JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	局面難易度推定法の提案および名人の大局観や名局の感性評価への応用
Author(s)	竹内，章
Citation	
Issue Date	2016-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	ETD
URL	http://hdl.handle.net/10119/13520
Rights	
Description	Supervisor:飯田　弘之，情報科学研究科，博士

JAPAN ADVANCED INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

博士論文

局面難易度推定法の提案および
名人の大局観や名局の感性評価への応用

竹内　章

主指導教員　飯田　弘之

北陸先端科学技術大学院大学

情報科学研究科

平成 28 年 3 月

Decision Complexity Estimation of Game Positions to Establish Master's Global Perspectives and Aesthetics of Well-Played Games

Abstract

Although computer shogi has reached the master's level in terms of strength to win, there are performances that only the master can do, such as flexible strategies by global perspectives and resignation respecting aesthetics. The purpose of this study is to clarify an important factor for understanding the master's thinking.

The notion of decision complexity is important to understand the depth of master's thinking in the domain of game playing. This thesis concerns the estimation of decision complexity of game positions based on the concept of conspiracy numbers. The estimation methods are proposed and applied in the domain of shogi to establish the master's global perspectives and aesthetics of well-played games.

Chapter 2 outlines the programming technologies which have been developed in the two-person complete-information games such as chess and shogi. In addition, we describe an overview of computer shogi *Shueso* that has been used for the verification of the proposed ideas in this study.

Chapter 3 presents two estimation methods of decision complexity of game positions in shogi. The number of nodes visited during a search which is restricted to the advantageous positions is similar to the disproof numbers for wins in the proof number search (Allis et al. 1994). Therefore, the first approach indicates the difficulty for wins with focus on the effective branching factor in a game-tree search. The validity of this estimation method can be confirmed by analyzing the initial positions of handicap matches. The analysis results show that the degree of difficulty or decision complexity decreases as computer's performance becomes higher. The second approach for estimating decision complexity uses the correlation coefficient between two evaluation values of the root node and leaf level of a game tree. Search is performed to determine the evaluation value at the root node with focus on the ratio between positive and negative values of position scoring at leaf nodes. We verify the validity of this approach by self-play tournament of handicap matches. The proposed method is able to identify the balanced games or well-played games by estimating the decision complexity.

Chapter 4 explores the resignation positions identification in shogi. A similar factor to conspiracy numbers or proof numbers is effective to identify the resignation positions. Then, a resignation model was proposed using the effective branching factor of a game-tree search which is restricted to the advantageous positions. In order to confirm the validity of the proposed model, we analyzed actual game positions played by grandmasters, in which they resigned later on. Recognizing that the effective branching factor is reduced, the proposed model can reflect the characteristics of the resignation positions.

Chapter 5 focuses on the artistic assessment of experts by using more insightful information than positional scoring in the minimax tree framework. Several games, played by masters and computers in the domain of shogi, were analyzed while applying the proposed method. The results show that the ratio between positive and negative values of position scoring at leaf nodes can be a practicable factor for decision complexity, and effective information can also be obtained from the velocity and acceleration of this factor. Furthermore, the play of masters and the difficult or interesting positions could be identified by the correlation coefficient of the estimated evaluation values with Kalman filter more clearly.

The proposed decision complexity is useful factor for understanding the master's global perspective and aesthetics of well-played games to impress the spectators. The research results are expected to affect the breakthrough of the expert's thinking and the mechanism of impression in the other fields.

Keywords:

decision complexity, conspiracy number, effective branching factor, resignation positions identification, playing patterns of masters

# 謝辞

本研究の全過程を通じて終始，貴重なご教授と懇切丁寧なご指導ご鞭撻を賜りました飯田弘之教授に心より感謝致します．また，汎化性能評価等に関して熱心なご指導を賜りました池田心准教授，学位論文まとめ方の心得から細部に至る丁寧なご指導を賜りました鵜木祐史准教授に心より感謝致します．

人工知能学会誌レクチャーシリーズ執筆の機会をいただいた際にもお世話になりました公立はこだて未来大学 松原仁先生，情報処理学会の電王戦特集記事執筆の機会をいただいた際にもお世話になりました電気通信大学 伊藤毅志先生，コンピュータ将棋開発者として議論させていただいたり「激指」の技術についてご教授いただいたりしました東京大学 鶴岡慶雅先生からは，それぞれのご専門やご経験から学位論文をまとめるにあたり有益なご助言を賜り，心より感謝致します．

本研究において解析に使わせていただいた数多くの名局を創り出されたプロ棋士の皆様に，敬意を表します．

目次

第 1 章
序論 1
1.1 研究課題 1
1.2 関連研究 2
1.3 論文の構成と骨子 4
第 2 章
コンピュータチェス・将棋の技術 7
2.1 緒言 7
2.2 局面評価関数と機械学習手法 7
2.2.1 評価関数の技術アプローチ 7
2.2.2 習甦の評価関数 9
2.2.3 機械学習の進展 15
2.3 α‐β探索とその効率化 16
2.3.1 ミニマックス木の基本探索アルゴリズム 16
2.3.2 探索領域の制御による効率化 16
第 3 章
局面難易度推定法 20
3.1 緒言 20
3.2 有効分岐因子による着手決定の難易度 20
3.2.1 共謀数と探索ノード数との関係性 20
3.2.2 有効分岐因子による定量的評価方法 23
3.2.3 駒落ち局面を用いた妥当性検証 24
3.3 相関係数による形勢判断の難易度 28
3.3.1 ルートノードとリーフレベルの相関分析方法 28
3.3.2 駒落ち対局を用いた妥当性検証 29
3.4 結言 30
第 4 章
投了局面の識別 32
4.1 緒言 32
4.2 投了のモデル化 33

4.2.1 確率モデルによる投了判定 33
4.2.2 棋士固有の投了モデルパラメータの算出方法 34
4.3 プロ棋士の投了の分析 35
4.3.1 対象棋譜 35
4.3.2 計測方法 35
4.3.3 結果の考察 36
4.4 結言 46
第 5 章
棋譜の感性評価・名局判定 47
5.1 緒言 47
5.2 局面難易度の推移の解析方法 47
5.2.1 棋譜からの計測方法 47
5.2.2 カルマンフィルタによる時系列解析 48
5.2.3 相関係数による難易度の推定 50
5.3 サンプル棋譜の解析結果 51
5.3.1 第 62 期名人戦第 1 局(A) 51
5.3.2 第 60 期王座戦第 4 局(B) 54
5.3.3 第 2 回電王戦第 1 局(C) 57
5.3.4 第 3 回電王戦第 1 局(D) 60
5.3.5 第 3 回電王戦リベンジマッチ激闘 23 時間(E) 63
5.3.6 棋譜全体を通した考察 66
5.4 名局判定の検証 68
5.5 結言 74
第 6 章
結論 75
6.1 本論文で明らかにされたことの要約 75
6.2 今後の展望 76
参考文献 78
本研究に関する発表論文 83

第 1 章

序論

1.1 研究課題

ある目的関数に基づき何かの値などを最適化することはコンピュータにとって比較的容易であるが，様々な目的に基づき総合的に判断する能力，将来を見越した方針や構想力などをコンピュータで実現するのは難しい．また，人間は専門的な経験を積み重ねることにより，判断する感覚や感性を身につけることができる．経験により判断能力や感覚が磨かれたエキスパートの思考や判断方法を解明することによって，また人間が一つの専門的な分野において身につけたスキルや感性のメカニズムを推定することによって，従来の人工知能技術ではコンピュータにさせることが難しかったことを実現できるようになることが期待される．

本研究では，将棋を対象として，「大局観」と呼ばれる長期的かつ全体的な視野に基づいて局面の形勢判断をする感覚や，棋譜の質を名局などと評価できる感性のモデル化を目標とする．近年，コンピュータ将棋の進歩は目覚ましく，勝負という観点においてはトッププロに迫るところまで来ている．これは，これまで分からなかったプロ棋士の思考を解明する研究課題に取り組める環境が整ったともいえる．一方で，観る人を感動させる棋譜を残すとか，構想力や創造力といったコンピュータが及ばない領域も存在する．プロ棋士の対局，特に名局と評される棋譜においては，経験により培われた大局観によって形勢に優劣がついても将来を見越した逆転の可能性がある難解な局面となっており，勝ち負けが明解な局面は終局近くにしか表われないと考えられる．終局近くの指し手や投了においては，様々な目的に基づいた判断や方針が必要とされ，プロ棋士とコンピュータとに大きな違いが感じられることの一つである．一方，将棋の理解が深まるに従い，複雑な読みに裏付けられた妙手に感動したり，名局を評価したりできるようになる．これは，経験を積み重ねることによって，局面の難解さや芸術性といった評価指標を身につけ感性が磨かれていると考えられる．

目標とする大局観や感性評価を実現するためのアプローチとして，局面の優劣を判断するだけの評価値以上の情報を得る手法を提案する．これまで実現さ

れなかった要因として，チェスや将棋において基本となる α - β 探索アルゴリズムにおいては局面の評価値をスカラー値で出力していることが考えられる．また，近年のコンピュータ将棋が主流として目指してきた「勝負に対する強さ」を求めるアプローチにおいては，より深く探索することの方が重要であり，複数の評価指標を考慮することについては計算コストが増えるデメリットを補えるメリットを見出せなかったことも考えられる．評価値以上の情報を得る手段として，計算コストを抑制できるのは，評価関数を構成する特徴量から静的に出力する方法である．例えば，玉を詰ますゲームである性質から重要な評価項目と考えられてきた玉の安全度は，局面の安定性を示す指標になり得る．本研究では，「勝負に対する強さ」ではなく「プロ棋士の思考の解明」を目指すアプローチとして，探索アルゴリズムを用いて動的に出力される手法を検討する．また，投了識別や名局判定への応用が期待できる有力な評価指標として，局面の難易度に着目する．

本研究の特色は，提案する局面の難易度を示す評価指標を実用的な計測と解析により求めることができ，投了識別や名局判定など，その応用が示される点にある．重要な研究課題は，局面の難易度を示す評価指標を求めるため，計算コストを軽減した実用的な計測および解析方法を提案することである．投了識別では，局面の難易度を用いた投了のモデル化によって，プロ棋士特有の投了を判断できることを示すことが課題となる．名局判定では，難解さが評された棋譜において，ハイライトと解説された局面や大長考された局面などが難解であることが説明でき，また提案する局面の難易度が名局判定のために有力な指標になり得ることを示すことが課題となる．

1.2 関連研究

人間らしい思考をコンピュータで実現することは，人工知能研究の重要なテーマである．コンピュータ将棋においても，プロ棋士とコンピュータ将棋の思考過程の違いを比較［1］して，プロ棋士に及ばない欠点などが考察されるとともに，人間の優れた点である直観的思考［2］や，逆に欠点であるヒューマンエラー［3］のモデルが提案されてきた．

ゲームの特性は，ゲームの進行中に出現する各局面に対して，探索空間の広さと着手決定の複雑さとに区別され議論されてきた［4］．このうち着手決定の複雑さという概念は曖昧であったが，後にゲーム木の複雑さの概念に置き換えられ

た [5]．着手決定の複雑さは，人間らしい思考を解明するために重要な概念であるが，ミニマックス木の枠組みにおいては確立されてはいない．一例としては，最善手が替わる際の評価値の差から「複雑さ」という指標を定義して [6]，プレーヤのレーティングとの関係が分析された [7]．

局面の難易度は，着手決定の複雑さに密接に関連している．パズルのような一人ゲームにおいては，ヒューリスティックを用いて難易度を自動評価するシステムが提案された [8]．二人ゲームにおいては，難解な局面に誘導する「勝負手」に関する研究 [9] で示されたように，局面の難易度は局面の特徴ではなく指し手や推移も捉えて定義することが有力である．

AND/OR 木における難易度を示す指標として，証明数・反証数 [10] がある．証明数（反証数）は，ある局面の評価を true（false）にするために true（false）となることを示さないといけない局面数の最小値と定義される．証明数・反証数は詰将棋を解くプログラムに適用され，大きな成果を出した [11]．詰将棋において，証明数は詰ますために詰まさないといけない局面の最小値となり，玉の逃げ方の総数に相当する．一方，反証数は不詰であることを示すために不詰を示さないといけない局面の最小値となり，王手の総数に相当する．したがって，証明数は詰みを，反証数は不詰を示すための難易度の良い指標となり，これらが小さくなるような手順を優先的に探索することにより，長手数の詰み手順でも発見できるようになった．また，詰将棋の優秀な作品においては証明数に特徴的な推移が見られることが示されるなど，詰将棋問題の感性評価への応用も研究されている [12, 13, 14]．

この証明数と反証数は，元々は McAllester [15, 16] によってミニマックス木に対して提案された共謀数 [17] という概念を，AND/OR 木に適用したものである．共謀数とは，ある局面における評価値の安定性を評価値が変わるのに必要なノード数で数値化する．すなわち，局面の評価値が一定値以上変化するために，より多くのノードの評価値が変わる必要がある場合には，その評価値はより安定しているという考え方である．共謀数の考え方に基づき，探索順序や探索範囲の制御に応用することが試みられたが [18, 19]，探索を効率化するため広く用いられる実用的な手法になり得てはいない．将棋のような複雑なゲームで実用的な深さまで探索するケースにおいて共謀数を正確に求めることが困難であることも，実用的な手法への展開を妨げている．三目並べなどの簡単なゲームにおいては，共謀数によりゲームの進行におけるクリティカルな局面を識別できる

可能性があることが示されている [20].

1.3 論文の構成と骨子

本論文は，6 章により構成される．図 1.1 に論文の構成を図示する．

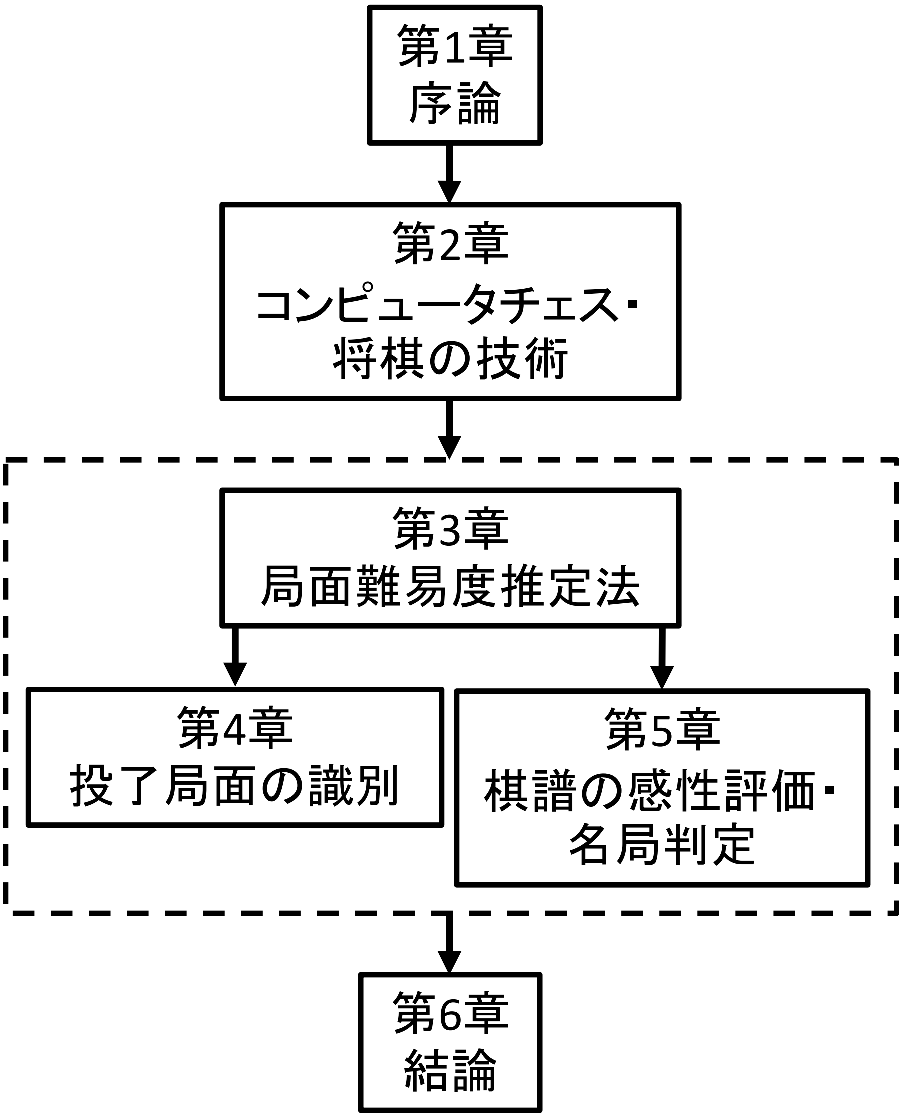


図 1.1 論文の構成

第 1 章では，本論文の研究背景として研究課題および関連研究について説明した後，本論文の骨子を説明することによって，これら研究背景に対する本研究の位置付けを明らかにする．

第 2 章では，本研究を理解するために必要とされるコンピュータチェス・将棋の技術について概説する．読みに相当する探索技術はその多くがコンピュー

タチェスで開発され，それらの技術がコンピュータ将棋にも適用されてきた．一方，プロ棋士の大局観に類似してその一部を構成する評価関数に関しては，プロ棋士等の棋譜を教師とする機械学習手法が提案されたことによって，特にコンピュータ将棋が飛躍的に発展した．また，著者の拙作で本研究の検証に用いるコンピュータ将棋「習甦」について紹介する．習甦は，本研究の課題である評価値以上の情報を得ることについて，静的な方法で試行しており，多出力となる多層構造の評価関数に特徴がある．また，プロ棋士とコンピュータの団体戦として話題となった電王戦において，1敗した後2連勝という戦績を収めており，プロ棋士の思考を分析するのに相応しい．本研究の検証においては，2連勝した第3回電王戦のバージョンを基本としたプログラムを用いた．

第3章では，局面難易度推定法を提案する．局面の難易度といっても，いくつかの概念が考えられる．まず，対象とする局面における優劣の判断の難しさが考えられ，これを「形勢判断の難易度」と定義する．次に，形勢が傾いている局面に対して，有利な側が優勢な局面にする，さらには勝ちきるまでの具体的な手順を示す難しさという概念も考えられる．以降では優勢／劣勢双方の立場から議論するため，これを「着手決定の難易度」と定義する．本研究では，「着手決定の難易度」と「形勢判断の難易度」それぞれの計測および解析方法について，共謀数の概念に基づき考案した．共謀数は実用的な手法に成り得ていないが，ミニマックス木の特性を本質的に示す概念だと思われ，一方でAND/OR木への応用での成功例などから，そのポテンシャルに期待した．本手法は，元来提案された共謀数の概念に固執することなく，実践的な計測を意識した手法となっている．

着手決定の難易度については，α - β探索におけるウインドウの設定によって，探索ノード数が共謀数や証明数・反証数と類似の指標になり得ることに発想の原点がある．探索ノード数を定量的に評価できる指標にするため，有効分岐因子に変換する．分岐因子とは局面における指し手（選択肢）の数であり，有効分岐因子は探索中に出現する各局面における指し手の平均値に相当し，数十手の指し手（分岐因子）がある局面でも枝刈り等によって数手の有効な指し手（有効分岐因子）に絞られる．この有効分岐因子が大きいほど，局面の難易度が高いということになり，一直線で決着がつく局面になると有効分岐因子は減少して1に近づく．客観的に形勢に差がついた局面として，駒落ち対局の初期局面を解析対象として，着手決定の難易度の妥当性を検証する．

形勢判断の難易度については，共謀数の概念においてリーフノードにおける

各評価値がルートノードの評価値に与える影響や関係性を示しているという発想に基づく. 対象とする局面をルートノードと呼び, 探索中にルートノードから指し手により局面が進められ，探索深さ等の条件により打ち切って評価した局面のことをリーフノードと呼ぶ．提案手法ではルートノードおよびリーフノードの評価値の相関分析を行う．ルートノードとリーフノードの評価値の相関が弱いほど, 難易度が高いということになり, 形勢が判り易い局面では相関係数は 1 に近づく. 提案手法がゲームの進行を捉え難易度の推移を推定できることの妥当性を検証するため，駒落ちの自己対戦を分析する.

第 4 章では，第 3 章で提案した有効分岐因子による着手決定の難易度について，プロ棋士の投了識別への応用を検討する．この有効分岐因子を用いて，プロ棋士固有の投了を識別する確率モデルを定式化する. また, 棋士を特定した棋譜を用いてモデルパラメータを最尤推定する方法を提案し，これらの手法の有効性を検証する.

第 5 章では，第 3 章で提案したルートノードとリーフノードの相関分析に基づく形勢判断の難易度について, 名局判定への応用を検討する. ゲームの進行における難易度指標の推移に関して，カルマンフィルタを適用して評価誤差を取り除くことによって，評価値の速度や加速度も含めてその本質を捉える方法を提案する. プロ棋士の棋譜やコンピュータとの棋譜から, 一局における難易度の推移が明確な棋譜をピックアップし，相関係数による難易度がその推移を捉えられるかについて検証する．さらに，名局ベスト 10 に選ばれた対局の難易度を解析し，名局判定の有効性を検証する.

第 6 章では, 本論文において明らかにした結論に関して要約する，さらに，今後の展望や他分野への波及効果について述べる.

第 2 章

コンピュータチェス・将棋の技術

2.1 緒言

将棋の棋力向上のための主な技術は，「読み」と「大局観」であるといえる．大局観を必要としない詰将棋を解くコンピュータが人間の能力を超えていることから明らかなように，コンピュータ将棋で探索に相当する「読み」はコンピュータが得意とする技術である．一方，指し将棋においては読みで進めた局面の優劣を判断する必要があり，この形勢判断をする感覚が「大局観」と呼ばれる．大局観においては，駒の損得や働きなど様々な要素について局面の状況に応じて複合的に評価する必要があるが，コンピュータ将棋においては局面の評価をスカラー値での出力により代用しており，複合的な評価の実現は困難とされる．プロ棋士は特にこの感覚が優れており，コンピュータ将棋がプロ棋士を超える大局観を実現するための技術は非常に興味深い．

コンピュータ将棋における評価関数を機械学習させる手法 [21, 22, 23] が，Bonanza において初めて実用的な成功を収め，大規模なパラメータの自動調整が可能となった．この Bonanza メソッドを適用することによって，それまで手調整で作られてきたプログラムも大幅な棋力向上を果たした [24, 25, 26]．また，手調整を前提とした頃とは異なる発想で評価関数を実現できる可能性も広がった．

本章では，高精度な大局観を実現するための有力な技術アプローチについて説明する．また，大局観実現を目指して開発しているコンピュータ将棋プログラム「習甦」 [27, 28, 29] の概要も紹介する．一方，探索技術の方は，将棋に先駆けて発展してきたコンピュータチェス・リバーシ（オセロ）における各種枝刈り手法 [30] を中心に概説する．これらの技法はコンピュータ将棋にも適用され，その有効性が示されている．

2.2 局面評価関数と機械学習手法

2.2.1 評価関数の技術アプローチ

コンピュータ将棋の評価関数は，駒の損得，駒の働き，玉の安全度などを足し合わせることによって一つの評価値を得るのが一般的である．また，序盤から終

盤に向けて各評価要素の重要性が変わってくるという考え方で，駒の相手陣への迫り具合などから進行度を求めて評価関数を計算する方法も広く採用されている．

Bonanza の評価関数においては，進行度は考慮せず，玉を含む三つの駒の位置関係の１億にも及ぶ組み合わせについて，機械学習により値が付けられている．このように膨大なパラメータを用いることにより，シンプルな線形和で構成される評価関数でも，その精度を向上させることに成功している．

一方，GPS 将棋の評価関数においては，進行度を考慮して複数の評価関数の加重平均として設計されている．評価関数は，人間が将棋を指す際の考え方から様々な特徴量が選び出されており，それらの中には駒の利きを評価するものが多く含まれる [31]．将棋の局面評価に関する知識や経験，また特徴量毎にその有効性を評価する処理が必要となるが，高精度な評価関数を実現する一つのアプローチといえる．

以上の基本的な評価関数は特徴量の線形和とされているが，将棋の局面においては非線形な評価が必要と思われるケースが多くある．例えば，自玉が受け無しになってしまうと，駒台にいくら持っていても「宝の持ち腐れ」となる可能性が高い．また，「玉の囲いは金銀３枚」という格言通り，金銀２枚での囲いにおいて金で守る価値は，既に金銀３枚で囲われている場合にさらに金で守る価値に比べて高く評価されるべきとも考えられる．

非線形な学習モデルとして，ニューラルネットワークがある．代表的な実装モデルである三層パーセプトロンは，中間層のニューロン数により任意の精度で関数を近似可能であることが知られている．近年では，層数を大幅に増やした深層学習（ディープラーニング）が音声認識やコンピュータ囲碁 [32] など様々な分野で飛躍的な性能向上を果たし，注目を浴びている．単純な線形和でない評価関数のフレームワークを考案することも，大局観実現への有力なアプローチと考えられる．

次に，評価関数の出力に着目すると，現状の評価関数においては，ある局面の一つの評価値を出力する．その局面から読みあるいは対局を進めていけば，この評価値は変動するものであり，予測値に過ぎない．大局観は，堅く安全策をとるか，勝負に出るかなど，適確な指し手の方針を判断できる能力でもある．例えば，優勢な局面では同じような評価値であっても，より安全な局面を目指した方が勝ちやすい．一方，形勢が不利と判断した局面では，複雑な局面すなわち評価値

の信頼性が低い局面へ誘導し，逆転を狙うのが実戦的である．評価関数において一つの評価値を計算するだけでなく，その評価値の信頼性や安定度のような指標を合わせて計算できれば，このような指し手選択の方針への応用も広がる．予測値ではなく予測分布を求める技術として，ベイズ学習がある．ベイズ学習は，学習データ数が少ない場合でも比較的汎化能力の高い学習機械を構成できるという，コンピュータ将棋にとっても魅力的な特徴がある．

学習方法に着目すると，前述した Bonanza メソッドは，棋譜の指し手を教師データとする．より正確な形勢判断を実現するためには，評価値の学習を目指すアプローチが必要になることも考えられる．コンピュータ同士を対局させる強化学習によって，評価パラメータの高精度化を目指すことも検討されている[33]．最新のコンピュータ囲碁においては，教師有り学習に続いて強化学習を行う手法で，大きな成果が出された [32]

2.2.2 習甦の評価関数

習甦の評価関数で考慮している局面の特徴の種類は，以下に示す通りである．
①駒の利き評価
・各マスにおける利きの数
・持ち駒による利き評価の補正
②駒の位置評価
・玉や他の駒の位置に対する各駒の位置

各マスにおける利きの数は，盤面全体について評価している．玉の近傍のみについて算出して玉の安全度として評価することが一般的であるが，盤面全体について評価することのメリットとして，大駒（飛，角）の働き（自由度）や玉から遠い自陣が破られていることなども合わせて考慮し，自玉を中心とする盤面全体の支配度まで反映された評価ができる．更には，入玉を防ぐための抑えになる駒の利きがあるか，などについても評価できるようになることを期待している．

利きには，一方向に一つだけ付く利きと，飛，角，香などによる一方向に連続して付く飛び利きがある．飛び利きの数を区別して評価しており，駒によって遮断されると一気に無くなる飛び利きを過大評価することを抑制している．また，飛び利きには味方や相手の駒が動けば利いてくる間接の利きがあるが，玉以外でその方向に移動可能な味方の駒に対する間接利きだけを評価しており，動く

と自玉が王手になる利きについては評価していない．図 2.1 の局面において，例えば「８六」のマスでは，先手の利き数２でそのうち飛び利きは１であり，後手の利き数は飛び利きが３であることを評価する．このように，８筋における先手玉の前方全てのマスにおいて，後手の利きが先手の利きより優っていることを静的に評価することができる．利き数の各パターンは 8 ビットでコード化し，玉の位置それぞれに対して評価値が付けられ，先手／後手別にその評価値の合計を計算する．

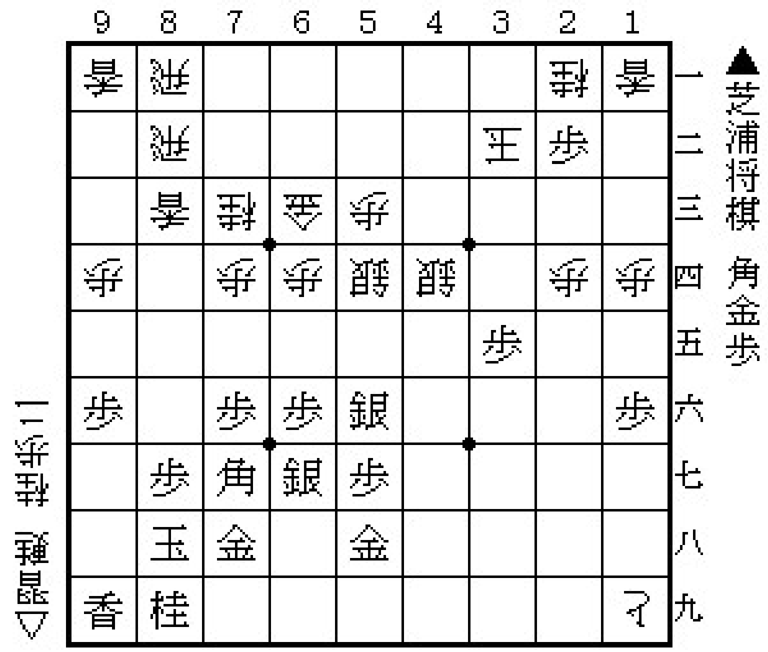


図 2.1　「芝浦将棋」対「習甦」（△８三香まで）

次に，持ち駒による利き評価の補正について説明する．現在は，相手の持ち駒の種類に対する自分の持ち駒の評価を加算し，自分の持ち駒の種類に対する相手の持ち駒の評価を減算している．相手に様々な持ち駒があると自玉が危険であるため評価を下げるのは当然であるが，「金を持っていれば自玉の受けがきく」とか，「歩切れのときに香を持たれると厳しい」といったことまで統一的に評価するのが狙いである．また，手番を持っている側が駒を打つことによって王手が掛かるマスにおいては，利き数を補正している．これによって，終盤のみ手番を評価できる．

