

指し将棋における盤面類似度の学習

Learning Weights in Similarity Function for Shogi Positions

佐藤 健 松原 仁 篠原 拓嗣 香山 健太郎
K. SATOH H. MATSUBARA T. SHINOHARA K. KAYAMA

This paper presents experimental results of learning weights in similarity function for Shogi positions. Finding expert knowledge of Shogi professionals is very difficult and it is related to the knowledge acquisition problem from experts to build expert systems. On the other hand, in the AI field, CBR(Case Based Reasoning) is attracted for hope to solve the knowledge acquisition problem. The purpose of this research is to provide a way to determine weights in similarity function by using our proposed method for learning similarity function for general CBR systems^{3,4}. In the learning phase, we extract positions according to stages from professional Shogi player's games and let amateur Shogi players (with the skill of 4 or 5 dan of Shogi) classify these positions into several categories. The classification results in classifying positions according to tactics of Shogi games. Simultaneously, we determine possible attributes which might contribute with this classification and by these attributes, we decide weights of relevant attributes to classification by our proposed algorithm. In the testing phase, we reclassify the positions according to learned weights and test whether the second similar position for each position (the first position is each position itself) is in the same category. As a result, the correct classification ratio is around 70 % for beginning stages, and 60 % for middle stages. Comparing with non-weighted classification, the difference of correct classification ration for weighted classification is up to 15 % higher. Moreover, the reduced ratio of attributes is 20 % from original numbers of attributes.

§ 1 はじめに

最近, Chessの計算機システムDeep Blueが世界チャンピオンのKasparovに勝ったというニュースが, 世間を賑わしている。たしかに, Chessに関しては, 長い間, 世界中の研究者が, 研究を続けた集大成であり, 数値計算以外の分野でエキスパートを凌駕したものとして評価できる。しかし, Chessで勝ったからといって, そのプログラムを参考にして, 将棋で7冠王を達成した羽生棋士に勝てる将棋プログラムを作れるであろうか? 答えはそう単純ではない。松原²⁾が述べているように, チェスと将棋には, 以下の相違がある。

1. チェスでは, 駒の損得だけで, ほぼ優劣が決まるが, 将棋では, 駒の動きや囲いの堅さなど複雑な要素が絡み合っ

ている。

2. チェスでは, 駒が減っていくので, 最終的な駒の配置等によって, 勝負の決定が決まっており, 終盤になれば戦況が単純化されていくが, 将棋では, 持ち駒があるため, 終盤になっても, 戦況の複雑さが変わらない。

松原²⁾によれば, チェスにおいては, 駒の損得を評価関数として, より深い読みをして, 評価関数が高くなる手を選ぶことによって, プログラムが強くなっていくことが経験的にわかっている。そのため, 探索空間内を効率的にチェックすることが重要な要素となっており, 効率的探索の技法や専用ハードウェアが開発されている。これに対し, 将棋においては, 評価関数が複雑になっていると考えられ, それ自体の正体がわからないだけでなく, 終盤になっても戦況の複雑さが変わらないため, 探索空間自体の

効率的なチェックが困難になっている。

従来の将棋プログラムでは、評価関数を用いて、見込みのないと思われる手をそれ以上深読みしない枝刈りの手法で探索空間を狭めているが、その評価関数自体が複雑なため、ある評価関数で見込みがないと思われても、実は見込みがある手であることがある。このため、そのようなアプローチでは、評価関数の形を明らかにしなければ、強いプログラムを作れないと考えられる。この評価関数を将棋のプロ棋士から得ようとしても、言葉であらわすのがむづかしいので、その関数を得ることは非常に困難であると思われる。この問題は、一般のエキスパートシステムを構築するときに生じる専門家からの知識獲得の問題に似ている。

人工知能の研究分野では、この知識獲得の問題を回避するアプローチとして事例ベース推論が注目されている。事例ベース推論とは、問題事例と解をペアとして事例ベースに蓄えておき、新しい問題が生じたときに、新しい問題に類似した問題事例を事例ベースから取り出し、その解法を参照し、新しい問題に合うように修正することで、新しい問題に対して解を得る推論方法である。この推論方法では、専門家に具体的な問題を与え、それに対して専門家が解を答える方法で、事例ベースが大きくなっていく。この方法を用いると専門家は容易に解を答えることができるため、事例ベース自体を知識と見なせば、この時点での知識獲得の問題が生じない。したがって、将棋においても専門家からの知識が得られる可能性がある。

