# ・開発動機

WCSC29 頃だったと思うが、入玉して点数も充分なのに、わざわざ相手の玉を寄せに行き手数制限で勝負が紛れてしまう将棋ソフトをいくつも見かけた。その時に受けた印象から詰みよりも宣言勝ちを目指すエンジンがあれば面白いのではないかという考えに至り W@nderER の開発を行うようになった。最近は AobaZero や TMOQ、爆裂駒捨太郎など有力な後継も現れる中で、積極的な宣言勝ちが達成できていないことにもどかしさも感じている。

# ・開発過程

以前よりデファクトスタンダード型の NNUE (HalfKP 256x2-32-32-1、以下標準型)を拡張する形で、玉の位置を考慮したネットワークアーキテクチャ型の NNUE を試している。[1]

昨年頃より、tttak さんが以前考案された様々なネットワークアーキテクチャ型の NNUE の一つである Half KP-King Safety Distinguish  $Golds^{[2]}$  型(以下 HKPKSDG 型)に興味を持ち、第 3 回電竜戦においては、0 より学習させた評価関数を用いてそれなりの成績を修めることができた。[3]

電竜戦から WCSC33 にかけては電竜戦にて使用した評価関数の追加学習と並行して、水匠 5<sup>[4]</sup> (標準 NNUE)の中身をコピーした HKPKSDG 型の水匠 5 を作成し、そこからの追加学習も実施した。HKPKSDG 型の水匠 5 においては、KingSafety 部分の Weight が 0 埋めされており、学習でこの領域に値が付いた上で強さも損なわないことを目標とした。その後選手権が近づくにつれ、水匠 5 (HKPKSDG)の追加学習と学習結果の比較に注力するようになった。

### ・開発工夫点

HKPKSDG 型の評価関数の学習において、やねうら王 V5.33<sup>[5]</sup> に Bonta さんの Gaussian\_Lambda<sup>[6]</sup> を組みこんだ学習 部を作成し、たややんさんの公開された Suishopsv-150m<sup>[7]</sup>, floodgate\_validation\_sfen<sup>[8]</sup> で学習を繰り返すことで良さそうな学習パラメタについて検討した。ある程度パラメタに当たりを付けた後は、「強い将棋ソフトの創りかた」書籍<sup>[9]</sup>の付録データも利用し、教師データを混ぜての評価関数の学習を実施した。

試行した中で手ごたえを感じたいくつかの評価関数候補について、学習時のパラメタは以下となる。

H24110101 01 010100	一般 こうこう こうこん とぶした インル ツカー 画角									
候補名(A~D とする)	Α	В	С	D						
学習データ	Suishopsv-150m をシャッフルしたもの			付録データをシャッフルしたもの						
			(dlshogi_with_GCT-001~012)							
validation set	floodgate_validation_sfen から 10 万局面を抽出したもの									
loop	1		10	1						
eval_limit	2700		2500	500						
Loss Function	ELMO_METHOD(WCSC27)									
mini-batch size	1000000		10000							
nn_batch_size	1000		10000							
eta	0.01		0.1							
Iteration 毎の eta 可変	未使用									
newbob_decay	0.5									
newbob_num_trials	5	7	5	5						
LAMBDA	0.6	0.01	0.77	0.7						
LAMBDA2	0.33		0.55	0.33						
LAMBDA_LIMIT	32000		436	32000						
mirror_percentage	0									
eval_save_interval	70000000	50000000	50000000	500000						
loss_output_interval	1000000	1000000	50000000	500000						
候補とした関数番号	evalsave/0	evalsave/0	evalsave/1	evalsave/0						

save\_only\_once, no\_shuffle, nn\_options, discount rate, reduction\_gameply についてはデフォルトのままである。 またその他パラメタとして、Gaussian Lambda の σ は 1000 、 Ponanza 定数は 600 、FV SCALE は 16 で固定した。

### ・実験手法

上記で学習したいくつかの評価関数について、学習時と同じ validation データを使用した際の各種ロスと、水匠 5 (標準型) + やねうら王 v7.63 相手の勝率を確認した。

マシン環境は c6a.xlarge で、双方 Threads は 32、ResignValue は 300、FV\_SCALE は 24 とした。

対局開始時の局面については dlshogi チームの山岡さんが公開された山岡互角局面集[10]より、重複局面を省いた 37 手目を開始局面としたものと、平手を開始局面としたものを計測した。

また、計測においてはノード数を 1 手 1500 万ノードに固定して実施し、気になった評価関数については 1 手 1 秒での秒数固定での計測も追加で実施した。NPS が違うため同ノードでの計測は水匠 5 (標準型)にとって不利ではあるが、WCSC33 の本番環境では c6a.metal を使う予定であったため、標準型 NNUE 相手の多少の NPS 差は埋められると予想し、この設定にて測定を実施した。なお、HKPKSDG 型の NPS は標準型の約 2/3 である。

