

囲碁の着手に対する手順情報を用いた適切な囲碁用語の付与

小田 直輝¹ 中村 貞吾^{1,a)}

概要: 近年, Alpha Go などの囲碁 AI の登場により, 強い囲碁 AI を作るという目標が達成され, 次の一手として人間との共存共栄が考えられる. 囲碁を学習したり, 楽しむ上で棋譜解説がある. 棋譜解説を行う際に, ゲームの内容を分かりやすく伝えるために, 囲碁用語を用いて解説が行われる. 解説では, ある着手が局所的には同じ配置のように見えても, 周辺状況や手順によって異なる囲碁用語を用いる. そのため, 解説者は適切に囲碁用語を選択する必要がある. 本研究では, 手順情報を用いて囲碁用語を適切に選択することを試みる.

キーワード: 囲碁用語, 機械学習

Selecting Suitable Go Terms for Moves using Move Sequence Information

NAOKI ODA¹ TEIGO NAKAMURA^{1,a)}

Abstract: Today, the aim to make strong Go AI is accomplished and the coexistence and co-prosperity with the human being is thought about as the next move. In writing Go commentary, Go terms are used to convey the content of the game clearly. In that explanation, one move looks like same arrangement locally, but different Go terms are used by surrounding situation and/or move sequences. Therefore, commentators need to use suitable Go terms. In this paper, we try to provide appropriate Go terms to moves using local board positions and move sequences.

Keywords: Go Terms, Machine learning

1. はじめに

チェスや将棋の AI が人間のトッププレイヤーを凌ぐ強さまで到達し, 次なる目標と考えられていた囲碁においても, AI が人間のチャンピオンを超えるに至った. 強い囲碁 AI を作るという目標が達成され, 次なる目標は, 人間プレイヤーと AI との共存共栄である. 人間のプレイヤーとともに切磋琢磨する対戦相手や上達のための手ほどきをしてくれる先生など, 強さ以外の楽しませることや指導することに重きを置いた AI が求められる. 将棋においては, コンピュータ将棋の局面評価と探索における読み筋をリアルタイムに提供して解説する研究 [1] や局面状態と指し手表

現との対応づけに基づいて解説文を生成する研究 [2] などがあり, 囲碁においても同様に棋譜の自動解説や学習支援を行なうシステムの開発が望まれる.

2. 適切な囲碁用語の付与

囲碁の棋譜解説を行なう際に, ゲームの内容を正しく伝えるためには, 囲碁用語を適切に使用する必要がある. 解説では, ある着手が局所的には同じ配置のように見えても, 周囲の状況や打たれた手順によって異なる囲碁用語が使い分けられる. それにより, 着手の役割や意図が正確に表現される.

具体的に「ノビ」と「ヒキ」という囲碁用語を用いて説明する. ノビは自分の石から中央または外側に向かって進出する手を表す囲碁用語で, 図 1 はその一例である. これ

¹ 九州工業大学
Kyushu Institute of Technology
^{a)} teigo@ai.kyutech.ac.jp

らの図の の着手が現着手で、数字は打たれた手順を表している。ヒキは自軍の石のある方へ引き下がる手を表す囲碁用語で図2はその一例である。この2つの図は局所的な石の配置だけを考えたとき、図3の配置と同じ配置であるが、図1ではa側にある自分の石からb側へ向かって進出しているのに対して、図2は自軍の石(図2 マークの石)の方へ引き上げている。このように局所的な石の配置は同じであっても、周囲の状況によって異なる囲碁用語が使われることがある。また、図2において打たれた黒石の順序が、1の石、 の石、 の石であった場合、ヒキではなく、別の囲碁用語が使われる。このため、手順情報によっても異なる囲碁用語が使われることがある。

