

ポテンシャル情報に基づく作業環境のモデリングと エージェントのタスクシェアリングの抽出に関する研究

牧野 勤 成瀬継太郎 横井浩史 嘉数侑昇
北海道大学大学院 工学研究科

Abstract. 本報告は、エージェントが作業をする環境中に張られたポテンシャル情報に基づいて、複数エージェントの協調作業を導くルールを抽出することについて記す。本システムは複数エージェントが中央制御部によって行動が制御されるものと仮定する。エージェントの行う作業は箱押し作業とし、予め設定されたスタート地点からゴール地点まで押すものとする。エージェントは、この作業を行う環境中に張られたポテンシャル値により行動が規定される。今回はこのポテンシャル値の生成に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)を利用し、エージェントによる箱押し作業での効率の良いポテンシャルの張り方を探索し、得られた良解を環境モデルとすることとした。更にタスクシェアリングの抽出する方法として、環境モデルをクラスタ分析して得られた解析結果を利用することとした。本報告では、提案システムの構築を行い、シミュレーションを通して環境のモデリング及びエージェントのルールの抽出を行った。

Using Potential Field for Environment Modeling and Extraction of Agent Action Rules

Tsutomu MAKINO Keitaro NARUSE Hiroshi YOKOI Yukinori KAKAZU

Complex Systems Engineering Lab.,
Faculty of Engineering,
Hokkaido University

Abstract. This paper describes a method of acquisition of environment model and extraction of agent action rules. The environment model is represented with potential field that is generated by Genetic Algorithm (GA). An agent acts on basis of potential field. Therefore a potential field expresses character of environment and an action rule of the agent. In this study, the task of agent adopts the Box-Pushing Problem. This task moves a box by agents from the start point to the goal point. Environment model is lower work cost solution on acquired potential field through the box-pushing simulation. And for acquired environment model, it uses the cluster analysis to classify got environment models, then it acquires the abstract action rules of agents from these results. So we propose an method of environment modeling and acquisition of agent's action rules and make experiments that is the box-pushing with cooperative work of agents in the environment. As results, we find out that our approach is one of effective method for acquisition of environment model and agent action rules.

1.はじめに

本研究は、熟練労働者が持つような作業についての抽象的な行動ルール(大まかな指針)を工学的に利用できる形で記述する方法について考察を行うものである。

一般的に熟練労働者は、自己の作業経験などを通じて作業に関する定型的な行動プロシージャを持つ。この定型的な行動プロシージャの特徴としては、作業内容のゆらぎ(少々の作業内容や負荷の変化やチーム作業における成員の変更など)に対してロバストであり、また状況の認識から迅速に正しい判断を導く点などが挙げられる[吉田 91] [塩沢 97]。これらの行動ルールは、対象とする作業に関する基幹となるルールに加え、このルールのロバスト性を高めるような補助ルール群があると考えられている[中岡 71]。

熟練労働者の判断の過程は、状況の認識から判断までには思考めいた過程が存在しないと考えられている[中岡 71]。よって、このような過程を工学的に実現することは、プランニングやナビゲーションといった分野に適用することで工学的に有効であると考えられる。

そこで本論では、上記のような熟練労働者の認識・判断過程を工学的に実現するために、エキスパートシステムのような状況に関する詳細な属性値集合を適用するのではなく、一連の行動シーケンスを表現するような抽象的行動ルールの記述を適用することを考える。ここで言う抽象的な行動ルールとは、類似した状況中に存在する共通して適用可能な方針であり、また認識される状況での行動方針集合の代表元と考えることが出来る。

そこで本稿は、抽象的行動ルールを導くための環境モデリング及び環境クラスタリングを行い、得られた環境モデル及びクラスについて検証及び考察を行うものとする。

2. 行動ルールの抽象化

今回、本論では複数のエージェントを扱う監督エージェントが存在することを暗に想定している。よって、本論での抽象的行動ルールとはこの監督エージェントが、作業エージェントをどのように振舞わせるか指示

をするためのルールと考えることができる。監督エージェントがポテンシャル場を用意し、エージェントによる作業を通じてポテンシャル場の探索/学習及び評価を行うものと言い換える事が出来る。

抽象的な行動ルールを得るために、まず環境モデリングを行い、その結果に基づいた環境モデルの類似度によるクラスタリングを行う。最後にこのクラスタリングされた環境モデルの集合から抽象的な行動ルールを導くというステップを経る。今回対象とするエージェントのタスクは、「箱押し問題」とした。

