

Title	囲碁布石問題における不正解手の自動生成
Author(s)	シュエ, ジュウシュエン; 池田, 心
Citation	ゲームプログラミングワークショップ2023論文集, 2023: 131-138
Issue Date	2023-11-10
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/18831
Rights	社団法人 情報処理学会, シュエ ジュウシュエン, 池田 心, ゲームプログラミングワークショップ2023論文集, 2023, 131-138. ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.
Description	第28回ゲームプログラミングワークショップ (GPW-23), 2023年11月17日-19日, 箱根セミナーハウス

囲碁布石問題における不正解手の自動生成

シュエ ジュウシュエン^{1,a)} 池田 心^{1,b)}

概要: 囲碁の問題集はプレイヤーが上達するための勉強によく使われている。市販の問題集はたくさん存在するが、問題数が限られているし、個人ごとの弱点や好みに合わせて提供することも殆ど不可能である。そこで本研究はプレイヤーの要望に応じた囲碁問題の自動生成を目指す。まずは囲碁問題の自動生成に向けた第一歩として、本稿では問題の局面と正解手が与えられると仮定するうえで、不正解手の自動生成を行う。本稿での調査対象を布石問題とする。具体的には市販の布石問題集を、ヒューリスティック特徴量と強い囲碁プログラムによる特徴量で分析し、不正解手が選ばれる条件を明らかにする。また、調査の結果に基づき、ルールベースの方法で不正解手の自動生成も行う。

キーワード: 囲碁, 布石問題, 不正解手, 自動生成

Procedural Generation of Unsuggested Moves for Go Opening Puzzles

CHU-HSUAN HSUEH^{1,a)} KOKOLO IKEDA^{1,b)}

Abstract: Go puzzle sets are often used by players in their studies to improve their playing skills. Although there are many commercially available puzzle sets, the number of puzzles is limited, and personalization is almost impossible. In this research, we aim to automatically generate Go puzzles according to players' requests. As a first step toward automatic (procedural) generation of Go puzzles, this paper assumes that the game states and the suggested moves are given and tries to automatically generate unsuggested moves. The target of our investigation is opening (fuseki) puzzles. Specifically, we analyze commercially available opening puzzles using heuristic features and features from strong Go programs to identify the conditions under which unsuggested moves are selected. Based on the investigation results, we also use rule-based methods to automatically generate unsuggested moves.

Keywords: Go, opening puzzle, unsuggested move, procedural generation

1. はじめに

近年、人工知能 (AI) の進歩は目覚ましい。ゲームの分野においても、ボードゲームの囲碁や将棋、チェス [1]、レースゲームのグランツーリスモスポーツ [2] など、様々なゲームにおいて、コンピュータプレイヤー (プログラム) は人間のトッププレイヤーの強さを上回った。強いプログラムを開発する研究が続いている一方で、人間プレイヤーを教えたり、楽しませたりする研究も行われている。例えば人間プレイヤーの上達支援のための、手加減をする対局を行うこと [3], [4] や悪手指摘 [5], 練習問題の自動生成 [6] など、

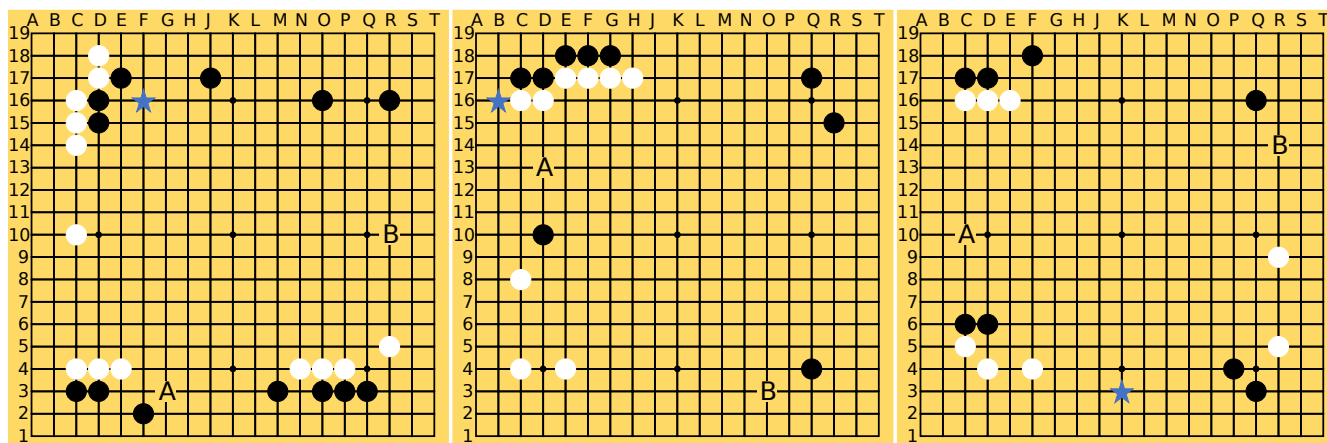
いろいろなテーマが含まれる。

本研究では囲碁の上達支援のための練習問題の自動生成に着目する。上達するためには対局が勉強になることも多いが、練習問題を解くことも上達手段の1つであり、気楽にそして1人でできるという利点がある。市販の囲碁問題集はたくさん存在し、布石、定石、手筋、詰碁、ヨセという序盤から終盤まで重要な概念が含まれているが、不十分な部分がある。その1つは問題数が限られていることである。同じ問題を繰り返して解くことも有益であるが、丸暗記してしまい、機械学習の用語でいうと、“過学習”になってしまい、本当に理解できていない場合がある。不十分な部分のもう1つは、個人ごとの弱点や好みに合わせて提供することは殆ど不可能である。それは問題集は普通、棋力の幅広いプレイヤー向けのもののためである。これらの課題を解決するために問題の自動生成が望ましい。

¹ 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology (JAIST), Nomi, Ishikawa 923-1292 Japan

^{a)} hsuehch@jaist.ac.jp

^{b)} kokolo@jaist.ac.jp



(a) 第1章ポイント2例題3 黒番 正解 B
Ch.1 - Pt.2 - Ex.3 - Black's turn,
B is suggested.

