

# サプライチェーン管理における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する分析と応用

時永 祥三<sup>1,a)</sup> 岸川 善紀<sup>2,b)</sup>

受付日 2013年11月13日, 再受付日 2013年12月30日/2014年3月25日/2014年4月18日,  
採録日 2014年5月13日

**概要:** サプライチェーン管理 (SCM と呼ぶ) で行われる小売・製造業者間での需要情報の共有が利益拡大に有効であるとする均衡分析の結果が得られているが, 需要時系列は自己回帰モデルやその拡張に限定されており多様な情報を共有するケースは議論されていない. 本論文では, SCM における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する分析と応用について述べる. 本論文ではまず, SCM における小売・製造業者間での情報共有の性質について, 代表的な先行研究の結果を整理し, 小売業者が虚偽の情報を伝達することによる部分均衡の発生, および情報共有を繰り返す多期間における均衡点の存在を述べる. さらに, 一般的に情報共有する項目が増加する場合についても, 局所的交流をするエージェント挙動の分析手法を用いて, 多期間における状態変数の収束を証明する. 次に, 需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合への一般化と, 最適生産の基本モデルについて述べる. このモデルにおいては, 需要時系列は自己回帰モデルではなく, その微小変化が確率過程により記述され, しかも急激に上昇するか, あるいは下降するジャンプ成分を含むように拡張されている. 応用例として, さまざまな条件のもとで人工的に生成された需要時系列データを入力とした小売・製造業者との間での情報共有の評価を論じ, 本論文の手法の有効性を示とともに, 現実データへの適用可能性を考察する.

**キーワード:** サプライチェーン, 需要時系列, 情報共有, 均衡分析, ジャンプ過程

## Analysis of Information Sharing between Retailer and Manufacture about the Demand Time Series Containing Jump Diffusion Processes in Supply Chain Management and Its Application

SHOZO TOKINAGA<sup>1,a)</sup> YOSHINORI KISHIKAWA<sup>2,b)</sup>

Received: November 13, 2013, Revised: December 30, 2013/March 25, 2014/April 18, 2014,  
Accepted: May 13, 2014

**Abstract:** This paper deals with the analysis of information sharing between retailer and manufacture about the demand time series containing jump diffusion processes in supply chain management and its application. At first, we summarize the conventional researches describing basic results of information sharing between retailer and manufacture. Namely, it is shown if retailer tells false information to manufacture, then the existence of partial equilibrium reveals, however by repeating information sharing in multiple periods the perfect equilibrium is realized. Additionally, in cases where terms (variables) of information sharing increase, we show that the of convergence of state is attained in multiperiod review strategy by using the methodology of local trade of agents. Then, we extend the function of demand time series to more general forms including jump diffusion processes. In the model, different from conventional time series described by auto-regressive processes, increment of time series is described by stochastic processes including sudden rise or fall of times series corresponding to jumps in time series. As applications, we evaluate the effects of information sharing between retailer and manufacture based on artificially generated demand time series, and also discuss the applicability to real demand time series.

**Keywords:** Supply Chain, Demand time series, Information sharing, Equilibrium analysis, Jump diffusion

<sup>1</sup> 九州大学大学院経済学研究院  
Kyushu University, Fukuoka 812-8581, Japan  
<sup>2</sup> 宇部工業高等専門学校経営情報学科  
UNCT, Ube, Yamaguchi 755-8555, Japan

<sup>a)</sup> tokinaga@econ.kyushu-u.ac.jp  
<sup>b)</sup> kisikawa@ube-k.ac.jp

## 1. まえがき

サプライチェーン管理 (Supply Chain Management: SCM, 以下では SCM と呼ぶ) において, 市場における製品需要をどのように予測するかという分析に加えて, 小売業者と製造業者との間で需要情報の共有に向かうことにより, 利益拡大が達成できるとする均衡分析の結果が知られている [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11]. しかしながら, これまでの研究においては, 製品需要の時系列は自己回帰モデルやその拡張に限定されており, 多様な情報により記述される需要時系列のもとでも同様な結果が得られるかは分かっていない. 一方では, 近年, 時系列において発生する急激なジャンプ状の変動 (以下ではジャンプ過程と呼ぶ) を含むモデルについて広く応用がなされており, たとえば株価や為替レート変動の分析へと適用されている [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19]. 本論文では, SCM における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する分析と応用について述べる.

本論文ではまず, SCM における小売・製造業者との間で需要時系列の情報共有の性質について, 代表的な先行研究の結果を整理する [6]. 需要を予測する小売業者とこの業者から製造の注文を受ける製造業者を仮定し, 小売業者が虚偽の情報を伝達することによる部分均衡の発生, および情報共有を繰り返す多期間における均衡点の存在を述べる. さらに, 一般的に情報共有する項目が増加する場合についても, 我々が以前に示した局所的交流をするエージェント挙動の分析手法を用いて, 多期間における状態変数の収束を証明する [20], [21], [22], [23]. しかしながら先行研究においては, これらの議論は需要時系列が簡単なモデルである場合に限定されているという問題がある. したがって, 次に, 需要時系列がジャンプ過程を含む場合についての最適生産の基本モデルへと拡張する [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19]. このモデルにおいては, 需要時系列は自己回帰モデルではなく, その微小変化が確率過程により記述され, しかも急激に上昇するか, あるいは下降するジャンプ成分を含むように拡張されている. このような需要時系列のもとで, 製造業者が最適な生産を行うための関係式を導出する. さらに, このようなジャンプ過程を含む需要時系列のもとでの, 小売・製造業者の間における情報共有のレベルと利益について定式化する. 応用例として, さまざまな条件のもとで人工的に生成された需要時系列データに対する, 小売・製造業者との間で情報共有の評価を論じ, 本論文の手法の有効性を示すとともに, 現実データへ適用可能性を考察する.

以下 2 章ではサプライチェーンと情報共有の効果分析について述べる. 3 章では需要時系列におけるジャンプ過程と最適生産について示し, 4 章では応用例を与える. 5 章

は結言である.

## 2. サプライチェーンと情報共有の効果分析

### 2.1 本論文の目的: 多様な需要時系列の情報共有の均衡分析と応用

本論文では SCM における小売・製造業者間でのジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用を議論しているが, この分野における我々の方法論の新規性については, (1) 小売・製造業者における共有情報が複数になった場合における均衡分析を示していること, (2) 需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合 (多数のパラメータの情報共有が必要となる) を議論していること, の 2 つの点にまとめることができる. まず (1) として, これまで, 文献 [1], [2], [3], [4], [5], [6] などに示されている先行研究においては単独の項目の情報共有だけを議論しているという限界があり, 我々の研究はこれを解決する 1 つの方法である点を指摘できる. すなわち, 共有する情報が増加した場合には, 単独の項目を共有するモデル分析をそのまま拡張するには問題が多く存在しており, 別の枠組みで分析を進める必要がある. 本論文では, 我々が以前提案した局所的交流を行うエージェントの平面配置におけるクラスタ形成の分析手法を用いることにより, 複数項目の情報共有への拡張問題の 1 つを論じている. 次に (2) として, これまでの需要時系列のモデル化において自己回帰モデルかその拡張に限定されていた小売・製造業者間での情報共有分析を現実に出現する需要時系列へと適用するために, ジャンプ過程を含む需要時系列のもとでの最適生産を議論していることに特徴がある. 実際の SCM においては, このようなジャンプ過程を含む需要時系列はしばしば観測されている. このように時系列モデルをやや複雑で現実的なものに拡張することにより, (1) において述べた情報共有されるべき項目を明確にすることができるという利点もある.

なお以下で記述する節について, 既存の研究結果をまとめたものは 2.2 節, 2.3 節の前半であり, 我々が導出した関係式を含む節は 2.3 節の後半, 2.4 節である. したがって, 既存の研究結果を引用した節においては, 結果だけを簡潔にまとめる形式をとっている.

### 2.2 サプライチェーンと情報共有のレベル

SCM においては, 小売業者が製造業者に注文を出す場合に, 注文に変動が発生する原因についての数理モデルが提案されており, 最終的な生産数量が激しく変動する結果を生むことから, その現象を Bullwhip Effect と呼んでいる [1]. その発生原因をまとめると, 1) 需要予測の誤差, 2) 注文の形式, 3) 商品不足への反応, 4) 価格への反応, があるとされている.

情報共有の形態とその効果については, さまざまなモデルが議論されているが, 以下では本論文に関連するモデル

に限定して先行研究の結果をまとめることにする。たとえば、需要予測の誤差を小売・製造業者が共有することによる無駄な生産の抑制はよく知られた研究であるが、ここでは省略する [5], [6].

