JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	機械学習による囲碁の着手の日本語表現
Author(s)	宍戸，崇音；池田，心；ビエノ，シモン
Citation	研究報告ゲーム情報学（GI），2015-GI-33(4)：1-7
Issue Date	2015-02-26
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/13463
Rights	社団法人　情報処理学会，宍戸 崇音，池田 心，ビエノ シモン，研究報告ゲーム情報学（GI），2015-GI-33(4)，2015，1-7．　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.
Description	

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

Vol.2015-GI-33 No.4
2015/3/5

機械学習による囲碁の着手の日本語表現

宍戸 崇音[1,a)]　池田 心[1,b)]　ビエノ シモン[1,c)]

概要：近年の囲碁プログラムの強さは，プロ棋士に 4 子のハンデで勝つなど，ほとんどのアマチュアにとって充分な域に達しつつある．そのため，次の段階として人間を教える・楽しませるといった目的での研究も盛んになってきている．指導碁や接待碁で人間を楽しませる要素の 1 つに「感想戦，検討，対局中のお喋り」があるが，このためには“形”を表現する単語（ツケ，ハネなど）をコンピュータに表現させることが望ましい．そこで本論文では，機械学習を用いて盤面と着手から単語を導くことを目指した．まず，形の単語を約 70 種類に絞ったうえで，アマチュア高段者 6 人に棋譜を渡して各着手にラベル付けをしてもらった．この際，「ハネとも言えるし，オサエとも言える」ような手が頻繁にあるという困難さを考慮し，複数のラベルを付けることができるようなフォーマットとし評価の参考とした．学習には，着手の周囲の配石パターン以外に，呼吸点の変化や石が何線にあるかなど囲碁特有の特徴量を用いることで性能向上を図った．人間同士であっても単語の一致率は約 82 %にすぎないが，比較的単純な機械学習でもこれに近い値を出すことに成功した．着手の日本語表現によって，コンピュータとの感想戦，検討，お喋りの実現に近づくとともに，初級者の知識定着も図ることができる．

キーワード：楽しませる AI，囲碁，機械学習，日本語表現，形の名前

Japanese expression of the move of Go by machine learning

SHISHIDO Takanari[1,a)]　IKEDA Kokolo[1,b)]　VIENNOT Simon[1,c)]

Abstract: Computer Go programs have recently won against professional players with a 4-stone handicap, which is a level of strength sufficient for most amateur players. A new target for research is then to create programs able to entertain or teach Go to human players, but communication is a major obstacle, especially because moves in the game of Go are described by many specific terms such as Tsuke or Hane. In this research, our goal is to make the program able to label the moves with their associated specific term. We used machine learning to deduce the term for a move from the local patterns of stones. First, 6 strong amateur Go players recorded for each move of some game records the corresponding specific term, or possibly multiple terms, from a pre-selected list of 71 terms. Secondly, a machine learning algorithm was executed and the performance was improved by using not only the local patterns of stones but also features specific to the game of Go, such as changes of liberties or distances to the edge of the board. The human players associated the same specific term to a move at a rate of 82% and our progam succeeded to achieve a similar rate although the machine learning method was rather simple. Such derivation of the terms for moves is a first step towards Go programs able to chat with human players during game reviews or matches.

Keywords: Entertainment Computing, Go, Machine Learning, Japanese Expression, Specific Term

1. はじめに

長い間，コンピュータ囲碁にとっての中心的課題は「強くすること」だったが，Zen が武宮正樹九段に 4 子置いて勝つなど，ほとんどのプレイヤにとってコンピュータ囲

[1] 北陸先端科学技術大学院大学
JAIST, Asahidai 1-1, Nomi, Ishikawa, 923–1211, Japan
[a)] s1210026@jaist.ac.jp
[b)] kokolo@jaist.ac.jp
[c)] sviennot@jaist.ac.jp

