

取引履歴学習機能を有するエージェントによる

物流取引提案策定方式

Agent-based Logistics Planning with Trading Log Learning Functionality

齋藤 裕一 飯田 薫十 秋吉 政徳†
Yuichi Saito Kaoru Iida Masanori Akiyoshi

1. はじめに

IT 技術の革新により製造や流通のチャネルが多様化した現在において、企業は多数の相手と効率的に取引交渉を進めることが必要となってきた。そこで、それらを支援する試みとして各企業の意図や戦略をソフトウェアエージェントに実装し、エージェントに交渉を行わせるという、マルチエージェントによる交渉支援方式が提案されている[1][2]。

また、物流の交渉支援に関しては、各供給側、需要側にそれぞれ個別にエージェントをおき、各エージェントが独自に振舞うことで交渉を進める手法がとられている[3]。供給側のエージェントと需要側のエージェントはそれぞれ自己最適化をもとに利己的な動作を行う中で、交渉参加者の効用を高めている。しかし、これらの手法では、エージェントは自分の取引を取り巻く状況を知る手がかりがなく、供給側が受入側それぞれの購買条件を推定して計画策定を行うといったようなことはできない。

本稿では「受注」もしくは「失注」されたという取引履歴から「資材価格」などの取引計画案の属性をもとに需要側組織の条件を推定することにより、取引計画案の資材価格に反映させるための学習機能を有した供給側エージェントによる物流取引提案策定方式を述べる。

2. マルチエージェントによる物流取引支援

2.1 対象とする物流問題とマルチエージェントによる取引

供給組織と需要組織が複数存在する複数組織間での物流取引では、供給側、需要側双方の組織が取引前にそれぞれ次の情報を準備する。

- ・ 取引材を供給できる量と時期（供給側）
- ・ 取引材が必要となる量と時期（需要側）
- ・ 各時期における倉庫の保管可能量（供給側/需要側）

一般に、取引相手は複数となり、個々の計画についても、取引する資材を需要側が直接使用する場合や、供給/需要側のどちらかあるいは両方の倉庫に保管した後に使用する場合が考えられる。

取引計画案策定は供給側が行い、需要側は需要情報を公開して供給側からの提案を待ち、よりよい案を採用するものとする。これに対して、マルチエージェント技術を用いて、以下の流れで行われる。

1. 供給側エージェントが需要側エージェントの需要情報を収集する。
2. 供給側エージェントは収集した情報から取引計画案を作成し、計画を入札する。
3. 需要側エージェントは入札された複数の計画に対して発注先を決め、その結果、供給側エージェントの取引計画の「受注」、「失注」が決まる。

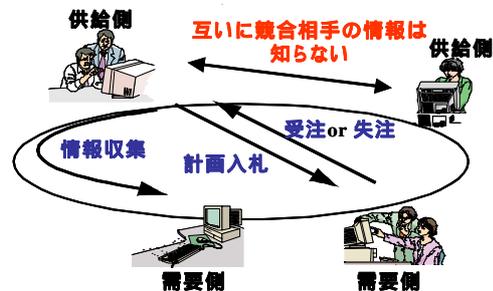


図 2.1: エージェントによる物流取引

2.2 物流取引支援の供給側エージェントからみた課題

取引提案する供給組織側は、競合する組織の存在については関知できず、需要組織側の調達情報に対して利得最大となる取引計画を策定するという利己的な振る舞いだけでは、提案先の需要組織によっては常に「失注」となり、機会損失を重ねるといことにもなりかねない。そこで、提案計画の価格が過去に失注されている価格帯に属する場合、受注可能性の高い価格帯を見つけ、それに基づいた価格の修正を行うことによる計画の改善を考える。

3. 履歴学習による取引提案策定

3.1 需要側エージェントの特性

本稿では、需要側エージェントの特性として、供給側エージェントが策定する取引計画の4つの属性を用いる。

- ・ 資材の単価価格（資材価格）
- ・ 一回の輸送で需要側エージェントへ供給する資材量（供給量）
- ・ 需要側エージェントが資材を使用するまで倉庫に保管しておく期間（倉庫保管期間）
- ・ 需要側エージェントが資材を保管するのに必要となる倉庫の占有率（倉庫使用率）

一方で、これらの取引計画を取捨選択する需要側エージェントにおいて、どの要因を重要視するかは異なり、エージェントごとの購買条件を推定する必要がある。

そこでまず、過去の取引計画案の各属性について、受注された計画と失注となった計画に分けて、それぞれ区間推定を行う。得られた分布を比較することで重要視する属性を推定する。計画の受注、失注に因らずに分布が重なる場合は、その属性は取引結果に対する影響力が小さいと考えられ、分布が大きく異なる場合は与える影響力が大きいと考えられる。