小売業者が需要情報を製造業者に正しく伝えない場合には、両者が得る利益は、本来的に得ることができる利益から乖離することが示されている (いわゆる部分均衡)。この原理を、文献 [5] に従って簡単に整理しておく。以下のように記号を定義する。基本的に需要が大きい (小さい) ときには、記号  $h(l)$  を使用する表示である。これらを記号の添え字にも  $i = l, h$  として用いる。

$X$ : 需要の大きさを示す確率変数

$p, r$ : 小売業者が販売する商品単価と製造業者への支払い単価

$c, h_c, g_c$ : 製造業者の商品あたりのコスト, 追加生産コスト, 在庫コスト

$\theta_i$ : 需要が縮小か拡大かを示すパラメータ

$D_i = \theta_i X$ : 予測される需要

$K_i$ : 製造業者の操業容量 (capacity), 機械の稼働時間

$\theta_i = \theta_l$  となる確率を  $\alpha$  により定義する。

変数ごとの定義域は、次のようになる。 $X$  は、平均  $\alpha_X$  と分散  $\sigma_X^2$  を持つ正規分布に従う乱数であるとする。我々が検証のために行ったシミュレーションにおいては、 $\alpha_X = 3.0$ ,  $\sigma_X = 0.1$  としている。これらの  $\alpha_X$ ,  $\sigma_X^2$  は、後で述べる製造業者が小売業者の情報を評価するスコア  $I_t$  の計算に用いられる。 $\theta_i$  は 0 と 1 の間の定数、 $K_i$  は製造業者が自身の利益が最大となるように決定する変数であり、製造するための機械の稼働時間などに対応する。これ以外は定数として設定する。

なお  $K$  は添え字に応じて、意味が異なっている。 $K_h(K_l)$  は、小売業者から需要が大きい (小さい) との情報を製造業者が得た場合の製造のための容量 (capacity) であり、具体的には、機械の稼働時間に対応する。また  $K_0$  は、製造業者が小売業者からの情報を無視して、自身が最適と考える方法で生産する場合の操業時間である。式 (1), (2) はこれら  $K$  を含む生産評価の式であり、添え字を含まない表現となっている。また  $E[\cdot]$  は、期待値をとることを意味している。具体的には、小売業者から需要が高い (低い) との情報が伝達されてから、しばらくの間は、需要が高い (低い) 状態が継続されると仮定しており、この間で、製造調達される製品に関する、コストや利益の平均期待値を求めることを意味する。

小売・製造業者が最大化する評価関数は、それぞれ次のように与えられる。

$$u(\theta_i, K) = r \min(K, D_i) - h_c(K - D_i)^+ - cK \quad (1)$$

$$v(\theta_i, K) = (p - r) \min(K, D_i) - g_c(D_i - K)^+ \quad (2)$$

ただし関数  $(x)^+$  は  $x > 0$  なら  $x$ , それ以外はゼロとして

定義される。

このとき情報共有が、1 回に限定して行われるときには、小売・製造業者が獲得できる利益は、次のいずれかに限定される。製造業者が小売業者の情報を信頼しており、需要予測がそれぞれ高い ( $h$ ) あるいは低い ( $l$ ) 場合の操業容量 ( $K_h, K_l$ ) は、次のようになる。

$$\begin{aligned} K_h &= \operatorname{argmax}_K E[u(\theta_h, K)], \\ K_l &= \operatorname{argmax}_K E[v(\theta_l, K)] \end{aligned} \quad (3)$$

また製造業者が小売業者の情報を信頼しない場合には、その情報と無関係に製造が行われ、その操業容量は次のようになる。

$$K_0 = \operatorname{argmax}_K [(1 - \alpha)E[u(\theta_h, K)] + \alpha E[v(\theta_l, K)]] \quad (4)$$

製造業者が小売業者の伝達する需要予測をそのまま信頼して、生産を行った場合の両者の利益は、次のようになる。

$$u^* = (1 - \alpha)E[u(\theta_h, K_h)] + \alpha E[v(\theta_l, K_l)] \quad (5)$$

$$v^* = (1 - \alpha)E[v(\theta_h, K_h)] + \alpha E[u(\theta_l, K_l)], \quad (6)$$

一方、製造業者が小売業者の情報をまったく信頼しないレベルで生産を行った場合の両者の利益は、次のようになる。

$$u^0 = (1 - \alpha)E[u(\theta_h, K_0)] + \alpha E[v(\theta_l, K_0)] \quad (7)$$

$$v^0 = (1 - \alpha)E[v(\theta_h, K_0)] + \alpha E[u(\theta_l, K_0)], \quad (8)$$

しかしながら一方では、生産レベルを慎重に選択することにより、次のような両者にとって最大の利益が獲得できるケースが存在することが証明されている (均衡点の存在)。

$$K_i^c = \operatorname{argmax}_K E[u(\theta_i, K) + v(\theta_i, K)] \quad (9)$$

この場合に得られる両者の利益は、それぞれ  $u^0, v^0$  よりも大きくなることが示される。

多期間にわたる見直し (multiperiod review strategy) による正しい情報共有を実現する方法は、以下のように整理される。この方法では、スコア  $I_t$  の設定と、統計的検定の原理が活用される。まず小売業者が、需要は高いと予測して製造業者に伝えた場合には、本当に需要は高いか、その数量  $o_t$  は十分に大きいかを検定する。需要が低い確率  $\alpha$  は事前に分かっていると仮定すると、時刻  $t$  までに小売業者が需要が高いと報告した回数  $N_t$  が妥当であるかを、統計的に検定する。分布の裾の確率は、通常の有義水準にならって  $p_\alpha = 0.95$  と設定される。具体的には、ある閾値よりも  $N_t$  から計算される量が大きいときには、報告は妥当であると判断する。同じように、報告した数量  $o_t$  が従う分布に照らしあわせて、その妥当性を統計的に検定する (分布の裾の確率は、 $p_h = 0.95$  とする)。この場合においても、

ある閾値よりも  $o_t$ ,  $N_t$  から計算される量が大きいときには、製造業者は報告数量が妥当であると判断する。この2つの検定に合格した場合に限って、小売業者に与えるスコア  $I_t$  を時刻  $t$  について  $I_t = I_{t-1} + 1$  のように増加させる。同じ手順を、小売業者が需要は低いと報告した場合にも実施する（分布の裾の確率は、 $p_l = 0.95$  とする）。この場合の検定項目は、報告の正しさと、その数量の妥当性である。この2つの検証を通過した場合に限って、スコアを増加させる ( $I_t = I_{t-1} + 1$ )。

見直しの期間にわたってスコアを集計して、その数値  $I_t$  が閾値  $\gamma_t = (1 - \alpha)p_h p_\alpha + \alpha p_l$  を超えた場合には、製造業者は、小売業者が正しい情報を伝えたと判断して、何も罰則を与えずに、次の見直し期間に入る。しかし一方で、 $I_t$  が  $\gamma_t$  よりも小さい場合には、懲罰を与える段階に入る。この段階では、製造業者は小売業者の伝達する需要情報を無視して、自身に有利な製造を行い、結果として小売業者には十分に不利となる関係が生まれる（いわゆる部分均衡への逆戻り）。

### 2.3 複数項目の情報共有の収束性：局所的交流を用いた分析

前節では、小売・製造業者間における情報共有の多期間の見直しの実施により、正しい情報が伝達されることの証明を整理した。しかしながら、この方法を小売・製造業者の用いる情報（変数）の個数がさらに増加した場合について、そのままの形で適用するには問題がある。また、変数の個数を拡大することにより、スコア  $I_t$  の計算は、より複雑になるであろう。このようなことを考慮して、以下では、以前我々が示した局所的交流をするエージェント平面配置のもとでのクラスタ形成のモデルにおける方法論を適用して、より分かりやすい分析を示すことにする [20], [21], [22], [23]。

なお以下の分析においては、いくつかの前提条件が存在しており、文献 [6] に示されたような、小売・製造業者間での均衡分析とはなっていない。したがって、小売・製造業者間との関係が、1つの状態に収束することを示すものであるとする表現にとどめている。具体的な前提条件（制約）とは、以下のようなことである。

まず、小売・製造業者間のある状態変数  $x(t)$ ,  $0 \leq x(t) \leq 1$  で表現して、最終的にはこの変数の値は0か1かをとる離散的なケースに限定をしている。したがって、変数  $x(t)$  が連続量をとる場合は除外されている。次に、小売・製造業者の行動を最適化する場合に、ある時刻  $t$  において成立する方程式から解を求めて推定がなされるが、この方程式は非線形の式となり、繰返し計算を必要とする。そのため時刻  $t-1$  における変数の値を用いることで、時刻  $t$  での変数の値を容易に計算する方法へと帰着させている。しかしながら一方では、このような計算の簡易化の精度に

ついては、通常は十分に保たれていることが、文献 [20] において示されている、本論文では、この文献 [20] のモデルをさらに拡張しているため、そのまま同文献における検討結果と同様なものが得られるとは限らないが、小売・製造業者の間での多期間の情報共有の性質を議論するときの、大きな参考になると考えられる。

このモデルは、もともと平面上の格子点に配置された企業と労働のエージェントの協力関係を用いて定義されるが、ここでは小売・製造業者間の情報共有の問題にあわせて、解釈をしなおすことにする。前節で述べたように、小売・製造業者の間の取引が多数の期間にわたる場合には、過去のデータが蓄積されて利用可能であることが前提とされている。なお説明の都合上、最初のモデルでは平面上の格子点にそれぞれ小売・製造業者（エージェント）が配置された、時刻  $t$  における挙動を分析しているが、後半においては1人の小売と1人の製造エージェントの時間的な挙動変化を、平面上の格子点に拡散するケースを論じている。

最初のモデルとして、平面上の均等な格子点に小売業者と製造業者を代表するエージェントが配置されたモデルを仮定する。これらのエージェントの特性は1つの状態変数で記述されると仮定し、格子点  $a$  におけるエージェントの時刻  $t$  における状態（状態変数）を  $x_a(t)$  とする。具体的には、 $x_a(t)$  は格子点  $a$  において小売業者と製造業者が情報を共有していることを意味し、変数  $x_a(t)$  の数値はその程度を表す。状態変数  $x_a(t)$  の定義域は  $0 \leq x_a(t) \leq 1$  である。 $x_a(t) = 1$  の場合には両者は相互に信頼し、全部の製品の製造と調達を行う。逆に  $x_a(t) = 0$  の場合には、信頼が存在せず、製造と調達は行われない。一般には  $x_a(t)$  は0と1の間にある。しかしながら先ほど述べたように最終的には、変数  $x_a(t)$  は1か0かのどちらかをとる、離散的なケースだけを議論する。

