

展開済みノードを用いた LGRF-2 による囲碁プログラム Fuego の効率化

野崎真也 †

中村あすか †

前川仁孝 ††

† 千葉工業大学大学院情報科学研究科情報科学専攻

†† 千葉工業大学情報科学部情報工学科

1 はじめに

本研究では、囲碁プログラム Fuego[1] の勝率を向上することを目的とする。Fuego は、モンテカルロ木探索を用いて着手を決定するため、LGRF-2[2] によるプレイアウト精度の向上が期待できる。LGRF-2 を適用した Fuego は、プレイアウト中の応手を LGRF テーブルに記憶するため、好手でない着手を LGRF テーブルに記憶する場合がある。そこで本研究では、プレイアウトを効率化するために、Fuego で展開したノードが勝率の高い応手であることを利用する LGRF/EN-2(LGRF/Expanded Node-2) を提案する。

2 Fuego のモンテカルロ木探索

Fuego は、定石データベースやモンテカルロ木探索を用いて次の着手を決定する。図 1 に Fuego によるモンテカルロ木探索の例を示す。図中のノードは局面、エッジのアルファベットは着手、ノードの色は白番および黒番、矢印と四角はプレイアウトを表す。Fuego のモンテカルロ木探索は、図 1 のように有望なノードを展開してプレイアウトを繰り返す。本例では、 n 回目のプレイアウトで白番が勝利したため、ノード a, e, g の評価値が減少する。このため、 $n+1$ 回目では評価値の高いノード f からプレイアウトを行う。

3 LGRF-2

LGRF-2 は、プレイアウトで勝利した応手を LGRF テーブルに記憶し、プレイアウトで優先的に着手する手法である。図 2 に LGRF テーブルの例を示す。LGRF-2 テーブルは図中 n 回目の応手黒 H のように連続する 2 手に対する応手を保持する。また、LGRF-1 テーブルも同様に 1 手に対する応手を保持する。本手法のプレイアウトでは、テーブルに応手が存在する場合は応手を着手し、そうでない場合はランダムに着手する。プレイアウト後は、勝利したプレイヤーの応手をテーブルに記憶し、敗北したプレイヤーの応手をテーブルから削除する。図 2 のテーブルを用いて図 1 中のプレイアウトを行うと、LGRF-2 テーブルの応手 H によって

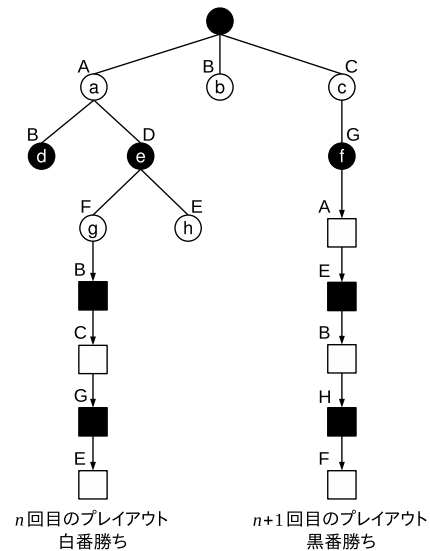


図 1: モンテカルロ木探索の例

n 回目のプレイアウトが B, C, G, H の白番勝利となる。このため、応手白 G を 2 つのテーブルに格納し、応手黒 H を LGRF テーブルから削除する。

4 展開済みノードを用いた LGRF-2

Fuego に LGRF-2 を適用することで、プレイアウト精度の向上が期待できるが、プレイアウト結果によっては好手でない着手をテーブルに記憶する場合がある。そこで本研究では、Fuego が有望なノードを展開することを利用し、展開済みノードの応手をテーブルに記憶する。図 3 に LGRF/EN-2 のテーブルの例を示す。EN-2 テーブルは根ノードからプレイアウトを行う葉ノードまでの連続する 2 手に対する展開済みノードの応手を保持し、EN-1 テーブルは 1 手に対する応手を保持する。本手法は、図 3 のテーブルを上から順に参照し、テーブルの応手をプレイアウトで着手する。その後、テーブルにプレイアウトで勝利したプレイヤーの応手を記憶し、敗北したプレイヤーの応手を削除する。図 3 のテーブルを用いて図 1 中のプレイアウトを行うと、 n 回目のノード g のプレイアウトが白番勝利のため、EN-1 テーブルに根ノードからノード g までの白番の応手 D を格納する。また、 $n+1$ 回目のプレイアウトが A, D, B, H, F の黒番勝利となり、着手された応手白 D をテーブルから削除する。

†Shinya NOZAKI †Asuka NAKAMURA ††Yoshitaka MAEKAWA
 †Graduate School of Information and Computer Science, Chiba Institute of Technology
 ††Department of Computer Science, Chiba Institute of Technology