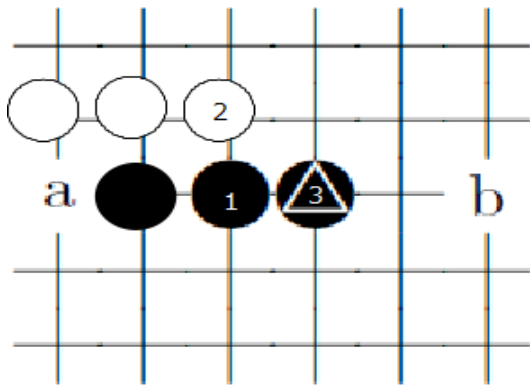


図1 ノビの一例

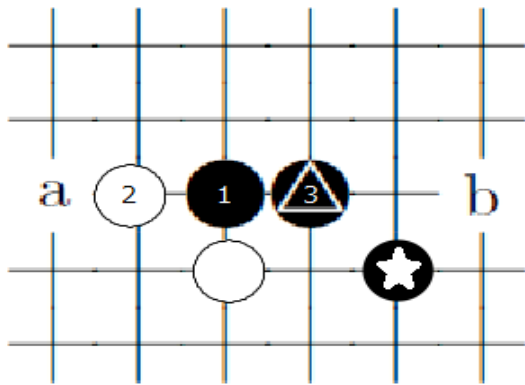


図2 ヒキの一例

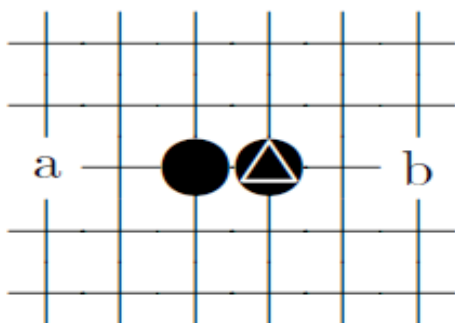


図3 局所的な石の配置

穴戸ら[3]は、自身らが開発している対局囲碁プログラムで使用されている局面の特徴をもとにして、機械学習によって着手に対する日本語表現を生成する研究を行ない、人間の高段者に近い性能を得たことを報告しているが、特徴量の設計については改善の余地がある。従来の研究において我々は、盤面の情報から、予め特定の特徴を抽出することなく着手に対する適切な囲碁用語を割り当てるための枠組みとして、局所的な局面情報から適切な囲碁用語を選択を試みた[4]。しかし、この方法では打たれた手順情報については考慮していなかった。そこで、本研究では、局所的な局面から適切な囲碁用語の割り当てについての改良を行い、局所的な局面情報に加え、打たれた手順情報をもとに適切な囲碁用語を割り当てることを試みる。

3. 提案手法

3.1 多層パーセプトロン

多層パーセプトロンは、単層パーセプトロンの入力層と出力層の間に隠れ層を加えることによって、非線形の分類にも対応できるようにしたネットワークで、フィードフォワードの構造を保つことで、隠れ層の数が多くとも数学的に複雑になりすぎずに任意の関数の近似ができる。

3.2 手順情報を用いた囲碁用語の付与

本研究では、着点からのマンハッタン距離を用いて、着点を含む局所的な局面情報と打たれた手順情報が与えられたときに、適切な囲碁用語を選択するような分類器の作成を試みる。

実験を行う際には、着点を含む局所的な局面情報として、図4のように着手からあるマンハッタン距離以内のひし形領域を作成し用いる。また、打たれた手順情報については、このひし形領域内に打たれた石の手順情報を用いる。

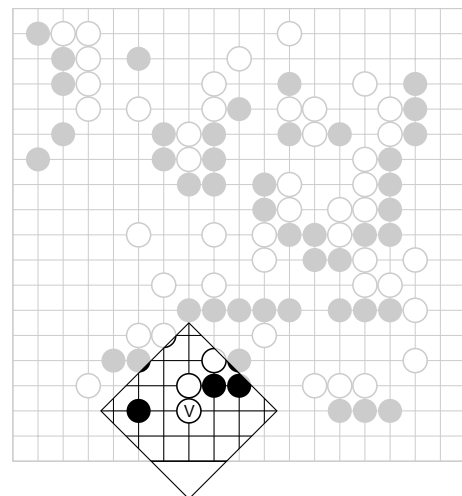


図4 「サガリ」の着手と局所的な局面情報の例

4. 実験と考察

4.1 設定

本研究では，単純な形を表す着点に同色の石が隣接している着手を表わす囲碁用語から表 1 の 7 つの囲碁用語を対象とすることにした．

朝日囲碁名人戦第 31 期～第 41 期のリーグ戦の 402 局の観戦記の棋譜の中から，実際の棋譜中の着手が表 1 の 7 つの用語によって記述されている 922 の局面を抽出し，回転，鏡像などを施して拡張した 7376 個のデータを用意した．このうち 65 % を学習データ，残りをテストデータとして使用する．入力には着点からマンハッタン距離を用いて着手を中心とするひし形領域 (図 4) と手順情報を紐付けしたデータを用いる．出力は表 1 の 7 つの囲碁用語のどれかとする．