ⓒ 2015 Information Processing Society of Japan

碁の強さは充分な域に達しつつある．そのため，次の段階として人間を教える・楽しませるといった目的での研究も盛んになってきている．現在，初級者の指導は多くの場合人間の上級者が担っている．しかし，上級者は強さが充分であっても教える・楽しませる技術は充分でない場合がある．また，それらの技術を持つ指導者は少数で，指導を受けるのは高コストになるため，指導碁や接待碁で人間を楽しませることができるコンピュータ囲碁が望まれる．池田らは，コンピュータが接待碁において人間を楽しませるために必要な要素として，1) 相手モデルの獲得，2) 形勢の誘導，3) 不自然な着手の排除， 4) 多様な戦略，5) 着手や投了の適切なタイミング，6) 感想戦，検討，おしゃべり，の 6 つを挙げている [1]．本研究の目的は，感想戦・検討・お喋りができるコンピュータの実現に近づくために，“形”を表現する単語（ツケ，ハネなど）をコンピュータに表現させることである．なぜなら，人間同士が囲碁の感想戦や検討を行う際，「ここは十六の 12 じゃなくて十六の 13 か十七の 11 だと思った」というような着手の位置を座標で述べることは稀で，ほとんどの場合は「ここはケイマじゃなくてツケがコスミだと思った」など形を表現する単語を用いるからである．コンピュータに形を日本語表現させられれば，初級者の形に関する知識定着に役立つこともできる．本論文では，“形”を表現する単語をコンピュータに表現させるために，機械学習を用いて盤面と着手から単語を導くことを目指した．

2. 関連研究

人工知能技術の発展と計算機性能の向上により，多くのゲームでコンピュータプレイヤの強さは十分なものになりつつあり，自然さや楽しさを目指した研究が注目されるようになっている．例えばスーパーマリオブラザーズに代表される横スクロールアクションゲームに関するコンピュータ競技会では，単に「うまくマリオを操作して早くクリアする」という目的の競技の他に，「人間がプレイしているようにマリオを操作する」あるいは「人間がプレイして楽しいと思えるステージを生成する」という競技が行われ，注目を集めた [2]．

池田らは，コンピュータが接待碁において人間を楽しませるために必要な要素として 6 つの要素を挙げ，そのうち多様な戦略の演出や，不自然な着手を抑制しながら形勢を誘導する方法については具体的なアプローチを提案している [1]．しかし感想戦・検討・おしゃべり等については必要性が述べられているだけで具体的な手法は提案されていない．

市販ソフトウェアではこのような感想戦・検討はいくつか試みられている．たとえば「やさしい囲碁」ではキャラクタに口語で喋らせることで擬人化を図り，また座標ではなく一部“切りの手で良い手ですね”など形の名前で表現する工夫もされている．最近の市販ソフト「天頂の囲碁 5」にも女流棋士の声で着手の形を読み上げてくれる機能があり，プレイヤの満足度を高めることに貢献している [3]．これらのソフトの内部でどのように着手を形の名前に変換しているかは不明であるが，おそらくいくつかの条件文を用いたルールベースの判定であろうと想像される．本論文の目的の一つは，このような技術を再現可能な形で記述することにある．

“盤面の状態と着手から，その着手の形の名前を正しく関連付ける”ことは，もし各名前が明確かつ簡潔に定義できるならば，手作業でルールを作成すればよい．しかし実際には，「マガリとオサエ」「ノビとヒキ」「ツメとヒラキ」のように違いが微妙で明文化しにくいものも多い．このような場合にしばしば用いられるのが，機械学習の一つ，教師あり学習である [4]．教師あり学習では，入力と出力の正解例を多く与えたうえで，関数モデルを選択してそのパラメータを自動で最適化する．例えば，こういう状況ではノビだ，こういう状況ではヒキだ，という正解例を 100 例ずつ与えられれば，ノビやヒキが本来どういう意味であるかの定義を知らずとも，どちらなのか未知の例に対してある程度正しく答えられるようになるだろう．

教師あり学習には非常に多くのタイプがあり，またそれゆえに非常に多くの関数モデルや学習法が用いられる．入力が離散値なのか連続値なのか，入力要素数が多いか少ないか，出力が yes/no の 2 値なのか，複数個のラベルなのか，連続値なのか，それぞれに合わせて関数モデルや学習法を選ぶ必要がある．代表的なものとしては，本論文で用いる決定木の他に，ニューラルネットワークや，サポートベクターマシンなどが挙げられる．決定木は他の二つに比べて変数間依存性の高い連続値問題では分類性能が劣るが，学習が高速で，また得られた結果から「どのような条件で判定しているか」を理解しやすいという利点がある．

3. 提案手法

本研究は機械学習を用いて盤面と着手から単語を導くことを目指す．研究手順を以下に示す．

(1) 既存ソフトの日本語表現機能の調査を行う．
人気ソフト「天頂の囲碁 5」は着手の形を読み上げる機能を持っている．それが日本語表現機能としてすでに充分であるかどうか，上級者による評価を行うことで調査する．

(2) 一手のみ（手筋以外）について教師あり学習を行う．
囲碁の手の形には，手筋と呼ばれる複数手からなるものもあるが，まずは一手のみの形，中でも基本的な形に絞って教師あり学習を行い，形の分類と日本語表現を目指す．教師あり学習に必要な学習データは，上級者の協力を得て局面・手と対応する形のセットを集め