残る評価関数の特徴である，玉の位置に対する各駒の位置評価について説明する．自玉の位置に対する価値は守備力であり，相手玉の位置に対する価値は攻

撃力になる．守備力と攻撃力それぞれについて，現局面において働いている瞬間的価値に加え，潜在力や将来性（ポテンシャル）を持っていると考える．例えば，先手玉に対して自陣反対側にある▲２九桂などは，玉が安全であり２手かける余裕があれば敵陣の急所に利いてくることから，攻撃力のポテンシャルは高く評価されるべきである．また，味方および相手からの利きの有無により別種の駒として扱っている．これによって，駒が連係し合っていることや浮き駒，質駒などを評価できる．なお，駒台は特殊な位置として扱い，持ち駒については駒の種類ごとに何枚目かを区別して評価する．

図 2.2 に，習甦の評価関数の概念図を示す．三層パーセプトロンが有する関数近似能力に着目した構造としている．ただし，中間層にも情報が入力され出力が意味付けられている点や，中間層から出力層への結合荷重 w_{jk} が各駒の位置評価に相当する大規模な特徴ベクトルである点で拡張されている．

まず，入力層の情報から，盤面全体における各マスの利きを評価する．次に，これらの利き評価を足し合わせた値の関数として，各駒の価値を算出する．図 2.2 で示すように中間層の数を 2 とした場合，各中間層の出力は自玉および相手玉の安全度と意味付けることができる．自玉の安全度が増すほど自駒のポテンシャルが高くなるが，安全にし過ぎても効果は飽和し，自玉が危険になると無価値に漸近していく．このあたりの特性は，活性化関数に用いるシグモイド関数で上手く表現できる．最後に，各駒の価値を足し合わせた値が評価値となり，シグモイド関数による出力は勝率予測となる．以上のように，単純な駒割りではないが，利き評価の関数とした駒の価値という自然な形で局面評価を定式化できている．

中間層の出力から，局面の安定度も出力可能である．玉が安全な局面では評価値は安定しているのに対して，玉が危険になると一手で評価値が増減し易いことから，局面の安定度や評価値の信頼性を表現するのに，各マスの利き評価が適していると考えられる．後述するが，局面の安定度を用いて，評価値の予測分布のパラメータが推定される．

中間層のニューロン数を増やせば，様々な評価要素を考慮した高精度化が期待できる．例えば駒の数 40 に拡張すると，「桂」や「角」のような駒の弱い頭を守っているか，といった駒毎に盤面の利きを評価できる．

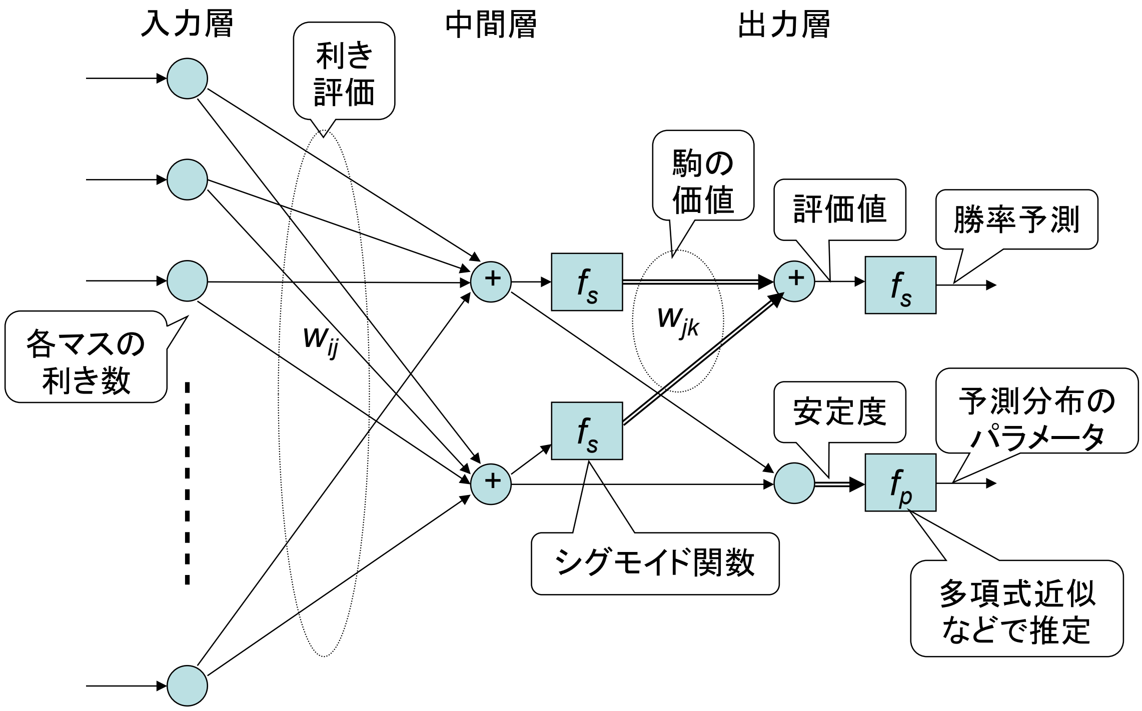


図 2.2 習甦の評価関数概念図

評価関数の学習は，大局観の正確さを判断する指標に基づいた目的関数を設計し，その目的関数を最小化するように特徴量を調整することにより行われる．Bonanza メソッドの基本的考え方の通り，棋譜で指された手を指されなかった手よりも高く評価できることは，現在最も有力な指標である．これは，教師データとする棋譜の指し手と評価関数を用いた探索結果ができるだけ一致するように，第一の目的関数を設計することにより達成される．形勢判断をできるだけ誤らないことも重要な指標である．直接的には局面の評価値を教師データとして用意できれば良いが，将棋の様々な局面において正確な評価値を与えることは極めて難しい．そこで，棋譜の各局面において，評価関数による勝率予測が実際の勝敗を尤もらしく表すように学習させる方法がある [34]．この考え方に基づく第二の目的関数は，勝率予測と勝敗との負の対数尤度が最小化されるよう設計すれば良い．探索深さの制限なしでしらみつぶしに探索できれば正確な評価値が得られるが，それをできるだけ少ない読みや浅い探索で予測できることも，一つの指標であると考える．すなわち，浅い探索結果と深い探索結果との相関を強くし，より精度良い近似となるよう学習させる．具体的には，深さ d の探索による評価値に対する浅い深さ d'の探索による評価値の分散が最小化されるよ

うに，第三の目的関数を設計する．

これらの三つの目的関数は，重み付き線形和として結合させ，多目的最適化問題として定式化する．それぞれの重みは，自動調整させることが望ましい．例えば，目的関数の値や学習用局面の数などを用いて正規化する．以上説明したように，習甦における評価関数の学習では，棋譜の指し手だけでなく，勝敗および深い探索結果も教師データとして活用している．

図 2.3 に，評価関数の学習のフローチャートを示す．まず，探索深さ d とそれよりも浅い深さ d' を初期化した後，棋譜の指し手とそれ以外の全ての指し手で進めた局面を残り深さを d' その後 d として α‐β 探索を行う．この際，棋譜の指し手による評価値以上の指し手があれば打ち切り，探索深さを増やしてやり直す．ただし，d が設定された最大深さであれば，やり直しは行わない．この目的の一つは，様々な探索深さについて局面の安定度に依存する予測分布のパラメータの統計情報を取得することである．もう一つの目的は，棋譜データを精度良く，また有効に学習に活用するためである．棋譜の指し手は，深い読みの結果得られた最善手であることが多い．棋譜の指し手よりも良さそうな指し手が見つかっているのは，棋譜の指し手後のより深い局面にある好手が読めていないため棋譜の指し手を低く評価しているか，良さそうに見える指し手に対応する好手が読めていないため高く評価し過ぎていることが考えられ，より深い探索結果を学習データとする必要がある．逆に，プロの棋譜であっても，早指しの将棋や持ち時間が無くなり 1 分将棋となった終盤などにおいては読み抜けもあり，最善手でない指し手も含まれる．浅い探索で最善手と一致した結果を学習データとすることにより，読みが足りなくて指してしまった手についても，教師データとして有効に利用できるのではと考えている．探索深さに関する別の方法として，d をランダムに決める方法も有力である．

次に，棋譜の指し手と他の指し手について，深さ d' および d の探索により最終的に評価関数で計算した局面に至る読み筋をメモリに保存していく．ただし，評価値の条件を満たさない棋譜以外の指し手は α‐β 探索を打ち切っているため除外する必要があり，棋譜の指し手による評価値よりも決められた値以上悪い他の指し手については保存しない．この決められた値は，局面の安定度によって設定している．多数の棋譜について以上のような探索を繰り返すことによって，様々な局面からの様々な深さでの読み筋が学習データとしてメモリに保存される．

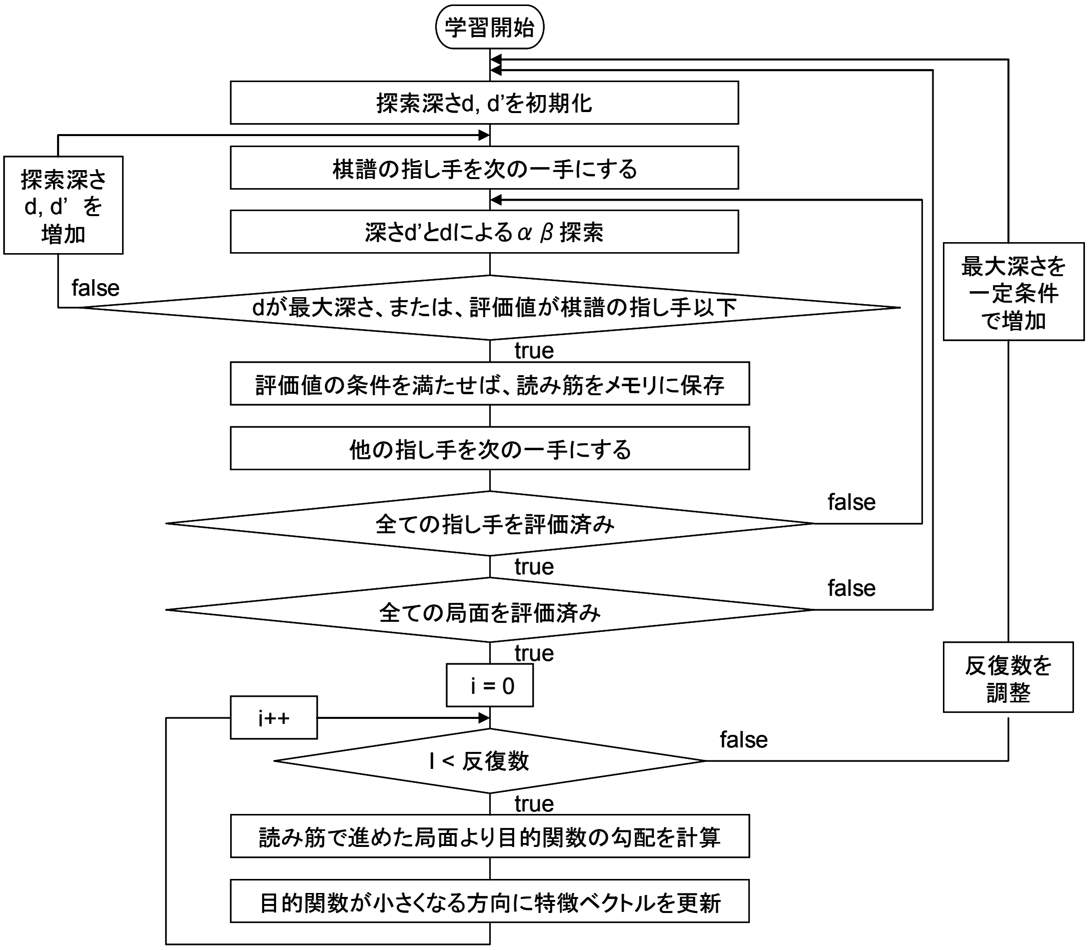


図 2.3 評価関数の学習フローチャート

全ての局面における全ての指し手について評価を終え読み筋がメモリに保存された後，これらの読み筋で進めた局面の特徴量を分析して，目的関数の勾配ベクトルを計算する．その際，三つの目的関数の重みは，学習データ作成時に得られた情報を用いて調整する．こうして計算された勾配から，目的関数が小さくなる方向へ評価関数の特徴ベクトルを更新する．更新の際には，過学習を防ぐためのペナルティを考慮する．一般的な機械学習の手法として，特徴量の値の大きさに応じたペナルティを課すことにより，学習サンプルが少ない特徴量が大き過ぎる値にならないように調整される．

習甦の評価関数において，この手法はそのままでは上手く働かない．例えば，図 3.1 の局面に出現した飛び利きが 3 もあるマスや，さらに利き数が多い学習サンプルは少ないが，それらの値が小さくなってしまっては望ましくない．そこで，特徴量に対する制約条件を与えるとともに，類似特徴量との差に対してペナルティを課す．制約条件として考慮しているのは，利きに関するある特徴量 v に

対して，味方の利き数がより大きい特徴量は v 以上で，相手の利き数がより大きい特徴量は v 以下である，といった簡単なものである．類似特徴量について例を挙げると，「▲９八玉における７七の利き」の値は，「▲８八玉における７七の利き」および「▲８八玉における６七の利き」の値から大きく離れないように調整する．少し特殊な例として，「大駒以外の成駒の位置評価」の類似特徴量として「金の位置評価」を設定することにより，相手陣から引いてきた成駒についても過学習を避けられる．習甦の評価関数では特徴の種類が少ないため，制約条件や類似特徴量は簡単に設定できる．

以上の一連の処理において，読み筋の学習データ作成にほとんどの時間を要するため，勾配の計算と特徴ベクトルの更新は，設定された反復数にわたり同じ読み筋で繰り返す．学習の収束性を考慮して，この反復数は学習が進むにしたがい減らす方向に調整していく．また，探索の最大深さは一定の条件によって増やしていく．学習時間は探索深さに応じて指数関数的に増加するため，最大深さを調整することによる学習時間短縮の効果は大きい．

2.2.3 機械学習の進展

前節では，本研究で解析に用いた電王戦バージョンの習甦における評価関数の機械学習について説明したが，その後も改良しており，本節で補足説明する．

最近では，玉を含む三つの駒の位置関係をベースとする 1 億規模の特徴量を有する評価関数が主流になりつつある．このような大規模な評価関数においては，学習データに出現しない特徴量が多数存在し，それらの値は 0 となってしまう．そこで，学習時においては各特徴量を複数の特徴量の和で置き換える工夫が提案されていた [24]．玉に対する相対位置が同じ特徴量というのが，その典型的な例となる．その後，各駒を利きに分解するアイディアも提案された．この特徴量の次元を下げる方法が最近になって脚光を浴び，出現頻度が少ない特徴量でも適切な値がつくようになり，評価関数の精度向上が実現されている．

Bonanza メソッドは提案された当初，バッチ学習と呼ばれる一度に全ての学習データを用いて特徴量を更新していくもので，学習の収束に数週間～数カ月要する．これに対して確率的勾配降下法に代表されるオンライン学習 [35] は学習サンプルを一つずつ用いて更新していくもので，ランダムにサンプリングされた 1 局面ずつの学習によって数時間で学習可能な手法が提案された [26]．最近では，バッチ学習とオンライン学習の中間的なミニバッチ学習も適用されて

いる．ミニバッチ学習では，ランダムにサンプリングされた数千～1 万程度の局面をまとめて更新していき，1 日～数日程度で学習が収束する．また，オンライン学習に対応した正則化手法として提案された Forward Backward Splitting (FOBOS) [36] も採用されている．このように他分野で成功した機械学習手法の適用を含め，今後も評価関数の学習における効率化や高性能化が期待できる．

2.3 α - β 探索とその効率化

2.3.1 ミニマックス木の基本探索アルゴリズム

コンピュータチェス・将棋の基本は，ミニマックス木を探索するアルゴリズムであるα - β探索を行って指し手を進めた局面を読み，リーフノードで前述した評価関数を呼び出すというものである．α - β探索を簡単に説明すると，$\max(V_1, \min(V_2, V_x))$という式の値は，評価値 V_1が V_2よりも大きければ V_xの値に依らず V_1であるので，V_xは計算しなくて良いという原理に基づいている．

リーフノード付近では静止探索と呼ばれる探索を行うことが一般的になっている．これは，駒を取る手などに指し手を限定して，落ち着いた静的に評価しやすい局面にする意味がある．静止探索で読まれる手としては，取る手の他に，駒を成る手，王手，王手に対する応手，大駒（飛車，角）を逃げる手などが良く採用されている．

α - β探索において静止探索が呼ばれる「基本深さ」を少しずつ深くしながら繰り返す方法は反復深化と呼ばれ，思考時間をコントロールするのに有効である．一見，無駄な探索が増えるようであるが，局面の評価値や最善手を「置換表」と呼ばれるメモリ領域に格納しておき，指し手の順序付けや枝刈りなどに用いる．α - β探索においては，最善手を先に読めば残りの指し手は枝刈りされやすいので，指し手の順序付けも探索効率化にとって重要な技術であり，探索の結果良い指し手となった履歴から指し手の読む順序を決定するヒストリーヒューリスティック [37] が広く用いられている．

2.3.2 探索領域の制御による効率化

α - β探索は，ルートノードの評価値に影響を与えない安全な枝刈りである．実践的には，ルートノードの評価値を変えてしまうリスクを伴いながらも，探索を効率化できる枝刈り手法が提案されている．

広く用いられている枝刈り手法として，Null move pruning [38] がある．探

索を行う前に，一手パスをしてみて浅い探索を行い，その結果でβカットされるなら他の指し手でもβカットされると考え，その局面は探索する必要がないと判断して枝刈りするものである．パスをした局面からどのくらい深さを減らしてみるかの調整など，様々な拡張も提案されている [39, 40].

リーフノード付近における枝刈り手法として，Futility pruning [41] がある．駒割りなどを用いて評価値を見積もり，マージンを設定して最善手となる見込みのなさそうな指し手を枝刈りする．将棋への応用では，正確な評価値の見積もり方法や動的なマージンなど，様々な工夫がされている [42, 43].

習甦では，探索の末端近くの枝刈りにオセロでその有効性が示された ProbCut [44, 45, 46] を適用している．これは，評価値を予測分布として探索に活用する簡単な例でもある．

ProbCut は，浅い探索の結果を用いて深い探索の評価値の確率分布を予測し，一定以上の確率で結果に影響が無い指し手を枝刈りする手法である．深い探索の評価値 v は，浅い探索の評価値 v' を用いて，次のように定式化される．

$$v = av' + b + e \tag{2.1}$$

ここで，e は平均 0，標準偏差 σ の正規分布を有する確率変数であり，パラメータ a, b, σ は多数の局面における探索結果から線形回帰を用いて算出できる．標準偏差 σ の定数倍のマージンを設定して，探索における枝刈りの判定条件とする．オセロでは手数毎にマージンを決めることが有効であるが，将棋では同じ手数でも局面の状況は異なる点で難しさがある．

習甦の評価関数では，評価値だけでなく局面の安定度も算出する．この特徴を活用して，残り深さや局面の安定度など複数の変数から推定されるマージンを設定し，浅い探索の評価値から探索を省略できるか判定している．

図 2.4 に，安定度に対する標準偏差を定数倍したマージンを示す．各探索深さ d に対して 2 手浅い探索による評価値を v' とし，学習時に得られた統計情報から補完して算出したものである．安定度が高くなる程，また深さ 1 を除き探索深さが深くなる程，標準偏差が小さくなり，マージンは局面の状況に応じて幅広い値に設定されている．図 2.5 には，安定度に対するパラメータ a の（b=0 とした）値を示す．安定度が小さく探索深さ d が深いケースにおいて，パラメータ a が 1 以上になっている．これには，対局中において評価値の推移に良く観

測される，終盤で形勢に差がつくと深く読めば読むほど形勢が開いていく傾向が表れている．

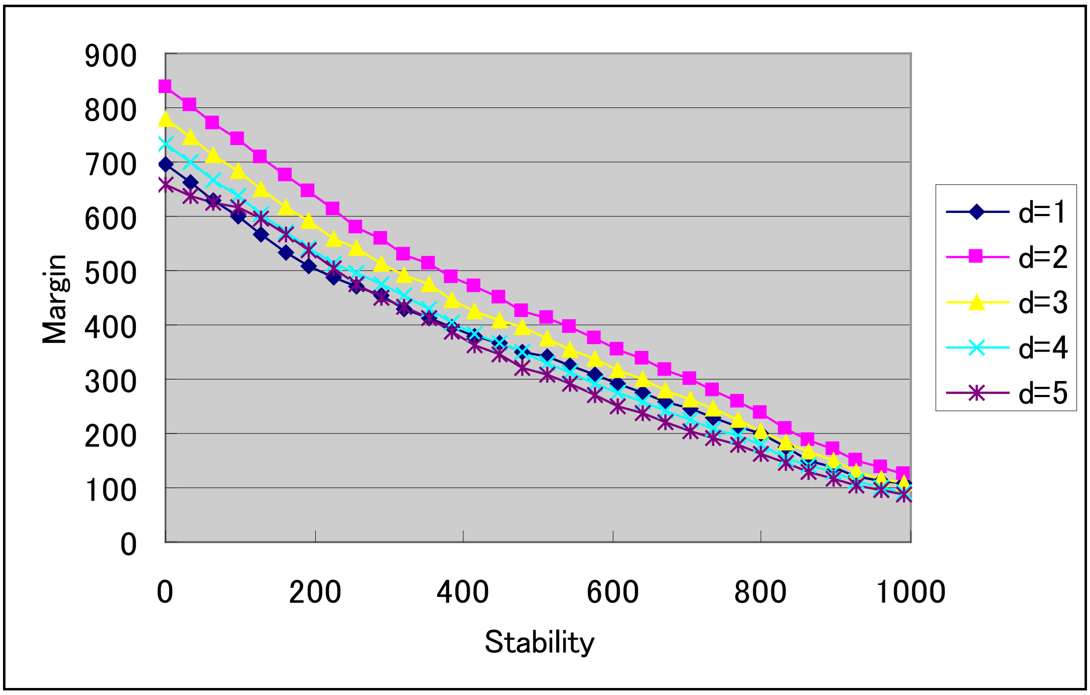


図 2.4 ProbCut のマージン

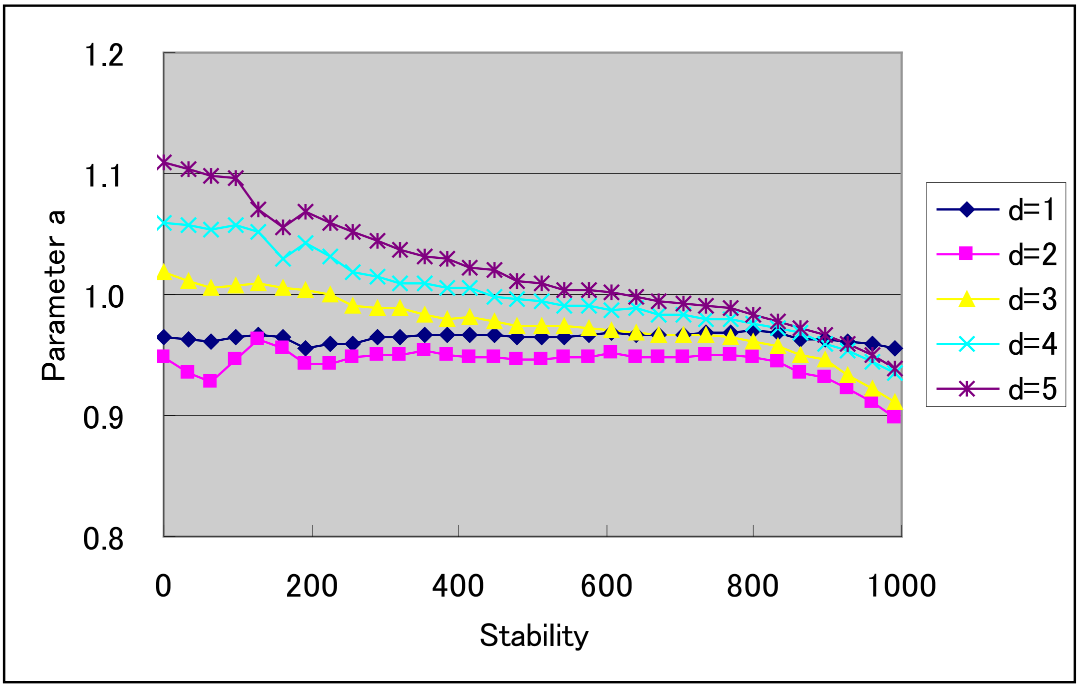


図 2.5 ProbCut のパラメータ a

省略できると思われる局面から先を完全に枝刈りする代わりに，読みの深さを浅くして探索する手法も提案されている．代表的な Late move reduction [47, 48] では，指し手の順序付けが後の方になるに従い深さを浅くする．

読む深さを減らすのとは対照的に，読みの深さを延長する手法も提案されており，王手延長や Singular extension [49] などがある．王手延長は，王手あるいは王手に対する応手の指し手に対して深さを減らさないという実装もできる．Singular extension は，あるノードの評価値が兄弟ノードの評価値よりも十分に高ければ探索の延長を行うというものである．駒取りなど絶対の一手をより深く読むという意味の他に，一手だけ評価値が離れている場合その評価値が下がったときの影響が大きいことを考慮したものとも解釈できる．

以上の手法は主としてコンピュータチェスにおいて，提案されてきた．コンピュータ将棋独自に提案された手法としては，0.5 手延長アルゴリズム [50] や実現確率探索 [51] がある．0.5 手延長アルゴリズムは，反復深化法において前回の最善手を 0.5 手延長して読むという手法である．実現確率探索は，指し手の様々な特徴から深さを決めていることに相当し，各種枝刈りや探索延長の手法を統一的に理論化したともいえる．また，ロジスティック回帰を用いた機械学習の適用による拡張もなされている．

第 3 章

局面難易度推定法

3.1 緒言

プロ棋士レベルの柔軟な戦略や芸術性評価の実現には，エキスパート特有の何らかの評価指標が関与しているものと想定される．そのような評価指標の有力候補として，局面の難易度が挙げられる．コンピュータ将棋においては，評価値というスカラー値を用いて局面を評価することが一般的である．しかしながら同じような優勢な局面であっても，優勢を拡大していくことが容易な局面と，一手間違えると逆転される危険をはらんだ局面などがある．本研究では，局面評価関数を構成する特徴量から静的に得る方法ではなく，ミニマックス木の探索において動的に得る手法について検討する．

ミニマックス木において評価値が変わるのに必要なノード数で定義される共謀数[15, 16, 17]は，局面の安定性を示す指標として提案された．共謀数をAND/OR 木に適用されたものが証明数（反証数）［10]であり，ある局面の評価をtrue（false）にするためにtrue（false）となることを示さないといけない局面数の最小値と定義される．証明数を詰将棋に応用すると，証明数は詰みを示すための難易度の良い指標であることが明らかになる．将棋のような複雑なゲームで実用的な深さまで探索するケースにおいて共謀数や証明数を正確に求めることは困難であるが，それらの概念に基づき局面の難易度を推定する実用的な方法について検討する．

3.2 有効分岐因子による着手決定の難易度

3.2.1 共謀数と探索ノード数との関係性

共謀数と探索ノード数との関係性について，理想的な究極の探索アルゴリズムと評価関数を仮定して議論を進める．

分岐因子 B, 深さ D のミニマックス木には，B^D 個のリーフノード局面が存在し，α - β 探索において指し手の順序付け等工夫により探索ノード数を $B^{D/2}$ のオーダーまで削減できる．各種枝刈りやリダクションは，ルートノードの評価値が変わるリスクを抑制しながら探索ノード数を更に削減しようとするものである．最新の手法を用いると，探索ノード数は 2^D～3^D 程度まで削減可能である．

ここで，究極の探索アルゴリズムを，現在局面（ルートノード）の評価値を確定するために必要な最少のノードを探索するアルゴリズムと定義する．α - β 探索において，指し手の順序付けや各種枝刈り手法を用いるに従い無駄な探索ノードを削減できていることから，究極の探索アルゴリズムに近づいていると考える．

一方，各局面は突き詰めると先手勝ち／後手勝ち／引き分け（千日手／待将棋）の何れかに結論付けられるはずである．したがって，究極の評価関数では，局面が与えられると三つの値（∞，−∞，0）のみを出力する．少し現実に近づけるため，D 手進めた全ての局面について評価可能とする．単純な駒の損得のみを用いた評価関数を基本とすると，駒の働きや玉の安全度などを考慮した評価関数では，駒の損得が全くない局面であっても形勢の優劣を評価でき 0 ではない評価値がついていることから，引き分けの局面以外では 0 以外の評価値をつける究極の評価関数に少し近づいている．近年発展してきた棋譜を用いた機械学習により大規模な特徴量を調整した評価関数は，究極の評価関数に更に近づいていると考える．

これら究極の評価関数と探索アルゴリズムを用いて，ある局面を深さ D として探索し評価することを考える．ルートノードの評価値が 0 から上がったとすると，その値は究極の評価関数の仮定から∞になっているはずである．また，究極の探索アルゴリズムの仮定から，ルートノードの評価値を確定するために必要のないノードは探索していないため，探索したノード数は共謀数に等しくなっているはずである．

探索アルゴリズムや評価関数は，性能向上によって究極のそれらに近づいているとすると，2.3.2 節で説明した効率化の手法を用いた探索ノード数は共謀数の近似になっているといえる．別の言い方をすると，探索ノード数が共謀数に近づくような手法が棋力向上につながり，性能向上の指標になり得るともいえる．

図 3.1 に，以上説明してきた探索アルゴリズム・評価関数の進歩と共謀数の関係を図示する．これから提案する探索ノード数に着目した局面難易度推定法は，最新の探索アルゴリズムと評価関数を用いることによって，共謀数に近づく指標が得られる可能性を持っている．

