

石と地の不確かさにもとづく碁風推定の試み

平岡和幸^{1,a)}

概要: 代表的な囲碁 AI である KataGo を用いて、囲碁の棋譜から対局者の碁風を推定する。成果は次の二点である。(1) KataGo の ownership 出力にもとづく「石と地の不確かさ」の数値化を考案した。(2) ownership のヒストグラムに主成分分析を適用すると、第一・第二主成分がそれぞれおおむね上記の「石・地の不確かさ」に対応した。前者は先行研究と異なる有望な特徴量を見出した点が、後者はこの二軸で碁風をとらえることにデータからの根拠を与えた点が、興味深いと考える。

An attempt at estimating playing style of the game Go based on the unsettledness of stones and territories

HIRAOKA KAZUYUKI^{1,a)}

Abstract: Using the representative Go AI, KataGo, we estimate the playing styles of players based on Go game records. Our main findings are: (1) We developed measures for the “unsettledness of stones and territories” using KataGo’s ownership output. (2) Applying principal component analysis to the ownership histogram reveals that the first and second principal components roughly correspond to the above-mentioned “unsettledness of stones and territories”. The former offers promising features not seen in previous research, while the latter provides a foundation for capturing the playing style in these two axes.

1. 序論

本稿では、囲碁の棋譜から対局者の碁風の推定を試みる。これができれば、対局者の個性を知ることによって、観戦を楽しむための切口が増えると期待される。また、人間の対局相手として適度に弱い AI プレイヤーを作る際にも、飽きさせないよう AI に個性を持たせるための指針として、碁風推定は有用であろう。

先行研究 [1] は、「模様・厚み派」「実利派」「好戦派」という代表的な碁風を想定し、それらに関係しそうな 12 個の指標を検討している。候補に挙げられた指標は、着手点と盤端との距離や、相手の石に隣接した着手の回数など、いずれも（着手ないし石の）絶対位置および相対位置にもとづくものである。また、別の先行研究 [2] では、Territoriality,

Orthodoxy, Aggressivity, Thickness という 4 つの特性を、着手点と盤端との距離、前の着手との距離、および局所的な石の配置パターンなどにもとづいて推定している。

本稿では、これらとは異なる指標による碁風推定を試みる。代表的な囲碁 AI である KataGo [4] の出力を利用することによって、位置情報に陽には依存しない指標を構成する点が、先行研究との違いである。さらに、「人間が判断する碁風と同一の判断を機械が下すこと」ではなく、「対局者の個性を表す新たな指標を見出すこと」をめざしている点も、先行研究とは異なる。

本稿は、石および地の不確かさという二軸で碁風をとらえる。まず第 2 節で、それらを数値化する方法を述べる。続く第 3 節では、石と地の不確かさに着目する根拠として、データの分布から主成分分析によって得られる特徴量がそれらにおおむね対応することを観察する。実験の詳細や関連する各種指標については付録にゆずる。

¹ 亜細亜大学経営学部データサイエンス学科
Department of Data Science, Faculty of Business Administration, Asia University

^{a)} hiraoka_kazuyuki@asia-u.ac.jp

2. 石および地の不確かさの数値化

KataGo の出力に含まれる ownership という指標を用いて石・地の不確かさを算出する方法を本節で提案する。

KataGo の ownership は、盤上の各点が終局時に黑白どちらのものになっているかの予測を表す。19路盤なら ownership は $19 \times 19 = 361$ 次元のベクトルである。ownership の各成分は -1 から $+1$ までの実数であり、 -1 は「確実に白石または白地」、 $+1$ は「確実に黒石または黒地」、という予測に対応する。

以下、記述の便宜上 19 路盤を想定する。他のサイズへの適用も自明である。

盤上の各点を $i \in I = \{1, 2, 3, \dots, 361\}$ で表す。提案手法は番号の順序によらないので、 i と盤面位置との対応づけは任意である。点 i の ownership を o_i 、点 i が黒石か白石か空点かを s_i で表そう：

$$\begin{aligned} -1 \leq o_i \leq 1 \\ s_i \in \{ \text{黒石, 白石, 空点} \} \end{aligned}$$

このとき、局面の「石の不確かさ S 」(Stone unsettledness) および「地の不確かさ T 」(Territory unsettledness) を次式で定義する。

$$\begin{aligned} S &= \sum_{i \in I_S} h(o_i), \\ I_S &= \{i \in I \mid s_i = \text{黒石, または } s_i = \text{白石}\}, \\ h(o) &= H(p) = -p \log p - (1-p) \log(1-p) \\ &\text{for } p = \frac{o+1}{2} \\ T &= \sum_{i \in I_T} o_i, \\ I_T &= \{i \in I \mid s_i = \text{空点, かつ } |o_i| \leq 1/3\} \end{aligned}$$

