

## AI と将棋

飯田弘之

日本将棋連盟プロ棋士 / 電子技術総合研究所

本稿では、将棋プロ棋士と AI 研究者としての視点から、プロ棋士レベルの戦略について、それらの定式化、アルゴリズム、性質と共に述べる。将棋を題材とした筆者の大いなる関心のひとつは、プロレベルのプレイをする将棋プログラムの開発にある。特に、プロレベルのプレイをするために必要とされる戦略について焦点を当てて従事してきた研究を解説する。われわれは、「将棋プロ棋士は、先読みの過程においてわずかな候補手だけを探索する。そして、それぞれの手がもたらすであろう結果を過去に蓄積した膨大な知識と経験に基づいて判断し、ほとんどの場合、正確な着手を選択している。」といった共通の認識をもっている。かつて、チェスプレイヤを対象として、着手に至るまでの思考過程の分析が試みられた。それは、コンピュータの上を実現することを目標としてプロレベルの戦略を抽出することを意図したものではなく、主に心理学的分析そのものが目標であった。本稿では、最初に筆者のこれまでの研究の背景を示すために、コンピュータチェスでの関連する代表的な研究、あるいはチェスプレイヤの心理学的な解析について概観する。次に、これまでの研究内容として、将棋を題材としたプロ棋士の思考法の分析といくつかのプロレベルな探索戦略について示し、さらに、その定式化（あるいは一般化）、アルゴリズムと探索効率化、ふるまいとその評価を述べる。最後に、AI と将棋の視点から、今後の研究課題について触れる。

## AI and Shogi

Hiroyuki Iida

Shogi G.M. / Electrotechnical Laboratory

iida@etl.go.jp

This paper describes the Grandmaster-like strategies by definition, by algorithm and by its characteristics, from the view of a Shogi Grandmaster and AI researcher. One of the subject of my special interest in Shogi is to develop a Shogi program which plays a Grandmaster-level game. In this paper, especially the strategies to play such a game are focused on in this paper. We may have common recognition that a Shogi Grandmaster examines only a few alternative lines of play by understanding the resulting positions based on a large amount of the game's knowledge and the experience to predict the effect of every available course of action. Such an analysis of human thinking modelling chess players has been attempted by previous studies, not to seek formalization of Grandmaster-like strategies for a computer, but to analyze itself psychologically. In this paper, first some remarkable works of computer chess or the psychological analysis of chess player's thinking are outlined to show a background of the author's research. Through the analysis of the thinking process of Shogi Grandmasters, we have formalized their ways of thinking, have implemented algorithms, and have evaluated its performances. Moreover, research subjects for the future works, to which great interest may be devoted, are discussed from the view of Shogi and AI.

## 1 これまでの研究

われわれは、完全情報二人零和ゲームをモデルとして、エキスパートプレイヤー（将棋ではプロ棋士に相当）が用いている高度な戦略に関する研究に従事してきた。（[11]参照）計算機も人間エキスパートのような戦略を用いてプレイすることを目標としている。

最初に、このテーマに関連する従来の研究を概観する。次に、筆者が従事してきた研究の紹介として、将棋プロ棋士の思考法と高度な戦略の分析、それに基づく定式化、そして、計算機上でのインプリメンテーションとそのふるまいを述べる。

最後に、「将棋とAI」という視点から今後の展望について述べる。

### 1.1 従来の研究

チェスを題材とした研究は昔からかなり盛んであるが<sup>1</sup>、チェス名人らの思考法分析や彼らが用いている高度な戦略に関する研究は少ない。

de Groot[5]は「人間プレイヤーは長年の経験による感に基づいて着手を決定している」と分析しているように、着手を選択するまでの思考過程に対する心理学的な分析を試みた。ChaseとSimon[4]はチェスプレイヤーの思考過程分析からポーン構造のチャンクという概念を提案した。その考え方をBerlinerとCampbell[1]はさらに発展させている。Nievergelt[16]はチェスプレイヤーの思考法を分析した結果、チェスに依存した数々の知識を列挙している。Charness[3]は計算機によるチェスのふるまいを意識しながら、より人間らしい考え方・技術の比較・分析を試みている。KopeckとBratko[12]はチェスにおける人間とコンピュータのふるまいを事細かな比較を行なった。さらに、元チェス世界選手権者かつコンピュータチェスの草分けでもあるBotvinnikの研究がある。思考過程やプロレベルの戦略の分析に関する詳細な報告はないが、チェスにおける自分自身の思考・戦略を反映した、と主張する長期にわたるプラン[2]を持ってプレイするプログラムを作成した。同僚らと共同で開発したPIONEERは、ある特定の局面ではわずかな局面を探索するだけでグランドマスターレベルの手を選択した、と報告している。