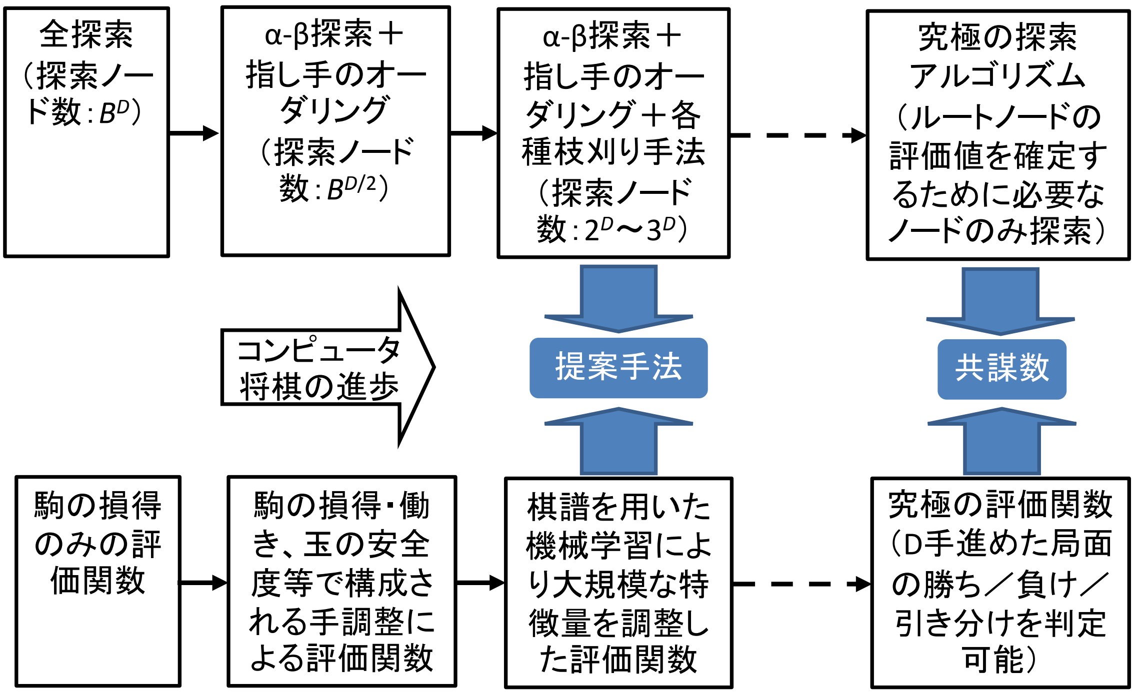


図 3.1 探索アルゴリズム・評価関数の進歩と共謀数の関係

共謀数には評価値がある値から上がるものと下がるものがあり，証明数には反証数という双対の概念がある．これらは，α－β探索におけるウインドウを[−∞, 0]と[0, ∞]の 2 通りの探索における探索ノード数に相当する．前者は手番側の評価値が正のノードは枝刈りされるため，手番側が不利な局面が探索される．したがって，この探索ノードが減少することは，不利な変化が減ることを意味する．探索が効率的になるほど無駄なノード展開が削減され，この探索ノード数は AND/OR 木における証明数，すなわち勝ち（正確には負けないこと）を示すために最低限必要なノード数に近づく．一方，後者は手番側の評価値が負のノードは枝刈りされ，有利な局面が探索される．この探索ノードが減少すると有利になる局面が減ることから，AND/OR 木における反証数，換言すると勝てないことの証明数と相関がある．

α－β探索におけるウインドウを[−∞, 0]とした探索ノード数は，最初の一手でβカットされればそこまでの探索ノード数となる．同様に，評価値が 0 から上がる共謀数についても，一手だけが 0 から上がることが判れば評価値が確定する．これらは，ルートノードで最小を計算する証明数と類似している．したがって，ウインドウを不利な側のみにした探索ノード数が多いことは，評価値が下

方に安定しており中々有利にできない局面であり，勝つことが難しい局面といえる．

一方，α‐β探索におけるウインドウを[0, ∞]とした探索ノード数は，勝ちを読み切らない限り，ルートノードで全ての指し手を探索する必要がある．同様に，評価値が 0 から下がる共謀数は，全ての指し手が 0 から下がらないとルートの評価値は確定しない．これらは，ルートノードで合計を計算するという点で，反証数と類似している．したがって，ウインドウを有利な側のみにした探索ノード数が多いことは，評価値が上方に安定しており中々不利にならない，負け難い局面といえる．逆に，この探索ノード数が少なくなると，急に不利から負けになりやすい局面といえる．

表 3.1 にこれらの関係をまとめる．以上より，提案する評価指標は，勝ち（負け）難さを示すものであり，形勢に差がついた局面において探索ノード数に変化が表われると考えられる．

表 3.1 探索ノード数と共謀数，証明数（反証数）との類似関係

α‐β探索[−∞, 0]のノード数： 最初の一手でβカットされれば，そこまでのノード数	α‐β探索[0, ∞]のノード数： 全ての指し手における探索ノード数の合計
0 から上がるための共謀数： 一手だけ，評価値が一定値以上の上昇を確定すれば十分	0 から下がるための共謀数： 全ての指し手において，評価値の一定値以下の低下を確定する必要
証明数： 勝ちを証明するのに必要なノード数 ルートノードで最小を計算	反証数： 負けを証明するのに必要なノード数 ルートノードで合計を計算

3.2.2 有効分岐因子による定量的評価方法

α‐β探索のノード数は探索深さに依存するため，そのままでは定量的な比較評価が難しい．α‐β探索に各種枝刈りを採用しても，探索ノード数の対数と探索深さはほぼ比例関係になる [52]．このことから，探索深さに依存しない有効分岐因子に変換して評価する．各ノードにおける分岐数が一定値 B で深さが D であるミニマックス木の全ノード数が B^D であることから，探索ノード数 n を次式に示す有効分岐因子 b^* に変換できる．

$$\ln(b^*) = \ln(n)/D \tag{3.1}$$

α - β 探索では基本深さを設定し，残り深さが 0 になると駒取りなどに指し手を限定した静止探索と呼ばれる探索に入り，リーフノードでは安定した局面を評価することが一般的である．駒がぶつかった激しい局面になる程，静止探索でのノード数が増加するため，局面に依存しない定量的評価を行うためには，静止探索を呼んだノードをカウントし，静止探索中のノードはカウントしない方が良い．さらに，探索の延長（王手，Singular extension など）は行わない方が良い．例えば，終盤で王手が多くかかる局面になると，同じ基本探索深さであっても探索ノード数が増大してしまい，有効分岐因子が見かけ上大きくなってしまうためである．以上のような探索アルゴリズムの適応によって，局面に対する依存性はある程度低減できると考えられる．しかしながら，全幅探索が最も安定した結果が得られるなど，探索アルゴリズムの依存性はあると考えられる．

探索ノード数から定量的な検証を行うための別の方法として，ウインドウが[−∞, 0]と[0, ∞]の 2 通りの探索におけるノード数の比率で評価することも考えられる．

これらの評価指標について，次節以降で検証する．

3.2.3 駒落ち局面を用いた妥当性検証

形勢に差がついていることを客観的に示すことができる局面として，駒落ちの初期局面を対象として，提案手法の妥当性を検証する．

駒落ちとは，棋力に差がある対局者が，勝敗が偏らないようにハンディキャップを設ける方法である．棋力の差によって，香落ち，角落ち，飛車落ち，二枚（飛車と角）落ちなどがある．香落ちはプロのタイトル戦でも対局された手合いであり，また角落ちは将棋専門誌の企画でプロ棋士同士でも対局されたことがあり，棋力に差がなくても勝敗ははっきりしない難しい局面といえる．一方，飛車落ち以降は，プロ棋士であれば主としてアマチュアとの指導対局等で行われ，下手の棋力がプロ級であれば比較的容易に勝ちきれる，難易度が低い局面であるといえる．

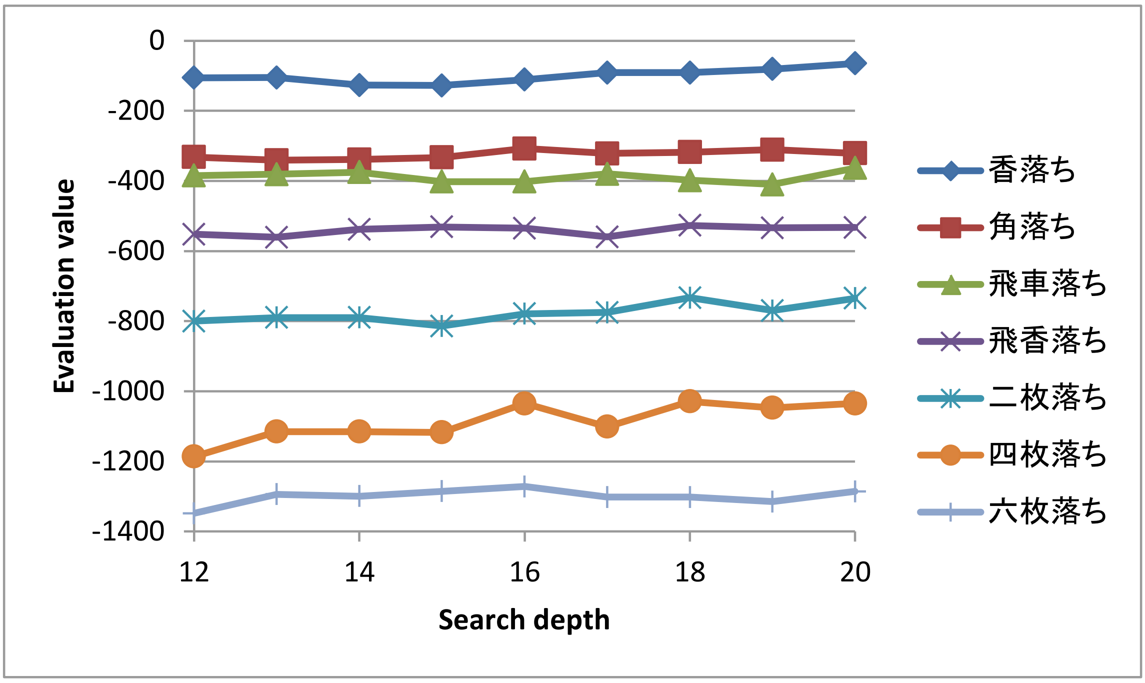
検証においては，棋力に相当する基本探索深さをパラメータとして，7 種類の駒落ち手合いの初期局面を対象として，前節で述べた方法により探索ノード数

を計測した．この探索ノードと基本深さとから有効分岐因子を算出し，これを難易度の指標とする．

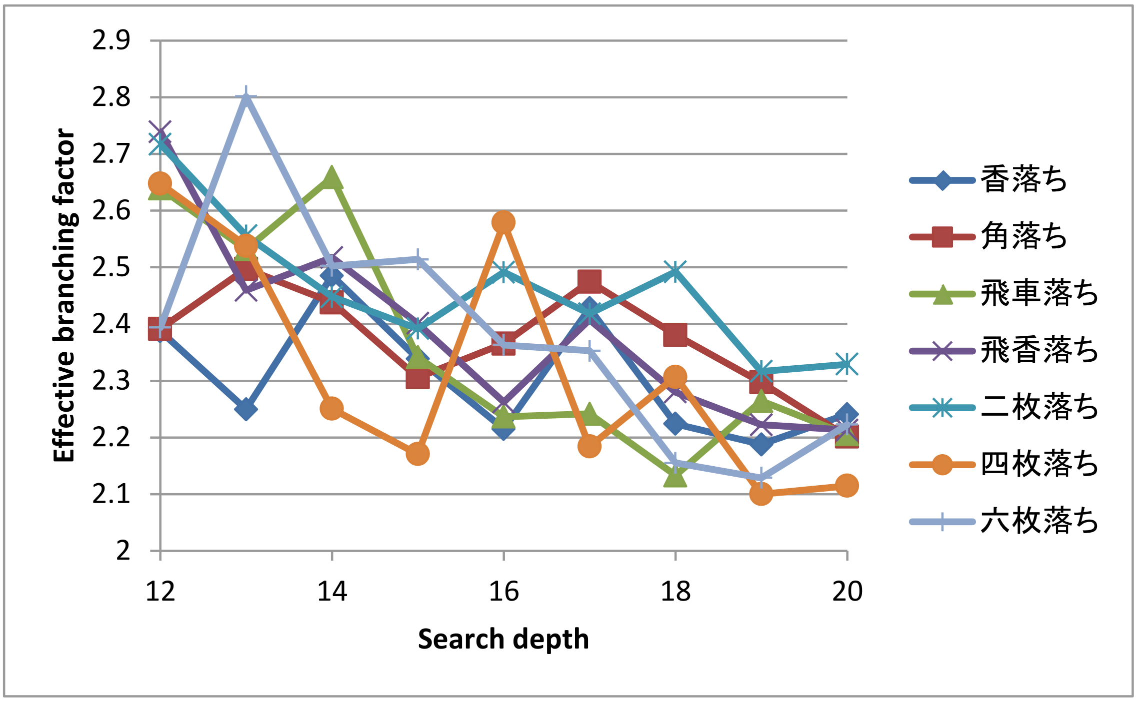
図 3.2 に検証結果を示す．図 3.2(a)に，上手から見てウインドウを[−∞, 0]にした探索において得られた評価値を示す．深く探索しても，評価値の変化は僅かであることが確認できる．図 3.2(b)に，この下手が有利な局面に制限した探索における有効分岐因子を示す．深く探索するにしたがい難易度が低下する傾向はみられるものの，バラツキが大きい．したがって，前節で提示した 2 通りの探索におけるノード比率を定量的評価方法として採用することは適切とはいえない．また，この指標は，形勢に差がついていない局面の難易度の指標としては適切でないとも考えられる．

図 3.2(c)に，上手から見てウインドウを[0, ∞]にした探索における有効分岐因子を示す．このウインドウを上手有利な側のみにした探索においては，深く探索するにしたがい，難易度が低下する傾向がはっきり確認できる．また，ハンディキャップを大きくするほど，難易度が低下することも結果に表れている．これらは，棋力が高くなるほど，またハンディキャップを大きくするほど，難易度が低下するという理解しやすい特性を示している．したがって，形勢が不利な側からみてウインドウを有利な局面に制限した有効分岐因子は，難易度の指標として有力であり，探索量により変化が見られない評価値だけでは得られない情報を有しているといえる．

図 3.2(d)に，上手から見てウインドウを[0, 1]にした探索における有効分岐因子を示す．これは Null ウインドウ探索と呼ばれ，評価値が 0 以下であることを確認するだけで良い場合においては探索が効率化されるため良く用いられる手法である．対象とする局面は駒落ちにより形勢に差がついているため，この探索はウインドウを上手有利な側にした探索とほぼ等価な探索になると考えられ，結果として図 3.2(c)と同様の有効分岐因子が得られることが確認できた．

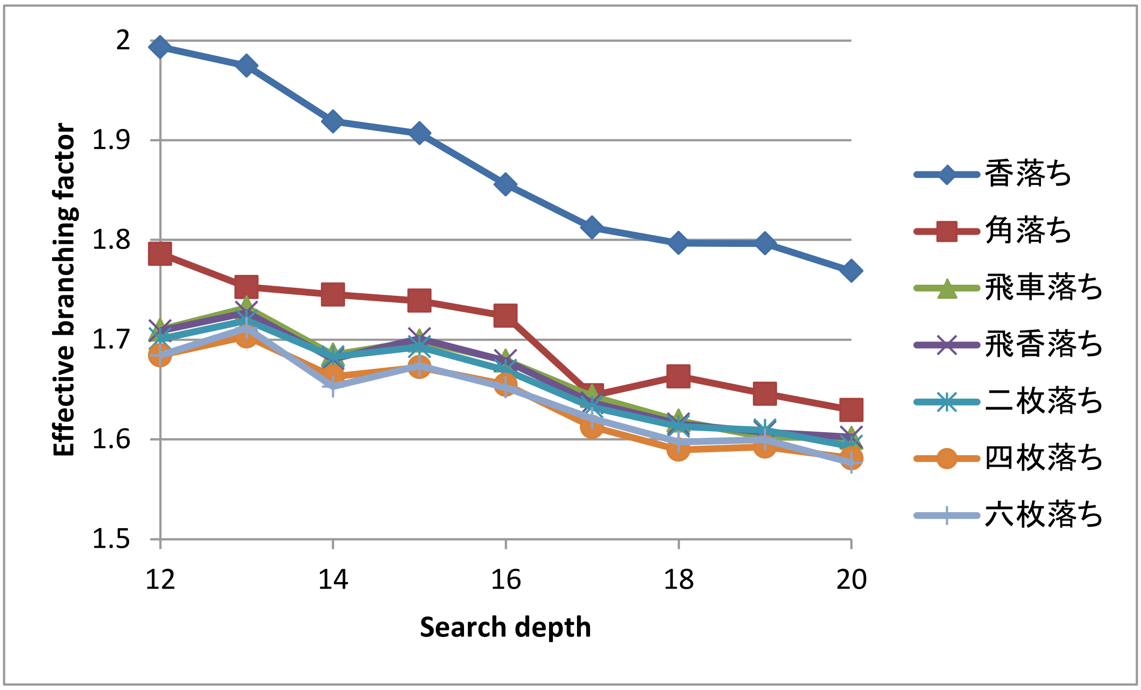


(a) ウインドウを[−∞, 0]にした探索における評価値

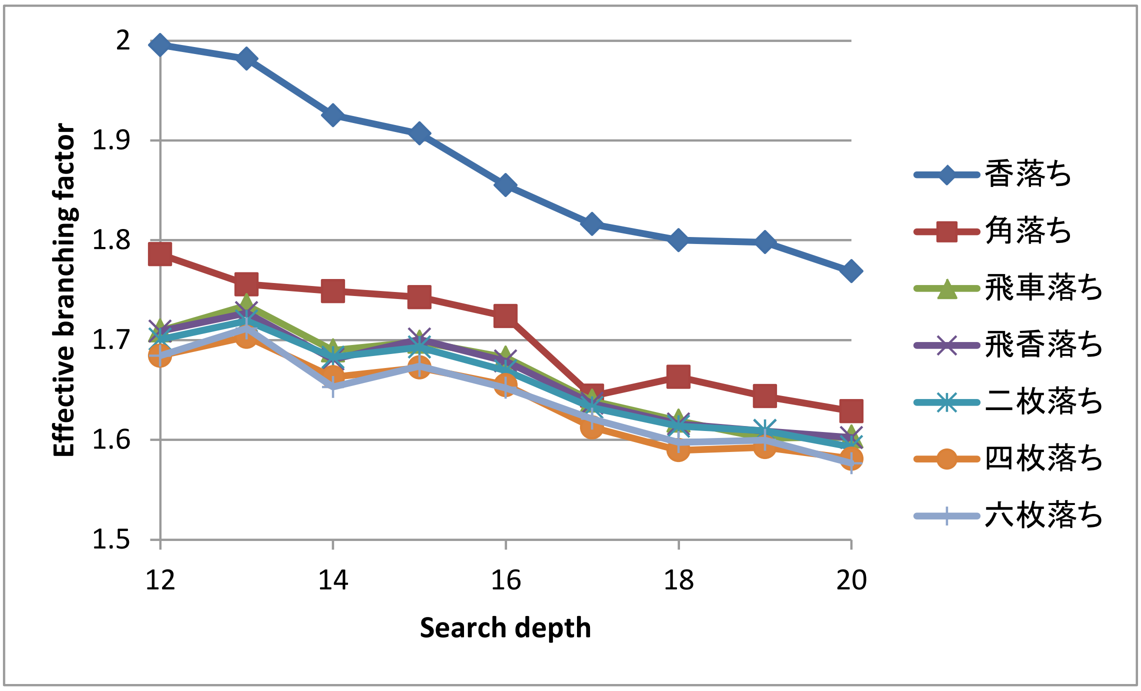


(b) ウインドウを[−∞, 0]にした探索における有効分岐因子

図 3.2 有効分岐因子による難易度推定の検証結果



(c) ウインドウを[0, ∞]にした探索における有効分岐因子



(d) ウインドウを[0, 1]にした探索における有効分岐因子

図 3.2 有効分岐因子による難易度推定の検証結果

3.3 相関係数による形勢判断の難易度

3.3.1 ルートノードとリーフレベルの相関分析方法

ある局面を探索したとき，ルートノードの評価値が有利な場合には探索したリーフノードの評価値も当然有利なことが多いと思われる．しかしながら，逆に不利な局面が多い場合には，局面評価を誤ったり最善手を逃したりした際，探索結果としての評価値が大きく変動する可能性がある．本節では，局面の難易度を推定するために有力と考えられる，リーフノードにおける評価値の正／負の比率に着目する．

コンピュータが探索した結果として出力する評価値は，概ね「歩」の価値を100 程度とすることが一般的であるが，各ソフトにはバラツキがあり，特に終局近くの評価値には大きな差が出ることがある．そこで汎用的な数値にする方法があり，ロジスティック関数を用いて評価値 x は，次式によって勝率などの比率 $r(x)$に変換することができる [53].

$$r(x) = 1/\left(1 + \exp(-x/T)\right) \tag{3.2}$$

ここで，Tは局面評価関数により相違が生じる定数である．式(3.2)により，二つの計測値を比較可能な指標へ相互に変換可能である．ここでは，リーフノードにおける比率 r の方を次式によって，評価値相当の値 $x(r)$に逆変換して状態変数とする．

$$x(r) = -T\ln(1/r - 1) \tag{3.3}$$

以降では，この変換された値をリーフレベルの評価値と呼ぶ.

ルートノードの評価値およびリーフレベルの評価値という二つの指標間の相関が弱い場合，例えば最善応手手順後の局面は優勢にもかかわらず探索中にリーフノードの評価においては不利な局面も多い場合には，局面評価の誤算や最善手を逃すことにより評価値が変動する難解な局面であると考えられる．

共謀数は，ルートノードの評価値に与えるリーフノード群の評価値の影響あるいはその関係性を示している．これらの発想に基づき，局面の難易度を推定する一方法として，二つの指標間の相関分析を行う．ルートノードの評価値とリーフレベルの評価値の相関係数は次式で示される．

$$\rho = \frac{\sum_{k=1}^{n}(x_{Rk}-\overline{x_R})(x_{Lk}-\overline{x_L})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(x_{Rk}-\overline{x_R})^2}\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(x_{Lk}-\overline{x_L})^2}} \tag{3.4}$$

ここで x_{Rk} と x_{Lk} はルートノードとリーフレベルの評価値で，$\overline{x_R}$ と $\overline{x_L}$ はそれぞれの平均値であり，n は局面のサンプル数である．

この相関係数は，一局を通して求めることに加え，何局面かに限定して相関係数の推移を分析することもできる．

3.3.2 駒落ち対局を用いた妥当性検証

提案指標は時系列の関係性を示すものであるため，コンピュータで自己対戦によりデータを取得して検証する．

駒落ちの対局は，対局者の棋力に大きな差があるときに行われる．適切な手合いによる対局では，バランスの取れた局面が続き，熱戦が期待できる．一方，手合いが適切でないと，一方的な対局になり易い．したがって，難易度の高い局面は，適切な手合いの対局において出現することが多いと考えられる．

この仮定に基づく検証方法について説明する．まず，リーフノードにおける評価値の正／負の比率を計測する方法は，探索アルゴリズムに依存せず，ほとんどの将棋プログラムで簡単に実装することができる．本研究で計測に用いた「習甦」では，リーフノードにおいて評価関数を呼び出す際にノード数のカウントを行っており，そこで評価値の正／負の判定をするだけで済む．なお，評価値が 0 の場合には，手番が先手の場合は負，後手の場合は正とした．

このリーフノードの計測を実装して，下手の棋力をパラメータとして自己対戦させる．棋力のパラメータは，探索ノード数の制限値で設定する．理由は，探索深さを用いると，序盤と比較して終盤で分岐因子が増加して強くなりすぎるためである．

図 3.3 に検証結果を示す．上手の探索ノード数を 2^{20}，2^{21}～2^{24} と変化させ，下手の探索ノード数に対する上手の探索ノード数の比率が同じ 5 局の平均を取ったものをプロットしている．

最も小さなハンディキャップである香落ち対局においては，下手の探索ノード数に対する上手の探索ノード数の比率が 2 のとき，小さい相関係数を示す難解な局面の多い対局が最も多く行われた．一方，角落ちや飛車落ちの対局においては，探索ノード数の比率が 32 あたりで難解な局面が多い対局が多かった．ハ

ンディキャップが大きくなるにしたがい，棋力の差がより大きい対局において，相関係数の小さい好局あるいは熱戦となっている．したがって，提案指標を用いて局面の難易度を推定することができたことによって，バランスの取れた好局を識別できたといえる．

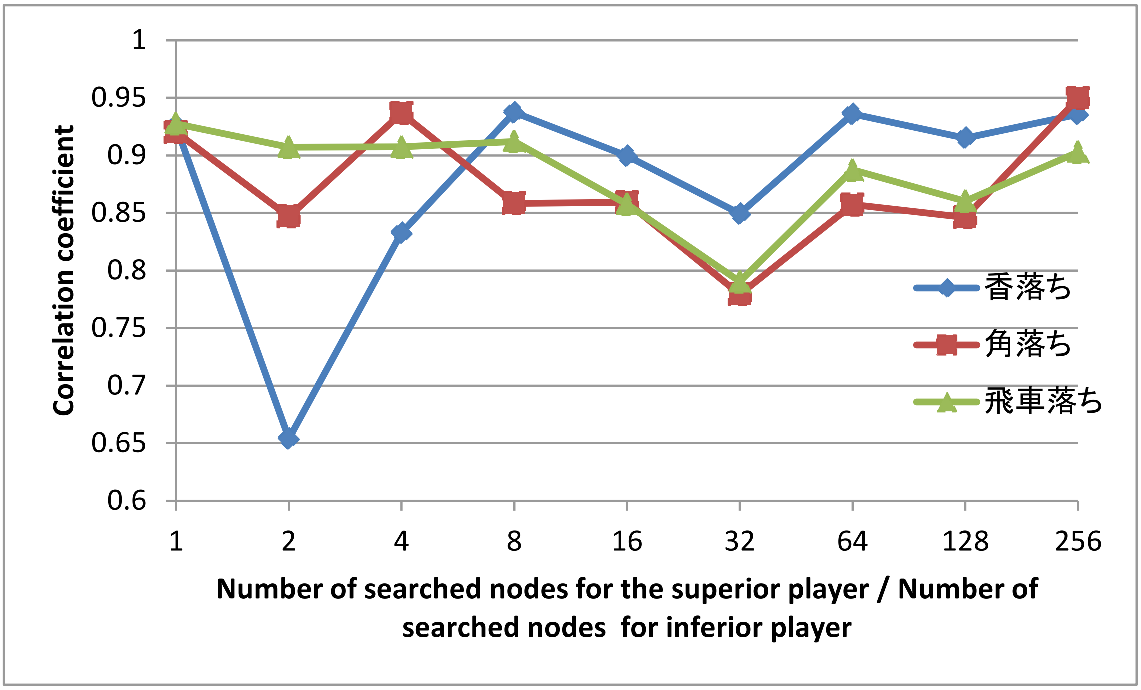


図 3.3 相関分析による難易度推定の検証結果

3.4 結言

以上，共謀数に基づく局面難易度を推定する指標について検討した．

証明数・反証数と同様に，α と β を入れ替えただけの双対な関係にある 2 通りの探索を提示し，ウインドウを有利な側のみにした探索におけるノード数が評価値の上方への安定性および負け難さを示すことを説明した．この探索ノード数から算出される有効分岐因子を用いて，駒落ち初期局面を分析した．その結果，深く探索するにしたがい，またハンディキャップを大きくするに従い，難易度が低下することを検証し，形勢に差がついた局面の難易度推定に適していることを確認した．

より実践的な手法を目指し，リーフノードにおける評価値の正／負の比率から算出されるリーフレベルの評価値の算出方法を提示した．このリーフレベル

の評価値とルートノードの評価値との相関分析による局面難易度推定法を提案した. 棋力をパラメータとした駒落ちの自己対戦結果から, 適切な手合いの対局において, バランスの取れた好局を識別できることを確認した.

第 4 章

投了局面の識別

4.1 緒言

ゲームにおいて戦略を変更すべきクリティカルな局面を迎えることがあり，これを識別できればコンピュータは人間らしいプレイができるようになると考えられる．優勢になったと判断すれば，より安全に勝てそうな局面を目指し，劣勢になったと判断した場合には，複雑な局面に誘導し時として勝負手を出す [9].

将棋における戦略を変更する例として，入玉模様の展開が挙げられる．それまで相手玉を寄せることを目指していた戦略は，相手陣に入り自玉を安全にする戦略に変更される．コンピュータ将棋の棋力は目覚ましく向上してきているが，局面の評価値というスカラー値しか利用しないのでは，様々な目的に基づき総合的に判断する戦略や構想力といったものを実現するのは難しい.

終局近くの指し手や投了においては，様々な目的に基づいた判断や方針が必要とされ，プロ棋士とコンピュータとに大きな違いが感じられることの一つである．プロ棋士の投了には勝負という観点からだけでなく芸術という観点からの判断が含まれている場合もあると考えられ，勝つための指し手の選択から棋譜の芸術性を高めるための投了局面の選択へ移行する．プロ棋士は，負けを認識するクリティカルな局面を識別し，時には「形づくり」と呼ばれる手順を経て投了する．したがって投了には，棋士の強さだけでなく個性も表われる.

コンピュータ将棋において投了を決める簡単な方法として，探索によって得られた評価値が設定された閾値を下回ったときを投了の条件とする方法がある．しかしながら，同程度の評価値であっても逆転の可能性がある局面と，手数は延びても逆転の見込みがない局面があり，プロ棋士はその判断に優れていると思われる.

プロ棋士の投了を解明するためには，終局近くの局面において変化している評価値以外の何かの指標を発見することが必要と思われる．候補として，局面の安定性や難易度を決める指標が考えられる．例えば，評価値自体はそれほど悪くなくても，その評価値が安定しており優勢を拡大するのが容易な局面であれば逆転の見込みはないと考えるであろうし，より悪い評価値であっても，難解な局面であれば未だ逆転の見込みがあると期待できる.

