

## ゲームアナライザの設計とその評価

武下 信夫 杉山 隆志 作田 誠 飯田 弘之

静岡大学情報学部

### 概要

チェス系ゲームにおいて初心者からエキスパートまで様々な強さのプレイヤのモデル化をするため、セミランダム自動プレイと、駒の損得のみを考慮する評価関数付きセミランダム自動プレイを提案した。これら2種の自動プレイを行うゲームアナライザを作成し、ゲームの戦略的複雑さを表す指標  $\frac{\sqrt{B}}{D}$  を初めとする統計データを調べたところ、SHATRANJ からチェスへの進化において、最初にフィルツェーン・フィールからクイーン・ビショップへの変更が起こり、その後ポーンの初手2マス移動が加わったことを示唆する結果を得た。

## Design of Game Analyzer: Its Application to Evolution of Chess-like Games

Nobuo Takeshita, Takashi Sugiyama, Makoto Sakuta  
and Hiroyuki Iida

Department of Computer Science, Shizuoka University

### Abstract

For chess-like games, in order to model the players with various levels of strength, we introduced the semi-random self-play with or without the evaluation function only based on the piece material balance. This paper describes a game analyzer that performs the above two types of semi-random self-play, and examines the statistical data such as  $\frac{\sqrt{B}}{D}$ , which represents the strategic complexity of a game. The results of the experiments on the game analyzer suggest that the Firzan and Fil were replaced by the Queen and Bishop, and which was followed by the inclusion of the rule of the two-square move option of a pawn, in the evolution from SHATRANJ to CHESS.

## 1 はじめに

ゲーム情報学の観点からゲームの進化論的変遷を調べ、将来の展望を得るために、我々は色々なゲームの情報(平均合法着手数、平均終了着手数、引き分け率)を調べてきた。その際、様々な強さのプレイヤのモデルを作ることが必要になるため、ランダムプレイとその拡張であるセミランダムプレイのプログラムを実装し、自動対戦により統計データを得てきた。

## 2 様々な強さのプレイヤモデル

チェス系ゲームにおいて、初心者からエキスパートまで様々な強さのプレイヤのモデル化をするため、我々はセミランダム自動プレイと評価関数付きセミランダム自動プレイを考案した。

### 2.1 セミランダム自動プレイ

セミランダム自動プレイはランダム自動プレイの拡張で、ゲームの末端局面(勝ちと負け)だけを評価

する [2] [3].

### 定義 1 セミランダム自動プレイ

基本的にはランダムプレイだが、決った深さまでの探索により先読みした後に着手を選択する戦略である。下のルール **R1**, **R2** で定義される。

**R1:** 全合法着手を生成して、与えられた深さのゲーム木を作る。もし  $\min$  プレイヤ<sup>1</sup> のいかなる着手に対しても  $\max$  プレイヤが勝つ着手があれば、それを選べ。なければ **R2** へ。

**R2:** 全ての負ける着手( $\max$  プレイヤの応手)に関係なく、その着手の後  $\min$  プレイヤが勝利する)を候補手リストから削除する。もし残りの候補手リストが空でなければ、そこからランダムに着手を選択せよ。  
残りの候補手リストが空なら、全合法着手からランダムに着手を選べ。

これにより、様々な強さのプレイヤのモデルが先読み深さの関数として得られる [4]。 **R1** と **R2** に従って  $i$  手先読みするプレイヤを  $P_i$  と記す。探索深さ 0 のときのセミランダム自動プレイ  $P_0$  はランダム自動プレイになる。

## 2.2 評価関数付きセミランダム自動プレイ

セミランダム自動プレイは単純で明確な手法であるが、チェスの様にゲームの手数が比較的長く探索空間が大きいゲームで適用するには問題点がある。ゲーム序盤は  $i$  手先読みプレイヤ  $P_i$  ( $i < 10$ ) を考えてもほとんどランダムプレイすることになってしまう。 $P_{150}$  や  $P_{200}$  が実現できれば人間を超えるプレイができるだろうが、探索空間が指数関数的に爆発してしまうので不可能である。そこで、チェス系ゲームで初心者からエキスパートまでのプレイヤのデータを段階的に得るために、セミランダム自動プレイを拡張し、探索の一番深いレベルの局面が末端局面でなくとも評価関数によって値を持つようにし、ミニマックス法によって最も高い点数を与える着手を選択できるようにする。評価関数は、チェス系ゲーム全般に適用できる一般的で簡単なものとして、駒の

