

F-021

群文脈を利用したマルチエージェントシステムにおける 協調動作の創発

Emergence of Cooperation using Swarm Contexts in Multi-agent System

根岸 弘樹† 濱上 知樹†
Hiroki Negishi Tomoki Hamagami

1 まえがき

本稿では、マルチエージェントシステムにおいて、群文脈を利用することにより協調動作を獲得する手法について提案する。分散化した情報を処理するシステムとして、多数のエージェントが協調しあうマルチエージェントシステムが注目されている。しかし、エージェント間の協調動作の実現手法が課題となっている。本稿では、マルチエージェントシステムにおいてエージェント群の文脈を利用することにより、協調動作を実現する手法を提案する。本手法を、マルチエージェントシステムの事例である、Multi-car Elevator(MCE)に導入し、その有効性を評価した。

2 Multi-car Elevator

本稿では、以下に示す特徴を持つ環境における協調問題を対象とする。

- エージェントの移動、行動が相互に依存する
- エージェント単体によりタスクの実行が可能である
- 新しいタスクは他のタスクに依存せずに発生する
- エージェントは同時に複数のタスクを受け持つことができる

これらの特徴を持つ環境として、Multi-car Elevator(MCE)が挙げられる。

MCEは1本のシャフトの中を複数のかごが走行可能なエレベータであり、ビルの高層化におけるビル内のエレベータ設置面積の増加という問題に対する解決策として期待されている。かごをエージェント、乗客を出発階から目的階まで輸送することをタスクとする。MCE制御問題に対し、社会的群知能構造を導入する手法[1]を提案している。

しかし乗客が多い時に適切な制御が行なえていないという課題が残されている。これは、どのかごにも乗客が多く乗車しており、新しく発生した乗客を適切なかごに割り当てられず、不適切なかごに割り当てられてしまうためである。

3 提案手法

3.1 社会的群知能構造に基づく群文脈

■社会的群知能 本稿では、適性、役割、コミュニティからなる社会的な階層構造から生じる知的な振る舞いを社会的群知能と呼ぶ。MCEにおける各要素を以下のように定義する。図1にMCE制御に導入した社会的群

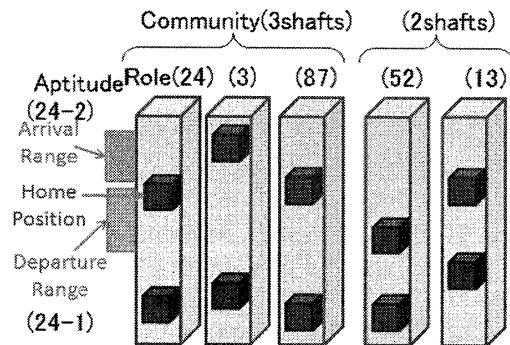


図1 MCE制御のための社会的群知能

知能の概念図を示す。

適性 適性はかご1つに対応し、かごの振る舞いを特徴づける。本稿では、ホームポジション、乗車範囲、降車範囲という3つ組により表現する。乗車範囲、降車範囲はそれぞれ乗客の出発階、目的階に対する、輸送が得意な領域を表す。

役割 役割はシャフト1本に対応し、シャフト内における協調動作を決定する。本稿では、役割を自シャフト内にあるかごの適性の集合によって表す。

コミュニティ コミュニティはシャフト数本の群に対応し、シャフト間における協調動作を決定する。コミュニティにおけるシャフト数は2または3本に限定する。本稿では、コミュニティをコミュニティ内のシャフトの役割集合で表す。

かごの数や乗客の発生パターン等のエレベータ運用環境に対し、遺伝的アルゴリズムを用いてコミュニティの最適化、すなわち役割の組の最適化を行う。最適化されたコミュニティを用いて乗客を割り当てるかごを選択する。具体的には、コミュニティの中からその乗客の輸送が得意な適性を持つかごを優先的に選択する。

■群文脈 各自の文脈の下に行動するエージェントの群全体の振る舞いに表れる文脈を群文脈とする。MCEにおけるエージェント個体の文脈と群文脈を以下のように定義する。

かごの文脈 かご*i*の文脈を以下の2つの値により表現する。

- 現時点での乗車率(= $\frac{\text{乗車人数}}{\text{定員}}$): p_i
- 一定時間前から現時点までの乗車率の変化割合: g_i

群文脈 コミュニティ内にある各かごの文脈の集合。

† 横浜国立大学大学院工学府

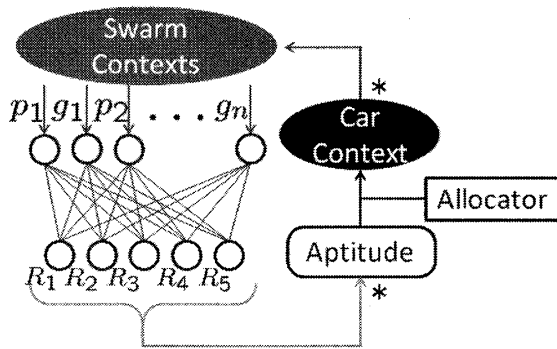


図2 提案手法の概念図

かごに割り当てられる乗客はそのかごの持つ適性により決定される。ここで、乗客を割り当てるかごを選択する割当器の方策は固定とする。群文脈を用い、かごの持つ適性を動的に変化させることにより、そのかごに割り当てられる乗客が変化する。すなわちそのかごの文脈が変化する。かごの文脈の変化に伴い群文脈が変化する。各かごが群文脈に応じて自らの振る舞いを変化させるトップダウン的アプローチと、各かごの文脈に応じて群文脈が変化するボトムアップ的アプローチにより、かご間の適応的な協調動作の実現を目指す。