ⓒ 2015 Information Processing Society of Japan

る．次に，石の絶対位置やパターンなど形の分類に影響しそうな特徴量を設計し，局面と手から特徴量を抽出したのち，入力（局面・手）と出力（形の名前）のセットを作成する．そしてそれを決定木学習法の一つ，J4.8 で学習する．

(3) プロ棋士に評価してもらう．
得た学習結果による形の分類が，人間にとって適切なのか評価してもらう．この評価には正解か不正解か，ではなく満足度を用いる．満足度を用いるのは，形の判断は正解不正解が明確に定められるものではないからである．

4. 学習データの採取と既存手法の性能

4.1 形の限定

本研究では，まず概ね基本的な形の日本語表現を試みる．そのため，形を表すあらゆる囲碁用語を最初からコンピュータに言わせようとするのではなく，**表 1** に示した我々が選定した基本的な形 71 個に限定してある．

例えば，上ツケや下ツケ，外ツケや内ツケは全てツケ，一間高ガカリや二間ガカリも全てカカリとしている．さらに，「攻め」「守り」「シチョウアタリ」「くすぐり」「コウダテ」「様子見」「きかし」など，形というよりは「手の意味」にあたるような用語も除いてある．

4.2 学習データの採取

学習データとする局面・手と形の名前のセットの採取は，人間の上級者の協力を得て行った．フリーの囲碁棋譜再生・編集ソフト「MultiGo」[5] を用いて，図 1 のように棋譜中に表れた形を入力してもらった．

入力の際，入力フォーマットは「トビ，ヒラキ（90）」のように第一候補だけでなく第二候補の形を点数を共に入力できるようにした（トビに点数が書かれていないのは 100 点を意味している．入力の簡単のため）．これは，形は唯一の正解に定まらず準正解のようなものがある時があるためである．点数は 70〜100 点の範囲で入力してもらい，最も適切と思う形を 100 点，「私なら A だと思うけど，B でもさほど違和感は感じない」程度なら，B90 点，「B と言われると少し違和感がある」なら 80 点，「B もありかもしれないが・・・」程度なら 70 点，と例示した．

4.3 学習データの特徴

本節では実際に学習に利用したデータの特徴について述べる．入力したのは 6 名のアマ高段者で，北陸アマ名人を含め，概ね kgs4d 以上である．棋譜にはプロ棋士あるいはトップアマの 60 局を用い，総採取手数は 11,526 手となった．71 種類の形のうち最も頻繁に登場したのはツギで 1404 回，続いてオサエの 1062 回などとなっている（表 1）．

登場回数には大きな開きがあり，有名な形であっても登場回数 10 回以下のものもいくつか存在し，これらは自動的な機械学習では精度の高い分類は困難であると予想される．

6 名は基本的には異なる棋譜に形を入力したが，1 枚の棋譜（総手数 117 手）だけは共通して入力してもらった．2 人の入力者が同じ手に対してどの程度同じ形を第一候補としたか調べたところ，その割合は平均で 82.2%，第二候補との一致を含めた場合でも 87.0% に過ぎなかった．入力者は共著者（池田）を除いて金沢大学囲碁部員であり，同じコミュニティに属していながら 2 割近くも違う意見を持つという事実は，形の名前を言うという作業が曖昧かつ困難なものであることを示している．

表 1 選定した形と出現回数

ツギ (1404)	カカエ (135)	カド (44)
オサエ (1062)	コモク (133)	トビサガリ (40)
ハネ (940)	フクラミ (123)	ハサミツケ (39)
アタリ (827)	星 (105)	大ゲイマ (37)
ノビ (639)	コスミツケ (103)	ヒラキヅメ (37)
デ (612)	アテコミ (101)	ホウリコミ (36)
トビ (575)	グズミ (88)	オキ (35)
キリ (531)	トビツケ (87)	ハザマ (26)
ツケ (441)	ハサミ (84)	タチ (26)
ケイマ (386)	ワタリ (80)	ツケコシ (20)
コスミ (352)	ハネダシ (67)	ハネコミ (18)
ヌキ (351)	トリ (67)	サシコミ (18)
オシ (302)	シマリ (66)	ツキダシ (18)
ノゾキ (295)	カケ (66)	ワリウチ (16)
マガリ (251)	ウチコミ (65)	トビコミ (10)
サガリ (223)	スベリ (64)	ケイマツギ (9)
ヒラキ (209)	ボウシ (62)	ハサミ返し (7)
ブツカリ (203)	ワリコミ (62)	星下 (7)
ハイ (193)	ツメ (60)	両ガカリ (7)
ヒキ (192)	タケフ (54)	ヘコミ (6)
コウトリ (176)	三々 (54)	ゲタ (4)
カカリ (170)	カタ (50)	目ハズシ (5)
カケツギ (151)	ソイ (46)	高目 (4)
ニゲ (139)	ナラビ (46)	