エージェントは  $a$  を中心として周辺の範囲  $r$  内の場所  $b$  でのエージェントの情報だけを利用する。格子点  $a$  から見た格子点を  $b$  として、 $a$  と  $b$  とのユークリッド距離が  $r$  以下となる格子点  $b$  のエージェントの情報を用いる。これを  $b \in S_a$  と表現し、 $S_a$  に含まれる  $b$  の個数を  $N_a$  とする。具体的には、小売エージェントが製品の調達を行う範囲は格子点  $a$  だけではなく、周辺  $S_a$  まで拡張して行うことができると仮定している。

次のように変数を定義する（変数はすべて時刻  $t$  における値）。

- $q_a^d(t)$ : 格子点における需要の総量
- $q_a^s(t)$ : 格子点における供給の総量
- $q_a(t)$ : 最終的に格子点において取引される数量
- $c_a(t)$ : 小売エージェントが情報共有により調達する製品数量
- $h_a(t)$ : 小売エージェントが情報共有以外の手段により調達する製品数量

$\sigma$ : 小売エージェントが情報共有以外で調達する場合の限界生産性

なお変数  $q_a^d(t)$ ,  $q_a^s(t)$ ,  $q_a(t)$ ,  $c_a(t)$ ,  $h_a(t)$  はいずれも定義域を持つ変数であるが、以下の議論では特に用いないので、説明は省略する。 $\sigma$  は重要なパラメータであり、小売エージェントが当面の相手である製造エージェント ( $S_a$  に存在する) 以外から私的に調達する場合の効率であり、この値が大きいほど外部からの調達が有利となる。

この最適化問題を小売と製造のそれぞれの立場から解いた場合には、部分均衡の解しか得られないことが示されており、双方のエージェントの利害を調和させる第3者 (planner と呼ばれる) を導入することで解を求める対案を用いる (部分均衡の場合の定式化は省略する) [20]. すなわち、最大化する関数を次のように定義する。

$$\max_{h_a(t), c_a(t)} \phi[h_a(t) + c_a(t)] \quad (10)$$

拘束条件は、次のようになる。

$$h_a(t) \leq \sigma[1 - x_a(t)], q_a^s(t) \leq x_a(t) \quad (11)$$

$$q_a^d(t) = \sum_{b \in S_a} p(a, b) E[q_b(t)], c_a(t) \leq \min[q_a^s(t), q_a^d(t)] \quad (12)$$

ここで  $p(a, b)$  は、格子点  $a$  のエージェントが周辺の格子点  $b$  から調達する割合 (確率) であり、以下では簡単のため、 $p(a, b) = 1/N_a$  としておく。

この最適化問題について、関係式の代入を行い整理すると、最終的に次の問題を解くことに帰着される [20].

$$\max_{x_a(t)} \phi[(1 - x_a(t))\sigma + \min[x_a(t), \sum_{b \in S_a} p(a, b)x_b(t)]] \quad (13)$$

なお関数  $\phi(\cdot)$  は単調な非減少関数なら特別な形状を仮定する必要はないので、単純に  $\phi(z) = z$  としておく。また  $p(a, b) = 1/N_a$  とは設定しないで、不均等な値にした場合においても、状態は収束することが、多くのシミュレーションにより確認できる。ただし、ある  $b$  についての重みが、極端に偏る場合は、収束の問題が発生する場合があることも確認できる。次に、上に示した定式化において、エージェントの行う行動を、別の方法により最適化する代替操作を導入する。すなわち原理的には、エージェントの最適な行動を与える状態変数が求まる時刻  $t$  であり、連立方程式を解く問題に帰着され複雑となる (合理的期待による行動と呼ばれる)。しかしながら、このような解は一般的には容易には得られないので、エージェントの時刻  $t$  における状態は、近似的に時刻  $t-1$  と同じであるとする仮定 (適合的期待による行動と呼ぶ) を用いる近似を行う。

ここで、状態変数  $x_a(t)$  ( $x_b(t)$  も同様) が1か0かの離散的な値をとるケースを議論する。式 (13) に示す最適化問題の解を与えるエージェント行動は、次により与えられ

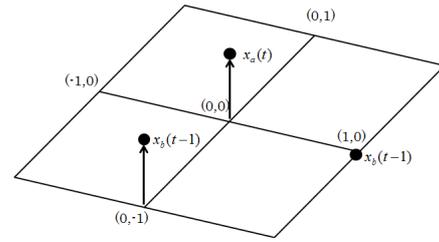


図1 エージェント行動の概要

Fig. 1 Overview of agents' behavior.

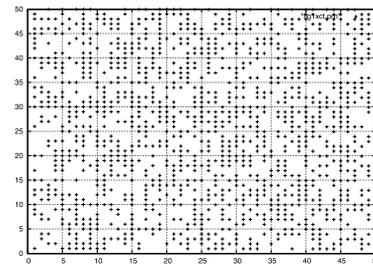


図2 状態変数  $x_b(t)$  の初期値

Fig. 2 Initial state of variable  $x_b(t)$ .

る [20].

$$x_a(t) = \begin{cases} 0, & \text{if } \mu(x_a(t-1)) < \sigma; \\ 0 \text{ or } 1, & \text{if } \mu(x_a(t-1)) = \sigma; \\ 1, & \text{if } \mu(x_a(t-1)) > \sigma; \end{cases} \quad (14)$$

$$\mu(x_a(t-1)) = \sum_{b \in S_a} p(a, b)x_b(t-1) \quad (15)$$

図1に、このエージェント行動を図式として示している。クラスタ形成の時間的変動の性質

次に、このようなエージェントの状態のクラスタが形成される様子を、シミュレーションによる例をもとに概要を示す。定数は  $\sigma = 0.5$  としている。図2にはエージェントを  $200 \times 200$  の大きさの平面の上に配置し、状態の初期値をランダムに与えた場合の図を示す。なお、図示の都合上、このような平面の一部 ( $50 \times 50$  の大きさの平面) だけを示している。黒点は「状態が1」に対応している。図3には一定の時間が経過したあと ( $t = 8, 20$ ) での状態を示す。図3の下には経過時間を示している。この図3では、時間の経過とともに、状態が1であるエージェントのクラスタが形成される様子を示している。ただし、 $r = 1$  とする。この図から、時間の経過とともにランダムな状態のパターンから、まとまったクラスタの形状へと移行していることが分かる。また、状態が1である点と0である点の比率は、同じ値に近づく。

#### 定数の変更によるクラスタの消滅

次に、定数  $\sigma$  を  $0.5$  から変更した場合のシミュレーション結果を考察する。この場合の結論は簡単であり、 $\sigma < 0.5$  ( $\sigma > 0.5$ ) の場合には、すべての平面上のエージェントの状態は  $1(0)$  となる。

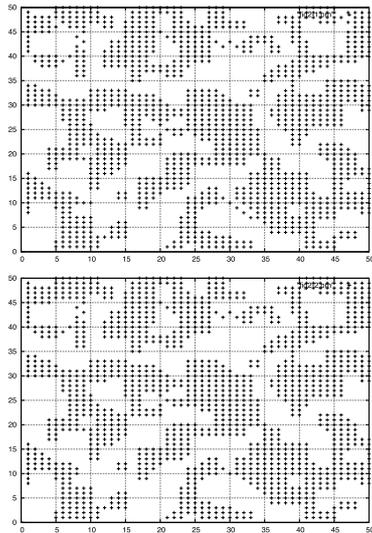


図 3 時間が経過したあとの状態変数におけるクラスタ形成 (上:  $t = 8$ , 下:  $t = 20$ )

Fig. 3 Cluster formation of state variables after several time elapsed (upper:  $t = 8$ , lower:  $t = 20$ ).

