

Title	コンピュータを用いたゲーム対戦の相互作用に関する研究
Author(s)	若林, 宏明
Citation	
Issue Date	2013-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10119/11315">http://hdl.handle.net/10119/11315</a>
Rights	
Description	Supervisor:飯田弘之, 情報科学研究科, 修士

修 士 論 文

コンピュータを用いたゲーム対戦の  
相互作用に関する研究

北陸先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科情報科学専攻

若林 宏明

2013年3月

修 士 論 文

コンピュータを用いたゲーム対戦の  
相互作用に関する研究

指導教員 飯田弘之 教授

審査委員主査 飯田弘之 教授  
審査委員 池田心 准教授  
審査委員 長谷川忍 准教授

北陸先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科情報科学専攻

1110071 若林 宏明

提出年月: 2013 年 2 月

## 概要

現在ではスポーツやボードゲーム等、様々なジャンルのゲームが存在する。その中には、情報技術の進歩により生まれた、ネットワークを介したゲーム、すなわち「オンラインゲーム」がある。そのジャンルのプレイヤーには「リアルに強い派・ネットに強い派」が存在する。麻雀を例に例えると、「リアルに強い派」には、現状を察知し、場を読む鋭い洞察力を持っているものがあることに対し、「ネットに強い派」には、牌効率を重視した打ち筋で、運の要素やその場の流れといった考え方を嫌う理論派がいる。この違いは情報の扱い方の違いによって発生するものだと考える。前者は場に存在する多くの情報から推測することから、ネット麻雀といった、相手の顔、場の空気といった情報が足りない場面では力を出すことができない。逆に後者は、必要な情報量しかない場面では冷静に自分の考えに従って行動することができるが、リアルに面と向き合った場面では、情報が増えることによって思考が混乱し、思わぬミスが発生すると考えることとする。このように、コンピュータを介するゲームでプレイヤーの強さが変化することが知られている。しかし、環境によりプレイヤーの強弱が変化することを体感で感じるができるが、具体的な要因は知られていない。また、コンピュータAIと対戦する際に、実際に面と向かって人間と対戦した場合に比べ、戦略の違いや対局に対する心構え、ゲームの楽しさが変化する場合が報告されている。

本稿では、コンピュータを介した場合にプレイヤーの強さ、心境の変化が何故生じるのかを、ゲーム情報力学モデルに基づいて、勝負の流れの可視化を行い考察する。このモデルを用いて情報粒子の流れを仮定することで、情報速度や情報加速度などの力学的諸概念の導入が可能となる。提案モデルを将棋の対局に適用することで、試合中の臨場感を数値化し、遊戯性やスリル感などを定量的に議論することができる。このモデルを、今回は将棋の対局に利用し、人間とコンピュータの知能の違いを考察する。人間がコンピュータに対するアプローチ、さらにはコンピュータを介したゲーム対戦の特徴を得ることによって、今後のコンピュータAIの発展や、人間がコンピュータといかにして付き合っていくかの参考になる可能性がある。

第1章では，この研究が行われた背景と，この論文の構成について説明する．

第2章では，人間とコンピュータの知の類似または相違を明らかにするために使用する，ゲーム情報力学モデルについて説明する．人間やコンピュータの思考を定量的に測る手法として，流体力学に基づいて考案されたゲーム情報力学を利用する．この章で定義し説明する Advantage, Winning rate, Certainty of game outcome, Potential energy, Kinetic energy を用いて，次の章で実験データの考察を行う．これらはゲームの評価値，勝率，ゲーム結果の確かさ，位置エネルギー，運動エネルギー，さらにはゲームの面白さを，時間推移とともに表すことが出来る．

第3章では，コンピュータ同士を対戦させた結果だけではなく，実際に複数の将棋のブロに実験を協力して頂いて得た試合データを基に，ゲーム情報力学モデルを利用して，人間 vs コンピュータ，コンピュータ vs コンピュータから特徴を得る．結果として，人間の方が自己評価の変化幅が大きいことや，コンピュータはゲーム後半に K.E. を急激に上昇させることが分かった．また，人間の強さを測る指標になり得る可能性がある値が発見されるとともに，やはりコンピュータには人間にない独特の弱点を持っていることが示された．

第4章では，第3章で得られた考察や解析データについてディスカッションを行う．第3章で得た実験データの特性が何故得られたのかを議論する．第4章のディスカッションを基にして，コンピュータの特徴，コンピュータに対する人間の特徴，さらには，今後人間はコンピュータに対してどのようなアプローチをかけるかを考察する．

# 目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究の背景・目的	1
1.2	本論文の構成	1
第2章	ゲーム情報力学モデル	2
2.1	ゲーム場における相互作用の数理モデル	2
2.1.1	ゲーム情報力学モデル	2
2.1.2	試合の情報エネルギー	3
2.2	Advantage	6
2.3	Winning Rate	6
2.4	Certainty of game outcome Graph	6
第3章	試合データの解析	7
3.1	Human VS Computer	7
3.1.1	激指 vs Player F(プロ棋士)	8
3.1.2	激指 vs Player A(プロ棋士)	13
3.1.3	ボンクラーズ vs 米長邦雄永世棋聖	18
3.1.4	Potential energy と Kinetic energy のまとめ	24
3.1.5	まとめ	25
3.2	Computer VS Computer	25
3.3	Human VS Human	28
第4章	ディスカッション	29
第5章	まとめ	31
第6章	今後の課題	32

# 第1章 はじめに

## 1.1 研究の背景・目的

現在ではネットワークを介したゲームが普及していて、プレイヤーには「リアルに強い派・ネットに強い派」が存在する。麻雀を例に例えると、「リアルに強い派」には、現状の状況を察知し、場を読む鋭い洞察力を持っているものがあることに対し、「ネットに強い派」には、牌効率を重視した打ち筋で、運の要素やその場の流れといった考え方を嫌う理論派がいる。この違いは情報の扱い方の違いによって発生するものだと考える。前者は場に存在する多くの情報から推測することから、ネット麻雀といった、相手の顔、場の空気といった情報が足りない場面では力を出すことができない。逆に後者は、必要な情報量しかない場面では冷静に自分の考えに従って行動することができるが、リアルに面と向き合った場面では、情報が増えることによって思考が混乱し、思わぬミスが発生することになる。このように、コンピュータを介するゲームでプレイヤーの強さが変化することが知られている。しかし、環境によりプレイヤーの強弱が変化することを体感で感じることができるが、具体的な要因は知られていない。

本論文ではデータ解析の手法として、ゲーム情報力学モデルを利用する。情報を時間（思考ゲームでは手数）に関する解析的な関数として数学的に表現させることで、思考を視覚化し、原因の考察を行った。

## 1.2 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す。2章において、人とコンピュータの知の類似または相違を明らかにするために使用する、ゲーム情報力学モデルについて説明する。3章では、実際に解析されたデータを人コンピュータ、コンピュータとコンピュータ、人と人に分けて考察を行う。4章では、解析データを基にディスカッションを行う。

## 第2章 ゲーム情報力学モデル

本論文では，人間やコンピュータの思考を定量的に測る手法として，流体力学に基づいて考案されたゲーム情報力学モデル [1] を利用する．このモデルを基にして作成されたグラフより，ゲームの考察を行う．

### 2.1 ゲーム場における相互作用の数理モデル

最近，ゲーム情報力学モデル [1] が流体力学に基づいて提案された．このモデルでは，情報はゲーム長 (あるいは時間) における連続的な滑らかな関数として数学的に表現される．2つの代表的モデルはそれぞれ以下のように表現される．

$$\text{Model1} : \xi = \eta^n \quad (2.1)$$

そして

$$\text{Model2} : \xi = [\sin(\pi/2 \cdot \eta)]^n \quad (2.2)$$

である．ここで， $\xi$  はゲーム結果の確かさ， $\eta$  は無次元ゲーム長，そして  $n$  はパラメーターである．

#### 2.1.1 ゲーム情報力学モデル

モデル化の手法は以下の手順で実施された．

- (a) 情報力学モデルとして流れ問題を仮定し，解を求める．
- (b) 求められた解の位置と時間による依存性を求める．
- (c) この解がゲーム情報モデルに対応しているかどうか調べる．
- (d) 可能ならば，適当な手段を用いて当該の流れを視覚化する．
- (e) 流れ問題とゲームとの対応関係を決定する．
- (f) 最終的に，情報力学モデルを数式で表す．

流体力学に基づいた情報力学のモデル化手法は [1] によって確立されている．

## 2.1.2 試合の情報エネルギー

ゲーム情報力学において，例えば情報，情報運動量，情報力，あるいは情報エネルギーを定義することができる．情報粒子が私たちの脳の内部において自然界の流体粒子と同様に流れる場合，情報力学について議論することは可能である．ここで，情報運動量と情報力および情報エネルギーの間でゲームの長さに関する依存性を観察した．結果，これらはいずれも類似した依存性を示したので，情報運動エネルギーのみを考慮することで十分であることが明らかとなった．