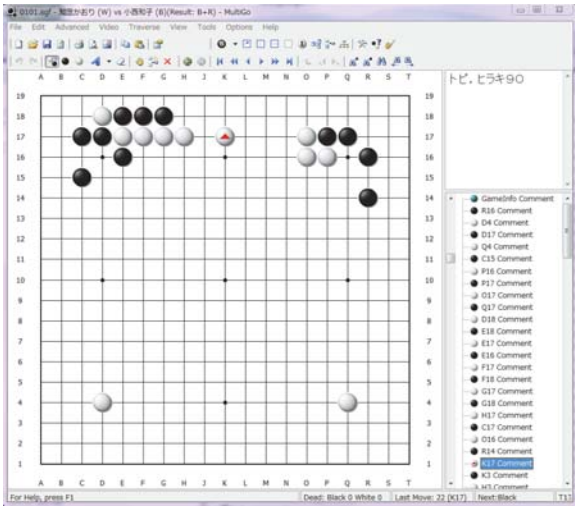

図 1 形の入力の様子

4.4 既存手法の性能

本節では，本研究以前に行われた着手の日本語表現の試みについて，市販ソフト「天頂の囲碁 5」と囲碁プログラム「Nomitan」の性能を述べる．

天頂の囲碁 5（以下「天頂」）は人気の市販ソフトであり，着手の際にその着手がどんな形になっているのか読み上げる機能を持つ．

天頂に棋譜 4 枚を与え，総手数 262 手分の読み上げ結果を記録した．次に，満足できるかどうかを，1 名のアマ高段者に評価してもらった．そして，262 手を次の 4 つに分類した．

1)．天頂の読み上げで正解
2)．天頂の読み上げでは不自然
3)．読み上げ無し
4)．天頂の読み上げでは間違い

4 つがそれぞれ 262 手中に占める割合は，1) 65.6 %，2)2.3 %，3)30.2 %，4)1.9 %であった．すなわち，読み上げた場合には間違いが少ないが，読み上げてくれないことがかなりの割合であった．読み上げない形としては，アテコミ，グズミ，ハサミツケなど少し高度な形が含まれた．市販ソフトであるので，読み上げて間違うよりは，読み上げないほうが良いとの判断だったと推測する．

Nomitan は北陸先端科学技術大学院大学の飯田研・池田研で開発された囲碁プログラムであり，機械学習ではなく人間が考案した 554 の比較文によるルールによって形の分類を行い日本語表現する機能がある．4.2 節で得た 11,526 手について，各局面・手での Nomitan の出力を得たところ，人間の第一候補と Nomitan の出力の一致率は 73.7 %，第二候補まで含めた場合は 76.6 %であった．これは 4.3 節で述べた人間同士の一致率 82.2 %，87.0 %に比べると 10 %以上劣っている．もともとこの機能は 9 路盤用 [6] に作られたものであり，ヒラキ・ボウシなど広い盤で登場する形が登録されていなかったことも原因である．

これらのことから，我々はまだ着手の日本語表現の研究価値があると考えた．

5. 機械学習と予備実験

5.1 特徴量の設計

教師あり学習では，入力を盤面そのものではなく，そこからいくつかの特徴量を抽出してアルゴリズムに渡すことが望ましい．どのような特徴量を抽出するかは性能に直結し，粗すぎる特徴量では高い精度は望めず，逆に細かすぎる特徴量では過学習を引き起こし高い汎化性能が望めない．

まず我々は，Nomitan のルールベース手法の中で使われている変数を特徴量の候補とし，そこから明らかに不要なものを除いた以下の 25 個の特徴量を用いることにした．

この中で登場する「R 距離」は，ユークリッド距離ではなく，図 2 のように着目点から $(\delta x, \delta y)$ だけ離れた点の距離を $d(\delta x, \delta y) = \delta x + \delta y + \max(\delta x, \delta y)$ としたものである [7]．