学習器には 6 層のパーセプトロンを使用し，パーセプトロンの実装には tensorflow+Keras を用いる．隠しパラメータについて，ミニバッチは 220 とし，dropout は 0.2 とした．また，活性化関数に selu，損失関数に categorical cross entropy，最適化手法に adam を用いた．マンハッタン距離は 3 から 6 の範囲で実験を行い．それぞれの入力ベクトルの次元及び各レイヤの次元については，表 2 と表 3 のとおりである．また，比較のため，手順情報を用いた場合とそうでない場合で行った．

表 1 対象となる囲碁用語と出現回数

囲碁用語	出現回数
ノビ	256
サガリ	78
ヒキ	108
デ	244
ブツカリ	58
オシ	149
ハイ	29

表 2 手順情報を用いない場合の入力ベクトルの次元と各レイヤの次元

マンハッタン距離	入力ベクトルの次元	各レイヤの次元
3	24	48
4	40	80
5	60	80
6	84	80

表 3 手順情報を用いた場合の入力ベクトルの次元と各レイヤの次元

マンハッタン距離	入力ベクトルの次元	各レイヤの次元
3	48	48
4	80	80
5	120	80
6	168	80

4.2 実験結果

4.2.1 着点からマンハッタン距離 3 以内のひし形領域を用いたとき

・手順情報なし

図 5 は着点からマンハッタン距離 3 以内のひし形領域を用いて実験を行ったときの結果である．青線はクローズドテスト，オレンジ線はオープンテストで，縦軸は正解率，横軸は反復回数である．また，反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 4 である．反復回数が 400 回を超えたあたりからクローズドテストの方は正解率が 0.89 付近で収束し，オープンテストの方は正解率が 0.85 付近で収束していった．

・手順情報あり

図 6 は着点からマンハッタン距離 3 以内のひし形領域と順序情報を用いて実験を行ったときの結果である．青線はクローズドテスト，オレンジ線はオープンテストで，縦軸は正解率，横軸は反復回数である．また，反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 5 である．反復回数が 400 回を超えたあたりからクローズドテストの方は正解率が 0.92 付近で収束し，オープンテストの方は正解率が 0.88 付近で収束していった．

図 5 と図 6 を比較すると，図 6 の手順情報を用いて適切な囲碁用語の割り当てを行った方が 20% 程度の改善となった．表 4 と表 5 を比較すると手順情報を用いた方が「ノビ」を「サガリ」と間違えたり，「サガリ」を「ノビ」と間違えたりする回数が減っていることが分かる．