<sup>1</sup>二人ゲームの二人のプレイヤは  $\max$  プレイヤと  $\min$  プレイヤとして区別される。与えられた局面で着手を選ぶ方が  $\max$  プレイヤである。

損得のみを考慮する。各種の駒の価値は駒の動きから自動的に算出するように一般化し、それらのプレイヤ別の総和の差が評価値となる。

### 定義 2 評価関数付きセミランダム自動プレイ

基本的にはランダムプレイだが、決った深さまでの探索により先読みして評価関数によって評価した結果に基づき着手を選択する戦略である。下のルール **R3** で定義される。

**R3:** 探索の深さ以内で評価関数の値が最も高くなるような着手を選択せよ。もしそのような着手が複数あれば、それらからランダムに着手を選択せよ。

### 定義 3 評価関数

下のルール **Rm1** と **Rm2** によって計算される。

**Rm1:** 仮想的な空の盤を考え、各駒種について、その盤上の可能な全てのマスにその駒を置き、合法着手数を数え、それらの総和を求めよ。その総和がその駒種の価値である。ただし、王の価値は  $\infty$  とする。

**Rm2:** 各プレイヤについて、現在の局面でそのプレイヤに属する各駒の価値の総和を求めよ。 $\max$  プレイヤの駒価値の総和と  $\min$  プレイヤの駒価値の総和との差が評価関数の値となる。

ルール **Rm1** による各駒種の価値は、ゲームの開始前にそのゲームで使われる全ての駒種について計算しておく。

この評価関数付きセミランダム自動プレイでは、セミランダム自動プレイ (**R1** と **R2**) の同じ探索の深さのものと比べた場合、一般により強いプレイヤが得られると考えられる。**R3** によって  $i$  手先読みするプレイヤを  $P'_i$  と記す。

将棋での成駒も上記の手法で駒価値計算をすることができる。しかし、成る前後では、成る前の駒を失い、新たに成駒を手に入れた、と見なすことができる。また、相手に成駒を取られた場合、自分は成駒を失い、相手は成る前の駒を手に入れる、と置き換えることができる。したがって、この手法をそのまま成駒の駒価値計算に適用することはあまり望ましくない。このことから、さらに駒価値計算の定義をより一般的なものへ洗練する必要がある。

