

# クラシファイアシステムを用いた マルチエージェント搬送タスクにおける渋滞緩和

平山千明 †

† 横浜国立大学 大学院環境情報学府

長尾智晴 ‡

‡ 横浜国立大学 大学院環境情報研究院

## 1 はじめに

単一始点最短経路問題を解くアルゴリズムとしてダイクストラ法 [1] があげられる。マルチエージェントの走行経路決定に応用する際、パスを通過したエージェントの数に応じて変動させたパスコストを用いて計算することが一般的である。しかし、通過エージェント数だけでなく、各エージェントの周囲配置なども考慮することが望ましいと考えられる。本稿では観測点周囲の状態を反映したパスコスト変動ルールを用いて、マルチエージェント搬送作業効率を向上させる手法を提案する。

## 2 提案手法

提案手法では、一定時間ごとに周囲状況を考慮したパスコスト変動ルールをもとに、ダイクストラ法を用いて各エージェントの走行経路を決定する。パスコスト変動ルールは、クラシファイアシステム [2] を用いて獲得する。

### 2.1 クラシファイアシステムの設計

ルール変動を判断するための観測点を、本研究では図 1 に示す走行パスにおける交差点とする。提案するクラシファイアシステムは、条件部を一定時刻ごとの各交差点での状態、行動部をパスコストの変動量とする。

条件部の設計を図 2 に示す。交差点 (joint) から周囲  $n$  ブロックをクラシファイアシステムの条件部として考慮する範囲とする (図 2 は周囲 2 ブロックを考慮する場合)。条件部は各ブロックに対して { エージェントがいない・いる・ワイルドカード } (以降 Simple とする)、または { エージェントがいない・いる (仕事なし)・いる (仕事あり、移動中)・いる (仕事あり、受け取り・受け渡し中) } (以降 Condition とする) を表現する数値列とする。

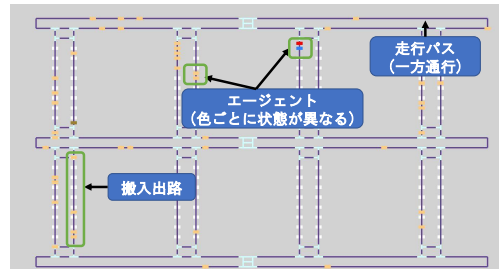


図 1: 搬送タスクのマップ

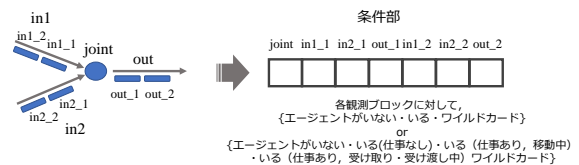


図 2: 条件部の設計

行動部は  $\{+, -\}, \{1, 2, 3, 4, 5\}, \{+, +, +, +, +, 0, -1, -2, -3\}$  の組合せとし、順に { 正・負 }, { 基数部 }, { 指数部 } に対応する。例えば行動部が  $\{+, 2, -1\}$  の場合、 $(+2)^{-1} = +0.5$  を加算する。

### 2.2 パスコストの動的変更

2.1 で定義したクラシファイアシステムによって加算されるパスコスト変動量を用いて複数のエージェントが走行するパスコストを動的に変更する。時刻  $t$  でのパス  $path_i$  におけるパスコストを  $cost_{i,t}$  とする。このとき、以下で定義する式に従って一定時刻ごとにパスコストを更新する。

$$cost_{i,t+interval} = \sum_{k=1}^{interval} act_{i,t+k-1} + \alpha cost_{i,t} + \sum_{k=1}^{interval} \sum_{n=1}^{num.of.agent} agent_n(i, t+k-1) \quad (1)$$

$$agent_n(i, t) = \begin{cases} 1 & (agent_n \text{ が } path_i \text{ を時刻 } t \text{ に通過}) \\ 0 & (others) \end{cases}$$

$interval$  はパスコストの更新間隔、 $act_t$  は時点  $t$  での周囲状況によって返されたクラシファイアルールの行動部によるパスコスト変動量、 $\alpha$  は減衰率を表す定数である。

The Alleviation of Multi-Agents Congestion for delivering tasks using Classifier Systems

†Chiaki Hirayama ‡Tomoharu Nagao

†Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

‡Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

### 3 実験設定

図1に示すマップにて搬入出路からの搬送要求発生箇所・時刻が異なるスケジュール12種類を用いてクラシファイアシステムの学習を行う。学習が完了したクラシファイアシステムのルールを用いて、未知のスケジュール2種類に適用した結果を比較する。適用するタスクは、搬入出路から他の搬入出路への運搬を1搬送とし、それを384搬送行う。荷物受け取り、受け渡しの際の搬入出路の組合せおよび、その搬送要求の発生時間は全て事前に指定している。これは意図的に渋滞が起りやすい状態を作り出すためである。式1のパラメータは  $interval = 20$ ,  $num.of.agent = 130$ ,  $\alpha = 0.80$  を用いる。