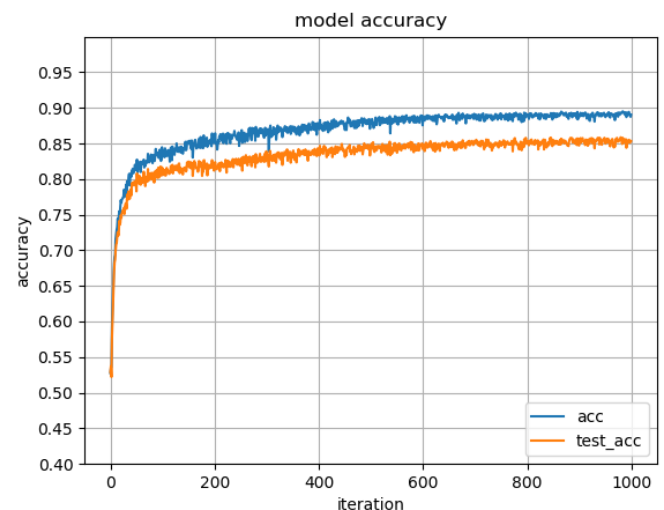


図 5 マンハッタン距離 3 以内のひし形領域を用いた場合

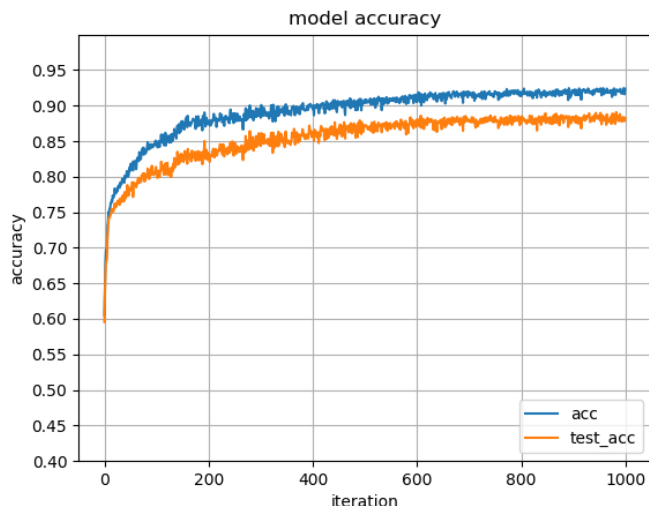


図 6 マンハッタン距離 3 以内のひし形領域と手順情報を用いた場合

表 4 手順情報を用いてない場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	631	30	33	13	3	2	0
	サガリ	55	100	43	0	0	1	0
	ヒキ	0	0	298	4	0	0	1
	デ	10	0	44	616	19	34	5
	ブツカリ	0	0	0	0	146	0	0
	オシ	11	1	2	18	0	379	1
	ハイ	0	0	43	1	0	5	33

表 5 手順情報を用いた場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	665	18	35	6	0	5	0
	サガリ	46	135	45	0	0	0	0
	ヒキ	2	0	290	1	0	0	0
	デ	8	0	23	616	2	18	1
	ブツカリ	0	0	0	0	165	0	0
	オシ	4	0	3	25	3	382	1
	ハイ	0	0	32	24	0	1	26

4.2.2 着点からマンハッタン距離 4 以内のひし形領域を用いたとき

・手順情報なし

図 7 は着点からマンハッタン距離 4 以内のひし形領域を用いて実験を行ったときの結果である。青線はクローズドテスト、オレンジ線はオープンテストで、縦軸は正解率、横軸は反復回数である。また、反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 6 である。反復回数が 400 回を超えたあたりからクローズドテストの方は正解率が 0.9 付近で収束し、オープンテストの方は正解率が 0.85 付近で収束していった。

・手順情報あり

図 8 は着点からマンハッタン距離 4 以内のひし形領域と手順情報を用いて実験を行ったときの結果である。青線はクローズドテスト、オレンジ線はオープンテストで、縦軸は正解率、横軸は反復回数である。また、反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 7 である。反復回数が 400 回を超えたあたりからクローズドテストの方は正解率が 0.3 付近で収束し、オープンテストの方は正解率が 0.89 付近で収束していった。

図 7 と図 8 を比較すると、図 8 の手順情報を用いて適切な囲碁用語の割り当てを行った方が 27% 程度の改善となった。表 6 と表 7 を比較すると手順情報を用いた方が、「ノビ」を「サガリ」と間違えたり、「サガリ」を「ノビ」と間違えたりする回数が減っていることが分かる。

