

Settlers of Catan におけるマップ自動生成の研究

黄 柱皓^{1,a)} 金子 知適^{1,2,b)}

概要: 二人以上を対象としたゲームでは、参加するプレイヤーの勝ちやすさがある程度均衡していることが好ましい。これを（ゲーム）バランスが取れているという。囲碁や将棋では初期状態が毎回同じなのでバランスの問題はないが、多くのボードゲームは、マップと呼ばれる初期状態を毎回異なるものに設定して競うため、マップ次第ではバランスが崩れうる。本研究では、マップを用いたボードゲームの一例として Settlers of Catan に着目し、特定のマップにおけるプレイヤー間のバランスを評価するための手法について検討し、過去のマップを評価した。また本研究では、Settlers of Catan においてバランスの取れた多様なマップ群の自動生成を提案した。

Automatic Map Generation for Settlers of Catan

JUHO HWANG^{1,a)} TOMOYUKI KANEKO^{1,2,b)}

Abstract: In a game with 2 or more players, it is ideal that the probability of winning is somewhat balanced among all participating players. Some games, including Settlers of Catan, involve the use of maps whereby a certain instance of game is played on. These maps, while they play a significant role in a game's balance, are often randomly generated in board games, resulting in imbalance. In this paper, we discuss automatic generation of balanced playing maps for the game of 'Settlers of Catan'. We also propose how to evaluate the game balance for a given map, and provide evaluation for past maps.

1. Introduction

多くの対戦ゲームにおいて、ゲームのバランスが取れていること、即ち同程度の技量を持った複数のプレイヤーが対戦する際にどのプレイヤーにとっても勝ちやすさが均衡していることは重要である。近年では、ゲームの大会において賞金などが供与され競技的に遊戯される事例も多く、このように全参加者に対して公平性が求められる場面では特に高いゲームバランスが求められる。

Settlers of Catan (カタン) は、一般に4人のプレイヤーによって行われる対戦ボードゲームの一種である。複数のプレイヤーが交互に行動するターン制のゲームである性質

上、必然的に各番手のプレイヤーにはある程度その勝ちやすさに差等が生じると考えられている [3]。また、マップと呼ばれる初期状態を毎回異なるものにリセットするので、マップの配置次第でさらに公平性が崩れうる。反対に、元々多少バランスの取れていないゲームにおいても、適切なマップを設計することによってゲームバランスを実現することも可能であると考えられる。

そこで本稿では、まずカタンにおける既存のマップでのゲームバランスの評価を行った。具体的には、公式ルールブックに記載されたマップや過去のトーナメントで用いられたマップにおける勝率バランスを、対戦シミュレーションにより評価した。

また、弱教師あり学習アルゴリズムの一種である PNU 学習を反復的に用いることにより、各プレイヤーに対して公平なマップを自動生成するための手法を提案し、同手法によって得られたマップのゲームバランスを、他のマップ群と比較し評価した。

¹ 東京大学大学院情報学環
Interfaculty Initiative in Information Studies, the University of Tokyo

² 国立研究開発法人科学技術振興機構 さきがけ
JST, PRESTO

a) hwang@graco.c.u-tokyo.ac.jp

b) kaneko@acm.org

2. Backgrounds

勝率の均衡はカタンに限らず普遍的な課題である。いくつかのゲームではプレイヤー同士の期待勝率を均衡させるための機構が設けられている。例えば、囲碁においては先手が有利であると考えられており、コミ^{*1}によってこれを調整している。

マップによってゲームバランスを調整している種目の例に、Starcraft がある。1999 年から現在まで賞金が供与されるプロの大会が開催され続けている Starcraft において、最後に各種族^{*2}間のバランス調整が行われたのは 2001 年であった。その後、戦略の変化に伴い各種族間のバランスが絶え間なく変わっているが、大会主催者はこのバランスを適切なマップの設計により調整してきた。