無次元の情報速度は次のように定義され

$$d\xi/d\eta = n\eta^{n-1} \quad (2.3)$$

無次元の情報運動エネルギー  $E_k$  は次のように

$$E_k = 1/2 \cdot \phi \cdot (d\xi/d\eta)^2 \quad (2.4)$$

定義された．さらに，均質な情報流体を仮定すれば，無次元の情報質量  $\phi = 1$  なので，無次元情報運動エネルギーは次のように表される．

$$E_k = 1/2 \cdot (d\xi/d\eta)^2 \quad (2.5)$$

従って，(2.3) と (2.5) より無次元情報運動エネルギー  $E_k$  の値を計算可能である．

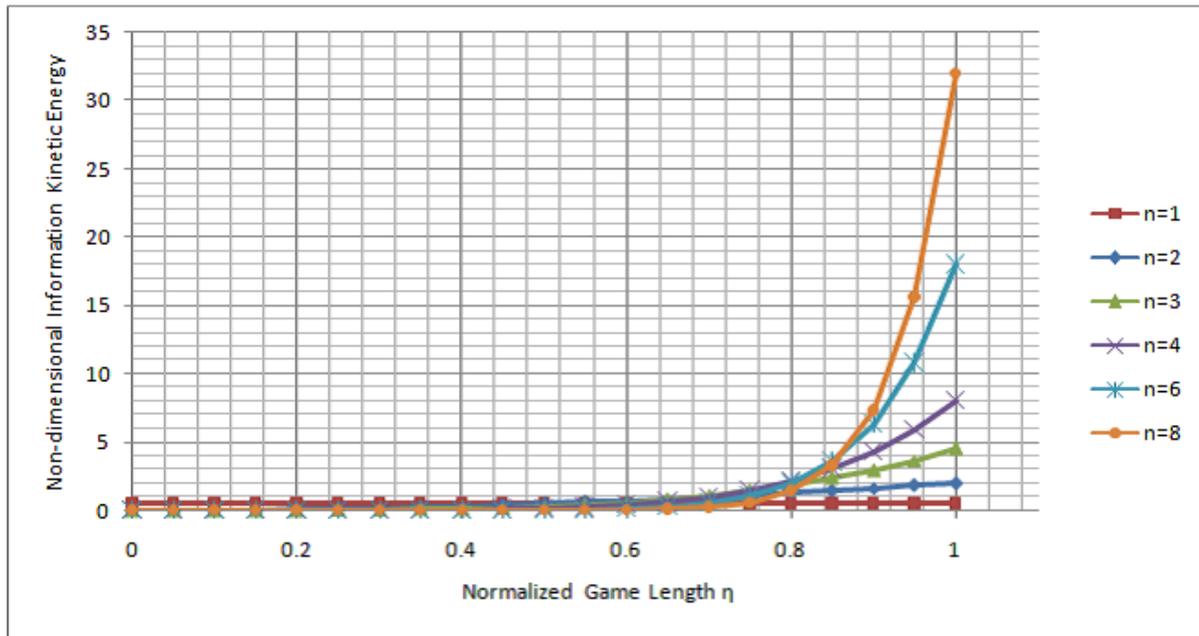


図 2.1: 無次元情報運動エネルギー  $E_k$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係

図 2.1 に Model1 における  $n$  の値を  $1, 2, 3, 4, 6, 8$  とし曲線を示した。  $n$  の値が大きいほど、情報運動エネルギーが大きくなる。

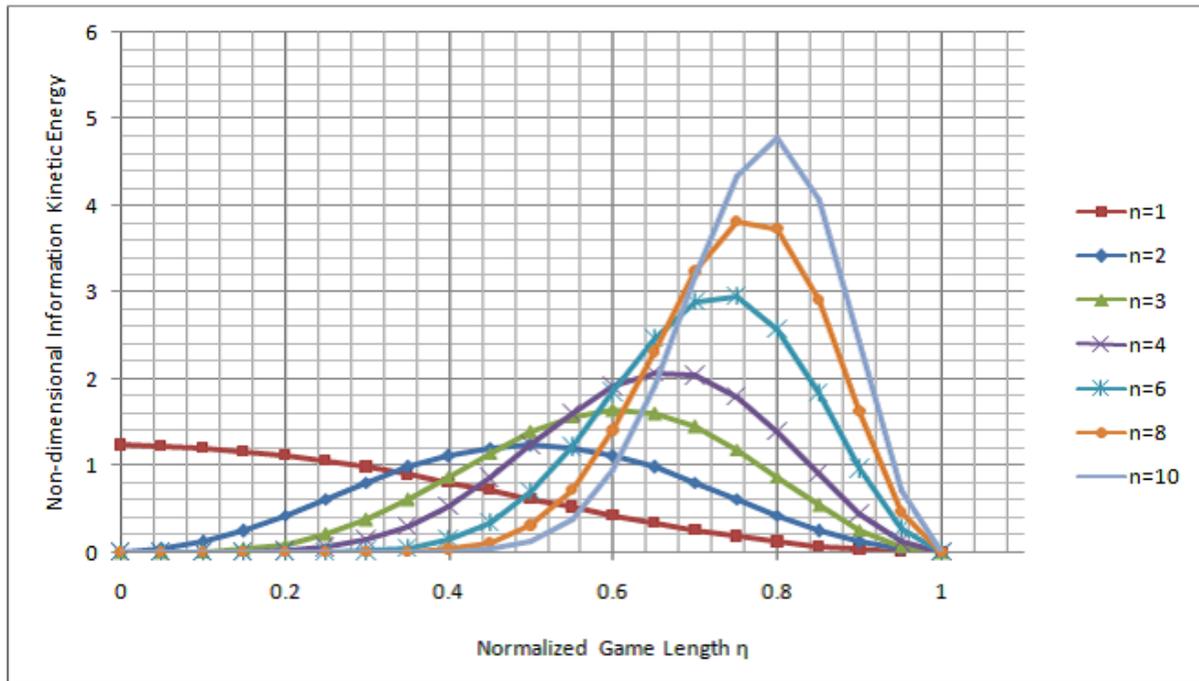


図 2.2: 無次元情報運動エネルギー  $E_k$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係

図 2.2 に Model2 における  $n$  の値を 1, 2, 3, 4, 6, 8 とし曲線を示した。  $n$  の値が大きいほど、より大きな  $\eta$  の値で情報運動エネルギーの最大値を取るようになる。また、  $n$  の値が大きくなるほど、  $\eta = 0.7$  付近で情報運動エネルギーが急増する。

## 2.2 Advantage

Advantage とは，評価値を総評価値で正規化したものである．Advantage を用いることによりゲームの勝者の優位状況の時間推移を，数値化して表現することができる．ここでは，Advantage  $\alpha(\eta)$  を次のように定義する．

$$\alpha(\eta) = Ad(\eta)/ACT(1) \quad for \quad 0 \leq \eta \leq 1 \quad (2.6)$$

ここで， $Ad(\eta)$  は任意の  $\eta$  における Advantage を表し， $\eta$  は無次元ゲーム長である． $ACT(1)$  はゲーム中の総 Advantage を表し，任意の  $\eta$  までの総 Advantage を表す． $ACT(\eta)$  は次のように定義されている．

$$ACT(\eta) = ACT\left(\frac{m}{N}\right) = \sum_{1 \leq i \leq m} |Ad(i) - Ad(i-1)| \quad (2.7)$$

ここで， $m$  は現在の指し手数であり， $N$  はゲーム終了時における総指し手数であり， $i$  は正の整数を表わす．従って， $\eta = \frac{m}{N}$  は無次元のゲーム長を表す．

## 2.3 Winning Rate

Winning Rate とは，両プレイヤーの勝率の推移を，数値化して表現するものである．勝者と敗者の Winning Rate  $p_1(\eta)$ ， $p_2(\eta)$  は，それぞれ次のように定義される．

$$p_1(\eta) = \{1 + \alpha(\eta)\}/2, \quad p_2(\eta) = \{1 - \alpha(\eta)\}/2. \quad (2.8)$$

ここで， $\alpha(\eta)$  は任意の  $\eta$  における Advantage である．

## 2.4 Certainty of game outcome Graph

Certainty of game outcome とは，ゲーム結果の確かさを表すものである．Certainty of game outcome  $\xi$  は次のように定義される．

$$\xi = \begin{cases} |\alpha(\eta)| & \text{for } 0 \leq \eta < 1 \\ 1 & \text{for } \eta = 1 \end{cases}$$

## 第3章 試合データの解析

### 3.1 Human VS Computer

この章では、Human vs Computer の試合データを計測して考察するために、実際に行われた将棋の対局をもとに検証する。人間の評価関数を得ることが難しいため、自身とコンピューターの指し手の両方を評価できる将棋のプロが非公開でコンピューターと対戦した結果を使用する。今回の実験において複数の将棋のプロ、Player A、PlayerF、米長邦雄永世棋聖に協力をあおぎ、ゲーム情報力学モデルを利用したグラフを用いて、それぞれの対局結果の考察を行った。

### 3.1.1 激指 vs Player F(プロ棋士)

ここでは、激指とプレイヤー F の試合結果を考察する。この試合の勝者は激指であり、敗者は Player F であった。

#### Advantage

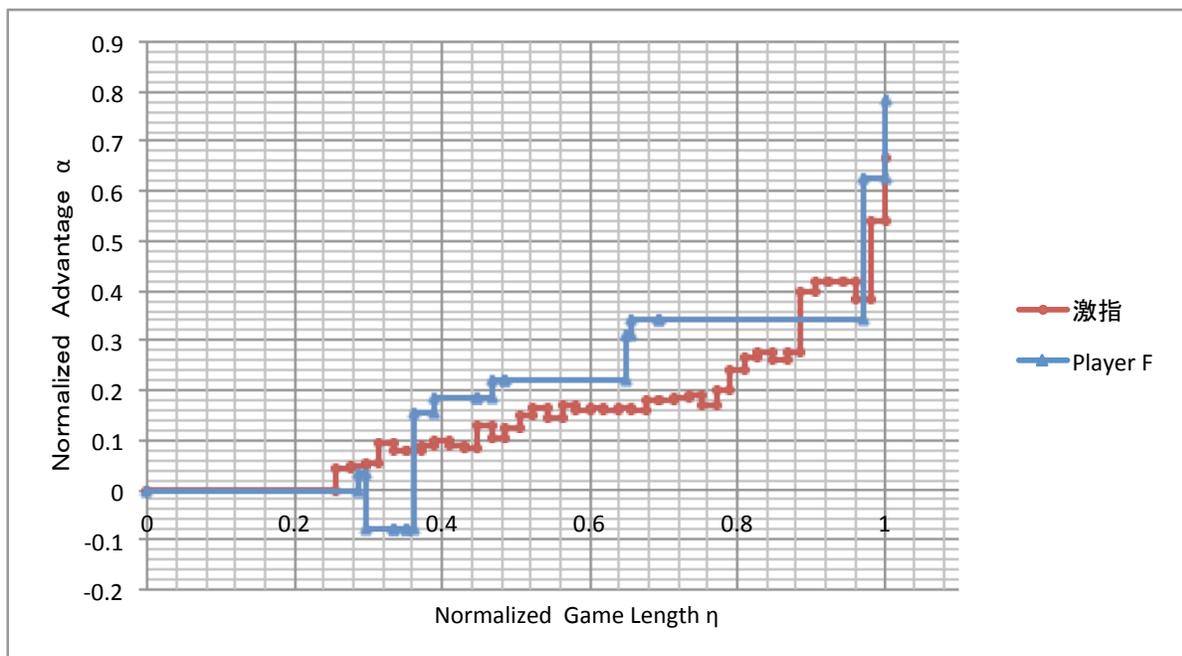


図 3.1: Advantage  $\alpha$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player F)

図 3.1 の縦軸は Advantage  $\alpha$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である。

