

## 企業間電子商取引における情報共有のモデル分析とその応用

01304556 九州大学 \*時永 祥三 TOKINAGA Shozo  
02756076 秋田県立大学 岸川 善紀 KISHIKAWA Yoshinori

## 1 まえがき

本報告では、企業間電子商取引(B2B)における情報共有の課題に関してモデル分析を行う方法論を提案し、応用を議論する。

## 2 企業アンケートの実施

説明に用いる企業アンケートは、2001年8月に実施したものであり、郵送により質問票を500社へ送付し、134社(27%)の回答を得た[1]。対象企業は従業員500名以上の中堅企業とし、電子化が進展している大企業や著しく遅滞していると考えられる小企業は除外し、サンプリングにより抽出した。

この結果、日本企業では情報共有に関する取り決めがあいまいであること、相殺処理など緊密な決済が進行していることが分かる。

表1. EDIなど情報共有時の企業間の取り決め(%)

グループ	全部	重要部分契約	無契約	慣習的信頼
中小企業	15	24	2	15
大企業	9	27	9	18

表2. 企業間決済の主要な手段(%)

グループ	銀行振込	手形	相殺処理	その他
中小企業	58	60	34	20
大企業	67	58	38	21

## 3 カオス力学系による需給ギャップの解析とその制御

Bullwhip Effectなどの振動現象はカオス力学系により近似できる可能性がある[4]。客は単位時間当たり $\Lambda$ の到着率でサーバに到着する。しかし、これらのすべてがサービスを受けるものではない。サーバに到着する客の中で、サービスを受ける者の時間当たりのサービス人数(arrival rate)を $\lambda$ で表す。

客がサービスを受ける参加費用(admission fee)を $f$ とする。客がサービスを受けることにより得られるサービス価値(service value)の分布関数を $F(x)$ ,  $x > 0$ とする。時刻 $t+1$ において、客は参加あるいは退去の意思決定をするが、この場合、参加費用とともに、待ちコスト(機会コスト)を含むいわゆる参加価格(admission price)を推定する必要がある。これを参加費用と、待ちコストの和で表現し、 $p_{t+1}$ として記述する。

$$p_{t+1} = f + G(\lambda_{t+1})$$

この $p_{t+1}$ を、以下では、参加プライシング、あるいは単にプライシングとよぶことにする。ここで、時刻 $t+1$ での期待待ちコストを $G(\lambda_{t+1})$ で記述し、固定したサービス率 $\mu$ のもとでは、 $\lambda_{t+1}$ の増加関数であると仮定する。いわゆる線形待ちコストの仮定においては、待ちコストが滞在時間に比例することを意味し、 $W(\lambda_{t+1})$ は期待滞在時間を表し、 $h$ は単位時間あたりの待ちコストを示す。このとき、 $G_\mu(\lambda_{t+1}) = hW(\lambda_{t+1})$ とする。

客のモデル化で最も重要なことは、客はサーバにおける待ち(待ち室における客数)を正確には知らないことであり、過去のデータから推定に基づいて行動を決定することである。客は過去のデータから $p$ を推定(これを $\pi$ とする)し、自己の得ることのできるサービス価値と比較してサーバへの参加/退去を決める。指数平滑型の予測(推定)を用いた場合には、次のような関係になる。

$$\pi(t+1) = (1-\omega)\pi(t) + \omega p(t) \quad (1)$$

ここで、 $0 \leq \omega \leq 1$ である。線形待ちコストを仮定すると、Rump and StidhamはLi-Yorkの意味でのカオス現象が発生する条件を示した。

本報告では、遺伝的プログラミング(GP: Genetic Programming)によるカオス力学系の近似方法を拡張して、待ち行列理論で解析される問題にも適用できるように拡張する[2]-[4]。GPでシステム方程式を表現する個体の表現において、その前半を関数の分子の表現に、後半を分母の表現に用いる。個体は可変長となるが、その境界を明示することにより、交叉処理における整合性を保持する。