このように、すべての状態が 1 あるいは 0 になる性質について、文献 [20] において分かりやすい説明がなされている。いま  $r = 1$  として、格子点  $a$  とその周辺  $b$  を含めて  $N_a = 5$  個のエージェントが配置され、 $\sigma = 2/5$  となる場合を考える。状態の初期値をランダムに与えると、周辺において  $\sum_{b \in S_a} p(a, b)x_b(t-1) > \sigma$  となる可能性は、 $\sigma = 0.5$  の場合よりも増大する。したがって、容易に  $x_a = 1$  が実現でき、この状態が時間的および空間的に伝達され、最終的にはすべての状態が 1 となる。逆の場合も、同様に説明できる。

これを、ここで考察している小売と製造エージェントの間での情報共有の問題に適用する。たとえば  $\sigma < 0.5$  の場合には、小売エージェントが情報共有をしないで、私的に外部（領域  $S_a$  以外から）製品を調達することは、生産効率が悪く不利となる。したがって小売エージェントは当面の取引相手である製造エージェント ( $S_a$  に存在する) との間で商品の調達をした方が有利となるので、情報共有を行い、製造と調達の関係を継続することになる。一方  $\sigma > 0.5$  の場合には、当面の相手である製造エージェントからの調達よりは、これ以外からの調達が有利である（効率が良い）ので、情報共有（製造と調達）は行われない状態に移行してしまう。

#### 状態変数が複数の場合の特性

次に、状態変数の数を増加させ、より一般的なエージェントモデルを導入する [21], [22]。まず格子点  $a$  におけるエージェントの特性記述に用いる変数を、複数個  $x_a^{(i)}(t)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  に拡張する。ただしこの拡張モデルそのものは、以下では直接用いないので、結論だけを簡潔に述べるにとどめておく。周辺の格子点  $b$  の複数の状態変数を参

照して、時刻  $t+1$  における格子点  $a$  での  $i$  番目の状態  $x_a^{(i)}$  を定める方式は、次のように記述できる（時刻  $t$  の表示は省略する）。すなわち、周辺の格子点  $b$  の  $i$  番目の状態変数  $x_b(t)^{(i)}$  だけではなく、 $i$  番目の変数の前後の変数 ( $x_b^{(i+j)}$ ,  $j = -M \sim M$ ) についても、重み  $w_j$  を加えながら、加算して評価する。

$$\mu(x_a^{(i)}) = \sum_{j=-M}^M \sum_{b \in S_a} p(a, b)w_j x_b^{(i+j)}, \quad \sum_{j=-M}^M w_j = 1 \quad (16)$$

$$x_a^{(i)} = \begin{cases} 0, & \text{if } \mu(x_a^{(i)}) < \sigma; \\ 0 \text{ or } 1, & \text{if } \mu(x_a^{(i)}) = \sigma; \\ 1, & \text{if } \mu(x_a^{(i)}) > \sigma; \end{cases} \quad (17)$$

ただし、 $i+j$  番目の状態ベクトルの範囲が  $n, 1$  を超えた場合には、それぞれ、 $i+j-n, i+j+1$  へと置き換えることとする（トーラス状の対応関係）。

このような拡張モデルのもとでのシミュレーション結果の詳細は省略するが、結論としては、状態変数が 1 つである場合と同様な結果になる [21], [22]。すなわち、 $\sigma = 0.5$  である場合には、状態変数のそれぞれについてクラスタが形成される。一方では、 $\sigma > 0.5$  あるいは  $\sigma < 0.5$  とした場合には、特定のクラスタは形成されず、すべての状態変数の値は 0 あるいは 1 になってしまう。

#### 2.4 局所的交流モデルの変更による小売・製造業者間の情報共有の分析

これまで述べた格子点のそれぞれに小売・製造エージェントを配置するモデルを、本論文で議論する問題に適用するため、次のように変更する。

##### (1) 単独の格子点への小売・製造エージェントの配置

これまでの議論では格子点  $b = (i, j)$  が平面的に広がっており、それぞれの格子点に小売・製造エージェントが配置され、時刻  $t$  における情報共有の状態をクラスタとして表現する方法を用いた。これに対して以下の議論では、小売エージェントと製造エージェントはそれぞれ 1 人だけであり、この両者の過去の取引関係が参照されて、現在の情報共有の関係が決定されると仮定する。話を簡単にするため、これら小売・製造エージェントは原点  $(0, 0)$  に配置されているとする。

##### (2) 過去の状態を格子点の周辺に配置する局所的交流

情報共有の履歴を利用することにより、現在の格子点における両者の関係が決められる設定である。したがって、時刻  $t$  の進行とともに、格子点の状態を周辺に移動させながら、格子点  $(0, 0)$  での時刻  $t$  における状態を決定するモデルへと変更する。現在の時刻  $t$  における  $(0, 0)$  での状態は、1 方向に偏らないように、左右および上下にランダムに移動させる。具体的には  $r = 1$  の場合には、時刻の進行

にあわせて原点の状態は,  $(1, 0), (0, 1), \dots$  へと順次移動されていく. このような変更により, 周辺に配置した自身の過去の情報共有の関係をいながら, 時刻  $t+1$  における状態を決定するモデルへと, 自然に拡張することができる.

### (3) 小売・製造業者の正しい情報共有の利益

格子点  $(0, 0)$  にある小売・製造エージェントは, 正しい情報共有を行うことによりある一定の利益が得られることは知っているが, 一方では, 虚偽の情報共有によっても, 利益が得られるケースが存在することも知っていると仮定する. 次の時刻  $t+1$  に, どのような判断をするかは, 周辺に配置された小売・製造エージェントの過去の行動を参考にして行うと仮定する. 用いる式は式 (14), (15), (16), (17) と同様である.

このような条件のもとで, エージェントの状態のクラスが形成されるかどうかを, シミュレーションによる例をもとに検証する. ここで述べる小売・製造エージェントのモデルと, 前節で述べた平面配置された局所的交流を行う複数の小売・製造エージェントのモデルの場合との大きな違いは, 格子点が配置された中心  $(0, 0)$  の 1 点においてのみ状態変数の更新が行われることである. 局所的交流の場合のように, それぞれの格子点においてエージェントの状態遷移が行われることはない. したがって, 結果的には, シミュレーション結果は時間の経過とともにすべての格子点の値が 1 になるか 0 になるかという, 簡単なものになる.

具体的には, 閾値となっている  $\sigma$  の値を 0.5 からわずかに大きくするだけでエージェントの状態により形成されるクラスは消滅して, 全部の平面のエージェントの値が 0 となる. シミュレーションの結果は特に示さないが,  $\sigma$  の値が 0.5 から 1 に向かって, 大きくなるに従ってそのクラス消滅の速度は速くなる. 逆に  $\sigma$  を 0.5 よりわずかに小さくするだけで, 平面上のすべての値は 1 となる. この現象を, ここで考察している情報共有の行動 (均衡点への移動) にあてはめて解釈すると, 次のようになる.

情報共有することによる利益が小さく, 共有しなくてもどちらかが利益を得ると判断される場合には, 時間の経過とともに状態はすべて 0 になってしまう. しかしながら, 一方では情報共有を行わないと利益が減少すると判断される場合には, 小売・製造のエージェントの間では時間の経過にかかわらず, 情報共有が継続される.

## 3. 需要時系列におけるジャンプ過程と最適生産

### 3.1 需要時系列におけるジャンプ過程と問題解明

ここでは, 本論文で検証している事項が, 問題解明にどのように有効であるかを簡潔に述べておく.

#### (1) 情報共有項目の解明の意義

すでに 2 章において小売・製造業者間における情報共有の項目が, 単独ではなく複数になった場合においても, 均

衡分析が可能であることを示した. しかしながら, 共有されるべき複数の項目が何であるかは示していなかった. 本章では, 共有されるべき複数の項目について, 特に需要時系列におけるジャンプ過程の発生と, そのパラメータの推定が問題であることを述べている. 需要時系列が比較的定常的で安定している場合においては, 小売業者が製造業者に提示する注文数量の時系列は安定している. しかしながら, 需要が拡大傾向にある場合には, 小売業者は実際よりは多めに注文を出す傾向にあること, したがってその反動として時間が経過したあとにおいては, 逆に急激な注文の減少が発生することが観測されている [1], [3], [11]. その過程において, 需要時系列の予測において, ジャンプ状の変動が発生する. このように, 現実の需要データとその予測においては, 自己回帰モデルのような定常的な遷移に加えて, ジャンプ状の変動も考慮する必要がある. したがって, 情報共有されるべき項目を, このようなジャンプ過程のモデル記述パラメータにまで拡張することは意義がある.

#### (2) 最適生産の定式化

需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合に, 製造業者が行う生産が最適であること, すなわち得られる利益が最大となる政策を求める必要がある. この問題について本論文では, 確率的動的計画法の方法論を用いて, 定式化している [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19]. 一方では, この最適化の政策においては, 観測される需要時系列のモデル化が完全であること, あるいは小売業者から製造業者に伝達される時系列の情報 (パラメータの情報) が十分に正確であることが要求される. もし, この情報が意図的に歪められている場合には, 得られる最大の利益は達成できずに損失をとまうことになる. このような損失の評価にも, 本論文で示す最適生産のモデル分析は適用可能である.

#### (3) 現実の需要時系列とその予測のモデル分析

すでに述べたように, 小売業者は製品の販売が好調である場合には多めに需要を予測し, これを製造業者に伝達する. その結果, この情報をそのまま解釈した場合には, 本来の需要よりは多めの生産が行われることになる [1]. 一方では製造業者は, このような小売業者の過大な予測を見越して, 生産の調整を行うことになる. このような, 相互における需要情報の予測の差異が, 結果的には, 不必要な生産と製造数量の大幅な振動の発生へとつながってしまう [1], [2], [6], [7], [8], [9], [10], [11]. これを回避する 1 つの方法として, 小売業者と製造業者が相互の予測データを検証することが有効である. この場合に, 需要時系列のモデルを基本として, 予測データを検証することと, 相互における予測の差異を, 時系列生成モデルと最適生産に基づいて調整を行うことは意義がある.

