

ニューラルネットワークによる詰碁解答能力

佐々木宣介

sasaki@bus.hiroshima-pu.ac.jp

広島県立大学

概要

囲碁は探索すべき局面数が広すぎるために、先読み探索を中心としたアルゴリズムがまだ十分に力を発揮できない。先読み探索のみに頼らない手法として、本論文ではニューラルネットワークのパターン認識能力に着目して、詰碁課題へニューラルネットワークを適用した。これまで著者は 9×9 の狭い盤面に限定した詰碁課題にニューラルネットワークを適用し、その能力を評価する実験を行ってきた。本論文では 19×19 の通常の囲碁の盤面に拡張したシステムについて評価した。逆誤差伝播法を用いて5000パターンの詰碁課題をネットワークに学習させた。未知の問題に対しても、ネットワークは60%程度の問題で、上位5位までの候補手の中に正解手を含んでいた。

Neural Network Systems for Solving Tsume-Go

Nobusuke Sasaki

sasaki@bus.hiroshima-pu.ac.jp

Hiroshima Prefectural University

abstract

Go is a difficult game to make a computer program because of the space complexity. The author already reported the result of the neural network ability for Tsume-go problems of small 9×9 Go board. In this paper, the author expand the neural network system and apply the neural networks for 19×19 board (normal size of Go board). The network learns 5000 patterns of Tsume-go by back-propagation method. The top five selected moves contain about 60% of correct answer for unknown problems.

1 はじめに

計算機技術は近年、急速に発展してきたが、コンピュータ囲碁のプログラムはいまだに中級レベルの人間のプレイヤーに及ばない。囲碁は探索すべき局面数が多すぎるため、チェスなどで有効に働いた探索中心の手法で強いコンピュータプログラムを作ることが難しいということが大きな理由である。そのため、探索のみに頼らない手法を探すことは強い囲碁プログラムを作製する上で重要な課題である。

ニューラルネットワークは、パターンマッチング能力と汎化能力があることが知られている。ニューラルネットワークが囲碁の数多くの局面を学習すれば、ネットワークは自動的に未知の局面の入力についても、

適切な答えを出力可能になると期待される。さらに、ニューラルネットワークは与えられた入力に対し、直ちに出力を返すことができる。ニューラルネットワークの応答速度はネットワークのサイズに依存するが、その応答は探索によって答えを求めるときと比べて非常に高速である。未知の問題に対する汎化能力と、高速の応答がニューラルネットワークを用いる利点としてあげられる。

これまでに先行研究として、ニューラルネットワークを 9×9 の盤面の詰碁問題に適用し、その能力を評価した結果を報告している [1]。 9×9 の範囲の問題においては、ネットワークは未知の詰碁問題に対して、ネットワークの上位 5 番目までの解答の中に正解が含まれている割合が 65-75% 程度であること、さらにその能力は、人間の初段のプレイヤーが直感的に解答した場合と同等の能力であることがわかった。

本論文では、 19×19 という囲碁の通常サイズの盤面にニューラルネットワークシステムを適用した結果を報告する。

なお、これまでにニューラルネットワークを囲碁プログラムに応用した研究の例としては、Enzenberger の NeuroGo[2] や、Richards らの進化的アルゴリズムを用いたプログラムの研究 [3] などがある。また、探索を中心とした詰碁プログラムについては、Wolf の GoTools がある [4]。

2 ニューラルネットワークの適用

2.1 ニューロンの入出力特性

人工知能研究の分野ではニューラルネットワークは広く研究対象とされており、さまざまな応用例がある。ニューラルネットワークモデルのニューロンは本物のニューロンと同様に非線型な入出力特性を持つ。