(b) 第2章第1問 黒番 正解 A
Ch.2 - Puzzle 1 - Black's turn,
A is suggested.

(c) 第2章第36問 黒番 正解 A
Ch.2 - Puzzle 36 - Black's turn,
A is suggested.

図1: 『令和版 囲碁 ひと目の布石』の局面例。著作権は株式会社マイナビ出版が所有するものである。ただし、★マークは説明のために我々が加えたものである。

Fig. 1 Puzzle examples from “Reiwa Version Go Opening at A Glance” (translated from Japanese). The copyright belongs to Mynavi Publishing Corporation. Note that the star marks are added by us for explanation purposes.

問題の自動生成には (1) 局面の生成, (2) 正解手の選定, (3) 不正解手の選定, (4) 問題文の生成, (5) 解説の生成という要素が必要だと考えるが, (1) から (3) までを当面の目標とする。本稿では特に合法手数が多い布石段階において (3) の不正解手の選定について調べる。つまり問題の局面と正解手が与えられると仮定するうえで, どのような着手が不正解手に適切なのかを調べ, 不正解手の自動生成について取り込む。

不正解手というのは, 単に正解より悪い手であれば良いわけではない。解説を読んで納得性が高かったり, 実戦で心がけることができるためには, 例えば, 「大場 (大きいところ) より急場 (攻防の要点)」などの意味で正解手と不正解手が対照的であることが効果的であろう。他にも, 不正解手には何らかの選ばれている理由があるはずである。本稿では市販の布石問題集を分析することで, 不正解手が選ばれる条件を明らかにすることを目的とする。また, 調査結果をもとに, 不正解手の自動生成も試みる。

2. 関連研究

本章では分析に用いる囲碁プログラム及び問題の自動生成の関連研究を述べる。

2.1 囲碁プログラム

強い囲碁プログラムについて, オープンソースの (i) AlphaZero 系の KataGo [7] と (ii) 強い人間プレイヤーの棋譜を学習したニューラルネットワーク*1がある。(i) の

KataGo は世界最強の囲碁プログラムの1つであると言われている。着手の勝率のほか, 地合差 (地の大きさで何目リードしている・負けているか) や盤面占有率 (ownership $\in [-1,1]^{19 \times 19}$, 各地点が最終的には相手の地か自分の地か) など豊富な情報も提供し, 囲碁の局面と着手を分析するための有力なツールである。

(ii) は Leela Zero [8] のプロジェクトで公開されたネットワークの1つである。Leela Zero は AlphaZero の前身の AlphaGo Zero に基づいたものであるが, 自己対戦の棋譜ではなく強い人間プレイヤーの棋譜のみを学習したネットワークが1つ公開されている。ネットワークの入力は局面で, 出力は方策 (policy, 着手の確率分布) と価値 (value, 勝率) である。強い人間プレイヤーの棋譜を学習したことで, 方策の確率分布は人間高段者の打つ傾向をある程度反映すると考える。

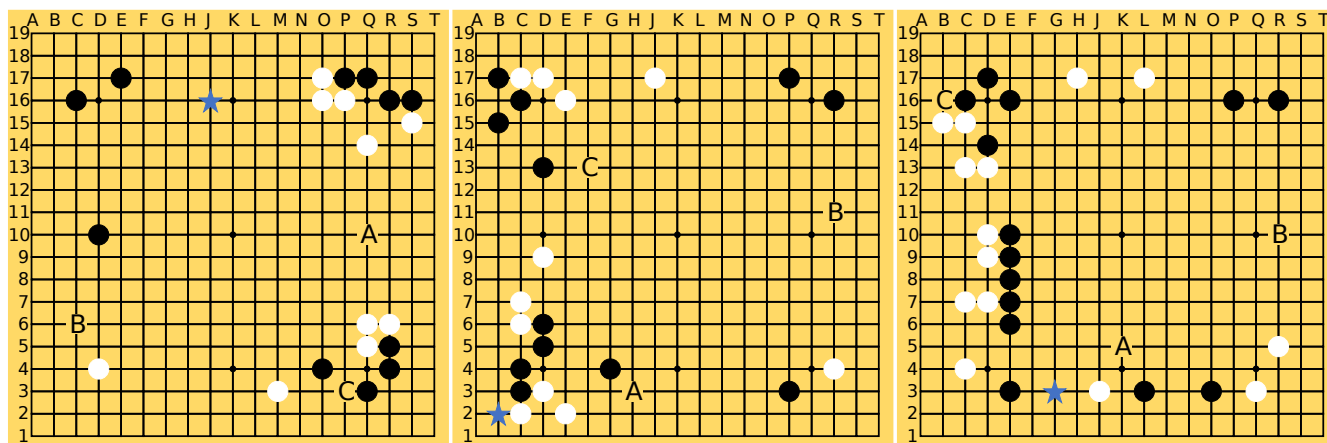
2.2 問題の自動生成

問題 (puzzles) の自動生成はさまざまなゲームにおいて行われている [9]。代表的なゲームとして, 倉庫番 [10] やクロスワード [11] が挙げられる。一方で, 囲碁問題の自動生成の研究は少なく, 種類も殆ど詰碁 (死活問題) に限られている [12]。

3. 研究方法

本稿では市販の囲碁布石問題集2冊を, ヒューリスティック特徴量 (4章) と強い囲碁プログラムから得た特徴量 (5章) により分析し, 正解手と不正解手の統計量を比較すること

*1 https://sjeng.org/zero/best_v1.txt.zip



(a) 第2章問題15 白番 正解 C
Ch.2 - Puzzle 15 - White's turn,
C is suggested.