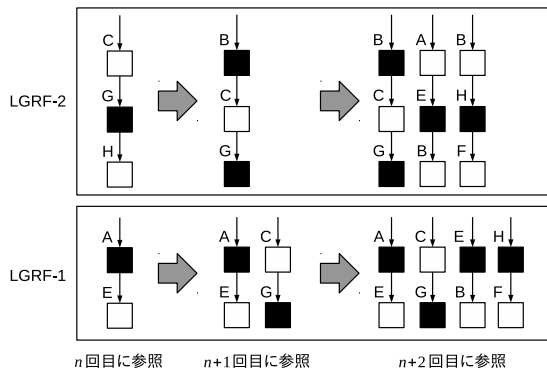


図 2: LGRF テーブルの例

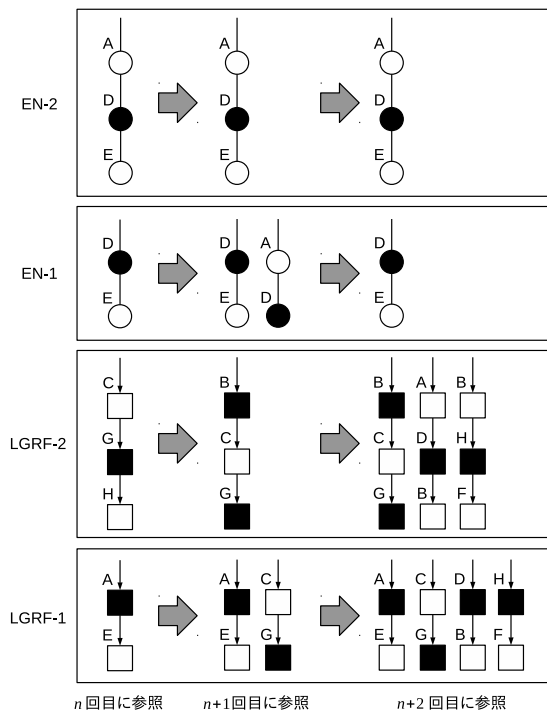


図 3: LGRF/EN-2 の LGRF テーブルの例

5 評価

提案手法の有効性を確認するために、Fuego に LGRF-2 と LGRF/EN-2 を実装し、Intel Core2 Quad 3.00GHz (メモリ 8GB) で対局を行う。対局は、19 路盤の中国ルールでコミを 7.5, 1 手番あたりのプレイアウト回数を最大 10000 とする。

表 1 に 3000 局の対局結果を示す。表中の括弧内の数値は 95%信頼区間である。表 1 より、LGRF-2 が Fuego に対して有意に勝ち越し、LGRF/EN-2 が LGRF-2 に対して有意に勝ち越すことから、LGRF/EN-2 によって Fuego の勝率が向上することが分かる。これは、LGRF/EN-2 が LGRF-2 よりもテーブル内の応手を多く着手したためであると考えられる。

LGRF/EN-2 がテーブルの応手を多く着手することを

表 1: 3000 局の対局結果

評価対象	対局相手	黒番勝数	白番勝数	勝率
LGRF-2	Fuego	777	803	52.67% (± 1.79)
LGRF/EN-2	LGRF-2	809	778	52.90% (± 1.79)

表 2: 各テーブルの応手の着手回数

評価対象	LGRF-1	LGRF-2	EN-1	EN-2	総和
LGRF-2	71629	77145	-	-	148774
LGRF/EN-2	73538	76245	983	432	151198

確認するために、LGRF-2 および LGRF/EN-2 のモンテカルロ木探索が対局開始から最初に着手するまでのテーブルの応手の着手回数を測定する。表 2 にテーブル内の応手の着手回数を示す。表中のハイフンはテーブルを参照しないことを示す。表 2 より、全テーブル内の応手の着手回数の総和は、LGRF/EN-2 が LGRF-2 よりもテーブル内の応手の着手回数が多い。このことから LGRF/EN-2 は、LGRF-2 に比べてランダムに着手する回数が少ないため、プレイアウトを効率化できたと考えられる。また、LGRF/EN-2 の LGRF テーブルの総着手数は 151198 回であり LGRF-2 よりも多い。これは、追加したテーブルの応手を着手することで LGRF テーブルの応手を削除する回数が減少し、応手を多く格納したためであると考えられる。

6 おわりに

本研究では、Fuego の勝率を向上するために、展開済みノードの着手をテーブルに記憶する LGRF/EN-2 を提案した。評価の結果、LGRF/EN-2 を用いた Fuego は、LGRF-2 を用いた Fuego に対して約 52.9% で有意に勝ち越すことを確認した。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP16K00505 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Markus Enzenbeger, Marthin Müller, Broderick Arneson, Richard Segal: FUEGO-An Open-source Framework for Board Games and Go Engine Based on Monte-Carlo Tree Search, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol.2, No.4, pp.259-270(2010).
- [2] Hendrik Baier, Peter D. Drake: The Power of Forgetting: Improving the Last-Good-Reply in Monte Carlo Go, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Vol.2, No.4, pp.303-309(2010).