しかし、事例ベース推論を将棋へ適用する場合、以下のことを決定しなければならない。

1. 指し将棋における問題事例とは何か？
2. 解とは何か？
3. 事例間の類似性とは？
4. 解をどのように修正するのか？

これらの項目に対して、我々は以下の対応を持たせることにした。

問題事例	将棋の盤面
解	その盤面における良い次の一手
事例の類似性	盤面の類似性
解の修正	検索された次の一手に対する、与えられた盤面に合わせた手の修正

盤面を具体的に与えることで、将棋の専門家から具体的な解(次の一手)を得ることが容易であるため、これらを問題事例・解のペアとした。このように設定すれば、確かに事例ベースを構築することは容易であるが、盤面の類似性や、次の一手の修正はどのように行えばよいか新たな問題になる。これらは、専門家から具体的にことばで得るこ

とは非常に困難であり、新たな知識獲得の問題を生じているように見える。

この問題のうちの前者、すなわち、盤面の類似性の決定に対処するため、本研究では、我々が既に提案した類似度の自動学習アルゴリズム^{3,4)}を将棋に適用することにした。すなわち、本研究の目的は、このアルゴリズムによる盤面間の類似度の学習可能性を検証することである。

以下、このレポートの構成は以下のようである。第2章で事例ベース推論について概観を与え、第3章で我々の提案している類似度学習方式を述べ、第4章で実験結果を示し、第5章でまとめおよび今後の課題について述べる。

§ 2 事例ベース推論

本章では、本研究で用いる事例ベース推論手法の概観を与える。

Carbonell は、人間の類推的問題解決に関する以下の仮説を提案している¹⁾。彼は類推という言葉を用いているが、この仮説が事例ベース推論の考えそのものと考えられる。

新しい問題状況に遭遇したとき、人間はその問題と大きく類似している過去の状況を思い出す。この想起(remifing)によって過去の問題解決で適切であった行動が検索され、その行動が現在の状況の要求に合うように修正される。

事例ベース推論が最近注目されているのは現状のエキスパートシステムの以下の問題を解決すると期待されているからである。

知識の獲得コスト:エキスパートシステムを構築する通常の方法では、ナレッジエンジニアが専門家にインタビューを行ない、ルールを抽出していた。しかしながら、専門家の行動を説明する一般的なルールを得ることはむづかしく、無理に得ようとすれば、専門家は適当なルールを作り出してしまう。このため、ルール適用失敗・デバッグのサイクルを何度も繰り返すことになる。このコストが大変大きい。

知識の推論コスト:たとえルールを得たとしても、そのルールから得られる計算が膨大なものである場合には、役に立たない。とくに設計、計画分野においては、探索空間が大きく、0から設計や計画を行なう場合には計算量がばかにならない。

第1の点に関しては、事例ベース推論が人間の行動を決めているのではないかという認知科学的な成果⁵⁾から、知識獲得に関する問題の解決が可能ではないかという期待がある。また、第2の点に関しては、設計や計画の専門家が、新しい設計や計画を0から行なわず、前例を見て現在の仕

様に合うように修正しているところから、問題解決の時間が短縮できるのではないかと期待がある。

以上のように事例ベース推論は、現在までの知識主導型のエキスパートシステムでの知識獲得の問題を解くだけでなく探索空間の縮小にも役立つ。これは、将棋に事例ベース推論を適用するときに非常に望ましい長所となると考えられる。

§ 3 定性的距離情報からの重み学習

本章では、我々がすでに提案した定性的距離の情報による重みの学習^{3,4)}に関して述べる。定性的距離の情報とは、事例間がどのくらい近いかということを示す数値を用いて定量的に表すのではなく、「事例どうしが近い」、「事例どうしが遠い」というような定性的な情報として表したものである。

たとえば、実数値をとる2つの属性で定義される事例を考える。このとき各事例を、2次元ユークリッド空間上の点で表現する。図1で、そのような点A, B, Cを表す。ここで、AとBが類似しており、AとCは類似していないとする。2つの例が類似しているとき、2つの例の距離が近いと考えた場合、図1の空間上では、A, C間の距離は、A, B