まず，局面難易度の指標を用いた投了識別の基本モデルを提案する．いくつかの仮定を置いて本モデルを定式化し，将棋ソフトで用いられている探索アルゴリズムを用いて逆転の見込みを見積もる指標を計測する方法を説明する．個性が表われる投了を分析するため，棋士を特定して選別した棋譜を対象とし，投了近くの局面における推移を計測した結果について考察する．

4.2 投了のモデル化

提案する投了モデルにおいては，評価値について 0 を境界として二分して考える．詰みや必至を読み切れない局面でも暫定的に勝ち／負けを与え，これを緩和するため確率モデルを導入する．

まず，ルート局面における評価値を確率分布で与え，投了条件を定義する．また，ミニマックス木は AND/OR 木のように考え，証明数・反証数の類似指標を検討する．得られた投了条件と反証数の類似指標とから投了確率モデルを導出し，棋士固有のパラメータの算出方法についても説明する．

4.2.1 確率モデルによる投了判定

コンピュータが出力する評価値は，各ソフトでバラツキがあり，特に終局近くの評価値には大きな差が出ることがある．そこで汎用的な数値にするため，ロジスティック関数を用いて評価値 v を予測勝率 $p_w(v)$ に変換する．予測勝率は，各将棋ソフト固有の値 T を用いて次式で表される．

$$p_w(v) = 1/\big(1 + \exp(-v/T)\big) \tag{4.1}$$

コンピュータの評価値は探索深さを増やしながら更新され，読みを深くする，あるいは指し手を進めるに従い変動するものであり，それ自体が確率分布を持つと考える．評価値を確率密度関数 $f(x)$で表し，評価値がプラスとなり逆転する確率が閾値 τ よりも小さくなることを投了条件として，次式のように定義する．

$$\int_0^\infty f(x)\,dx < \tau \tag{4.2}$$

評価値が平均 v，標準偏差 σ_vの正規分布であると仮定すると，τから一意に定ま

る閾値 τ'を用いて次式が得られる．

$$v/\sigma_v < -\tau' \tag{4.3}$$

ここで，τ, τ' は棋士の強さや個性に依存するパラメータである．評価値の安定性を何らかの方法で見積もり，σ_vを定式化することによって，棋士毎の投了を判定することができる．さらに，同じ棋士の投了であっても様々な影響を受けるため，τ' も確率分布とすることによって，投了確率モデルが導出される．

ウインドウを有利な側のみにした探索におけるノード数 n は，局面の難解さや逆転の可能性を示す．その有効分岐因子 b^*は探索深さを d として次式で表される．

$$\ln(b^*) = \ln(n)/d \tag{4.4}$$

評価値の確率モデルにおける標準偏差 σ_vは，この有効分岐因子 b^*の関数で表されるとする．有効分岐因子は 1 以上であることから σ_vは b^*の対数に比例することと，τ'は平均 μ_r, 標準偏差 σ_r の正規分布であることを仮定すると，投了確率はガウスの誤差関数 erf(x)を用いて次式で表される．

$$p_r(v, b^*) = \frac{1}{2}\left(1 + \mathrm{erf}\left(\frac{-v/\ln(b^*) - \mu_r}{\sqrt{2}\sigma_r}\right)\right) \tag{4.5}$$

ここで，μ_r, σ_rが棋士の特徴を説明するパラメータであり，投了の早さおよびバラツキ具合を表す．

4.2.2 棋士固有の投了モデルパラメータの算出方法

投了確率モデルにおけるパラメータは，棋譜から棋士固有の値が求められる．局面 iにおける評価値を v_i, 有効分岐因子を b_i^*, 投了局面であれば 1（そうでなければ 0）と定義する変数 r_iを用いて，式(4.5)の投了確率と実際の投了との尤度は次式で表される．

$$L(v_i, {b_i}^*, r_i) = p_r(v_i, {b_i}^*)^{r_i}\left(1 - p_r(v_i, {b_i}^*)\right)^{1-r_i} \tag{4.6}$$

これより，N 個のサンプル局面における式(4.6)で示される尤度の総乗を最大化する μ_r, σ_r が，次式のように求められる．

$$[\mu_r, \sigma_r] = \arg\max_{\mu_r, \sigma_r} \prod_{i=1}^{N} L(v_i, {b_i}^*, r_i) \tag{4.7}$$

実際には尤度の対数をとって総和を計算すればよく，各棋士の投了の特徴を説明するパラメータが算出される．

4.3 プロ棋士の投了の分析

プロ棋士の棋譜を用いて，提案した投了モデルの妥当性を確認する．投了には個人差があることを考慮した棋譜の選別方法と，期待勝率と有効分岐因子を計測する方法について説明する．対象とした棋譜の投了局面の 16 手前から計測したデータを分析し，プロ棋士の投了について考察する．

4.3.1 対象棋譜

投了には棋士の個性が表われるだけでなく，対局相手，持ち時間，対局の重要性など影響を受ける様々な要因が考えられる．ある程度の数の棋譜を対象として統計的に分析するため，いくつかの要因にはバラツキが生じる．ここでは，投了した棋士 2 名を特定し，その対局相手の棋力が比較的安定しているように棋譜を選別した．

棋士 F は女流棋士のトップであり，男性プロ棋士との公式戦を多数対局している．それら公式戦において，棋士 F が投了した棋譜約 150 局を対象とする．

棋士 M はプロになって間がないうちから長期間に渡りトップを維持している．対象とする棋士 M が投了した棋譜約 500 局において，対局相手のほとんどがトップクラスの棋士といえる．

4.3.2 計測方法

将棋プログラム「習甦」を用いて，投了近くの局面における期待勝率と有効分岐因子の推移を計測した．習甦は，評価関数の機械学習において，教師データとして指し手の他に勝敗も活用しており，式(4.1)における T を 256 に調整している．

探索においては，Null move pruning，ProbCut，および Late Move Reduction などを採用している．計測用として，探索の延長（王手回避，Singular extension）は行わないこととし，探索ノード数の計測は，残り深さが 0 以下となり静止探索を呼んだノードをカウントし，静止探索中のノードはカウントしないこととした．これは，基準深さには探索延長や静止探索の深さは含まれないことから，有効分岐因子の局面依存性を抑制するためである．

図 4.1 に，具体的な計測方法の疑似コードを示す．深さ d=1 からの反復深化において，それまでの探索ノード数が設定した閾値 Nth を超えていないことを条件として，次の 1 加算した深さの探索へ進む．閾値を超えた探索深さにおける評価値から，式(4.1)により期待勝率を算出する．もし，探索ノード数が閾値を超える前に負け（詰みや必至）を読み切ってしまえば，その棋譜の処理を終了する．閾値を超えた局面については，探索深さを 1 加算してウインドウ[0, ∞]で探索し，前述した計測方法により探索ノードを計測する．こうして得られた基準深さと探索ノード数から，式(4.4)より有効分岐因子を算出する．

```
for (d = 1, n = 0; n < Nth; d++)
    v = AlphaBeta(-INF, INF, d, &n);
pw = 1/(1+exp(-v/T));
n = 0;
d++;
AlphaBeta(0, INF, d, &n);
b* = exp(log(n)/d);
```

図 4.1 有効分岐因子の計測用ソースコード

4.3.3 結果の考察

図 4.2 に，探索ノードの閾値を 10M として計測した有効分岐因子の平均値の推移を示す．横軸に 0 で示されているのが投了局面であり，投了の 16 手前から計測したデータについて，手数(ply)ごとに平均した結果を示している．なお，投了までにコンピュータが詰みや必至を読み切った棋譜は，有効分岐因子が極端に小さい値となるため，この平均値の計算からは除外している．

棋士 M の棋譜においては，有効分岐因子が相対的に大きい．トッププロの棋譜は，投了近くまで難解な局面が続いていることが分かる．有効分岐因子の推移

に注目すると，サンプル数の少ない棋士 F はバラツキが大きいが，両棋士とも投了に向けて有効分岐因子が減少傾向にある．しかしながら，平均値の推移からは，有効分岐因子が急に減少するようなクリティカルなポイントは見受けられない．以降において，これらのデータを局面ごとに分析する．

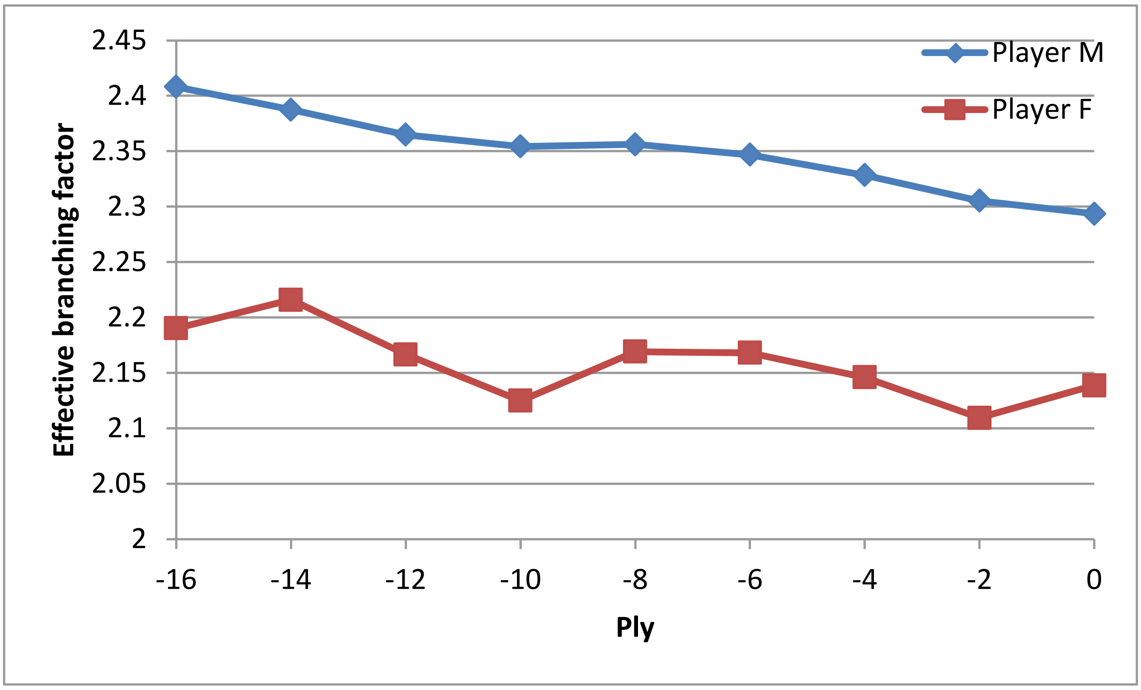
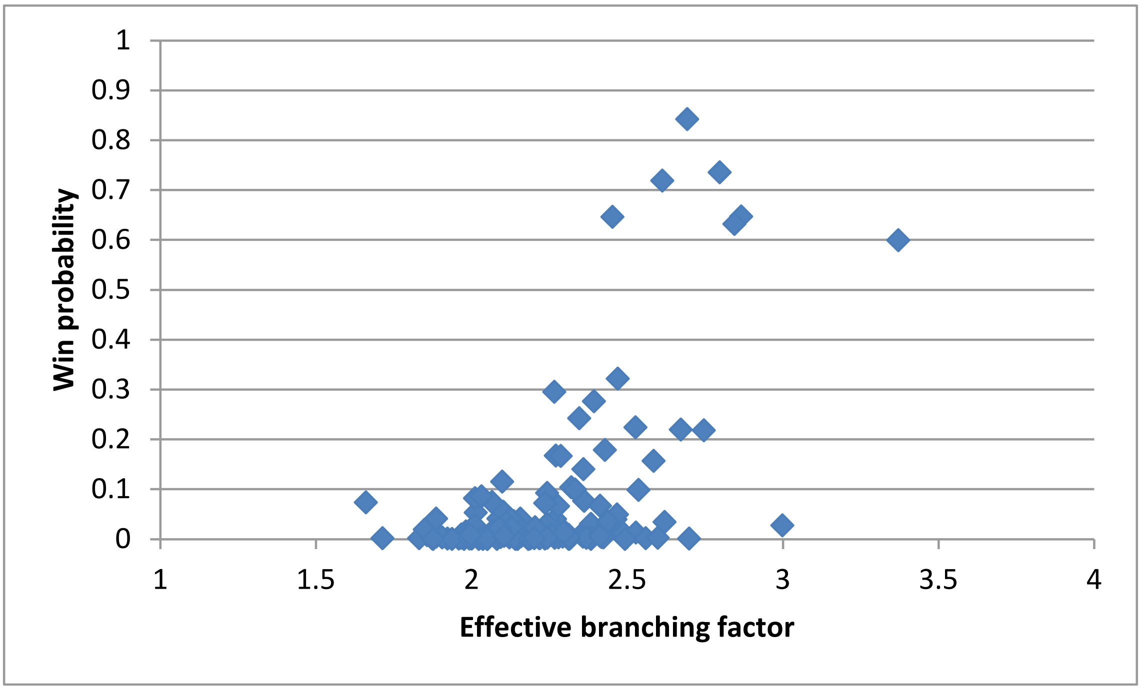
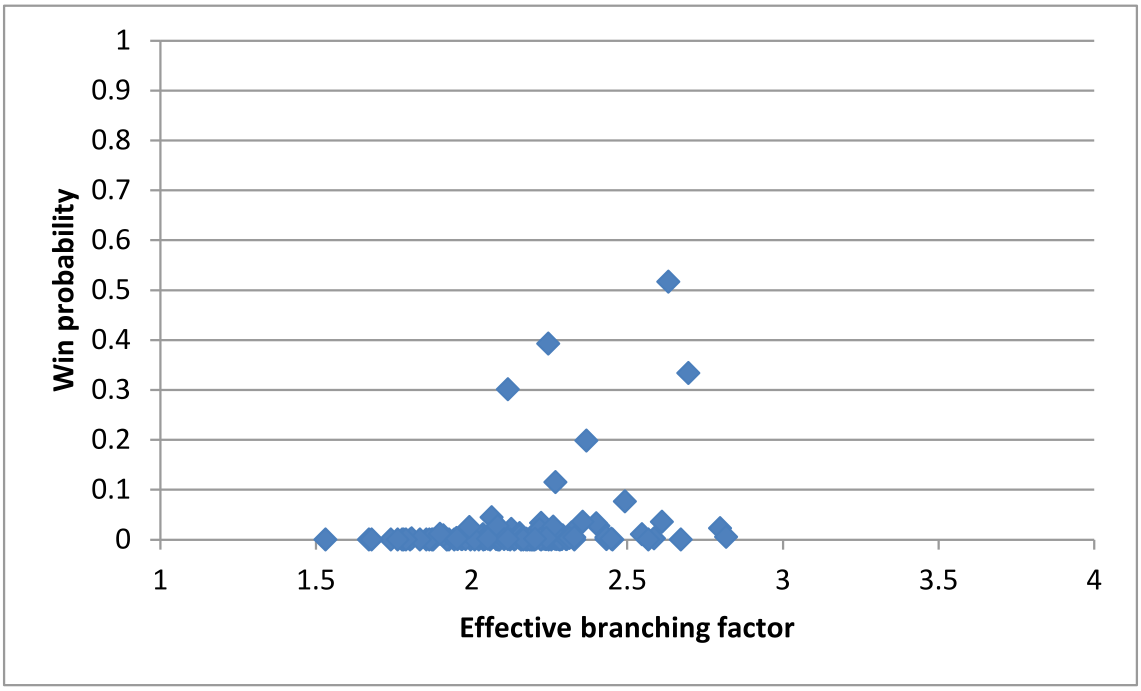


図 4.2 ゲームの進行に対する有効分岐因子

図 4.3 に，棋士 F の終局近くの各局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を，投了局面の(a)16 手前，(b)8 手前，(c)4 手前，(d)2 手前について示す．投了に近づくにしたがって，期待勝率が 0 へ近づいている．有効分岐因子については，2.5 以上の局面に着目すると，その数がしだいに減少していることが確認できる．

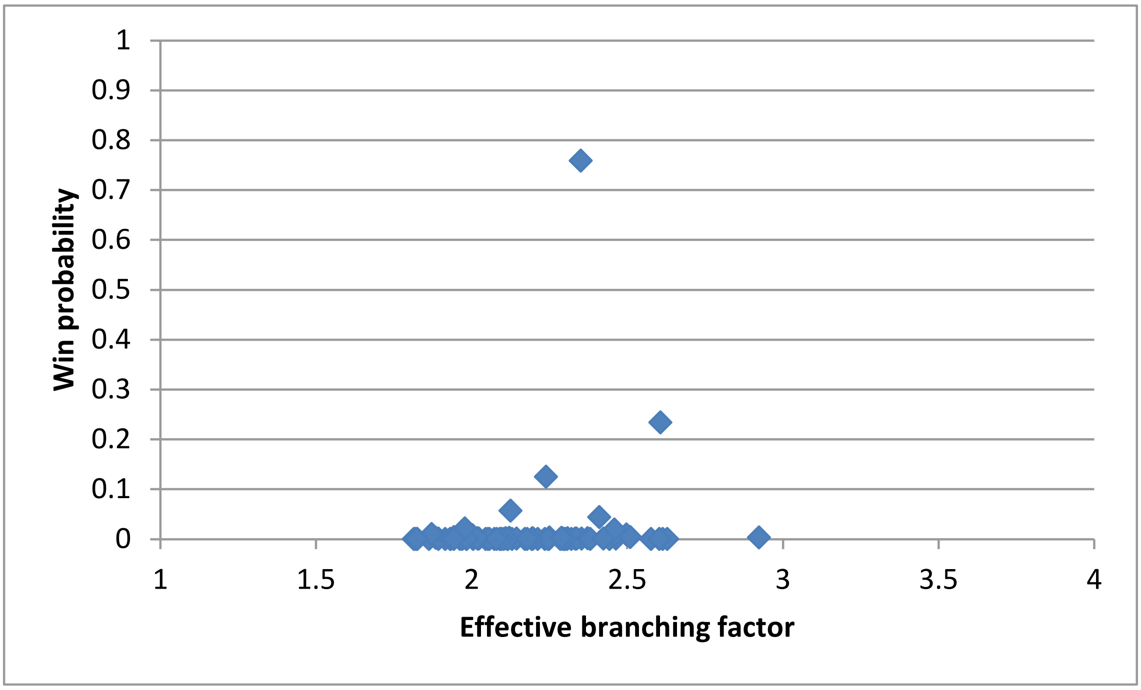


(a) ply = -16

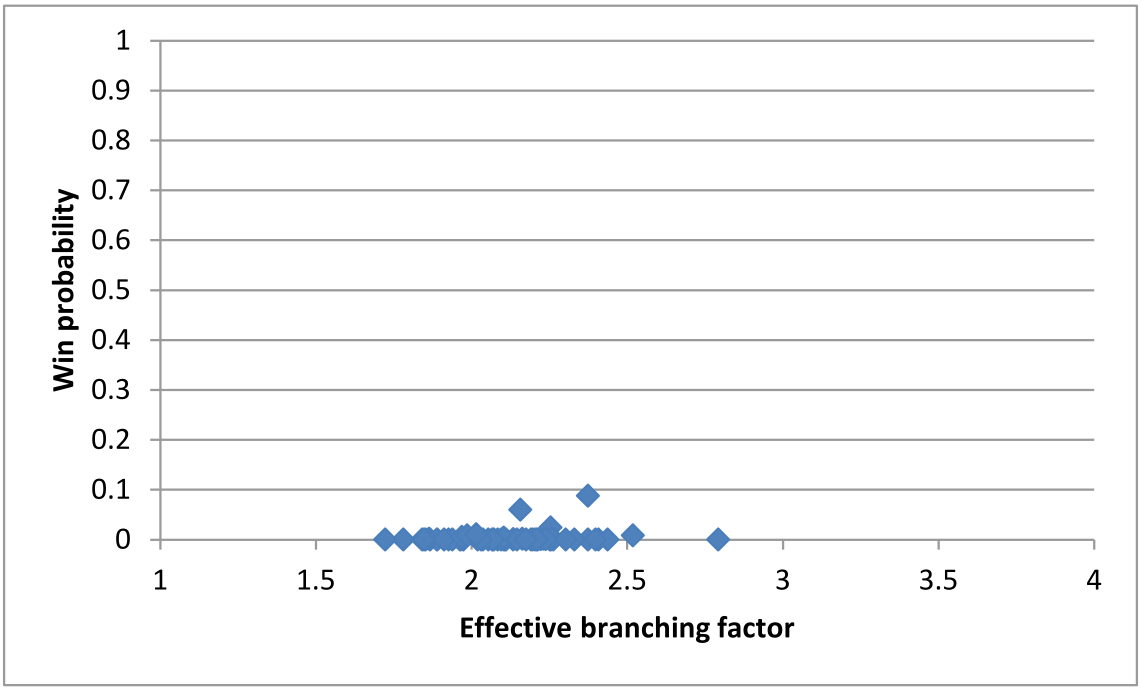


(b) ply = -8

図 4.3　期待勝率と有効分岐因子（棋士 F）



(c) ply = -4



(d) ply = -2

図 4.3　期待勝率と有効分岐因子（棋士 F）

図 4.4 に，棋士 F の投了局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を示す. 2 手前から更に, 期待勝率および有効分岐因子が減少している. また, 式(4.5)による投了確率が 0.2 のラインを点線で，投了確率が 0.5 のラインを実線で示す．数局の例外はあるものの，ほとんどの投了局面において 20%以上の投了確率となっている．

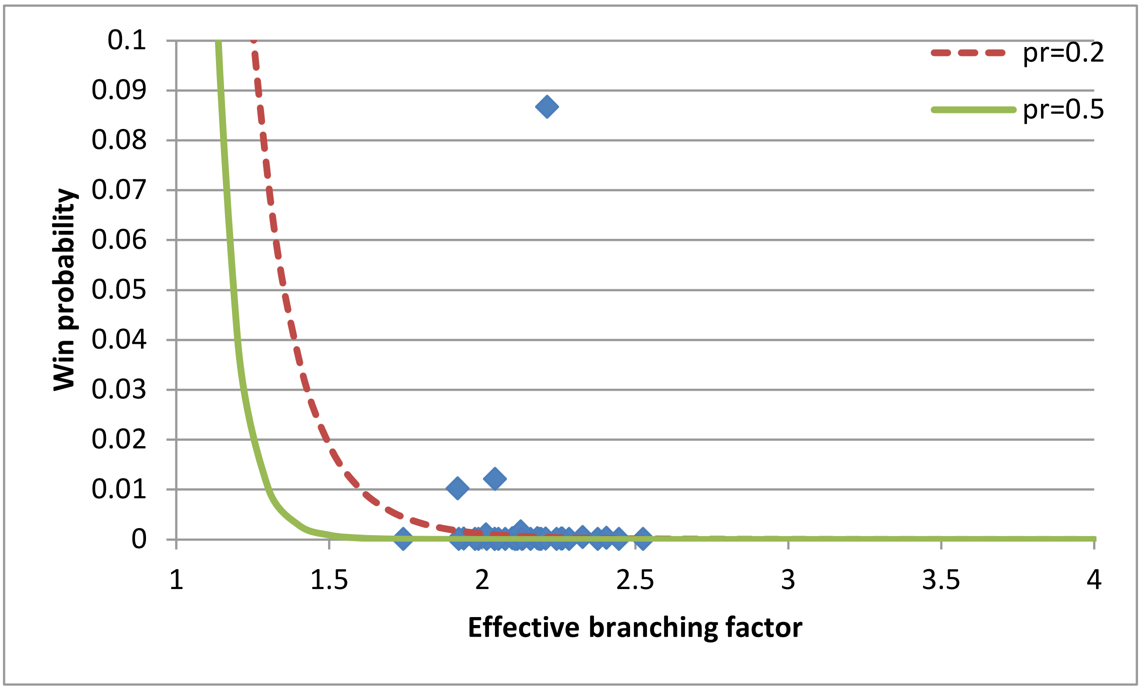
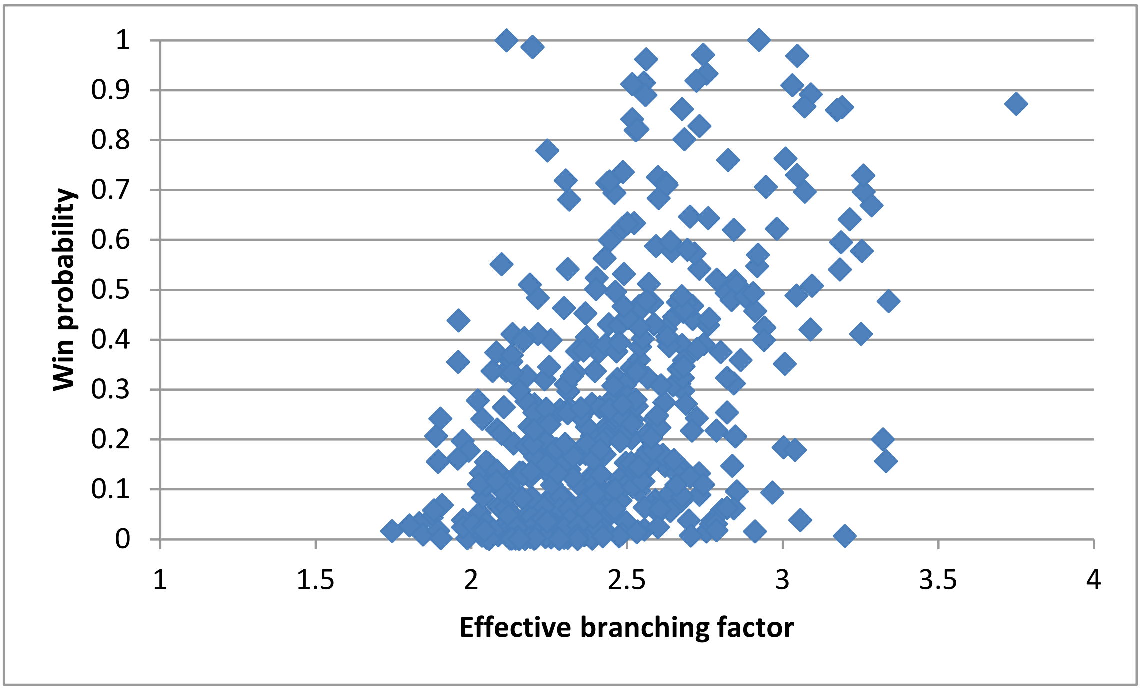
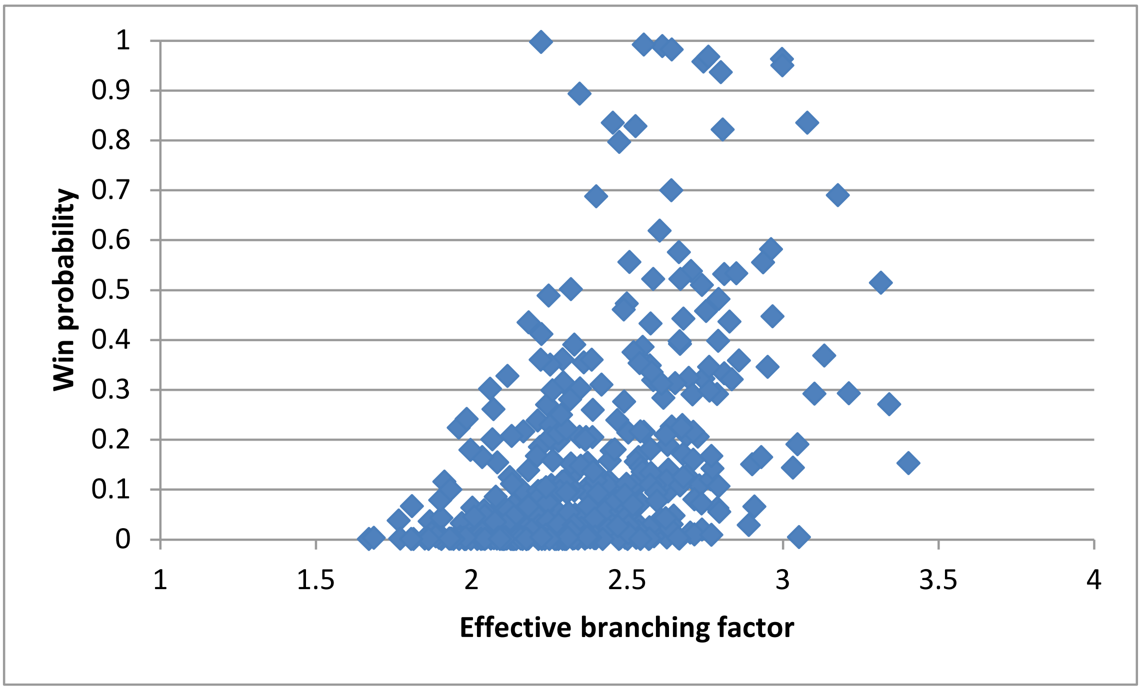


図 4.4　投了局面における期待勝率と有効分岐因子（棋士 F）

図 4.5 に，棋士 M の終局近くの各局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を示す．棋士 F と比較して，期待勝率が高く有効分岐因子が大きい領域に面的に広がっており，有効分岐因子が期待勝率では説明できない情報を有していることがわかる．有効分岐因子の変化については，16 手前から 4 手前にかけては 3.0 以上の局面数がしだいに減少しており，4 手前から 2 手前にかけては 2.75 以上の局面数が大きく減っているのが確認できる．図 4.2 における有効分岐因子の減少傾向は，棋譜ごとに有効分岐因子が減少した局面から投了までの手数にバラツキがあり，平均化された結果であるといえる．