石の不確かさ S は、盤上のすべての石に対するエントロピー (図 1) の総和である。生死のはっきりしない石が多いと S が大きくなり、すべての石の生死がはっきりすれば S は小さくなる。この意味で S は石の不安定さを表している。また、地の不確かさ T は、「あいまいな黒地」と「あいまいな白地」の差を表している。典型的には、模様対実利の展開において、黒が模様側なら $T > 0$ 、白が模様側なら $T < 0$ となる。以下、「黒から見ての地の不確かさ」を T 、「白から見ての地の不確かさ」を $-T$ とおく。「地の不確かさ」が高いとは、あいまいな地を相手よりも多く持つということである。

S が高い局面と T が高い局面の実例を図 2 に示す。

なお、 I_T の閾値 $1/3$ は、ownership の分布の観察にもとづいて経験的に定めた仮の値にすぎない。本稿の実験では $1/3$ としたが、他の閾値も当然考えられる。さらなる別案

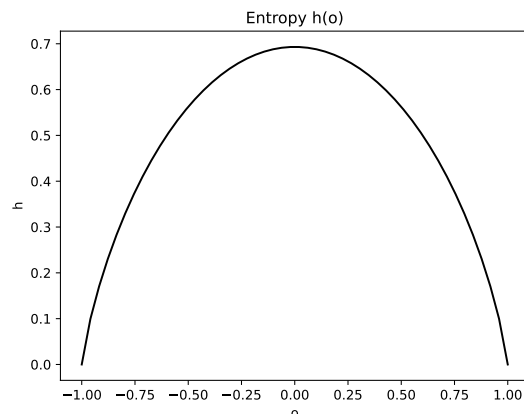


図 1 関数 $h(o)$ の概形。ownership o ($-1 \leq o \leq 1$) を確率 $p = (o+1)/2$ ($0 \leq p \leq 1$) に換算し、そのエントロピー $H(p)$ を求めたものが $h(o)$ である。生死のはっきりしない石 ($o \approx 0$) では $h(o)$ が大きく、生死のはっきりした石 ($o \approx \pm 1$) では $h(o)$ は小さい。

については 4 節で述べる。

指標 S および T は、KataGo 用 GUI (Graphical User Interface) において、現局面の「ムード」を提示する試み [5] に由来する。本稿は、そこで得られた有用な指標を棋風推定に応用したものである。

念のため次の点を再度強調しておく：

- 石の不確かさ S は、黒石の不安定さと白石の不安定さとの「和」で定義される
- 地の不確かさ T は、あいまいな黒地とあいまいな白地との「差」で定義される

和と差の使い分けは、前述の GUI での経験による。

- 険しい戦いの場面では、黑白ともに石が不安定になりやすい
- 模様派とされる棋士は、あいまいな地を相手よりも多く持ちやすい

という観察にもとづいて、これらの特徴をとらえる狙いから、 S では和、 T では差を採用した。

棋風推定の実例として、インターネット碁会所 NNGS (No Name Go Server) [6] における 1999 年の対局から求められた (S, T) の散布図を図 3 に示す。図中の各点が各プレイヤーを表す。ここでは、プレイヤーの全対局について「120 手目を打ったあとの局面」での (S, T) を求めて平均した値を、そのプレイヤーの (S, T) としてプロットしている。ただし、プレイヤーの黒番での対局と白番での対局は別々に集計した。図 3 において、 S と T の相関係数は 0.25 程度であり大きくはない。石の不確かさ S が特に高いプレイヤーは地の不確かさ T も高い傾向が見られることを除けば、相関でとらえられないような非線形関係も際立っては目につかない。実験の詳細は付録 A.1 にゆずる。

