

401 生産システムにおけるマルチエージェントの適応戦略

北海道大学工学部 ○上田 洋 嘉数 侑昇

要 旨

生産システムにおける動的スケジューリング問題を対象として、マルチエージェントシステムによる自律分散処理機構を構築することを試みる。ここではタスクをエージェントとするタスク指向型およびマシンをエージェントとするマシン指向型の決定方式について検討し、適応システムとしての機能について考察する。

1. はじめに

多品種少量生産や機械の追加、削除などの生産環境の変化に対し柔軟に適応するシステムの構築が望まれている。このような柔軟性を実現する方法としてシステム構成要素（エージェント）の自律分散化が期待されている。

ここでは、適応能力の要求される問題として動的スケジューリング問題を例に取り、自律分散型システムの構成法として、意志決定に関する情報処理を行う個々のエージェントをタスクとするタスク指向型、及びこれをマシンとするマシン指向型のシステムについて、それらの特徴を比較、検討し、ここで必要となる適応機能と、システム全体の合目的性のための構造について議論する。また実際にこのようなシステムの構築を試み、簡単な計算機実験により動的スケジュール問題に対する応用例を示す。

2. マルチエージェントシステム

マルチエージェントシステムとは複数の動作主体（エージェント）が集まり共通の目的を持って何らかの作業や処理を行うようなシステムである[1]。各エージェントは自律的な意志決定のための情報処理機能を持っており、このように分散した処理によって、環境の変化や動的な作業内容に対し柔軟で、さらに頑健性を持つシステムが期待できる。しかしこれらのエージェント全体が共通の目的を持って動作するためには、エージェント間の協調をも考慮した構造が必要となってくる。以下では、このようなエージェントの自律性とシステムとしての合目的性の両立を議論するために、生産システムにおける動的スケジュール問題を具体例として取り上げる。

3. 動的スケジュール問題

一般にスケジュール問題は、複数個の異なる作業からなる複数種の仕事を複数種の機械で処理するとき、与えられる評価基準を最小（最大）にするように仕事の処理順序を決定する問題である。この評価としては処理速度、コストなどが考えられる。ここではとくに各機械の汎用性を仮定して、各仕事の各作業行程と処理可能な各機械とが1対多対応し、各機械でその処理効

率の異なるような場合を考える。

以上を基本的問題設定として、ここでは次のように問題を限定する。機械 $M_j(j=1, \dots, M)$ に対し仕事 $J_i(i=1, \dots)$ が断続的に到着する動的問題とする。 J_i は N_j 個の作業（タスク） $t_{ik} \in T(k=1, \dots, N_j)$ から成っており、各作業には順序が決まっているものとする。作業の種類は既知で、 $T = \{pt_1, \dots, pt_{N_m}\}$ とする。また、 pt_k が機械 M_j によって処理されるとき処理所要時間を各機械それぞれに対して既知とする。このような条件のもとに仕事の処理時間を最小化していくことを考える。

4. システム構成法

動作主体となるエージェントを具体的に何とみなすかによりシステム構成は異なってくる。ここでは、処理機械（マシン）とその処理対象タスクの二つについてそれぞれをエージェントとした場合について考えていく。前者はマシンが処理すべきタスクを決定するマシン指向の決定方式、後者はタスクが処理マシンを決定するタスク指向の決定方式である。

4. 1タスク指向決定方式

到着するタスクに対し、このようないくつかの処理可能なマシンが存在する問題設定について考える場合、マシン指向ならば複数のマシンが到着タスクの取得に関し競合を行う競合解消問題の形となり、タスク指向ならば到着タスクが複数のマシンの中から処理マシンを選択、決定する形となる（図1）。このような立場の違いから、システムの構成は異なってくる。

まずタスク指向型の構成を考える。この場合、エージェントであるタスクが処理マシンを選択するのであるが、このときの適応戦略としては、エージェントに対し確率学習オートマトンを採用するものがある[2]。これは確率的学習オートマトンが確率的にその行動、すなわち選択するマシンを決定し、環境からの反応に基づいてその選択確率を更新する再強化則に従って学習（適応）を行うものである。ジョブとして系列化したタスク集合に関しては、オートマトンから成るネットワークを組み、最適な処理マシンの列に関する選択確率を最大化するように働く。