(b) 第3章問題17 白番 正解 A
Ch.3 - Puzzle 17 - White's turn,
A is suggested.

(c) 第4章問題1 黒番 正解 A
Ch.4 - Puzzle 1 - Black's turn,
A is suggested.

図2: 『新ポケット布石100』の局面例。著作権は公益財団法人日本棋院が所有するものである。ただし、★マークは説明のために我々が加えたものである。

Fig. 2 Puzzle examples from “New Pocket Opening 100” (translated from Japanese). The copyright belongs to the Japan Go Association. Note that the star marks are added by us for explanation purposes.

で、不正解手を選ばれる条件を明らかにすることを目指す。分析結果をもとに、問題の局面と正解手が与えられると仮定するうえで、不正解手の自動生成を試みる(6章)。

分析対象とした囲碁布石問題集は、株式会社マイナビ出版の趙治勲著『令和版 囲碁 ひと目の布石』(以下『令』で略す)[13]と公益財団法人日本棋院の『新ポケット布石100』(以下『ポ』で略す)[14]という2冊である。問題例を図1と図2に示す。

『令』は2021年9月30日に初版第1刷が発行された。表題の「令和版」で示している通り、比較的最近で作られた問題集である。AlphaZeroが出現して以来、新しい打ち方が多く現れたと言われている。従来の打ち方では見慣れない局面が多い点は特徴的である。『令』では2択(正解手1つと不正解手1つ)問題が171問含まれている: 第1章 序盤のポイント10問, 第2章 総合問題141問, 第3章 ダイレクト三々(新しい打ち方の1つ)20問。

『ポ』は2008年6月25日に第1刷, 2022年7月31日に第9刷が発行された。刷数を考えると定番の問題集の1つと言える。『ポ』の副題は「感性を磨く!」であり、選択肢ごとに着手の意図が説明されることは特徴的である。図2aを例でいうと、「A = 白模様の要点, B = 黒のカカリを防ぐ, C = 黒の弱点を突く」という説明である。合計3択(正解手1つと不正解手2つ)問題が100問あり, 5つの章に20問ずつ含まれている: 第1章 布石との出会い(5~8級), 第2章 布石の形に親しむ(3~5級), 第3章 急所を見分ける(1~3級), 第4章 逃せぬポイント(初・二段), 第5章 布石でリードする(三段以上)。

問題の分析にはヒューリスティック特徴量と強い囲碁プログラムによる特徴量を用いた。ヒューリスティック特徴量の2つとそれらを調べた理由は次の通りである。

- (i) **正解手との距離**: 碁盤上で見た感じではどの位置関係なのかを調べるためである。
- (ii) **着手の近くの石の密度**(距離8以内の範囲の石の数と交叉点個数の割合で定義する): 急場や大場, 攻防の要点など, 序盤で重要な概念に関係ありそうと考えるためである。

ここでの距離は, Rémi Coulom 氏の定義を用いた[15](以下 Rémi 距離と呼ぶ)。 δ_x と δ_y を2つの座標の x 成分差, y 成分差とし, この2つの座標の距離は

$$|\delta_x| + |\delta_y| + \max(|\delta_x|, |\delta_y|) \quad (1)$$

である。

強い囲碁プログラムについて, 調査対象の着手(2択なら2つ, 3択なら3つ)及びパス(pass)をKataGoに800シミュレーションで探索させ, 着手ごとの地合差, 着手後の盤面占有率, ネットワークの方策出力(選択確率, 以下 $\text{Prior}_{\text{KataGo}}$)を取得した。また, Leela Zero で公開された強い人間プレイヤーの棋譜を学習したネットワークの方策出力(以下 $\text{Prior}_{\text{StrongHuman}}$)も取得した。用いた5つの特徴量とそれらを調べた理由は次の通りである。

- (i) **正解手に比した地合差の損失**(正解手の地合差引く不正解手の地合差): この値が大きいほど, 不正解手は正解手より悪く, 納得性が高いと予想したためである。
- (ii) **着手の $\text{Prior}_{\text{KataGo}}$** : 好手あるいは AlphaZero 以来

の比較的最近の打ち方を, ある程度反映することを考えたためである.

- (iii) **着手の $\text{Prior}_{\text{StrongHuman}}$** : 2.1 節で述べた通り, 人間高段者の傾向をある程度反映することを考えたためである.
- (iv) **白石の強化への寄与**: 石の強弱は囲碁において重要な概念である. 着手後の占有率から着手せずにパスした後の占有率を引いたら, 該当着手が盤面への影響は見られると考え, 着手前に盤上に存在する自分の石がどのくらい強化されたかを調べるためである.
- (v) **敵石の弱化への寄与**: 同様に相手の石がどのくらい弱化されたかを調べるためである.

寄与の 2 つの特徴量について, C_{my} と C_{opp} をそれぞれ「着手前の盤上の自分の石の座標の集合」と「着手前の盤上の相手の石の座標の集合」とし, (iv) を

$$\frac{1}{|C_{my}|} \sum_{c \in C_{my}} (\text{着手後占有率}_c - \text{パス後占有率}_c) \quad (2)$$

そして (v) を

$$\frac{1}{|C_{opp}|} \sum_{c \in C_{opp}} (\text{着手後占有率}_c - \text{パス後占有率}_c) \quad (3)$$

で計算する.

4. ヒューリスティック特徴量

本章ではヒューリスティック特徴量 2 つの「正解手との Rémi 距離」「着手の近くの石の密度」を報告する.

