪爪歩、加藤英樹、村松正和、松原仁：人間とコンピュータの思考の違い～囲碁の次の一手問題による考察～、ゲームプログラミングワークショップ2012、(2012.11.9).
- ④ 高橋克吉、猪爪歩、伊藤毅志、村松正和、松原仁：次の一手課題に基づく囲碁と将棋の特徴比較、ゲームプログラミングワークショップ2012、(2012.11.9).
- ⑤ 澤宣成、伊藤毅志：将棋における棋風を形成する特徴要素の統計的分析、ゲームプログラミングワークショップ2012、(2012.11.10).
- ⑥ 生井智司、伊藤毅志：棋風を反映したコンピュータ将棋、第6回エンターテイメントと認知科学シンポジウム、pp. 24-27

(2012. 3. 18).

- ⑦ 澤宣成, 伊藤毅志: 将棋における棋風を形成する要素に関する統計的分析、情報処理学会ゲーム情報学研究会、26-3 (2011. 7. 1).
- ⑧ 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、情報処理学会ゲーム情報学研究会、24, No. 3 (2010. 6. 25).
- ⑨ Satoshi Namai and Takeshi Ito: A trial AI system with its suggestion of Kifuu (playing style) in Shogi, The 2010 Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence TAAI 2010, (2010. 11. 20).

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

伊藤毅志 (ITO TAKESHI)

電気通信大学・大学院情報理工学研究科・  
助教

研究者番号 : 40262373