

# 最大エントロピー法を利用した棋譜集からの指し手学習

鶴岡 慶雅

## 1 はじめに

大量の棋譜から指し手のパターンを学習し、与えられた任意の局面において指し手を確率的に予測できるとどのようなメリットがあるだろうか。ひとつには、実現確率打ち切りの探索アルゴリズムに利用できるという点がある。[3]では、指し手の確率を1つのカテゴリで代表させて求めるという相当荒っぽい方法を用いており、個々の指し手に注目したときの確率値としてはその上限を与えているにすぎない。それに対して、本稿で提案する手法を利用すれば、すくなくとも学習器の確率モデルを信用するかぎりには、個々の指し手の正確な確率値を得ることができる。

もうひとつの大きな用途としては、エンターテインメントの要素があげられる。将棋プログラムの強さは、もはや普通のアマチュアの棋力をとうに超えており、これからは強さだけではなく、いかに面白いコンピュータ棋士をつくるかということも重要である。大量の棋譜集から、指し手を予測することができれば、たとえば、特定のプロ棋士と同じような気風を持ったコンピュータ棋士をつくることができるだろう。あるいは、ライバルの棋譜を集めてきてコンピュータ棋士をつくり、スパーリング相手にするといったようなこともできるかもしれない。

いずれにしても、このようなことを実現するためには、指し手を精度よく予測できる手法を確立する必要がある。幸いにして現在では、統計的機械学習が、理論・実践の両面で整備されつつあり、その成果を我々は利用することができる。本稿では、統計的機械学習の一手法である、最大エントロピー法を利用する。

## 2 最大エントロピー法による指し手学習

### 2.1 最大エントロピー法

最大エントロピー法とは、特徴量の期待値が学習データと確率モデルで等しくなるという制約のもとで、エントロピーが最大になるような確率分布を求めるという手法であるが、基本的には、個々の特徴量の重みをパラメータとした対数線形モデルの最尤推定と考えても良い [1]。すなわち、

$$q(x) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_{i=1}^F \lambda_i f_i(x)\right) \quad (1)$$

で表現されるような確率分布を考え、学習データの条件付尤度が最大になるように、パラメータ  $\lambda$  を決めることになる。  $f(x)$  が特徴量をあらわす関数、  $Z$  は正規化のための係数である。

機械学習においては、訓練データに対するオーバーフィッティングに注意する必要がある。最大エントロピー法においてもそれは同様で、本実験は、それを避けるために、 [2] による不等式制約を利用した最大エントロピー法を利用する。

### 2.2 特徴量

個々のサンプルをどのような特徴量を利用して表現するかが機械学習では非常に重要である。本実験では、特徴量はすべてバイナリーとした。つまり、ある特徴量が存在するかないか、というのが学習器に対する入力となる。以下に、本実験で利用した主な特徴量を示す。

- 指し手そのもの (移動元と移動先の座標および駒の種類)
- 駒の種類
- 駒の移動元の局所的な盤面情報 (3 x 3)
- 駒の移動先の局所的な盤面情報 (3 x 3)
- 駒の移動先に敵のききがあるかどうか
- その指し手が駒得をする手であるかどうか
- 直前に動いた駒を取り返す手であるかどうか
- 相手の飛車の位置と局所的な盤面情報の組み合わせ

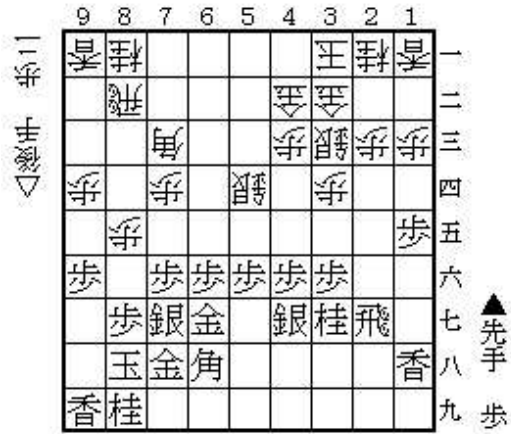


図 1: ▲先手歩

### 3 実験

実験には、大山名人の棋譜 612 局を利用した。学習にはそのうちの 512 局を利用し、精度評価には残りの 100 局を利用した。計算時間とメモリの制約により、実験に利用するのは、中盤まで (進行度 40 以内) の局面とした。

学習および評価データの作成は、1つの局面において可能なすべての手を生成し、正解手を正例、それ以外を負例とすることによって行った。

図 1~3 に指し手予測の例を示す。いずれの局面も学習データには出現しなかった局面である。図 1 では、正解手が▲4 五歩で、予測手が 1 位から順に、

- ▲4 五歩 (70.1%)
  - ▲5 五歩 (23.2%)
  - ▲4 五桂 (6.4%)
  - ▲2 五歩 (3.8%)
- :

である。見事に正解手を一位で予測している。しかもそれに割り当てられている確率も 70% と高い。

図 2 では、正解手が△2 五歩で、予測手が、

- △2 五歩 (9.2%)
- △8 四歩 (7.3%)

- △4 五歩 (5.9%)
  - △5 三銀 (5.4%)
- :