4.1 正解手との Rémi 距離

3 章で述べた通り, 正解手と不正解手の Rémi 距離を計ったのは, この 2 つの着手が碁盤上で見た感じではどの位置関係なのかを調べるためである. 正解手と不正解手の Rémi 距離のヒストグラムを図 3 に示す. 『令』の結果を左図, 『ポ』の結果を右図に示す. 『令』のほうでは距離の短い(つまり近い)不正解手がそれなりにあったが, 『ポ』のほうでは少なかったことが分かった. なお, 隅の星と天元の Rémi 距離は 18, 左上隅の星と右上隅の星の Rémi 距離は 24 である. 盤上のかかなり異なる部分に正解手と不正解手が選ばれていることが分かる.

分布が異なる可能な理由として, 読者に学ばせたいものが異なることを考えた. 正解手と不正解手の Rémi 距離により問題を大別すると, 距離の短いほうから「局地戦において, 適切な「手筋」を問う問題」「一定の領域内で, 取るべき「方針」や石の向かうべき「方向」を問う問題」「盤面全体で, 注目すべき「領域」を問う問題」などがあると考える. 『令』の第 2 章は「総合問題」であり, 表紙でも「序盤の基礎はこれ 1 冊で完全マスター」と書かれている. 正解手と不正解手の距離が比較的短い「手筋」や「方針・方向」の問題, 稀には定石の問題も, ある程度含まれている. 一方で, 『ポ』の副題は「感性を磨く!」であり, は

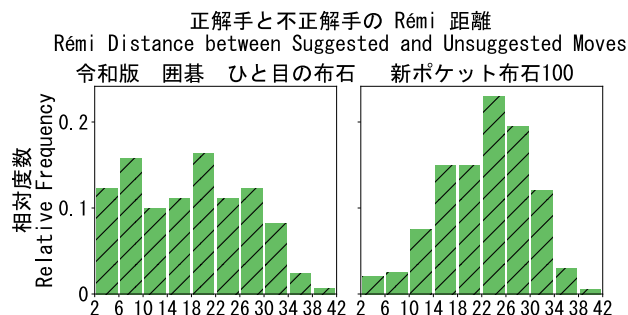


図 3: 正解手と不正解手の Rémi 距離のヒストグラム
Fig. 3 Histograms of the Rémi distance between suggested and unsuggested moves.

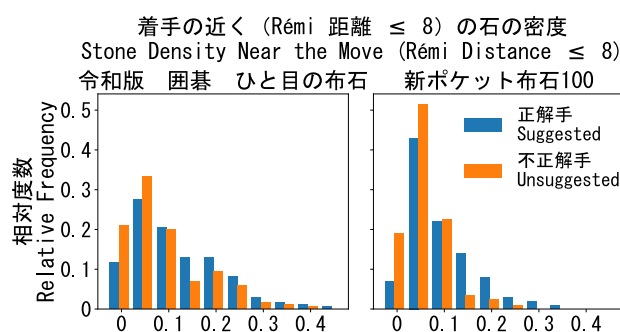


図 4: 正解手(青)と不正解手(橙)それぞれの近くの石の密度のヒストグラム

Fig. 4 Histograms of the stone density near the suggested (blue) and unsuggested (orange) moves.

しがきのところも「無駄のない流れるような布石というのは, プロの感覚と理論のバランスが取れた, 洗練された内容が詰まっています.」と書かれて, 「感覚」を重視しているので, 正解手と不正解手がある程度の離れている傾向が見られたのは納得できる結果だと考えた.

4.2 着手の近くの石の密度

3 章で述べた通り, 着手の近く (Rémi 距離 8 以内の範囲) の石の密度を調べたのは, 急場や大場, 攻防の要点など, 序盤で重要な概念に関係ありそうと考えるためである. 正解手と不正解手それぞれの, 近くの石の密度のヒストグラムを図 4 に示す. 『令』の結果を左図, 『ポ』の結果を右図に示す. 近くの石の密度が 0 の場合, つまり Rémi 距離 8 以内の範囲では石が存在しない場合には, 大場である可能性が高いことを考えた. 『令』と『ポ』両方で, 近くに石のない正解手が約 1 割, 近くに石のない不正解手が約 2 割あった. 正解手側の具体的な問題を確認したところ, 格言の「小を捨て大に就け」(大場同士を比較して大きいほうを選ぶ問題や, 実利を稼ぐ着手よりも大場に向かう問題)に該当すると言える. 不正解手のほうも確認し, 大体以下の 2 つに該当すると言える: (a) 大場同士の小さいほう. (b) 格言の「大場より急場」の大場.

また, 『令』のほうでは近くの石の密度が 0.22 以上の

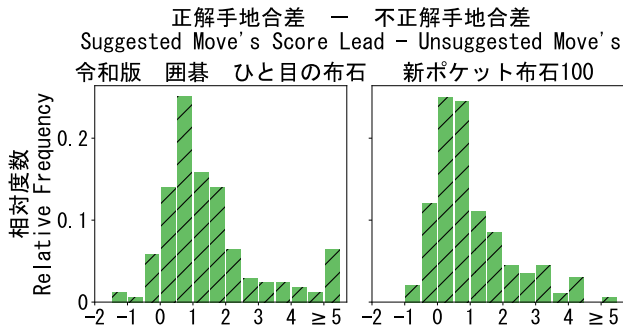


図 5: 正解手に比べた場合の, 不正解手の地合い損失のヒストグラム

Fig. 5 Histograms of the loss of score lead from the suggested to the unsuggested moves.

着手がそれなりにあったが、『ポ』のほうでは [0.02, 0.07] の着手が特に多かった. 分布が異なる可能な理由について, 4.1 節と同様に読者に学ばせたいものが異なることを考えた. 着手の近くの石の密度が 0.22 (8 子 / 35 交叉点や 11 子 / 48 交叉点) 以上になると, 攻防の要点 (戦いの途中) である可能性が高いことを考えた. 『ポ』のほうでは「感覚」を重視しているのだから, 戦いの途中の着手 (読みが必要) が少ないことは納得できる結果だと考えた.