なお以下で記述する節は, 文献 [13] に示されている既存の研究を, 我々が独自に拡張し導出した関係式を含む節となっている. そのため, 付録を交えながら, 可能な限り説

明を行う形式をとっている。

### 3.2 需要時系列におけるジャンプ過程のモデル化

これまで述べてきた SCM における生産計画決定に用いられる需要関数を、単純な自己回帰モデルによる記述から拡張して、ジャンプ過程を含むものへと定式化する。需要  $D(t)$  は定常的にはブラウン運動に従って変動すると仮定するが、消費動向などによりジャンプ状の変動が加わり急激に需要が高騰（これを上昇ジャンプと呼ぶ）、あるいは低落（これを下降ジャンプと呼ぶ）するモデルを用いる [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19]。

なお説明を分かりやすくするために、以下では需要時系列の生成モデルにおいて直接的にジャンプの生起を含ませる形を示す。本論文では、需要時系列の生成モデルにおいて、従来とは異なるジャンプ発生部分を付加している。最初に、その設定の基本について概要を述べておく。まず、時系列が急激に上昇するジャンプを仮定した場合には、時系列がある程度の大きさに達したら、急激に大きな値へと移行すると仮定する。したがって、時系列の値が比較的小さい場合には、ジャンプはしないで（発生確率が小さい）、あるレベル閾値に達したら、急激に発生確率が增大するモデルを考える。また、ジャンプが発生したら、時系列の値は別の値に移行するが、その移行先は定数ではなく、ある平均と分散を持ってランダムに分布する（代表的な分布としては正規分布）と仮定する。次に、ジャンプが発生したあとの時系列の挙動については、すばやく、もとの相対的に低いレベルに復帰すると仮定する（高いレベルが維持されることはない）。高いレベルから相対的に低いレベルに復帰するのは、時系列の値が大きい場合に限られるので、時系列の値が小さい場合には、この復帰ジャンプは発生しない。また、ジャンプ発生の場合と同様に、復帰する場合の時系列の移行先を、ある分布を持つ値であると仮定しておく。このような急激な上昇の生起と、もとのレベルへの復帰のジャンプの発生確率の設定は、図 4 として示す区分線形のグラフによる表現を用いている。

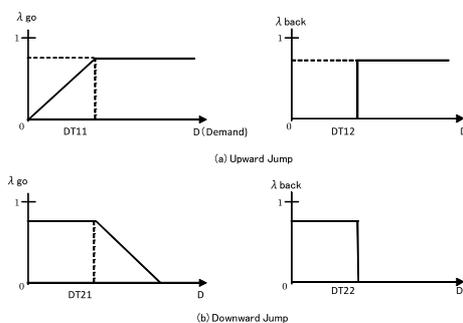


図 4 上昇（下降）ジャンプにおける確率  $\lambda_{go}$ ,  $\lambda_{back}$  (上：上昇ジャンプ, 下：下降ジャンプ)

Fig. 4 Probability of  $\lambda_{go}$ ,  $\lambda_{back}$  in upward (downward) jumps (upper: upward jump, lower: downward jump).

一般的に SCM における最適な生産を決める場合には、需要の時系列だけではなく、価格の変動についてもジャンプ過程を含ませる必要がある。しかしながら需要と価格の両方にジャンプ過程が含まれる場合には、問題が複雑となり、本来の分析目的についての見通しが悪化する危険性がある。したがって以下では、需要時系列にだけジャンプ過程が含まれるように問題を単純化している。この理由としては、次の 2 つがある。1) 現実の多くのモデル分析では、価格と数量のどちらかは安定して、一定の値かそれに近い緩やかな変動を仮定している、2) 需要と価格の 2 つに同時にジャンプ過程を含ませる分析は、本質が不明となる問題があり、場合によっては、不安定なシミュレーションしか実施できない点があること。2) は、分析における基本的な問題であり、いくつものパラメータ変化により本質的なデータの解明ができない危険性があることに関係している。さらに、価格と需要の両方にジャンプが含まれる場合には、変数の変動領域がきわめて拡大するため、計算の実行において特別な配慮が必要となる。1) について、これまでの分析事例における問題設定としては、よく知られている文献 [13] における電力オークションの事例がある。この研究では、電力価格は大きく変動するが、需要の変動はきわめて緩やかであると仮定されており、現実の市場においても変動は緩やかである。一方、文献 [29], [30] に述べられているように、新規の技術開発がともなう新製品の製造販売においては、後述するようなキャズムと呼ばれるような需要の急落が観測されるケースも存在するが、一方では、市場価格は一定であることが観測されている。企業の収益は、製品価格に需要をかけたもので推定できるので、以上のこれまでの問題設定を参考にすると、本論文のように、価格は一定で需要にだけジャンプ過程が含まれる（あるいは逆に、需要は一定で、価格にジャンプ過程が含まれる）とする仮定は、妥当であると考えられる。

需要時系列の変動モデルを説明する。まず、上昇（下降）ジャンプにはジャンプの開始 (go) と、このあともとのレベルに復帰する動作 (back) とからなると仮定する。時間間隔  $dt$  の間における需要  $D$  の変化  $dD$  は、次のように書ける。話を簡単にするため上昇ジャンプが存在する場合だけを示すが、下降ジャンプも同時に存在する場合には、次に示す最後の 2 番目と 3 番目の項目を下降ジャンプのために付加すればよい。

$$dD = \alpha(D, t)dt + (J_1 - D)\lambda_{go}dt + (J_2 - D)\lambda_{back}dt + \sigma D dz \quad (18)$$

ここで  $\alpha(D, t)$  は、周期的な変動など定常的な挙動を与える関数である。dz はブラウン運動の微分値であり、また  $\lambda_{go}$ ,  $\lambda_{back}$  は単位時間あたりの開始 (go) と復帰 (back) ジャンプの発生確率であり、 $J_1$ ,  $J_2$  はこれらの 2 つの動作の大きさ（需要レベルの移動先の大きさ）に対応しており、

正規分布に従うと仮定する．すなわち， $N(a, s)$  を平均が  $a$ ，標準偏差が  $s$  である正規分布として

$$J_1 \sim N(a_{11}, s_{11}), J_2 \sim N(a_{12}, s_{12})$$

であるとする．下降ジャンプの場合には  $J_1, J_2$  はそれぞれ下降ジャンプの開始 (go), もとのレベルに復帰する (back) 動作に対応し，次のように仮定しておく．

$$J_1 \sim N(a_{21}, s_{21}), J_2 \sim N(a_{22}, s_{22})$$

この式 (18) のように表現できる理由としては，経済分野の時系列の特徴がある．経済時系列の多くが，トレンド (傾向線)，季節性 (周期性変動)，ランダム成分の和あるいは積により表現できることが知られている．したがって，式 (18) に示す表現は，時系列の増分に関して，成分の和に分解できることを用いていることになる．あとで示す応用例においては，周期変動は代表的に単独の正弦波としており，トレンドは特に用いていない．この表現に加えて本論文では，ジャンプの発生を加えて，適用範囲を拡大している．

ジャンプの開始と復帰 (go, back) の発生確率  $\lambda_{go}(D)$ ,  $\lambda_{back}(D)$  を規定する関数の形状については，図 4 に示すような区分線形のやや簡単なものを仮定する [13], [16], [17], [18], [19]．この関数形状を複雑にすることも可能であるが，ジャンプは頻繁には発生しないことや，関数形状の細かい違いはジャンプ発生に大きな影響を与えないことが背景になっている．図 4 において上昇 (下降) ジャンプにおける発生確率を，時系列  $D(t)$  の関数として分かりやすく示している．これらの図 4 より分かるように確率  $\lambda_{go}(D)$ ,  $\lambda_{back}(D)$  はある閾値 ( $DT_{11}$  など) の上下で変化することを仮定しており，遷移する領域を除いては一定値 ( $\theta_{11}$  などとして定義) である．具体的には，時系列  $D(t)$  の値が  $DT_{11}$  を超えない場合には，上昇する方向のジャンプ (go) はあまり発生しない (確率が小さい)． $D(t)$  の値が  $DT_{11}$  を超えると，相対的に大きな確率  $\theta_{11}$  でジャンプが発生する．今度は，上昇したジャンプがもとの低いレベルに復帰する場合を考える．時系列の値が閾値  $DT_{12}$  を超えると，確率  $\theta_{12}$  で，復帰ジャンプ (back) が発生する．もし  $D(t)$  がジャンプ発生後の大きな値をとっていれば，復帰は高い確率で生じ，上昇ジャンプ発生前の低いレベルに復帰し，時系列は短い時間だけ高いレベルに達する．下降ジャンプの発生ともとのレベルへの復帰も，同様に図 4 により説明することができる．図 5 にはパラメータをある組合せに設定した場合の，上昇ジャンプならびに下降ジャンプが含まれる時系列の例を示している．

なお，これらのパラメータを変更する影響の概要については，以下のようにまとめられる．乱数生成の分布の平均値 ( $a_{11}$  など) はジャンプが発生したときの時系列の移行先の大きさを規定する．ジャンプの発生確率である  $\theta_{11}(\theta_{21})$

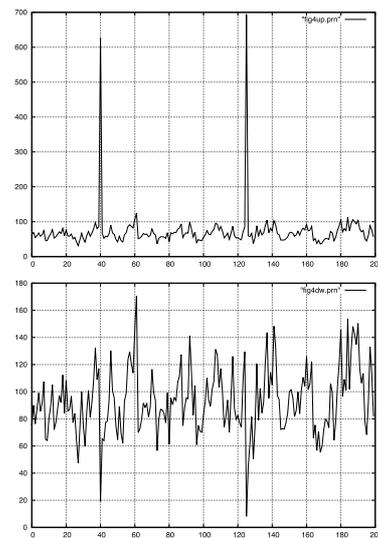


図 5 上昇ジャンプおよび下降ジャンプの例 (上：上昇，下：下降)  
 Fig. 5 Examples of upward and downward jumps (upper: upward jump, lower: downward jump).

