

二山 NIM のゲーム結果の画像化と ゲームの構造に対する機械学習アプローチ

永江 恵尚[†] 佐藤 優[†] 矢島 雄河[†] 前山 和喜[‡]

工学院大学[†] 総合研究大学院大学[‡]

1. はじめに

本研究は、NIM ゲームの一種である二山 NIM を変形させたゲームについて、画像処理と機械学習を用いて解析した結果について論じる。組合せゲーム理論の研究ではグランディ数の解析が大きな目的となるが、一般的に数学的なアプローチではグランディ数の定式化は困難である場合が多い [1][2]。本研究が目指したのは、数学的アプローチによる完全な解析でなく、情報学の側面からゲームの構造を捉え、完全な解析の足がかりを見出すことである。

2. NIM ゲーム

2.1. 一般的な二山 NIM

一般的な二山 NIM は、山の数は 2 つ、山の石の個数は任意であり、プレイヤーは片方の山から任意の個数の石を取り除くことが許されている。石を取り除くことが出来なくなったプレイヤーは敗北となる。また用語としてこれ以降は、あるゲームの状態を「局面」、山から石を取り除く操作を「着手」と呼称する。

2.2. 本研究の二山 NIM

本研究で扱う二山 NIM は、山の石の個数は 2 つとも 256 個に固定する。プレイヤーの着手は事前に与えられた遷移集合の中から選ぶ。この遷



図 1 ゲームの進行

Machine Learning Approach for Analyzing the Results and Structure of the NIM Game

Keisho Nagae[†], Masaru Sato[†], Yuga Yajima[†], Kazuki Maeyama[‡]

[†]Kogakuin University

[‡]The Graduate University for Advanced Studies, SOKENDAI

移集合は、可能な着手の集合を指す。遷移集合において、取り除くことができる石の個数は一方の山から最大 9 個、最少 0 個とする。ただし、両方の山から 0 個ずつ取り除く着手は、有限ゲームで無くなるため禁止とする。このゲームの例を図 1 に示す。

3. グランディ画像

3.1. 先行研究

先行研究では二山 NIM の任意のグランディテーブルが与えられたとき、そのグランディテーブルを生成できる遷移集合を逆算し求めている [3]。この研究でのグランディテーブルとは、2 つの山の石の個数を座標とみなし、後手必勝局面のマス塗りつぶした表 (図 2) を指す。

また、これまでの組合せゲーム理論と機械学習を組み合わせた研究では、対戦において高い勝率を出す強い AI の研究が盛んだった。対して、本研究の機械学習の活用方法は、遷移集合ごとのグランディ数の表を画像化し、その画像に対して学習を行っており、根本的に学習・予測の対象が異なる。

3.2. グランディ画像の作成方法

本研究では先行研究のグランディテーブルを発展させたグランディ画像を生成した。グランディ画像とは、ある遷移集合に対してグランディ数の表を計算し、画素値がグランディ数に対応している画像のことである (図 3)。

グランディテーブルのグランディ数が埋められた部分のみ抽出し、その値に応じてマスを塗りつぶす色を変化させる。グランディ数が 0 のマスは白、表の中で最大のマスは黒とし、それ以外場合は、白と黒のグラデーションを均等に

	0	1	2	3	4
0	0	0	0	0	0
1	0	0	1	1	1
2	0	0	1	1	0
3	0	0	1	1	2
4	1	1	1	1	2

図 2 グランディテーブル

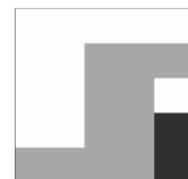


図 3 グランディ画像

分割したときの色とする．この手順にしたがってグランディ画像を生成する．

グランディ画像は右下方向に無限に広がっているが，本研究では山の石の個数を 256 個に固定しているため，縦横 256 ピクセルの画像を生成している．

3.3. グランディ画像における「領域」

グランディ画像は様々な模様を示す (図 4, 図 5)．目視で確認すると全体のパターンは複数のパターンが組み合わさって構成されていることが分かる．この内，同じパターンが左上から放射状に広がっている部分をグランディ画像の「領域」と呼称する (図 6, 図 7)．本研究ではグランディ画像の分析について，この領域の数に着目した．

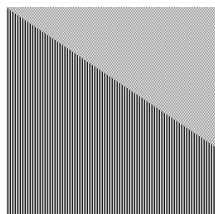


図 4 領域数 2 の
グランディ画像

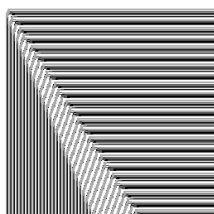


図 5 領域数 3 の
グランディ画像

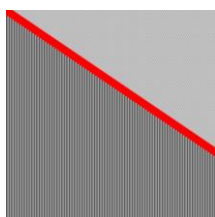


図 6 領域数 2 の
グランディ画像
(領域の境界を表示)

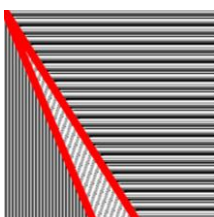


図 7 領域数 3 の
グランディ画像
(領域の境界を表示)

4. 機械学習による分析手法

分析対象のグランディ画像と，その画像に対してフィルタリング処理を行った画像による画像群をデータセットとして複数のアプローチを行った．データセットに使用したグランディ画像はランダムに 約 1700 枚選択した．また，使用したフィルタは移動平均フィルタ，モザイクフィルタ，Sobel の一次微分フィルタである．

4.1. 図形検出

図形検出のアプローチでは，データセットに対して，コーナー検出やその他の前処理を行い画像内の領域数を図形検出の機能によりカウントした．

4.2. 教師無し学習

教師無し学習のアプローチでは，データセットを K-means 法によってクラスタリングした．

領域数としての数字 1, 2, 3, 4 をラベルとし 4 つの内どのクラスに属するかで領域数を判定した．

4.3. 教師あり学習

教師あり学習ではデータセットをランダムフォレスト，SVM (サポートベクターマシン)，NN (ニューラルネットワーク) で学習し分類を行った．実験ではグリッドサーチによって適切なパラメータを探索し，K 分割交差検証によってデータセットを訓練用データとテスト用データに分割し，モデルの評価を行った．

4.4. 性能比較

各手法の性能の比較は表 1 の通りである．表の通り，最も高い性能を示したのは教師あり学習の SVM であり，正解率は 74.9%であった．

表 1 各手法の性能比較

	正解率[%]
図形検出	40.7
教師無し学習 K-means 法 (K=32)	65.6
教師あり学習 SVM (カーネル=liner)	74.9

4.5. 高い精度のモデル作成のための学習手法

領域数が大きいものはデータの割合が少なかったため，学習がうまく行えていなかった．そのため意図的に比率がそろえたところ，精度の向上が見られた．よって，本研究では各領域数のグランディ画像の枚数が均一になるようにデータセットの作成を行った．

5. おわりに

本研究では，二山 NIM について，グランディ画像を生成し機械学習による解析を行った．

機械学習では一定の割合で領域数の予測をすることが可能になった．今後はより高い精度のモデルを作成するために，領域数以外での画像の側面からのアプローチを行いたい．

6. 参考文献

- [1] 一松 信：石とりゲームの数理，森北出版 (1968) ．
- [2] Michael, H. A., Richard, J. N., David, W. (著)，川辺治之 (訳)：組合せゲーム理論入門－勝利の方程式－，共立出版 (2011) ．
- [3] 矢島雄河，前山和喜：二山 NIM における P-position に関する実験と分析，第 5 回日本組合せゲーム理論研究集会 (2021) ．