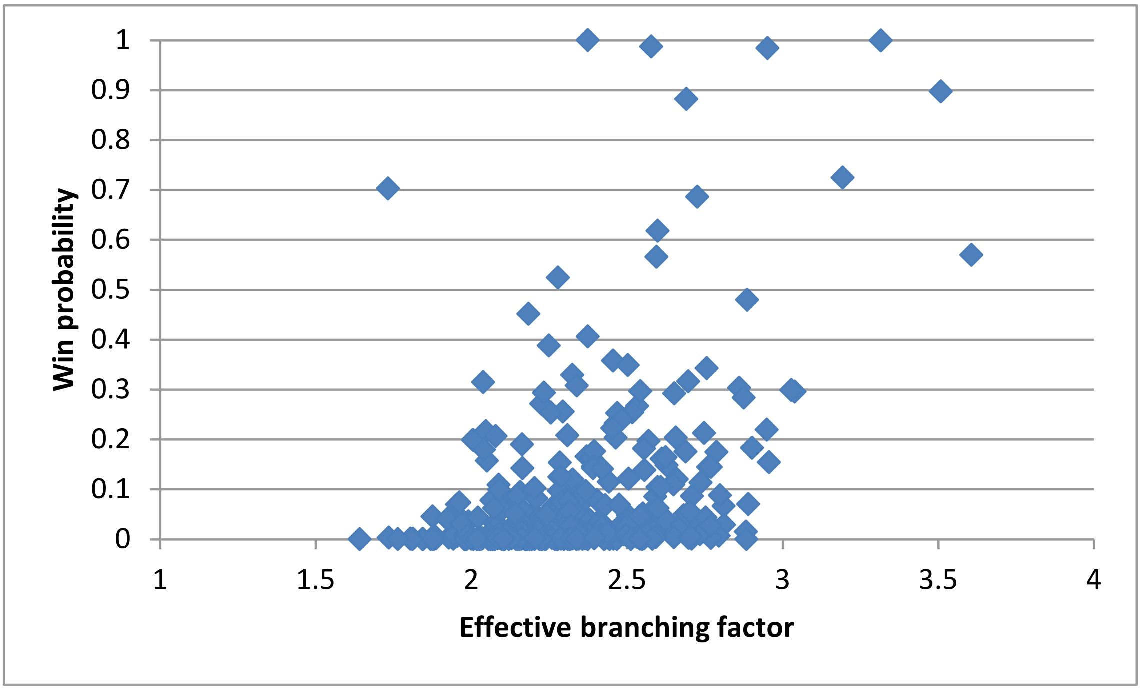


(a) ply = -16

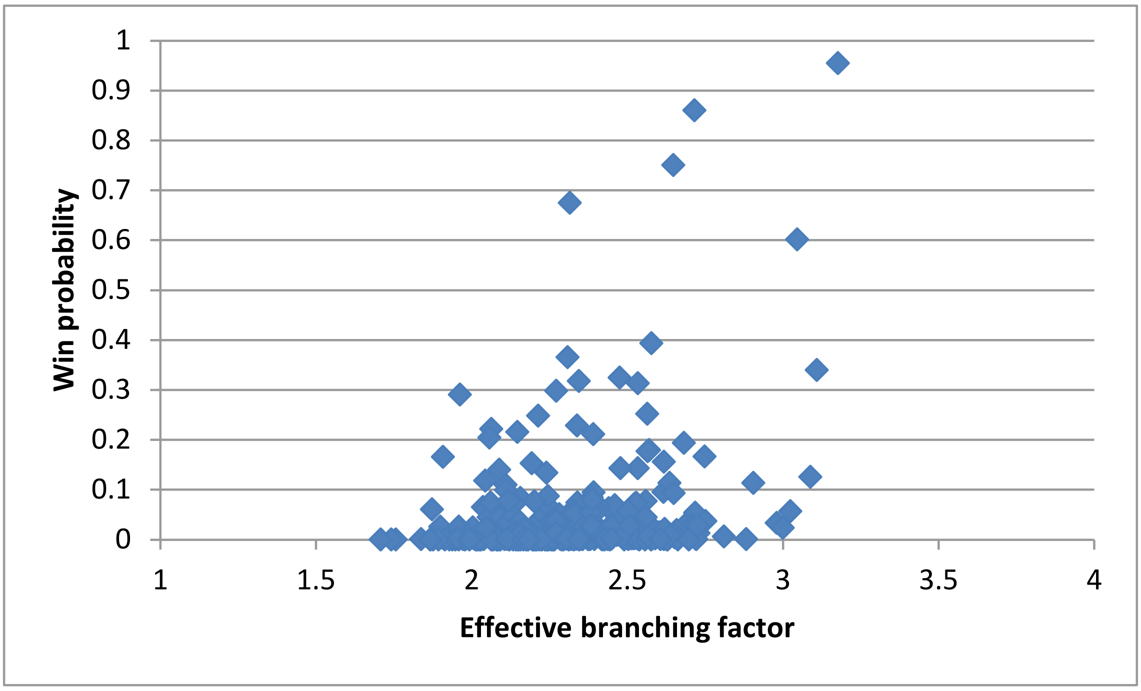


(b) ply = -8

図 4.5　期待勝率と有効分岐因子（棋士 M）



(c) ply = -4



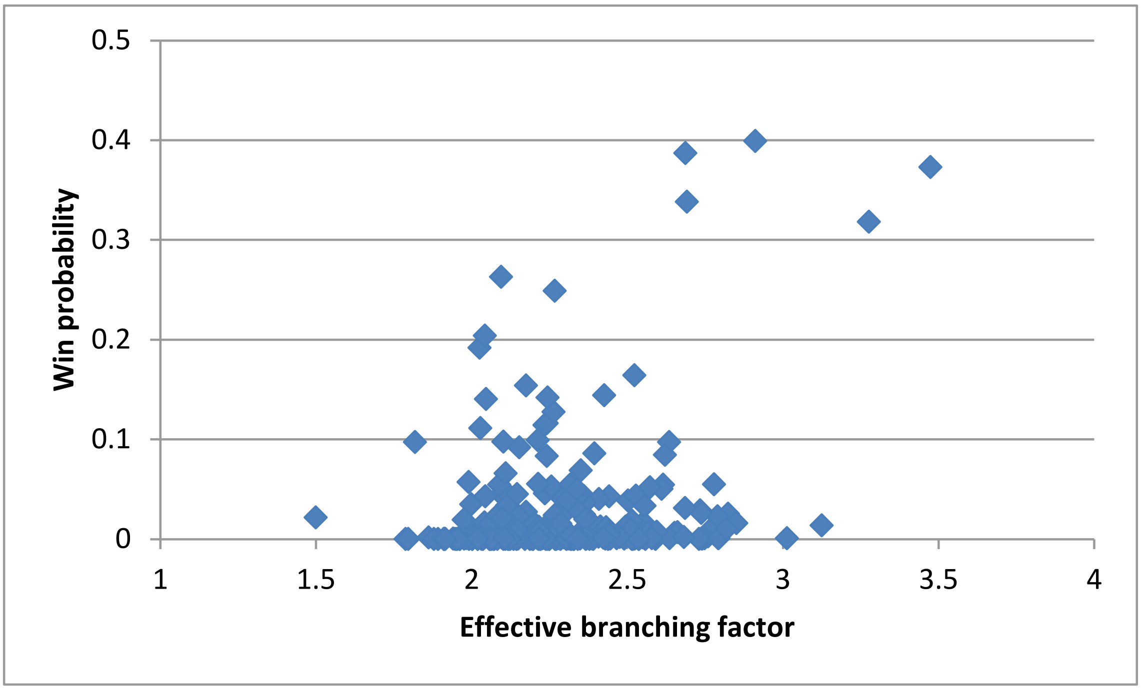
(d) ply = -2

図 4.5　期待勝率と有効分岐因子（棋士 M）

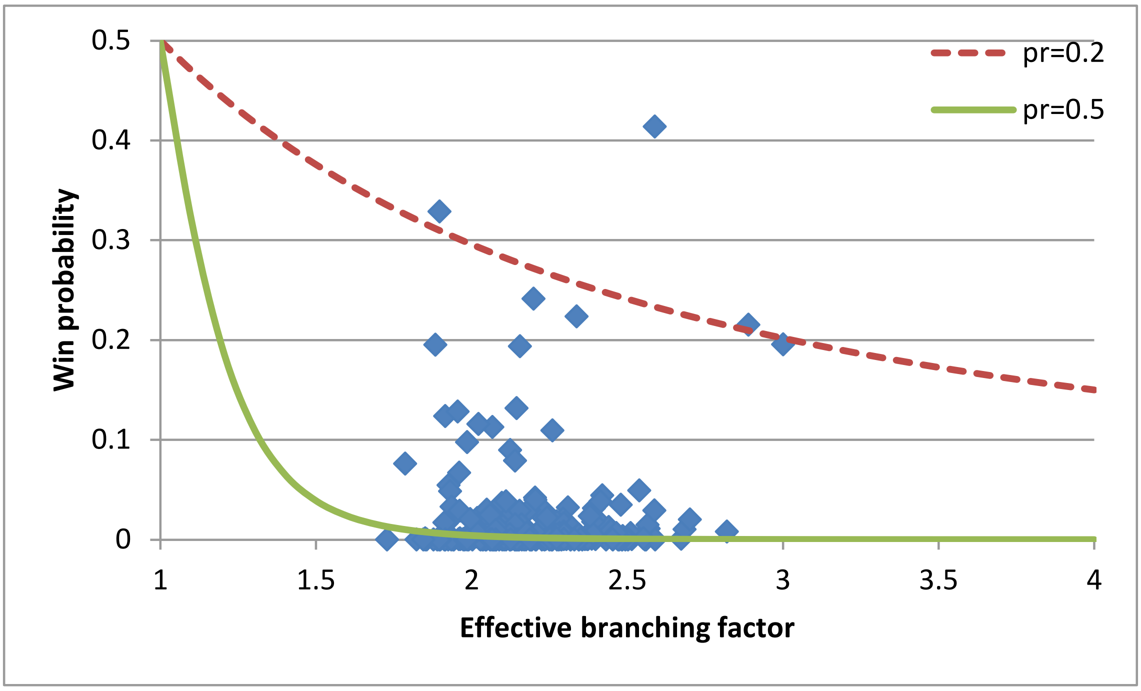
図 4.6 に，棋士 M の投了局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を示す．トッププロの棋譜になると，探索ノード数 10M 程度では読みが足りないことが考えられる．これを確認するため，図 4.6(a)に探索ノードの閾値を 10M，図 4.6(b)には 100M とした結果を示す．探索ノード 100M は，高性能なパソコンで 30 秒程度の思考に相当し，秒読みとなった終盤でのプロ棋士の読みに相当する思考であると考えられる．探索ノードの増加によって，右上のプロットが左下方向に移動し，投了確率が高くなる傾向が見られる．

図 4.6(b)に示されているように，期待勝率が高いにもかかわらず投了した局面においては，有効分岐因子が 2 程度と小さいことが多い．評価値がそれほど悪くない局面でも，トッププロは逆転の見込みがないと判断して投了を考える場合がある．例えば，図 4.6(b)において $b^* = 1.9$，$p_w = 0.33$ に対応する棋譜の投了図を図 4.7 に示す．駒の損得は「金」と「銀，歩」の交換でほとんどなく，相手陣にある駒は最終手で打った△6 七金のみで後手は持駒も無い局面で先手が投了している．このような評価値（期待勝率）だけでは説明し難い投了局面についても，有効分岐因子が小さいと投了確率が高くなることから，提案する投了モデルを高精度化することによって説明できるようになることが期待される．

ほとんどの投了局面において投了確率は 20%以上を示すが，50%以下の確率での投了も多数有る．一方，投了局面以前に投了確率 50%を超える棋譜も存在する．これらの要因として，読みや評価関数（大局観）においてコンピュータとプロ棋士とに差があることに加え，負けを認識した上で形づくりをした棋譜が含まれることも考えられる．



(a) Nth = 10M



(b) Nth = 100M

図 4.6　投了局面における期待勝率と有効分岐因子（棋士 M）

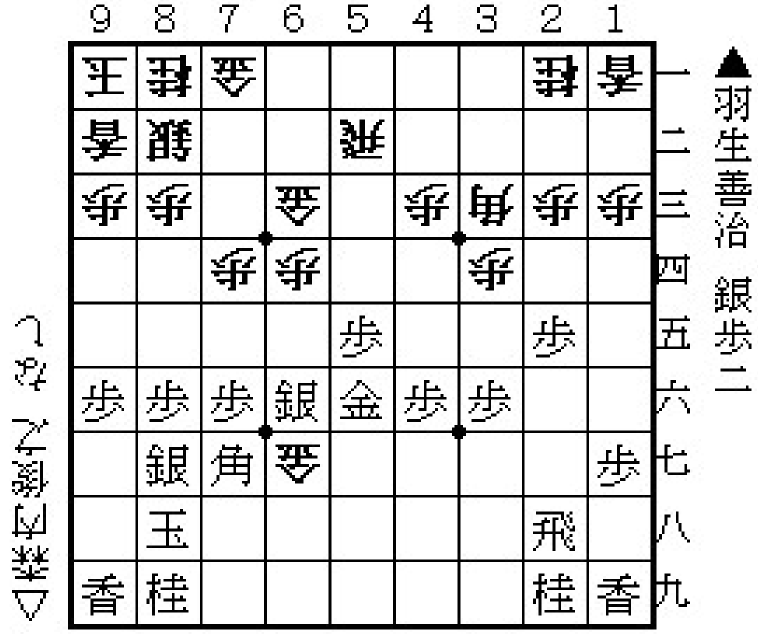


図 4.7　第 62 期名人戦第 1 局（△ 6 七金まで）

表 4.1 に，提案した投了確率モデルの評価結果を示す．棋士 F，棋士 M の棋譜それぞれについて，leave-one-out 交差検証を実施した．投了近くでは形づくりがあることを考慮して，投了 16 手前を投了しなかった局面とし，最終局面を投了した事例とした．有効分岐因子の考慮の有無による 2 種類の投了確率モデルを比較評価の対象とし，最尤法により各モデルのパラメータ μ_r，σ_r を決定した．

表 4.1 における適合率は，投了確率が 50%以上の局面の中に含まれる投了局面の比率を示す．一方，再現率は，投了局面のうち投了確率が 50%以上の比率を示す．有効分岐因子を考慮することによって，適合率は僅かに低下するものの再現率は 2〜4%高い値が得られ，結果として F 値が向上している．棋士 M では探索ノード数を表 1 の評価に用いた 10M から 100M へ増やすことによって再現率を向上できる見通しもあり，棋士 F では 80%以上の再現率が得られたことから，提案する投了モデルの有効性を確認した．式(4.7)により得られたパラメータでは，投了しにくい傾向となったが，実戦的には勝ちの可能性がある局面で投了することは避けた方が良いため，実用的なモデルになると考えられる．表 4.1 には，別の評価指標として投了確率の平均値も示す．有効分岐因子の考慮によって，

投了 16 手前では投了確率が低下し，投了局面においては投了確率が上昇することも確認できた．以上より，ウインドウを有利な側のみにした探索における有効分岐因子は，投了の判定に有効な指標であるといえる．

表 4.1 提案した投了モデルの比較評価

	適合率 (%)		再現率 (%)		F 値 (%)		平均投了確率(%)			
							ply = -16		ply = 0	
棋士	F	M	F	M	F	M	F	M	F	M
v のみ	98.2	95.7	77.1	67.5	86.4	79.2	14.3	26.5	83.6	71.3
v, b^*	97.5	94.8	81.3	69.6	88.6	80.2	13.2	25.1	84.9	72.8

4.4 結言

プロ棋士の投了を解明することを目指し，投了の基本モデルを提案した．また，ウインドウを有利な側のみにした探索がプロ棋士の投了局面の識別に有効なことを示した．この探索ノード数から算出される有効分岐因子を用いて，プロ棋士の棋譜を分析した．その結果，この有効分岐因子を指標とすることにより，評価値だけでは説明し難いプロ棋士の投了局面を説明でき，投了識別の精度が向上することを示した．また，プロ棋士によって投了モデルのパラメータが異なり，トッププロの棋譜は，投了間際まで難解な局面を維持していることを明らかにした．

投了局面を識別するには，プロ棋士に匹敵する思考が必要である．コンピュータ将棋がプロ棋士と競い合うところまで進歩してきた現在，これまで分からなかったプロ棋士の思考を解明する研究課題に取り組める環境が整ったともいえる．投了の他にもクリティカルな局面を識別できるようになれば，状況に応じた戦略に基づく人間らしい思考が実現に近づく．

第 5 章

棋譜の感性評価・名局判定

5.1 緒言

コンピュータ将棋においては，評価値というスカラー値を用いて局面を評価することが一般的である．しかしながら同じような優勢な局面であっても，優勢を拡大していくことが容易な局面と，一手間違えると逆転される危険をはらんだ局面などがある．また，現局面の評価値だけでなく，そこへ至る経緯やトレンドも重要な指標であると考えられる．同程度の有利な評価であっても，互角から急に上昇した場合はそのまま勝ちきれるケースが多いが，優勢から下がってきた場合は逆転される可能性が高い．

一方，プロ棋士の特に名局と評される棋譜においては，一局を通して難解な局面が続いていると考えられる．逆に，容易に負けあるいは引き分けが判断できる局面になれば，終了させる判断をするであろう．したがって，局面の難易度を評価できれば，投了識別や名局判定にも応用できることが期待される．

ある局面を探索したとき，評価値が有利な場合には探索したリーフノードの評価値も当然有利なことが多いと思われる．しかしながら，逆に不利な局面が多い場合には，局面評価を誤ったり最善手を逃したりした際，探索結果としての評価値が大きく変動する可能性がある．本研究では，局面の難易度を推定するために有力と考えられる，リーフノードにおける評価値の正／負の比率を計測し，カルマンフィルタを用いて解析する手法を提案する．評価指標の傾向を捉えるため，その変化速度や加速度も推定する．いくつかのサンプル棋譜を解析した結果を考察し，この指標の活用方法について議論する．

5.2 局面難易度の推移の解析方法

5.2.1 棋譜からの計測方法

リーフノードにおける評価値の正／負の比率を計測する方法は，探索アルゴリズムに依存せず，ほとんどの将棋プログラムで簡単に実装することができる．本研究で計測に用いた「習甦」では，リーフノードにおいて評価関数を呼び出す際にノード数のカウントを行っており，そこで評価値の正／負の判定をするだけで済む．なお，評価値が 0 の場合には，手番が先手の場合は負，後手の場合は

正とした．

対象とする棋譜について，初期局面から棋譜の指し手により進められた局面を順次探索させる．各局面における探索は，基本深さの最大値を 30 手とし，探索ノード数が 2^{30} になると打ち切ることとする．これは，持ち時間 4～5 時間の対局における平均的な考慮時間で探索できるノード数に相当する．探索ノードで厳密に打ち切るのは探索途中の指し手に続く読みが無駄になるようであるが，置換表はクリアせずに利用するため，次の局面での読みの効率化に寄与する．

5.2.2 カルマンフィルタによる時系列解析

前述した計測方法によって，探索によって得られたルートノードの評価値と，リーフノードにおける評価値の正／負の比率とが，棋譜にしたがい進められた各局面における推移として得られる．これら二つの指標の計測値には，局面評価関数や探索打ち切りなどを要因とする誤差を含む．そこで，カルマンフィルタを用いて，誤差の分散を最小にする評価値とその平均変化率（以後，変化速度と呼ぶ）および変曲点の変化（以後，加速度と呼ぶ）を推定する．

評価値 x は，次式によって勝率などの比率 $r(x)$ に変換することができる [53].

$$r(x) = 1/\left(1 + \exp(-x/T)\right) \tag{5.1}$$

ここで，T は局面評価関数により相違が生じる定数であり，習甦においては $T=256$ に調整されている．式(5.1)により，二つの計測値を比較可能な指標へ相互に変換可能である．ここでは，リーフノードにおける比率 r の方を次式によって，評価値相当の値 $x(r)$ に逆変換して状態変数とする．

$$x(r) = -T\ln(1/r - 1) \tag{5.2}$$

以降では，この変換された値をリーフレベルの評価値と呼ぶ．比率の方を変換する理由は，カルマンフィルタの適用においてはプロセスノイズと観測ノイズを設定する必要があり，比率には設定する目安がないためである．一方，評価値ベースの値を状態変数にする場合，浅い深さの探索結果と深い深さの探索結果との分散などから観測ノイズを見積もることができる．習甦においては，この分散を予め計測しており，局面全体の利きの評価から算出される安定度に応じた

マージンを枝刈りなどのために設定できるようにしている．このマージンから局面に応じた観測ノイズを設定することができる．

以下に説明するカルマンフィルタの適用において，通常の時間は手数に対応する．手数Δtごとに局面の探索を行うとし，棋譜から一手ごとに探索する場合は$\Delta t = 1$となる．その他，対局中に自分の手番においてのみ探索する場合は$\Delta t = 2$となる．

ある局面 k の評価値とその変化速度および加速度を，状態変数ベクトル X_k とする．X_k は，状態変数x_k，その手数微分$\dot{x}_k$，状態変数の手数での 2 階微分$\ddot{x}_k$からなる．状態方程式は，Δt前の局面 k-1 の状態をもとにして式(5.3) - (5.7)で表される．

$$X_k = FX_{k-1} + Gw_k \tag{5.3}$$

$$X_k = [x_k \quad \dot{x}_k \quad \ddot{x}_k]^T \tag{5.4}$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{5.5}$$

$$G = [\frac{\Delta t^2}{2} \quad \Delta t \quad 1]^T \tag{5.6}$$

$$w_k \sim N(0, Q_k) \tag{5.7}$$

ここで，状態変数に与えられる加速度にはノイズ w_k が含まれ，w_k は分散 Q_k の正規分布に従うものと仮定する．

ある局面の観測値あるいは評価値ベースに変換された値を y_k とすると，観測方程式は式(5.8) - (5.10)で表される．

$$y_k = HX_k + v_k \tag{5.8}$$

$$H = [1 \quad 0 \quad 0] \tag{5.9}$$

$$v_k \sim N(0, R_k) \tag{5.10}$$

ここで，v_k は観測ノイズであり，分散が R_k の正規分布に従うとする．これら分散の値は，前述した通り局面に対応したマージンの値から設定する．

以上のように適用されたカルマンフィルタを用いると，以下の通り解析される．局面 k-1 の時点での局面 k の状態推定値を$X_{k|k-1}$，推定値の精度である誤差の共分散行列を$P_{k|k-1}$とすると，カルマンフィルタの予測は式(5.11) - (5.12)で表

される．

$$X_{k|k-1} = FX_{k-1|k-1} \tag{5.11}$$
$$P_{k|k-1} = FP_{k-1|k-1}F^T + GQ_kG^T \tag{5.12}$$

さらに，観測残差 e_k，観測残差の共分散 S_k，カルマンゲイン K_kにより，式(5.13) - (5.17)の通り更新される．

$$e_k = \mathrm{y}_k - HX_{k|k-1} \tag{5.13}$$
$$S_k = R_k + HP_{k|k-1}H^T \tag{5.14}$$
$$K_k = P_{k|k-1}H^T{S_k}^{-1} \tag{5.15}$$
$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + K_ke_k \tag{5.16}$$
$$P_{k|k} = (I - K_kH)P_{k|k-1} \tag{5.17}$$

以上の予測と更新とを，局面の進行に従い繰り返して解析を行っていく．なお，ルートノードの評価値とリーフレベルの評価値との間には当然相関があるが，その関係を定式化することは難しいため，ここではそれぞれ独立に解析する．

5.2.3 相関係数による難易度の推定

二つの指標間の相関が弱い場合，例えば最善応手手順後の局面は優勢にもかかわらず探索中にリーフノードの評価においては不利な局面も多い場合には，局面評価の誤算や最善手を逃すことにより評価値が変動する難解な局面であると考えられる．局面の難易度を推定する一方法として，二つの指標間の相関分析を行う．

一局を通しての相関係数を求めることに加え，何局面かに限定して相関係数の推移を分析することを考える．計算する局面数が少ないと相関係数の信頼度が低下し，局面数を多くすると急な変化を捉えることができなくなる．今回は 15 手先の局面までの 16 局面を計算対象とし，終局近くでは先の局面があるまでとした．このため，以降で説明する解析結果においては，終局近くで相関係数の誤差が大きくなる点に注意されたい．

5.3 サンプル棋譜の解析結果

5.3.1 第 62 期名人戦第 1 局(A)

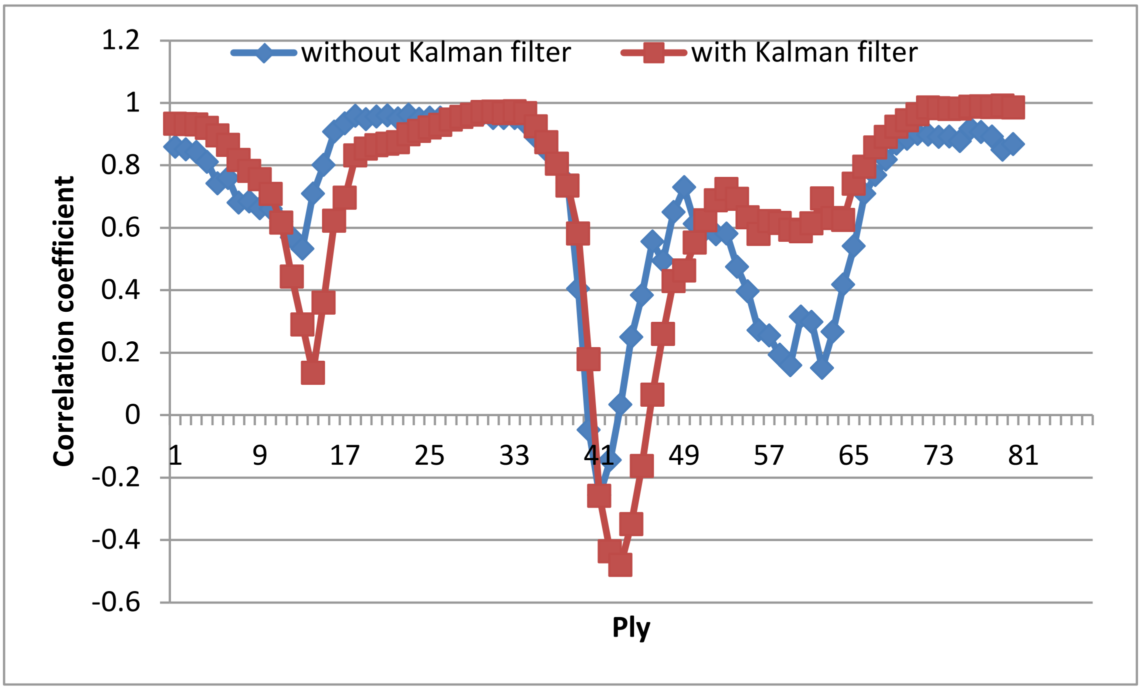
まず，トッププロ棋士同士の棋譜を解析する．本局は，第 4 章において，特異であり識別が困難な投了の例として示されたことから詳細な解析対象として選んだ．駒の損得は「金」と「銀，歩」の交換でほとんどなく，相手陣にある駒は最終手で打った△6 七金のみで後手は持駒もない局面において，先手が投了している．

図 5.1(a)に，手数(ply)に対するルートノードとリーフレベルの評価値の相関係数の推移を示す．なお，相関係数は対象局面が 8 以上ある局面についてのみ表示している．中盤に相関係数が低下した後，終局に向けて上昇し続けて 1 に近づいている．この傾向は，カルマンフィルタを用いて推定した評価値において，よりクリアに表われている．これは，提案手法の有効性を示している．

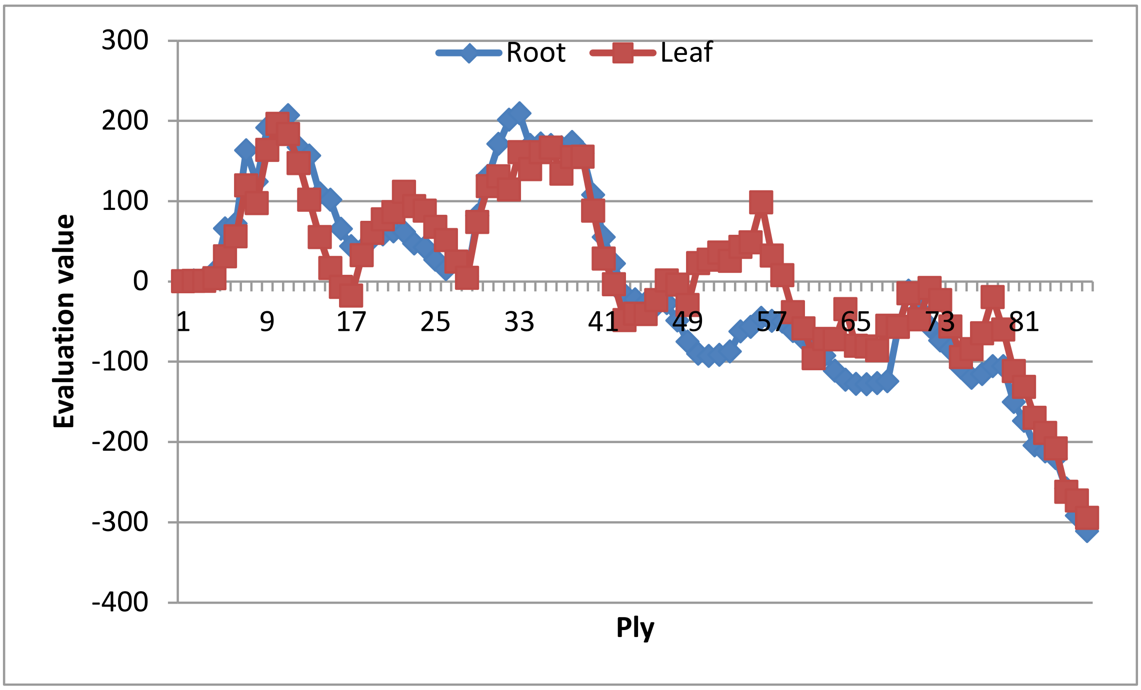
図 5.1(b)，(c)，(d)に，状態変数とその変化速度および加速度について，手数で示される棋譜の進行に対する推移を示す．各図において，ルートノードの評価値（Root）とリーフレベルの評価値（Leaf）とを比較して示している．

序盤と終盤においては，ルートノードとリーフレベルの評価値は同じような変化を示している一方で，中盤の一部の期間においてのみ違いが見られる．終局近くに着目すると，評価値の変化速度が正の値になることは，72 手目以降においてルートノードには無く，リーフレベルにも僅かである．また，加速度でみると，79 手目以降は負の値を示しており，後手が良くなる流れは止められなくなっていることが分かる．

以上の解析結果より，判りやすい局面になったため投了したと考えられる．このように局面難易度に着目しなければ，名人レベルの投了を理解することは難しいといえる．二つの評価指標間の相関係数が棋士固有の閾値を超えることを条件とするなど，相関関係およびその傾向に着目することによって，これまで説明しきれなかった投了の理由を明確に示すことができる可能性がある．