環境モデリングは、作業空間をグリッドに切り、各グリッドにポテンシャル値を設定することで行う。複数エージェントによる箱押し作業で、各エージェントは環境中に張られたポテンシャル値に基づいて行動をとる設定である。エージェント間の協調作業における役割分担などは、このポテンシャル場に基づいて行われる。

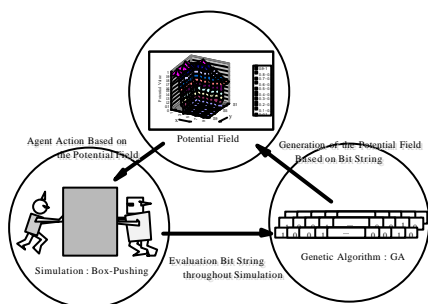


Fig.1 Concept of the Proposed System

環境中に張られるポテンシャル場は、全グリッドをビットストリングに写像し、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を用いて設定される。その手順は以下ようになる。

1. GA の操作により、環境中のどの位置にポテンシャルピーク値を設定するか探索を行う
2. ビットストリングに基づいて、ポテンシャルピークを環境中に配置する
3. 配置されたポテンシャルピーク位置から拡散関数に基づいてポテンシャル場を生成する
4. 各エージェントについて 2, 3 の作業を行い、内部情報としてポテンシャル場を設定する

以上の手順から生成された複数のポテンシャル場は、計算機実験を通して評価され、評価値の高いポテンシャル場をその環境の構造と作業の特徴を良く記述している、エージェントの行動ルールとして最も適しているものとし、その環境のポテンシャルモデルとする。本手法でポテンシャル場の探索に GA を採用したのは、GA は広域的探索が可能であり準最適解を見つけることが可能であるという特徴を有するからである。

環境モデルのクラスタリングは、環境モデルの探索結果に基づいて行われる。クラスタリングは統計的手法であるクラスター分析法を利用することとした。これにより、得られた環境モデルを明確な指標の基に幾

つかのタイプに分類することが可能である。よって、抽象的な行動ルールを導出するためには、分類されたポテンシャル場の環境中での張られ方に注目するものとする。

3. シミュレーションシステムの設定

3.1 環境モデリング

まずエージェントの動作ルールを抽出するために、ポテンシャルによる環境モデリングの、利点とし対象とする空間に直接的に設定することができ、尚且つスカラー値表現により観測が容易で理解がしやすい点にある。

グリッドで区切られた環境中にポテンシャル値を代入する。GA のビットストリングから対応するグリッドへポテンシャルのピーク位置を設定し、そのピーク位置から予め設定された拡散関数に基づいて各グリッドにおけるポテンシャル値が設定される。

$$P(i) = Ae^{-x} \dots (1)$$

ここで、式中の A はポテンシャルの広がりか負/正方向を現すパラメータである。 $P(i)$ はグリッド i のポテンシャル値を格納するパラメータであり、 x はピーク位置からの距離に応じて変化するポテンシャルの拡散係数を表す。今回この関数を用いたのは、ポテンシャルの拡散方向に対して必ずピーク値と 0 との間の何らかの実数値をグリッドに設定することが出来るためである。また複数のピーク値が空間内に存在する場合は各グリッドに設定されるポテンシャル値を重ね合わせることにした。

次にポテンシャル場の評価方法について述べる。

ポテンシャルピーク値を扱うストリングの評価として、エージェントが作業を通じて消費する内部エネルギーと総移動ステップ数を用いることとした。これは、各エージェントの振る舞いの評価及び作業コストの評価をするものである。

$$E(i) = \sum_{k=1}^n \left(\frac{1}{Tc(k)} + \frac{1}{Te(k)} \right) \dots (2)$$

式 2 中の $E(i)$ は、ストリング i に関する評価値をあらわしており、 $Tc(k)$ は箱押し作業にかかったエージェント k の移動ステップ数であり、 $Te(k)$ は作業中に消費したエージェント k のエネルギー量を表している。

以上のポテンシャル場の設定及びその評価により環境モデリングを行うものとした。

3.2 作業エージェントの設定

ここでは、環境中に張られたポテンシャル場に基づいて箱押し作業を行うエージェントの設定について述べる。

エージェントは、グリッド空間中において自己の周囲 8 近傍の状態(ポテンシャル場)を観測し、最もポテンシャル値の高いグリッド位置へ移動する Greedy な設定である (Fig.2)。また、エージェントの作業状態(単