本論文では、ニューロンの入出力特性として、式 (1) に示す連続関数を使用した。ここで、 x_i は、 i 番目のニューロンの出力、 w_i はそのニューロンからの影響の強さを表わす結合定数である。正味の入力の総和が閾値を越えた場合にそのニューロンは活性化された状態となる。式 (1) では、閾値は 0 となっている。式 (1) であらわされるニューロンは出力値は 0 から 1 の範囲となり、活性化された状態では出力 y の値は 1 近く、発火していない状態の時には出力値は 0 近くの値となる。

$$y = \frac{1}{2} (\tanh(\sum w_i x_i) + 1) \quad (1)$$

また、学習においては、ニューラルネットワークの教師あり学習の標準的手法である、逆誤差伝播法 [5] を用いた。逆誤差伝播法では多層のフィードフォワード型のニューラルネットワークが使われる。

2.2 ネットワークの構造

図 1 に本論文で用いたニューラルネットワークの構造を示す。入力層のニューロンは、囲碁の盤面の特定の座標に黒石または白石が存在するかどうかを表わす。そのため、入力層においては、盤面の一点につき、黒石用と白石用の 2 個のニューロンを用意し、全部で $722 = 19 \times 19 \times 2$ 個のニューロンが存在する。盤上のある座標に石が存在する時、その座標と石の色に対応するニューロンの出力を 1 とする。出力層には、盤面の一点ずつに対応する $361 = 19 \times 19 \times 2$ 個のニューロンが存在する。問題の配置を入力層に入力した時、ネットワークの出力層ニューロンの中で一番活性化している (出力値が高い) ニューロンに対応する座標が、ネットワークの求めた次の着手点であると考えられる。中間層のニューロン数は自由に設定することができるが、中間層のニューロン数はネットワークの能力を決定する重要な要素となる。

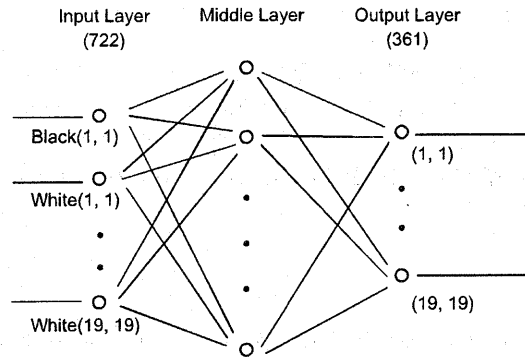


図 1: The structure of the neural network. Each input layer neuron indicates a position in question where the attacker is to move and a stone color, and each output layer neuron indicates a move of the attacker for the position considered.

3 計算機実験

3.1 学習手順

ニューラルネットワークは逆誤差伝播法によって詰碁のパターンの学習を行なう。学習する詰碁のパターンはすべていわゆる「黒先白死」に分類されるものを用いた。黒先白死の問題は、攻撃側プレイヤー(黒)が最初に着手する。攻撃側プレイヤーが最善手を選択すれば、防御側プレイヤーの石群(白)が「死」の状態になる。

学習および評価に用いた詰碁問題は詰碁問題集から採取した ([6] 等)。解答は最初の 1 手だけではなく、防御側の手も含めて一連の流れとして示されることが多いが、すべての攻撃側プレイヤーの手を学習すべき手として採取した。また、採取した問題からさらに対称配置を生成し、それも独立した学習データとした。

学習は用意した問題のうち、5000 手を選んで、その問題と答えの組をネットワークに記憶させることによって行なう。学習が終了した後に、学習に用いた問題をどれだけ記憶したかおよび、ネットワークが学習していない、未知の問題に対するネットワークの解答能力を評価する。

ニューラルネットワークの学習は以下の手順で行なった。

1. 学習局面のすべての石の配置を入力層に入力データとして入力する。石が存在する場合、その座標と石の色に対応するニューロンの値を 1 とし、他のすべてのニューロンの値を 0 とする。
2. ネットワークの出力層において、入力した問題における答えとなる座標に対応するニューロンの教師データを 0.9 とし、それ以外の場所のニューロンの教師データを 0.1 とする。
3. 逆誤差伝播法により、ネットワーク内のニューロンの結合定数の値を更新する。用意した 5000 パターンの学習をそれぞれ 1 回学習することを 1 ラウンドと数える。
4. ネットワークが 5000 パターンの学習を 1 回行なったら (1 ラウンド)、続いて 2 ラウンド目の学習を行なう。多数回の学習を経ると、出力層におけるニューロンの出力値は、正しい答えに対応する座標のニューロンは 0.9、その他の座標に対応するニューロンは 0.1 に近づく。