本稿で導入した指標 (S, T) の客観的・定量的な評価はまだなされていないが、少なくとも、「石の不安定性と地のあ

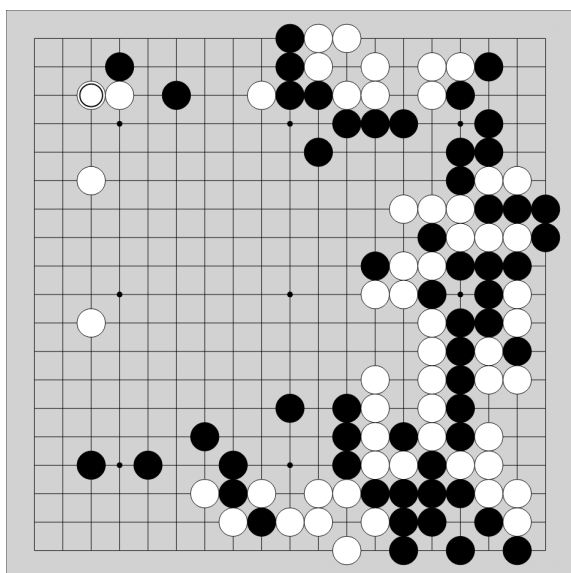
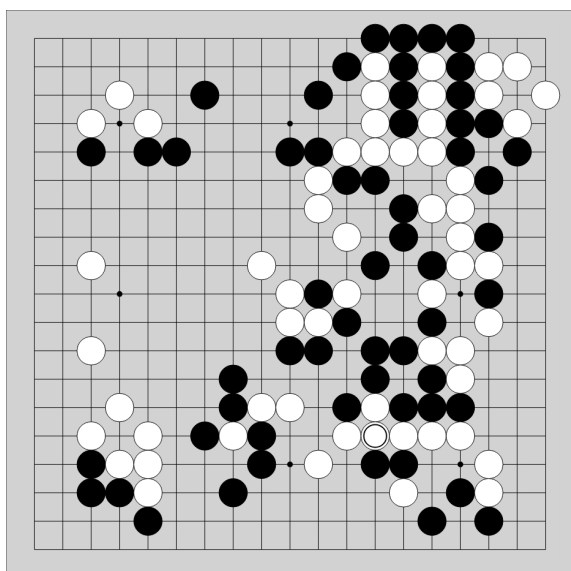
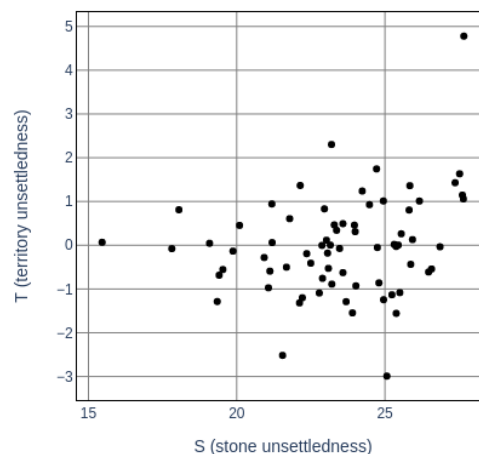


図 2 (上) 石の不確かさ S が高い局面の例 ($S = 36.5, T = -0.89$)。文化 11–12 年 (1814–1815)、黒：服部立徹、白：葛野丈和、白 11 目勝 [13]。
(下) 地の不確かさ T が高い局面の例 ($S = 16.2, T = 4.30$)。弘化 3 年 (1846)、黒：安田秀策、白：井上因碩、黒 2 目勝 (耳赤の一局) [14]。

いまいさにならぬ何らかの関連を持ち、しかも互いに独立性の高そうな指標」が得られたことは、棋士の個性を分析する手がかりとして有望であろう。

指標 (S, T) の解釈については、定義から、「石の不確かさ」は好戦度に、「地の不確かさ」は模様度にある程度対応することが期待される。ただし、ここで言う好戦度はあくまで実際の盤面上での石の不安定さであることに注意を要する。剛腕と評される棋士であっても、大石の攻合いや際どい死活が実戦の進行に多く現れなければ、この値は高くない。あるいは、石の不確かさが高いことは文献 [2] の Aggressivity に、低いことは Thickness に対応するといっ

Playing Black (corr = 0.24)



Playing White (corr = 0.25)

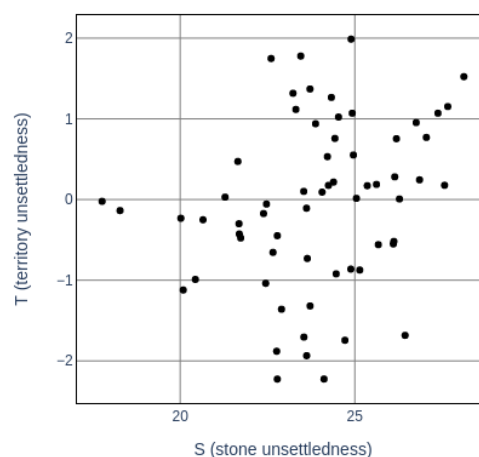


図 3 1999 年の NNGS におけるプレイヤーの石・地の不確かさの分布 (上図：黒番、下図：白番)。石の不確かさ S (横軸) と地の不確かさ T (縦軸) との相関係数 $corr$ を各図の上部に示す。