などは，上昇 (下降) ジャンプの発生頻度を与え，これらが大きいと上昇 (下降) ジャンプが頻発する．同様に確率  $\theta_{12}(\theta_{22})$  が大きい場合には，価格が上昇 (下降) してもとのレベルに戻る時間が短いことを意味しており，確率が小さい場合には，上昇 (下降) したまま継続する時間が長くなる．

### 3.3 製造業者の最適行動の偏微分方程式による記述

製造業者は予測された (観測可能であると仮定した場合の観測データである) 需要時系列  $D(t)$  をもとにして，自身の利益を最大化する生産を行う．この場合の関係式を導出する．

$R(t)$  を時刻  $t$  における最適な在庫数量， $c(t)$  を最適な生産数量とする． $c(t)$  は最適化問題の解として求まる，正の値をとる変数であるが，その上限は与えられていると仮定する．この場合，次のような関係式が得られる．

$$dR(t) = [c(t) - D(t)]dt. \tag{19}$$

上に述べたような前提のもとで，現在の時刻  $t$  から最終の時刻  $T$  までの製品の製造販売による価値を最大化する問題の解を求める手順を示す．与えられた評価関数の最大化問題は，次のものである．

$$\begin{aligned} V(D, P, f, c, t, R) = \\ \max_c E \left[ \int_t^T \exp(-\rho(t - \tau)) F(D, P, f, c, \tau, R) d\tau \right] \tag{20} \\ F(D, P, f, c, t, R) = PD(t) - A(c(t), f) - H(R) \\ - B([D(t) - c(t) - R(t)]) \tag{21} \end{aligned}$$

ここで， $P, f$  は一個の製品の価格と製造に必要なコストである (定数であることを仮定する)．また  $A(\cdot), H(\cdot), B(\cdot)$  は製品を生産するコストを表す関数，在庫コスト関数，在

庫切れ (back order) コスト関数である.  $A(\cdot)$ ,  $H(\cdot)$ ,  $B(\cdot)$  は既知の関数として形状を設定する. 通常, 関数  $B(\cdot)$  は生産が十分でない場合に, 他社から製品を直接調達する場合のコストを意味するが, ここでは製品価格が下落して, 製造するより直接製品を調達する方が有利な場合に, 製品の製造数量を調整するための関数として用いる. なお関数  $B(x)$  は通常の定義では, 変数  $x$  が否負の場合には変数と同じ値  $x$  をとり, 変数が負の場合にはゼロとなる関数である. しかし, 本章で取り扱うような確率微分を用いる定式化においては, 関数は 2 次微分可能であることが必要である. これを考慮して本章では次のような近似的な関数を用いている.

$$B(x) = 0.5x(1 + \tanh(10x)) \quad (22)$$

$\rho$  は, このような投資問題で設定する定数で, 時間経過とともに価値が減少する割合 (割引率) を示す.

式 (21), (22) における最大化問題を解くことにより, 次の偏微分方程式が得られる. 証明は付録 A.1 に示す. ただし添え字の  $k = 1, 2$  はそれぞれジャンプの発生と復帰 (go, back) に対応している.

$$\begin{aligned} \max_c [L(V) + F(D, P, f, c, t, R) + (c - D)V_R] \\ + \sum_{k=1}^2 \lambda_k E[V_k^{(+,D)} - V] = 0 \end{aligned} \quad (23)$$

上に示した偏微分方程式において, 決定変数である  $c(\cdot)$  は, 次に示す最大化問題の解として与えられる.

$$\max_c [F(D, P, f, c, t, R) + (c - D)V_R] \quad (24)$$

このように決定された  $c$  を代入して, 利益  $V(\cdot)$  に関する偏微分方程式を得ると, 次のようになる.

$$\begin{aligned} 0 = L(V) + F(D, P, f, c, t, R) + (c - D)V_R \\ + \sum_{k=1}^2 \epsilon_k E[V_k^{(+,D)} - V] \end{aligned} \quad (25)$$

以上のような確率微分方程式を, 境界条件を定めることにより解けば, 価格が決定される. この偏微分方程式の解の終端条件は次のようになる.

$$V(D, P, f, T; c) = 0 \quad (26)$$

これまでの導出手順を用いると, 変動要因に関する偏微分方程式が得られるので, これを解くことにより評価関数の最適化を行う決定変数  $c(\cdot)$  の値, およびこのときの評価関数の値を求めることができる. しかしながら, 一般には, 変動要因の数が増加したり係数の形状が複雑になると, 解析的に解を求めることはきわめて困難になる. このようなことを考慮して, 以下では, 偏微分方程式を数値的に解く方法として, よく用いられる有限差分による計算法を使用する.

### 3.4 情報共有の対象となる項目

これまで述べてきたように, 需要時系列が与えられた場合に, これを前提とした最適な生産を求めることができる. しかしながら一方では, その需要情報が正しくない, あるいは虚偽に歪められた場合には, 最適な生産は実現できない. 次の章では, このような需要情報の伝達情報共有と生産における利益損失の関係を, シミュレーションをもとに議論する. この議論の前に, ここでは, 需要時系列と情報共有の基本的な関連について整理しておく.

本論文では, 需要予測は市場に直面する小売業者が行うと仮定しておく. 最近の研究では, 小売業者と製造業者の間で需要情報を共有することや, あるいはその前提として, 共同で需要を予測する研究も示されているが, やや本論文の主題とは異なると思われるので, 省略する.

SCM における小売業者と製造業者との間で, 需要時系列の挙動に関して情報共有されるべき項目は, 時系列生成のモデルをそのままあてはめると多数にのぼるが, これらのすべてを情報共有のパラメータとすると, 問題の本質が分からなくなる可能性がある. また共有パラメータにした場合に, 同じ現象を述べている問題もある. このようなことを考慮して, 本論文では, 需要時系列の生成モデルにおいて次のような項目が, 小売業者から製造業者に伝達されると仮定する.

(1)  $\alpha(t)$  における周波数  $\omega$

関数  $\alpha(t)$  の詳細は述べていないが周期的であり, かつその周波数  $\omega$  だけが伝達されると仮定しておく (関数の詳細は, 次章で述べる).  $\alpha(t)$  の振幅の大きさは次に述べる  $\sigma$  と類似した情報を持つことと, 需要時系列に強い周期性が存在する場合は単純な結果となることを考慮して, 可変とはしていない.

(2)  $\sigma$

ブラウン運動のパラメータである  $\sigma$  を, 共有情報であると仮定しておく.

(3)  $DT_{11}(DT_{21})$

上昇および下降ジャンプの発生において閾値となる  $DT_{11}(DT_{21})$  を, 共有情報であると仮定しておく.

(4)  $J_1 \sim N(a_{11}, s_{11})$  における  $a_{11}$ ,  $J_2 \sim N(a_{21}, s_{21})$  における  $a_{21}$ .

上昇ジャンプを規定する正規分布  $J_1 \sim N(a_{11}, s_{11})$  におけるパラメータである平均  $a_{11}$ , および下降ジャンプを規定する正規分布  $J_2 \sim N(a_{21}, s_{21})$  におけるパラメータである平均  $a_{21}$  を, 共有情報であると仮定しておく. 一方ではジャンプの発生と広がりは連動することを考慮することと, 分析の煩雑さを回避する目的で, パラメータは  $s_{11}$  は  $a_{11}$  に比例して変化し,  $s_{21}$  は  $a_{21}$  に比例して変化すると仮定しておく. これ以外のパラメータ ( $a_{12}$  など) は固定しておく.

なおジャンプ発生の確率である  $\theta_{11}$ ,  $\theta_{12}$  などは, 最初の

段階では定数であると仮定しておく。しかしながら、ジャンプの発生ともとのレベルへの復帰が緩やかであるケースを分析する必要があり、応用例の後半では可変とした場合を考察する。

## 4. 応用例

### 4.1 シミュレーションの目的

以下では、次に示す2つの事項について、シミュレーションを基礎として分析を行っていく。すなわち、(1) 本論文で提案する需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合に、その時系列生成モデルのパラメータの共有の効果分析を行うこと、(2) 現実に観測される需要時系列とこれに対して小売業者が行う需要予測との差異の分析の試み、についてである。

まず事項(1)については、本論文で提案する需要にジャンプ過程が含まれる場合に、モデル記述のパラメータの重要度を評価することを行い、情報共有の意義を明らかにすることを目的としている。しかしながら一方では、シミュレーションのデータは人工的であり、現実に観測される需要時系列と小売業者による需要予測においてどの程度の差異が見られるかを検証する必要がある。このような目的のために、事項(2)において2種類の現実データについて、観測される需要時系列と、小売業者が行う予測の差異分析を試みる。ただしこの場合には、需要時系列の値そのものの差異ではなく、時系列を生成するモデルのパラメータの間における誤差(相対誤差)を論じることにより、人工データによる検証との整合性をはかっている。

### 4.2 情報共有のレベルと生産効率

以下では、本論文で提案するSCMにおける情報共有の価値評価について、シミュレーションをもとに考察する。すなわち、小売業者と製造業者との間で、需要時系列に関する情報時系列モデルのパラメータがどの程度まで共有されれば利益の確保が保証されるか、あるいは逆に情報共有されない場合には、どの程度の損失が発生するかを考察する。情報共有される需要時系列に関するパラメータを、再度示すと以下ようになる：(1)  $\omega$ , (2)  $\sigma$ , (3)  $DT_{11}(DT_{21})$ , (4) 正規分布  $J_1 \sim N(a_{11}, s_{11})$  における平均  $a_{11}$  と正規分布  $J_2 \sim N(a_{21}, s_{21})$  における平均  $a_{21}$ 。