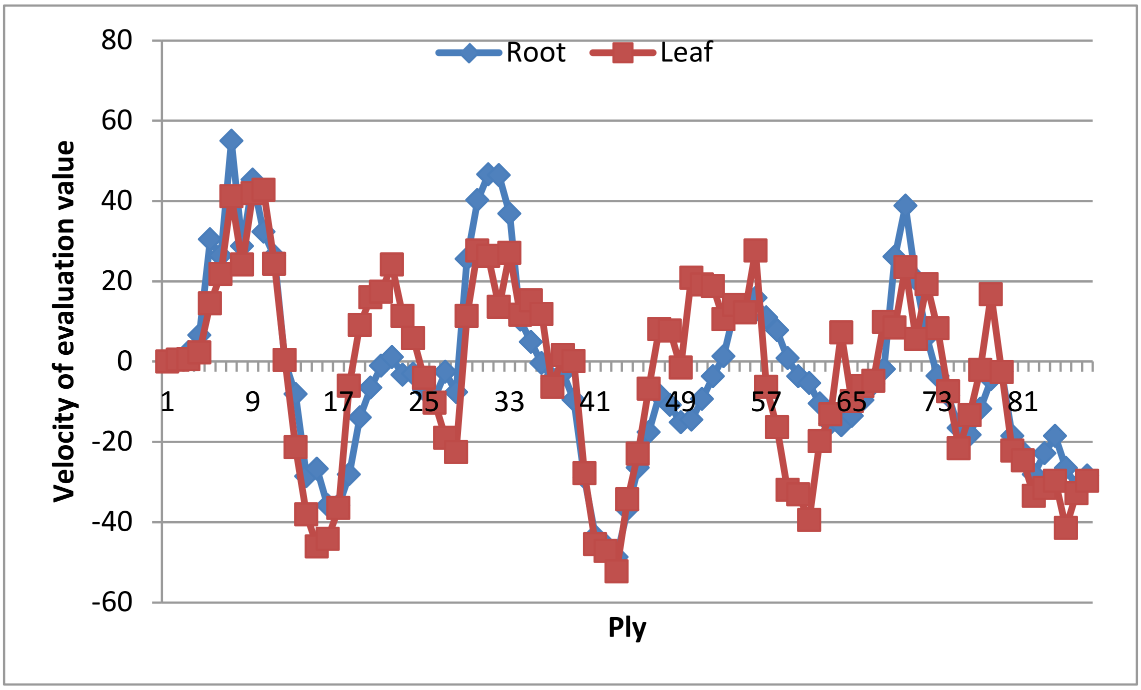


(a) Correlation coefficient

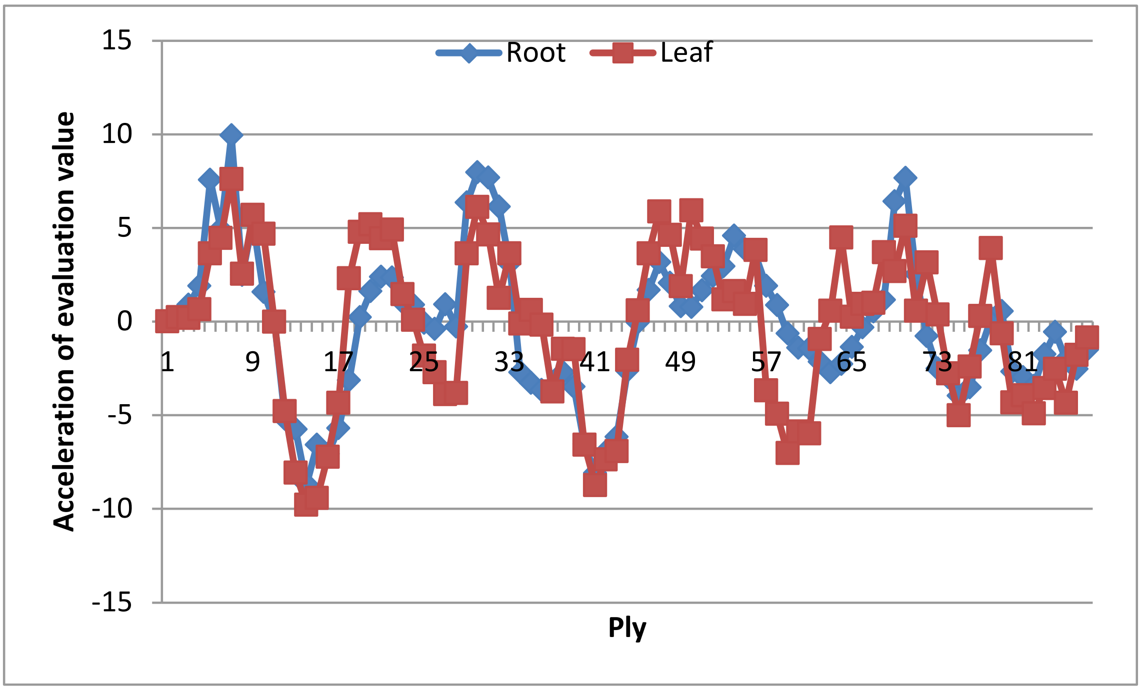


(b) Evaluation value

図 5.1　棋譜(A)の進行に対する相関係数と状態変数



(c) Velocity of evaluation value



(d) Acceleration of evaluation value

図 5.1　棋譜(A)の進行に対する相関係数と状態変数

5.3.2 第 60 期王座戦第 4 局(B)

次に解析する棋譜は，千日手という結果にもかかわらず，棋士が選ぶ 2012 年ベスト対局の 1 位になった一局という理由から解析対象とした．プロ棋士をも驚愕させた銀捨ての妙手△6 六銀がインパクトのある名局と評された. 図 5.2 にその局面を示す.

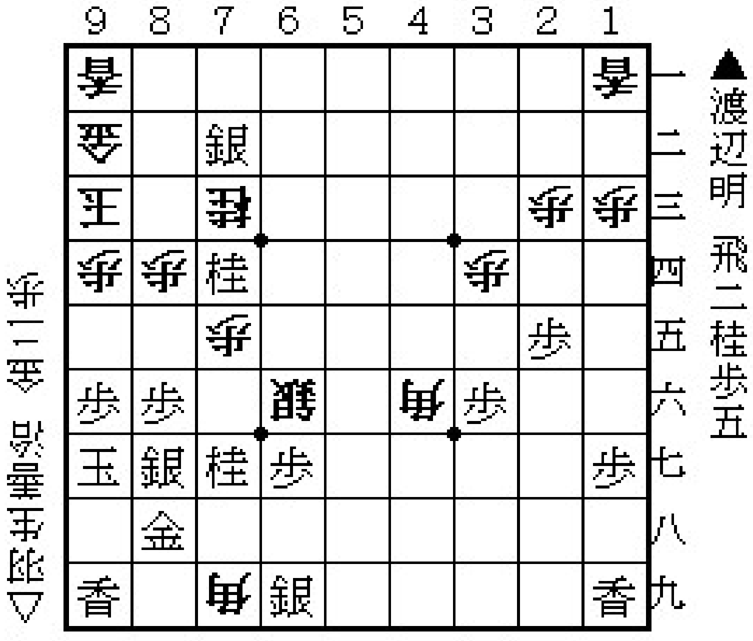
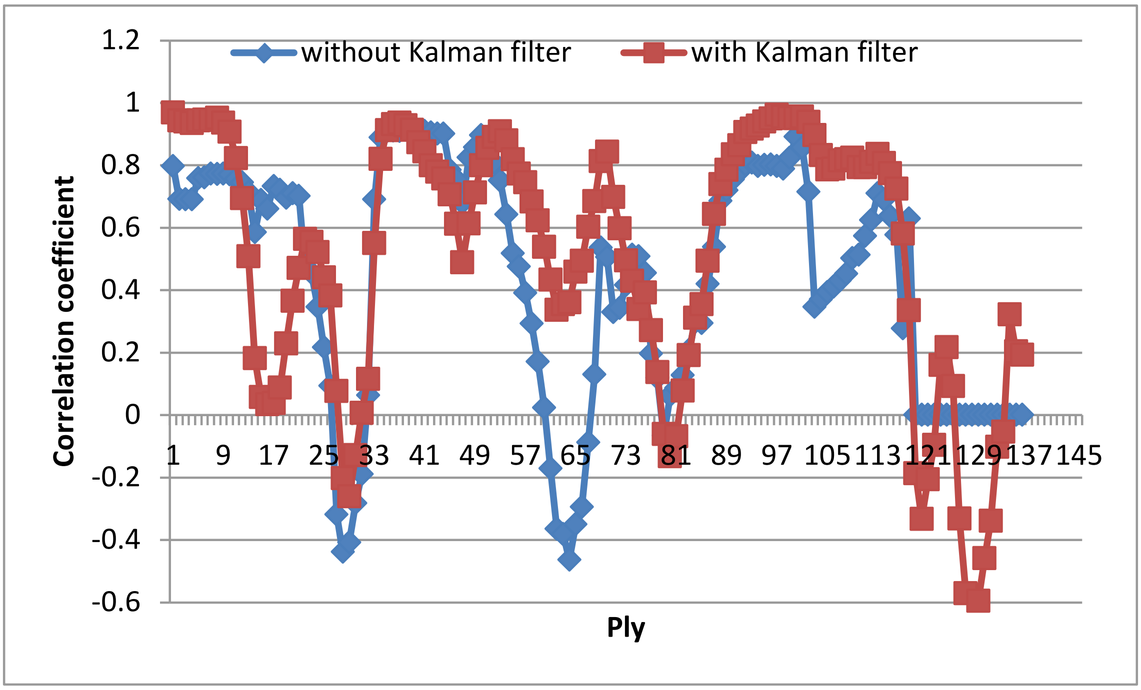
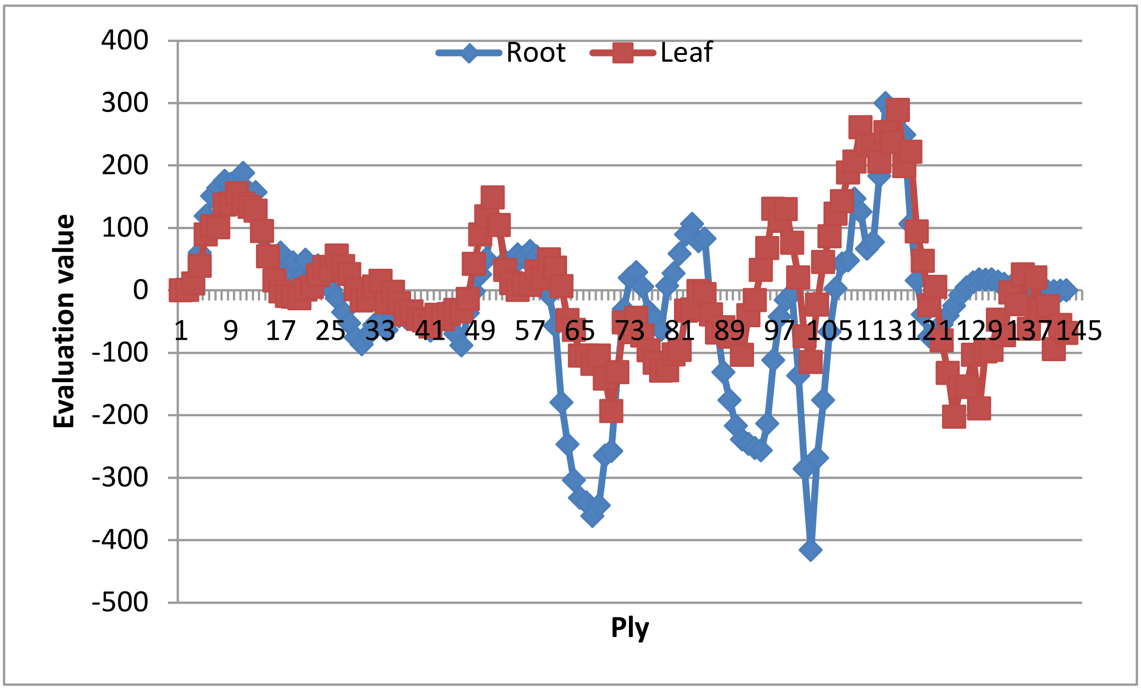


図 5.2　第 60 期王座戦第 4 局（△6 六銀まで）

図 5.3(b)，(c)，(d)に示すように，中盤以降においてルートノードとリーフレベルとで評価値の値やその傾向に違いが見られる. 図 5.3(a)に示す相関係数の推移に見られるように，序盤，中盤，終盤において相関係数が低い，難解な局面が示されている．特に，妙手△6 六銀が指されたのが 122 手目であり，この辺りはルートノードとリーフレベルに相関関係がない非常に難解な局面と判別できる．これは，プロ棋士による評価と一致している．ただし，千日手の手順が繰り返される終局近くにおいても，ルートノードの評価値は 0 に安定するが，リーフレベルの評価値は安定せず変化速度や加速度が正や負の値を示しているのは疑問なところである．この要因として，ルートノードについてのみ，読み筋に同一局面が現れると評価値を 0 にするという処理を施していることが考えられる．

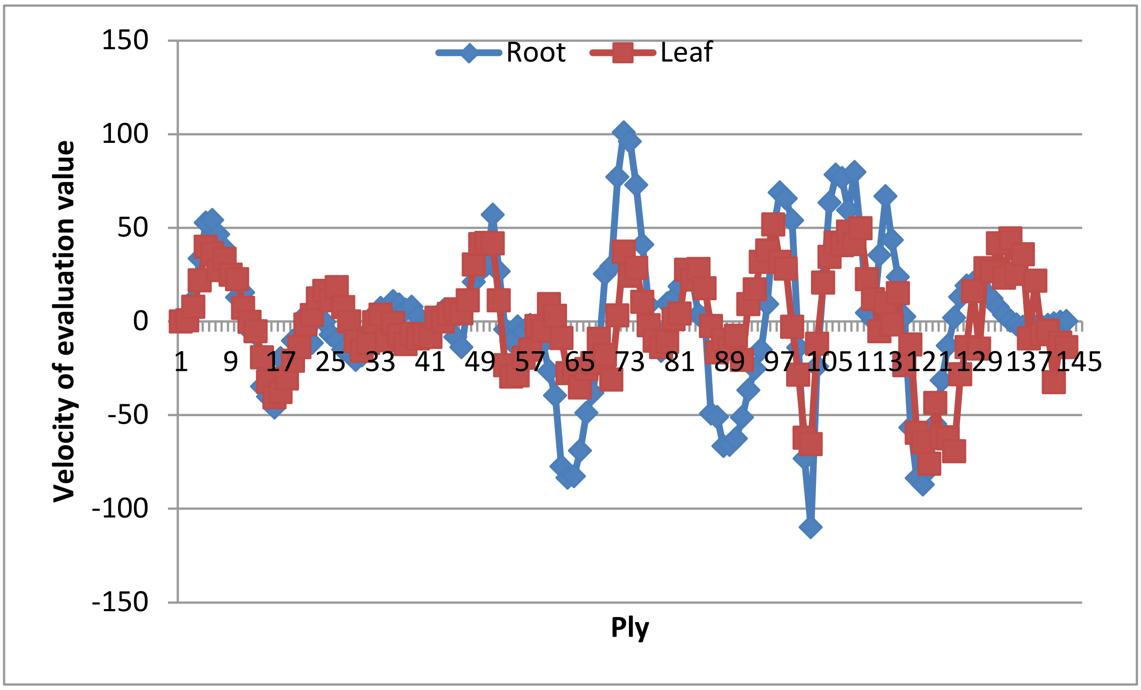


(a) Correlation coefficient

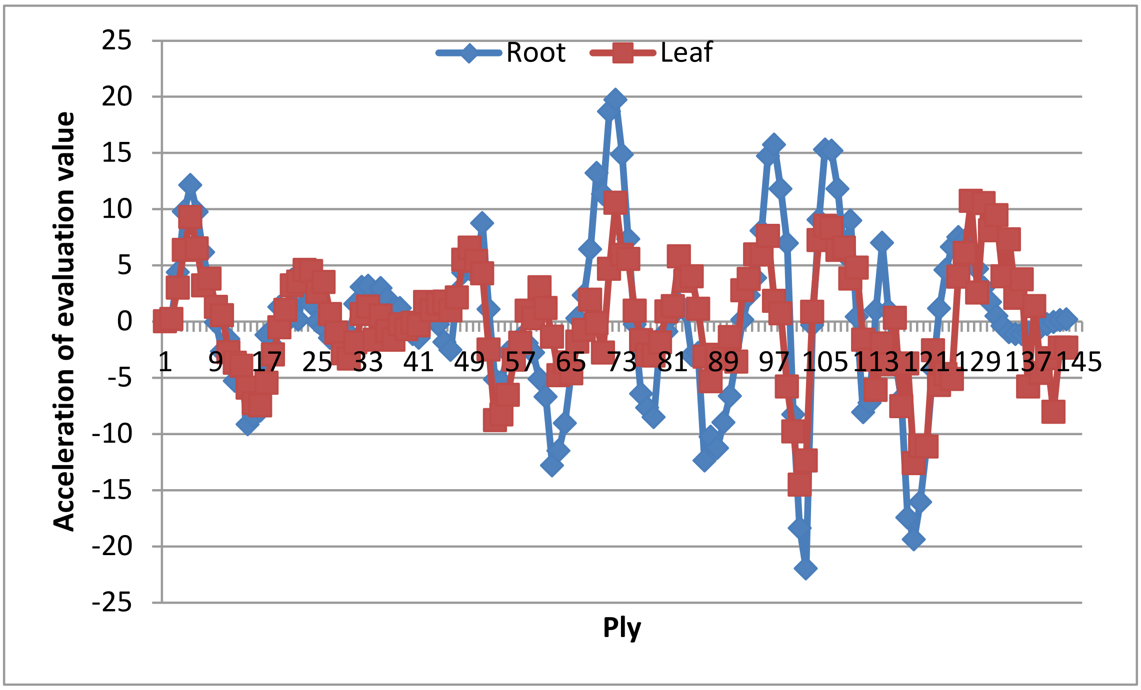


(b) Evaluation value

図 5.3　棋譜(B)の進行に対する相関係数と状態変数



(c) Velocity of evaluation value



(d) Acceleration of evaluation value

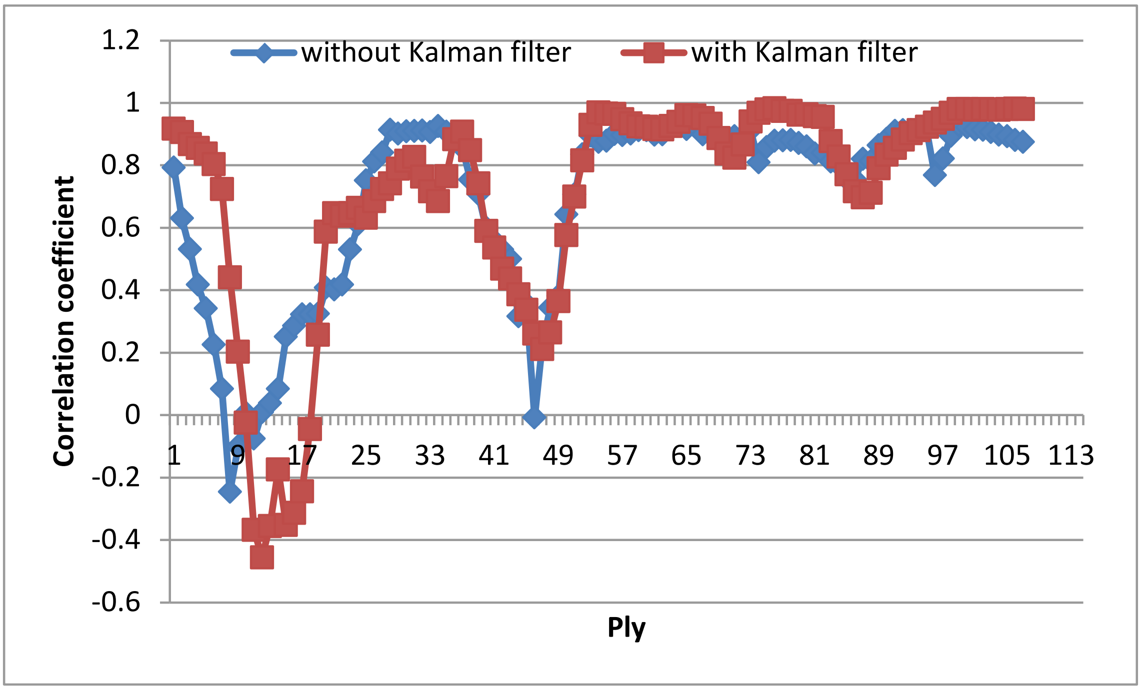
図 5.3　棋譜(B)の進行に対する相関係数と状態変数

5.3.3 第 2 回電王戦第 1 局(C)

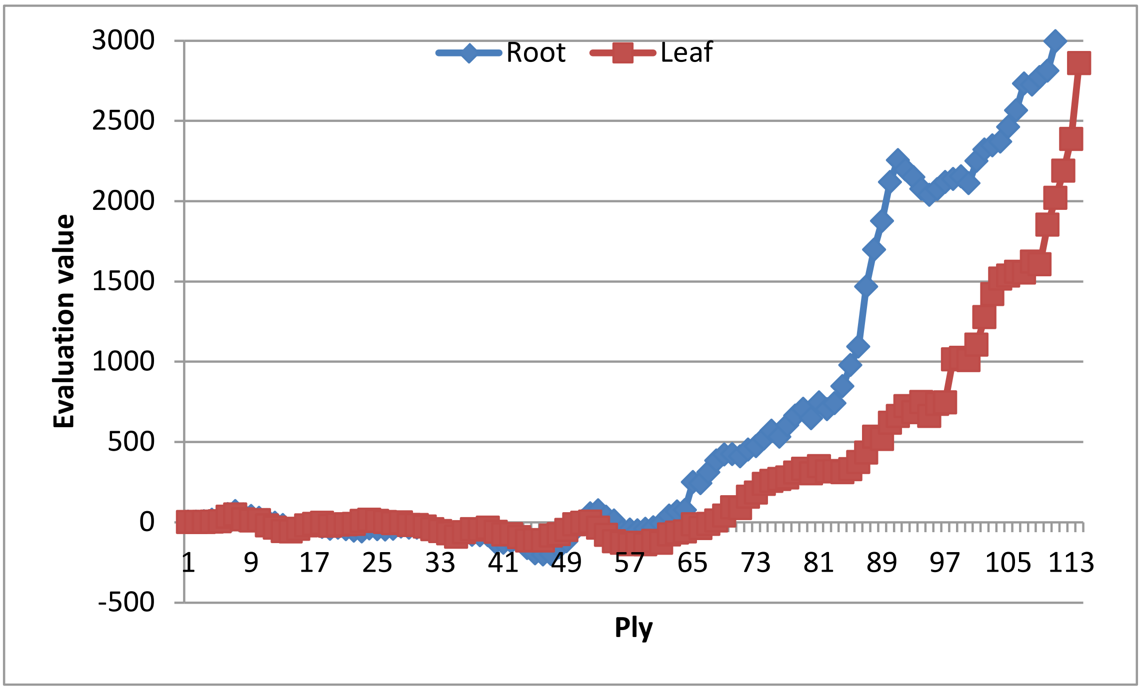
次に，プロ棋士とコンピュータソフトとの対局を解析する．第 1～3 回電王戦を通して唯一，コンピュータソフトの判断による投了が行われた一局であり，また中盤以降一方的な形勢になるという，プロ棋士同士の対局ではあまり見られない展開であったことから，解析対象とした．本局は，コンピュータによる無理攻めとなった図 5.4 に示す△ 6 五桂を誘い，攻めを切らせて完勝するという，対コンピュータ戦略が成功した一局となった．

図 5.4　第 2 回電王戦第 1 局（△ 6 五桂まで）

図 5.5(b)，(c)，(d)に示すように，終盤の一部を除きルートノードとリーフレベルの評価値および変化の傾向はほぼ一致している．なお，△ 6 五桂と跳ねて後手が攻勢に出たのが 34 手目，攻めが続かなくなり自陣に手を戻したのが 62 手目である．変化速度で見ると，100 手目以降ずっと正の値を取り続けている．図 5.5(a)に示す相関係数で見ると，後手の攻めが切らされた辺りからずっと高い値を示している．終局近くではカルマンフィルタを用いた推定値の相関係数が 1 に近づいており，図 5.1 より明確に安定で判りやすい局面まで指し続けるコンピュータ将棋特有の推移が見られる．

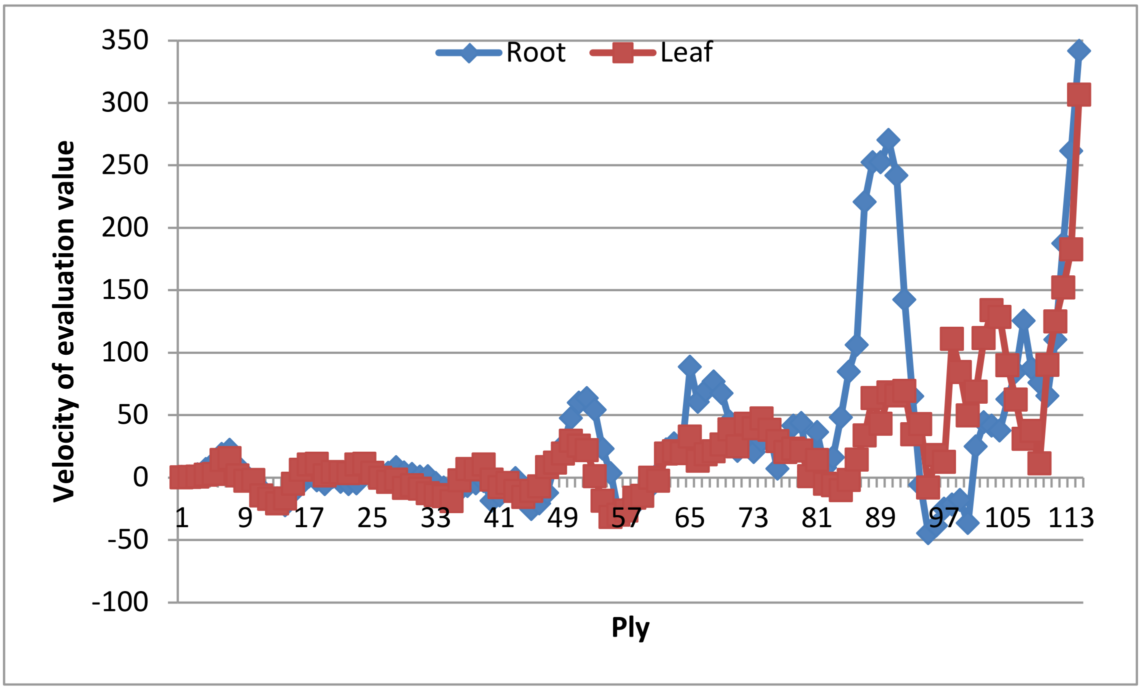


(a) Correlation coefficient

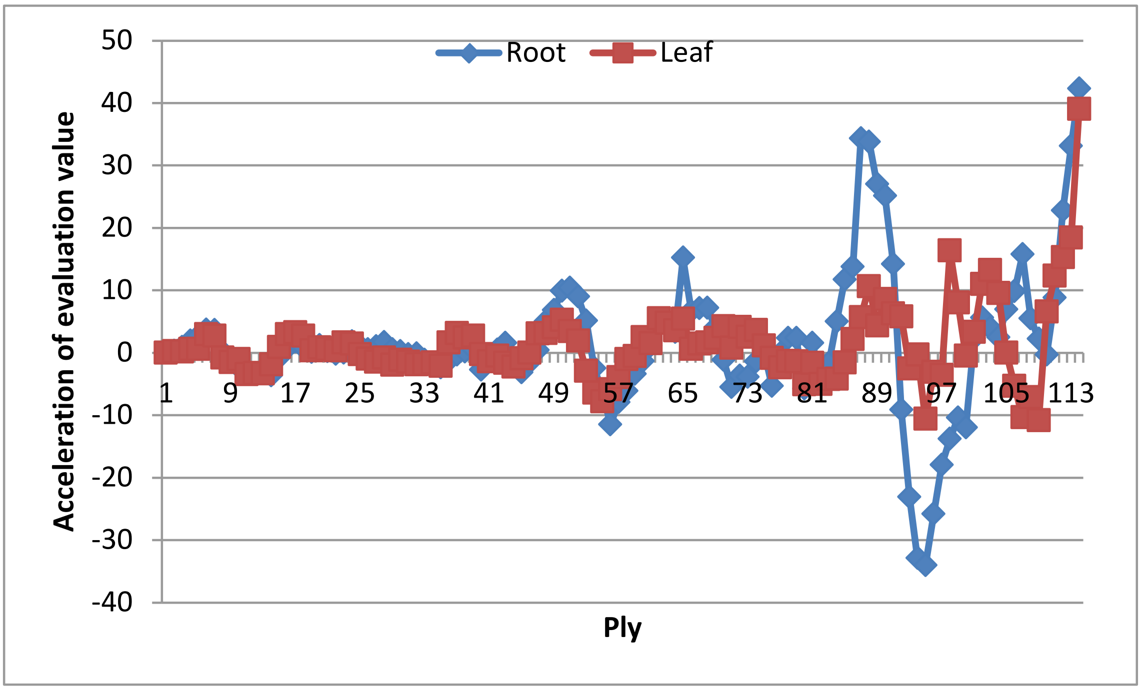


(b) Evaluation value

図 5.5　棋譜(C)の進行に対する相関係数と状態変数



(c) Velocity of evaluation value



(d) Acceleration of evaluation value

図 5.5　棋譜(C)の進行に対する相関係数と状態変数

5.3.4 第 3 回電王戦第 1 局(D)

引き続き，プロ棋士とコンピュータソフトとの対局を取り上げる．本局は勝者（習甦）が視聴者による投票によって第 3 回電王戦の MVP に選ばれ，名局と評されたことから解析対象とした．序盤は先手が指しやすいと言われていたが，図 5.6 に示す△ 4 六歩が観戦記や棋譜解説などにも取り上げられ，意表の好手と評された．この局面あたりから，中盤以降は明確な悪手がないにもかかわらず，少しずつ後手に形勢が傾いていった一局である [54].