4 実験結果

ある程度の回数の学習の後、学習に用いた問題について、どれだけのパターンをネットワークが記憶したかを調べた。

評価は以下の手順で行なった。

1. 学習に利用した問題の局面の配置を入力信号としてネットワークに与える。石が存在している場所および石の色に対応するニューロンには1を入力し、石が存在しないニューロンには0を入力する。
2. 出力層において一番高い出力を示したニューロンが対応する座標をネットワークの答えた最善手と判断する。ただし、既に石が存在する場所を答えた場合には、次に高い出力ニューロンをネットワークの出した答えとして採用する。

表1に、学習結果を示す。

表1: The rate of correct answers for known problems (5000 patterns). Network A: The number of neurons in the middle layer is 400, Network B: The number of neurons in the middle layer is 600, and Network C: The number of neurons in the middle layer is 800.

Learning (Rounds)	correct(%) Network A	Network B	Network C
1×10^1	702(14.0)	15(0.3)	23(0.5)
2×10^1	1995(39.9)	60(1.2)	34(0.7)
5×10^1	3623(72.5)	2381(47.6)	44(0.8)
1×10^2	4589(91.8)	4402(88.0)	50(1.0)
2×10^2	4900(98.0)	4928(98.6)	58(1.2)
5×10^2	4969(99.4)	4997(99.9)	171(3.4)
1×10^3	4983(99.7)	5000(100.0)	4998(100.0)

一般的に、ネットワークの中間層ニューロン数が増えれば学習能力は向上するが、学習が収束する速度は低下することが知られている。従って、十分な学習能力を持ちつつも、できるだけ少ない数の中間層ニューロンを持つネットワークを採用する必要がある。表1に示したように、中間層ニューロン数が800の時には明らかに学習が終了するまでに時間がかかっており、学習回数が1000ラウンド近くになって始めて多くのパターンを記憶している。一方、中間層ニューロン数が400のネットワークにおいては、学習の進行は早いものの、5000のパターンを十分に記憶することができなかった。本論文の5000パターンの学習においては、中間層ニューロン数が600程度が適当であることがわかった。

図2に中間層ニューロン数が600のネットワークにおける学習の進行を示す。

次に、ニューラルネットワークが学習していない、ネットワークにとって未知のパターンに対する解答能力を評価した。ニューラルネットワークは存在する詰碁のすべての局面を記憶するわけにはいかないため、未知の局面に対する解答能力が実質的にネットワークの解答能力をあらわす。

学習に用いなかった5000パターンの未知の局面を使い、学習した局面に対する評価と同様の手順でネットワークの解答能力を調べた。ただし、未知の局面に対する評価では、ネットワークの出力する候補手を上位5番目まで調べ、正解と一致するか調べた。中間層ニューロン数によって、学習の進行に差があるが、ほぼ学習が収束している時点のネットワークを用いる。中間層ニューロン数が400および600のネットワークについては、500ラウンドの学習、中間層ニューロン数が800のネットワークについては、1000ラウンドの学習を経たネットワークを用いて未知の問題に対する解答能力の評価を行なった結果を表2に示す。

ネットワークの解答の上位5位までの中に、実際の正解手が含まれたのは60%程度である。先行研究において 9×9 の範囲の問題に適用した場合には、上位5番目までの候補手に約65-75%の正解が含まれていた。この結果と比較すると、ある程度の正答率の低下があることがわかる。