これらのパラメータの値が、設定された標準的な値から乖離して小売業者から製造業者に伝達された場合の、利益の損失を評価する。この場合の、基本となる標準的な需要時系列に関するパラメータについて、シミュレーションの条件を以下のように設定する(基本設定と呼んでおく)。

式(18)に示す本論文で用いる時系列の増分に関する表現の説明で述べたように、時系列はトレンド(傾向線)、季節性(周期性変動)、ランダム成分の和に分解され、本論文ではさらに、ジャンプの生起を加えている。単独の正弦

波で代表される周期性変動においては、その周期を約26としており、月に含まれる実働の操業日数や、1日の時間間隔(hour)として用いている。ジャンプの発生を記述する部分のパラメータに関しては、文献[13]で示されたデータを参考にして、設定している。具体的には、ジャンプは頻繁には発生しないが、発生するとかなり大きなレベルに達すること、そのレベルは周期変動やランダム成分とは明らかに異なる大きさとなることを参考にしている。なお、文献[13]においては、ここに示すパラメータを用いて時系列を再現すると、その挙動は現実の電力オークションにおける実際の価格変動におけるジャンプ発生に、きわめて類似していることが確認されている。このようなことから、本論文においても、文献[13]におけるパラメータ設定を踏襲、ないしは参考にして用いている。しかしながら、文献[13]の方法論においては、分析の対象が電力価格であることと、下降ジャンプを含まない問題があるので、さらに検討が必要である。この問題に対して我々は、日本の最近の市場で観測される製品の需要データを分析することにより、文献[13]と類似したモデルを用いることができるかを検証した。その結果、式(18)に示す時系列生成モデルは、少なくとも最近観測されている5個の製品に関する需要の時系列に関しても、人工データと同じく多段ファジイ推論によってパラメータ推定を行う。ジャンプ現象は現実には頻繁には起こらないため、データのみを用いたモデル化では推定誤差が大きくなる恐れがあるため、学習手法によるパラメータ推定を行う。このときジャンプを含むサンプルデータを教師データとする。この手法の概要は付録A.2に示す。時系列モデル推定においては当然誤差が存在するが、本論文で用いている推定手法においては、人工データによる推定誤差は3~10%程度であり推定性能は良好といえる[19]。現実に観測された5つの製品需要時系列について、適用したデータにはジャンプ過程が含まれており、多段ファジイによる推定を行い、式(18)に示す時系列生成モデルとして用いることは可能である。パラメータ推定の概要は付録A.3に示す。

上昇ジャンプの場合：

$$\alpha(x, t) = 0.4[(15 \sin \omega t + 27 - x)], \quad \omega = 0.26$$

$$\sigma = 0.2, \quad DT_{11} = 100, \quad DT_{12} = 100$$

$$a_{11} = 700, \quad s_{11} = 100, \quad a_{12} = 100, \quad s_{12} = 10, \quad \theta_{11} = 0.01, \quad \theta_{12} = 0.85$$

下降ジャンプの場合：

$$\alpha(x, t) = 0.4[(15 \sin \omega t + 27 - x)], \quad \omega = 0.26$$

$$\sigma = 0.2, \quad DT_{21} = 100, \quad DT_{22} = 50$$

$$a_{21} = 50, \quad s_{21} = 20, \quad a_{22} = 50, \quad s_{22} = 20, \quad \theta_{21} = 0.01, \quad \theta_{22} = 0.85$$

小売業者が需要時系列を分析し時系列を記述するパラメータを予測して、製造業者へ伝達することとして、情報共有を定義する。伝達するパラメータの値である情報は、

予測誤差が含まれて真の値から乖離することや、小売業者が意図的に虚偽の情報を伝達するケースも含まれている。製造業者は小売業者から伝達された需要時系列のパラメータを用いて、この条件のもとで最適と思われる生産を実施する。一方市場では、製品は実際の需要時系列に従った販売が実施される。この結果、製品の過剰や不足が発生し、需要予測が正確である場合と比較して、損失が発生する（この損失を誰が負担するかはここでは議論しない）。この損失を評価することで、情報共有の価値を測る。

具体的には、情報共有の価値は時間間隔  $t = 1 \sim T$  にわたる製造業者の獲得するキャッシュフローである数値、すなわち  $V(0)$  を用いて測定する。もし、小売業者と製造業者の間での情報共有が完全であるならば  $V(0)$  の数値は最適生産を仮定した場合の数値  $(V(0))^P$  と表記する) に等しいであろう。一方、情報共有が完全ではない場合には、この数値  $V(0)$  ( $(V(0))^S$  と表記する) は数値  $(V(0))^P$  から離れることになる。したがって、この2つの数値の差を検証することで、情報共有の価値を見ることが出来る。

以下では情報共有が正確にははかられないケースを仮定し、以下の4つのケース Case I~Case IV を考察する。Case I~Case IV においては、分析の対象となる4つの項目がそれぞれ乗数 0.5, 1.2, 1.5 および 1.8 がかけられて正確さが失われると仮定しておく。たとえば Case I のおいては項目である  $\omega$  の代わりに、誤った情報である  $0.5 \times \omega$  が伝達される。

なお、シミュレーション分析においては、ジャンプ発生を規定するパラメータの中で  $a_{11}$ ,  $a_{12}$ ,  $a_{21}$ ,  $a_{22}$  だけを対象として、 $s_{11}$  などの標準偏差は対象としてはいない。この理由については、2つあり、1) 正規分布を仮定しており、平均と標準偏差は比例関係にあると定義し推定しても利益評価に大きな影響がなかったこと、2) 平均値と標準偏差の推定誤差が利益の評価、すなわち情報共有の評価に与える影響が、きわめて小さいことにある。

表 1, 表 2 には、このような条件下でのシミュレーションをもとに得られた情報共有の価値をまとめて示している。この表 1, 表 2 では評価尺度を、次のように定義している。

$$Q = (V(0)^P - V(0)^S) / V(0)^P \quad (27)$$

この表 1 から、次のようなことが分かる。

- (1)  $\omega$  はつねに大きな影響を与えている。
- (2)  $\sigma$  は正しい値からの乖離に従って大きな影響を与えている。
- (3) ジャンプの生起に関するパラメータ  $DT_{21}$ ,  $a_{21}$  などの推定精度は大きな影響を与えない。

すなわち  $\omega$  は需要時系列の周期を定めるもので、生産のタイミングを決定するパラメータであり、この数値に関する情報が正しく伝達されることが必須である。また  $\sigma$  は時系列のバラつきや、瞬間的な変動を制御するので、これに

表 1 情報共有価値計測のための指標  $Q$  の例 (上昇ジャンプの場合)

Table 1 Examples of indicator  $Q$  for evaluating information sharing (cases occurred in upward jumps).

forward	Case I	Case II	Case III	Case IV
$\omega$	0.12	0.11	0.11	0.12
$\sigma$	0.04	0.12	0.19	0.14
$DT_{11}$	0.01	0.01	0.01	0.01
$a_{11}, a_{12}$	0.01	0.02	0.03	0.05

表 2 情報共有価値計測のための指標  $Q$  の例 (下降ジャンプの場合)

Table 2 Examples of indicator  $Q$  for evaluating information sharing (cases occurred in downward jumps).

forward	Case I	Case II	Case III	Case IV
$\omega$	0.13	0.12	0.12	0.13
$\sigma$	0.03	0.10	0.16	0.14
$DT_{21}$	0.004	0.008	0.008	0.005
$a_{21}, a_{22}$	0.0004	0.002	0.004	0.009

関しても情報共有が必要となる項目であるといえよう。ただし  $\sigma$  は基本的に乱数に関連する項目であり、数値を正しく伝えたとしても、これをどのように使用するかは課題として残るであろう。

なお、ジャンプの生起に関するパラメータ  $DT_{21}$ ,  $a_{21}$  などにおける情報の共有が、それほど正確でなくても、利益の損失に与える影響が相対的に小さいことに関しては、次の節であらためて検証する。

### 4.3 需要下落からの回復が緩やかな場合の情報共有の価値

前節で述べたように、需要時系列に含まれる4つのパラメータ項目の中で、小売業者と製造業者との間で情報共有がうまくいかない場合に生産や利益獲得に大きなマイナスとなるものは、 $\omega$  と  $\sigma$  であることが分かる。一方、本論文で主要な分析の対象としているジャンプ過程の発生に関するパラメータに関する情報共有の効果については、生産や利益にはあまり影響を与えていないことが分かる。これはある意味では当然のことであり、ジャンプの発生は需要時系列の全体から見れば瞬間的なものであり、しかもすばやく元のレベルに復帰する時系列生成モデルを導入している。そこで以下では、この条件を緩和した場合の、情報共有の価値について考察する。具体的には需要時系列における大きな落ち込みが発生すると同時に、需要下落からの回復が緩やかな場合である [29], [30]。この現象は市場においてキャズムと呼ばれるものに見られるが、ここでは詳細は省略し、時系列の形状についての議論だけを行う。

需要時系列において下降ジャンプが発生すると同時に、需要下落からの回復が緩やかな場合を人工的に生成するには、ジャンプからの回復を定めるパラメータである確率  $\theta_{22}$  を、基準設定より小さくすることにより可能である。これにより、需要時系列が下降したレベルに滞留する時間

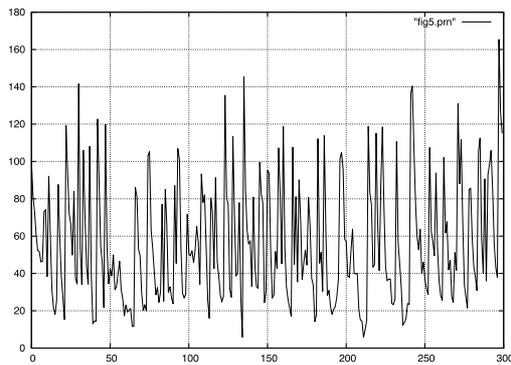


図 6 下落からの回復が緩やかな下降ジャンプ発生例

Fig. 6 An example of occurrence of downward jump having slower recovery to pervious position.