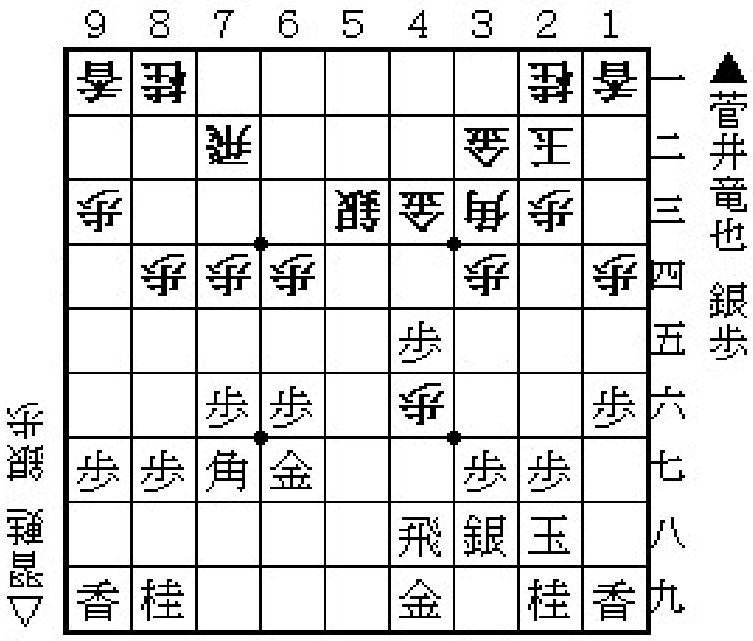
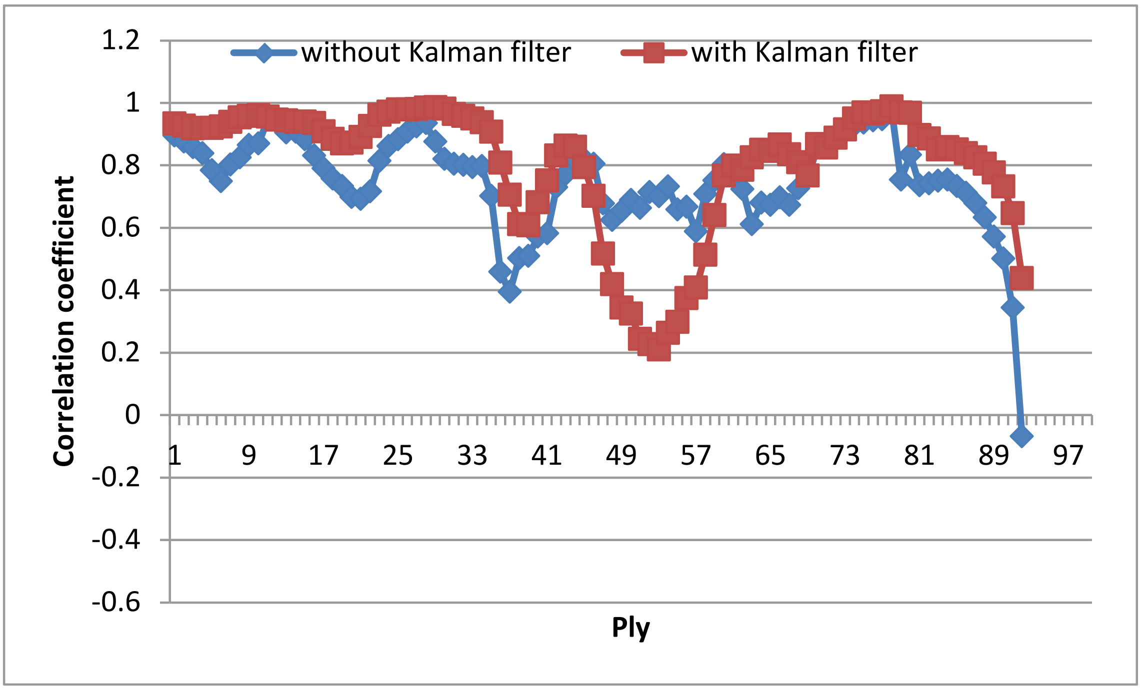
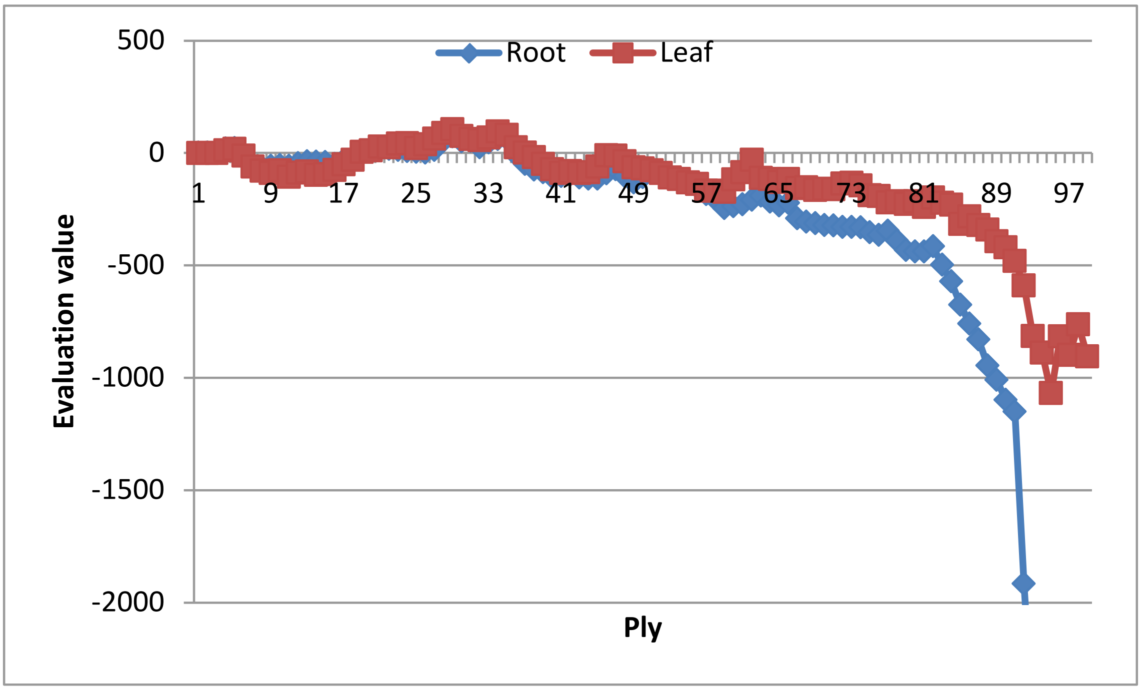


図 5.6　第 3 回電王戦第 1 局（△ 4 六歩まで）

図 5.7(b)，(c)，(d)に示すように，中盤以降にルートノードとリーフレベルの評価値および変化の傾向に差異が見られる．図 5.7(a)に示すカルマンフィルタを用いた推定値の相関係数で見ると，特に中盤が非常に難解な局面であったと示されている．前述の△ 4 六歩が指されたのが 50 手目であり，プロ棋士の評価と一致している．

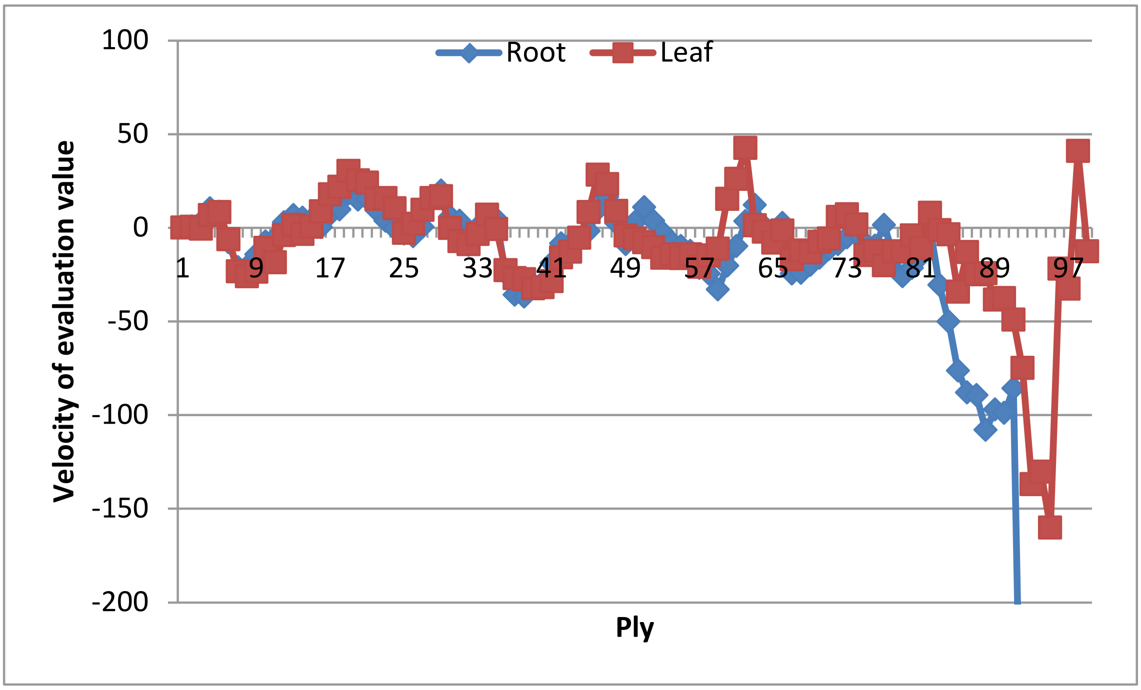


(a) Correlation coefficient

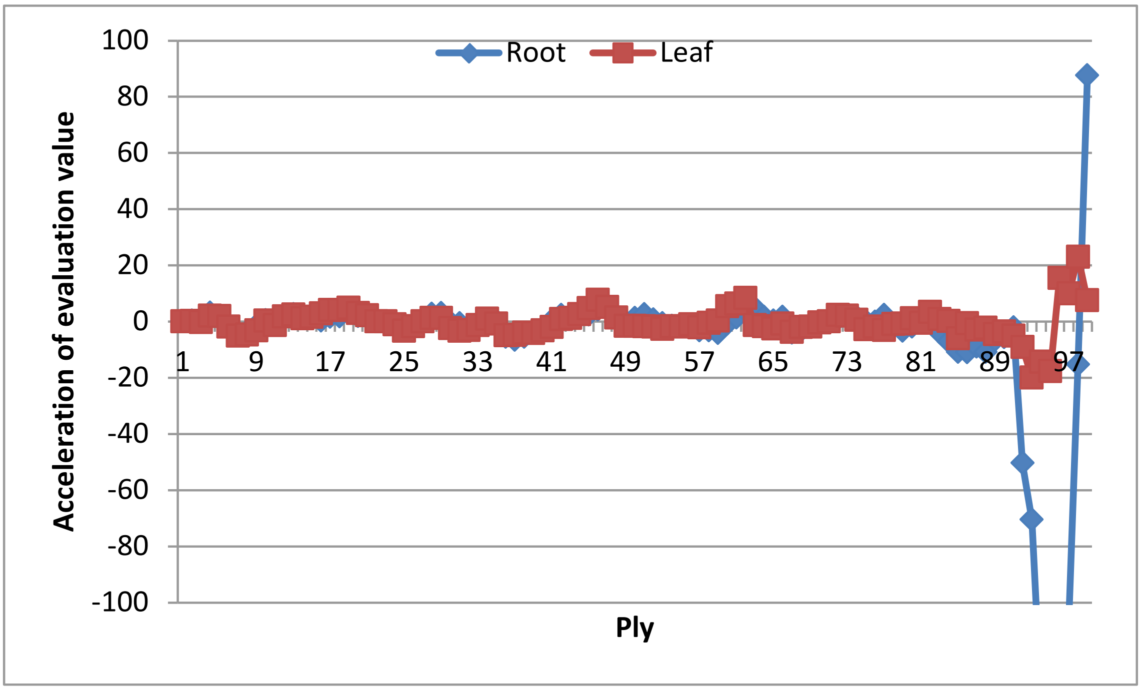


(b) Evaluation value

図 5.7　棋譜(D)の進行に対する相関係数と状態変数



(c) Velocity of evaluation value



(d) Acceleration of evaluation value

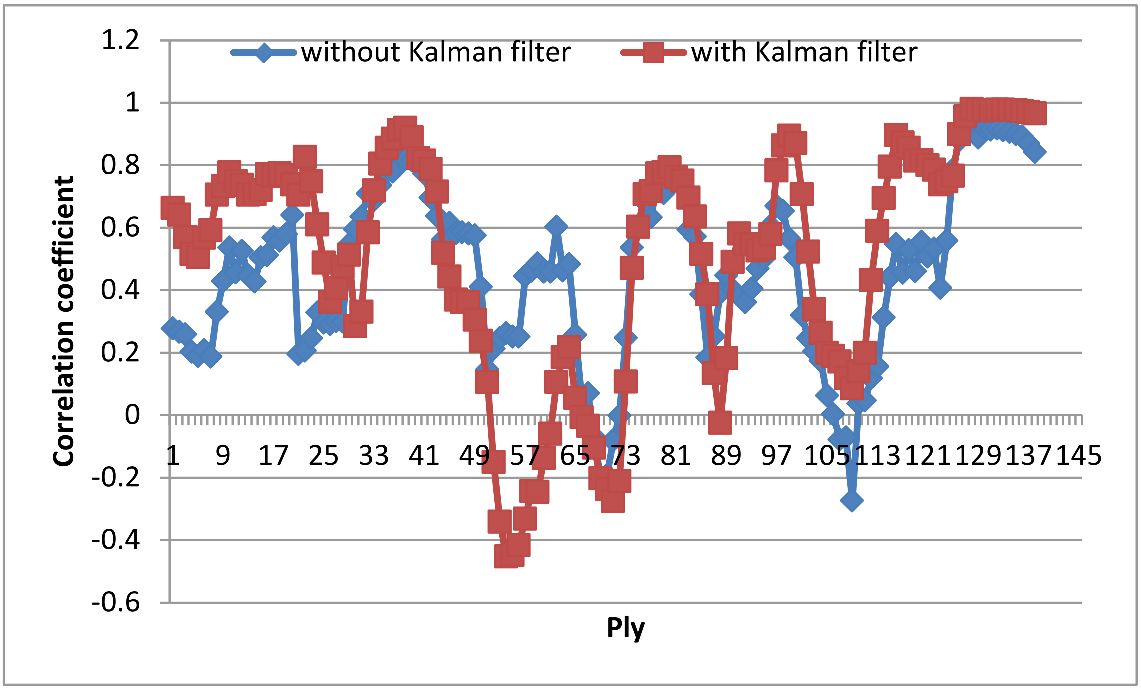
図 5.7　棋譜(D)の進行に対する相関係数と状態変数

5.3.5 第 3 回電王戦リベンジマッチ激闘 23 時間(E)

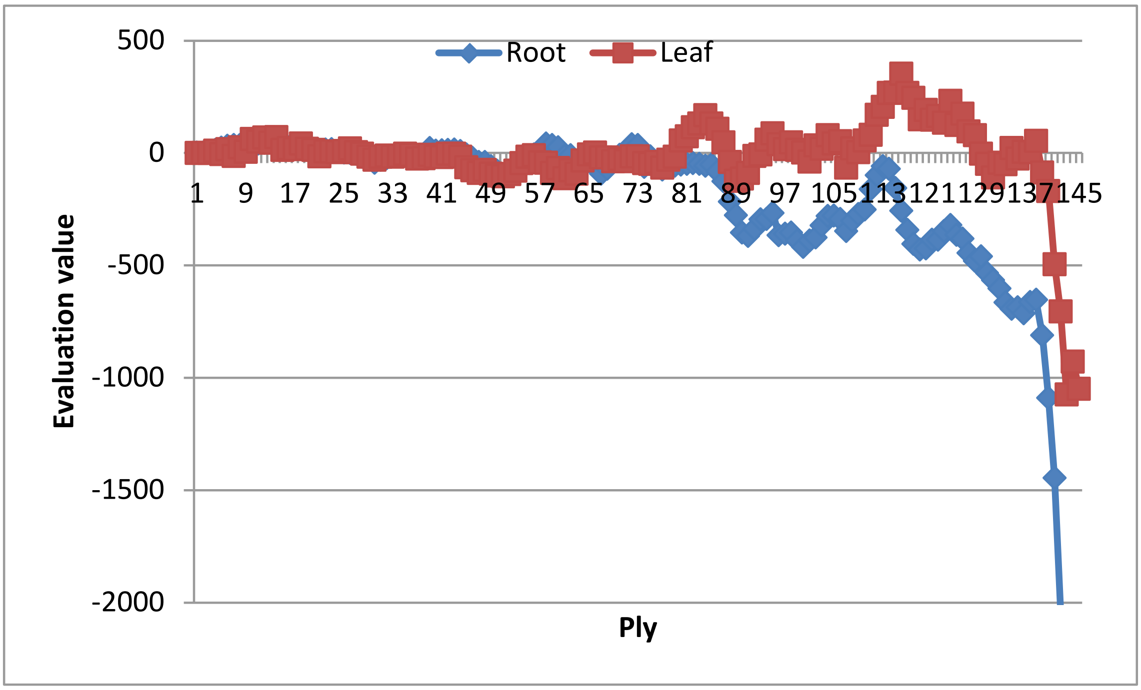
最後は，前局のリベンジマッチとして行われた一局である [55]．コンピュータ将棋にとって持ち時間 8 時間は初めてだったこと，コンピュータから見た難易度などを推定できる情報として思考ログが残っていることから，解析対象とした．持ち時間が長くなったこと，コンピュータとの対局の経験を積んだことから名局が期待された．終盤まで形勢の均衡が保たれていたと思われ，期待を裏切らない熱戦になった．図 5.8 は 1 時間近くのコンピュータの長考に続き，3 時間を超えるプロ棋士の大長考があった局面である．

図 5.8　第 3 回電王戦リベンジマッチ（△1 二玉まで）

図 5.9(b)，(c)，(d)に示す推移の中で，特に図 5.9(b)に示すルートノードとリーフレベルの評価値が相反している期間が長く終盤にあることが注目される．これは，図 5.9(a)に示す相関係数の推移にも見られ，さらに難解な局面と推定される期間が中盤にも示されている．本局の 74 および 75 手目に，前述した大長考があった．これはカルマンフィルタを用いた推定値の相関係数の推移において 2 度目に負に振れた辺りの計算に入っている．この長考中，形勢判断や最善手が何度も入れ替わったことが思考ログにも記録されており，人間とコンピュータ双方からの情報が一致して難解な局面であったことを明確に示している．

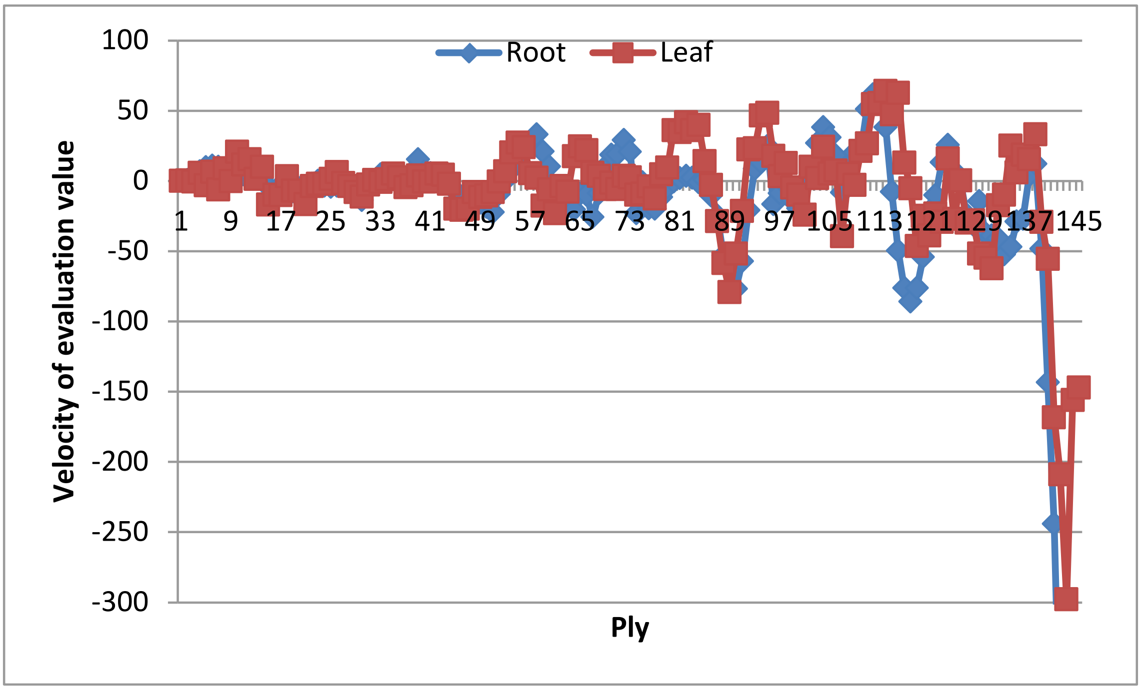


(a) Correlation coefficient

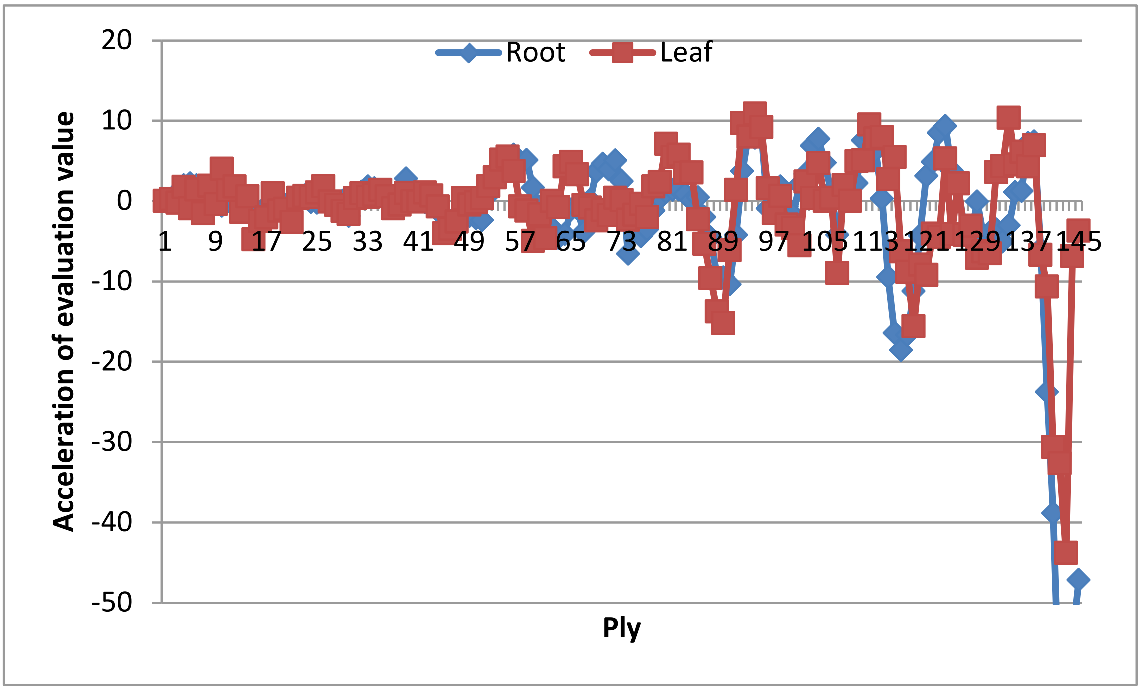


(b) Evaluation value

図 5.9　棋譜(E)の進行に対する相関係数と状態変数



(c) Velocity of evaluation value

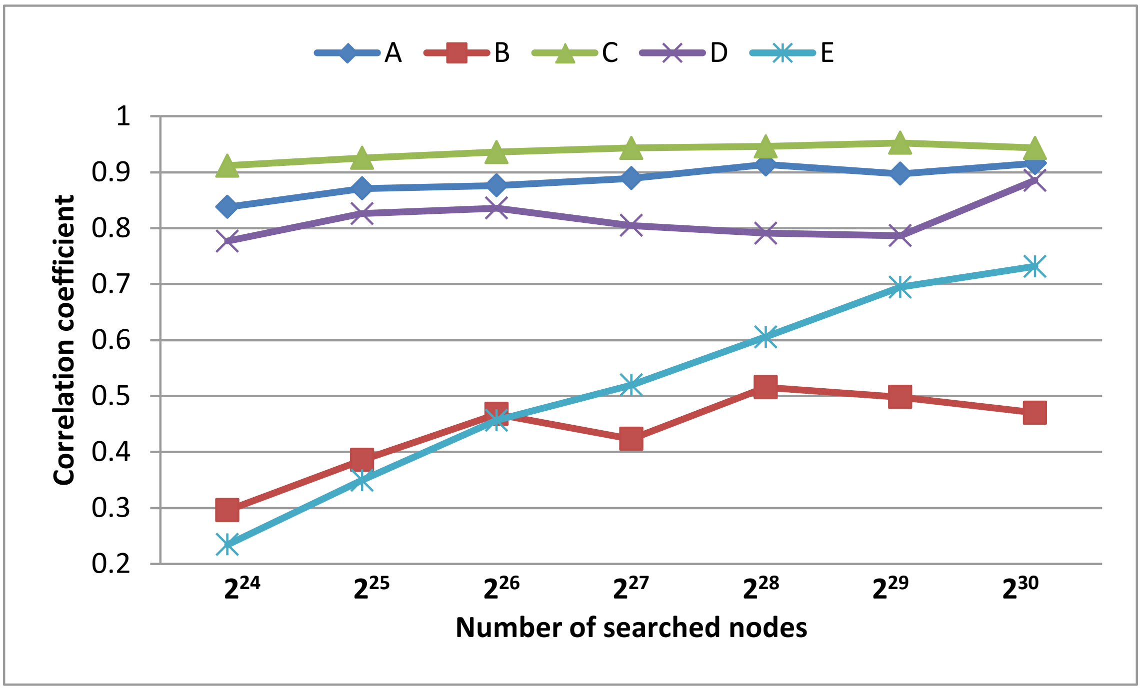


(d) Acceleration of evaluation value

図 5.9　棋譜(E)の進行に対する相関係数と状態変数

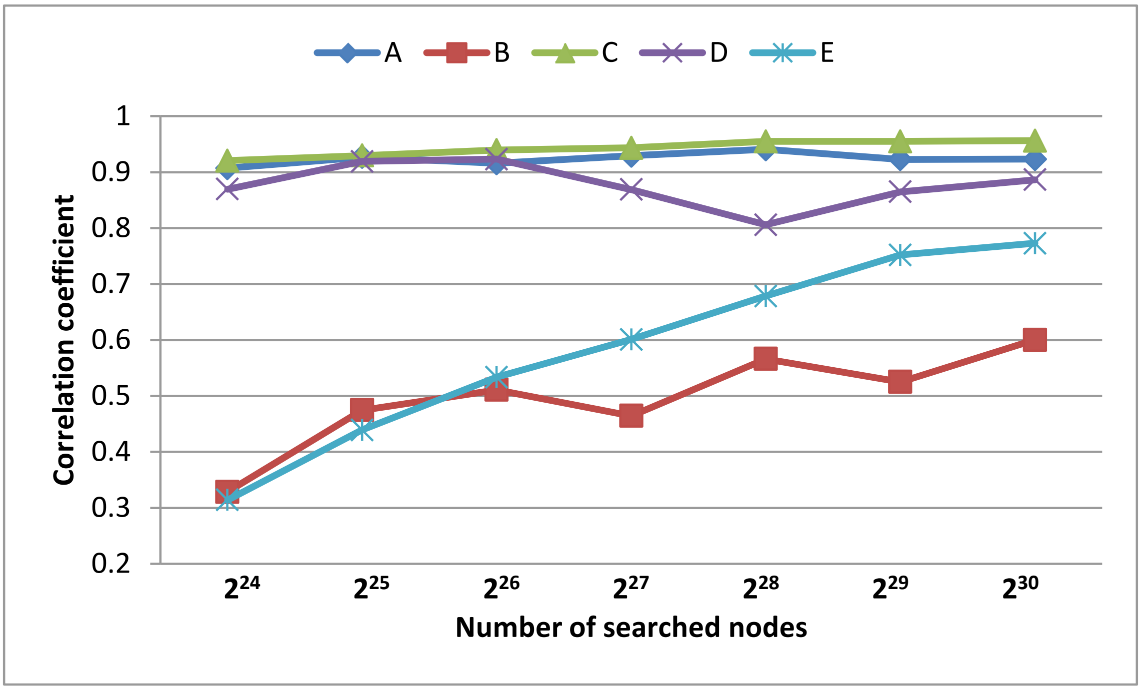
5.3.6 棋譜全体を通した考察

図 5.10 に，探索ノード数と相関係数との関係を示す．図 5.10(a)に示す評価値の計測値から算出された相関係数は，図 5.10(b)に示すカルマンフィルタを用いた推定値による相関係数に比べて，ノイズのため小さく見積もられていることが分かる．特に，難解な局面が支配的な棋譜(B)と(E)において，顕著に差が見られる．また，探索ノード数を増加させるに従い，相関係数が高くなる傾向がある．これは，思考能力が高くなるに従い高精度な評価値が得られ，難易度が低くなるという自然で理解しやすい関係である．棋譜(B)や(E)においては，探索ノード数が 2^{28} のときの推定値による相関係数が，探索ノード数が 2^{30} のときの計測値による相関係数に相当している．以上より，カルマンフィルタによって評価値の誤差を低減でき，高精度な評価ができているといえる．



(a)カルマンフィルタを用いない計測値の相関係数

図 5.10　探索ノード数に対する評価値の相関係数



(b)カルマンフィルタを用いた推定値の相関係数

図 5.10　探索ノード数に対する評価値の相関係数

表 5.1 に棋譜全体を通した相関係数と根二乗平均速度を示す．前述したように，低い相関係数は，難解な局面が支配的であったことを意味する．意外な早い投了で名人戦としては残念な内容となった棋譜(A)が高い相関係数を示しているのに対し，棋士が名局と評した棋譜(B)は低い相関係数を示しており，難解な局面が続いていたことを推定できている．一方，プロ棋士の戦略が成功し中盤で勝負がついた棋譜(C)よりも，勝者が第 3 回電王戦の MVP に選ばれ名局と評された棋譜(D)や，さらに長時間に渡る熱戦となった棋譜(E)の方が弱い相関となっているのも評判通りである．

表 5.1 の根二乗平均速度については，大きい値は逆転等を含む熱戦であったことを示し，小さい値は完成度が高い棋譜であることを示すと考えられる．この仮説の通り，明確な悪手が無かったとされる棋譜(A)と(D)，および引き分けになった棋譜(B)において小さい値を示している．