本章では、主にカタンにおけるマップの概念と、カタンのゲームバランス、およびマップがゲームバランスに及ぼす影響について述べる。

2.1 Settlers of Catan

カタンは、Kosmos 社によって 1995 年に発売されたドイツのボードゲームである。無人島への入植がテーマになっており、各プレイヤー（入植者）は島で産出された資源を用い、開拓地・道・都市等の施設を建設する。このような種々の開拓の行動には点数が付与され、はじめて 10 点に到達したプレイヤーが勝利となる。^{*3}

2.2 Settlers of Catan のマップ

4 人用カタンのマップはボード内に 5 種類の（木材 4 枚、粘土 3 枚、麦 4 枚、鉄 3 枚、羊毛 4 枚）の絵が描かれた 18 枚の資源タイルと 1 つの砂漠タイルからなる六角形のタイル 19 枚を敷き詰めて生成される。

資源タイルには、それぞれ 2-12 の数字トークンが配置され、約 7.7×10^{27} 通りのマップが存在しうる。手番プレイヤーが振った 2 つのサイコロの出目の合計とタイルの数字トークン上の値が一致したとき、タイルの頂点に開拓地や都市を設置したプレイヤーに対して該当する資源が与えられる。

2.3 Settlers of Catan のバランス

カタンをはじめとしたターン制のゲームの多くでは、席順が各プレイヤーの有利不利に影響を及ぼしうると考えられる。カタンにおける影響については Szita ら [3] による研究によって示されており、表 1 に示す通りである。

^{*1} 先手が後手に対してハンディキャップを与えるルール。囲碁では地の計算によって最終的な勝敗を決定するが、この計算の際に後手の地に加算される。加算される目の数はルールによって様々。

^{*2} Protoss, Terran, Zerg の 3 つの種族が存在する。プレイヤーは、ゲーム開始時に一つの種族を選ぶ。

^{*3} <http://www.catan.com/service/game-rules>

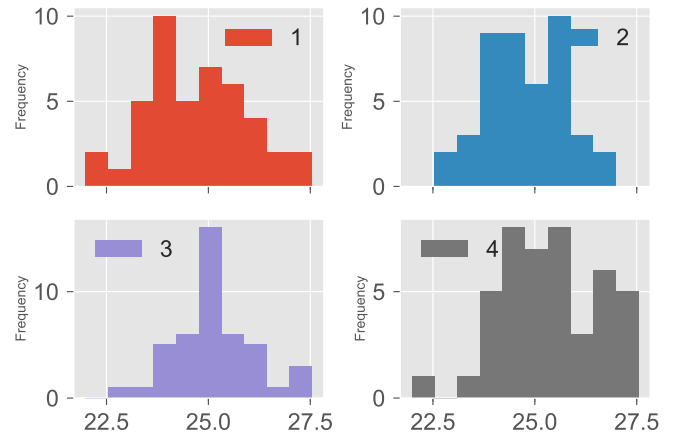


図 1 各プレイヤーの勝率とマップのヒストグラム

一様ランダムにプレイするエージェント同士の対戦では一番手プレイヤーが 30% 以上の高勝率で他の 3 プレイヤーが 23% 前後という結果が得られ、モンテカルロ木探索によるエージェントでの対戦では、1 番手の勝率が最も低く、2 番手と 3 番手の勝率が高い結果となっている。

表 1 Settlers of Catan における席順による勝率

Seat No.	Random	MCTS [3]
1	30.42%	20.51%
2	22.94%	27.18%
3	23.19%	27.44%
4	23.44%	24.87%

2.4 Settlers of Catan のバランスとマップの関連

図 1 に示すのは、対戦シミュレーションによって得られた、種々のマップにおいて各プレイヤーの勝率がどのように分布するかを表すヒストグラムである（縦軸は、マップの数）。この結果からも、マップによって各プレイヤーの勝率が異なることがわかる。従って、カタンにおいても Starcraft と同様に、マップを適切に設計することによって特定のプレイヤーに有利・不利なマップを作成できることが期待できる。また同様に、全プレイヤーにとってある程度公平な勝率バランスのマップの存在にも期待できる。