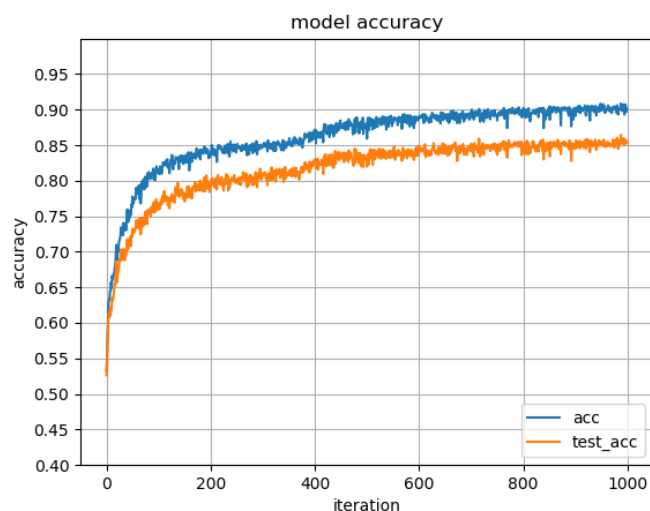


図 7 マンハッタン距離 4 以内のひし形領域を用いた場合

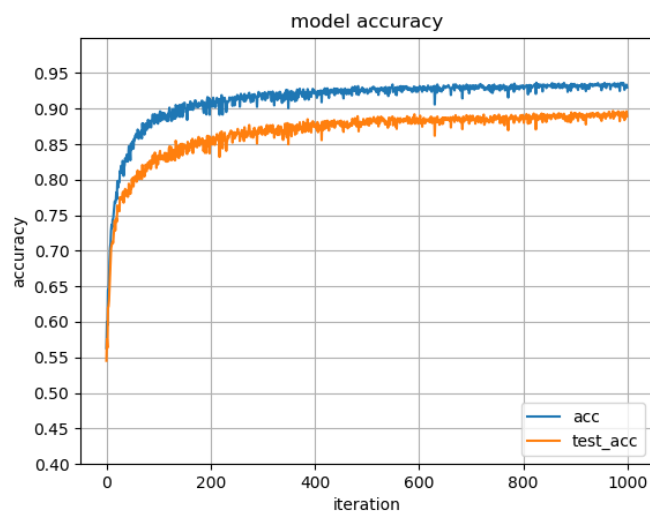


図 8 マンハッタン距離 4 以内のひし形領域と手順情報を用いた場合

表 6 手順情報を用いてない場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	652	34	23	7	0	6	0
	サガリ	75	115	36	0	0	0	0
	ヒキ	5	2	296	0	0	0	4
	デ	13	3	41	561	8	37	2
	ブツカリ	0	2	0	9	157	0	0
	オシ	5	0	0	24	1	391	0
	ハイ	0	0	34	4	0	6	29

表 7 手順情報を用いた場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	636	14	30	10	0	2	0
	サガリ	37	154	38	0	0	0	0
	ヒキ	0	0	307	1	0	0	1
	デ	5	5	40	641	3	23	1
	ブツカリ	0	0	0	6	149	0	0
	オシ	1	0	2	14	0	369	1
	ハイ	0	0	48	3	0	0	41

4.2.3 着点からマンハッタン距離 5 以内のひし形領域を用いたとき

・手順情報なし

図 9 は着点からマンハッタン距離 5 以内のひし形領域を用いて実験を行ったときの結果である。青線はクロードテスト、オレンジ線はオープンテストで、縦軸は正解率、横軸は反復回数である。また、反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 8 である。クロードテストの方は正解率が 0.85 付近まで緩やかな右肩上がりとなり、オープンテストの方も正解率が 0.8 付近まで緩やかな右肩上がりとなった。

・手順情報あり

図 10 は着点からマンハッタン距離 5 以内のひし形領域と順序情報を用いて実験を行ったときの結果である。青線はクロードテスト、オレンジ線はオープンテストで、縦軸は正解率、横軸は反復回数である。また、反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 9 である。反復回数が 400 回を超えたあたりからクロードテストの方は正解率が 0.97 付近で収束し、オープンテストの方は正解率が 0.9 付近で収束していった。

図 9 と図 10 を比較すると、図 10 の手順情報を用いて適切な囲碁用語の割り当てを行った方が 50% 程度の改善となった。表 8 と表 9 を比較すると手順情報を用いた方が、「ノビ」を「サガリ」と間違えたり、「サガリ」を「ノビ」と間違えたりすることが減っている。また、「ヒキ」と「ノビ」の間違いや、「ハイ」と「ヒキ」の間違いも改善されている。「デ」についても「デ」以外の囲碁用語と間違えることが減っている。