いまシステムの挙動を $x(t+1) = f(x(t)) + u(t)$ と仮定しておく。システムの入力 $u(t)$ がゼロのときの $f(x(t))$ をGPにより近似し、これを $\hat{f}(x(t))$ としておく。このとき、現在の状態 $x(t)$ から制御を始めて、次の状態が不動点に移行すればよいので $x_f = \hat{x}(t+1) = \hat{f}(x(t)) + u(t)$ となるように制御 $u(t)$ を加える。

## 4 動的計画法による契約関係の評価

本報告では研究開発や商品検査などに2つの企業間に情報共有のレベルを契約関係の選択として導入し、この度合いにより全体の利益がどのように変化するかを分析するモデルを基本としている。しかしながら、企業間関係が多期間にわたる場合に契約を切替える有効性は分析されていないため、以下ではこのための拡張を行っている[6]。

具体的には企業を取り巻く環境を変動要因として記述し、確率的動的計画法による最適化へと展開する。その結果、情報共有を適切に選択することにより、利益を最大化する方策が存在することが示される。更に、確率的動的計画法は期待値としての政策の有効性を示すため、これには限界があるので、変動要因を多段

ファジイ推論により予測することを用いた実際的な評価方法を与える。

最初に, Baiman 等により提案されたメーカー (バイヤー) とサプライヤとの間の情報共有 (function sharing) のモデル分析について整理する。部品を調達するバイヤーと供給を行うサプライヤーにより生産が行われると仮定する。製品は市場に出される前に検査されると仮定し, 販売できない製品による損失も考慮した最適化を実施する。次に示す4つのシナリオが存在し, この中の最適値を選ぶ。

(first best の解)

(内部欠損, 外部欠損に契約したケース)

(内部欠損と外部欠損の両方に対して契約)

一般に市場における製品販売, あるいはこれに対する顧客の満足度は, 時間とともに変化すると考えられる。従って, 現在の時刻では生産を進めるのに最適な契約関係であっても, 状況が変化した場合には, 新しく再計算した最適値から大きく離れている可能性がある。

このようなことを考慮し, これまで述べた情報共有のモデルを, 欠損に対する責任分担と, 時間的な経過 (多期間モデルの導入) を中心に拡張する。

## 5 CNN によるリスク拡散のモデル分析

ネットワーク構造をしたニューロン結合によりシステム挙動を記述する方法として CNN (Cellular Neural Network) が提案されており, 経済社会における決済リスク拡散などの分析に有効である。しかし, 一般には, 観測されたデータからシステムのダイナミクスを推定することによって, 初めて拡散の分析などが可能となる [2][3]。

本報告では, GP の手法を用いて, CNN におけるダイナミクスを推定する方法を提案し, これに基づいて信号の拡散を議論し, 伝搬を制御する方法について提案する [5]。CNN におけるシステム方程式を GP により近似するために, 初等演算のほかに区分線形などの関数を準備し, これらと変数を含む木構造により GP における個体を定義する。GP により, カオス的特性を示す CNN のシステム方程式を含めて近似を行なうことができることを示す。

次に, 推定されたシステム方程式を用いて, CNN における信号の伝搬の条件を推定する方法を適用し, 実際にシミュレーションにより求めた結果と比較して, 計算式の妥当性を検討する。

これにより, ネットワーク上の信号の伝搬が中断するための拡散係数を推定できる。更に, システム方程式が求められていることを利用してセルの状態を不動点やリミットサイクルへと収束させる同期化の制御方法を提案する。セルが格子状に結合した自律的 CNN において, 空間的な拡散 (spatially discrete relation) を考慮した, 次のようなモデルを導入する。

$$dX_{ij}/dt = f(X_{ij}) + D_{ij}\nabla^2 X_{ij} \quad (2)$$

ここで, 変数のベクトルは  $X_{ij} = (u_{ij}, v_{ij}, \dots)$  であり, 変数  $u_{ij}, v_{ij}, \dots$  はセル  $c(i, j)$  の内部状態を表す (添字  $i, j$  は2次元平面における座標)。セルどうしの結合係数はなくなり, 拡散の項目だけが考慮される。なお, 変数  $u_{ij}, v_{ij}, \dots$  は, ダイナミクスを記述するのに必要な方程式の変数に対応している。ここで, ラブラシアン  $\nabla^2$  を偏微分の近似で置き換える。例えば, 次のよう