た、複合的な解釈が必要となる可能性も考えられる。

このように、本稿の指標 (S, T) は、棋風を語る際の従来からの用語や概念とは一対一に対応しないかもしれない。そのような指標をあえて導入する根拠を次節で述べる。

3. 石・地の不確かさで棋風をとらえる合理性

前節では、石と地の不確かさで棋風をとらえることをはじめから前提として、それらの概念に合いそうな指標を人為的に考案した。この前提の是非に関する一つの根拠を本節で提示する。

前節とは異なり、本節では「指標の意味」を前もっては指定しない。そのような先入観なしでデータ自身から特徴量を抽出すると、「石と地の不確かさ」に対応する指標が自

ずから得られることを以下に示す。

ownership がとり得る値の区間 $[-1, 1]$ を m 等分して、順に J_1, \dots, J_m とおこう。

$$J_k = [-1 + (k - 1)\Delta, -1 + k\Delta),$$

$$\Delta = 2/m, \quad k = 1, \dots, m - 1$$

$$J_m = [1 - \Delta, 1]$$

盤上 $19 \times 19 = 361$ 点の ownership o_1, \dots, o_{361} に対して、区間 J_k に属する o_i の個数を、黒石・白石・空点について分けて集計する。すなわち、「 $o_i \in J_k$ かつ $s_i = s$ 」を満たす $i \in I$ の個数を c_k^s とおく。

$$c_k^s = \#\{i \in I \mid o_i \in J_k, s_i = s\},$$

$$k = 1, \dots, m, \quad s \in \{\text{黒石, 白石, 空点}\}$$

記号 $\#$ は集合の要素数を表す。この頻度 c_k^s ($k = 1, \dots, m, s = \text{黒石, 白石, 空点}$) を並べた $3m$ 次元ベクトル \mathbf{c} を、現局面の ownership 頻度ベクトルと定義する。

$$\mathbf{c} = (c_1^{\text{黒石}}, \dots, c_m^{\text{黒石}}, c_1^{\text{白石}}, \dots, c_m^{\text{白石}}, c_1^{\text{空点}}, \dots, c_m^{\text{空点}})$$

作り方から \mathbf{c} の成分和 $\sum_{s,k} c_k^s$ は常に $19 \times 19 = 361$ という一定値なので、19路盤のみを扱う限り \mathbf{c} の正規化を考える必要はなからう。

「120 手目を打ったあとの局面」での ownership 頻度ベクトルを、その対局の ownership 頻度ベクトルと定める。さらに、各プレイヤーについて、そのプレイヤーの全対局に対する ownership 頻度ベクトルを平均し、これをそのプレイヤーの ownership 頻度ベクトルと定める。ただし、黒番と白番とは分けて集計する。

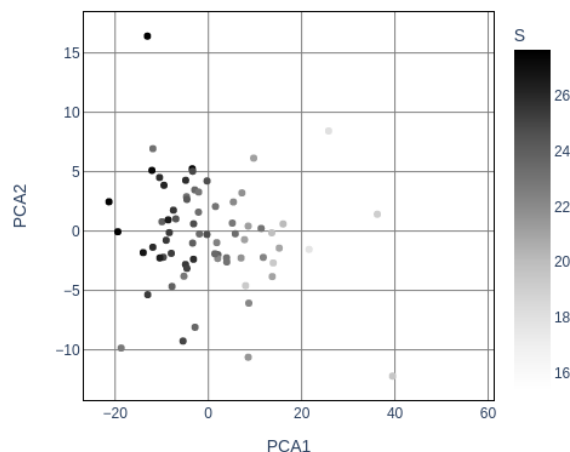
たとえば、黒番の対象プレイヤー数と白番の対象プレイヤー数との合計が 100 人だったら、100 本の ownership 頻度ベクトル $\mathbf{c}(1), \dots, \mathbf{c}(100)$ が得られることになる。本節では、これらに主成分分析を施すことによって、人為的でない特徴量をデータ自身から抽出する。

ネット碁会所 NNGS の 1999 年の対局 [7] (20448 局を抽出) から得られたプレイヤー 98 名の ownership 頻度ベクトルに主成分分析を施したところ、第一主成分が石の不確かさ S に、第二主成分が地の不確かさ T におおむね対応している様子が観察された。

前節と同じデータセットから上記の主成分分析で得られた特徴量を図 4, 5 に示す。これらの図から、第一主成分が石の不確かさ S に、第二主成分が地の不確かさ T におおむね対応している様子が観察される。ただし、主成分には符号の任意性が存在するので、前節との対応づけにあたっては図の上下や左右が反転している場合がある。実験の詳細は付録 A.1 にゆずる。