Szita らによれば、上記のような勝率の多寡はゲーム開始時に行う初期配置^{*4}に影響するとされている。初期配置においては、そのゲームで設定されたマップによって各プレイヤーについて有利・不利に作用すると考えられるため、適切な設計によって特定のプレイヤーに有利になるようなマップの生成ができると期待される。

^{*4} 1 番手から 4 番手までのプレイヤーが、マップ上の任意の六角形の頂点に開拓地を設置する。このような配置は 2 回行われ、2 回目は逆順に配置を行う。また、各プレイヤーは 2 回目に開拓地を配置した頂点に面したタイルの資源を、直ちに獲得する。

3. Methods

本章では、バランスの取れたマップを考えるにあたり用いた手法を説明する。一つ目に本研究における手法の概要を説明する。次に、マップの学習に用いた特徴量を紹介する。最後に、学習に用いたアルゴリズムである PNU 学習について紹介する。

3.1 マップの学習

マップ及びゲームのバランスの定義については種々の考え方があがるが、本研究は主に全プレイヤーにとって同等に勝ちやすいマップを目指すものである。そこで、各番手のプレイヤーの勝ちやすさの評価に際しては、同程度の実力を持つプレイヤー同士で実際に対戦させ、その対戦結果を用いることが自然である。

しかしながら、バランスを検討するための対戦結果を取得することは高価である。人間のプレイヤーによる対戦実験のみならず、コンピュータプレイヤーによる対戦実験においても、マップの優劣を判断するのに十分な数の対戦を行うことは容易ではない。

そこで本研究では、勝率のバランスが良いマップや悪いマップの特徴を学習した分類器を用いることを検討する。また、このとき、シミュレーションにより勝率のバランスが良い・悪いマップとラベル付けがされるマップの数が比較的少数であることから、少ない教師例においても効果が示された PNU 学習 [2] を用いる。

本研究の枠組みは以下の通りである。まず、種々のマップ群に対して対戦シミュレーションを行うことで各マップにおけるゲームバランスを測る。その中で、バランスが良かったものと悪かったものにそれぞれ正と負のラベル付けを行う。これらラベル付きマップと、ランダムに生成されたラベルなしのマップ群に対し PNU 学習による分類を行う。

更に、このようにして得られた分類器において正負に分類されたマップのうち、最も決定境界からの距離が大きいマップ群を抽出する。これらのマップについて対戦実験を行った結果を用い、バランスが良かったマップ、悪かったマップのラベリングを行ってさらに PNU 学習を行う。上記過程を反復する、

3.2 特徴量のデザイン

今回、カタンにおけるマップの学習にあたり、マップに関する特徴量を設計した。これらは主に、初期配置を考える際に各プレイヤーが考慮しうるマップの特徴を表すためのものとして設計した。特徴量の概要を表 2 に示す。

まず、各資源タイルの密集度を考えるために、各資源ごとに同一種類のタイル間の距離を用いた。土タイル及び鉱石タイルについては、それぞれ 3 つのタイルが存在するため

表 2 マップの学習に用いた特徴量

特徴量	個数	備考
同一資源タイル間距離	24	近い順にソート
資源タイル・港間距離	18	近い順にソート
ノード周辺の出現確率	7	周辺 3 タイルの和
資源重複ノード数	2	ノード周辺の重複
資源毎の出現確率	25	各組合せの出現数

${}_3C_2$ 種類の特徴量が得られ、羊タイル、麦タイル及び木材タイルについては、それぞれ 4 つのタイルが存在するため ${}_4C_2$ 種類の特徴量が得られる。ここで、距離は各資源ごとに昇順にソートしたものをを用いる。

次に、各資源タイルから、その資源に対応する港までの距離を、こちらも上記同様昇順にソートして特徴量として用いる。カタンでは自身のターン中に、1 種類の資源カード複数枚と引き換えに任意の資源タイルを 1 枚獲得することができるが、港の有無及び港の種類によって交換率が異なる。