- PosX，PosY ： (x,y) 座標を $y \leq x \leq 10$ となるように回転・反転させたもの．星やコモクなどを分類するのに必要．
- Height：何線か．一番近い盤端までの距離．
- DistToMyNearest：最寄りの味方の石までの R 距離．周囲に他の石がなければ，これが 2 ならナラビ，3 ならコスミ，4 ならトビ，5 ならケイマなどとなる．
- DistToOpNearest：最寄りの敵の石までの R 距離．周囲に他の石がなければ，これが 2 ならツケ，3 ならカドやカタなどとなる．
- HeightOfMyNearest：最寄りの味方の石が何線にあるか．
- HeightOfOpNearest：最寄りの敵の石が何線にあるか．例えばこれと Height を比べれば，カドとカタ，オシとハイなどが区別できる場合が多い．
- Lib1Op：打たれた箇所の上下左右に，敵の呼吸点 1 の石の集団がいくつあるか．これがあればヌキになることが多い．
- Lib2Op：打たれた箇所の上下左右に，敵の呼吸点 2 の石の集団がいくつあるか．これがあればアタリになることが多い．
- Lib1My：打たれた箇所の上下左右に，味方の呼吸点 1 の石の集団がいくつあるか．
- Lib2My：打たれた箇所の上下左右に，味方の呼吸点 2 の石の集団がいくつあるか．
- NewLib：その手を打つことによって，その置かれた石と，その石と連結している石の集団の呼吸点がいくつになるか．
- CutNum：左と下に敵石，左下に味方の石があるような格好かどうか．直接的にキリと関係する．
- R 距離が 2〜4 の周囲 12 マスの状態（0：空　1：味方の石がある　2：敵の石がある　3：盤外）

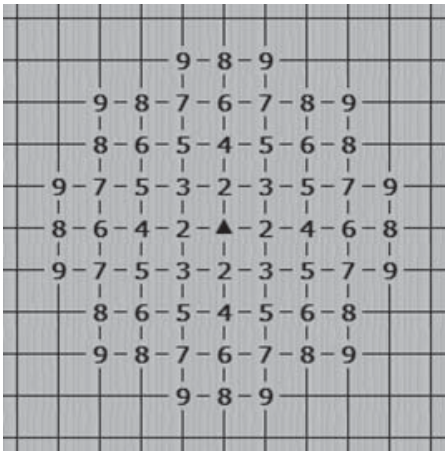

図 2　R 距離の例．数字は各点と▲との距離

ⓒ 2015 Information Processing Society of Japan

5.2 機械学習の方法

採取した学習データを教師としてデータマイニングソフト Weka の J4.8（C4.5[8] を java で実装したもの）を用いて機械学習を行う．その手順を以下に示す．

(1) 採取した学習データは局面・手と形の名前のセットの sgf ファイルであり，Weka では扱うことができない．その sgf ファイルから Nomitan とスクリプトによって 5.1 節で述べた特徴量を抽出し，局面・手，形の名前，特徴量をセットにした csv ファイルを作成し，Weka で扱えるようにした．

(2) 作成した csv ファイル（学習データ）を Weka に読み込み，学習に不要な属性（棋譜番号や手数）を削除する前処理を行う．そして，分類器に J4.8 を選び決定木を作成させ，一致率を得る．なお，決定木作成に要する時間は一般的な PC で約 1 秒，10 folding 交差検証による一致率評価を行っても 10 秒程度で終わった．

(3) さらに，出力結果を入力してもらった第二候補とも比較し，その一致率（準正解率）も得る．

一致率を得るまでのデータの処理の流れの概念図を図 3 に示す．

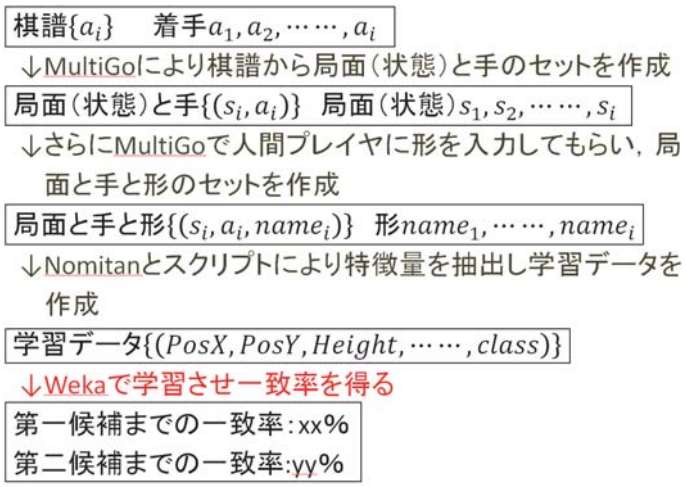

図 3　データの処理の流れの概念図

5.3 予備実験の結果と考察

機械学習の苦手分野を見るための予備実験として 5.1 節で述べた特徴量を用いて，学習を行い一致率を得た．その結果は

- 第一候補までの一致率：75.3 %
- 第二候補までの一致率：76.8 %

となり，Nomitan の出力結果 73.7 %，76.6 %より少し良いが，人間同士の一致率 82.2 %，87.0 %にはまだまだ及ばなかった．

Nomitan と機械学習で形ごとの正答率を見てみると，**表 2** のように周囲のパターンに関する形は Nomitan の方がよく正解していることが分かった．これらの形が Nomitan のルールベースで高い正答率となっているということは，特徴量をうまく設計すれば苦手部分が解消されて全体の一致率も向上することが期待できる．これらの形は出現回数が多いという点でも一致率向上が期待できる．