大きな流れとして、フォンノイマンが提案した

<sup>1</sup>将棋と比較して、チェスにおける序盤定跡の系統化や終盤データベースの研究は目を見張るものがある。

ミニマックス法[15]をシャノンがコンピュータによるゲームプレイングのアルゴリズムとして用いることを提案した。そして、人間の思考を模倣する戦略として選択的探索を提案した。[18] 実際、コンピュータチェスの分野で1950年代から1970年代半ばにかけて、選択的探索の応用として前向き枝刈り手法の洗練が盛んに行われた。（[14] 参照）グリーンブラッドのプログラムは、選択的探索を駆使した当時を代表するひとつで、人間大会に参加してまずまずの成果を収めている。[6] コンピュータチェスの歴史が示すように、初期の頃は人間エキスパートの思考法に関する分析とプログラム開発は密接に関連していた。ところが、これとは別の路線でプログラムの実力が人間名人に近づくにつれ、少なくともチェスプログラマらにとって、人間エキスパートの思考法や戦略の分析への関心は薄れていった。

## 2 将棋を題材とした研究

将棋プロ棋士を対象とした思考過程の分析を通して、これまで指摘されなかった高度な戦略の抽出とその定式化を試み、具体的なアルゴリズムとして設計した。また、計算機上でインプリメンテーションを示し、効率化やふるまいを検討、評価した。

### 2.1 思考過程の分析

プロ棋士の思考過程分析のために、次のような分析、調査を行なった。

- 棋譜の定量的解析
- 将棋プロ棋士を対象としたアンケート調査
- 思考過程の自己内省

プロ棋士同士の公式対局から生じた棋譜の定量的解析の対象として、1321局の棋譜中に現れる約15万局面を用いた。解析項目は駒の損得や可動性などの18項目を選択した。その結果、「各項目に対して勝者側と敗者側に顕著な差がない」という知見を得た。

将棋のエキスパートが実際の対局において、どのような思考過程で着手を決定しているのかについて、プロ棋士ら（奨励会員を含む）を対象にアンケート調査を行った。[19] 調査の内容は、各被験者に対し任意の局面を与え、着手するまでの思考過程を記述してもらった。さらに、先読みを打ち

切った局面での優劣評価や先読みの過程で工夫したことについて事細かに記入してもらった。

思考過程の自己内省は、筆者のプロ棋士としての経験と先のアンケートで収録した結果に基づいている。ここで抽出されたプロ棋士レベルの戦略（思考法も含む）のいくつかを以下に述べる。（[7] 参照）

### 2.1.1 逆転を狙うための戦略

相手の指す手を予想し、自分の着手を考える。これによって、相手の応手が自分の側からみて最強の応手でない場合が生じ、通常ミニマックス感覚より良い結果を期待できる。一般に強い相手が弱い相手に行くべき戦略であるが、中盤は得意だが、終盤はそうでないような場合もあるので、自分が相手に優っている状況ならばいつでも応用できる。相手より正確な局面評価ができること、あるいは、相手より深く先読みができることを前提として行われる戦略である。しかし、心理的な応用として、ほぼ互角ぐらいのレベルの対戦で、この戦略を用いることにより相手に動揺を与えてミスを誘引することもある。将棋の駒落ち対局で上手がしばしば用いる戦略が顕著な例である。

### 2.1.2 改善探索戦略

選択的探索は、先読み中の各局面で合法手全体に対して、前向きに枝刈りすることによってわずかな手だけを候補手とする探索方式である。選択的探索によって最善手を見落とす危険性をカバーする戦略を改善探索戦略と呼んでいる。与えられた局面で最初に思い浮かんだいくつかの候補手の中に最善手が含まれていない場合、新たな候補手を生成しなければならない。

新たな候補手を生成する方法の一つは、現在局面で候補手選びの最初の段階から再考することである。これによって、先の候補手より良い手が浮かぶことがある。別の方法は、先の候補手に基づく先読み中に現れた（好）手を合法であれば現在の局面の候補手として採用することである。この手法は、探索する局面を共有するので共有探索と呼ぶ。この考え方を前向き枝刈りの方式としたものに縦型指向の前向き枝刈りがある。

### 2.1.3 悟られずに負ける教授戦略

駒落ちによる指導を目的とした対戦で、上手が、下手に故意にしかも悟られないように負ける戦略がある。このような戦略を教授戦略と呼ぶ。

また、故意に負けることはできなくても、面白い局面になるように導いて、相手が楽しく考えられるようにする。ある局面では、下手が偶然かも知れないが素晴らしい手を着手できるかも知れない。そのような局面を上手は意図して導く。試合に勝つことが、ゲームに興味を持つ最高の動機である、との考え方に基づいている。

### 2.1.4 思考時間の分割

先の棋譜中の思考時間の解析から、プロ棋士は時として、ある手に対して非常に長考していることがわかった。持ち時間が限られているため、30分以上もの長考を一試合のうちに幾度かして、その後は即時応答の着手をしている。すなわち、与えられた持ち時間を都合良くそれぞれの指し手に分割しているのである。重要な局面では長考することが非常に有効であり、一方、即時の応答でも問題ない場面もある。ある局面では、20手以上も先まで読むが、別な時には、10手先も読まない。これは、現在局面の安定度合いに関連している。将棋において、安定度合いを判断するのは非常に難しい。取った駒を打つことができるからである。

