

駒の利きを考慮した将棋局面の分析

日大生産工 ○中倉 昌哉 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

近年、コンピュータによるゲームプレイングシステムの進歩は目覚ましく、オセロやバックギャモンなどの比較的簡単なゲームでは非常に良い成績を挙げている。チェスにおいては1997年にIBMによって作られたDeep Blueが当時のチャンピオンに勝利しており¹⁾、コンピュータが人間に追いついたと言っても良い。現在人工知能の分野では、研究対象がチェスよりも探索空間が広い将棋や囲碁へと移っている。²⁾³⁾

将棋では、相手から取った駒を再利用することが可能であるため、チェスよりも探索空間が大きくなる。そのため、探索空間が比較的小さくなる定石や棋譜を用いたパターンマッチが用いられることがある。しかし、未登録の局面に遭遇した場合などでは対応できない可能性がある。

そこで本研究では、詰将棋の棋譜を記銘パターンとしたホップフィールドネットワークを用いて、将棋局面を連想記憶によりパターン認識を行い、類似の局面での有効な手を選択する手法を提案する。

2 実験方法および測定方法

以下に本研究で扱う将棋の局面をどのように記銘パターンとして表現するかを説明する。

表1 駒の定義

0	1	2	3	4	5	6	7	8
無し	歩	香車	桂馬	銀	金	角	飛車	玉
	9(1+8)	10(2+8)	11(3+8)	12(4+8)		14(6+8)	15(7+8)	
	と	成香	成桂	成銀		馬	龍	

表2 使用するビット列の説明

8	7	6	5	4	3	2	1
敵の利き	味方の利き	敵の駒	味方の駒	成り	駒の種類		

表1は本研究で用いる将棋の各駒を数値化したものである。各駒は、「駒の種類」と「向き」（味方・敵）を持っている。このとき、「成り」や自分の駒であるかを判定するためにビット演算を用

いると高速で処理できるため都合がいい。そのため、本研究では表2のようなビット列を用いることとする。下3桁では表1で定義した0～8までの数字を2進数で表現し、盤面上に何の駒が配置されているかを判別している。4桁目ではその駒の「成り」、5桁目では味方の駒であるか、6桁目では敵の駒であるかをそれぞれ判別しており、該当する箇所には1が与えられる。7、8桁目では、駒の利きを判定している。利きとは盤上の駒が動ける地点のことである。本実験では、この利きを考慮してパターン認識を行っている。



図1 利きを考慮しない場合の棋譜

図1はもともとの詰将棋の棋譜である。駒の数が通常の局面より少なく、盤面の情報量も少ない。盤面の情報をデータ化したものが図2となる。

0	0	0	0	0	0	0	21	34
0	0	0	0	0	21	0	0	0
0	0	0	0	33	0	0	33	40
0	0	0	0	20	0	33	0	33
0	0	0	0	0	0	0	20	17
0	0	0	0	0	0	17	17	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

図2 図1の場合の盤面情報

図2に図1の盤面の情報を駒の利きを考慮せず、種類だけをデータ化したものを示す。この場合盤

面のほとんどの位置は空白で0が多い。



図3 利きを考慮した場合の棋譜

0	0	0	0	0	0	64	21	34
0	0	0	0	0	21	64	64	0
0	0	0	0	33	0	0	33	40
0	0	0	0	20	0	33	64	33
0	0	0	0	0	0	0	20	17
0	0	0	0	0	0	17	17	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

図4 図3の場合の盤面情報

図3は図1の棋譜に利きを導入したものである。このような棋譜を登録パターンとして用いる。図4は提案手法により、駒の利きを盤面情報に反映し、味方の利きがある場合、空白のマスを0ではなく64（7ビット目が1）を与えた例を示している。

提案手法により、約500の詰将棋の棋譜を盤面を利きを考慮したパターンに変換後、ホップフィールドニューラルネットワークに学習させ、現在の局面を入力パターンとし、状態更新が収束するまで想起を行う。



図5 現在の盤面

図5に認識に用いた現在の盤面の状態を示す。

盤面全体を対象としてパターン認識を行った場

合、有効手にならない場合があった。これは、盤面全体で想起を行ったため重要な意味を持つ駒の配置の違いと、比較的重要でない箇所の違いが同様にみなされ、認識に用いられたためだと考えられる。

そこで、相手の玉を中心として周辺数マスのみを記銘パターン及び入力パターンとし、認識を行った。このとき、図6に示す類似パターンが想起された。



図6 図5に類似した登録パターン

3 実験結果および検討

盤面全体を対象とした場合と玉の周辺数マスのみの場合の結果を比較すると、後者の方が有効な手を想起することができていた。

4 まとめ

提案手法は注目すべき箇所が玉周辺に固まる対局終盤においては有効な手法だと考えられる。しかし、盤面の広範囲をカバーしなければならない中盤以前の局面で用いるのは現在のままでは難しいと考えられる。

「参考文献」

- 1) “IBM Research Deep Blue” ,
<http://www.research.ibm.com/deepblue/>
(最終アクセス：2010/10/27)
- 2) 江崎朋人, 橋山智訓, 塚本弥八郎, 将棋の駒の強さを考慮したSOMによる局面の分類, 日本知能情報ファジィ学会ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol. 21 (2005), pp. 127-
- 3) 三輪誠, 横山大作, 田浦健次郎, 近山隆, Svmを用いた将棋の詰みの有無の予測の学習, 情報処理学会第66回全国大会, (2004)
- 4) 池泰弘, 「コンピュータ将棋のアルゴリズム」 工学社, (2005)