表 2　周囲のパターンの一部に関する形の正答率

正答率	Nomitan	機械学習
マガリ（251）	76.6	41.6
デ（612）	83.2	59.3
オシ（302）	85.4	65.2

6. 特徴量の改善と評価実験

本章では，前節で見られた機械学習の苦手部分を解消するべく工夫した特徴量と，それを用いた実験結果について述べる．

6.1 特徴量の改善と実験結果

前節で用いた周囲のパターンに関する特徴量は，周囲 12 マスの状態である．これらの特徴量では，「事実上同じ配置の石でも，違う特徴量として扱われる」という問題がある．例えば周囲 3 × 3 マスが図 4 のような状況を考える．これらは全て，回転および反転によって重ね合わせることができるパターンであり，黒番であれば「デ」と呼ばれるようなパターンである．これらを別のパターンとして扱うとそれだけ条件分岐の数も増えるうえ，なにより該当する学習データが少なくなってしまう．そこで，これらのパターンを同一のものとして扱うようにした．具体的には，以下の優先順でパターンに回転と反転を加え，8 通りのパターンを唯一のものに置き換える．

(1) できるだけ自分の石が直下に来るようにする．無理なら敵の石が直下に来るようにする．

(2) 上の条件の次に，できるだけ自分の石が直左に来るようにし，無理なら敵の石が直左に来るようにする．

(3) 同様に，自分の石か敵石が直右に来るようにする．

(4) 同様に，自分の石か敵石が左下に来るようにする．

(5) 同様に，自分の石か敵石が右下に来るようにする．

(6) 同様に，自分の石か敵石が左上に来るようにする．

図 4 の例であれば，まず自分の石が直下に来る (b)(e) が優先され，続いて直左に敵石が来る (e) に統一される．

この効果は劇的で，5 %以上の一致率向上をもたらした．また，周囲のパターンの一部に関する形の正答率もマガリ：75.5 %，デ：83.6 %，オシ：81.9 %と大幅に向上した．なお，この統一方法の前に「天元（碁盤の中心）に近い方向を上，続いて右に来るように回転・反転する」ことを試みたが，これは 1 %程度の向上にとどまった．例えば「オシとハイ」のように（何線かの意味で）上か下かが重要な場合にはこれは有益だが，殆どの形ではそれよりも同一視による学習データ数増加の恩恵のほうが大きかったようで

ⓒ 2015 Information Processing Society of Japan

ある．

これに加えて，以下の細かい特徴量の添削とパラメータ調整を行った．一つ一つの貢献度は一致率にして最大で 0.3% 程度であり，学習データによっては不要または有害な変更かもしれない．

- HeightMy の特徴量を削除．
- 周囲の石パターンに，R 距離が 5 の 8 点を追加．
- 周囲の石パターンに，（回転後の）3 マス下，3 マス上を追加
- （回転後の）左下，下，右下，左下の下，下の下，右下の下にある自分の石の合計数を追加
- J4.8 のパラメータである Confidence の値を 0.25 から 0.1 に変更
- J4.8 のパラメータである Subtree Raising を False に変更

これらの工夫の結果最終的には，第一候補までの一致率が 82.0 %，第二候補までの一致率：85.4 %となった．これは Nomitan 性能を明らかに上回り，人間同士の一致率 82.2 %，87.0 %にもかなり迫る性能である．