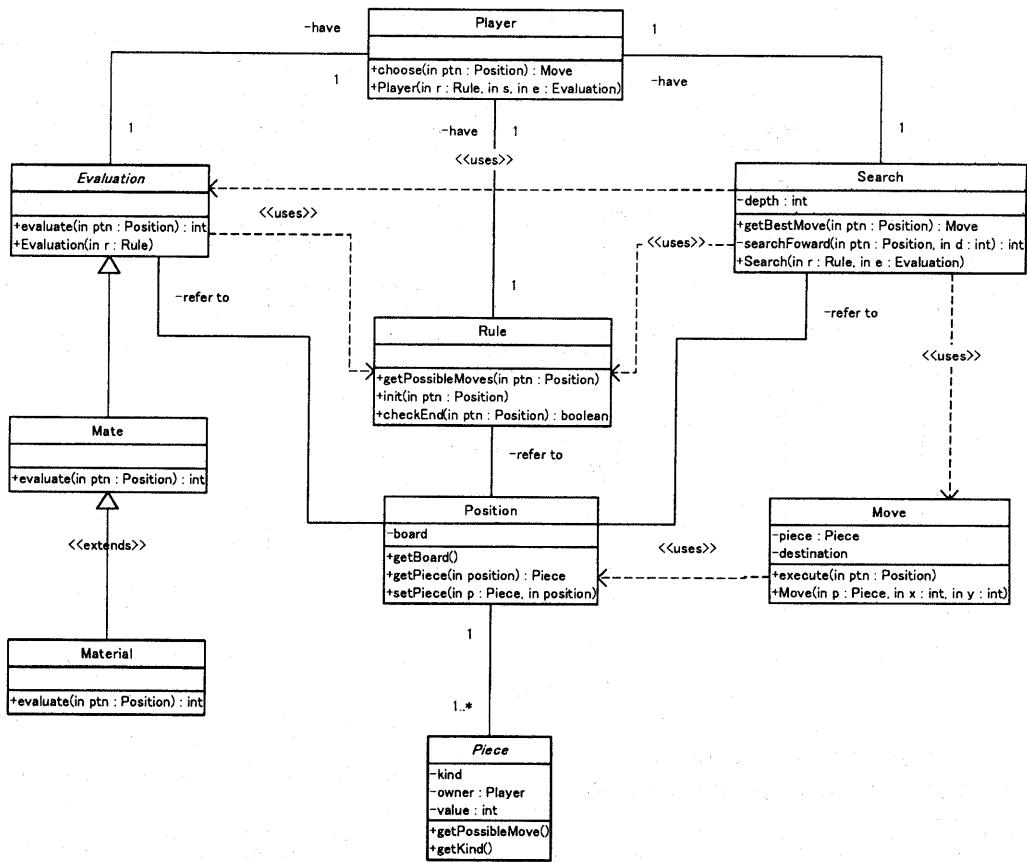


図 1: クラス関係

### 3 チェス系ゲームのゲームアナライザ

ゲームのルールを入れるだけで自動的にプレイするシステムはいくつか知られている [5] [6]. 本研究ではそれほど一般的なものを要求せず、議論をチェス系ゲームに限って、できるだけ少ない手間でさまざまなルールのゲームに対応できることを目的とした。そこで、オブジェクト指向の再利用可能なソフトウェアコンポーネントを用いて、各ゲーム固有のルールができるだけ分離して実装できるようにした。実装には Java を用いた。設計したクラス関係を UML(Unified Modeling Language, オブジェクト指向モデリング言語) で表したものを見図 1 に、呼び出し動作を図 2 に示す。局面 (Position クラス) は盤に駒 (Piece クラス) があり、それを動かすのが着手 (Move クラス) であ

る。駒は合法着手の情報をもつ。プレイヤ (Player クラス) は探索 (Search クラス) によって Evaluation クラスを基に局面を評価し着手を決定する。

図 3 にゲームアナライザでのゲーム解析例を示す。入力として駒の種類、初期配置、細かいルールオプション、局面評価方法などの情報を与えると、平均合法着手数 ( $B$ ) や平均終了着手数 ( $D$ ) や引き分け率などのデータを得ることができる。

### 4 ゲームの進化

先行研究 [1] [7] において、我々は平安将棋 (昔の将棋) から現代将棋までの進化論的変遷を調査してきた。また、玉金対玉の終盤戦の解を調べ、平安将棋の初期  $8 \times 8$  盤が現代将棋の  $9 \times 9$  盤に変わった理由を与