提案手法は複数の設定で実験を行った。交差点を中心として考慮する周囲ブロック数を1,2,3とした時、条件部長はそれぞれ4,7,10となる。2.1で定義した条件部設計 Simple, Condition の場合のそれぞれについて学習・未知面への適用を行う。クラシファイアの学習パラメータは最大ルール数30, 個体数100, 学習世代数10000, 突然変異率0.03, 一点交叉, エリート保存を用いる。評価値は各試行の搬送要求時に算出した目的地までの予想所要時間と実際の所要時間との平均二乗誤差を用いる。比較手法は式1の第一項を除いた更新式を用いた場合に対応する。

### 4 実験結果

表1に10試行平均の実験結果を示す。全搬送完了ステップおよび、荷物移動のみにかかった搬送平均である、平均搬送所要時間がともに比較手法よりも提案手法が全ての設定において向上した。特に、周囲2ブロックを考慮した7.Simple, 7.Condition が平均搬送ステップ、全搬送ステップで最も効率が向上した。これは学習収束速度と、考慮する状態の複雑さのバランスが最良だったといえる。

図3に、比較手法と最も搬送平均が小さかった7.Simpleの搬送タスクの渋滞状態の比較を示す。比較手法では渋滞発生箇所が交差点付近に集中し、多くのエージェントを巻き込んだ渋滞が発生していた。これに対して、提案手法では渋滞の規模が小さく、交差点から離れた箇所でも渋滞が発生していた。この交差点から離れた箇所でも発生する渋滞は、搬送スケジュールの設定、および設定したパスルートから避けられない渋滞であることが多い。したがって提案手法は回避可能な渋滞の発生を軽減できており、それが搬送時間の縮小につながっているといえる。

表1: 実験結果

	全搬送完了ステップ	平均搬送所要時間
比較手法	1576.0	160.5
4.Simple	1516.0 (+3.80%)	155.5 (+3.20%)
7.Simple	1529.5 (+3.00%)	<b>154.6 (+3.70%)</b>
10.Simple	1517.9 (+3.70%)	155.8 (+2.90%)
4.Condition	1524.6 (+3.30%)	154.7 (+3.60%)
7.Condition	<b>1511.9 (+4.10%)</b>	155.0 (+3.40%)
10.Condition	1527.2 (+3.10%)	154.9 (+3.50%)

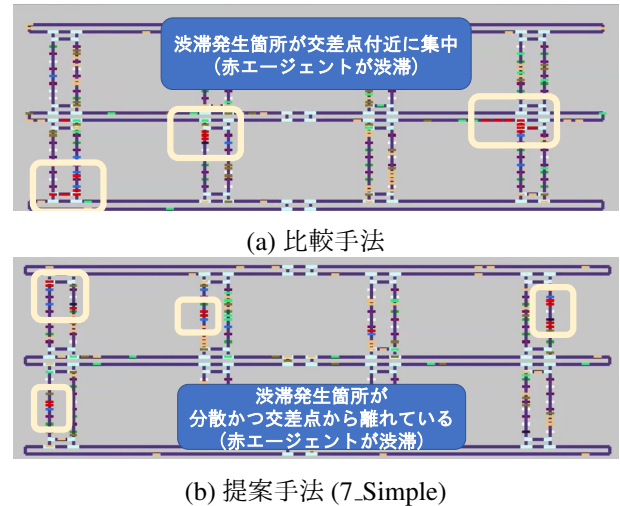


図3: 渋滞状態の比較

### 5 まとめ

本稿では、クラシファイアシステムを用いて観測周囲の状態に応じてパスコストを動的に変化させる手法を提案した。これをマルチエージェントの搬送タスク問題に適用し、搬送効率が向上したことを確認した。マルチエージェントのシミュレータは一試行に要する計算時間が大きい。そのため、収束速度と精度のトレードオフを考慮することが重要である。今後はその関係性の分析をすすめる。また、獲得したルールの共通ルールの抽出、搬送時のエージェント推移による使用ルールの変遷などの分析を詳細に行う。

### 参考文献

[1] DIJKSTRA, E. W. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik 1*, 1 (1959), 269–271.

[2] HOLLAND, J. H. Escaping brittleness: The possibilities of general-purpose learning algorithms applied to parallel rule-based systems. *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach 2* (1986), 593–623.