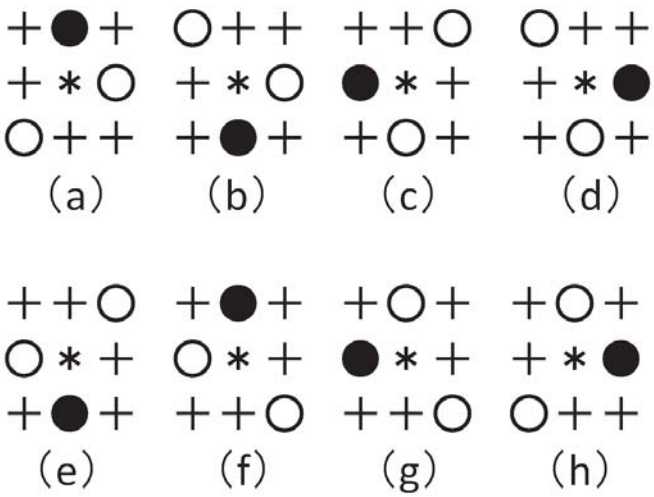

図 4　事実上同じ配置の石．多くの場合「デ」になる．

6.2　形ごとの正答率と，現在の問題点

総合的な一致率は 82 %程度であるが，形によって得手不得手はある．図 5 は，横軸を棋譜中の出現回数（logscale），縦軸を正答率（適合率と再現率の平均値）にとったもので，正答率 10 %以下のものから 100 %のものまで幅広い．全体的な傾向としては出現回数が多いほど正答率も高くなるが，同じくらいの出現回数でも上下には幅がある．例えば星・小目・目ハズシ・高目などは空き隅に対する着手で条件が作りやすく，登場回数はさほど多くないがほぼ 100 %の正答率となっている．

例えば，図 6 の白の手（プロ棋士によればウチコミと呼ぶべきもの）を機械学習ではヒラキヅメと判定してしまっ

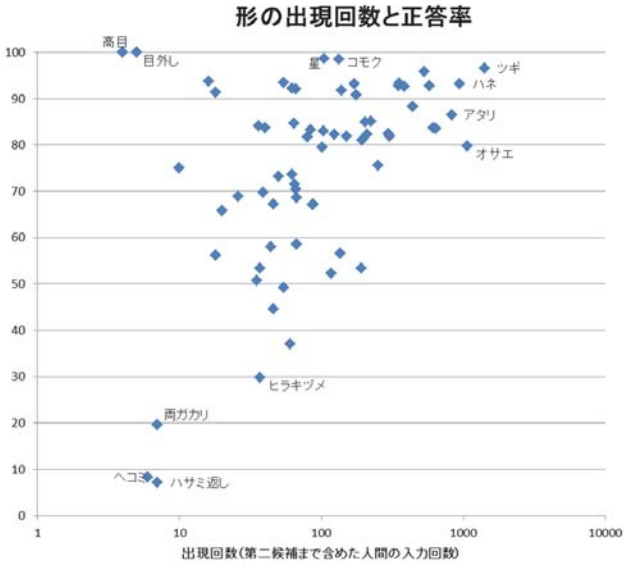

図 5　形の出現回数と正答率

たが，これはヒラキヅメとは全く異なるもので，かなり印象は悪い．これをヒラキヅメと判定してしまった理由は，「3 線か 4 線にあり，一番近い自分の石と 6 の R 距離，一番近い相手の石と 4 以上 6 以下の R 距離」というようなルールがヒラキヅメについて作られてしまったからかもしれない．本当のヒラキヅメもこの条件を満たす．実際には，一番近い自分の石や相手の石も 3 線か 4 線になければならないなど追加の条件が必要であるが，ヒラキヅメは全体で 35 回（約 0.3 %）しか出現しておらず，そこまでは学習できなかったと予想できる．このように，特に出現回数の少ない形について，「明らかに間違っている」名前を言ってしまうのは現在のシステムの問題点である．

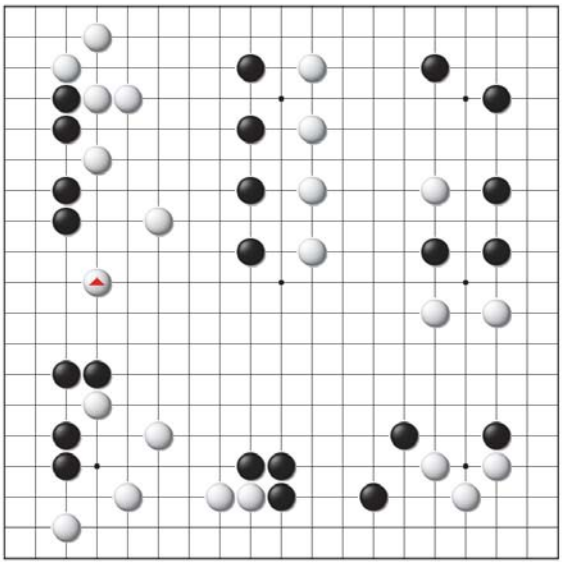

図 6　明らかな間違いの例

ⓒ 2015 Information Processing Society of Japan

6.3 プロ棋士による評価

機械学習による形の日本語表現がプロ棋士の目から見てどれだけ満足できるか，機械学習による出力結果を載せた棋譜をプロ棋士（日本棋院六段）に見せ評価してもらった．3 章で述べたとおり，評価には正解か不正解かではなく満足度を用いた．