5. 強い囲碁プログラムによる特徴量

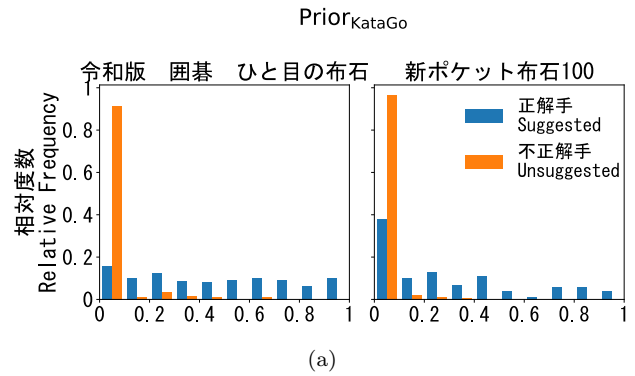
本章では強い囲碁プログラムによる特徴量 5 つの「正解手に比べた地合差の損失」「着手の $Prior_{KataGo}$ 」「着手の $Prior_{StrongHuman}$ 」「自石の強化への寄与」「敵石の弱化への寄与」を報告する. 「着手の $Prior_{StrongHuman}$ 」以外は $KataGo$ から得た統計量である.

5.1 正解手に比べた地合差の損失

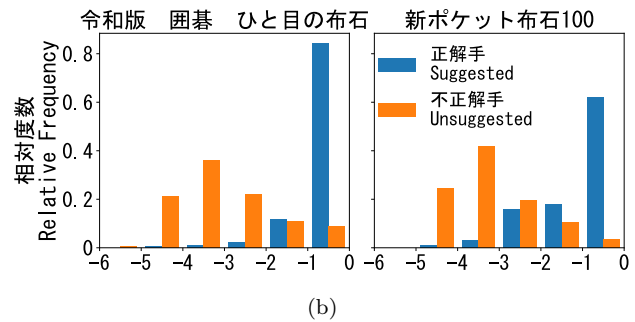
3 章で述べた通り, 正解手に比べた地合差の損失を計ったのは, 問題の納得性を調べるためである. 不正解手が正解手に比べた地合差の損失のヒストグラムを図 5 に示す. 『令』の結果を左図, 『ポ』の結果を右図に示す. 『令』のほうで損失が 5 目以上の場合が比較的多かった. これらの問題を確認し, 読みや手筋の問題であることが分かった. 『令』のほうでこういった問題が多いのは合理的な結果である.

また, 『令』と『ポ』の両方で, 損失が 0 目以上のものは全体の 8 割を超えた. つまり, 問題集著者と $KataGo$ は着手の優劣関係について概ね合致している. なかでも損失が一定程度大きい場合には正解と不正解の納得性が高くなると考える.

一方で, 損失が 0 目未満 (つまり $KataGo$ 的には不正解手のほうが良い) のものがあったことは意外である. 原因としては, (a) 問題集著者の思いや当時の常識と今の常識が異なっている, (b) 初・中級者にもお勧めできる良い局



(a)



(b)

図 6: 正解手(青)と不正解手(橙)それぞれの (a) $Prior_{KataGo}$ と (b) 対数 $Prior_{KataGo}$

Fig. 6 Histograms of suggested (blue) and unsuggested (orange) moves' (a) $Prior_{KataGo}$ and (b) $\log Prior_{KataGo}$.

面や手と, 上級者でないと打ちこなせない局面や手とが異なっている, などがありえるだろうか. 人間の感覚に近い局面評価関数の作成 [16], 及び局面分析への活用は興味深い調査対象の 1 つである.

5.2 着手の $Prior_{KataGo}$

3 章で述べた通り, 着手の $Prior_{KataGo}$ を調べたのは, 好手あるいは比較的最近の打ち方を, ある程度反映することを考えたためである. 正解手と不正解手の $Prior_{KataGo}$ のヒストグラムを図 6a に示す. 『令』の結果を左図, 『ポ』の結果を右図に示す. 『令』と『ポ』両方では正解手の分布が広く, 不正解手の分布が 0.1 未満に集中する結果が見られた. 不正解手の $Prior_{KataGo}$ が低いのは予想通りである. 一方で, 少し意外な結果としては, 『ポ』の正解手の約 4 割の $Prior_{KataGo}$ が 0.1 未満である. これは, 2008 年当時推奨されていた着手が, AI 時代の最近の考え方では良くなってしまっている可能性を示していると考えられる.

$Prior_{KataGo}$ が 0.1 未満の値の分布をより詳しく調べるために対数値も取った. その結果を図 6b に示す. 『令』の正解手の $Prior_{KataGo}$ が 0.01 以下 (つまり対数値が -2 以下) のものは非常に少なく, 最近の打ち方が考慮されていると考える. 比べて『ポ』の正解手の $Prior_{KataGo}$ が $[10^{-4}, 10^{-2})$ のものは約 2 割あった. これらの着手は前

述の昔は推奨されていた着手である可能性がある。また、『令』と『ポ』の不正解手の分布が似ている。 $[10^{-5}, 10^{-4})$ のものが約2割, $[10^{-4}, 10^{-3})$ 約4割, $[10^{-3}, 10^{-2})$ 約2割, 合計8割を超えた。あまりに $Prior_{KataGo}$ が低すぎるものは不正解手としても適切でない（正解がすぐ分かってしまう）であろうし、ある程度の高さを持っている（つまりそれなりに良い手である）と、正解と不正解の納得性が落ちてしまうかもしれないからであろう。