この図より、以下のことを見て取れる。

- 人間の方がコンピューターより Advantage の変動幅が大きい。
- 人間の方がより早い段階で Advantage を変化させる。

## Winning Rate

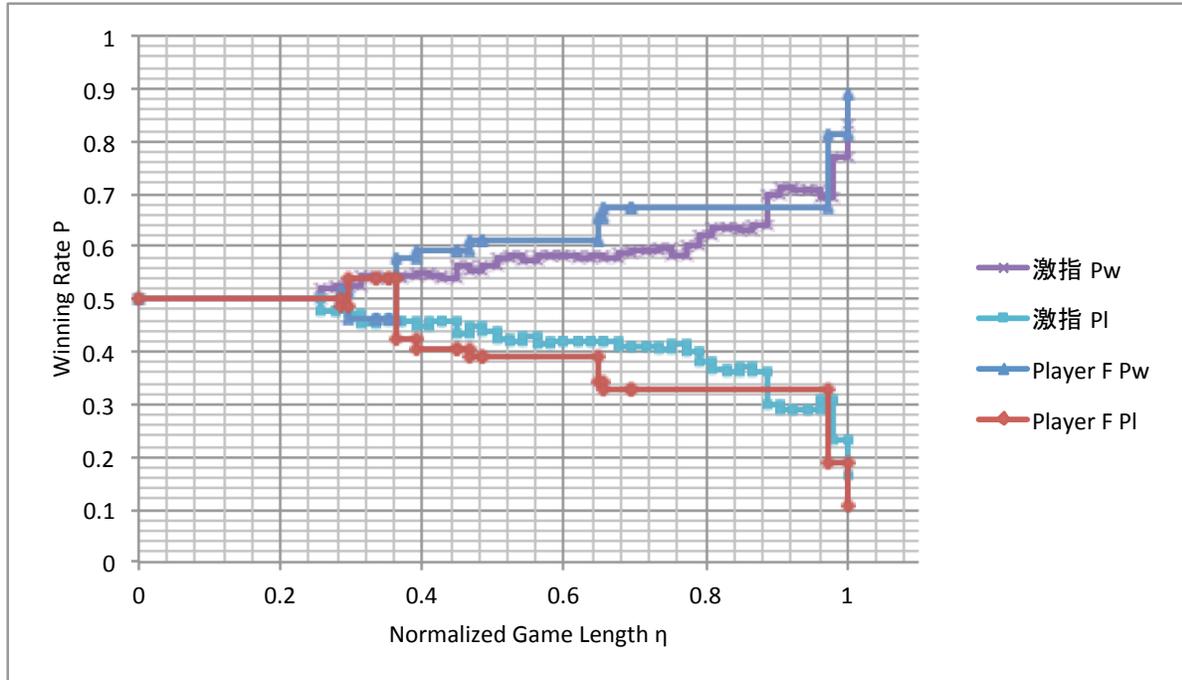


図 3.2: Winning Rate P と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player F)

図 3.2 の縦軸は Winning Rate P , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .  
ここで , Pw は勝者の Winning Rate を表し , Pl は敗者のそれを表す .  
図より , 以下のことを見て取れる .

- Player F は  $\eta=0.65$  付近までに Winning Rate を変化させ , 勝負が決着する直前までは変化させない
- 激指は  $\eta=0.8$  付近までは緩やかに Winning Rate を変化させ , その後勝負の決着まで急激に変化させている

## Certainty of game outcome

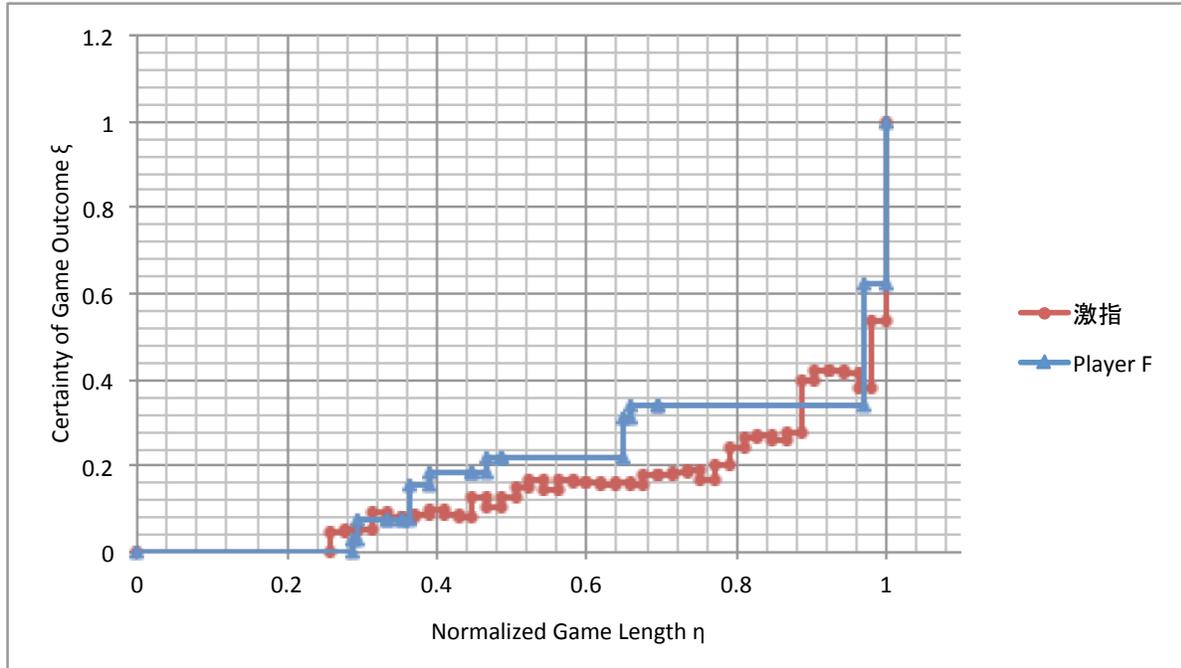


図 3.3: Certainty of game outcome  $\xi$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player F)

図 3.3 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .

図より , 以下のことが考察できる

- $\eta=0.95$  付近で  $\xi$  が両曲線とも急激に上昇している . つまりこの  $\eta$  の値付近で , ゲームの決着がほぼついていると考えられる
- Player F は  $\eta=0.65$  付近で  $\xi$  を急増させている . この事実は , Player F の方がコンピュータより早くゲームの形勢の変化に気づけているものと考えられる .

## ゲーム情報力学モデル

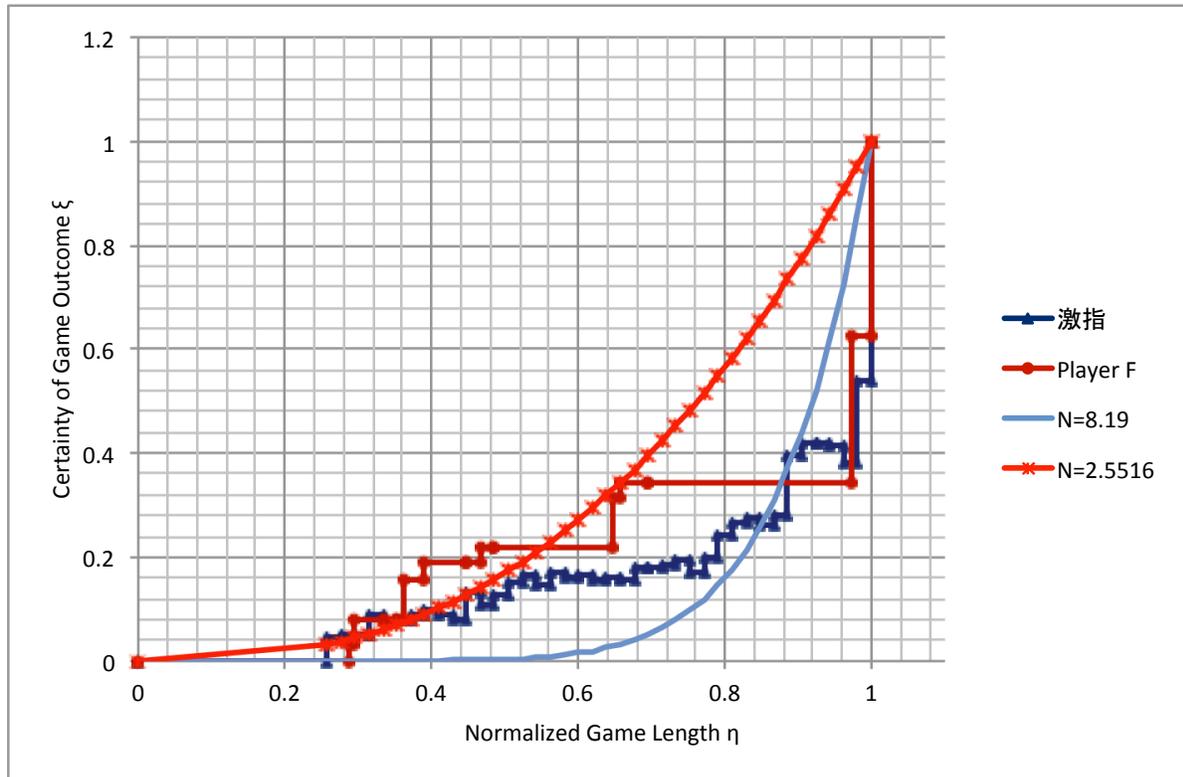


図 3.4: Certainty of game outcome  $\xi$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player F)

図 3.4 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である . この図中 , 曲線 ( $n=8.19$ ) は激指曲線に対する最小二乗法で描いた近似曲線 , 曲線 ( $n=2.5516$ ) は Player F 曲線に対する最小二乗法で描いた近似曲線である . 図 3.4 より , 人間よりコンピュータの  $n$  の値がより大きくなっていることが分かる . これは人間の方がコンピュータより敏感により早くゲームの状況を読み取ること示唆しており興味深い .

人間よりコンピュータの方が  $n$  の値が高くなっている . これは人間がコンピュータより早くゲームの状況を読み取ることと関連しているのかもしれない .