カタンには、2 種類の港が存在する。1 つは、任意の資源について、その種類のカード 3 枚と交換できる港である。他方は、そのタイルに描かれているものと同じ種類のカードに限り、2 枚で交換ができる港である。上記特徴量として用いているものは、後者を指す。

つまり、港を所有^{*5}していない場合では、自身の資源カード 4 枚に対し任意の資源を 1 枚獲得出来るのに対し、港を所有している場合はより少ない枚数のカードで交換が可能になる。

次に、各ノード周辺の資源タイルの産出確率の和を特徴量として用いた。前述の通り、ターン開始時に手番プレイヤーが振った 2 つのサイコロの出目の和が各資源タイルに書かれた数字に一致しているときに、そのタイルの資源を産出する。各数字に対応した出現確率は下表の通りである。7 が出た際には、資源の産出は行われず、以下の 2 つの処理が行われる。

- 資源カードを 8 枚以上持っているプレイヤーがいた場合、そのプレイヤーは半数(端数切り捨て)のカードを直ちに捨てる。捨てるカードの種別は任意。
- 手番プレイヤーは、泥棒トークンを現在泥棒トークンが置かれたタイル以外のタイルに移動させる。この時、泥棒トークンの置かれたタイルの周辺に開拓地や都市を設置しているプレイヤーがいた場合、任意のプレイヤーから、ランダムな資源カード 1 枚を奪う。また、泥棒トークンが移動されたタイルでは、資源の産出が行われない。

次に、各資源タイルの頂点について、隣接した 3 つの資源タイルのうち 2 つが同じ種類のものであるものの数と、

^{*5} 港タイルに隣接した辺上に、開拓地や都市を有していることを指す

表 3 数字トークンとその生起確率

数字トークン	生起確率
2,12	1/36
3,11	2/36
4,10	3/36
5,9	4/36
6,8	5/36
7	6/36

隣接した3つの資源タイル全てが同じ種類のものであるものの数を数え、これらを特徴量とする。

最後に、各種資源について、それぞれの生起確率のもの(1/36から5/36のもの、表3参照)がいくつずつあるか数え、これらを特徴量として用いる。

3.3 PNU 学習

PNU 学習は弱教師あり学習アルゴリズムの一種であり、教師あり学習でのような多数のラベル付きデータが存在しない場合にも一定の効果が期待されている。PNU は、PN 分類 (Positive and Negative classification, 一般的な教師あり学習) と PU 分類 (Positive and Unlabelled, 一部のポジティブサンプルとラベルなしのサンプルを用いた学習) を組み合わせる手法で、分布について Cluster Assumption や Manifold Assumption などの仮定が必要ない点で有利であるとされている。

カタンのマップについては、似たようなマップであっても数字トークンや資源タイルなどが1組異なるだけでも初期配置を考える際の局面が大きく変化しうるため、必ずしもあるマップの近傍のマップについて似たようなゲームバランスが得られるとは限らないと考えられる。このため、本研究では分布の仮定をおかない PNU 学習を採択している。

3.4 正例・負例のラベリング

今回の学習で用いる PNU 学習では、正例及び負例のラベリングを行うことが必要になる。そこで、今回の実験では、マップ群について後述する JSettlers による勝率のシミュレーションをもとに、各プレイヤーについて勝率の差が小さいマップと大きいマップに分類した。分類には K-Means Clustering を用い、勝率の差が少ないグループを正例、勝率の差が大きいグループを負例としてラベリングを行った。

4. Implementation

本章では、上記学習を行った際に用いた実装の詳細を紹介する。まず、対戦結果のシミュレーションに用いた JSettlers 及び、PNU Learning によるマップの学習の詳細を紹介する。

4.1 JSettlers

本研究では、マップにおける対戦結果の生成のために、カタンのオープンソース AI である JSettlers^{*6}を用いたシミュレーションを行った。JSettlers は人間プレイヤーとの対戦でも、一定の水準で正常にプレイでき、カタンのプレイングにおいて特徴的な概念である、他プレイヤーとの資源のトレードが可能なエージェントである。