## 2.2 定式化とアルゴリズム

先に抽出した探索戦略、探索手法の定式化と、その拠り所となる基本概念を示す。

### 2.2.1 OM-Search

逆転を狙う戦略では、相手プレイヤーの指し手を予測することが基本概念である。そこで、相手プレイヤーのモデルがわかっているという仮定の下に、相手モデルを考慮したゲーム木探索（OM-Search）として一般化した。<sup>[8, 9]</sup>

$P$  はノードを表し、 $P_i$  は  $P$  の任意の子ノードを表す。MAXノードはMAXプレイヤーの手番ノードとして、MINノードも同様にする。 $f$  と  $g$  をすべての局面に対して定義された関数として、 $f$  はMAXプレイヤーによる評価関数で、 $g$  はMINプレイヤーによるものとする。さらに、MINプレイヤーは常に何らかのミニマックス戦略を用いると仮定する。

このとき、ミニマックス戦略のアルゴリズムは次の式(1)によって示される。<sup>2</sup>

<sup>2</sup>やや粗い表現であるが、本稿ではアルゴリズムの記述法としてこの表現を用いる。

$$f(P) = \begin{cases} \max_i f(P_i) & P: \text{MAXノード} \\ \min_i f(P_i) & P: \text{MINノード} \\ EV_f(P) & P: \text{葉ノード} \end{cases} \quad (1)$$

葉ノードに対して定義された $EV_f(P)$ は、MAXプレイヤーの評価関数によるノード $P$ の(静的に評価された)値を表す。

同様な方法で、OM-Searchのアルゴリズムを式(2),(3)で示す。OM-Searchでは、ゲーム木内の任意のノードに対して、2つの値(MAXプレイヤーの評価関数による値とMINプレイヤーの評価関数による値)を計算する。

$$F(P) = \begin{cases} \max F(P_i) & P: \text{MAXノード} \\ F(P_j) \text{ with } j \text{ st} & P: \text{MINノード} \\ g(P_j) = \min_i g(P_i) & \\ EV_f(P) & P: \text{葉ノード} \end{cases} \quad (2)$$

$$g(P) = \begin{cases} \max g(P_i) & P: \text{MAXノード} \\ \min g(P_i) & P: \text{MINノード} \\ EV_g(P) & P: \text{葉ノード} \end{cases} \quad (3)$$

$F$ はすべての局面に対して定義された評価関数でMAXプレイヤーによるものとする。 $EV_g(P)$ は $EV_f(P)$ と同様で、MINプレイヤーの評価関数による値を表す。

この定式化から、次の性質が導かれる。証明は[8]参照のこと。

定理1 OM-Searchによるゲーム木探索は、ミニマックス戦略による値より小さくなることはない。

さらに、[8]ではOM-Searchにおける相手のミスと上のノードへのミスの伝播について詳細に論じた。

### 2.2.2 共有探索

局面 $P$ における合法手の集合を $\mathfrak{S}(P)$ で表す。 $P$ をルートとする高さ $d$ のゲーム木において、 $P^i$ と $P^j$ をそれぞれ $i$ 層と $j$ 層(ただし、 $0 \leq i \leq j \leq d$ )に現れる局面とする。

指し手 $M$ が局面 $P^i$ と $P^j$ に対する共有手であるとは、関係(4)を満たすことと定義する。

$$M \in \mathfrak{S}(P^i) \cap \mathfrak{S}(P^j). \quad (4)$$

いま、 $P^i$ 、 $P^j$ をそれぞれ $i$ 層と $j$ 層( $i < j$ )に現れるマックス局面とし、 $M$ ( $P^j$ から $P_k^j$ に至る

手)は(1)で定義した $f$ に対して、(5)を満たす指し手とする。

$$f(P_k^j) = \max_i f(P_i^j). \quad (5)$$

共有探索は、もし指し手 $M$ が(4)を満たすならば、 $M$ を局面 $P^i$ における新たな候補手とする。

局面 $P^i$ が現在局面( $i=0$ )と想定すれば、この手法は選択的探索での候補手選択の一手法となる。このようにして、共有探索の手法を導入した前向き枝刈り法を縦型指向の前向き枝刈り法と名付けた。[19]では、共有探索を全幅探索の改善に応用する方式についても論じた。

### 2.2.3 教育的戦略

教育的戦略として、負け指向の探索戦略(LO-Search)と悟られないように負ける探索戦略(TU-Search)の定式化を試みた。いずれも、相手モデルを考慮して上で、故意のミスをプレイする戦略である。