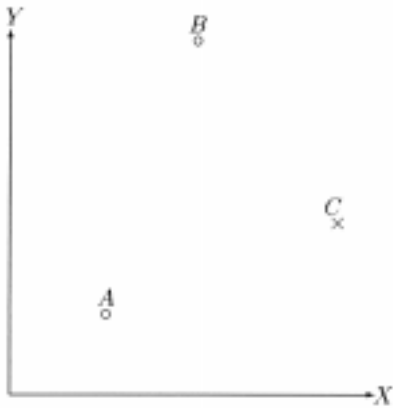


図1 定性的距離と矛盾している空間

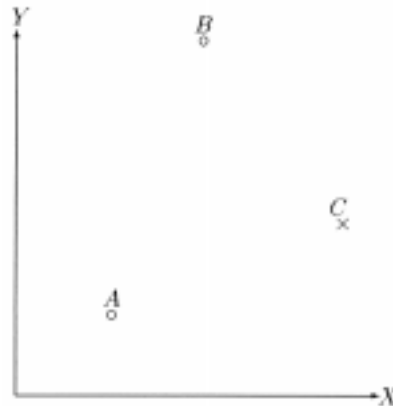


図2 定性的距離と無矛盾な変換された空間

```

Learn from qualitative distance (c, A, B)
c: 誤り率
ε: 確信度
n: 次元数
begin
  max( (1/ε) * log(1/δ), (2 * 8(n+1) / (ε * δ)) * 15 ) 個以上のペアとその定性的距離情報を教師から得る。
  for every pair (A, B) ∈ NEAR
    dist(A, B) ≤ D を制約集合に加える。
  for every pair (A, B) ∈ FAR
    dist(A, B) ≥ D + 1 を制約集合に加える。
  上の制約集合と矛盾しない W と D を線形計画法によって得る。
end
  
```

図3 A Learning Algorithm from Qualitative Distance Information

間の距離よりも小さく上の類似情報と矛盾している。しかしながら、Y次元を半分に縮小した距離関数

$$dist(A, B) = (A_{(x)} - B_{(x)})^2 + (A_{(y)} - B_{(y)})^2$$

を用いれば、上の類似情報と無矛盾となる(図2)。この距離関数は、Y属性の重要度が、X属性の4分の1であることを意味しているとも考えられる。我々の目的は、上のような定性的距離情報と矛盾しない各属性に対する重要度を見つけることである。

我々は、上の例を一般化して、以下のようなn次元空間における2つの定性的距離情報NEARとFARを考える。NEARは2つの例が類似していることを表し、FARは2つの例が類似していないことを表す。我々の問題は、以下の[0, 1]ⁿ上の重みベクトルWと実数Dを見つけることである。

$$\text{各}(A, B) \quad \text{NEAR に対して, } \sum_{i=1}^n W_{(i)} (A_{(i)} - B_{(i)})^2 \leq D$$

$$\text{各}(A, B) \quad \text{FAR に対して, } \sum_{i=1}^n W_{(i)} (A_{(i)} - B_{(i)})^2 > D$$

ここで $W_{(i)}, A_{(i)}, B_{(i)}$ はそれぞれ W, A, B の第 i 番目の要素を表す。

この情報から類似度関数を学習するアルゴリズムを図3に示す。我々は、このアルゴリズムが、理論的には、 n 個の属性を持つ事例に対して、誤り率 ϵ を超えるような類似度関数の仮説を生成する確率が $\frac{1}{\delta}$ であり、そのため定性的距離情報の数は、 $n, \frac{1}{\epsilon}, \frac{1}{\delta}$ の多項式のオーダーとなり、計算時間は、定性的距離情報の数の多項式のオーダーとなることを示した^{3,4)}。

§ 4 実験経過

上記アルゴリズムを将棋の盤面に関する属性の類似度に対する貢献の度合の学習を以下のように将棋へ適用した。

1. プロ棋士の対局から盤面を適当に取り出し、アマ4~5段格の被験者に、以下の局面ごとに、30~60程度の盤

面を提示し、10程度のカテゴリー分けを行わせた。

- (a) 序盤の局面(20 ~ 40 手目)
- (b) 序盤 ~ 中盤の局面(40 ~ 60 手目)
- (c) 中盤 ~ 終盤の局面(50 ~ 80 手目)
- (d) 終盤の局面(70 手目 ~)
- (e) 10 手目の局面
- (f) 50 手目の局面

この結果を見ると、カテゴリー分けは、ほぼ戦法の分類(相懸かり、浮き飛車、矢倉、振り飛車、...)になった。

2. 属性としては、自分と相手の各種類の駒について以下を抽出した。

- ・ 駒台にのっている数
- ・ 盤上にある数
- ・ 他の駒へのききの数
- ・ 特定の条件を満たす場所に存在する数
- ・ 特定の条件を満たす場所に対するききの数