図 3.1: 属性値の区間推定

ここで、取引結果に影響を与える属性を、需要側エージェントが取引において重要視する属性であるとし、価格修正に反映させる。また、失注となった計画の価格を区間推定して算出したものを「失注価格帯」とし、受注となった計画の価格を区間推定して算出したものを「受注価格帯」とする。

3.2 履歴からの資材価格の修正

提案方式の概要を図 3.2 に示す。なお、図中は多次元ベクトルを模式的に 3 次元空間において表現している。

供給側エージェントで策定した取引計画として、物流の状況を考慮して最適化計算した結果、その取引計画における資材の価格が「失注価格帯」に含まれる場合がある。その際に、過去に受注されていて特徴が類似している取引計画に価格を近づけることを行う。

取引計画の属性を多次元ベクトルとして定義し、取引計画同士の類似度としてベクトル同士のコサイン類似度を用いる。その際、3.1 節で示したように交渉履歴から検出した需要側エージェントの特性を反映させるために、エージェントの重要視する属性に対して重みづけを行い、ベクトルの補正を行う。

上記のようにして算出したコサイン類似度を基準に、類似度が高く過去に受注された取引計画の資材価格をもとに資材価格の修正を行う。この際に資材価格は「失注価格帯」から「受注価格帯」に向けて下げられるが、利益を確保するために、価格の下限値を決めてその値を下回らないように調整する。

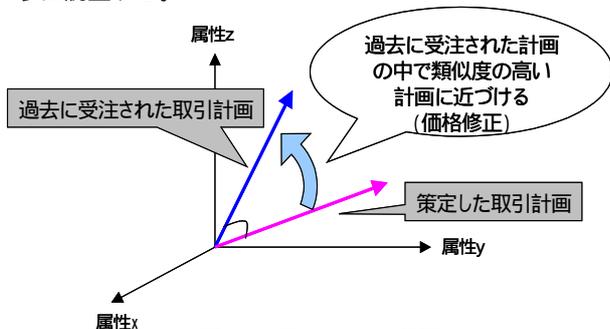


図 3.2: 価格修正の概要

4. 評価実験

提案方式の有効性を確認するために評価実験を行った。用いたデータは、取引履歴として 100 件の受注および失注を含めた物流取引計画を用いた。また、学習機能を有しない 9 つの競合する供給側エージェントと 1 つの需要側エージェントを用いて、取引シミュレーションを実施した。提案手法により価格修正が必要になると判別された 46 個の計画に対して、価格修正前後でそれぞれシミュレーションを行い、修正することで受注された計画の割合を評価した。評価実験の結果を表 4.1、表 4.2 に示す。

表 4.1: 学習による供給側エージェントの受注率・失注率 (需要側が「倉庫使用率」を重要視する場合)

失注から受注への移行割合	45.7% (21/46)
失注のままの割合	26.1% (12/46)
もともと受注されていた割合	28.2% (13/46)

表 4.2: 学習による供給側エージェントの受注率・失注率 (需要側が「取引量」を重要視する場合)

失注から受注への移行割合	26.1% (12/46)
失注のままの割合	45.7% (21/46)
もともと受注されていた割合	28.2% (13/46)

表 4.1、表 4.2 の結果を比較すると後者の方が失注から受注への移行割合が低い。これは需要側が取引量を重視している (取引量が多い取引を優先して発注する) ため、少ない取引数で需要を満たしてしまい、入札数に対する受注数の割合が小さくなるのが原因として考えられる。

5. おわりに

本稿では、企業間の物流取引交渉にエージェントソフトウェアを用いる際に、需要側エージェントの購買条件を取引履歴から学習し、取引計画の資材価格に反映させるという物流取引提案策定方式を提案した。

評価実験の結果から、提案方式を用いた資材価格修正により、受注率が改善されたことから本方式の有効性を示すことができた。受注量だけでなく供給側の最大収益性を考慮することが今後の課題である。

参考文献

- [1] 貝原 俊也: "サプライチェーンにおける企業間交渉戦略へのマルチエージェント技術の適用," 人工知能学会誌, Vol.19, No.5, pp. 579-586, 2004.
- [2] 谷口 憲, 倉橋 節也, 寺野 隆雄: "エージェントに基づくサプライチェーンモデル", 情報処理学会研究報告, pp.109-114, 2001.
- [3] 小野 貴久, 荻原 淳, 秋吉 政徳: "建設副産物融通調達支援システム", 電気学会論文誌, Vol.118-C, No.10, pp.1418-1423, 1998.