人為的な特徴量である石・地の不確かさと、データ自身から得られた第一・第二主成分との散布図マトリクスを図

Playing Black



Playing Black

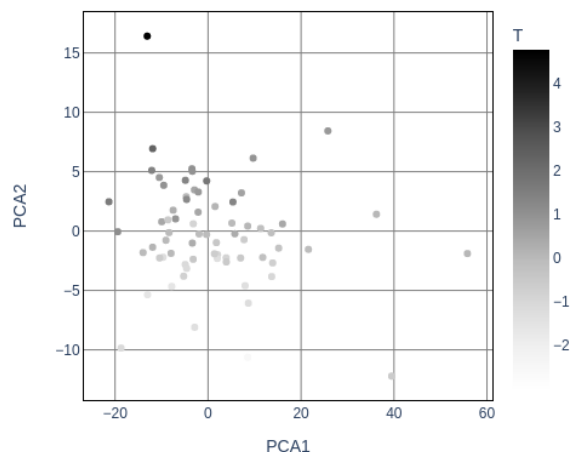


図 4 1999 年の NNGS におけるプレイヤーの特徴量の分布 (黒番)。ownership 頻度ベクトルの第一主成分を横軸に、第二主成分を縦軸に示す。前節との比較のため、上図は石の不確かさ S 、下図は地の不確かさ T に応じて各点を彩色した。第一主成分が石の、第二主成分が地の不確かさにおおむね対応している。

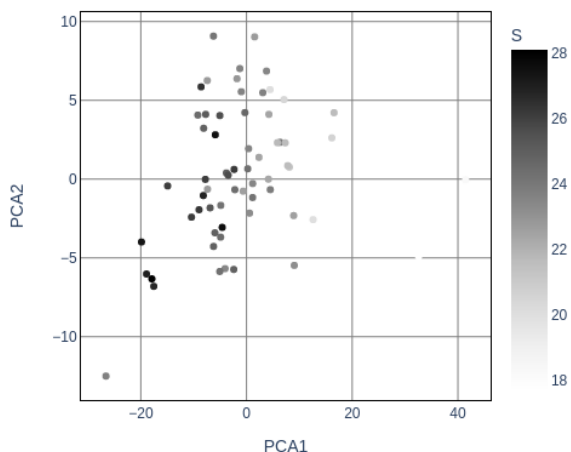
6 に示す。石の不確かさと第一主成分、地の不確かさと第二主成分に、おおむね直線関係が見られる。これらに関する相関係数は、表 1 のとおり ± 0.8 から ± 0.9 程度となった。「回帰直線の傾きが 0」という帰無仮説に対する p 値は、いずれも 10^{-15} 以下であった。

