2N-03

オンラインチェスにおける RNN を用いたチェスプレイヤーランキング判別方式とその評価

山田飛† 小口正人‡ 中野美由紀†

津田塾大学† お茶の水女子大学‡

1.はじめに

オンライン対戦を含めたスポーツやゲームの対戦等では、過去のゲーム実績をもとにプレイヤーのランキングを行ったり、トーナメントの対戦配置を行なったりしている。具体的には、初戦等の早い段階で強いプレイヤー同士が対戦しないようにシード制の決定などが挙げられる。

チェスは世界的に多くの人に親しまれているゲームで、大会も多く開催され、またオンライン上での対戦も頻繁に行われている。例えば、オンラインチェスサーバ Lichess[1]では過去の棋譜が数多く公開され、オープントーナメントには 4000 人の参加者がいる。すでに Elo レーティング[2]や Glicko レーティング[2]といった既存のレーティングシステムに基づくチェスプレイヤーのランキングが行われているが、数千人の参加者がいる大会などで対戦を調整するための自動化は必須である。

本研究ではチェスプレイヤーを対象に棋譜の分析を行い、レーティングのない選手に対し、適切なレーティングを決定できるかについて検討する。

2.先行研究・関連研究

過去の大会実績から高レートのプレイヤーと低レートのプレイヤーを自動的に判別するため、チェスの棋譜をイベントログとみなし、プロセスマイニングによりレーティングの判定を試みた研究がある。

Bos[3]が行った研究は、Lichess のイベントログから高レートのプレイヤーのゲームデータと低レートのプレイヤーのゲームデータを抽出し、プロセスマイニングのうちプロセス発見と適合性検査を行ったというものである。Bos らの手法では、データは 2014 年 1 月のものを使用し、チェスの棋譜の最初の 12 手を対象にしていた。

3.レート判別手法

Lichess の棋譜は、2013 年 1 月から 2022 年 12 月まで順次公開されている。Lichess ログはトレース ID として game_id と 4 つのイベント属性として move_no, from_square, to_square, piece, color で構成されている(表 1)。ゲームが終了するまでの全ての手が記録されている。そこで本研究では 12 手以上の棋譜を対象とし、対戦ユーザが増えた最近のデータを用いることとした。

表 1 チェスイベントログ短縮版

game_id	move_no	from_square	to_square	piece	color
95cd448d-18ef-4237-93c7-989cdd13b67b	1	e2	e4	P	White
95cd448d-18ef-4237-93c7-989cdd13b67b	2	e7	e5	P	Black
95cd448d-18ef-4237-93c7-989cdd13b67b	3	b1	c3	N	White
95cd448d-18ef-4237-93c7-989cdd13b67b	4	g8	f6	N	Black

まず、先行研究で使用されていた 2014 年 1 月と 2016 年から 2 年おきに 2 月のデータを分析した。本研究で使用するデータは、オンラインチェスサーバーLichess のオープンデータベース[4]より取得した。欠損値を含むものとゲームの手数が 12 手未満のものを除外した。レーティング値は Elo レーティングを改善するために発明された Glicko2 レーティングが使用されている。1 つのゲームデータに白のプレイヤーと黒のプレイヤーの 2 人分の試合開始時のレーティング値が含まれている。プレイヤーの個々の識別は行っていない。それぞれを 1 つのデータとし、平均値と分散について算出した(表 2)。またレーティングの値の分布をグラフで示した。分布グラフの横軸は全て 0 から 3500 とし、縦軸は 2014 年 1 月が 0 から 8 万、2016 年 2 月は 0 から 30 万人、2018 年 2 月は 0 から 100 万人、2020 年 2 月は 0 から 200 万人と設定した (図 1)。

表 2 レーティング値の平均値と分散

	2014年1月	2016年2月	2018年2月	2020年2月
ゲーム数	680,605	4,905,673	1,7092,713	41,979,235
平均値	1616.9	1736.3	1602.1	1671.5
分散	49968.7	79038.0	90417.7	118937.3

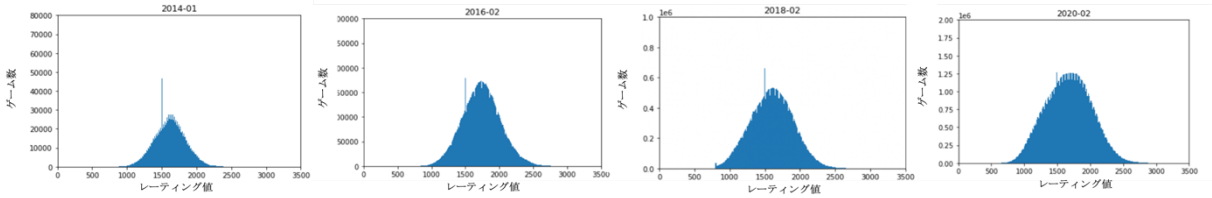

図 1 レーティング値の分布

Player Rating Discrimination Method Using RNN in Online Chess and Its Evaluation

† Habuki Yamada, Miyuki Nakano・Tsuda University

‡ Masato Oguchi・Ochanomizu University

Copyright ©2023 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

4.実験

4.1 使用するデータ

2020年のデータから、プレイヤーのレーティング値が二人とも高いゲーム（High Rated Games(HRG))と二人とも低いゲーム（Low Rated Games（LRG））を抽出した。HRGでは、2020年２月のレーティング分布から3σ以上のレーティング値（2603以上）のプレイヤーゲームデータを用いた。LRGでは、－３σ以下のレーティング値（847以下）のゲームを用いた。棋譜は先行研究と同様に最初の12手に加え、24手まで拡張したものも使用する。手数が24手未満のゲームデータは除外した。