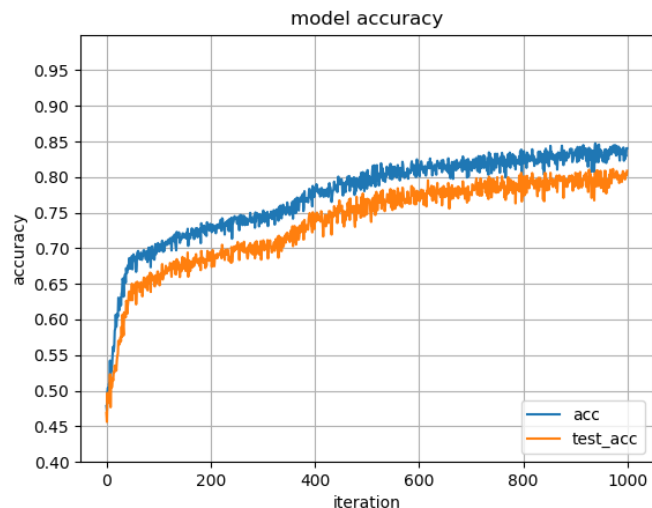


図 9 マンハッタン距離 5 以内のひし形領域を用いた場合

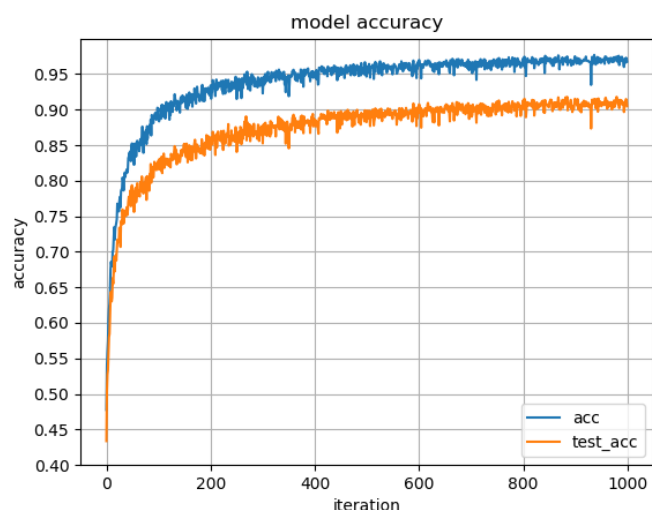


図 10 マンハッタン距離 5 以内のひし形領域と手順情報を用いた場合

表 8 手順情報を用いてない場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	629	48	33	4	13	2	0
	サガリ	45	124	39	0	6	2	0
	ヒキ	19	4	286	1	2	0	5
	デ	25	16	36	543	25	22	15
	ブツカリ	1	2	0	38	107	0	5
	オシ	7	4	0	19	0	373	3
	ハイ	0	0	41	7	1	4	26

表 9 手順情報を用いた場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	682	21	8	12	2	1	1
	サガリ	58	163	1	4	2	0	0
	ヒキ	5	1	263	0	0	0	11
	デ	14	0	6	605	6	29	12
	ブツカリ	12	1	0	2	149	0	0
	オシ	5	1	1	20	0	406	0
	ハイ	0	1	7	2	0	0	68

4.2.4 着点からマンハッタン距離 6 以内のひし形領域を用いたとき

・手順情報なし

図 11 は着点からマンハッタン距離 6 以内のひし形領域を用いて実験を行ったときの結果である。青線はクロードテスト、オレンジ線はオープンテストで、縦軸は正解率、横軸は反復回数である。また、反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 10 である。クロードテストの方は右肩上がりのグラフとなり、反復回数が 1000 回のとき正解率は 0.8 程度まで上がった。オープンテストの方も右肩上がりのグラフとなり、反復回数が 1000 回のとき正解率は 0.78 程度まで上がった。

・手順情報あり

図 12 は着点からマンハッタン距離 6 以内のひし形領域と順序情報を用いて実験を行ったときの結果である。青線はクロードテスト、オレンジ線はオープンテストで、縦軸は正解率、横軸は反復回数である。また、反復回数が 1000 回のときにテストデータを用いて混同行列を求めた結果が表 11 である。反復回数が 400 回を超えたあたりからクロードテストの方は正解率が 0.96 付近で収束し、オープンテストの方は正解率が 0.93 付近で収束していった。

図 11 と図 12 を比較すると、図 12 の手順情報を用いて適切な囲碁用語の割り当てを行った方が 68% 程度の改善となった。表 10 と表 11 を比較すると手順情報を用いた方が、「ノビ」を「サガリ」と間違えたり、「サガリ」を「ノビ」と間違えたりする回数が減っていることが分かる。また、「ヒキ」と「ノビ」の間違いや、「ハイ」と「ヒキ」の間違いも改善されている。「デ」についても「デ」以外の囲碁用語と間違えることが減っている。