表 1 人為的な特徴量とデータ自身から得られた特徴量との相関係数

	石の不確かさと第一主成分	地の不確かさと第二主成分
黒番	-0.87	0.87
白番	-0.81	-0.86

データ自身から得られた特徴量が石と地の不確かさにおおむね対応することは、この二軸で棋風をとらえるという

Playing White



Playing White

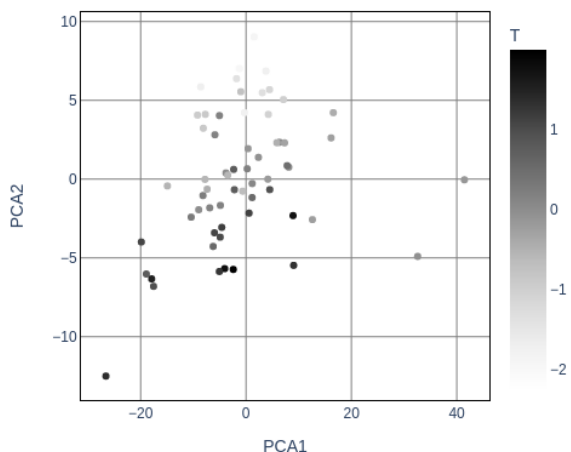


図 5 1999 年の NNGS におけるプレイヤーの特徴量の分布 (白番)。図の見方は図 4 を参照。

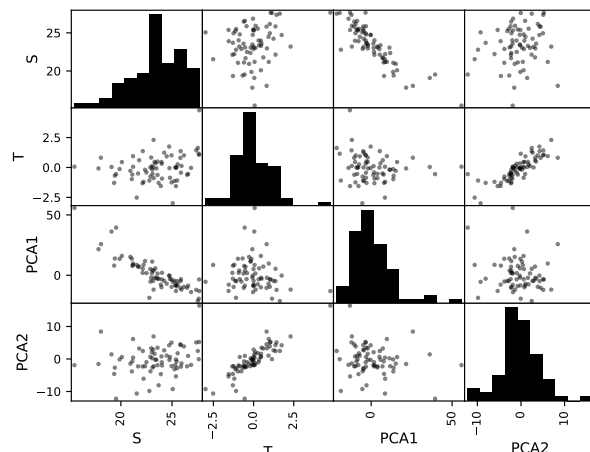
方針の妥当性を示唆している。

4. 結論と補足

本稿では、KataGo の ownership 出力を用いて、石の不確かさ S および地の不確かさ T という二軸での碁風の推定を試みた。特に、これらの指標の数値化法を与えるとともに、データ自身から得られた特徴量がこれらの指標とおおむね対応することを例示して、指標の妥当性の根拠とした。改めてまとめると、 (S, T) は次の点で有望な指標であると期待される。

- 人間にとって解釈しやすい。
 - KataGo を用いて数値化できる。
 - データ自身にもとづく根拠づけもある。
- 次の点は今後の課題である。

Playing Black



Playing White

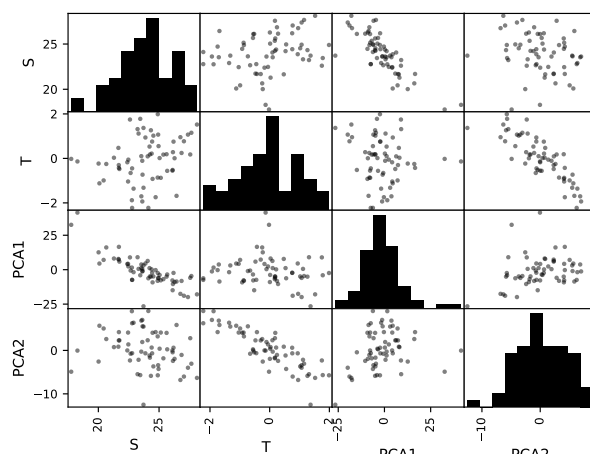


図 6 1999 年の NNGS におけるプレイヤーの特徴量の散布図マトリクス (上図は黒番、下図は白番)。石の不確かさ S と第一主成分 PCA1、地の不確かさ T と第二主成分 PCA2 に、おおむね直線関係が見られる。

- 人間の感覚との適合性に関する客観的・定量的な評価および既存手法との比較：
本稿で数値化した (S, T) が人間の感じる棋風とどの程度合っているかは、検証が不十分である。特に、石の不確かさ S は必ずしも力の強さとは対応しないため、「剛腕」「ハードパンチャー」等の評判は本稿の指標ではとらえられていない懸念がある。
- KataGo の探索数を増やしての実験：
本稿では KataGo の visits を 1 と設定している。つまり探索はせずニューラルネットワークの単発の出力をそのまま採用している。探索数を増やせば ownership の推定がより正確になると期待されるので、そのぶん少ない棋譜からでも棋風を推定できるかもしれない。
- 分析局面の選択：
本稿では分析対象局面を「120 手目」に限定している。たとえば、一局内の全局面を分析対象として「石・地の不確かさ」の最大値をその一局の評価として用いれ

ば、特徴的な局面の見逃しを減らせるかもしれない。
以下、本文に対する補足を述べる。
第2節について、石の不確かさ S の定義は、

$$\tilde{S} = \sum_{I_S} |1 - o_i|$$

におきかえても大差はない。いずれも、 $o_i = \pm 1$ のとき 0 で、 $o_i = 0$ のときに最大となる関数の総和である。経験上、 S のほうが \tilde{S} よりも安定している（一手で急激に乱高下しにくい）ことから、本稿では S を採用した。一方、 \tilde{S} は定義がわかりやすく、図示もしやすい*1という利点があるので、解析用の GUI には \tilde{S} のほうが適するかもしれない。

地の不確かさ T についても、たとえば

$$\tilde{T} = \sum_{i \in I_{\tilde{T}}} o_i h(o_i), \quad I_{\tilde{T}} = \{i \in I \mid s_i = \text{空点}\}$$

もしくは $\sum_{I_{\tilde{T}}} o_i (1 - o_i^2)$ といった変種が考えられる。 \tilde{T} は、 T の「ソフト版」と解釈できる。 T も \tilde{T} も、 \sum の中身は「 $|o_i|$ が小さければ o_i に（ほぼ）等しく、 $|o_i|$ が 1 に近づくと（ほぼ）0 になる」という特性を共有している。GUI でリアルタイム表示をする場合、 T だと探索の進行に応じてちらつきが生じる場合がある。 \tilde{T} のほうが変化がなめらかで、目障りになりにくい。こちらもやはり、安定性とわかりやすさの天秤である。