## Potential energy と Kinetic energy

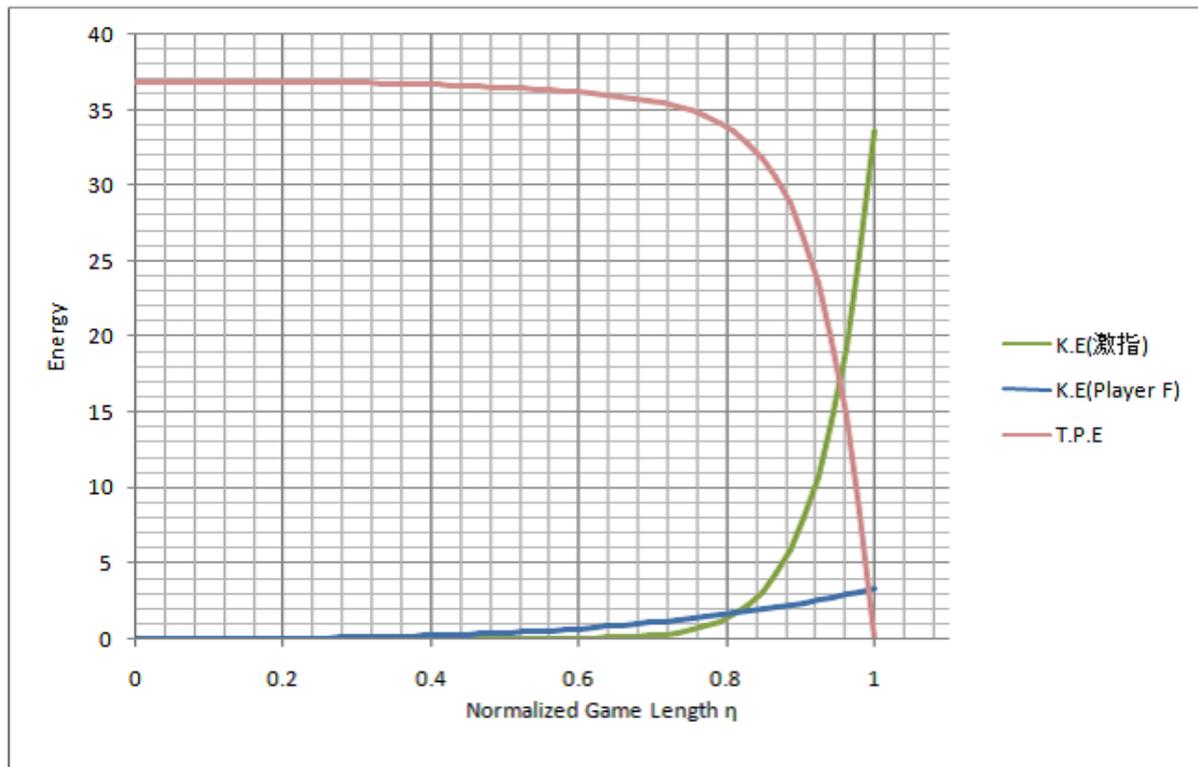


図 3.5: Energy と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player F)

図 3.5 の縦軸は Energy (Total Potential Energy, T.P.E. または Kinetic Energy, K.E.) , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .

この図より , 以下のことを見て取れる .

- T.P.E と K.E の交点を , そのプレイヤーによってゲームの勝敗が決したポイントだと仮定すれば , コンピュータ (激指) は人間 (Player F) より先にゲームの決着を判断しているものと考えられる .
- 人間 (Player F) は早い段階から K.E が増加していることから , 試合の優劣状況判断をより敏感にかつ早期に察知しているものと考えられる .

### 3.1.2 激指 vs Player A(プロ棋士)

ここでは、激指とプレイヤー A の試合結果を考察する。  
試合内容は、激指が PlayerA に圧勝した、いわゆるワンサイドゲームであった。

#### Advantage

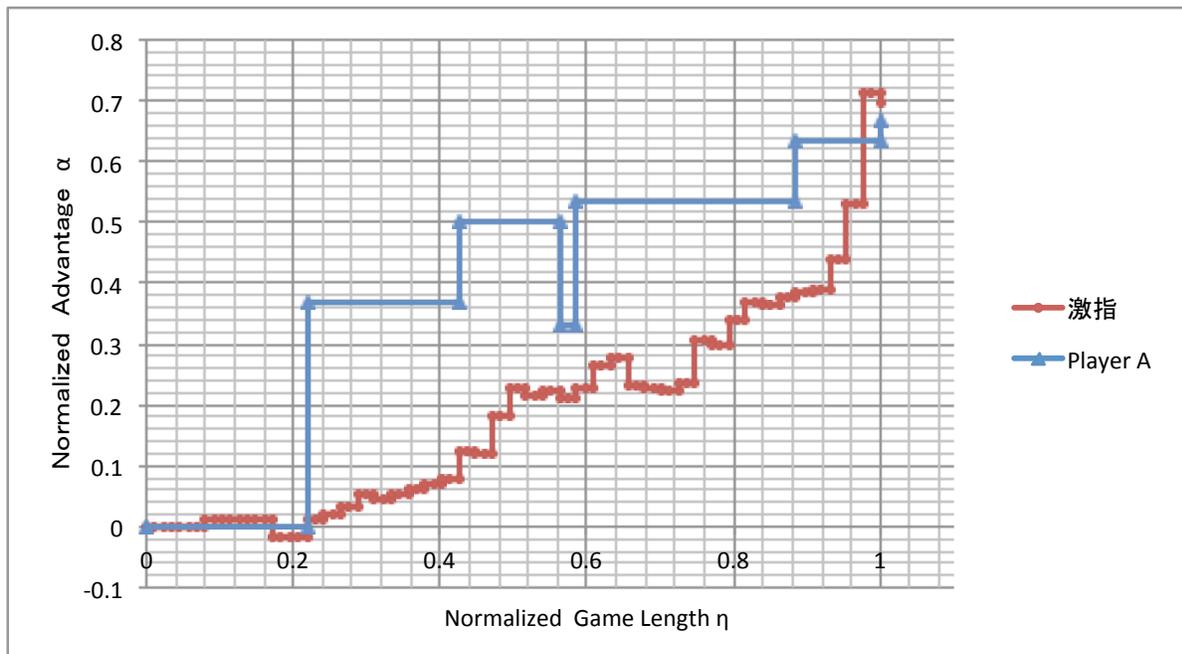


図 3.6: Advantage  $\alpha$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player A)

図 3.6 の縦軸は Advantage  $\alpha$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である。  
図より、以下のことを見て取れる

- 人間 (Player A) の Advantage の変動幅がコンピュータ (激指) に比べて大きい。
- 人間と、コンピュータのいずれも、初期から逐次 Advantage を増やし続けている。
- $\eta=0.6$  付近で Advantage の増加が一旦緩やかになり、 $\eta=1.0$  付近で再び急激に増えている。

## Winning Rate

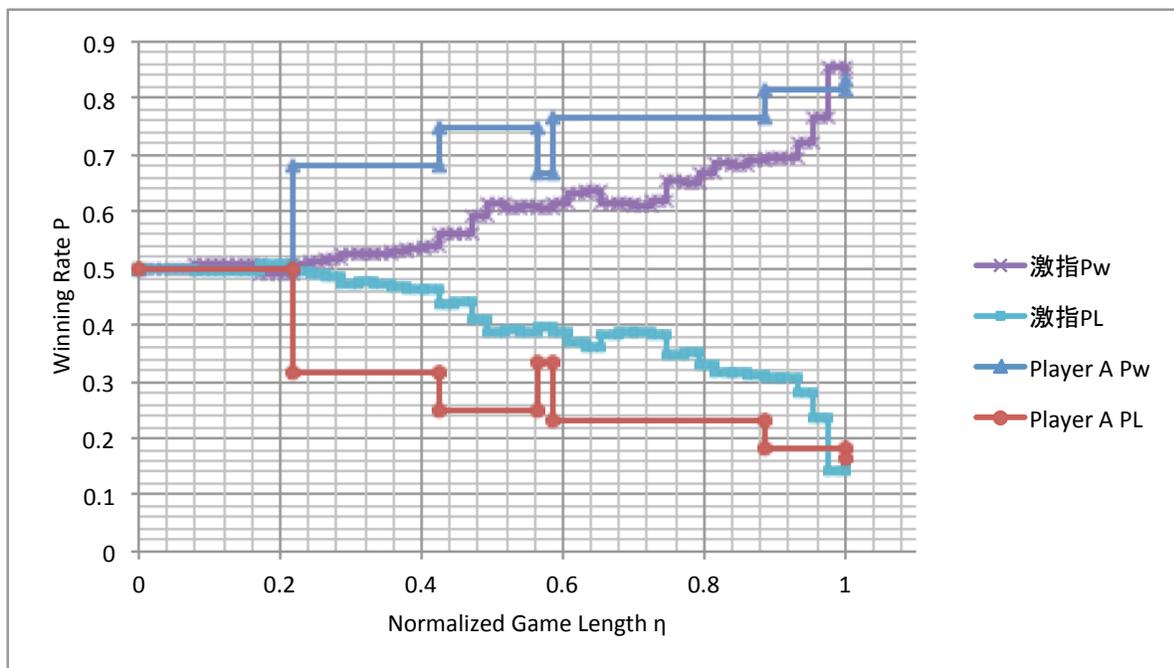


図 3.7: Winning Rate P と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player A)

図 3.7 の縦軸は Winning Rate P , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .  
ここで , Pw は勝者の Winning Rate を表し , Pl は敗者のそれを表す .  
この図より , 以下のことを見て取れる .

- 人間 (Player A) の Winning Rate の方がより早い段階で増加している .  $\eta=0.6$  付近でコンピュータ (激指) とかなり近い値をとっているが , 人間の方が終始コンピュータよりも高い Winning rate の値をとっている
- コンピュータは ,  $\eta=0.5$  までは Winning Rate の値を 0.6 まで上昇させる . 以降は  $\eta=0.8$  までその Winning Rate が横ばいとなっているが , そこからまた Winning Rate が約 0.85 になるまで増加している .

## Certainty of game outcome

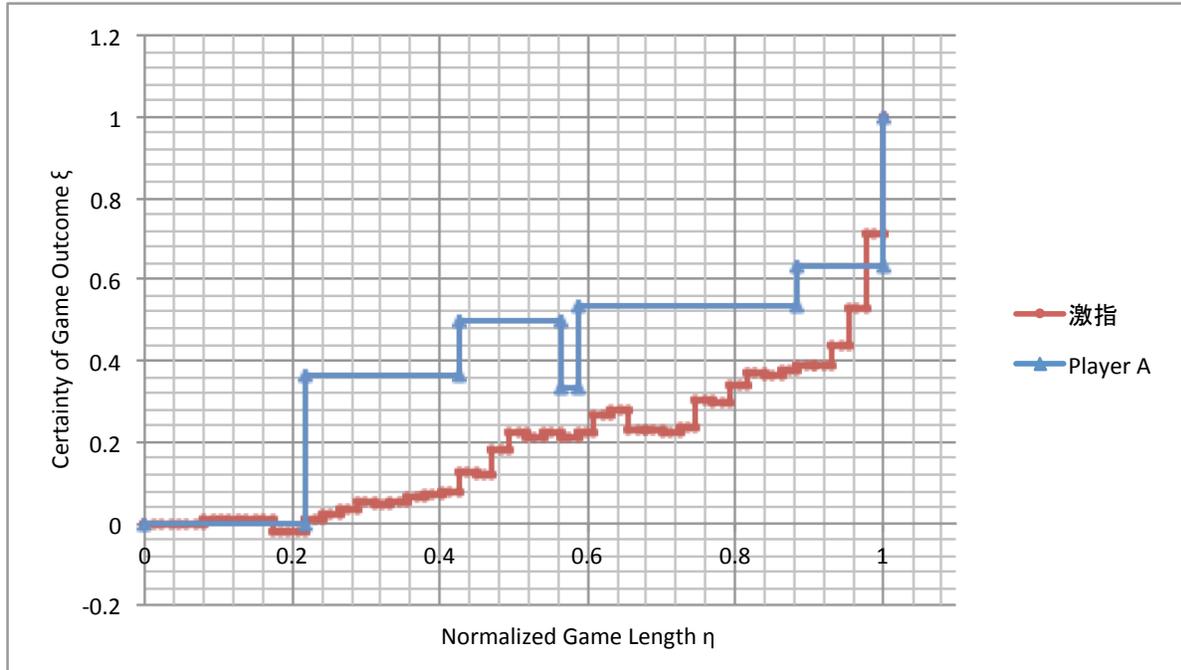


図 3.8: Certainty of game outcome  $\xi$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player A)

図 3.8 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .  
この図より , 以下のことを見て取れる

- 人間 (player A) は早期にコンピュータ (激指) との実力差を認識したために約  $\eta=0.2$  以後から高い , Certainty of game outcome  $\xi$  の値を与えている .
- コンピュータは人間に比べるとより低い値ではあるが , ほぼ単調に Certainty of game outcome  $\xi$  の値をゲーム長  $\eta$  の増加に従って増加している .