である。正解手を一位で予測しているが、その確率は図 1 の局面と比較するとかなり低い値となっている。つまり、こちらの局面の方が予測に「自信がない」といってもよい。

図 3 では正解手が▲1 六歩で、予測手が、

- ▲6 六歩 (25%)
  - ▲6 八銀 (11%)
  - ▲4 七銀 (10%)
  - ▲3 七銀 (9%)
- :

であり、予測に失敗している例である。もちろんこのような場合も多い。

表 1 に指し手予測の正解率を示す。表中の数字は、局面ごとに上位 n 個の指し手を出力し、その中に正解手が含まれていたパーセンテージを示している。実験では、学習データとテストデータは異なるデータセットを利用しているが、将棋においては特に序盤の局面で同一局面が多数出現するため、訓練データ中に出現した局面 (既知局面) とそうでない局面 (未

表 1: 予測に正解手が含まれるパーセンテージ

順位	既知局面	未知局面	計
1	77.7	35.3	46.9
2	91.0	49.4	60.8
3	95.5	58.0	68.2
4	98.5	63.8	73.2
5	99.1	69.1	77.3
6	99.4	73.3	80.4
7	99.8	76.8	83.1
8	99.8	79.4	84.9
9	99.9	82.2	87.0
10	99.9	84.6	88.8

	9	8	7	6	5	4	3	2	1	
△	香	桂						桂	香	一
		飛		龍		王	王			二
	歩	歩	歩	歩		歩	歩	龍		三
					歩	歩	歩	歩	歩	四
			歩							五
	歩		飛		歩				歩	六
		歩		歩		歩	歩	歩		七
		角		銀	金			銀	香	八
	香	桂					金	桂	玉	九
										▲先手 なし

図 2: △後手番

	9	8	7	6	5	4	3	2	1	
▲	香	桂			王		龍	桂	香	一
		飛		龍	王	王				二
	歩				歩	歩	歩	歩		三
			歩	歩	歩	歩				四
										五
			歩		歩	歩	歩			六
	歩	歩		歩					歩	七
		角	金		金	銀		飛		八
	香	桂	銀	玉				桂	香	九
										▲先手 歩

図 3: ▲先手番

知局面)とで別々に集計を行った。正解率をみると、訓練データ中に出現している局面では、ほとんど完璧に正解手を出力できている。もっとも、これについては定跡データベースを構築すれば同じことができるために、本稿においてはあまり意味はない。興味深いのは、訓練データ中に出現しない局面における正解率である。一番上の行をみると、1手しか候補手を挙げなくても35%の正解率を達成していることがわかる。これが高いのか低いのかというのは難しいところであるが、大山名人の指し手を初見の局面で35%の精度で言い当てる、というのはなかなかではないだろうか。さらに5手まで候補手をあげて許せば、約70%の割合で正解手がカバーできていることがわかる。

本実験では、約500局の棋譜を利用して学習を行ったが、訓練データの量はこれで十分といえるだろうか。そこで、訓練データの量と正解率との関係を調べた結果を図4に示す。訓練データの量を増やすことで、コンスタントに正解率が上昇していることがわかる。しかも、局数が500局になってもまだ上昇をつづけているため、訓練データを増やすことで、さらに正解率の向上が望めることがわかる。

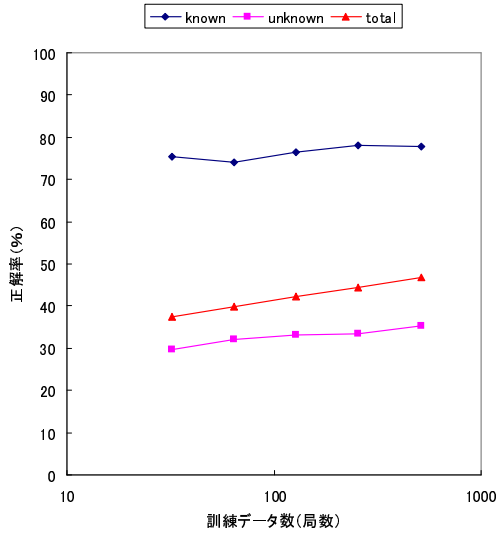


図 4: 学習曲線

## 4 おわりに

本稿では、最大エントロピー法を利用して、大量の棋譜集から指し手の予測を行う実験を行った。大山名人の棋譜約 600 局を利用して実験を行った結果、訓練データに存在しない局面でも 35% の正解率を達成することができた。

指し手予測に利用する特徴量の改善や、訓練データを増やすことでさらに高い正解率を達成できる可能性があるだろう。

## 参考文献

- [1] Adam L. Berger, Stephen A. Della Pietra, and Vincent J. Della Pietra. A maximum entropy approach to natural language processing. *Computational Linguistics*, Vol. 22, No. 1, pp. 39–71, 1996.
- [2] Jun'ichi Kazama and Jun'ichi Tsujii. Evaluation and extension of maximum entropy mod-

els with inequality constraints. In *Proceedings of EMNLP 2003*, 2003.

- [3] Yoshimasa Tsuruoka, Daisaku Yokoyama, and Takashi Chikayama. Game-tree search algorithm based on realization probability. *ICGA Journal*, Vol. 25, No. 3, pp. 145–152, 2002.