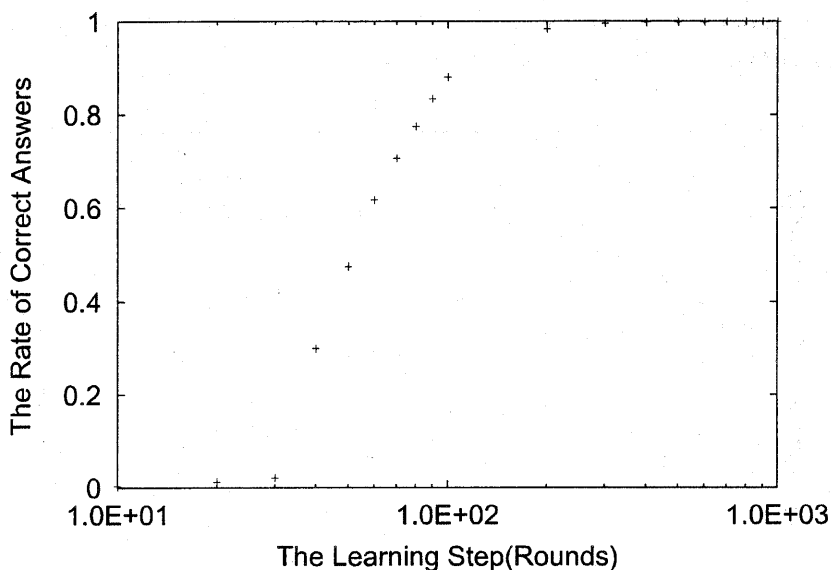


图 2: The rate of correct answers of a network for known problems. (The number of neurons in the middle layer is 600)

表 2: The rate of correct answers for unknown problems (5000 patterns). Network A: The number of neurons in the middle layer is 400 (500 rounds learning), Network B: The number of neurons in the middle layer is 600 (500 rounds learning), and Network C: The number of neurons in the middle layer is 800 (1000 rounds learning).

	correct(%)		
	Network A	Network B	Network C
1st answer	1576(31.5)	1613(32.3)	1616(32.3)
Cumulative	1576(31.5)	1613(32.3)	1616(32.3)
2nd answer	646(12.9)	647(12.9)	701(14.0)
Cumulative	2222(44.4)	2260(45.2)	2317(46.3)
3rd answer	331(6.6)	337(6.7)	331(6.6)
Cumulative	2553(51.1)	2597(51.9)	2648(53.0)
4th answer	186(3.7)	205(4.1)	202(4.0)
Cumulative	2739(54.8)	2802(56.0)	2850(57.0)
5th answer	141(2.8)	132(2.6)	144(2.9)
total	2880(57.6)	2934(58.7)	2994(59.9)
mistake	2120(42.4)	2066(41.3)	2006(40.1)

図3には、中間層ニューロン数600のネットワークにおいて、学習の進行にしたがって、未知のパターンに対する正答率がどのように変化してきたかを示す。

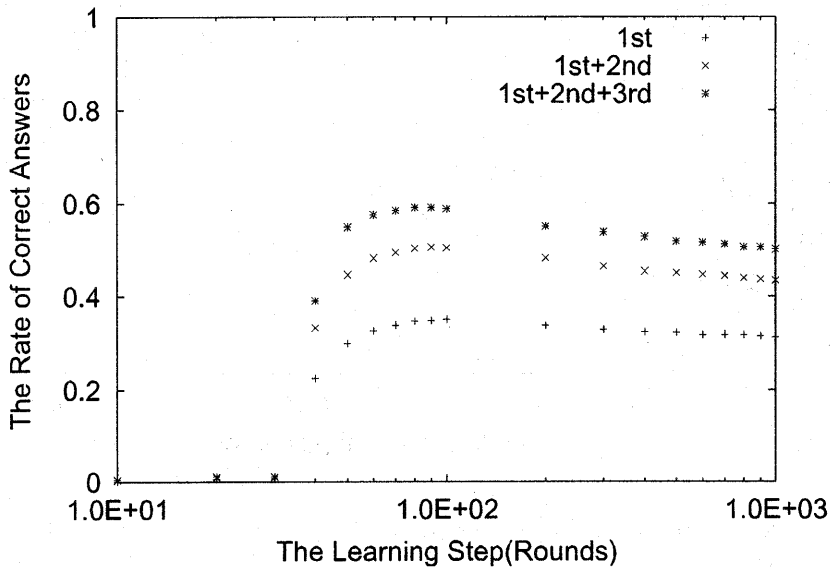


図3: The rate of correct answers of a network for unknown problems.(The number of neurons in the middle layer is 600)