3.2 群文脈に基づく適性の変化

群文脈に応じてかごの適性を変化させるため、群文脈を入力とし、適性に対する制御を出力としたニューラルネットワークを導入する。ただし、役割の単位で最適化を行っているため、適性の単位で変化させると最適化された役割が崩れてしまう。そこで本稿では、役割の単位で変化させる。図2に概念図を示す。

■ニューラルネットワークへの入力 入力として、コミュニティ内にある全てのかごの文脈を並べたベクトル sc を与える。コミュニティ内のかご数を n としたとき、 sc は次式により表される。

$$sc = [p_1 \ g_1 \ p_2 \ g_2 \ \dots \ p_n \ g_n] \quad (1)$$

■ニューラルネットワークの出力 出力ノードには、以下に示す制御則をそれぞれ対応させ、これらの制御則から適性に対する制御を決定する。

R_1 ノード R_1 への入力が閾値以上のとき役割の交換を行う。

R_2, R_3, R_4 それぞれ役割に対応させ、それぞれのノードへの入力から交換する役割を決定する。

R_5 ノード R_5 への入力が閾値以上のとき、未乗車の乗客の再割り当てを行う。

■結合荷重の獲得 遺伝的アルゴリズムを用いて進化的に結合荷重を獲得する。結合荷重を並べた列により個体を表現し、平均サービス完了時間により評価を行う。乗客がボタンを押してから目的階に着くまでの時間の平均値が平均サービス完了時間であり、性能評価の指標である。

4 実験

4.1 実験結果

本稿における MCE は CST ソリューションコンペティション 2008 [2] での仕様に従っている。本手法の有効性を評価するために、シミュレーション実験を行った。提案手法において、手法 [1] により最適化されたコミュニティを用いた。実験では、シャフト数 3, かご数 2, 階数 30 の MCE を用いた。実験結果を図 3 に示す。図の横軸は乗客の発生率 [persons/min] である。また縦軸は平均サービス完了時間であり、この値が小さいほど性能が良いことを示す。2007 年度のコンペティション最優秀手法 [3] を従来手法とし、群文脈を導入した提案手法と導入していない手法を比較する。

4.2 考察

図 3 より、群文脈を導入したことによる性能の改善は明確には見られない。そこで、結合荷重の進化過程における、エリート個体の適応度および適応度の平均値を調べた。その結果を図 4 に示す。図 4 より、エリート個体の適応度、適応度の平均値共に減少していることが分かる。しかし減少幅がわずかであるために、性能の改善まで至らなかったと考えられる。また図 4 より、エリート個体の適応度が大きく変動していることが分かる。これは、乗客の割り当てに確率を用いているためで、同じ結合荷重を用いても結果は実行する度に異なる。これにより、協調動作を創発する結合荷重が得られたとしても、その結合荷重を維持することが困難である。そこで、個体の適応度を正確に求める仕組みが必要である。

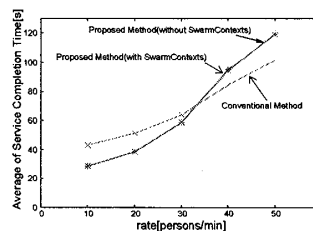


図3 平均サービス完了時間による比較

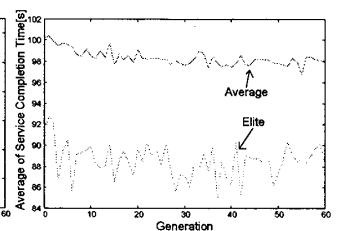


図4 エリート個体の適応度と平均値の推移

5 あとがき

本稿では、エージェント群の文脈、群文脈を利用することにより、マルチエージェントシステムにおける協調動作を実現する手法を提案した。今後は、結合荷重の進化方法や、制御則について検討を行う。

参考文献

- [1] 根岸弘樹, 澁谷長史, 有田秀彰, 濱上知樹, “Multi-car Elevator 制御における社会的群知能の最適化”, 信学会総合大会, 基礎・境界講演論文集, p.220(2009).
- [2] CST ソリューションコンペティション 2008, <http://www.ieice.org/cst/compe08/>.
- [3] 黒田祐樹, 田中充, “移動範囲と方向を重視したマルチカーエレベータの制御アルゴリズムの提案”, 信学技報, Vol.107, No.471, pp.23-26(2008).