まず，4.2 節で入力してもらった棋譜から共著者を除く 5 名分 1 枚ずつを無作為に選び，うち 3 枚は初手から 100 手目まで，2 枚は 101 手目から 200 手目までを残して，それ以外の入力された形は削除した．入力された第二候補も削除した．続いて，同じ棋譜合計 500 手分について，Weka の判定結果を同様の形式になるように sgf ファイルに記録した．

そのうえで，プロ棋士にこれらの入力者を明かさずに評価をしてもらった．評価項目としては，各手を

(1) 自分でもこう呼ぶ
(2) 自分なら別の形で呼ぶが，これでもさほどおかしくはない．
(3) これはわりと違和感がある．
(4) これは明らかにおかしい．

の 4 項目に分類してもらった．その上で，各棋譜（100 手）ごとに，その総合点を出してもらった．総合点は「90 点＝ＮＨＫでの読み上げにも使えるレベル」「80 点＝アマ三段の会話で通用するレベル」「70 点＝アマ 6 級くらいといい勝負のレベル」を目安としてもらった．

分類結果と総合点を**表 3** と**表 4** に示す．(2)(3)(4) の列は弱い違和感 (2) から強い違和感 (4) までが 100 手中に何手あったかその回数を示し，少ないほうが良い結果となる．

表 3 アマチュアの形入力に対するプロ棋士の評価．違和感の回数と総合点．

棋譜	(2)	(3)	(4)	総合点
A	5	6	4	82
B	7	3	3	84
C	3	0	3	91
D	2	2	5	86
E	10	8	5	80
平均	5.4	3.8	4.0	84.6

表 4 機械学習の形の分類に対するプロ棋士の評価．違和感の回数と総合点．

棋譜	(2)	(3)	(4)	総合点
A	4	4	5	83
B	4	5	3	85
C	4	1	4	88
D	2	4	2	90
E	8	4	9	73
平均	4.4	3.6	4.6	83.8

機械学習はアマチュア高段者の平均総合点に 0.8 点だけ劣っている．前節の一致率のみならず，満足度においても人間のアマチュア高段者にかなり近い性能を得ることができた．また，(2)(3)(4) の数を見ると，微差ではあるが，機械学習は軽微なミスが少ない一方で前節の例にもあるように重大なミスが多いという傾向が見られた．

なお，「あるレベルの学習データを用いていたら，それ以上の結果は望めないのではないか」という懸念はこの場合必ずしも正しくない．アマチュアの中には一部の形のみ正しく言えない人も多く，その形が重複しない限りは，多くの入力者のデータが学習されることで多数決的に正しい形が言えるようになる場合が多いからである．手動のルール追加など特別な調整を施さなくとも，学習データや特徴量の追加によってより高いレベルに到達する可能性はあると考える．

7. まとめ

本稿では，コンピュータに基本的な形の日本語表現させることを目指し，そのための手法として，人間の高段者に入力してもらった局面・手に対応する形と，それらから抽出した特徴量を用いる教師あり学習を提案した．特徴量に工夫を加えることで，形の一致率と，プロ棋士による満足度評価の双方で，人間のアマチュア高段者にかなり近い性能を得ることができた．

軽微なミスが少ない一方で重大なミスが多い課題もあるが，学習データを追加することで出現回数が少なかった形の出現回数を増やしたり，より良い特徴量の設計などによって，今後さらなる性能と満足度の向上が見込める．それによりコンピュータとの感想戦，検討，お喋りの実現，初級者の知識定着への貢献が期待できる．

謝辞 本研究の一部は，科学研究費補助金 基盤 C 研究「人間プレイヤを“楽しませる”囲碁プログラムの研究」の助成を得て行われた．また，学習データの採取・評価に協力いただいた金沢大学囲碁部，日本棋院棋士に深謝する．

参考文献

[1] 池田 心，Simon Viennot，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，Game Programming WorkShop，2013
[2] IEEE-CIG (Computer Intelligence and Games) Competitions, http://geneura.ugr.es/cig2012/competitions.html
[3] http://batora1992.blog.fc2.com/blog-entry-17.html
[4] C.M. ビショップ, パターン認識と機械学習, Springer, 2007.
[5] http://www.ruijiang.com/multigo/
[6] JAIST CUP 2012 ゲームアルゴリズム大会 囲碁 9 路盤「接待碁」コンテスト, http://www.jaist.ac.jp/jaistcup/2012/jc/9ro.html
[7] Remi Coulom, Computing Elo Ratings of Move Patterns in the Game of Go, ICGA Workshop, 2007
[8] Quinlan, J. R. C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers, 1993

ⓒ 2015 Information Processing Society of Japan