ネットワークの未知の問題に対する解答能力は、学習が完全に収束する前に最高点に達しているが、その後はわずかながら減少する傾向が見られる。これは教えられたパターンを完全に記憶した結果、ニューラルネットワークがいわゆる過学習の状態になって、未知の問題への適応能力が若干低下したと推測される。

以上の結果から、 19×19 という広い盤面においても、ニューラルネットワークが未知の局面に対してもある程度の解答能力を有することがわかった。

5 まとめ

本論文においては、先行研究として行っていた、 9×9 の狭い範囲の課題に対するニューラルネットワークの適用を拡張し、 19×19 の通常の囲碁の盤面の大きさの問題に適用した。

3層構造のフィードフォワード型ニューラルネットワークにおいて、逆誤差伝播法により、ニューラルネットワークに5000パターンの問題と正解手の組を教師データとして記憶させた。その結果、5000パターンほぼ全てを正確に記憶することができた。次に未知の局面5000パターンをネットワークに入力し、その正答能力を評価した。ネットワークの解答上位5位までの中に正解手が含まれる割合は60%程度であった。

9×9 の狭い範囲の問題に適用した場合と比べ、正答能力の低下がみられたが、ネットワークが未知の問題に対してある程度解答能力を持っていることがわかった。

6 今後の課題

本論文で得られたニューラルネットワークの解答能力は、詰碁の一連の手順を正確に導き出すということを考えると十分とは言えない。今後はさらに学習させる問題数を増やすこと、中間層ニューロン数を始めとするネットワークの構造の最適化を行なうことなどにより、未知の問題に対するネットワークの正答能力の向上を目指す。

また、本論文では黒先白死という種類の問題、すなわち攻撃手のみを学習の対象としたが、防御手に関しての学習能力も評価し、これらを組み合わせて詰碁の手順を解答できるシステムの構築が必要である。

しかし、ニューラルネットワークによるシステムはその解答が間違いなく正解であるという厳密な証明を行なうことが困難である。ニューラルネットワークによって何種類かの候補手をリストアップし、その候補手を探索などにより詳しく検討して厳密な答えを求めるといった形で、探索等の手法と組み合わせていくことも必要になると考えられる。

また、詰碁だけでなく、囲碁のゲーム全体に適用可能であるようにシステムを拡張することも今後の課題である。

謝辞

本研究は科学研究費補助金（若手研究 (B)[旧奨励研究 (A)] #13780299）による助成を受けた。

参考文献

- [1] N. Sasaki, Y. Sawada, and J. Yoshimura, "A Neural Network Program of Tsume-Go", *Lecture Notes in Computer Science 1558* (eds. Jaap van den Herik and Hiroyuki Iida), Springer-Verlag, pp.167-182, 1999.
- [2] M. Enzenberger, "The Integration of A Priori Knowledge into a Go Playing Neural Network", available from <http://www.markus-enzenberger.de/neurogo.html>.
- [3] N. Richards, D. Moriarty, and R. Miikkulainen, "Evolving Neural Networks to Play Go" *Proceedings of the 7th International Conference on Genetic Algorithms*, East Lansing, MI, 1997.
- [4] T. Wolf, "About problems in generalizing a tsumego program to open positions", *Proceedings of the 3rd Game Programming Workshop*, Hakone, pp.20-26, 1996.
- [5] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, "Learning representations by backpropagating errors", *Nature*, vol. 323, pp. 533-536, 1986.
- [6] 石田芳夫, "基本詰め碁 100 題", 日本文芸社, 1997.