特定の条件としては、

- ・ 玉の周り 8 マス(自分と相手)
- ・ 玉から 2 マス離れた 16 マス(自分と相手)
- ・ 各隅の 9 マス(左上, 右上, 左下, 右下)
- ・ 中央の 25 マス
- ・ 自分のききが多いマス
- ・ 相手のききが多いマス
- ・ 自分のききがないマス
- ・ 相手のききがないマス

の、13 条件を設定した。

属性の順番は、盤上、駒台、他の駒へのきき(28個、自分の飛車、角、銀、桂、香、歩、金、玉、龍、馬、成銀、成桂、成香、と、相手の飛車、角、...)、条件を満たす場所にある数(13個)、条件を満たす場所へのきき(13個)の計56種類である。

したがって、属性の数は

$$\begin{aligned}
 & (\text{生駒}[8] + \text{成駒}[6]) * (\text{自分と相手})[2] * (\text{盤上} + \text{駒台} + \text{駒へのきき}[(8+6)*2] + \text{条件}[13] + \text{条件へのきき}[13]) \\
 & = 14 * 2 * (1+1+14*2+13+13) \\
 & = 1568
 \end{aligned}$$

となるが、この属性数では、アルゴリズムのためのメモリが莫大になり、現在の計算機上での学習は困難であるため以下のような属性のまとめあげを行った。

まとめあげその 1: 各駒(28種類)の最初の30条件の総和を1つの属性とし、あとの26条件の総和を別な属性としたもの(全部で56属性)。

まとめあげその 2: 自分側の56種類の属性ごとにすべての駒の値を総和したものと相手側の56種類の属性ごとにすべての駒の値を総和したもの(全部で112属性)

3. この情報をもとに、違うカテゴリーに入る盤面は遠く

(すなわち前章のアルゴリズムにおける FAR の集合に入る)に位置するような距離空間になるように、属性の重みを前章のアルゴリズムで学習した。^{注)}ここでの距離関数は、属性間の値の差の自乗に重みの付いたもの、すなわち、重み付きユークリッド距離を用いた。

4. 重みつき最近傍法により、実験で用いた盤面を分類した。分類方法は、盤面集合から分類すべき盤面を取り除き、分類すべき盤面に一番近い盤面を新しい盤面集合から取り出し、その検索された盤面と分類すべき盤面が同じカテゴリーに入っていれば正解とした。また、比較対象として、すべての属性の重みが1である(すなわち重みなし)の最近傍法でも正解率を計算した。

5. 実験結果は、以下のようになった。

まとめあげその 1:

局面	盤面数	正解盤面数 (重み付き)	正解率 (重み付き)	関連 属性数	正解盤面数 (重み無し)	正解率 (重み無し)
序盤	61	42	0.689	13	43	0.705
中盤(前半)	58	38	0.655	13	34	0.586
中盤(後半)	34	35	0.648	13	27	0.500
終盤	62	22	0.371	16	29	0.371
10 手目	28	20	0.714	7	18	0.643
50 手目	57	32	0.561	15	26	0.474

上の表で関連属性というのは、重みを学習したときに重みが0にならなかった属性のことである。関連属性は、序盤の局面の自金に対して以外は後半26条件の総和となった。各局面における関連属性となった駒の内、重みが顕著になっているのは以下の通りである。

序盤: 自角, 自銀, 自香, 自歩, 自金, 自王, 相手飛, 相手角, 相手銀, 相手歩, 相手金

中盤(前半): 自飛, 自角, 自銀, 自桂, 自歩, 自金, 自王, 相手飛, 相手角, 相手銀, 相手桂, 相手歩, 相手王

中盤(後半): 自飛, 自角, 自銀, 自歩, 自王, 相手飛, 相手角, 相手銀, 相手歩, 相手金, 相手王

終盤: 自飛, 自角, 自銀, 自金, 自王, 自馬, 自と, 相手飛, 相手角, 相手銀, 相手歩, 相手金, 相手王, 相手馬, 相手成銀

10 手目: 自飛, 自角, 自金, 相手飛, 相手角, 相手銀, 相手金

50 手目: 自飛, 自角, 自銀, 自香, 自歩, 自金, 自王, 相手飛, 相手角, 相手銀, 相手桂, 相手歩, 相手金, 相手王

戦法の分類においては、10手目では、大駒および金銀の位置が主に関係しているのに対し、序盤(20 ~ 40手目)まで行くと、歩や王の位置が関係してくることは、序盤になると王の駒組みがはじまることに対応していると思われる。

^{注)}同じカテゴリーに入る盤面は近くなるようにしようとすると距離空間が存在しなくなるため、FARのみ考慮することにした。

また、中盤になると桂がからんでくるのは、桂の動きが活発になることを表していると思われる。

まとめあげその 2 :