指標 (S, T) の有用性は、棋風推定だけにはとどまらない。棋譜のリストから乱戦や大模様といった特徴のある棋譜を選び出すためにも S や T は使える。また、一局の中での S の推移は、序盤・中盤・終盤の段階を把握するためにも役立つ。さらに、KataGo が提示する目数差と T とを見比べれば、模様派の棋士がどのタイミングで投資を現金化したかに気づくことができる。こういった情報を GUI で提示すれば、勝率グラフだけにとらわれず、一局の碁を多面的に楽しむ観戦の一助となろう。

第3節について、ヒストグラムに対して主成分分析をかけるということは、分布間の相異を二乗誤差で測っていることになる。この点には数理工学の観点からより「筋のよい」扱い方がありそうだが、本稿では最も素朴な手段をまず試みた。

今後の方向としては、本稿の指標を活用して、GUI でのわかりやすい提示や対局相手としての「特徴ある弱い AI プレイヤー」の構築を試みたい。

参考文献

- [1] 渡邊裕, 中村貞吾: “囲碁 AI 作成に向けた棋風を形成する要素に関する統計的分析”, The 16th Game Programming Workshop, 2011.
- [2] Josef Moudrik, Petr Baudis, and Roman Neruda: “Evaluating Go game records for prediction of player

*1 ownership の分布図上で領域の面積として図示できる [5]。

attributes”, 2015 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG), pp. 162–168, 2015.

- [3] Tianwen Fan, Yuan Shi, Wanxiang Li, and Kokolo Ikeda: “Position control and production of various strategies for game of go using deep learning methods”, 2019 International Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI), pp. 1–6, 2019.
- [4] David J. Wu: “Accelerating Self-Play Learning in Go”, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.10565>, 2019.
- [5] Kazuyuki Hiraoka: “LizGoban — Leela Zero & KataGo visualizer”, <https://github.com/kaorahi/lizgoban>
- [6] “NNGS”, Sensei’s Library, <https://senseis.xmp.net/?NNGS>
- [7] zenon (Falko): “No Name Go Server - the Game Records”, https://github.com/zenon/NNGS_SGF_Archive/
- [8] David J. Wu: “KataGo”, <https://github.com/lightvector/KataGo>
- [9] “KataGo Distributed Training”, <https://katagotraining.org/>
- [10] Cam Wagner: Lizzie, <https://github.com/featurecat/lizzie>
- [11] Sander Land: KaTrain, <https://github.com/sanderland/katrain>
- [12] “Feature request: move value compared to passing”, <https://github.com/sanderland/katrain/issues/210>
- [13] 橋本宇太郎: 『幻庵因碩』, 日本囲碁体系 11, 筑摩書房, 1975.
- [14] 石田芳夫: 『秀策』, 日本囲碁体系 15, 筑摩書房, 1976.

付 録

A.1 実験設定

A.1.1 データ

[7] で公開されている NNGS の棋譜アーカイブから、年間対局数の最も多い 1999 年分 (67302 局) に対して、「19 路」「置き石がない」「プレイヤー名がある」「120 手以上」という条件に合う対局のみを選び出した (34665 局)。さらに、これらの棋譜内で「黒番で 100 局以上」もしくは「白番で 100 局以上」に現れるプレイヤーを、「活発なプレイヤー」として抽出した。活発なプレイヤーは計 98 名で、内訳は、黒番白番ともに活発なプレイヤーが 35 名、黒番のみ活発なプレイヤーが 35 名、白番のみ活発なプレイヤーが 28 名である。本稿の実験には、「少なくとも片方の対局者が活発である対局」のみを使用した (20448 局)。

A.1.2 KataGo

[8] で公開されている KataGo v1.13.2 のソースをコンパイルして使用した。モデルは、2023 年 6 月 24 日時点で “Strongest confidently-rated network” とされている kata1-b18c384nbt-s6582191360-d3422816034 を用いた [9]。処理

時間の都合上、visits は 1 とした。すなわち、探索はせず、ニューラルネットワークの単発の出力をそのまま採用した。

A.1.3 その他の設定

各棋譜について 120 手目を打ったあとの局面を分析対象とした*2。黒番で活発な各プレイヤーに対して、そのプレイヤーの黒番の棋譜すべてについて 120 手時点での石・地の不確かさを求め、その平均値を「プレイヤーの黒番の石・地の不確かさ」とした。白番についても同様である。