5.3 着手の $Prior_{StrongHuman}$

3章で述べた通り、着手の $Prior_{StrongHuman}$ を調べたのは、人間高段者の傾向をある程度反映することを考えたためである。正解手と不正解手の $Prior_{StrongHuman}$ のヒストグラムを図7aに示す。『令』の結果を左図、『ポ』の結果を右図に示す。5.2節の $Prior_{KataGo}$ と同様に、正解手の分布が広く、不正解手の分布が0.1未満に集中する結果が見られた。 $Prior_{StrongHuman}$ においても対数値を取って分析した。その結果を図7bに示す。不正解手の分布は $Prior_{KataGo}$ の図6bに比べて右寄りとなった、 $Prior_{StrongHuman}$ が0.01以上の不正解手は7割を超えた。この結果から、不正解手は人間（高段者）にとって不自然ではないものが多いと言えるかもしれない。一見ありそうであるが良く考えれば悪い手みたいなものは、不正解手として適切であることが多いであろう。

5.4 自石の強化への寄与と敵石の弱化への寄与

3章で述べた通り、自石の強化への寄与（着手とパスに比べて自分の石ごとの占有率増加）を計ったのは、自分の石がどのくらい強化されたかを調べるためである。正解手と不正解手の、自石の強化への寄与のヒストグラムを図8に示す。『令』の結果を左図、『ポ』の結果を右図に示す。『令』と『ポ』の分布が似ていて、正解手が不正解手に比べて右寄りの分布となった。この結果から、正解手が自分の石を強化する効果は大体不正解手より大きいと考える。敵石の弱化への寄与の結果は図8に似ていて、スペースの都合で割愛する。

局地戦で自石を助けたり敵石を攻める手筋問題の場合、正解が不正解に比べて寄与度が高くなるのは自然である。正解と不正解が離れている問題の場合であっても、よくある「大場より急場」のような問題では、正解（急場）が“石”の強弱に大きく影響するのに比べて、不正解（大場）は主にその周囲の“空点”の支配度に影響を与えるので、本論文で定義した寄与度としてはやはり正解のほうが高くなるということであろう。

6. 不正解手の自動生成

4章と5章の調査結果を踏まえ、本章ではルールベースの方法をもとに不正解手の自動生成を行う。不正解手には

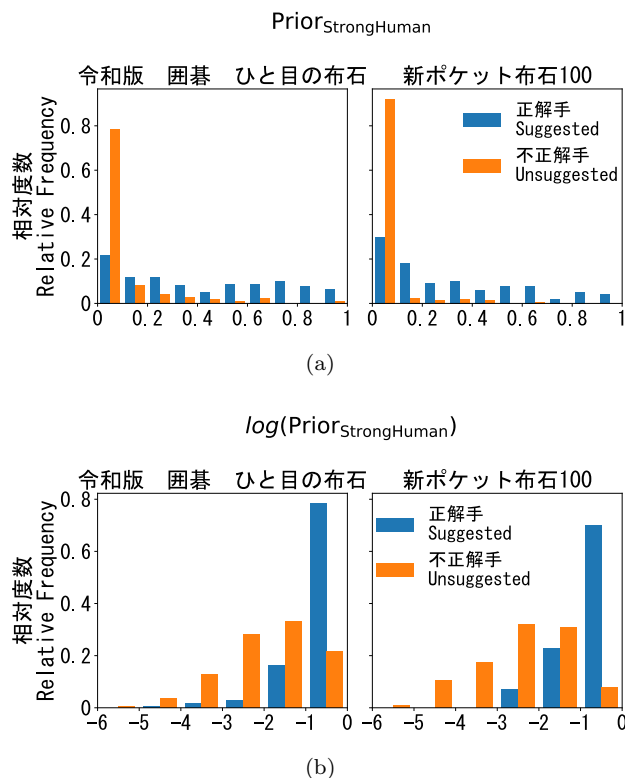


図7: 正解手（青）と不正解手（橙）それぞれの (a) $Prior_{StrongHuman}$ と (b) 対数 $Prior_{StrongHuman}$

Fig. 7 Histograms of suggested (blue) and unsuggested (orange) moves' (a) $Prior_{StrongHuman}$ and (b) $\log(Prior_{StrongHuman})$.

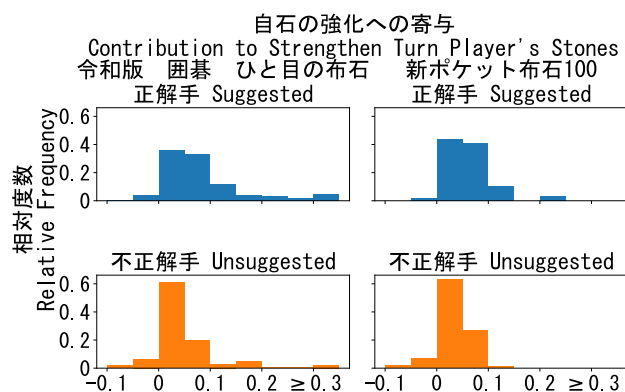


図8: 正解手（青）と不正解手（橙）の、自石の強化への寄与のヒストグラム

Fig. 8 Histograms of suggested (blue) and unsuggested (orange) moves' contributions to strengthen the turn player's stones.

さまざまな意図で選ばれたものがあることを踏まえ、ホットな地点から遠い「大場」、場所としては似ているが手筋や形が異なる「正解手の付近」、優先度が低い「自分の石の強化」、計3種類をそれぞれ作成することにした。

1章で述べた通り、問題の自動生成に向けた第一歩として、本稿では問題の局面と正解手が与えられると仮定したうえで、不正解手の自動生成を行う。実験では『令』と

『ポ』それぞれの 171 問と 100 問の局面と正解手を用いた。なお、本稿の目的は、ありうる不正解手の生成であり、問題集の不正解手に当てることではない。

不正解手の自動生成の枠組みとしては、PriorStrongHuman 上位 25 の着手をそれぞれ KataGo に 800 シミュレーションで探索させ、全ての“条件”を満たす着手の中で、PriorStrongHuman の値が最も大きい着手を不正解手とする。PriorStrongHuman を用いたのは、人間から見てあまりに不自然ではない着手を選ぶためである。“条件”について、3 種類の不正解手で共通するものは次の通りである。