## ゲーム情報力学モデル

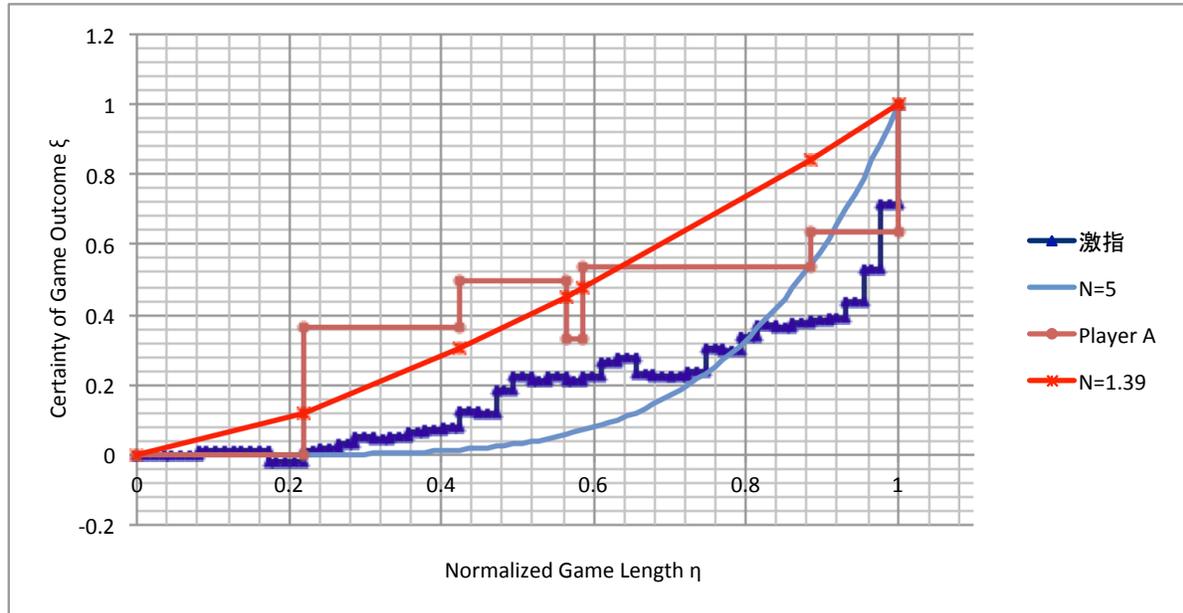


図 3.9: Certainty of game outcome  $\xi$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player A)

図 3.9 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である . この図中 , 曲線 ( $n=5$ ) は激指曲線に対する最小二乗法で描いた近似曲線であり , 一方 , 曲線 ( $n=1.39$ ) は Player A 曲線に対する最小二乗法で描いた近似曲線である .

この図から明らかなように , やはり人間よりコンピュータの方が Model1 のパラメーター  $n$  の値が大きくなっている . このゲームは , いわゆるワンサイドゲームとなっているので , 試合の展望が早期に判別しやすくなっていることが起因して , 人間とコンピュータがいずれも  $n$  の値を小さく評価していることがわかる .

## Potential energy と Kinetic energy

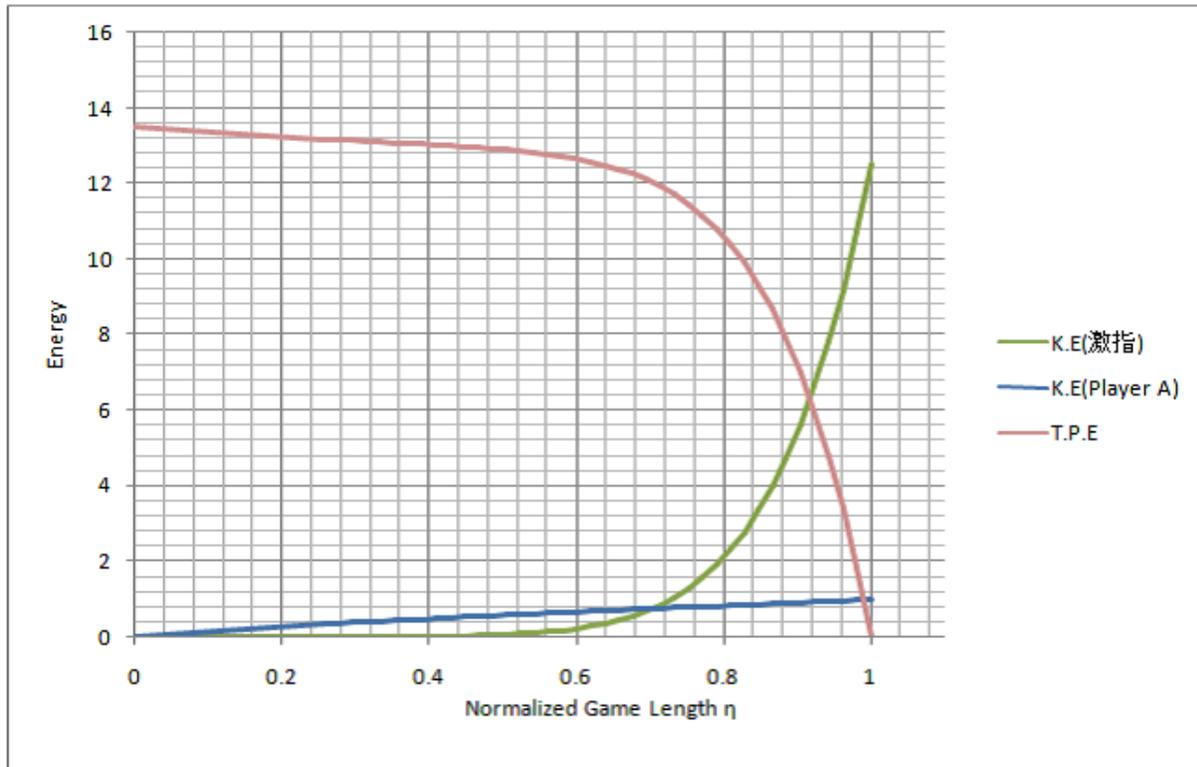


図 3.10: Energy と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (激指 vs Player A)

図 3.10 の縦軸は Energy (Total Potential Energy, T.P.E. または Kinetic Energy, K.E.), 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である.

図より, 以下のことを見て取れる

- Total Potential Energy (T.P.E) の最大が 14 となっており, この値は他の試合に比べて小さい.
- T.P.E のグラフと Kinetic Energy (K.E) の交点がゲームの勝敗が決したポイントであると仮定するならば, 勝者 (激指) の方が, 敗者 (Player A) より早い段階で, 勝負の結果を察知していたことになり, この仮定の妥当性を示唆するものとして興味深い.

### 3.1.3 ボンクラーズ vs 米長邦雄永世棋聖

ここでは、ボンクラーズと米長邦雄永世棋聖の試合を考察する。

米長邦雄永世棋聖は Player A, Player F とは異なり、試合前に何度もコンピュータと対戦することでこれについて研究し、コンピュータに対する対策を十分に準備して対戦を行ったと伝えられている。[3]

具体的には

千日手上等の手筋 千日手とは、同じ局面が何回か登場することであり、もしこの状況になった場合は引き分けとなり先手と後手を入れ替えて後日打つこととなる。先手の方が若干有利なので、千日手を狙う意味が十分にある。

入玉を狙う 入玉とは、王が相手陣内に入ることで、基本的には前しか動かない歩や桂馬を相手が使いづらくなるため、自玉を詰ませにくくする狙いがある。コンピュータはこの入玉にとっても弱いとされているので、十分に狙う価値がある。

コンピュータに力を発揮させない コンピュータの性質を逆手に取った変わった指し手を行うことによって、コンピュータに本来の仕事させないという狙いである。コンピュータ将棋の世界では、通称「稲庭将棋」と呼ばれる戦法があり、この戦術をベースに米長邦雄永世棋聖は試合を組み立てた。この戦術を簡単に言うと、相手のコンピュータソフトを攻めあぐねさせて時間切れを狙う手となる[4]。基本的にコンピュータは、ある手を打ったらその場が優勢になるかどうかを考えて打つこととなる。そこで稲庭将棋は、どう攻めても相手が少しでも不利になる鉄壁の守りを築き上げるという戦法を扱う。つまりコンピュータには創作や攻めの構想など、新たなものを生み出すということはプログラムされていないことを逆手にとった戦法である。

以上のように、米長永世棋聖はコンピュータが対応しにくい戦法をベースにして対策を行っていた。

対するボンクラーズは

- 株式会社富士通研究所の伊藤英紀が開発
- 第 21 回世界コンピュータ将棋選手権優勝
- レーティングは約 3300
- 1 秒に約 1800 万手を読む

といった構成となっている。

試合内容としては、中盤までは拮抗としたゲームが続き、そして終盤に米長邦雄永世棋聖がミスをすることにより、コンピューターが隙をつけ込むという形になっている。試合の結果としては、最終的に人間側が敗北している。

ここでも、同様に、Advantage, Winning rate そして Certainty of game outcome graph を使用して試合の考察を行う。