局面	盤面数	正解盤面数 (重み付き)	正解率 (重み付)	関連 属性数	正解盤面数 (重み無し)	正解率 (重み無し)
序盤	61	45	0.738	17	42	0.689
中盤 (前半)	58	39	0.672	14	39	0.672
中盤 (後半)	54	34	0.630	14	35	0.648
終盤	62	19	0.306	15	17	0.274
10 手目	28	22	0.786	12	20	0.714
50 手目	57	28	0.491	14	32	0.561

6 種類の局面における関連属性となった条件の内、5 種類に共通に現われているものとしては、以下があった。

- ・ 自玉のまわりの 8 マスの自駒のききの数
- ・ 自玉のまわりの 16 マスの自駒のききの数
- ・ 中央の 25 マスの自駒のききの数
- ・ 相手駒のききがないマスに対する自駒のききの数
- ・ 自玉に対する相手駒のききの数
- ・ 右上の 9 マスに対する相手駒のききの数
- ・ 中央の 25 マスの相手駒のききの数
- ・ 相手駒のききが多いマスの相手駒のききの数

すなわち、特定の条件を満たす場所に対するききの数が戦法分類には重要であることがわかった。

6. 実験の結果として以下の知見を得た。

- (a) どちらの属性のまとめあげでも、序盤では 70% 程度、中盤でも 60% 程度の正解率を得ることができた。
- (b) 重みを学習したときの検索の正解率は、重み無しのときの正解率に比べて、最大 15% の正解率の上昇があった。
- (c) 非関連属性 (重みを学習したときに重みが 0 の属性) は、全体の 70 ~ 80% になったため、検索に必要な属性の数が、重みなしのときに比べて、20% 程度に縮小できた。これは、検索に要する時間が 1/5 に短縮されることを意味するため、事例ベースが大きくなった場合に有利な結果である。

§ 5 おわりに

本研究の貢献は以下である。

1. 将棋局面の類似検索において、事例ベース推論技術の 1 つである最近傍法の有効性が確認できた。
2. 重み学習によって、正解率の上昇だけでなく、検索に用いられる属性集合の縮小の効果が確認できた。

今後の課題としては、以下を考えている。

より大規模な実験: 盤面の数をより大規模にして実験を行う。

属性のさらなる追求: 本方式では、属性が足りない場合には、重みが学習できないため、属性として、さらに

関連しそうなものを列挙して実験してみる。

終盤における類似度の学習性能向上: 終盤での正解率が低いため、向上するためにより多くの属性を考慮してみる。

有利不利に関する学習: 本研究で用いた方式は、有利、不利に関する属性の重みにも使うことができると考えられる。すなわち、有利とわかっている盤面に近いものを有利と考え、不利とわかっている盤面に近いものを不利と考えるということである。この問題に関しての本方式の適用可能性を検討する。

指し手の修正の研究: 事例ベース推論を指し将棋に適用する場合には、第 1 章で述べたように指し手の修正も決定しなければならない。これに関しては、似た盤面では、似た指し手が指されるという仮定をおき、似た指し手に関する類似度関数学習を本研究で用いた方式で学習させ、その類似性に基づき新たな盤面で似た盤面で指した手に一番類似した手を選ぶことを考えている。

謝 辞

研究に関して討論していただき棋譜盤面変換プログラムを作っていただいた中越 智也君に感謝します。また、この研究の機会を与えていただき、サポートしていただいた中山隼雄財団に感謝します。

参 考 文 献

- 1) Carbonell, J. G., Learning by Analogy: Formulating and Generalizing Plans from Past Experience, R. S. Michalski, J. G. Carbonell, T. M. Mitchell, eds., Machine Learning: Artificial Intelligence Approach, Springer Verlag, (1983) 137-161
- 2) 松原 仁, ゲームのアルゴリズム, コンピュータソフトウェア, 10 6 (1993) 3-8
- 3) 佐藤 健, 岡本 青史, 距離情報による類似度関数の重み学習について, 人工知能学会誌 11 2 (1996) 238-245
- 4) 佐藤 健, 岡本 青史, 事例の相対距離による類似度学習とその検索誤り率について, 人工知能学会誌, 12 4 (1997) 600- 607
- 5) Schank, R. C., Dynamic Memory: A Theory of Learning in Computers and People, Cambridge University Press (1982)

(1998.4.3 受付)