ここで、局面 $P$ における故意のミス( $P$ から $P_i$ に至る指し手)とは、(1)と(2)で定義された $f, F$ に対して、(6)を満たす状況である。

$$F(P_i) < f(P) \quad (6)$$

LO-Searchのアルゴリズムは、式(1), (2), (3), (7)によって示される。

$$L(P) = \begin{cases} L(P_j) \text{ with } j \text{ where} & P: \text{MAXノード} \\ \{F(P_j) = \max_i F(P_i) \\ \text{with } i \text{ where } F(P_i) < f(P)\} & \\ L(P_j) \text{ with } j \text{ where} & P: \text{MINノード} \\ g(P_j) = \min_i g(P_i) & \\ EV_f(P) & P: \text{葉ノード} \end{cases} \quad (7)$$

$L$ は局面に対して定義される評価関数でMAXプレイヤーによるものとする。

ここで、MAXノードにおいて式(7)を満たすような指し手が存在しない場合があることに注意しなければならない。その場合は、式(7)に代えて式(8)を用いる。

$$L(P) = L(P_j) \text{ with } j \text{ st } F(P_j) = \min_i F(P_i). \quad (8)$$

次に、「相手に悟られない」ことの定式化のために、損失限界(loss limit)という概念を導入した。損失限界 $\epsilon$ は、相手プレイヤーの静的評価関数と与えられた局面から求められる値である。ただ

し、この値を一意的に求める良い方策は見つかっていない。

いま、 $P_i$ を局面 $P$ である指し手によって導かれる子局面として、そのときに生じる損失 $\delta$ を(3)で定義された $g$ に対して式(9)によって求める。

$$\delta(P) = g(P) - g(P_i) \quad (9)$$

このとき、(10)を満たすとき「相手に悟られる」という考え方を基本概念とした。

$$\delta(P) > \varepsilon(P, EV_g) \quad (10)$$

TU-Searchのアルゴリズムは、式(1), (2), (3), (11)によって示される。

$$T(P) = \begin{cases} T(P_j) \text{ with } j \text{ st } & P: \text{MAXノード} \\ \{F(P_j) = \min_i F(P_i) \\ \text{with } i \text{ st } F(P_i) < f(P) \\ \text{and } \delta(P) < \varepsilon(P, EV_g)\} \\ T(P_j) \text{ with } j \text{ st } & P: \text{MINノード} \\ g(P_j) = \min_i g(P_i) \\ EV_j(P) & P: \text{葉ノード} \end{cases} \quad (11)$$

$T$ は $L$ と同様に、局面に対して定義される評価関数でMAXプレイヤーによるものとする。MAXノードにおいて式(11)を満たすような指し手が存在しない場合は、式(11)に代えて式(12)を用いる。

$$T(P) = T(P_j) \text{ with } j \text{ st } F(P_j) = \min_i F(P_i). \quad (12)$$

### 2.2.4 ( $M, m$ ) OM-Search と応答戦略

OM-Searchでは、相手モデルとして評価関数だけに焦点を当てて定式化を試みたが、探索の深さをも考慮すれば、さらに一般化することができる。このような探索戦略を( $M, m$ ) OM-Searchと呼ぶ。[9, 11]

( $M, m$ ) OM-Searchのアルゴリズムは式(13), (14)によって示される。

$$M(P) = \begin{cases} \max_i M(P_i) & P: \text{MAXノード} \\ M(P_j) \text{ with } j \text{ st } & P: u \text{層のMINノード} \\ G(P_j) = \min_{1 \leq u \leq m} G(P_i) & (1 \leq u \leq m) \\ \min_i M(P_i) & P: v \text{層のMINノード} \\ & (m+1 \leq v) \\ EV_j(P) & P: M \text{層のノード} \\ & \text{あるいは葉ノード} \end{cases} \quad (13)$$

$$G(P) = \begin{cases} \max_i G(P_i) & P: u \text{層のMAXノード} \\ \min_i G(P_i) & P: u \text{層のMINノード} \\ EV_v(P) & P: (m+1) \text{層のMINノード} \\ & \text{あるいは葉ノード} \end{cases} \quad (14)$$

$M$ と $G$ はすべての局面に対して定義された評価関数で、それぞれMAXプレイヤーとMINプレイヤーによるものとする。

思考時間の分割の概念から、応答戦略(response strategy)を考案した。([9]参照)すなわち、ある静的評価関数に対して、実際に用いる探索の深さは、通常の探索の深さと応答戦略によって決定される、と考えるのである。これによって、互いのプレイヤーの静的評価関数が同じであっても、現在局面に対して実際に用いる探索の深さが異なるならば、OM-Searchによる探索と同等な性質をもつ探索が可能になる。証明は[9]を参照されたい。図1に(3,1) OM-Searchの例を示す。

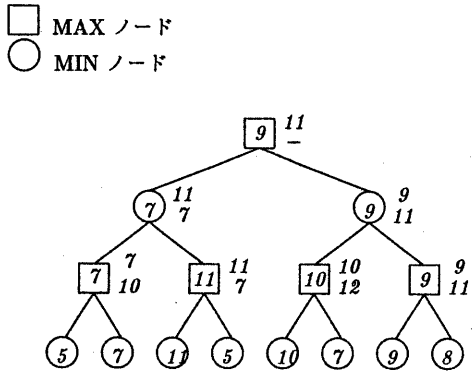


図1: (3,1) OM-Searchの例.