- **正解手に比べた地合差の損失が 0.5 目以上**：5.1 節で述べた通り、地合差の損失が一定程度以上ある場合に納得性が高い。納得性を高めるために閾値を 0.5 にした。^{*2}
- **PriorKataGo が 0.001 未満**：5.2 節で示した通り、PriorKataGo が 0.001 未満であれば、不正解手である可能性が高い。正解手になってもおかしくない着手を除くためにこの条件を入れた。

6.1 大場

本節では大場の不正解手を生成する。正解手によって「大場より急場」か「小を捨て大に就け」の大場同士の比較の問題として解釈できると考える。共通条件のほかに用いた条件は次の通りである。

- **着手の近くの石の密度が 0**：4.2 節で述べた通り、着手の近く (Rémi 距離 8 以内の範囲) に石がない着手は大場である可能性が高い。
- **正解手との Rémi 距離が 8 以上**：「大場より急場」も大場同士の比較も、正解手と不正解手が離れている印象を持つためこの条件を入れた。

実験では『令』の 171 問中に 60 問、『ポ』の 100 問中に 28 問において、計 4 つの条件をすべて満たす着手 (不正解手の候補) を見つけることができた。具体的にアマ高段者が選出された不正解手を見てみると、多くの場合に十分不正解手としてふさわしいものが選んでいることが確認できた。『令』と『ポ』から 1 問ずつ解説する。『令』のほうは図 1c であり、正解手の C10 (A) に対して、不正解手の K3 (★) が生成された。正解の C10 は黒白双方の根拠に関係する急場であり、K3 は黒白の辺の地に関わるものの石の強弱にはそれほど大きな影響を与えない大場でありやや劣る。その意味で、本の不正解手 R14 (B) と同様、「大場より急場」を教えるための不正解手として適切であると考え。『ポ』のほうは図 2a であり、正解手の P3 (C) に対して、不正解手の J16 (★) が生成された。P3 は相手

の弱点を突く要点 (急所) であり、一方 J16 は模様接点で大きいもののチャンスを逃す手であるから、「大場より急場」を教えるための不正解手として適切であると考え。

6.2 正解手の付近

本節では正解手の付近の不正解手を生成する。4.1 節で述べた通り、正解手と不正解手の Rémi 距離が比較的小さいのは、「手筋」や「方針・方向」を問う問題が多い。「人間プレイヤーにとって正解手と不正解手どちらも一見ありえそう」「しかし間違ったら損失が大きい」という概念は、本節以外の 2 種類より強いと考える。こういった不正解手の生成には、共通条件のほかに用いた条件は次の通りである。

- **正解手との Rémi 距離が 8 以内**：正解手の近くの着手に限定するためである。
- **PriorStrongHuman が 0.01 以上**：5.3 節で述べた通り、PriorStrongHuman が 0.01 以上であれば、人間プレイヤーにとって不自然ではない場合が多い。
- **正解手に比べた地合差の損失が 1 以上**：共通条件の地合差の損失を更にきびしくした条件である。

実験では『令』の 171 問中に 51 問、『ポ』の 100 問中に 26 問において、計 5 つの条件をすべて満たす着手 (不正解手の候補) を見つけることができた。数は大場の結果と同じくらいであったが、不正解手として使えそうなものの割合が比較的低く、改善する余地が残されている。不正解手としてありのものを、『令』と『ポ』から 1 問ずつ解説する。『令』のほうは図 1b であり、正解手の D13 (A) に対して、不正解手の B16 (★) が生成された。自分の弱い石をくつろげ、場合によっては壁攻めを狙うような正解手に比べ、B16 というのは隅の地だけを考えたもので白の外壁を強化、D10 の黒石を相対的に弱めてしまう手になる。本のもとの不正解 O3 (B, 大場より急場) とは正解不正解の対比が異なるが、「方針」を問う初級者向けの問題としては成立していると考え。『ポ』のほうは図 2c であり、正解手の K5 (A) に対して、不正解手の G3 (★) が生成された。両方は J3 の白石を攻める意図があるが、黒も右下の 2 子はそれほど強い石ではなく、黒の壁に押し付けにくいような正解手のほうが優る。G3 は攻め方の「方向」を問う問題の不正解手として適切であると考え。

6.3 自分の石の強化

本節では、「まだ守らなくていい石を守ったり、比較的小さいところで自分の勢力を拡大したり」する、自分の石を強化する不正解手を生成する。石の強弱と勢力の構築は重要であるが、守り一辺倒や小さいところにこだわることは基本的には良くない。共通条件のほかに用いた条件は次の通りである。

- **自石の強化への寄与が 0.1 以上**：5.4 節で述べた通り、この特徴量は自分の石がどのくらい強化されたかを反

^{*2} 0.5 目差という小さい閾値と感ずるかもしれない。実際中盤以降ではちょっとした失着が 5 目 10 目損すると評価される場合もある。しかし本論文では布石段階を抜っており、KataGo に評価させると 10 手くらいの候補が 1 目程度の差に収まっていることも多く、ある程度小さい閾値が必要になる。

映する。

実験では『令』の 171 問中に 50 問、『ポ』の 100 問中に 26 問において、計 3 つの条件をすべて満たす着手（不正解手の候補）を見つけることができた。6.2 節と同様に改善する余地が残されているが、不正解手として適切と考えるものを、『令』と『ポ』から 1 問ずつ解説する。『令』のほうは図 1a であり、正解手の R10 (B) に対して、不正解手の F16 (★) が生成された。左上の黒石はきずが残されているが、まだ守らなくていい。最大の大場の R10 に急ぐべきである。本のもとの不正解手 G3 (A) も守っただけの手で、意味合いは似ている。『ポ』のほうは図 2b であり、正解手の H3 (A) に対して、不正解手の B2 (★) が生成された。現在この白石は B2 と G2 あたりに黒に両方打たれると死ぬ石である。正解手の H3 は自分の安全と下辺への侵入を果たす一石二鳥の手であるが、生成された B2 は自分を守っただけの手である。B2 と H3 は良い対比になっており、不正解手として（本のもとの 2 手とともに）適切であると考えられる。