著者紹介



佐藤 健
Ken SATOH
北海道大学大学院 工学系研究科ラボ
人工知能(機械学習)の研究に従事。



松原 仁
Hitoshi MATSUBARA
知能情報部 ゲーム戦略ラボ
E-mail: matsubar@etl.go.jp
ゲームプログラミングの研究に従事。



篠原 拓嗣
Takuji SHINOHARA
国立民族学博物館地域研究企画交流センター
推論システム, 計算機ソフトウェアの研究に従事。



香山 健太郎
Kentaro KAYAMA
東京大学大学院 工学系研究科
知能ロボットの研究に従事。

Appendix A : 実験結果詳細

5.1 正解率

weightedの方は重みの学習をさせて重み付きNNで分類させたもの, non-weightedの方は56種類の属性を重みなしでNNを用いて分類させたもの。

1. 10手目の局面 : 10.result
2. 50手目の局面 : 50.result
3. 序盤の局面 : 1-4.result
4. 中盤(前半)の局面 : 1-6.result
5. 中盤(後半)の局面 : 1-7.result
6. 終盤の局面 : 1-9.result

重みつけの方が, ほぼ同じか, よくなっている. 特に中盤でも6割を越えているのは, 特筆に値する。

10.result:Ratio = 0.714286 for weighted NN
10.result:Ratio = 0.642857 for non-weighted NN
50.result:Ratio = 0.561404 for weighted NN
50.result:Ratio = 0.45614 for non-weighted NN
1-4.result:Ratio = 0.7 for weighted NN

1-4.result:Ratio = 0.716667 for non-weighted NN
1-6.result:Ratio = 0.655172 for weighted NN
1-6.result:Ratio = 0.586207 for non-weighted NN
1-7.result:Ratio = 0.648148 for weighted NN
1-7.result:Ratio = 0.5 for non-weighted NN
1-9.result:Ratio = 0.354839 for weighted NN
1-9.result:Ratio = 0.370968 for non-weighted NN

5.2 重み

各xの添字は, 属性の番号を表している。

5.2.1 10手目の局面

x1 = 188.624 % 自飛
x3 = 136.326 % 自角
x13 = 114.838 % 自金
x29 = 807.975 % 相飛
x31 = 345.523 % 相角
x33 = 156.25 % 相銀
x39 = 204.156 % 相金

5.2.2 50手目の局面

x1 = 139.432 % 自飛
x3 = 9.67146 % 自角
x5 = 10.0776 % 自銀
x9 = 16.0179 % 自香
x11 = 108.965 % 自歩
x13 = 93.6121 % 自金
x15 = 15.313 % 自王
x29 = 17.0448 % 相飛
x31 = 15.8542 % 相角
x33 = 21.6594 % 相銀
x35 = 13.3993 % 相桂
x39 = 52.7263 % 相歩
x41 = 22.0573 % 相金
x43 = 24.6386 % 相王
x55 = 1.80149 % 相と

5.2.3 序盤の局面

x3 = 104.566 % 自角
x5 = 61.9923 % 自銀
x9 = 67.9256 % 自香
x11 = 191.873 % 自歩
x12 = 97.9266
x13 = 25.4443 % 自金
x15 = 45.6386 % 自王
x29 = 52.2718 % 相飛
x31 = 130.837 % 相角
x33 = 270.965 % 相銀
x39 = 50.7161 % 相歩