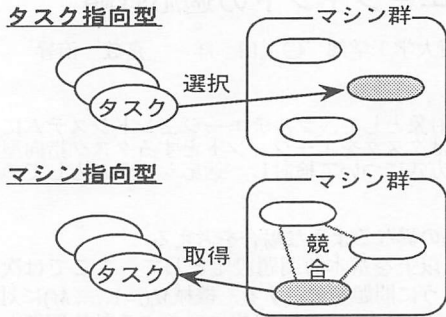


図1 タスク指向型とマシン指向型

4. 2マシン指向決定方式

前節で述べたように、マシン指向の決定方式の場合、複数の候補マシンがタスクの取得を競う形となる。このような分散エージェント間でのタスク配分に対する有効なメカニズムとして、入札メカニズムが提案されている[3]。これはタスクを商品とみなしマシン間での競売によってタスク割当を決定する方法である。マシン M_i は時刻 t において、タスク処理能力に関して強度というパラメータを持ち、 $S_i(p, t)$ で表す。また、タスクキューや処理条件などマシンの準備状態により影響されるパラメータとして $r_i(p, t)$ を持つ。このとき、タスク p に対するマシン M_i の入札値 $B_i(p, t)$ は次式で与えられる。

$$B_i(p, t) = a S_i(p, t) r_i(p, t) \quad (1)$$

ここで、 a は定数である。この入札によりマシン M_i が勝利したなら、マシンの強度を次の式に基づいて更新する。

$$\begin{cases} s_i = S_i(p, t) + B_i(p, t) \\ s_j = S_j(p, t) \quad (j \neq i) \\ S_i(p, t+1) = s_i / \sum s_i \end{cases} \quad (2)$$

この基本操作により、マシンの状態を考慮した入札が行われ、各時点で適当なタスクの配分を目的とした動作が期待できる。また、タスク配分に対するより広域な評価値（ジョブに対するコスト、ジョブ滞留時間など）を設け、マシン強度の更新に用いることで、システム全体の評価の向上が期待できる。

5. 計算機実験

上で記述した様な構造を持つシステムを、ここではマシン指向型の場合について計算機上でシミュレーションを行った結果を次に示す。

タスクの構成は $T = \{pt_1, pt_2, pt_3\}$ 。ジョブの構成は $J_1 = [pt_1, pt_2]$, $J_2 = [pt_1, pt_3]$, $J_3 = [pt_2, pt_1]$, $J_4 = [pt_2, pt_3]$, $J_5 = [pt_3, pt_1]$ 。このときの各マシンによるタスクの処理所要時間を表1に示す。また、(1)式の r_i は各マシンのキュー（時間）に対して一次関数的に

減少し、 $[0, 1]$ の値を取るものとする。

	pt_1	pt_2	pt_3
マシン1	4	10	8
マシン2	4	2	6
マシン3	9	6	3

表1 各マシンでのタスク処理所要時間

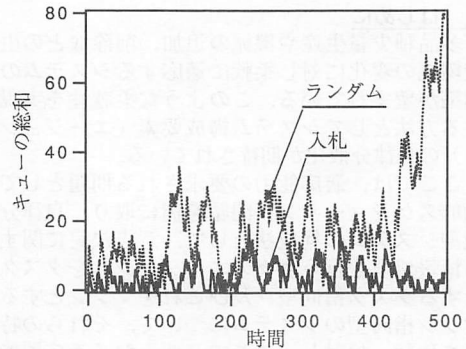


図2 シミュレーション結果

図2にランダムなタスク配分と比較したシミュレーション結果を示す。この結果から、ランダムタスク配分に対し、より適当なタスク配分を行うことで、キューのレベルが低く抑えられていることがわかる。

6. おわりに

動的スケジューリング問題を例に挙げ、タスク指向型、及びマシン指向型のマルチエージェントシステムに関して議論するとともに、具体的にマシン指向型のシステムについての計算機実験を行い、問題に対する適応性について確認した。

参考文献

- [1] 浅間：マルチエージェントから構成された自律分散型ロボットシステムとその協調的活動，精密工学会誌，Vol.57, No.12, pp.37-42 (1991)。
- [2] 成瀬，嘉数：オートマタによる動的スケジューリング問題へのアプローチ，日本機械学会ロボティクス-メカトロニクス講演会講演論文集 (1992)。
- [3] Shaw, M.J. and Whinston, A.B., : Learning and Adaptation In Distributed Artificial Intelligence Systems, *Distributed Artificial Intelligence Volume 2*, Morgan Kaufmann, pp.413-429 (1987)。