各ノードの中の数字はミニマックスによる値を表しており、各ノードの横の数字は( $M, m$ ) OM-Searchによる値を表しており、上がMAXプレイヤーの評価関数によるもので、下がMINプレイヤーの評価関数によるものである。第2層の各ノードの横の数字は上がMAXプレイヤーの繰り上げられた値で、下がMINプレイヤーの静的評価関数によるものである。

( $M, m$ ) OM-Searchに関連してゲインとリスクを論じた。([10]参照)ゲインは、ミニマックスに代えてOM-Searchを用いたことによる利得であり、リスクは、相手プレイヤーが予測した通りにプレイしてこないときの損失である。この意味で、OM-Searchはリスクを一切考慮せずにゲインを最大にする戦略である。また、リスクを最小にし、次にゲインを最大にするOMLF-Search, ゲインを最大にし、次にリスクを最小にするOMGF-Search, リスクとゲインの調和を最大にするOMB-Searchの各戦略を提案した。それぞれの

アルゴリズムは[10]を参照されたい。

### 2.3 探索の効率化

OM-Searchの探索効率化に関して、二つの枝刈り手法を提案する。一つは、 $\beta$ -枝刈りであり、もう一つは、ルート値枝刈りである。

ゲーム木探索のコストは、深さ優先探索において葉ノードに対する静的評価の回数によって議論される。ゲーム木の幅と深さが一定であると仮定し、葉ノードでない各ノードにおける分岐因数を  $w$ 、ゲーム木の深さを  $d$  とする。

#### 2.3.1 $\beta$ 枝刈り

$\beta$  枝刈りとは、ゲーム木内のMINノード  $P$  とその子ノード  $P_i$  のそれぞれの評価値  $g$  の関係が  $g(P) \leq g(P_i)$  を満たす時に行われる枝刈りと、葉ノードがMINノードのときに、MAXプレイヤーの観点で最大値となる局面だけに対してMINプレイヤーの観点の評価値を得るという2つの手続きによって行われる枝刈り手法である。 $\alpha\beta$  法[13]における  $\beta$  値枝刈りに相当するので  $\beta$  枝刈りと呼ぶ。

葉ノードがMINノードの場合における  $\beta$  枝刈りの例を図2に示す。各ノードの横の数字はOM-Searchによる値を表しており、上がMAXプレイヤーの評価関数によるもので、下がMINプレイヤーの評価関数によるものである。'-' によって示される箇所は枝刈りを示している。

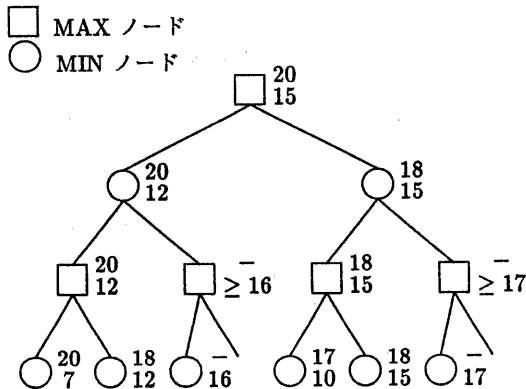


図2:  $\beta$ -枝刈りの例

$\beta$  枝刈りは、OM-Searchの結果を保証する(証明は[8]参照)。最適な場合(ゲーム木内の各ノードで  $\beta$  枝刈りにとって最適な順序付けがされている場合)の  $\beta$  枝刈りによる探索コスト  $C_\beta$  は次の漸化式で表される。

$$C_\beta(d, w) = wC_\beta(d-2, w) + w(w-1)N_{\alpha\beta}(d-3, w) \quad (15)$$

ただし、 $N_{\alpha\beta}(d, w)$  は  $\alpha$ - $\beta$  アルゴリズム[13]の最適な場合のコストを表し、

$$N_{\alpha\beta}(d, w) = w^{\lfloor \frac{d}{2} \rfloor} + w^{\lceil \frac{d}{2} \rceil} - 1$$

である。(15)は  $d \geq 3$  に対して定義され、

$$C_\beta(1, w) = 2w, \quad C_\beta(2, w) = w(w+1)$$

である。

#### 2.3.2 ルート値枝刈り

ルート値枝刈りは、MAXプレイヤーがあらかじめミニマックス法による探索を行い、ルート局面の評価値(以下、 $V$ とおく)を得たと仮定する。この時、OM-Searchの任意のMAXノード  $P$  で、式(16)を満たす時に、残りのノードの探索を省略する枝刈りである。

$$F(P) \geq V \quad (16)$$

ただし、この枝刈りを実行すると、MINプレイヤーの観点でのミニマックス値  $g$  が不明確となり、その枝刈りが起こった上のノードでOM-Search本来の繰り上がりができなくなる。