4.2 PNU 学習

PNU 学習において、正例と負例のラベリングが完了したのち、Energy Distance Minimization に基づくクラスの事前分布の推定 [1] を用いた。また、分類器のモデルには線形基底関数を用いた。

初期の学習については、トーナメントで用いられ公開された5マップ・カタンのルールブックに示された1マップ・筆者が作成した9マップの合計15マップを用いて行った。これらのマップにおいて勝率シミュレーションを行った結果によりラベリングを行った。

次に、得られた分類器を用いランダムに生成したマップのうち勝率バランスが最も良い・悪いと推定されたマップを5マップずつサンプルしたのち、これらのマップについて更に勝率シミュレーションを行った。

5. Experiments

本研究では、以下のような実験を行った。

1つ目に、バランスの良いことが期待される、公式ルールブック及びトーナメントマップについて、プレイテストによってそのバランスを検証した。2つ目に、上述した反復的な手法によりゲームバランスの取れたマップの生成が可能であるか検証した。

5.1 結果

5.1.1 既存のマップの評価

各マップにおいて、JSettlers によって2,000回ずつ対戦実験を行った。上表のように、ルールブックに記載の

表 4 各種マップの勝率 (%)

マップ	P1 勝率	P2 勝率	P3 勝利	P4 勝率
ルールブック	23.29	25.34	24.04	26.33
トーナメント	24.75	24.91	24.94	25.40
ランダムマップ	24.79	24.71	25.10	25.40

マップは勝率バランスが期待ほど優れていなかったことが示された。トーナメントマップについては、計5マップの平均を示しているが、全てのマップでバランスがよかったわけではなかった。また、ランダムマップに関しても29マップの平均値を示している。

^{*6} <http://nand.net/jsettlers/>

5.1.2 マップ生成の評価

前章で示した反復的なマップ生成での各ステップにおいて、分類器によって最も勝率バランスが良い・悪いと推定されたマップは、本稿で得られた3ステップまでの結果の時点では、必ずしも対戦シミュレーション実験において期待通りのバランスを示さなかった。

1ステップ目では、バランスが良いと推定された5マップのうち2つのみが実際にバランスがよかったのに対し、悪いと推定されたマップについても5マップのうち3つのみが実際に悪いバランスを示した。

2ステップ目では、バランスが良いと推定された5マップのうち3つのみが実際にバランスがよかったのに対し、悪いと推定されたマップについては5マップのうち5つとも実際にはバランスがよかった。

3ステップ目では、バランスが良いと推定された5マップのうち3つのみが実際にバランスがよかったのに対し、悪いと推定されたマップについても5マップのうち3つのみが実際に悪いバランスを示した。

しかし、上記3ステップにわたる生成の過程において全プレイヤーの勝率の標準偏差が0.5以内のマップが5つ、1.0以内のマップが10つ得られた。これは、公式ルールブックのマップで1.05、トーナメントマップのうち最もバランスのよかったマップで0.88であったことから、比較的バランスの良いマップであると考えられる。本実験で得られたマップのうち、最も勝率のバランスがよかった(標準偏差0.28)ものを、**図2**に示す。

また、**図3-図5**に、分類器によって良いバランスであると推定され実際に良いバランスを示した例、悪いバランスであると推定され実際に悪いバランスだった例、良いバランスであると推定され実際には悪いバランスを示した例のマップを示す。

6. Related Works

Starcraft については、バランスの取れたマップの自動生成 [5]、及び既存のマップについての評価 [4], [5] を試みた先行研究が存在する。これらの研究では、各陣地から資源地に対する距離や、他プレイヤーの陣地までの距離などを特徴量にしてマップの評価を行っている。また、Uriarte らの研究では、Voronoi Diagram などの手法により、マップ地形の自動生成を行っている。