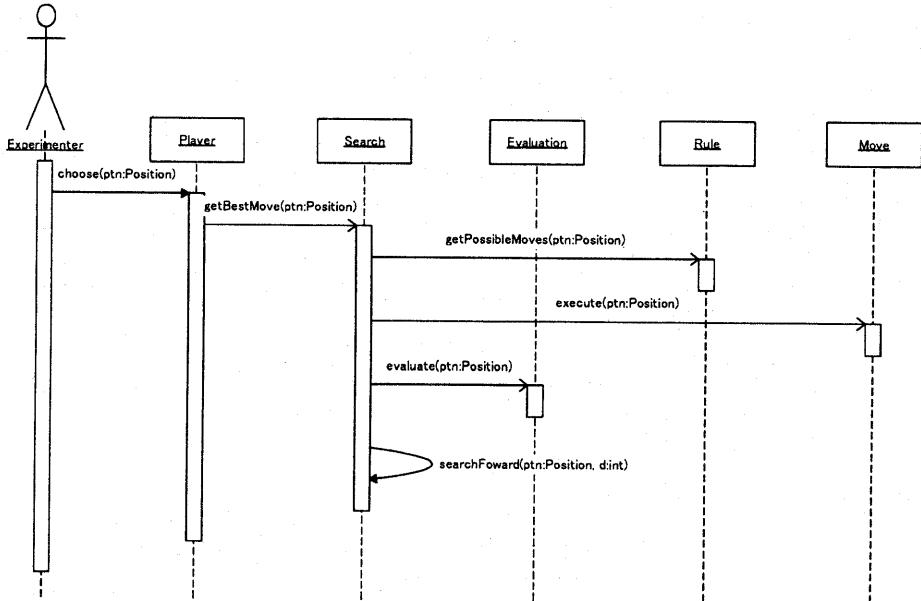


図 2: 呼び出し動作

えた。そこで我々は、二人ゲーム  $G$  とプレイヤ  $P$  において、ゲームの戦略的複雑さを表す指標  $E(G, P)$  を提案した。

$$E(G, P) = \frac{\sqrt{B}}{D} \quad (1)$$

$B$  は平均合法着手数、 $D$  は平均終了着手数であり、本研究では数多くのゲームを自動プレイさせることにより求める。 $\frac{\sqrt{B}}{D}$  はゲームの進化論的変遷に関する以下の仮説に基づく。

1. ゲームは長い年月を通じて完成度が高まっていくが、その際、ある一定の値に近付く特徴的な値が存在する。
2. チェス系ゲームの  $\frac{\sqrt{B}}{D}$  の値は種類によらず、ある一定値に近付く [2][8][9]。

表1に、チェス・象棋・将棋のエキスパートプレイやのデータを示す。驚くべきことに、エキスパートプレイヤ  $P_E$  における  $E(G, P_E)$  がほとんど同じ値である。この結果は先の仮説を裏付けるもので、チェス系ゲームを特徴づける値と考えられる。

$$E(G, P_E) \approx 0.07 \quad (2)$$

表 1: エキスパートプレイヤのデータ

	$B$	$D$	$B/D$	$\frac{\sqrt{B}}{D}$	$B \times D$	$B^D$
チェス	35	80	0.44	0.074	2800	$35^{80} \approx 3.35E+125$
象棋	38	95	0.40	0.065	3610	$38^{95} \approx 1.20E+150$
将棋	80	115	0.70	0.078	9200	$80^{115} \approx 7.17E+218$

## 5 ゲームアナライザによる実験

世界三大チェスは世界中で多数にプレイされているので、エキスパートプレイヤのデータを得ることができる。しかし、昔のチェス系ゲームのほとんど今はプレイされていないので、エキスパートプレイヤのデータを得ることはできない。セミランダムプレイによる自動対戦結果を集計することによって、初心者からエキスパートまでのさまざまなレベルのプレイヤに相当するデータを得ることができ、昔のゲームが実際にどのようにプレイされていたかを推測できる。世界三大チェスはCHATURANGAとSHATRANJというルーツを持つが、どのようにCHATURANGAやSHATRANJからチェス等が生まれたかという歴史的変遷をこれらのゲームの自動プレイ実験によって明かにできるものと期待する。

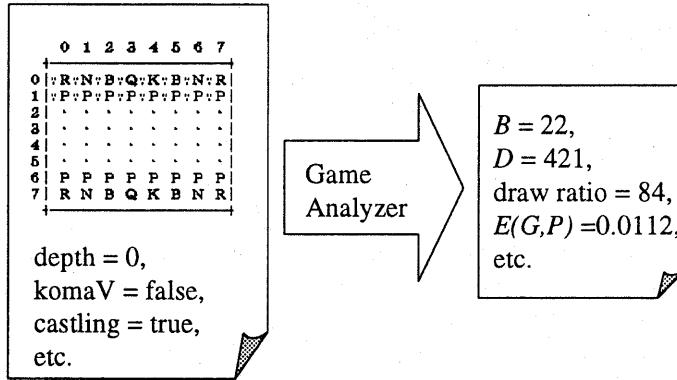


図 3: ゲームアナライザでのゲーム解析例

## 5.1 実験の設計

三つのチェス種 (CHATURANGA, SHATRANJ, チェス) のセミランダム自動プレイと評価関数付きセミランダム自動プレイの実験を行なった。各ゲーム種につき 100 回対戦させ、データを得た。SHATRANJ からチェスまでルールは以下の点で変化した。