ルート値枝刈り OM-Search は最悪の場合でもミニマックス法による値を保証する。証明は[8]参照のこと。

ルート値枝刈りの最適な場合のコスト  $C_R$  は

$$C_R(d, w) = wC_\beta(d-3, w) \quad (17)$$

と表され、(17)は  $d \geq 4$  に対して定義され、

$$C_R(2, w) = 2w, \quad C_R(3, w) = 2w^2$$

である。

LO-SearchやTU-Searchによる探索に対しても、OM-Searchに対する効率化のような議論の余地はある。ただし、LO-SearchやTU-Searchは探索戦略そのものに関する議論がまだ煮詰まっていないので探索効率化については深く考慮していない。

$(M, m)$  OM-Searchの探索効率化に関する議論は、[11]を参照されたい。

## 2.4 インプリメンテーションとふるまい

OM-Search, 共有探索による縦型指向の前向き枝刈り, LO-Search, TU-Search (( $M, m$ ) OM-Search は省略)のインプリメンテーションを行ない、それぞれのふるまいを実験により評価した。

### 2.4.1 OM-Searchのふるまい

OM-Searchのふるまいを評価するために、相手モデルを含むゲーム木モデルを提案した。[11]このゲーム木は乱数と確立モデルによって構築され、確立変数 $\gamma$  ( $0 \leq \gamma \leq 1$ ) の変化に応じて、相手がミスをする事が反映されている。実際、 $\gamma$ の値が0に近づくにつれて、相手がミスをする割合が増え、1に近づくにしたがって相手のミスはなくなる。

図3に、相手モデルを含むゲーム木モデルを用いて、 $\gamma$ を0から1まで変化させたときのOM-Searchとミニマックスによる $H$ の値を示す。 $H$ の値は、次の式(18)によって計算される。

$$H(P) = \frac{V(P) - f_{\min}(P)}{f_{\max}(P) - f_{\min}(P)} \quad (18)$$

$f_{\min}(P)$ と $f_{\max}(P)$ は、ルートノード $P$ に対するゲーム木内の最小、最大の値を表す。 $V(P)$ として、 $F(P)$ と $f(P)$ を用いて計算した。図3の結果は、探索木の深さ、幅をそれぞれ7,10とした場合である。

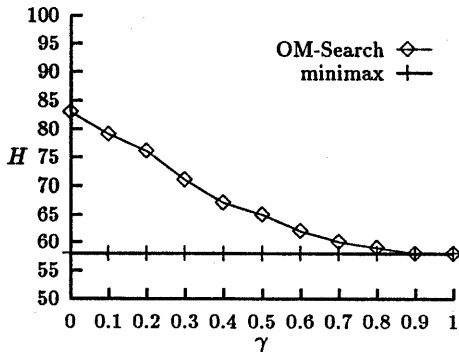


図3: OM-Searchとミニマックスのふるまい

図3からわかるように、ミニマックスは相手のミス ( $\gamma$ の値) に関係なく、ゲーム木の深さと幅に対して一定の値をとる。一方、OM-Searchは相手のミスが増えるほど $H$ の値はミニマックスによる値に近づく。

さらに、実際の将棋プログラムを用いて相手プレイヤー用の評価関数を作成し、実戦におけるふるまいを調査した ([22]参照)。常時OM-Searchを用いるのではなく、OM-Searchとミニマックスを適宜使い分ける手法を検討した。

### 2.4.2 縦型指向の前向き枝刈り法のふるまい

現在局面で残す候補手の数を固定 (実験では6) したときに、先読み中の各ノードから共有探索によって選択する個数に応じていくつかのタイプを提案した。そして、従来の標準的と思われる前向き枝刈り法と比較した。[19]

現在局面での候補手6個を評価対象として、プロ棋士らに評価してもらった。その結果、前向き枝刈り法の優秀性が示された。ただし、最終的に着手すべき手をどうやって決定するかについて重要な課題を残している。

### 2.4.3 教授戦略のふるまい

OM-Searchの評価で用いたゲーム木モデルを用いてLO-SearchとTU-Searchのふるまいを実験によって評価した。

図4に、相手モデルを含むゲーム木モデルを用いて、 $\gamma$ を0から1まで変化させたときのLO-Search, TU-Search, ミニマックスによる $H$ の値を示す。図4の結果は、探索木の深さ、幅をそれぞれ5,10とした場合である。また、TU-Searchにおける式(10)にある $\epsilon(P, EV_g)$ の値を式(19)によって与えた。