7. Discussion and Future Works

今回の実験では、カタンにおける種々のマップの勝率バランスについて、定量的な評価を行うことができた。公式ルールブックのマップは、ランダムに生成されたマップと比較しても期待ほど良い結果ではなかったのに対し、トーナメントで用いられたマップは概ね良好なバランスを示していた。



図2 提案手法によって得られたマップの例、分類器によっては悪いバランスのマップとして判定された



図3 分類器によって良いバランスのマップと判定されたうち、実際に最もバランスの良かったマップの例

また、バランスの取れたマップの生成のための反復的な手法を提案し、その有効性を評価した。反復法によって自動生成された結果として、非常にバランスの取れた複数のマップが得られた。その反面、本稿で提案した反復法においては、実験で示した全3ステップにわたりマップにおけるバランスについて、分類器で予測されたものと実際に対戦実験を行ったものでかなりの相違がみられたことも事実である。

しかしながら、上記のような結果について、本稿で提案した手法そのものの問題であるか、あるいは特徴量の設計の問題であるか、または実験で用いたシミュレーションで



図4 分類器によって良いバランスのマップと判定されたうち、実際に最もバランスの悪かったマップの例



図5 分類器によって悪いバランスのマップと判定されたうち、実際に最もバランスの悪かったマップの例

の対戦サンプル数の不足・PNU学習で与えたラベル付きマップのサンプル数の不足など実験上の問題であったかは特定しえない。

7.1 Future Works

今回の研究では、JSettlersのみによって勝率バランスの評価を行ったが、MCTS-Catan[3]や、人間の熟練者など、他のプレイヤーについても同様の傾向が得られるか検討することが必要である。例えば、本研究で得られた最もバランスのよかったマップ群に対して、MCTS-Catanなどによる検証を行うことが考えられる。

次に、今回の実験では1マップあたり対戦実験のサンプルを2,000回としたが、特定のマップが他のマップと比べてバランスが良いことをより有意に示すため、また反復法のステップに用いるラベル付き学習データの精度を高めるために、今後対戦実験のサンプル数を変えながら学習の速さと生成されたマップのバランスを検討することが課題として考えられる。

更に、PNU学習におけるラベル付きマップデータを、各ステップにつきそれぞれ10マップとしたが、この数を増やすことによって、より正確なDecision Boundaryの推定が得られると期待されるので、学習において適切なマップ数を考えることが必要であると考えられる。

他方で、本稿の学習に用いた76つの特徴量以外にも、他の特徴量を考案し加えることによって、マップに関するより適切な表現を与えることも課題として存在する。初期配置を考慮する際に検討されるべき、より多くの特徴量によって、学習の精度をさらに高めることも可能であると考えられる。

最後に、今後の研究においてはカタンのみについて検討したが、マップが存在する一般のボードゲームにおけるマップバランスについて、同様の手法によるマップの自動生成が可能であるかを示すことも課題として残る。

Acknowledgement

この研究の一部は、JSPS 科研費 16H02927 と JST さきがけの支援を受けています。

参考文献

- [1] H. Kawakubo, M. C. Du Plessis, and M. Sugiyama. Computationally efficient class-prior estimation under class balance change using energy distance. *IEICE Trans. Inf. Syst.*, E99D(1):176–186, 2016.
- [2] T. Sakai, M. C. du Plessis, G. Niu, and M. Sugiyama. Semi-Supervised Classification Based on Classification from Positive and Unlabeled Data. *Icml*, 2017.
- [3] I. Szita, G. Chaslot, and P. Spronck. Monte-Carlo tree search in Settlers of Catan. *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, 6048 LNCS:21–32, 2010.
- [4] J. Togelius, M. Preuss, N. Beume, S. Wessing, J. Hagelbäck, and G. N. Yannakakis. Multiobjective exploration of the StarCraft map space. *Proc. 2010 IEEE Conf. Comput. Intell. Games, CIG2010*, pp. 265–272, 2010.
- [5] A. Uriarte and S. Ontanon. PSMAGE: Balanced map generation for StarCraft. *IEEE Conf. Comput. Intell. Games, CIG*, 2013.