### ・実験結果

ンでの人がログド	Α	В	С	D	水匠 5 KSDG	備考
					(学習元)	
hirate eval	107	86	71	25	58	
test_cross_entropy_eval	0.483826	0.48332	0.483097	0.487157	0.484081	
test_cross_entropy_win	0.387865	0.385548	0.393708	0.407379	0.393783	
norm	1.0963E+08	1.0965E+08	1.0168E+08	9.0479E+07	1.0058E+08	
move accuracy	36.00%	36.26%	36.90%	37.18%	37.10%	
initial loss	0.387866	0.385549	0.393709	0.40738	0.393784	
対水匠 5 勝率(平手)	52%	48.5%	50%	53%	-	ノード固定
	(50-4-46)	(45-7-48)	(46-8-46)	(41-24-35)		
対水匠 5 勝率(互角局面)	43%	45.5%	54%	53.5%	-	
	(38-10-52)	(43-5-52)	(44-20-36)	(45-17-38)		
対水匠 5 勝率(平手)	-	-	50%	42.5%	-	1 秒固定
			(16-8-16)	(13-8-19)		
対水匠 5 勝率(互角局面)	-	-	49.5%	42%	-	
			(45-9-46)	(38-8-54)		

※勝率欄の (X-Y-Z) は、水匠 5 相手に X 勝 Z 敗 Y 分したということを表す。

test\_cross\_entropy\_eval, test\_cross\_entropy\_win, initial loss は A~C の評価関数において学習元の HKPKSDG 化水匠 5 よりも若干の良化が見られたが、対戦結果としてみれば C のみが辛うじて標準型水匠 5 と同等レベルの強さを示唆するにとどまった。一方、D の評価関数では各種ロスは上昇しているが move accuracy が元の水匠 5 よりも上がり、ノード数固定の測定においてはほんのりとよい成績を見せた。しかし D は秒数固定において C と比べ結果が揮わなかったため、最終的に選手権では C の評価関数を使用した。

#### ・考察

A~C, D は共に高品質の教師データで学習したものであるが、生成元の評価関数が水匠 4 か dlshogi\_with\_GCT かという違いがある。水匠 5 ベースの評価関数に対しては水匠系の教師データの相性が良かった可能性や、dlshogi 系の教師データでは中終盤の局面の認識が甘く、学習したことで読みの量が響く中終盤で NPS 差から水匠 5 に逆転され秒数固定では勝ちづらかった可能性などが考えられるが、検証はできていない。

### ・課題

今回、教師データを混ぜた学習ではロスが容易に上昇してしまい、うまく学習させることができなかったが、上記で考察した評価関数との相性や教師データの性質によるものなのか、もしくは教師データの混ぜ方で改善できるのかは試せていない。また、今回の評価関数はいずれも FV SCALE を 24 にして測定を行ったが、これも最適な値は見つけられていない。

# ・追試可能性

学習自体はランダム性があるため完全な再現は難しいと思われますが、教師データ・ソースコードは公開されているため、 同様の学習を行うことは可能です。

### ・使用データ、プログラム等

- ・水匠開発者のたややんさんが公開された評価関数、教師データ
- ・dlshogi チームの山岡さん、加納さんが公開された「強い将棋ソフトの創りかた」書籍付録の教師データ
- ・探索エンジン、学習部としてやねうらおさんの公開されているやねうら王
- ·Bonta さんの Gaussian Lambda
- ・tttak さんの HalfKP-KingSafetyDistinguishGolds アーキテクチャ

上記のどれか一つでもなければ WCSC33 の W@nderER はありませんでした。比較実験のしやすい環境を整えてくださった皆様にこの場を借りてお礼申し上げます。

### ・リンク

[1] HalfKPKrank 型評価関数 (WSCOC~WCSC31 W@nderER アピール文書 )

https://www.apply.computer-shogi.org/wcsoc/appeal/W@nderER/wanderer\_appeal-v2.html https://www.apply.computer-shogi.org/wcsc31/appeal/W@nderER/WanderER appeal 2.pdf

[2] HalfKP-KingSafety Distinguish Golds

https://github.com/tttak/YaneuraOu/releases/tag/V4.89 NNUE-features 20200406 https://github.com/tttak/YaneuraOu/tree/NNUE-features

[3] 第 3 回電竜戦本戦 大会結果

https://denryu-sen.jp/dr3/result.html

[4] やねうら王探索部および水匠 5 評価関数

https://github.com/yaneurao/YaneuraOu

[5] YaneuraOu v5.33

https://github.com/yaneurao/YaneuraOu/tree/40ae38e45092e81d6ed35deab54796284d2830f4

[6] Gaussian\_Lambda

https://github.com/Bonta0729/Gaussian\_lambda/tree/062d41e1fb5d47d58d4cdf9cc49ca74910b1977e

[7] Suishopsv-150m

https://twitter.com/tayayan ts/status/1553348516281323520

https://drive.google.com/file/d/10RuQMETwYclRggui0eb2CZGNVNVNxgdh/view

[8] floodgate\_validation\_sfen

https://twitter.com/tayayan ts/status/1337419485339242500

https://drive.google.com/file/d/1JBsUMe9LiYhL7d4YDqj6dvXCCKKTGJ5X/view

[9] 山岡忠夫・加納邦彦著 強い将棋ソフトの創りかた Python で実装するディープラーニング将棋 AI (マイナビ出版, 2021)

[10]山岡互角局面集

https://tadaoyamaoka.hatenablog.com/entry/2021/09/20/222018

https://drive.google.com/file/d/1aM7fkTD6 7U61IcrOG8BI shrZK4bHb/view