4.2 レーティング判断のためのLSTM

今回はLSTMを用いて、HRGおよびLRGの判断を行うこととした。抽出したデータの中からHRGから5,000個、LRGから5,000個のデータの合計 10,000 個のデータで実験を行う。学習データは全データの 70%とし、テストデータは30%とする。1手から12手と24手までの駒の動きを1文となるように変形し、AnswerはHRGであれば1、LRGは0とした。12手までのゲームデータを使用した場合の例を表3に示す。

4.3 実験結果

12 手までの棋譜を使用し、単語ベクトル次元数と隠れ層次元数をそれぞれ変化させて出力した精度(表4)とF1値(表5)の一覧を示す。エポック数は全て 50 とした。隠れ層次元数と単語ベクトル次元数はそれぞれ増加させると精度と F1 値ともに向上する傾向があることがわかる。

24 手までの棋譜を使用し、単語ベクトル次元数と隠れ層次元数をそれぞれ変化させて出力した精度(表6)とF1値(表7)の一覧を示す。エポック数は全て 50 とした。12 手までの棋譜を使用した場合と同様に、隠れ層次元数と単語ベクトル次元数はそれぞれ増加させると精度と F1 値ともに向上する傾向があることがわかる。一方で 24 手の棋譜をした場合の方が、12 手の場合と比べて精度と F1 値ともに低下する傾向があることがわかる。これは手数が後半になるにつれ、ゲームの展開が進み、駒の移動パターンが多くなることにより、分析に影響を与えづらくなるのではないかと考えられる。

表 4　12 手精度

	隠れ層次元数10	隠れ層次元数20	隠れ層次元数30
単語ベクトル次元数20	0.8767	0.8827	0.8830
単語ベクトル次元数30	0.8813	0.8953	0.8763
単語ベクトル次元数50	0.8800	0.8897	0.8983

表 5　12 手 F1 値

	隠れ層次元数10	隠れ層次元数20	隠れ層次元数30
単語ベクトル次元数20	0.8767	0.8827	0.8829
単語ベクトル次元数30	0.8813	0.8953	0.8763
単語ベクトル次元数50	0.8800	0.8897	0.8983

表 6　24 手精度

	隠れ層次元数10	隠れ層次元数20	隠れ層次元数30
単語ベクトル次元数20	0.8190	0.8810	0.8740
単語ベクトル次元数30	0.8343	0.8707	0.8733
単語ベクトル次元数50	0.8583	0.8807	0.8870

表 7　24 手 F1 値

	隠れ層次元数10	隠れ層次元数20	隠れ層次元数30
単語ベクトル次元数20	0.8190	0.8810	0.8740
単語ベクトル次元数30	0.8343	0.8707	0.8733
単語ベクトル次元数50	0.8583	0.8807	0.8870

5.　まとめと今後の課題

スポーツ、ゲームなどでプレイヤーのレーティングが様々な形で利用されている。今回はチェスを対象に、LSTM を用いてレーティングの自動判別を試みた。高レートのプレイヤーと低レートのプレイヤーの判別はある程度可能であることが分かった。これは、高レートのプレイヤーは、定石を利用する場合も多くゲームの初期段階では手数のパターンもあまり多くならないためだと考えられる。今後は複数のモデルを使用や他の機械学習手法と併用する等を検討し、判別精度向上に尽力したい。

参考文献

[1] Lichess, https://lichess.org/(accessed 2022-06-20)

[2] Chess rating systems, https://lichess.org/page/rating-systems(accessed 2022-06-22)

[3] Niels Bos,“Improving the Chess Elo System With Process Mining,” UNIVERSITY OF TWENTE, http://essay.utwente.nl/88571/ (2021) (accessed 2022-06-20)

[4] Lichess.org open database, https://database.lichess.org(accessed 2023-01-10)

謝辞

本研究はJSPS科研費 18K11318の助成を受けたものです

表 3　ゲームデータ短縮版

game_id	m1-12	answer
95cd448d-18ef-4237-93c7-989cdd13b67b	1-e2e4-P 2-e7e5-P 3-b1c3-N 4-g8f6-N 5-g1f3-N 6-b8c6-N 7-f1c4-B 8-f6e4-N 9-c3e4-N 10-d7d5-P 11-c4b5-B 12-d5e4-P	1
1d9c88d2-6541-48c9-9414-c9ca9068a3e0	1-e2e4-P 2-a7a6-P 3-d2d4-P 4-b7b6-P 5-b1c3-N 6-c7c6-P 7-d4d5-P 8-d7d6-P 9-g1f3-N 10-e7e6-P 11-d5e6-P 12-c8e6-B	1
39ac6df2-794a-40dd-ad58-fd09cd2873c2	1-d2d4-P 2-g8f6-N 3-c2c4-P 4-e7e6-P 5-g1f3-N 6-b7b6-P 7-g2g3-P 8-c8b7-B 9-f1g2-B 10-g7g6-P 11-e1g1-K 12-f8g7-B	1
3dfed64e-10c7-4645-aead-eff06b7098c0	1-e2e4-P 2-d7d5-P 3-e4d5-P 4-d8d5-Q 5-b1c3-N 6-d5d8-Q 7-d2d4-P 8-g8f6-N 9-g1f3-N 10-c7c6-P 11-f1c4-B 12-c8f5-B	1

Copyright ©2023 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.