## Advantage

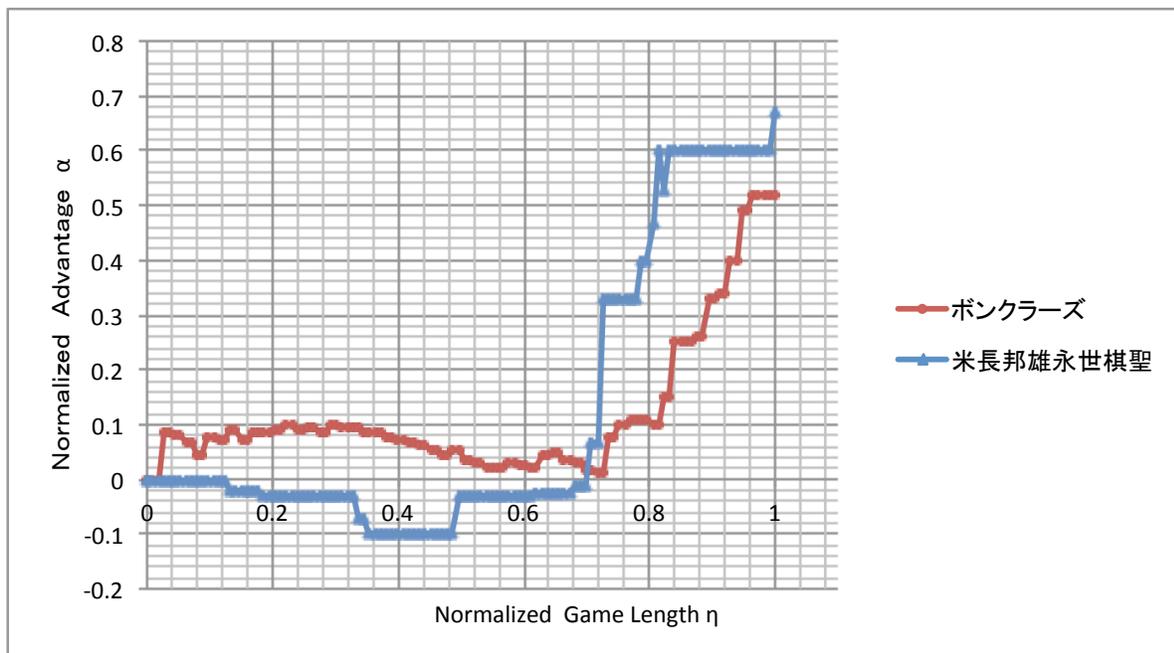


図 3.11: Advantage  $\alpha$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (ボンクラズ vs 米長邦雄永世棋聖)

図 3.11 の縦軸は Advantage  $\alpha$ ，横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である．ここで，Advantage  $\alpha$  は勝者 (ボンクラズ) が優勢である場合を正，逆に劣勢である場合を負と定義した．

試合の第一手目で，米長邦雄永世棋聖は自ら研究して編み出した，対コンピュータの戦法を行うために定跡にない手を指した．ここでコンピュータ側は，米長邦雄永世棋聖の思惑に構わず，自らの思い描いた将棋を打つことによって評価値を高めていった．よって序盤はコンピュータは Advantage を上昇させるが，逆に米長邦雄永世棋聖は自らが有利だと捉えて，コンピュータとは Advantage を逆に考えた．

$\eta=0.3$  を越えた辺りから，徐々にコンピュータは自らが不利になっていると捉え，Advantage を落としていった．米長邦雄永世棋聖は依然として自分が有利だととらえ，自らの Advantage を広げていく．

しかし終盤  $\eta \approx 0.7$  において，米長邦雄永世棋聖はミスを犯したため，そのミスをコンピュータにつけ込まれた結果逆転を許してしまった．コンピュータ側は， $\eta=0.8$  において Advantage を  $\alpha \approx 0.6$  と評価しているように，この段階で勝敗の決着がついたと考えていたものと思われる．

## Winning Rate

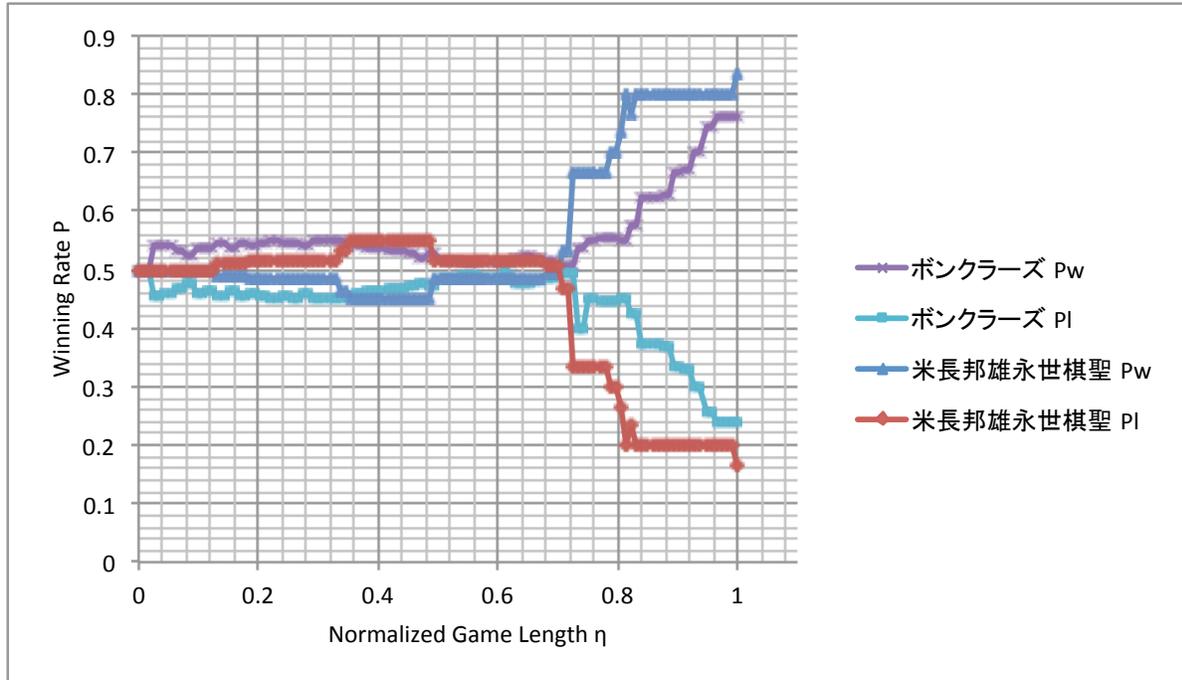


図 3.12: Winning Rate P と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (ボクラーズ vs 米長邦雄永世棋聖)

図 3.12 の縦軸は Advantage  $\alpha$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .  
ここで , Pw は勝者の Winning Rate を表し , Pl は敗者のそれを表す .  
図より , 以下のことが推測できる

- $\eta=7.5$  付近になるまでは , Winning Rate がお互い拮抗しあって , 勝敗が分かりにくい状況であった .
- 人間の方がコンピューターよりも先に Winning Rate の変化を察知している .

## Certainty of game outcome

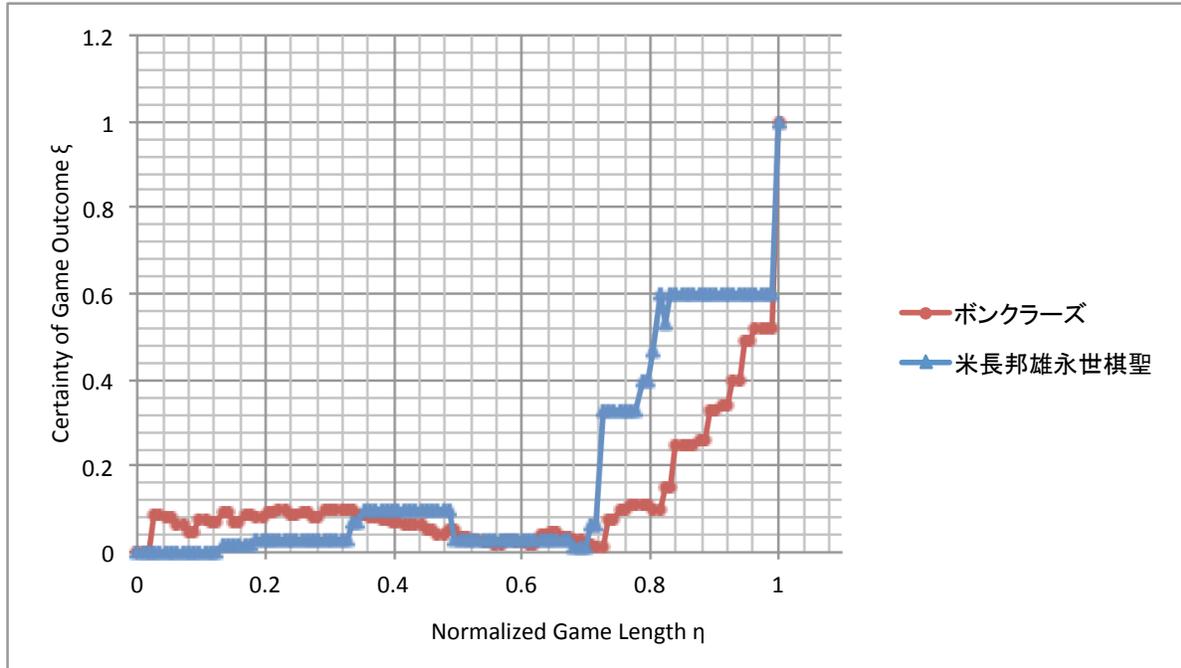


図 3.13: Certainty of game outcome  $\xi$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (ボンクラーズ vs 米長邦雄永世棋聖)

図 3.13 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .

図より , 以下のことを見て取れる .

$\eta \simeq 0.7$  までは , お互い  $\xi=0.1$  以下で均衡していたが , これ以降は急激に  $\xi$  の値を増し , ゲームが終わっている .