になる。

$$\nabla^2 u_{ij} \rightarrow u_{i+1,j} + u_{i-1,j} + u_{i,j+1} + u_{i,j-1} - 4u_{ij} \quad (3)$$

CNN のダイナミクスを記述する方程式 (状態) を3つに限定した場合を考え, 次のような具体例を考察する。

$$du_{ij}/dt = \alpha(v_{ij} - \Lambda_u u_{ij} - g(u_{ij})) +$$

$$D_u(u_{i+1,j} + u_{i-1,j} + u_{i,j+1} + u_{i,j-1} - 4u_{ij}) \quad (4)$$

$$dv_{ij}/dt = u_{ij} - v_{ij} + w_{ij} +$$

$$D_v(v_{i+1,j} + v_{i-1,j} + v_{i,j+1} + v_{i,j-1} - 4v_{ij}) \quad (5)$$

$$dw_{ij}/dt = -\beta v_{ij} + D_w(w_{i+1,j} + w_{i,j-1} + w_{i,j+1} +$$

$$w_{i,j-1} - 4w_{ij}) \quad (6)$$

$$g(x) = s_1 x + 0.5(s_0 - s_1)(|x+1| - |x-1|) \quad (7)$$

このモデルは,  $u_{ij}, v_{ij}, w_{ij}$  のそれぞれの変数に関して, 近隣のセルへの流出 (流入) を考慮したモデルであり, セルどうしが, より緊密な提携関係にあるケースを想定している。経済モデルでは, 例えば, 企業や個人などの主体をセルであると考え, 変数  $u_{ij}, v_{ij}, w_{ij}$  をそれぞれ資本, 労働, 商品在庫 (あるいは単に商品) に対応させ, これらによりその挙動が記述されていると仮定する [5]。なお, 以下の方程式の近似アルゴリズムでは, 右辺の関数  $F_i(x(t))$  を GP を用いて近似することを基本とする。CNN の全部の表面について関数を近似するのではなく, 特定のセルに関する挙動をデータとして用いる。われわれは GP によりシステム方程式の近似形を推定しているため, これを用いた制御が可能となる。特に, 入力  $u(t)$  が次のような形を仮定する。

$$dx(t)/dt = f(x(t)) + \lambda(\hat{x}(t) - x(t)) \quad (24)$$

入力がゼロであるシステム方程式を, GP を用いて推定しておいて, これを  $\hat{f}(x(t))$  としておく。

## 参考文献

- [1] 時永祥三: “企業間電子商取引における情報共有リスクとその課題”, オフィスオートメーション学会論文誌, vol.23, no.1, pp.28-36, 2002.
- [2] 時永祥三: “複雑系による経済モデル分析 (1),(2),(3),(4),(5)”, オペレーションズリサーチ学会雑誌, 2001.11-2002.3
- [3] 時永祥三: 『複雑系による経済モデル分析』, 九州大学出版会, 2000.
- [4] Y. Ikeda and S. Tokinaga: “Controlling the chaotic dynamics by using approximated system equations obtained by the Genetic Programming”, 電子情報通信学会論文誌, vol.E84-A, no.9, pp.2118-2127, 2001
- [5] 矢加部正幸, 時永祥三: “遺伝的プログラミングを用いた CNN による拡散モデルの近似と同期化への応用”, 電子情報通信学会論文誌, vol.E85-A, no.5, pp.548-559, 2002.
- [6] 時永祥三, 岸川洋紀: “企業間関係における情報共有の確率的動的計画法に基づくモデル分析と多段ファジイ時系列予測による評価”, OR 学会論文誌投稿中, 2002