$$\epsilon(P, EV_g) = \frac{g(P)}{2} \quad (19)$$

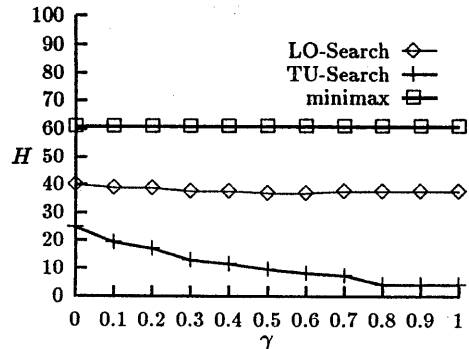


図4: LO-SearchとTU-Searchのふるまい

この結果から、LO-Searchはこんなものだろうが、TU-Searchには不満が残る。今後の課題のひとつとして検討中である。

### 3 今後の展望

「AIと将棋」の視点で、主観的に興味ある研究課題を述べる。あまり長期的なものでなく、当面の課題だけに焦点を当てる。

#### 3.1 思考過程のさらなる分析

ある程度信頼できる評価関数があるという仮定の下に、十数手を完全先読みすればプロレベルに到達すると筆者は予測している。ただし、将棋で十数手を完全先読みすることはほぼ不可能と思われる。将棋プログラムの開発において、今後の実力向上（トッププロを目指して）のためには、これまでのAIアプローチとまったく異なる探索技法が必要なのかも知れない。プロ棋士らを脳レベルで分析してみるのには興味深い。

#### 3.2 戦略の写像

異なる将棋間（例えば、中国将棋と日本将棋など）において、どちらかのゲームに通じていると、まったくプレイしたことのない別のゲームのルールを覚えた直後にアマチュア強豪プレイヤーになるのをしばしば見受ける。精通したゲームで培った戦略を覚えたばかりのゲームに適切に応用（これを戦略の写像と仮に呼ぶ）していると考えられる。メタゲームの研究[17]と関連して面白い話題である。

#### 3.3 連将棋における戦略の調和

将棋には伝統的に連将棋というものがある。複人数数によって、2、3手ずつプレイを行ない、一つの試合を行なうのである。あるプレイヤーの戦略（プランと呼ぶべきかも）を後継者プレイヤーがうまく引き継ぐ（戦略の調和と仮に呼ぶ）ところが興味深い。

#### 3.4 局面の難しさ

コンピュータがチェスやチェッカーなどの比較的難しいゲームで人間トップを脅かしている。チェッカーの終盤においては、データベースの活用によってコンピュータが人間名人よりも早く（お互いが最善を尽くした場合）結果を知る場合

が多々ある。このような場合に、複数の選択が同じ結果を導くとすれば、人間名人にとって最も嫌な手を選択することが優れた戦略である。「局面の難しさ」のような概念を導入して、人間なら嫌になる手（選択を誤り易い、先読みが疲れる、という観点で）を選択する戦略はコンピュータが人間名人を破る秘訣と思われる。

#### 3.5 詰め将棋

コンピュータによる詰め将棋は、周知の通り、その成果は予想を上回るスピードで進展している。2、3年前に筆者は、長い手順の詰め将棋と詰め将棋の創作が次の標的になると提起した。すでに、6百手を超える詰め将棋が解かれ、創作活動も試みられている。

当面の興味は、詰め将棋の難易度（感性評価の試み[21]はすでになされている）を客観的に評価して、人間解答者に「詰め将棋段位」を認定することである。そこで構築される理論が、他種のゲームでの詰め問題に適用できれば、と期待している。

#### 3.6 将棋プログラムの客観的評価

将棋プログラムの実力向上に関して、当面最も寄与するだろう研究の一つに将棋プログラムの客観的評価がある。自分のプログラムがどの程度の実力かを知ることは経験的に最高の動機づけとなるからである。テスト問題を使って実力評価を行なう試みはあるが、まだ確立されたものではない（[23]参照）。名人あるいはそれに近いプロ棋士の棋譜をテスト問題として、プログラムを評価する試みの成果が期待される。

#### 3.7 独創的な手

升田幸三元名人は、「新手一生」を最大のテーマとして対局に打ち込んでいた。平均的合法手が多く、トッププロでも大局観にいくらか相違があるような将棋というゲームでは、「名人に定跡なし」と言われるように思いもつかない手がこれからも発表される可能性は高い。新手、言い換えれば、独創的な手はどのような過程で生み出されるのか、は非常に興味ある研究課題で筆者の当面の研究課題でもある。



#### 4 最後に

前節で示した当面の課題が解決されるのもそれほど先のことではないだろうし、そのときになって、また新たな課題が浮き彫りになるだろう。

今後の将棋プログラム開発では、チェスで成功したしらみつぶし探索が将棋に通用しそうもないということで、選択的探索と関連して知識指向探索のアプローチが主流になると思われる。かと言って、人間が手筋などの知識を丹念に収集し、コンピュータにそれを教えるといった手法だけで実力向上を望むのであれば、将棋でたとえうまくいったとしても、ゲームごとにそれに依存した知識を研究する大学院が必要になる。コンピュータがそれらの過程をすべて行なうのであれば話は別だが…。将棋あるいは碁などの平均的合法手が多く、ほどよく手を決定するのが難しいゲームに対して、幅広く応用できる探索手法（学習も含めて）の研究が重要視されるべきである。