3 節の実験においては、区間の分割数は $m = 10$ とした。

全 20448 局について 120 手時点での ownership 頻度ベクトルを求め、得られた 20448 本の 30 次元ベクトルを、活発なプレイヤーごとに平均した。黒番で活発なプレイヤーは $35 + 35 = 70$ 名、白番で活発なプレイヤーは $35 + 28 = 63$ 名なので、計 $70 + 63 = 133$ 本の 30 次元ベクトルが「プレイヤーの ownership 頻度ベクトル」として得られたことになる。この 133 本から、主成分分析により 2 本の主成分ベクトルを得た。主成分ベクトルの寄与率はそれぞれ 0.726, 0.094 で、合計は 0.820 である。黒番で活発な各プレイヤーに対して、前述の平均 ownership 頻度ベクトルと主成分ベクトルとの内積を「プレイヤーの黒番の第一・第二主成分」とした。白番についても同様である。

A.2 局面のあいまいさに類する各種指標

棋風の推定を直接の目的としたものではないが、本稿に関連する先行研究として [3] が挙げられる。[3] では、AI プレイヤーに自然な手加減をさせつつ特定の棋風を持たせる手法が提案されている。その中で棋風の誘導のために用いられている指標は着手点の盤端からの距離や取られた石の個数などであり、本稿の指標とは異なる。一方、終盤かどうかを判断するために用いられている指標には、「局面のあいまいさ」に類する値を測るという意味で本稿と重なる部分があるので、これに関して付記する。

KataGo を用いて得られる、「局面のあいまいさ」に類した指標が複数存在する。それらについて、実用上の観点からの比較を以下に述べる。図 A-1 に各指標の推移の例を示す。

A.2.1 scoreStdev

最終スコアの標準偏差の予測と定義されているが、MCTS (Monte-Carlo Tree Search) の機構上過度に大きな値となりやすい [8]。人気の高い GUI 「Lizzie」 [10] の日本語訳では、「複雑度」という表記で、第一推奨手についてのこの値が表示される。序盤から終盤へとなだらかに下がっていく傾向を持つ。本節で挙げる指標のうちでは最も鈍感であり、局面の状況を読み取る用途には不向きと考えられる。

*2 予備実験において「石の不確かさ」のばらつきが大きいのが 120 手目付近だったので、個性が出やすいことを期待してこう定めた。

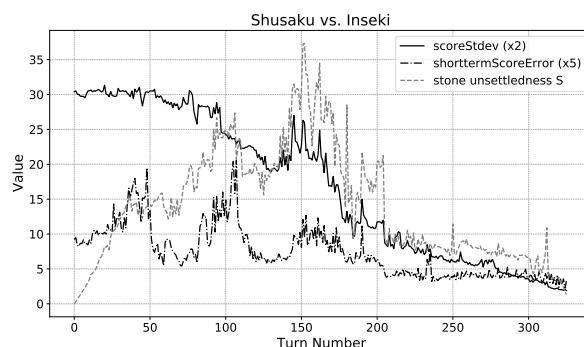


図 A-1 図 2 (下) の対局における各指標の推移。KataGo の探索においては visits を 400 と設定した。

先行研究 [3] は終盤かどうかを判断する材料の一つとして scoreStdev を用いているが、局面の落ちつき具合を測るには、後述のように本稿の「石の不確かさ S 」も有用かもしれない。

A.2.2 shorttermScoreError

KataGo で用いられているニューラルネットワークの出力成分の一つであり、「目差の予測が数手先でどれくらいずれるか」の予測と定義される [8]。この値を表示する GUI を筆者は知らない ([5] の隠し機能を除く)。序盤・中盤・終盤に関わらず、何かの拍子に急上昇する傾向を持つ。本節で挙げる指標のうちでは最も敏感であり、一局の中での注目場面を複数ピックアップする用途には適するかもしれない。なお、この指標は探索を反映しないニューラルネットワーク単発の出力なので、黒番白番の交代により一手ごとに振動しがちなことにも注意を要する。

A.2.3 本稿の「石の不確かさ S 」

KataGo の ownership を用いて 2 節のように定義され、[5] ではスコアグラフに重ねて表示される。序盤から中盤にかけて上昇し、終盤に向けて下降する傾向を持つ。敏感さは上記の二指標の中間であり、ピークの幅や高さにもとづいて「熱戦」を検出する用途に適すると考えられる。

A.2.4 補足：パスのスコアロス

もしパスした場合に目差の推定がどれだけ変化するかは、その局面での「一手の価値」を評価するという意味で、盤面の激しさを測る指標となりそうに一見思われる。先行研究 [3] も、終盤かどうかの判断材料の一つとしてこれを含めている。しかしこの指標には、必ず応じるであろうアタリなどの単なるキカシにいちいち大きな値を返してしまうという難点がある。近年世界的によく使われている GUI 「KaTrain」 [11] の初期バージョンはこれを利用していたが、期待したほど有用ではないとして廃止された [12]。