独作業/協調作業/移動のみ)(Table.1)によってエネルギー消費量が異なる設定となっており、また作業の継続状態に応じてエネルギー消費量が変化するものとした。

Table.1 Energy Consumption Ratio

Work Style	Single	Cooperative	Non Pushing
Energy Consumption	4	2	1

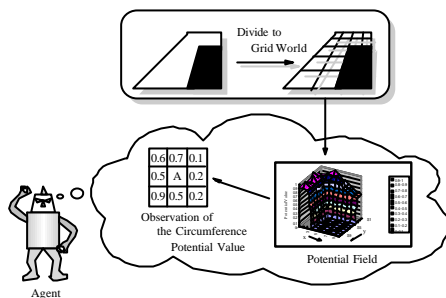


Fig.2 Agent Observes 8 Vicinities in the Circumference of the Self, and then Moves to the Highest Potential Value Grid

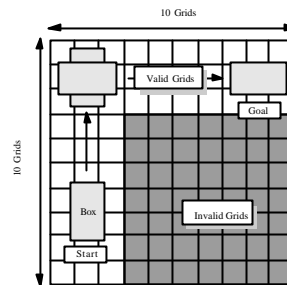


Fig.3 Simulation Environment

3.3 環境モデルのクラスタリング

計算機実験を通して得られた環境モデルについて、それぞれの類似度に基づいてクラスタリングを行う。今回はポテンシャル場の各グリッド位置に設定されたポテンシャル値を比較することとした。クラスタリング方法としては、各グリッドのポテンシャル値に関するユークリッド距離を用いて対象間の距離を測定し、この得られた距離に基づいて最短距離法(Nearest Neighbor Method)によりクラスターを形成する。

また今回のクラスタリングでは、事前にポテンシャルの張られ方が同一な解をまとめて一つのタイプとして扱うこととした。

4. 計算機実験

今回のシミュレーションでは、箱に関する情報を付加する場合と付加しない場合について計算機実験をおこなう。箱に関する情報とは、箱の移動ステップごとに箱の押すべき位置にポテンシャルピーク値を有するポテンシャル場を設定することである。この情報を用いた計算機実験を行うことにより、構築した本シミュレーションシステムの探索性能について検証を行うことができる。このポテンシャル場は環境中に張られたポテンシャル場に付加されるものとした。

$$P(i) = \mathbf{a} \times P_a(i) + \mathbf{b} \times P_b(i, t) \dots (3)$$

ここで、 $P(i)$ はグリッドにおける現ステップでのポテンシャル値を表し、 $P_a(i)$ はグリッド i におけるエージェントのポテンシャル値を表す。 $P_b(i, t)$ は箱のグリッド i における箱押し作業 t ステップ時のポテンシャル値を表す。

エージェントが作業を行う環境は、箱が途中で方向転換を必要とする L 字形とした(Fig.4)。これにより、エージェント間の協調作業/役割分担が現れる可能性があると考えられる。

また、探索に用いる GA の設定は、初期個体数を 100 とし、交叉はルーレット選択に基づいて行われ、突然変異率は 20%、子の個体を親の下位個体 10% と入れ替えるものとした。

4.1 箱に関する情報を付加したケース

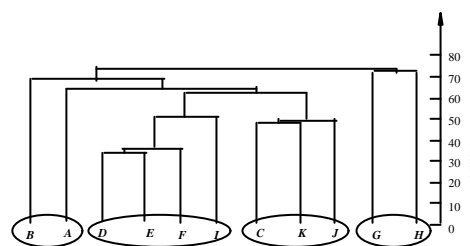
まず箱の移動に関する情報が付加される場合について計算機実験を行う。ここでは予め設計者によって設定されたポテンシャル場との比較も行うこととする。

最初に設計者が環境中にポテンシャル場を設定する場合について述べる。これは、設計者が環境についてポテンシャルを利用してモデリングをして、エージェントの動作ルールを規定することである。

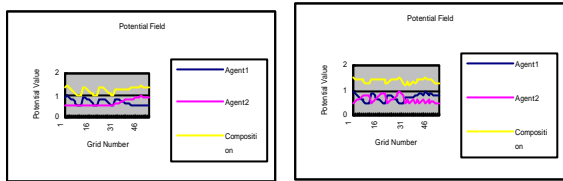
共通の設定として環境中に存在し作業を行うエージェントの数を 2 とした。これにより、箱の方向転換される部分にエージェントの協調作業/役割分担が発生する可能性がある。

よって箱の方向転換をする L 字部分とエージェントの初期位置であるスタート部分に着目した形でポテンシャル場を設定した。この結果、作業ステップ数は最短の物が得られたが、しかし終始 2 エージェントによる協調作業が行われ、中間地点での箱の方向転換での役割分担が発生することはなかった。