- (a) ポーンの初手二マス移動
- (b) フィルツェーンからクイーンへ、フィールからビショップへ
- (c) キャスリング
- (d) スタイルメイト
- (e) ポーンがフィルツェーンに成れるだけ → キングとポーン以外の全ての駒へ成れる

これらの変化 (特に (a) と (b)) が段階的に起こったことを考慮し、以下の変種についても実験を行なった。

- (1) SHATRANJ + ポーンの初手二マス移動 (a) の追加
- (2) SHATRANJ + クイーンとビショップ (b) への変化
- (3) SHATRANJ + 上記二つ (a)(b) の追加

## 5.2 結果と考察

表 2 に定義 1 による、表 3 に定義 2 による実験の結果を示す。以下のようなことがわかる。

- 評価関数を入れた方法の方が  $E$  の増加が大きく、同じ探索深さではより強いプレイヤのモデル

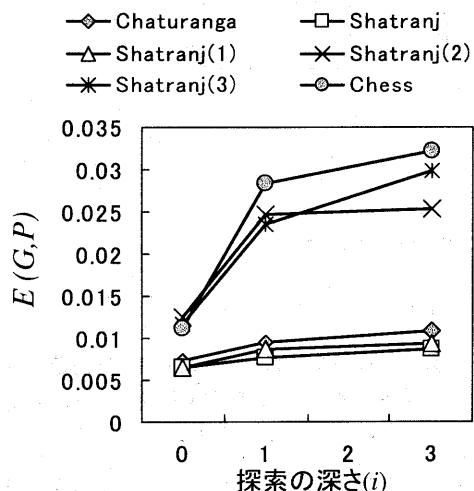
ルとなっている。

- 偶数手数読みの場合、両者が詰みを回避することが多くゲームの手数がより長くなる。また  $D$  が大きいときは  $B$  は小さい。
- 奇数手数読みのみで考えると、探索の深さが増加すると  $E$  も増加する。評価関数付きモデルでは  $E$  が (2) 式の 0.07 に近付くことが期待できる。
- ゲームの進行と共に駒の数が減っていくので局面の合法着手数は減少する。

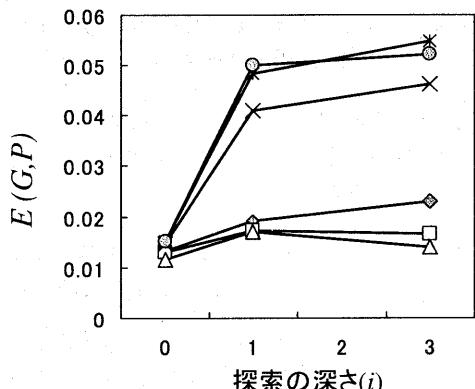
CHATURANGA からチェスへの  $E$  の変化を図 4 に、引き分け率の変化を図 5 に示す。これらから以下のことを考察できる。

- CHATURANGA からチェスに至る変遷において、 $E$  の値は増加し引き分け率は減少している。
- ルール (b) の追加によって、 $E$  が最も増加している。ルール (b) はチェスの完成度に大きく影響を与えたと考えられる。
- SHATRANJ にルール (a) を加えても  $E$  はほとんど変化しないが、SHATRANJ にルール (b) を加えると  $E$  は大きく増加した。また、ルール (b) にさらに (a) を加えると、 $E$  が少し増加している。このことから、チェスの進化において最初にルール (b)、その後ルール (a) が加わったと考えられる。