x41 = 13.9998 % 相金

x43 = 2.20781 % 相王

5.2.4 中盤(前半)の局面

x1 = 53.4072 % 自飛

x3 = 27.055 % 自角

x5 = 14.6985 % 自銀

x7 = 21.022 % 自桂

x11 = 73.7894 % 自歩

x13 = 54.1527 % 自金

x15 = 30.169 % 自王

x29 = 75.1772 % 相飛

x31 = 32.1005 % 相角

x33 = 16.5059 % 相銀

x35 = 34.7969 % 相桂

x39 = 24.2644 % 相歩

x43 = 22.181 % 相王

5.2.5 中盤(後半)の局面

x1 = 7.45798 % 自飛

x3 = 11.0337 % 自角

x5 = 24.4318 % 自銀

x11 = 33.0055 % 自歩

x13 = 0.669123 % 自金

x15 = 16.4435 % 自王

x29 = 41.2123 % 相飛

x31 = 14.532 % 相角

x33 = 15.0116 % 相銀

x39 = 23.5665 % 相歩

x41 = 17.9842 % 相金

x43 = 16.03 % 相王

x47 = 1.63279 % 相馬

5.2.6 終盤の局面

x1 = 12.8633 % 自飛

x3 = 15.2883 % 自角

x5 = 22.0236 % 自銀

x7 = 0.817836 % 自桂

x11 = 0.154241 % 自歩

x13 = 8.18187 % 自金

x15 = 17.459 % 自王

x19 = 10.642 % 自馬

x27 = 4.40748 % 自と

x29 = 22.4279 % 相飛

x31 = 4.24042 % 相角

x33 = 6.59085 % 相銀

x39 = 13.2431 % 相歩

x41 = 4.1276 % 相金

x43 = 10.0342 % 相王

x45 = 0.0374227 % 相竜

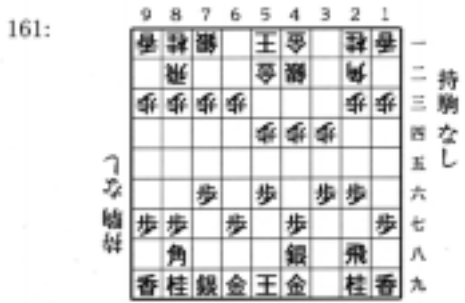
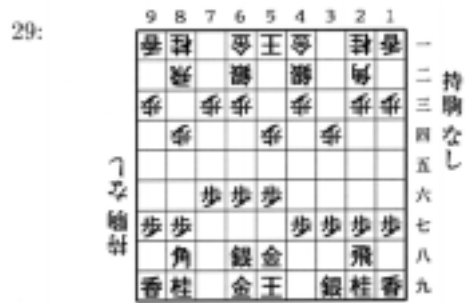
x47 = 6.39992 % 相馬

x49 = 9.61697 % 相成銀

Appendix B 人間による分類結果

5.3 10手目の局面

5.3.1 やぐら囲い



165:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王			将	皇	一
	将	将	将	皇	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
		步		步				六
步	步	銀	步		步	步	步	七
	角			銀		飛		八
香	桂	金	王	金		桂	香	九

持駒なし

△△△△△

46:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王	皇	将	皇	皇	一
	将	将	将	皇	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
								六
		步				步		七
步	步	銀	步	步	步	步	步	八
	角			銀		飛		九
香	桂	金	王	金		桂	香	九

持駒なし

△△△△△

40:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王	皇	将	皇	皇	一
	将	将	将	皇	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
		步		步				六
步	步			步	步	步	步	七
	角	銀	金	銀		飛		八
香	桂	金	王			桂	香	九

持駒なし

△△△△△

5:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王	皇	将	皇	皇	一
	将	将	将	皇	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
		步		步				六
步	步			步	步	步	步	七
	角	銀	金	銀		飛		八
香	桂	金	王	金		桂	香	九

持駒なし

△△△△△

117:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将		王	皇	将	皇	皇	一
	将	将	皇		皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
		步		步				六
步	步			步	步	步	步	七
	角	銀		銀		飛		八
香	桂	金	王	金		桂	香	九

持駒なし

△△△△△

105:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王	皇	将	皇	皇	一
	将	将	将	皇	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
		步		步				六
步	步			步	步	步	步	七
	角	銀		銀		飛		八
香	桂	金	王	金		桂	香	九

持駒なし

△△△△△

5.3.2 中飛車

202:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王	皇		将	皇	一
	将	将	皇	皇				二
香	香	香	香	香	皇	香	香	三
								四
								五
		步		步			步	六
步	步	步		步	步	步	步	七
	角			銀		飛		八
香	桂	銀	金	王	金		桂	九

持駒なし

△△△△△

43:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将		王	皇	将	皇	皇	一
	将	将	皇	皇				二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
		步						六
步	步	角	步	步	步	步	步	七
	角			銀		飛		八
香	桂	金	王	金	銀	桂	香	九

持駒なし

△△△△△

92:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇		皇	将	皇	皇	一
	将	将		王	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
				步				五
		步						六
步	步	角	步		步	步	步	七
				飛				八
香	桂	銀	金	王	金	銀	桂	九

持駒なし

△△△△△

123:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	皇	王	皇	将	皇	皇	一
	将	将		皇	皇			二
香	香	香	香	香	香	香	香	三
								四
								五
								六
香	桂	銀	金	王	金	銀	桂	七
				飛				八
步	步	步	步	步	步	步	步	九

持駒なし

△△△△△



5.4 50手目の局面

5.4.1 やぐら囲い



162:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇							科	皇
	飛			馬	王			
歩		馬		馬	歩		歩	
		歩	歩	馬	歩		歩	
歩	歩	科	桂	歩				
	歩	銀	金					歩
	歩	王	金	角				飛
香	桂							香