## ゲーム情報力学モデル

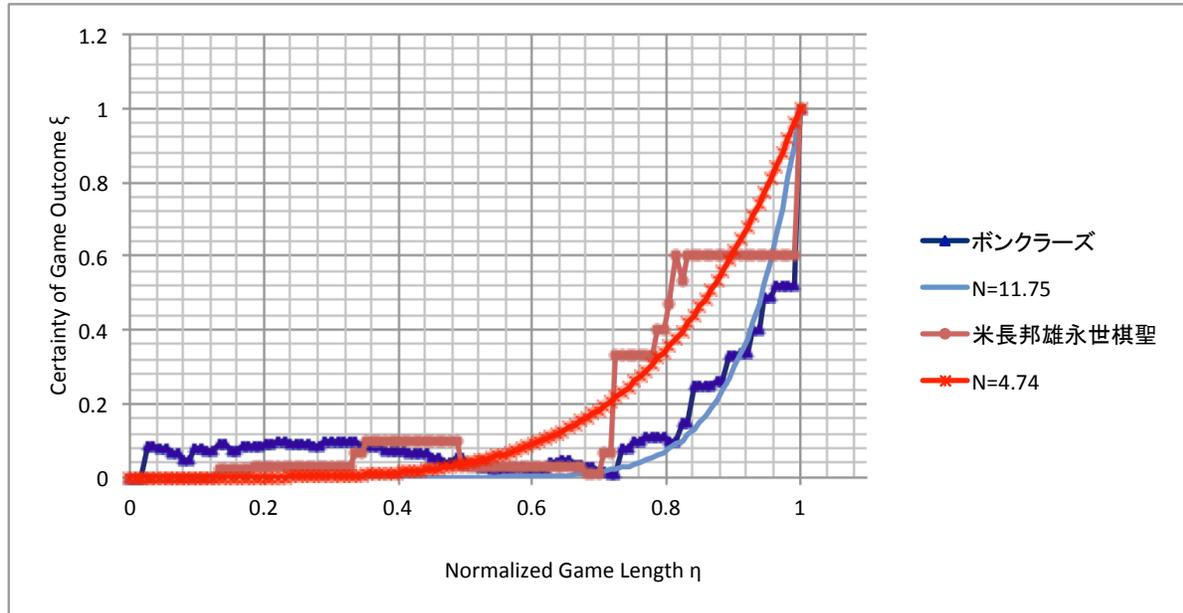


図 3.14: Certainty of game outcome  $\xi$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (ボンクラーズ vs 米長邦雄永世棋聖)

図 3.14 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である . この図中 , 曲線 ( $n=11.75$ ) は激指曲線に対する最小二乗法で描いた近似曲線 , 曲線 ( $n=4.74$ ) は米長邦雄永世棋聖 曲線に対する最小二乗法で描いた近似曲線である . この場合にも , コンピュータの方が人間より大きいパラメーター  $n$  の値をとっているが , 両者の  $n$  の値は前回の 2 試合に比べてより大きい値となっている . これは , お互いの均衡状態が長く続き , 最後まで試合の展開が判明しなかったことが起因しているものと考えられる .

## Potential energy と Kinetic energy

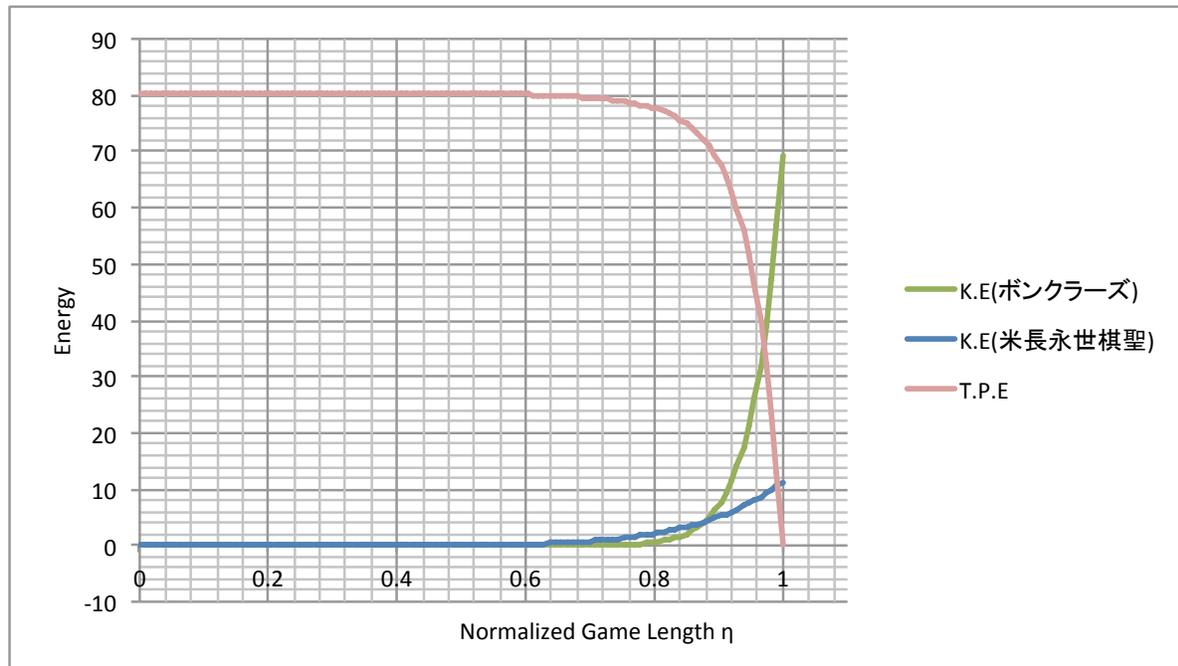


図 3.15: Energy と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (ボンクラズ vs 米長邦雄永世棋聖)

図 3.15 の縦軸は Energy (Total Potential Energy, T.P.E. または Kinetic Energy, K.E.) , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .

図より , 以下のことが見て取れる .

- 最大 T.P.E が 80 という本論文で対象とした 3 つのゲーム中最高値となっている .
- $\eta \simeq 0.7$  までは , 両者の K.E. がほぼ 0 となっている .

### 3.1.4 Potential energy と Kinetic energy のまとめ

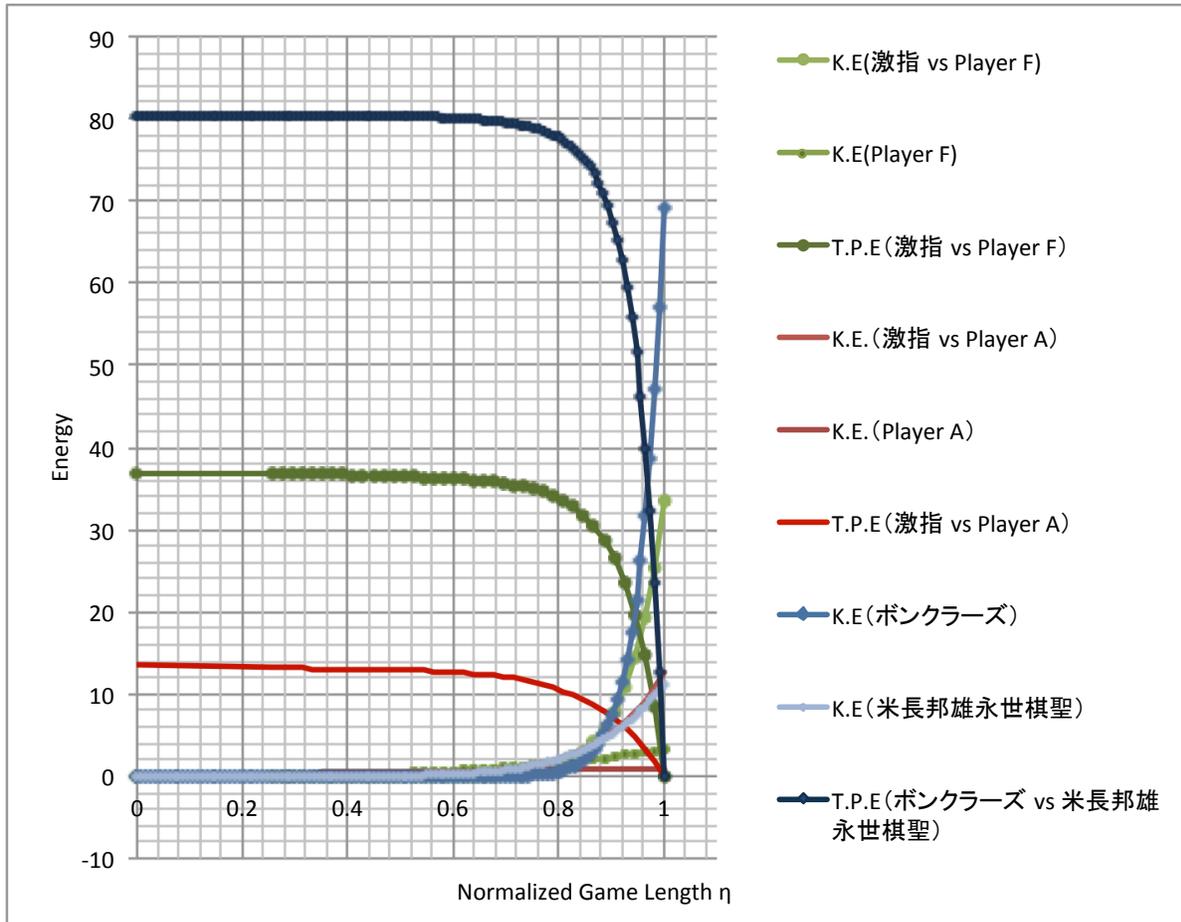


図 3.16: Energy と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係

図 3.16 の縦軸は Energy (Total Potential Energy, T.P.E. または Kinetic Energy, K.E.) , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .

この図は , 本論文で考察の対象とした 3 つの全てについて Energy と  $\eta$  の図を同時にプロットした .

図より , 以下のことを見て取れる .

- いずれの T.P.E のグラフも似た形をしている .
- 最後まで試合が均衡し , 決着がつかなかった試合ほど T.P.E の値は大きくなっている .