- ・ チェスとSHATRANJ+(a)(b)の結果はほとんど等しい。我々の実験はルール(c)(d)(e)の影響を考察するのには不十分であったことがわかる。探索の深さをより深くしてデータを得るなど新しい実験の必要がある。

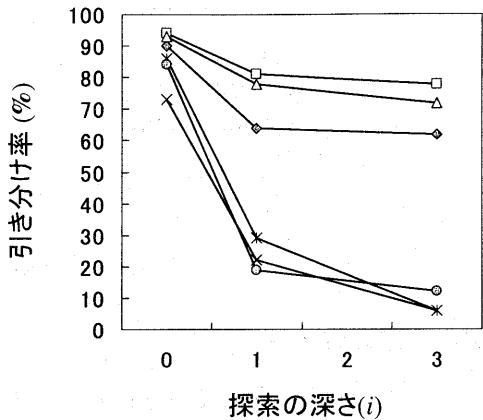


(a) セミランダムプレイ

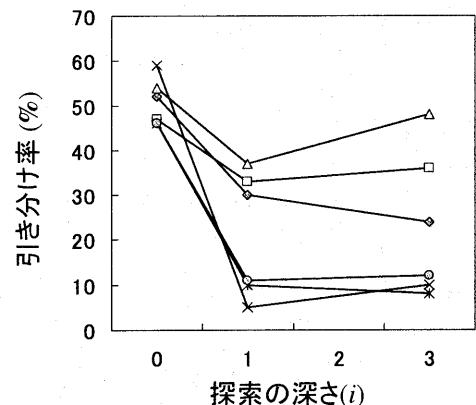


(b) 評価関数付きセミランダムプレイ

図 4: チェス変種の  $E$  の変化



(a) セミランダムプレイ



(b) 評価関数付きセミランダムプレイ

図 5: チェス変種の引き分け率の変化

表 2: セミランダム自動プレイ実験の結果

Game		B	D	draw(%)	white(%)	black(%)	$E(G, P)$
チェス	$P_0$	22.26	421.59	84	7	9	0.01119
	$P_1$	27.94	186.12	19	41	40	0.02840
	$P_2$	18.22	302.06	69	17	14	0.01413
	$P_3$	21.28	143.45	12	34	54	0.03216
CHATURANGA	$P_0$	15.70	536.60	90	4	6	0.00738
	$P_1$	14.12	398.30	64	19	17	0.00943
	$P_2$	13.80	474.39	91	3	6	0.00783
	$P_3$	14.27	351.18	62	26	12	0.01076
SHATRANJ	$P_0$	14.56	585.67	94	3	3	0.00652
	$P_1$	13.43	481.34	81	6	13	0.00761
	$P_2$	13.10	544.81	95	3	2	0.00664
	$P_3$	13.57	421.24	78	16	6	0.00874
SHATRANJ +2move (1)	$P_0$	15.48	598.54	93	2	5	0.00657
	$P_1$	14.62	436.86	78	13	9	0.00875
	$P_2$	13.64	537.85	97	3	0	0.00687
	$P_3$	15.11	417.96	72	22	6	0.00930
SHATRANJ +QB (2)	$P_0$	21.46	369.78	73	17	10	0.01253
	$P_1$	18.36	173.87	22	37	41	0.02465
	$P_2$	16.65	292.82	63	19	18	0.01393
	$P_3$	18.51	169.72	6	48	46	0.02535
SHATRANJ +2move+QB (3)	$P_0$	21.98	400.27	86	8	6	0.01171
	$P_1$	20.17	190.46	29	37	34	0.02358
	$P_2$	18.99	272.00	49	25	26	0.01602
	$P_3$	20.92	153.18	6	42	52	0.02986