持駒歩2
乙歩幅斜

166:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	科						科	皇
	飛				馬	王		
		馬		馬	歩		歩	
歩				歩	歩	歩		歩
	歩	歩	歩				歩	
歩		歩	歩	銀	歩			歩
	歩	銀	金					
	歩	王	金					飛
香	桂						桂	香

持駒歩2角
毎幅斜

178:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						馬	科	皇
						馬	王	
		科	歩	馬	歩	歩	歩	
歩	飛		歩	歩	馬			
		馬			歩		歩	
	銀	歩	歩	銀	歩			
歩	歩	金	角	歩	桂			
	歩	王	金					飛
香	桂							香

持駒歩2
歩幅斜

192:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
	科						科	皇
	飛				馬	王		
		馬	歩	馬	歩	歩	歩	
		歩	歩	歩	歩	馬		
皇	歩							
		歩	歩	歩	銀	歩	歩	
歩	歩	銀	金	角	歩	桂		
	歩	王	金	角				飛
香	桂							香

持駒なし
歩幅斜

209:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	科					馬	科	皇
	飛					馬	王	
歩		歩		馬	馬	歩		
		銀		歩	歩		歩	
	歩		馬					
		歩	歩	歩	歩	歩		
歩	歩	銀	金	角	歩	桂		香
	歩	王	金	角				飛
香	桂							

持駒歩
歩幅斜

2:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	科						科	皇
	飛					馬	王	
		馬		馬	歩	歩		
歩	歩	歩	歩	歩	歩		歩	
	歩		歩					
歩	歩	歩	歩	歩	銀	桂	歩	
	歩	銀	金	角				飛
歩	歩	王	金	角				
香	桂							香

持駒なし
歩幅斜

5.4.2 力戦形

10:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						王	科	皇
	飛			馬	馬			
				歩	馬	馬	歩	
歩		歩	歩	歩	歩	歩	歩	
歩	歩	銀	歩	歩				
		金	金					飛
香	桂	王						桂

持駒歩3桂
馬幅斜

44:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	科					馬	王	皇
				馬	馬			
歩				歩	歩	科	馬	歩
				歩	馬	銀	歩	
		飛						
歩	歩	歩	歩	歩				歩
	歩	角	金	銀				飛
香	桂	王	金					桂

持駒歩
C歩幅斜

140:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						王	科	皇
	飛			馬	馬			
歩				歩	馬	歩	歩	
		馬	歩	歩	歩	歩	桂	
				歩	銀	銀	歩	
歩	歩		金	角	歩			
	歩	王	金	角				飛
香	桂							香

持駒歩
D歩幅斜

151:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	飛						王	科
						馬	馬	
		科	歩	馬	歩	歩		
歩	歩	歩	歩	歩	歩	歩	歩	
歩	歩	歩	銀	歩	歩	飛	歩	
	歩	銀	歩	歩	桂			
	角	金	金					
香	桂	王						香

持駒歩
歩幅斜

189:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	▲		王	将	皇		
			▲	▲				
▲	▲				▲	▲		
			▲	▲				
		▲	▲			▲		
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩2銀
▲乙車▲▲

220:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将					▲	王	▲
	▲					▲	▲	
▲			▲	▲	▲	▲	▲	
			▲	▲	▲	▲	▲	
		▲	▲		▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩2角
▲車▲▲

5.4.3 角換わり相居飛車

13:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						王	将	皇
	▲		▲	▲				
		▲	▲	▲		▲	▲	
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩角
▲車▲▲

206:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇			▲	王			将	皇
		▲				▲		
▲				▲		▲	▲	
	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
		▲			▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩柱
▲車▲▲

110:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇								皇
			▲	王	▲			
		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩
▲乙車▲▲

182:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						王	将	皇
	▲					▲		
		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩角
▲乙車▲▲

196:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						王	将	皇
	▲		▲	▲				
		▲	▲	▲		▲	▲	
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩2
▲乙車▲▲

223:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇						王	将	皇
	▲			▲	▲			
		▲	▲	▲		▲	▲	
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	

持駒歩角
▲乙車▲▲

5.4.4 みの囲い

73:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将		▲					皇
	▲	▲		▲				
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	
▲	▲						▲	

持駒歩
乙車▲▲

77:

9	8	7	6	5	4	3	2	1
皇	将	▲				将		皇
	▲	▲	▲	▲		▲	▲	
▲		▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲		▲	▲			
▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
	▲	▲					▲	
▲	▲	▲					▲	
▲	▲						▲	
▲	▲						▲	

持駒歩
乙車▲▲