7. おわりに

本稿では囲碁問題の自動生成に向けた初期段階としてまず、布石問題において、局面と正解手が与えられると仮定したうえで、不正解手が選ばれた条件を調べた。分析にはヒューリスティック特徴量（例えば正解手と不正解手の距離）と強い囲碁プログラムによる特徴量（例えば KataGo のネットワークの方策出力）を用いた。特徴量について検討する余地がまだ残されているが、調べたものではおおむね理解できる傾向が見られた。調査の結果をもとに、3 種類の不正解手「大場」「正解手の付近」「自分の石の強化」において、ルールベースの方法で不正解手の自動生成を行った。一部の問題において、意図通りの不正解手を生成することに成功した。

最終目標の「プレイヤーの要望に応じた囲碁問題の自動生成」に向けて、今後の研究方向は複数ある。短期的なものとしては、布石問題においてほかの特徴量も調べたい（例えば格言の「模様の接点逃がすべからず」を反映するもの）。あと、本稿では問題局面と正解手が与えられると仮定したが、それらの選出条件も調べたい。中長期的な方向としては、定石、手筋、詰碁、ヨセというほかの種類の問題も自動で生成したい。

謝辞 本研究では、株式会社マイナビ出版様から『令和版 囲碁 ひと目の布石』、公益財団法人日本棋院様から『新ポケット布石 100』の問題の利用許可を受けています。深く感謝申し上げます。また、本研究は JSPS 科研費 JP23K17021 と JP23K11381 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Silver, D. et al.: A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play, *Science*, Vol. 352, No. 6419, pp. 1140–1144 (online), DOI: 10.1126/science.aar6404 (2018).
- [2] Wurman, P. R. et al.: Outracing champion Gran Turismo drivers with deep reinforcement learning, *Nature*, Vol. 602, No. 7896, pp. 223–228 (online), DOI: 10.1038/s41586-021-04357-7 (2022).
- [3] Hsueh, C.-H. and Ikeda, K.: Playing good-quality games with weak players by combining programs with different roles, *2022 IEEE Conf. Games (CoG)*, pp. 612–615 (online), DOI: 10.1109/CoG51982.2022.9893698 (2022).
- [4] Liu, A.-J., Wu, T.-R., Wu, I.-C., Guei, H. and Wei, T.-H.: Strength adjustment and assessment for MCTS-based programs [research frontier], *IEEE Computational Intell. Magazine*, Vol. 15, No. 3, pp. 60–73 (online), DOI: 10.1109/mci.2020.2998315 (2020).
- [5] Ikeda, K., Viennot, S. and Sato, N.: Detection and labeling of bad moves for coaching Go, *2016 IEEE Conf. Computational Intell. and Games (CIG)*, (online), DOI: 10.1109/cig.2016.7860441 (2016).
- [6] Oikawa, T., Hsueh, C.-H. and Ikeda, K.: Improving human players' T-spin skills in Tetris with procedural problem generation, *The 16th Advances in Computer Games (ACG 2019)*, pp. 41–52 (online), DOI: 10.1109/cig.2016.7860441 (2019).
- [7] Wu, D. J.: Accelerating self-play learning in Go, arXiv (2020). <https://arxiv.org/abs/1902.10565>.
- [8] leela zero: Leela Zero (2017). <https://github.com/leela-zero>, accessed 2023-10-11.
- [9] De Kegel, B. and Haahr, M.: Procedural puzzle generation: A survey, *IEEE Trans. on Games*, Vol. 12, No. 1, pp. 21–40 (online), DOI: 10.1109/TG.2019.2917792 (2020).
- [10] Zakaria, Y., Fayek, M. and Hadhoud, M.: Procedural level generation for Sokoban via deep learning: An experimental study, *IEEE Trans. on Games*, Vol. 15, No. 1, pp. 108–120 (online), DOI: 10.1109/tg.2022.3175795 (2023).
- [11] Dakowski, J., Jaworski, P. and Wojna, W.: Quick generation of crosswords using concatenation, *2022 IEEE Conf. Games (CoG)*, (online), DOI: 10.1109/cog51982.2022.9893696 (2022).
- [12] 岡田 壱星, 中村 貞吾: 詰碁解析プログラムを用いた詰碁問題生成, 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集, Vol. 2019, pp. 579–579 (オンライン), DOI: 10.11527/jceek.2019.0.579 (2019).
- [13] 趙 治勲: 令和版 囲碁 ひと目の布石, 株式会社マイナビ出版 (2021).
- [14] 日本棋院: 新ポケット布石 100, 公益財団法人日本棋院 (2008).
- [15] Coulom, R.: Computing Elo ratings of move patterns in the game of Go, *Computer Games Workshop 2007 (CGW 2007)*, pp. 113–124 (2007).
- [16] 小川 竜欣, 池田 心: 対局状況をより正確に表現するための盤面評価値, ゲームプログラミングワークショップ 2021 論文集, Vol. 2021, pp. 28–33 (2021).

囲碁布石問題における不正解手の自動生成 正誤表

シュエ ジュウシュエン

第 28 回ゲームプログラミングワークショップ (GPW-23) で発表した際の資料に誤りがありましたのでお詫びして訂正します。

場所	訂正前	訂正後
5.3 節 9 行目最後	0.01	0.001

つまり

$Prior_{StrongHuman}$ が 0.001 以上の不正解手は 7 割を超えた。

という考察のほうが正しいです。