表 3: 評価関数付きセミランダム自動プレイ実験の結果

Game		B	D	draw(%)	white(%)	black(%)	$E(G, P)$
チェス	$P'_0$	29.78	359.27	46	34	20	0.01519
	$P'_1$	25.84	101.37	11	44	45	0.05014
	$P'_2$	22.08	329.51	45	28	27	0.01426
	$P'_3$	28.45	102.05	12	40	48	0.05227
CHATURANGA	$P'_0$	23.87	365.43	52	25	23	0.01337
	$P'_1$	19.12	226.83	30	42	28	0.01928
	$P'_2$	16.22	591.70	79	6	15	0.00681
	$P'_3$	20.95	198.18	24	40	36	0.02310
SHATRANJ	$P'_0$	23.77	377.13	47	27	26	0.01293
	$P'_1$	18.84	251.26	33	40	27	0.01727
	$P'_2$	14.88	621.29	94	2	4	0.00621
	$P'_3$	20.22	269.19	36	30	34	0.01671
SHATRANJ +2move (1)	$P'_0$	24.65	424.74	54	22	24	0.01169
	$P'_1$	20.27	264.54	37	28	35	0.01702
	$P'_2$	15.47	599.40	96	1	3	0.00656
	$P'_3$	20.13	320.86	48	26	26	0.01398
SHATRANJ +QB (2)	$P'_0$	27.74	355.73	59	18	23	0.01481
	$P'_1$	23.38	117.81	5	40	55	0.04104
	$P'_2$	21.00	362.92	53	25	22	0.01263
	$P'_3$	25.26	108.41	10	52	38	0.04636
SHATRANJ +2move+QB (3)	$P'_0$	29.77	359.27	46	34	20	0.01519
	$P'_1$	25.65	104.88	10	44	46	0.04829
	$P'_2$	22.05	316.09	45	29	26	0.01485
	$P'_3$	28.57	97.41	8	42	50	0.05487

## 6 まとめ

チェス系ゲームにおいて初心者からエキスパートまで様々な強さのプレイヤのモデル化をするため、セミランダム自動プレイと評価関数付きセミランダム自動プレイを考案した。

チェス種の自動プレイを行う解析系(ゲームアナライザ)を提案し、設計した。それを CHATURANGA と チェス種に適用し、ゲームの複雑さを表す指標  $\sqrt{\frac{E}{D}}$  を初めとする統計データを調べたところ、SHATRANJ からチェスへの進化において最初にクイーン・ビショップへの変更、その後ポーンの初手 2 マス移動の追加が起ったことを示唆する結果を得た。

- [8] 佐々木宣介、橋本剛、梶原羊一郎、飯田弘之: チェスライクゲームにおける普遍的指標. 情報処理学会研究報告, vol. 99, No. 53, pp.91-98, 1999.

- [9] 佐々木宣介、橋本剛、飯田弘之: 自動プレイによるチェスライクゲームの歴史的進化の研究. In *Proceedings of Game Programming Workshop '99, IPSJ Symposium Series, 99(14)*, pp.39-45, 1999.

## 参考文献

- [1] H. Iida : The Origin of Shogi Viewed from Game-Theoretic Strategies. *Human Sciences and Computer*, Information Processing Society of Japan, 34(2), pp. 7-12. 1997.
- [2] H. Iida, N. Sasaki, T. Hashimoto, J.W.H.M. Uiterwijk, and H.J. van den Herik : Towards a Classification of Games using Computer Analyses. *Board Games in Academia III*, Italy, 1999. (in press).
- [3] Y. Kajihara, M. Sakuta, and H. Iida : Semi-Random Play in Game Playing. In *Proceedings of the Joint International Conference on Advanced Science and Technology (JICAST'99)*, pp.205-208, 1999.
- [4] M. Newborn : A Hypothesis concerning the Strength of Chess Programs,
- [5] J. Orwant : EGGG : The Extensible Graphical Game Generator. PhD Thesis of Massachusetts Institute of Technology, 1999.
- [6] B. Pell : A Strategic Metagame Player for General Chess-Like Games. Computational Intelligence, 12(2), pp.177-198, 1994. *ICCA Journal*, 8(4), pp. 209-215, 1985.
- [7] 飯田弘之 : 様々な実力を持つゲームプレイヤのモデル化. 静岡大学情報学研究, Vol.2, pp.1-24, 1997.