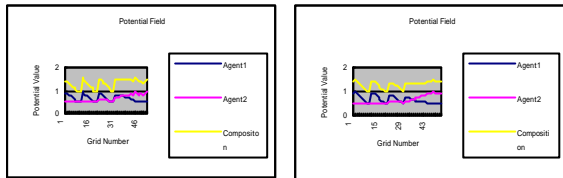
次にエージェントのポテンシャル場の生成を GA による探索に基づいたものとした場合について述べる。以下にモデリングに基づいたクラスタリングの結果を示す。



(a) Dendrogram of Environment Models



(b-1) Cluster (Manual) (b-2) Cluster (Type 1)



(b-3) Cluster (Type 2) (b-4) Cluster (Type 3)

Fig.4 Simulation Results 1

Table.2 Simulation Result of Work Step

Type	Hand Coding	Result (Min)	Result (Max)	Average
Step	15	16	18	17.31

ポテンシャル場のグラフは, Fig.3 中の環境の左上グリッドから横軸方向に向かって番号が振られているものを繋げて示したものである. またこれらのポテンシャル場は, 各クラスターの代表的なものである.

得られたポテンシャル場のクラスタリング結果から環境モデリングに関しておおよ3つのタイプがあることが判った. 一つはスタート位置からL字の中間地点までの各エージェントのポテンシャル値を合成したものが高いもの, 次に中間地点のポテンシャル値が高くなっているもの, そして合成値がほぼ一定のものである.

以上のことからポテンシャル場に関して, 得られたモデルは大きく分けて3タイプあるということが考えられる. また, GA による環境モデルの探索は, 得られた結果から有効であるといえる.

4.2 箱に関する情報を付加しないケース

次に箱の移動に関する情報が付加されない場合についての計算機実験について述べる. この場合はエージェントには箱に関する手がかりがないため, 純粹にポテンシャル場によるエージェントの振る舞いに関する制御が行われる. これにより, 無駄(作業が完了しないなど)となるポテンシャル場の生成が多くなる分, 付加情報がある場合よりも厳密な解を発見することができ, 行動ルール導出に有効であるといえる.

以下に計算機実験により得られた結果について, 作業ステップ数とストリングの評価値を Table.3 にまとめる. また, 得られた環境モデルの中から評価の良い解について, ポテンシャル場とその際のエージェントの移動軌跡について以下に示す.

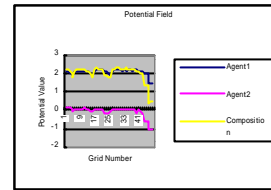


Fig.5 Simulation Result 2

Table.3 Simulation Result of Work Step

	Result (Min)	Result (Max)	Average (Reached Data)	Not Reached
Step	17	22	19	75%

以上のことから, 目標位置まで箱押しが行えたポテンシャル場は, 少なくともスタート位置からポテンシャルの傾斜方向が目標地点に向かって高くなるような張り方をされたものである. 今回の設定では, 箱についての情報がなかったため, 目標位置まで箱を押し続ける割合がかなり低い. よって, 環境中に張られるポテンシャル場自体で作業を遂行できるものを見つける必要がある. それ故, 得られたポテンシャル場は, 環境と作業の構造を厳密に記述しているものであるといえる.

また得られた結果から, 作業が遂行できた環境モデルの中から良解の際のポテンシャル場が上記1種類となってしまった. この原因としては, 作業を完遂し, 評価が良かったものが極度に少いことに関係している. すなわち GA による探索がローカルミニマムに収束している可能性もある. またクラスタリング対象を評価の良い解に絞っているためでもある.

このポテンシャル場は, 2 エージェント双方において, ポテンシャルの値自体は異なるが場の張られ方としてはほぼ同様と見ることが出来る. これはこの設定における環境の構造や作業の構造を記述した結果であるといえる.

5. 結論

本論では, 抽象的行動ルールを導くための環境モデリング及び環境クラスタリングを行うシステムをポテンシャル場という表現法を用いて構築し評価を行った.

しかし, 今回のクラスタリング方法では, 一般的に言われるように分類段階での基準が明確でないため, 妥当性に関する問題を残している. また本研究の目的であるエージェントの行動ルールの抽象化のためには, メタなレベルの抽象的行動ルールの記述方法が必要となる. 以上の点に関して, 早急な検討を要する.

参考文献

- [中岡 71] 中岡哲郎, 工場の哲学 組織と人間, 平凡社, 1971
- [塩沢 97] 塩沢由典, 複雑系系座額入門, 生産性出版, 1997
- [吉田 91] 吉田民人, 自己組織性の情報科学 エヴォルーションナリストのウィーナー的自然観, 新曜社, 1990