しかしながら、少なくとも将棋プログラムが人間トップの実力に近づくまで、チェスに代わるAIターゲットとしての将棋は、本稿で触れた研究興味や展望を与えながらAI研究者を魅了し続けると確信する。一方で、かような「将棋」を考案した先人には畏敬の念を覚える。

#### 謝辞

本稿に目を通して下さった松原仁氏に感謝します。また、本稿で使用した図などのLaTeXによる出力にあたり、半田剣一氏、神尾敏弘氏の協力に感謝します。

#### 参考文献

- [1] Berliner, H., and Campbell, M., Using Chunking to Play Chess Pawn Endgame, *Artificial Intelligence*, Vol.23, No.1, May, 1984.
- [2] Botvinnik, M.M. *Computers, chess and longrange planning*. New-York: Springer-Verlag, 1970.
- [3] Charness, N. Human Chess Skill. In P.W. Frey, editor, *Chess Skill in Man and Machine*. pp. 34-53. 2nd ed., Springer-Verlag, New York, 1983.
- [4] Chase, W. G. and Simon, H. A., Perception in Chess. *Cognitive Psychology*. Vol.4, No. 1, January, 1973.
- [5] De Groot, A.D. *Thought and Choice in Chess*. Mouton, The Hague, 1965.
- [6] Greenblatt, R. D., Eastlake, D. E. and Crocker, S. D. The Greenblatt Chess Program. *AFIPS Conf. Proc. of Fall Joint Computer Conf.*, Washington, D. C., pp. 801-810, 1967.
- [7] Iida, H. and Uiterwijk, J.W.H.M. Thoughts on Grandmaster-like Strategies. *Proceedings of The Second European Shogi Workshop*. Shogi Deutschland and EMBL, Vol. 2, 1993.
- [8] Iida H., Uiterwijk J.W.H.M. and Herik, H.J.v.d. Opponent-Model Search. *Technical Reports in Computer Science*, Dept. of Computer Science, University of Limburg, Maastricht, 1993.
- [9] Iida H., Uiterwijk J.W.H.M., Herik, H.J.v.d. and Herschberg, I.S. Potential Applications of Opponent-Model Search. Part 1. The domain of applicability. *ICCA Journal*, Vol. 16, No. 4, pp. 201-208, 1993.
- [10] Iida H., Uiterwijk J.W.H.M., Herik, H.J.v.d. and Herschberg, I.S. Potential Applications of Opponent-Model Search. Part 2. High-level Strategies depending on Risk and Gain. *ICCA Journal*, Vol. 17, No. 1, pp. 10-14, 1994.
- [11] Iida, H. *Heuristic Theories on Game-Tree Search*, ph.D thesis, Tokyo University of Agriculture and Technology, 1994.
- [12] Kopec, D. and Bratko, I., The Bratko-Kopec Experiment: a comparison of human and computer performance. in *Advances in Computer Chess 3*, pp. 57-72, Clark, M.R.B. (Ed.), Pergamon Press, 1982.
- [13] Knuth, D. E. and Moore, R.W. An Analysis of Alpha-Beta Pruning. *Artificial Intelligence*, Vol. 6, No. 4, pp. 293-326, 1975.
- [14] Levy, D.N.L. and Newborn, M. *How computers play chess*, Computer Science Press, New York, 1991.

- [15] Neumann, J. von, Zur Theorie der Gesellschaftsspiele. *Math. Ann.*, Vol. 100, pp. 295-320, 1928.  
Reprinted in *John von Neumann Collected Works* (ed. A.H. Taub), Vol. VI, pp. 1-26. Pergamon Press, Oxford, 1963.
- [16] Nievergelt, J. Information content of chess positions: implications for chess-specific knowledge of chessplayers. *SIGART News*. 62, pp. 13-15, 1977.
- [17] Pell, B. A Strategic Metagame Player for General Chess-Like Games. *The Proceedings of AAAI-94*. pp. 1378-1385, 1994.
- [18] Shannon, C.E. Programming a computer for playing chess, *Philosophical Magazine*, Vol. 41, pp. 256-275, 1950.
- [19] 飯田弘之、小谷善行：エキスパートの思考をモデルとしたゲーム木探索の方式. 情報処理学会論文誌, Vol. 33, No.11, pp. 1296-1305, 1992.
- [20] 飯田弘之, Uiterwijk J.W.H.M.H.,小谷善行：ゲームプレイングにおける教授戦略. ゲームプログラミングワークショップ '94. Computer Shogi Association, pp. 148-157, (1994).
- [21] 小山謙二、河野泰人：名作詰将棋における感性の定量的評価. 情報処理学会論文誌, Vol. 35, No.11, pp. 2338-2346, 1994.
- [22] 徳田浩, 飯田弘之, 小谷善行：相手モデルを考慮したゲーム木探索法の実験と検証. ゲームプログラミングワークショップ '94. Computer Shogi Association, pp. 148-157, (1994).
- [23] 松原仁、飯田弘之：テスト問題による将棋プログラムの評価. 情報処理学会第36回プログラミングシンポジウム, pp. 35-46, 1995.