表 5.1 棋譜全体を通した相関係数と根二乗平均速度の比較

	Correlation coefficient (without Kalman filter)	Root-mean-square speed
(A) 第62期名人戦第1局	0.923 (0.916)	23.2
(B) 第60期王座戦第4局	0.600 (0.470)	27.1
(C) 第2回電王戦第1局	0.956 (0.943)	52.4
(D) 第3回電王戦第1局	0.886 (0.885)	31.6
(E) 第3回電王戦リベンジマッチ	0.773 (0.732)	44.6

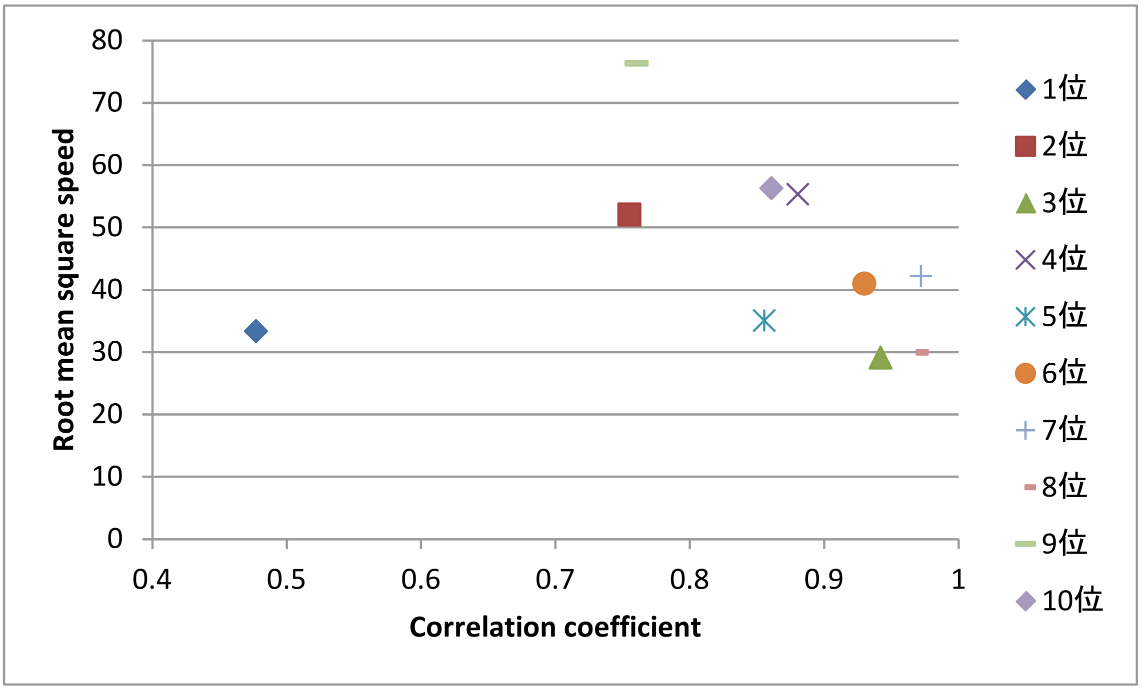
5.4 名局判定の検証

名局判定は，選考する側の棋力や選考方針によって変わり得る．本研究では，検証に用いている「習甦」がプロレベルだと仮定し，公式戦の思考時間に相当する計算時間をかけて解析している．そこで，プロ棋士が選ぶ 2014 年度名局ベスト 10 [56] を対象として，名局判定に関する検証を行う．この選考は，現役プロ棋士の投票により決定されるものであり，対象として相応しいと考えられる．比較対象として，三大タイトルマッチでありながらこの選考から外れた棋譜についても分析する．

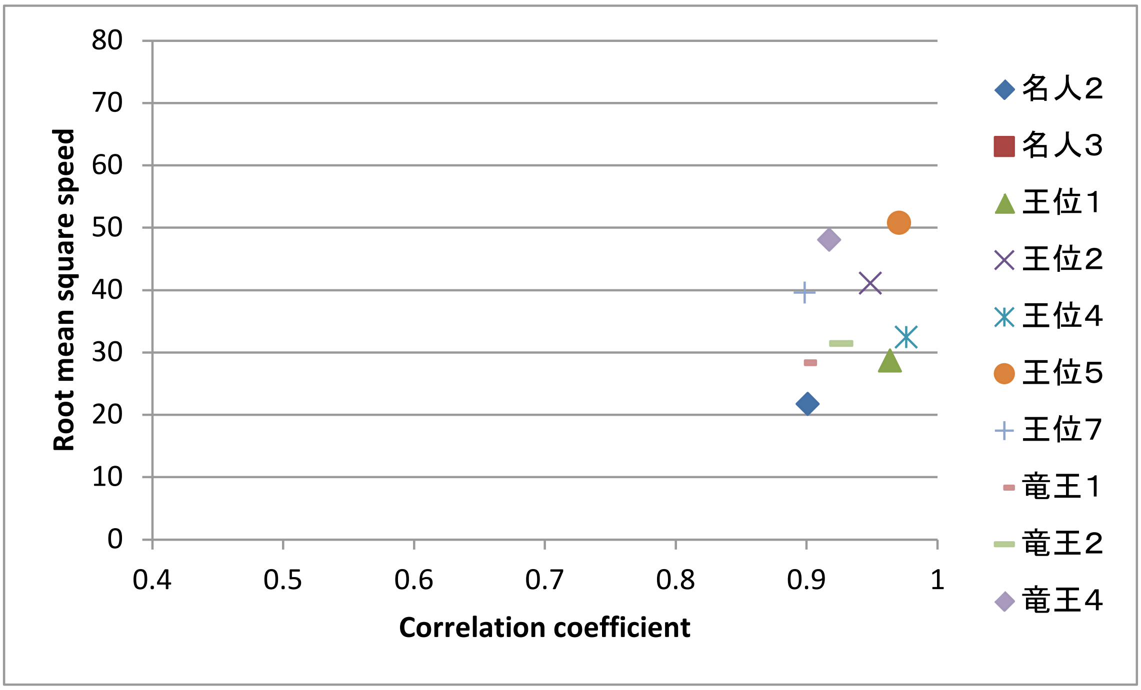
図 5.11(a)に，名局ベスト 10 の棋譜について，相関係数と根二乗平均速度をプロットしたものを示す．選考から外れた三大タイトルマッチについて，図 5.11(b)に示す．また，それらの数値を表 5.2 にまとめる．

名局ベスト 10 の棋譜の方が，概ね低い相関係数を示しており，特に，第 1 位に選ばれた第 62 期王座戦第 5 局と，第 2 位の第 64 期王将戦第 6 局は，納得の難易度を示している．

一方，名局選考に外れたタイトルマッチは，概ね高めの相関係数を示しているが，表 5.2 に示すように，一局だけ極端に相関係数の低い棋譜があった．これは，終盤に長手数の詰めろがかかったあたりで，ルートノードの評価値とリーフレベルの評価値が正反対の値を示したためであり，コンピュータ将棋特有の難しさがあったと推測され，改良によって正しい認識ができるようになるものと考えられる．



(a)2014 年度名局ベスト 10



(b)2014 年度名局に選ばれなかったタイトルマッチ

図 5.11　各棋譜の相関係数と根二乗平均速度

表 5.2　各棋譜の相関係数と根二乗平均速度

	Correlation coefficient	Root-mean-square speed
（第1位）第62期王座戦第5局	0.477	33.3
（第2位）第64期王将戦第6局	0.755	52.0
（第3位）第72期名人戦第1局	0.942	29.1
（第4位）第73期A級順位戦9回戦	0.881	55.3
（第5位）第64回NHK杯戦準決勝	0.856	35.0
（第6位）第72期名人戦第4局	0.930	41.0
（第7位）第73期A級順位戦8回戦	0.972	42.2
（第8位）第27期竜王戦第5局	0.969	29.9
（第9位）第55期王位戦第6局	0.760	76.3
（第10位）第27期竜王戦第3局	0.861	56.3
第72期名人戦第2局	0.901	21.6
第72期名人戦第3局	-0.269	15.0
第55期王位戦第1局	0.964	28.6
第55期王位戦第2局	0.949	41.0
第55期王位戦第4局	0.976	32.4
第55期王位戦第5局	0.971	50.6
第55期王位戦第7局	0.899	39.5
第27期竜王戦第1局	0.899	28.3
第27期竜王戦第2局	0.926	31.4
第27期竜王戦第4局	0.917	48.0

第 1 位の第 62 期王座戦第 5 局に対しては，選考したプロ棋士のコメントが，以下のように総括されている．「最終盤で，羽生は見たこともない筋で寄せに出て，観る者すべての度肝を抜いた．厳密には最善ではなかったが，挑戦者が後の対応を誤ったこともあって逆転には至らず．」また，以下のようなプロ棋士のコメントも記されている．「二転三転の大熱戦．最後は時間切迫の中，豊島七段の粘りと羽生王座のミスをした後に後悔せずに最善を模索し続けて勝ちきった内容には脱帽」．第 2 位の第 64 期王将戦第 6 局に対しては，以下のようなプロ棋士のコメントがある．「▲２九銀が話題になったが，互いに△同桂成を見落とし

ていたことが大熱戦を証明している．渡辺二冠の苦しいながらも離れない指し回しが名局を生んだ.」これらのコメントから分かるように第1位，第2位とも終盤においてミスがあったにも関わらず選考されており，ミスや見落としによる悪手については重要視されていないことが推測される．

以上の情報を踏まえ，本名局ベスト10を判定するモデルとして，難易度（相関係数 ρ）のみ考慮し，完成度については考慮しないこととする．名局ベスト10に選考される確率 $p_m(\rho)$は，次式で表されるロジスティック回帰モデルで定式化する．

$$p_m(\rho) = 1/\left(1 + \exp(-(M_0 + M_1\rho))\right) \tag{5.18}$$

ここで，パラメータ M_0, M_1 は最尤法により決定する．尤度関数は，棋譜 i が名局に選考されていれば1（選ばれなければ0）と定義する m_i をもちいて次式で与えられる．

$$L(\rho, r_i) = p_m(\rho)^{m_i}\left(1 - p_m(\rho)\right)^{1-m_i} \tag{5.19}$$

本節で解析した20局に，別の年度の名局ベスト10において第1位に選ばれた前節の棋譜(B)と選ばれなかった前節の棋譜(A)を加えた全22局を分析対象とした．22局のうち1局を除いた棋譜により選考確率モデルを最尤推定し，そのモデルを用いて除いていた1局の選考確率を計算するleave-one-outを実施した．ただし，前述した相関係数が負の値を取った棋譜については，コンピュータの誤認識と思われるため異常データとして扱った．

分析結果を表5.3に示す．選考確率50%を閾値とすると，適合率，再現率ともに63.6%となり，高いとはいえない．しかしながら，選考外の対局については，異常データとして扱った棋譜以外は，選考確率60%未満であり，大きく外れた対局は少ない．一方，ベスト10に選考された対局のうち選考確率40%未満と低く判定された対局に関し，その要因を以下に考察する．

表 5.3　名局判定の検証結果

名局ベスト 10	選考確率(%)	選考外	選考確率(%)
(1)第60期王座戦第4局	99.4	第62期名人戦第1局	45.3
(1)第62期王座戦第5局	99.9	第72期名人戦第2局	55.9
(2)第64期王将戦第6局	91.0	第72期名人戦第3局	99.9
(3)第72期名人戦第1局	29.6	第55期王位戦第1局	29.8
(4)第73期A級順位戦9回戦	56.5	第55期王位戦第2局	35.1
(5)第64回NHK杯戦準決勝	65.7	第55期王位戦第4局	25.8
(6)第72期名人戦第4局	35.4	第55期王位戦第5局	27.6
(7)第73期A級順位戦8回戦	15.3	第55期王位戦第7局	57.2
(8)第27期竜王戦第5局	16.5	第27期竜王戦第1局	57.0
(9)第55期王位戦第6局	90.2	第27期竜王戦第2局	43.9
(10)第27期竜王戦第3局	63.8	第27期竜王戦第4局	47.9

第 3 位の第 72 期名人戦第 1 局については，「序盤早々に飛角交換になったのがユニークだった．」と総括され，選考したプロ棋士のコメントとして，「２枚飛車対２枚角．新しい将棋を創るという２人の高い志が感じられた一局」と評されている．図 5.12 に，このコメントに対応する局面を示す．したがって，違った観点での評価が必要と考えられる．また，表 5.2 に示すように難易度は低いものの，高い完成度を示している．

第 6 位の第 72 期名人戦第 4 局については，「後手玉の尻に打つ▲４一金．多くの棋士にも異筋の金打ちは衝撃だったようで，それに触れたコメントが目立っている．」と総括されており，図 5.13 にその局面を示す．「名人獲得の▲４一金に感動しました」というコメントの通り，名人復位の一局となったことも少なからず影響していると思われる．

図 5.12　第 72 期名人戦第 1 局（△ 6 四角まで）

図 5.13　第 72 期名人戦第 4 局（△ 4 一金まで）

第 7 位の第 73 期 A 級順位戦 8 回戦については，以下のようなコメントが印象的であり，コンピュータ将棋によって評価できるものではないと思われる．「深夜 2 時半終了の激戦で，両者，根性も常人以上．この将棋を見たら，コンピュータ将棋など何の魅力もない（あくまで個人の見解です）と思わせる内容だった．」

第 8 位の第 27 期竜王戦第 5 局については，以下のような総括コメントから舞台背景に大きく影響されたことが明らかであり，形勢判断の難易度が低く判定されたことは寧ろプロ棋士の評価と一致している．「本局は序盤で差がついており，名局と呼ぶにふさわしいかどうかは意見が分かれるところだろう．ただ投票した棋士たちのコメントを見ると，新竜王誕生に感銘を受けているようだ．つまりは舞台背景に重きを置いたことになる．」

以上，名局判定について検証した結果，名局ベスト 10 に選考された対局は，難易度が高い棋譜が上位を占めており，難易度が低く判定された棋譜については，プロ棋士のコメントから難易度以外の観点から評価されていることが推測できた．したがって，提案した形勢判断の難易度は，名局判定の重要な指標となることを検証できた．

5.5 結言

提案した局面の難易度を推定する手法では，リーフノードにおける評価値の正／負の比率を計測し，カルマンフィルタを用いて評価指標およびその変化速度や加速度も推定することができる．プロの棋譜をサンプルとして解析した結果，一局におけるポイントとなる局面で高い難易度が示され，名局と評された棋譜全体を通した難易度として納得の値が示された．提案手法が局面の難易度推定や名局判定に有効な指標であり，評価指標の変化速度からも棋譜の完成度の高さなど有効な情報が得られそうなことが分かった．さらに名局判定の検証を行った結果，名局ベスト 10 に選ばれた対局は概ね高い難易度を示しており，提案した形勢判断の難易度は，名局判定の重要な指標に成り得ることを明らかにした．

提案手法は，計算コストをかけずに計測できるため対局中に解析することも容易であると考えられる．劣勢なときに難易度の高い局面に誘導する指し手を選択するといった勝負手や，千日手や持将棋に戦略を切り替える判定などにも活用できる可能性がある．

第 6 章

結論

6.1 本論文で明らかにされたことの要約

本研究は，エキスパートが経験的に培ったスキルや感性をコンピュータが理解し実現するために必要とされる新たな指標および汎用的モデルの提案を目指した．本研究においては，コンピュータ将棋という専門分野を対象とした．コンピュータ将棋は勝負に対する強さという観点ではトッププロ棋士レベルに到達したと思われるが，大局観による柔軟な戦略や美観を尊重した投了など，その道を究めた人にしかできない領域があった．本研究では，名人の大局観を理解するために必要とされる新たな指標と，その指標を推定するための計測・解析方法を提案することを目的とした．また，その指標を用いた応用モデルを検証することによって，提案指標の有用性を示すことを目的とした．

第 3 章では，ミニマックス木の特性を本質的に示す概念だと思われる共謀数から発想した 2 種類の局面難易度推定法を提案した．

着手決定の難易度推定法においては，ウインドウを有利な側のみにした探索におけるノード数をカウントする計測方法を提案した．このノード数は，評価値が 0 から下がるための共謀数，および AND/OR 木における反証数（負けを証明するためのノード数）に相当する．この計測値を定量的な指標とするため，探索アルゴリズムを調整して有効分岐因子に変換することを提案した．駒落ち対局の初期局面を分析した結果，深く探索するに従い，またハンディキャップを大きくするに従い，難易度が低下することを検証し，形勢に差がついた局面の難易度推定に適していることを確認した．

形勢判断の難易度は，より実践的な推定手法であり，通常の探索におけるリーフノードの評価値の正／負の比率をカウントする計測方法を提案した．共謀数がルートノードの評価値に与えるリーフノード群の評価値の影響を示すことから，ルートノードの評価値とリーフレベルの評価値との相関分析を行う推定手法を提案した．この分析は，リーフノードの評価値の正／負の比率を評価値相当の値に変換することにより可能となる．棋力に相当する探索ノード数をパラメータとして駒落ち対局の自己対戦を分析した結果，適切な手合いの対局において，バランスの取れた好局を識別できることを確認した．

第 4 章では，有効分岐因子による着手決定の難易度を用いた投了モデルを提案した. 本モデルでは, ルートノードにおける評価値を確率分布で与えた投了条件と上記有効分岐因子とから投了確率モデルを導出し，棋士固有のパラメータの算出方法も提案した. プロ棋士を特定した棋譜を用いて検証した結果, 有効分岐因子によって投了識別性能が向上することを確認し，提案する難易度推定が投了識別に応用できることを明らかにした.

第 5 章では，形勢判断の難易度についてリーフノードの計測誤差を抑制するためカルマンフィルタを用いた推定手法を提案した. プロ棋士の棋譜を分析した結果，カルマンフィルタを用いることによって探索ノード数を増加した結果を見積もることができ, 棋力の高い棋譜の分析に有用なことを検証した. また, ゲームの進行に対する難易度の推移を解析した結果，ポイントとなる局面で難易度が高く推定され, プロ棋士等の評価と一致していることを確認した. さらに, プロ棋士により名局として選ばれた棋譜は，相対的に難易度が高いことを示し，提案する難易度推定が名局判定に応用できることを明らかにした.

以上により, 名人の大局観や名局の感性評価のために, 局面難易度が重要な指標であると結論付けた. この指標をブレークダウンし, 着手決定の難易度および形勢判断の難易度を定義して，それぞれを推定するための計測および解析方法を提案した. この推定方法の妥当性を確認するため, 難易度を客観的に推測可能な駒落ち対局を対象として検証した. さらに, 着手決定の難易度の応用としてプロ棋士の投了識別モデルを，また形勢判断の難易度の応用として名局判定モデルを提案し，それぞれの指標の有用性を検証した.

6.2 今後の展望

本研究成果の貢献として，投了モデルをコンピュータ将棋ソフトに組み入れることにより，より楽しめるソフトにすることが考えられる. また，名局選考においてコンピュータ将棋による解析結果を参考情報として参照できるようにすることによって，あまり目立たなかったけれども将棋の内容は素晴らしかったような対局を掘り起こすことができることも考えられる.

本研究では提案手法と共謀数や証明数との関係性を定性的に論じることに留まったが, 定量的な検証ができれば価値が増すと考えられる. 将棋におけるプロ棋士レベルの思考において共謀数を正確に計測することは困難を伴うこともあり, 比較的簡単な他のゲームで検証する方法が考えられる. 投了識別への応用に

関しては，投了パラメータが時代とともにどのように変化したか，棋士個人でもプロとしての経験を積むに従いどう変化したかといったことは興味深い．名局判定への応用に関しては，本研究のテーマである局面難易度や，付随的に提案した完成度以外の指標も考慮した，より高度な名局判定モデルも価値がある．

本研究は，一般的には個人や一定レベルの経験を有する人々の感性のモデル化と捉えることができる．局面難易度は，各分野を究めた人がその分野の知的レベルを有する人に感動を与える要素の一例であり，将棋の名局を観戦して感動したり，プロ棋士による考え抜かれた妙手や美しい投了図に感銘を受けたりすることと，スポーツの熱戦や“名曲”に感動したり，プロ選手やアーティストの妙技に感銘を受けたりすることとに，共通のメカニズムやモデル化がある可能性もある．本研究成果が，他の専門分野を究めた人の思考や感動のメカニズムの解明に影響を与えることに期待する．

参考文献

[1] 伊藤毅志，“コンピュータの思考とプロ棋士の思考ーコンピュータ将棋の現状と展望ー，” 情報処理学会論文誌，Vol.48,No.12, pp.4033-4040, 2007.

[2] 伊藤毅志，“熟達者の直観的思考を組み込んだ将棋プログラムーHIT 将棋（Human Intuitive Thought）プロジェクト，” 情報処理学会論文誌，Vol.46,No.6,pp.1527-1532, 2005.

[3] 伊藤毅志，杵渕哲彦，藤井叙人，“ゲームにおけるヒューマンエラー，” ゲームプログラミングワークショップ 2014, pp.7-2, 2014.

[4] H. J. van den Herik, J. W. H. M. Uiterwijk, and J. V. Rijswijck, “Games Solved: Now and in the Future,” Artificial Intelligence, Vol. 134, Nos.1-2, pp. 277-311, 2002.

[5] L. V. Allis, “Searching for Solutions in Games and Artificial Intelligence,” Ph.D. Thesis, University of Limburg, 1994.

[6] M. Guid, and I. Bratko, “Computer analysis of World Chess Champions,” Computer and Games 2006, 2006.

[7] 山下 宏，“将棋名人のレーティングと棋譜分析,” ゲームプログラミングワークショップ 2014, pp.9-16, 2014.

[8] 伊藤毅志，“ヒューリスティックスを用いたイラストロジックの難易度評価，” ゲームプログラミングワークショップ 2005, pp.146-149, 2005.

[9] P. Jansen, “Problematic Positions and Speculative Play,” Computers, Chess and Cognition, pp.169-182, 1990.

[10] L. V. Allis, M. van der Meulen, and H. J. van den Herik, “Proof- number search,” Artificial Intelligence, Vol.66, No.1 pp.91–124, 1994.

[11] 長井 歩，今井 浩，“df-pn アルゴリズムの詰将棋を解くプログラムへの応用，” 情報処理学会論文誌，Vol.43, No.6,pp.1769-1777 , 2002.

[12] 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.

[13] 石飛太一，飯田弘之，“詰将棋問題の感性評価と証明数に関する考察,” 第 17 回ゲームプログラミングワークショップ 2012, pp.163-166, 2012.

[14] T. Ishitobi, A. Cincotti, and H. Iida, “Shape keeping technique and its application to checkmate problem composition,” In Ninth Artificial

Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference. Workshop (WS-13-19), pp.7-10, 2013.
[15] D. A. McAllester, “A new procedure for growing min-max trees. Technical report,” Artificial Intelligence Laboratory, MIT, Cambridge, MA, USA, 1985.
[16] D. A. McAllester, “Conspiracy Numbers for Min-Max Search,” Artificial Intelligence, Vol.35, No.3, pp.287–310, 1988.
[17] J. Schaeffer, “Conspiracy Numbers,” Artificial Intelligence Vol.43, No.1 pp.67–84, 1990.
[18] M. van der Meulen, “Conspiracy-Number Search,” ICCA Journal, Vol.13, No.1, pp.3–14, 1990.
[19] D. A. McAllester, and D. Yuret, “Alpha-Beta-Conspiracy Search,” ICGA Journal, Vol.25, No.1, pp.16-35, 2002.
[20] M. N. A. Khalid, U. K. Yusof, H. Iida, and T. Ishitobi, “Critical Position Identification in Games and Its Application to Speculative Play,” ICAART 2015, 2, 38-45, 2015.
[21] 保木邦仁, “局面学習を目指した探索結果の最適制御,” 第 11 回ゲームプログラミングワークショップ, pp.78-83, 2006.
[22] 保木邦仁, “将棋における局面評価の機械学習～探索結果の最適制御～,” 第 10 回情報論的学習理論ワークショップ, pp.145-149, 2007.
[23] K. Hoki, and T. Kaneko, “Large-Scale Optimization for Evaluation Functions with Minimax Search”, Journal of Artificial Intelligence Research 49, pp. 527-568, 2014.
[24] 棚瀬 寧, “棚瀬将棋の技術背景, ”情報処理, Vol.49, No.8, pp.987-992, 2008.
[25] 金子知適, 山口和紀, “将棋の棋譜を利用した大規模な評価関数の学習,” 情処学論, Vol.51, No.12, pp.2141-2148, 2010.
[26] 鶴岡慶雅, “選手権優勝記－激指の技術的改良の解説－, ”情報処理, Vol.51, No.8, pp.1001-1007, 2010.
[27] 竹内 章, “コンピュータ将棋「習甦」開発記”, コンピュータ将棋協会誌, Vol. 22, pp. 21-26, 2010.
[28] 竹内 章, “第 21 回世界コンピュータ将棋選手権における習甦”, コンピュータ将棋協会誌, Vol. 23, pp. 11-14, 2011.
[29] 竹内章, “コンピュータ将棋における大局観の実現を目指して,” 人工知能

学会誌 Vol.27,No.4, pp.443-448, 2012.
[30] E. A. Heinz, “Scalable Search in Computer Chess,” Ph.D. thesis, University of Karlsruhe, 1999.
[31] 金子知適, “最近のコンピュータ将棋の技術背景と GPS 将棋, ” 情報処理, Vol.50, No.9, pp.878-886, 2009.
[32] D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. van den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel, and D. Hassabis, “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,” Nature 529, pp.484–489 2016.
[33] 五十嵐治一, “教育・研究プロジェクト「芝浦将棋」の展望, ” コンピュータ将棋協会誌, Vol.22, pp.35-48, 2010.
[34] 竹内聖悟, 金子知適, 林 芳樹, 山口和紀, 川合 慧 : 勝率に基づく評価関数の評価と最適化, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.11, pp.3446-3454 , 2007.
[35] L.Bottou, “Online Algorithms and Stochastic Approximations,” Online Learning and Neural Networks, Cambridge University Press, pp.9-42, 1998.
[36] J.Duchi, and Y.Singer, “Efficient Online and Batch Learning Using Forward Backward Splitting,” Jounal of Machine Learning Research, 10, pp.2899-2934, 2009.
[37] J. Schaeffer, “The History Heuristic and Alpha-Beta Search Enhancements in Practice,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.11, No.11, 1989.
[38] C. Donninger, “Null Move and Deep Search: Selective Search Heuristics for Obtuse Chess Programs,” ICCA Journal, Vol.16, No.3 pp.137-143, 1993.
[39] E. A. Heinz, “Adaptive Null-Move Pruning,” ICCA Journal, Vol. 22, No. 3, 1999.
[40] O.D. Tabibi, and N.S. Netanyahu, “Verified Null-Move Pruning,” ICCA Journal, Vol. 25, No. 3, pp. 153-161, 2002.
[41] E. A. Heinz, “Extended Futility Pruning”, ICGA Journal, Vol. 21, No. 2, pp.75-83, 1998.
[42] 保木邦仁, “コンピュータ将棋における全幅探索と futility pruning の応

用”, 情報処理学会誌, Vol. 47 No. 8, pp. 884-892, 2006.
[43] 伊藤裕, 橋本剛, 橋本隼一, “動的なマージンを用いる Futility Pruning”, 第 12 回ゲームプログラミングワークショップ, pp. 1-8, 2007.
[44] M. Buro, “ProbCut: An Effective Selective Extension of the Alpha-Beta Algorithm,” ICCA Journal, Vol.18, No.2, pp.71-76, 1995.
[45] M. Buro, “Experiments with multi-probcut and a new high-quality evaluation function for Othello,” In H. I. H. J. van den Herik ed., Games in AI Research, pp. 77–96. Van Spijk, 2000.
[46] A. X. Jiang, and M. Buro, “First Experimental Results of ProbCut Applied to Chess,” Proceedings of the Advances in Computer Games Conference 10, pp.19-32, 2003.
[47] K. Hoki, and M. Muramatsu, “Effciency of three forward-pruning techniques in shogi: Futility pruning, null-move pruning, and late move reduction (LMR),” Entertainment Computing, 3, pp.51-57, 2012.
[48] Y. J. Lim, and W. S. Lee, “Rankcut – a domain independent forward pruning method for games,” In Proceedings of the Twenty-First National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2006), 2006.
[49] T. Anantharaman, M. Campbell, and F. Hsu, “Singular Extensions: Adding Selectivity to Brute-Force Searching,” Artificial Intelligence, Vol.43, No.1, pp. 99–109, 1990.
[50] 山下 宏, “0.5 手延長アルゴリズム,” 第 4 回ゲームプログラミングワークショップ, pp. 46-54, 1997.
[51] Y. Tsuruoka, D. Yokoyama, and T. Chikayama, “Game-tree Search Algorithm based on Realization Probability,” ICGA Journal, Vol.25, No.3, pp146-153, 2002.
[52] 保木邦仁, “Crafty と比較した Bonanza の有効分岐因子,” 人工知能学会誌 Vol.26,No,3, pp.295-300, 2011.
[53] D. F. Beal, and M. C. Smith, “Temporal Difference Learning Applied to Game Playing and the Results of Application to Shogi,” Theoretical Computer Science, Vol.252, pp.105-119, 2001.
[54] 竹内章, “非線形評価関数の改良により臨んだ第 3 回将棋電王戦,” 情報処理, Vol.55, No.8, pp.847-850, 2014.

[55] 竹内章, “長時間の対局から考察するコンピュータ将棋−電王戦リベンジマッチ激闘 23 時間を振り返って−,”知能と情報, Vol.26, No.5, pp.192-199, 2014.
[56] “−棋士が選ぶ名局ベスト 10−プレイバック 2014,” 将棋世界 第 79 巻 6 号, pp.21-33, 2015.

本研究に関する発表論文

1) 竹内章, 飯田弘之: 将棋における投了局面の識別, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.11, pp.2370-2376, 2014.
2) 竹内章, 鵜木祐史, 飯田弘之: 評価指標間の相関に基づく局面の難易度推定, 情報処理学会研究報告, Vol.2015-GI-33 No.13, 2015.
3) A. Takeuchi, M. Unoki, and H. Iida, "An Approach to Estimating Decision Complexity for Better Understanding Playing Patterns of Masters," Applied Computing & Information Technology, Vol.619 of the series Studies in Computational Intelligence, pp. 113-126, 2015.