### 3.1.5 まとめ

- Total Potential Energy(T.P.E) がゲームの緊張感、もしくは面白さの総量を表す一つの指標になり得る
- ゲームの形勢判断がコンピューターと人間では違うが、T.P.E と Kinetic Energy(K.E) との交点を投了ポイントと定義できる可能性が示唆された。
- 人間とコンピューターでは大局観が違い、今後コンピューターと対戦していく上で、人間と対戦するときの違いとして考慮すべき点だと考えられる

## 3.2 Computer VS Computer

ここでは同じ強さに設定したボナンザ同士を複数回戦わせ、コンピューター vs コンピューターの対戦結果を考察することとする。

ボナンザは次のように設定した。

- Ver.6.0
- 秒読み：3秒
- ノード数：10
- 基本探索深さ：3
- スレッド数：1
- Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T7500 @ 2.20GHz
- メモリ (RAM)：3070 MB

## Advantage

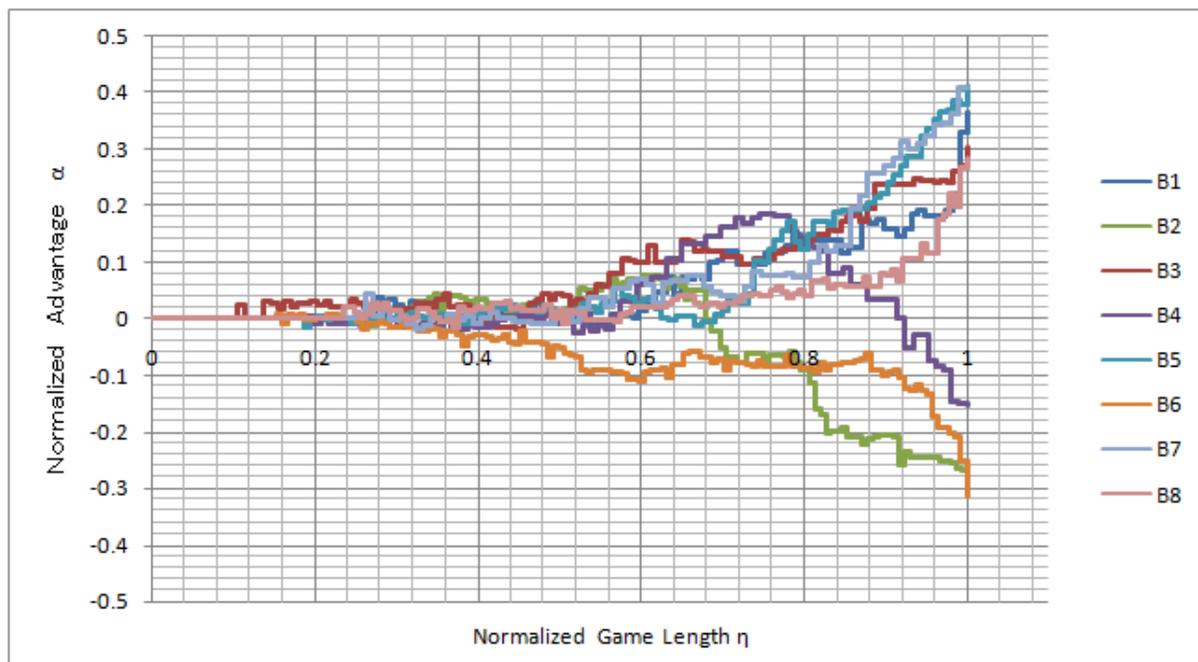


図 3.17: Advantage  $\alpha$  と無次元ゲーム長  $\eta$  の関係 (ボナンザ vs ボナンザ)

図 3.17 の縦軸は Advantage  $\alpha$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である . ここで , Advantage  $\alpha$  は勝者が優勢である場合を正 , 逆に劣勢である場合を負と定義した .

この図より , Advantage  $\alpha$  の絶対値が 0.35 付近に収束する .

このことから , 同程度の強さのプレイヤーが対戦すれば , Advantage  $\alpha$  の絶対値はほぼ 0.35 に収束する可能性を示唆している .

## Certainty of game outcome

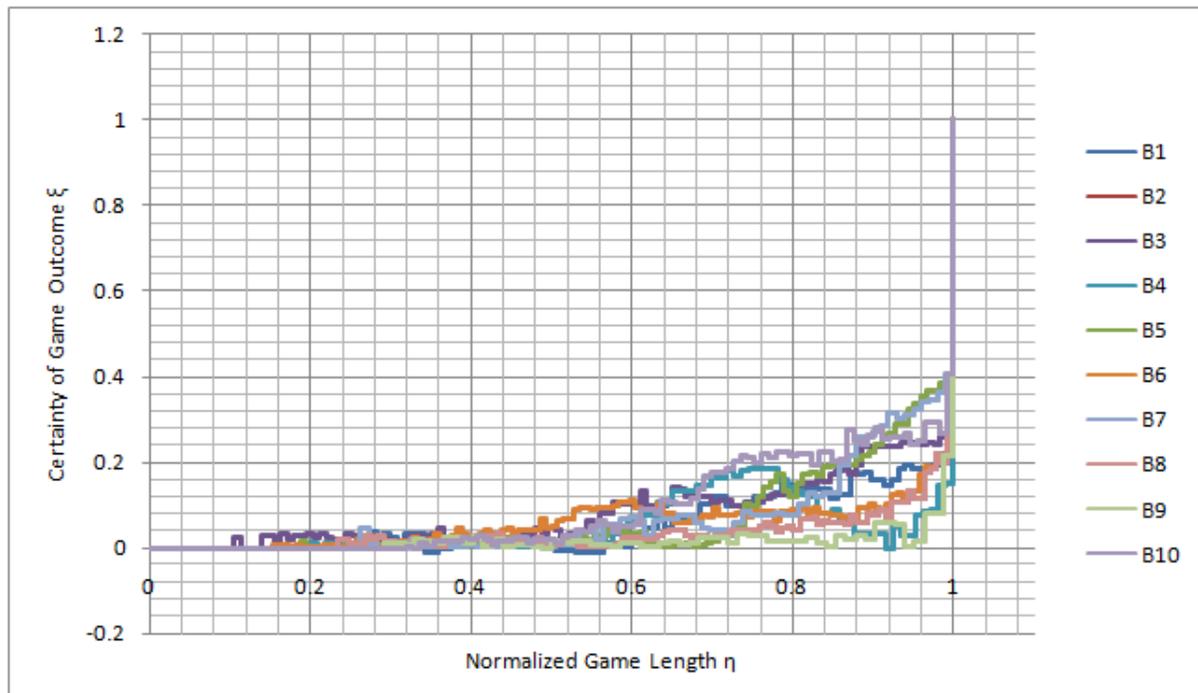


図 3.18: Certainty of Game Outcome  $\xi$

図 3.18 の縦軸は Certainty of game outcome  $\xi$  , 横軸は無次元ゲーム長  $\eta$  である .  
基本的に  $\eta$  が 0.6 までは  $\xi$  が 0.1 以下となり均衡している .  
しかし ,  $\eta$  が 0.8 を超えたあたりで情報速度が大きくなることが多い

### 3.3 Human VS Human

本論文では，人間の評価関数が存在しないため，人間側の評価値はプロの主観により決定されている．よって現状ではプロ vs プロによって考察することができるが，データが不足しているため本論文では割愛する．

しかし，今後の研究により，一般的に人間が扱える評価関数ができると Human vs Human の考察をできるかもしれない．

ポーカーなど，ハンドの期待値を自身の評価値として計算する手法を扱えるようゲームならば，将棋以外でなら人間の評価関数を作成することは可能であるが，どのゲームにも使用できる汎用性のある人間の評価関数を発見できることを期待したい．

## 第4章 ディスカッション

1. 人間の方が，Advantage  $\alpha$  や Certainty of game outcome  $\xi$  の変動幅が大きい．
  - 人間の方が，戦局に対して敏感である
  - 人間による評価値の値が，コンピュータのそれと比較して大雑把である．
2. 人間よりコンピュータの方が，ゲームの後半において急激に Kinetic energy(K.E) を上昇させるので，人間よりも優劣の判断がより明確である
3. Total Potential Energy(T.P.E) と K.E との交点が，ゲームの勝敗の決定ポイントになり得ることが示唆された．
4. T.P.E がプレイヤーの強さを測る指標になり得る．
5. コンピュータは人間にない独特の弱点を有す．

人間とコンピュータを比べた場合，コンピュータに比べて  $\alpha$  や  $\xi$  の変動幅が大きい結果となっている．これは，人間が戦局の変化に対して敏感に察知して，駒の配置の優劣だけではなく，場の流れを感じ取っているからではないかと考える．また，コンピュータは自分が有利な状況になったときに人間の変動幅よりも大きく，急激に K.E を上昇させる傾向がある．これは，人間よりも優劣の判断がはっきりしていて，状況が切り替わったときに的確に評価値を上げられていることを示している．

また，ゲームが均衡して，興味深い内容になる試合になるほど，T.P.E の最大値が高くなる傾向がある．これはゲームの緊迫感（面白さ）の指標の一つとして，今後様々なゲームに応用することができると考えられる．

均衡したゲームは T.P.E が高くなりやすいので，片方のプレイヤーの強さが分かっているとき，T.P.E を計測することにより，もう片方のプレイヤーの強さを予測できる可能性がある．すなわち定量的にプレイヤーの強さを測りたいときに，T.P.E の値を一つの指標にすることができる可能性がある．

最後に，コンピュータは人間のように独創的な思考を持つことができないので，人間にはない独特の弱点を持っている．人間がコンピュータと対戦するとき，人間と対戦するときとは違う違和感を持つことがあるが，この点が起因しているのかもしれない．また，人間は時に，盤面の局面以外，すなわち相手の表情や場の空気も考慮して戦略を組み立てる

が、コンピュータとの対局ではそれらは使えない。自分の行動の参考にする、情報の扱いの違いも存在すると考える。

## 第5章 まとめ

- Total Potential Energy(T.P.E) がゲームの緊張感、もしくは面白さの総量を表す一つの指標になり得る
- ゲームの勝敗判断がコンピューターと人間では違うが、T.P.E と Kinetic Energy(K.E) との交点を投了ポイントと定義できる可能性が示唆された。
- 人間とコンピューターでは大局観が違い、今後コンピューターと対戦していく上で考慮すべき点だと考えられる

## 第6章 今後の課題

今回は人間 vs 人間を人間の評価関数がわからないという面で測ることができませんでしたが、今後は人間の評価関数を作成することにより、人間 vs 人間の考察をしたい。そして、人間 vs 人間でネットワークを介した場合に T.P.E がどのように変化するかを考察して、原因を追及していければと考える。

## 参考文献

- [1] Iida, H., Nakagawa, T., Spoerer, K., Information dynamic models based on fluid mechanics. Entertainment and Computing, (2012).
- [2] Iida, H., Nakagawa, T., Game Information Dynamics. J. Anacleto et al. (Eds. ): ICEC2011, LNCS6972, 403-6,(2011)
- [3] 米長邦雄, われ破れたり:コンピュータ棋戦のすべてを語る, 中央公論新社,(2012).
- [4] 今野剛人, 時間切れ勝ちを目的とした将棋プログラム, コンピュータ将棋協会誌 vol.22 (2010).
- [5] H. Iida, T. Nakagawa, and K. Spoerer, A novel game information dynamic model based on fluid mechanics: case study using base ball data in world series 2010, In Proc. of the 2nd International Multi-Conference on Complexity Informatics and Cybernetics, pages 134-139, (2011a).
- [6] H.Iida; Nakagawa, Takeo; Sone, Shogo; Muangkasem, Apimuk; Ishitobi, Taichi, Safety Lead Curve and Entertainment in Games, International Conference on Information and Communication Technologies and Applications ICTA (2011)