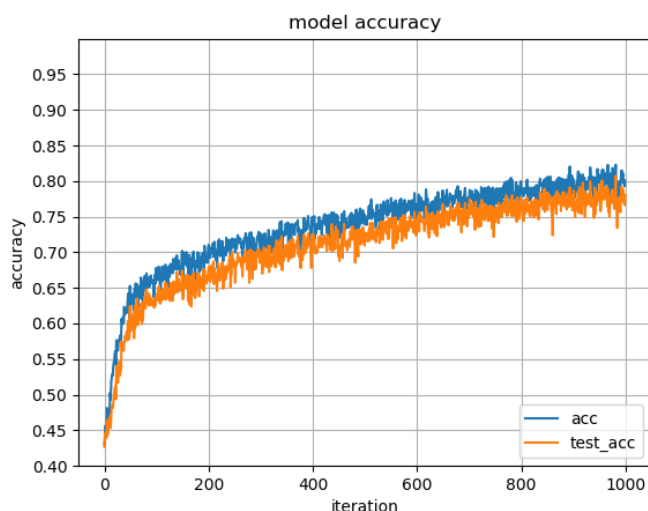


図 11 マンハッタン距離 6 以内のひし形領域を用いた場合

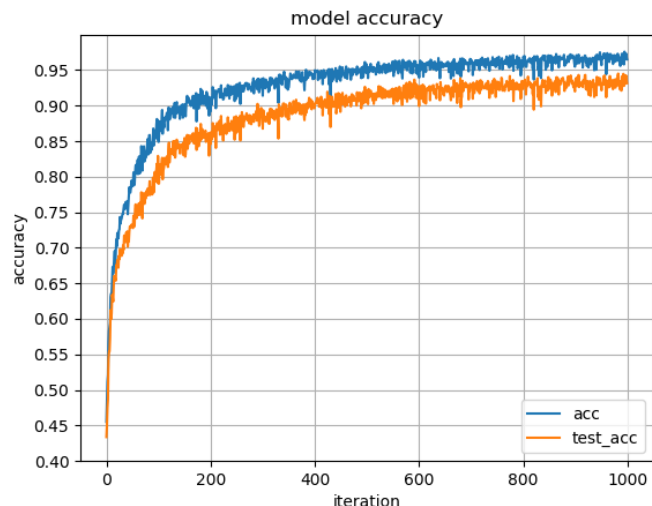


図 12 マンハッタン距離 6 以内のひし形領域と手順情報を用いた場合

表 10 手順情報を用いてない場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	639	41	22	0	1	1	1
	サガリ	52	124	41	0	0	2	0
	ヒキ	30	0	280	0	4	0	0
	デ	39	21	42	484	34	71	7
	ブツカリ	20	2	0	12	91	28	3
	オシ	15	7	0	10	0	394	0
	ハイ	2	0	32	4	18	4	4

表 11 手順情報を用いた場合の混同行列

		予測結果						
		ノビ	サガリ	ヒキ	デ	ブツカリ	オシ	ハイ
正解ラベル	ノビ	674	19	4	14	6	2	1
	サガリ	42	178	0	0	4	0	3
	ヒキ	1	2	302	2	0	0	2
	デ	10	3	3	624	5	19	3
	ブツカリ	4	3	0	1	132	0	0
	オシ	6	3	0	5	0	414	1
	ハイ	0	0	4	5	0	0	81

以上の結果から、今回用いたどのひし形領域においても、手順情報を用いることで正解率が向上することが分かった。また、マンハッタン距離 3 のときでは 20%，マンハッタン距離 4 のときでは 26% 程度の改善であったのに対して、マンハッタン距離 5 のとき及びマンハッタン距離 6 の時では改善率が 2 倍程度まで上がった。マンハッタン距離 5 及び 6 のときだと、「ノビ」と「サガリ」の識別だけでなく「ヒキ」や「デ」、「ハイ」の識別も改善することが分かった。これらのことから対象とした 7 つの囲碁用語に対して、適切な囲碁用語を付与するのに、手順情報を用いることが有効であると考えられる。

5. おわりに

本論文では、盤面の局所的な局面情報と手順情報を用いて適切な囲碁用語を割り当てるための手法を提案した。手順情報を用いた場合と用いない場合で比較実験を行い、適切な囲碁用語を付与するのに、手順情報を用いることが有効であると考えられる。今後の課題として、他の囲碁用語への適用やそのための学習データの拡充などが挙げられる。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 15K00506 の助成を受けた。

参考文献

- [1] 金子：“コンピュータ将棋を用いた棋譜の自動解説と評価”，情報処理学会論文誌，Vol.53, No.11, pp.2525–2532, (2012).
- [2] 亀甲他：“将棋解説文のグラウンディングのための指し手表現と局面状態の対応付け”，第 19 回ゲームプログラミングワークショップ，GPW2014, pp.202–209, (2014).
- [3] 穴戸他：“機械学習による囲碁の着手の日本語表現”，情報処理学会ゲーム情報学研究会研究報告，2015-GI-33-4, (2015).
- [4] 小田直輝，河野史弥，中村貞吾：“解説文生成のための適切な囲碁用語を用いた着手の表現”，第 70 回電気・情報関係学会九州支部連合大会，11-2A-03, (2017).