も長くなる。図 6 には、このような下降ジャンプの発生の事例を示す。ここではシミュレーションをもとに、以下のように、パラメータを変化させた場合の指標の計算を行う(カッコの中の番号 No.1 などにより区別する)。

$$\theta_{22} = 0.6(\text{No.1}), 0.4(\text{No.2}), 0.2(\text{No.3}), 0.1(\text{No.4})$$

なおこのシミュレーションにおいては小売業者は実際発生する需要の下落の継続を感知できないか、あるいは感知しても製造業者とはまったく情報共有を行わないと仮定する。すなわち製造業者は、正常な需要時系列を基本として生産を行う。極端な場合として、製造業者は需要時系列にはまったくジャンプ過程が含まれないと見なすと仮定しておく。

このような下降ジャンプの発生条件を変更した場合に、シミュレーションにより推定される指標  $Q$  の値を簡潔にまとめると、以下ようになる。

$$Q = 0.012(\text{No.1}), 0.023(\text{No.2}), 0.045(\text{No.3}), 0.087(\text{No.4})$$

$Q$  の値は小さいときには  $Q = 0.012$  であるが、下降ジャンプからの復帰確率  $\theta_{22}$  が小さい場合には  $Q = 0.087$  に達している。これは、前節で議論した小売業者と製造業者の間での情報共有の不完全さにより失われる利益の大きさに匹敵するものとなっている。しかもジャンプ過程を事象として見た場合には、需要時系列の周波数や含まれる乱雑さに相当するブラウン運動のような明らかな事象ではなく、急激に発生して収束する事象であることから、情報共有の対象にはなりにくい問題点を含んでいる。

#### 4.4 現実データ分析の試み

本論文で示した小売・製造業者の間における需要時系列の情報共有の効果分析について、いくつかの現実データを用いた考察を行う。なお、本論文の手法とその目的について、ここで再度整理をしておく。前節の人工データを用いたシミュレーション分析(情報共有の評価)においては、

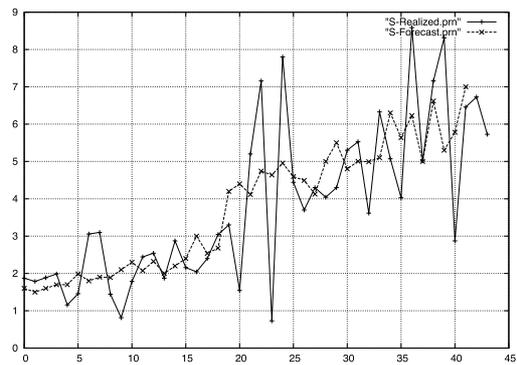


図 7 観測された需要時系列と予測の時系列(事例 1)

Fig. 7 Observed time series and its forecast (Example 1).

できるだけ現実の市場で観測される時系列の形状に類似するような、パラメータの設定を行っている。ジャンプ過程を含む時系列の事例は、それほど多くは存在しないが、文献 [13] に示された方法においては、現実の電力オークション市場における価格変動に対する再現性が確認されている。また、本論文の手法の有効性を、その目的から再確認すると、これまでの研究においては、情報共有する項目があまりにも制限されていた点を解決する、1つの方法論となっていることがある。具体的には、需要時系列において発生するジャンプ過程の形状パラメータも、情報共有の対象とすることである。この意義については、後で述べる考察において整理している。これまでの事例研究においても小売・製造業者の間での情報共有の形態の分析やその有効性について示されている [6], [7], [8], [9], [10], [11]。すなわち、一般的に小売業者は販売が順調である場合には多めに発注を行うこと、同時に製造業者はこのような過剰な発注を見越して、増産をわざと先送りするなどの対応が知られている。一方、小売業者の発注が製造業者の製造計画へ悪影響を与えることも知られており、いわゆる Bullwhip Effect として整理されている [1]。

ただし一般には、このような、いわゆる社内の政策に関する情報は公開されることはないので、分析には一定の限界があることを述べておく。したがって本論文では現実データの分析として、実際に観測されたデータである公表されている小売業者の需要予測と実際の販売実績(これは製造業者が行う本来の適正な製造数量でもある)の時系列をもとにして、パラメータ推定の差異を分析する。以下の2つのデータを用いる。図 7 には、事例 1 のデータを示す。図 7 では、実際に発生した需要の時系列は S-Realized として表示し、小売業者の予測する需要時系列は S-Forecast として区別している。

事例 1 (Example 1): 文献 [1] に示されている需要と予測のデータ

事例 2 (Example 2): 文献 [11] に示されている需要と予測のデータ

時系列を生成するモデルをあてはめパラメータを推定す

表 3 時系列の生成モデルのパラメータの推定値の差異 (需要時系列と予測時系列の間に存在する相対誤差)

Table 3 Difference of estimated parameters obtained for generation model of time series (relative error existing between real demand time series and forecast).

parameters	Example 1	Example 2
$\omega$	0.70 ( $Q = 0.12$ )	0.81 ( $Q = 0.13$ )
$\sigma$	0.76 ( $Q = 0.14$ )	0.85 ( $Q = 0.16$ )
$DT_{11}$	1.80 ( $Q = 0.01$ )	1.85 ( $Q = 0.01$ )
$a_{11}, a_{21}$	4.50 ( $Q = 0.01$ )	4.70 ( $Q = 0.01$ )

る対象の時系列は、S-Realized および S-Forecast の 2 つがある。これらの両方についてジャンプ過程を含む時系列モデルをあてはめ、パラメータを推定し、これらの差異を議論する。なお観測された時系列について、ジャンプ過程を含む時系列モデルをあてはめパラメータ推定を行う方法として、以前、我々が提案した遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP) 手法と多段ファジィ推論を用いる方法を適用する [5], [19], [21], [24], [25], [26], [27], [28]。しかしながら、この方法論をここで論じるには適切ではないので、概要を付録 A.2 にまとめておく。

GP 手法と多段ファジィ推論を、すでに述べた 2 つの時系列データの事例に適用すると、表 3 に示すように時系列の生成モデルのパラメータの推定値の差異として、需要時系列と予測時系列の間に存在するモデル間の相対誤差が得られる。表 3 においては、たとえば  $\omega$  について S-realized に対して得られるパラメータの推定値 ( $\omega_R$  としておく) と、S-forecast に対して得られるこの推定値 ( $\omega_F$  としておく) に対して求めた相対誤差  $|\omega_R - \omega_F|/\omega_R$  を示している。表 3 から、ジャンプ過程の発生に関するモデルパラメータの推定値の差異が大きいことが確認でき、小売業者は過大に需要変動を予測していることが分かる。

このようなことから、実際に観測される小売業者の行う需要予測は、本来実現する需要 (真の需要) から、かなりかけ離れるケースが存在することが分かる。この差異を、本論文の 4.2 節で行ったシミュレーション分析にあてはめると、本来得られる利益からの損失として、発生する  $Q$  が推定できるので、表 3 においては欄のカッコの中に、( $Q = 0.12$ ) などとして記述している。この数値から、人工データの場合に発生する最も悪いケースに相当する損失が発生していることが分かる。

#### 4.5 解析例のまとめ

本論文では、本論文で提案する需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合に、その時系列生成モデルのパラメータ共有の効果分析を行うことを目的に人工データによるシミュレーション、ならびに現実の時系列への適用例として公表された製品需要と小売によるその予測データを用い、効果分析を行った。

情報共有の対象となる項目は式 (18) の形で示される需要時系列生成モデルにおける周期性部分に対応したパラメータ、ランダム成分であるブラウン運動を示すパラメータ、ならびにジャンプ過程を示すパラメータで、情報共有による利益を評価項目とした。人工データによるシミュレーションではこれらパラメータの情報が真の値から離れて劣化した場合、どの程度利益が失われるのか、情報の劣化度合いを変化させた 4 つのケースで比較した。

シミュレーションの結果では周期性やブラウン運動を示すパラメータの共有情報が劣化した場合、利益が大きく失われた。一方ジャンプの生起に関するパラメータについては、その情報劣化は利益に大きな影響を与えなかったが、これはシミュレーションの設定において需要のジャンプ発生から元に戻るまでの期間が瞬間的なものであり、単なる外れ値となってしまっているため大きな影響を与えなかったと考えられる。そこで、ジャンプが発生して元の状態に回復するまでが緩やかな条件でシミュレーションを行ったところ、利益の損失が周期性やブラウン運動に関するパラメータの劣化に匹敵する程度の大きさで発生した。

また現実データへの適用可能性について、実際にジャンプが含まれる製品需要データについてその効果分析を行ったところ、小売の行う需要予測が本来実現する真の需要からかなりかけはなれたケースが存在し、人工データによるシミュレーションでの最も悪いケースに匹敵する損失が発生していた。

以上より、情報共有における情報の劣化はサプライチェーンにおける利益を大きく損ねること、ジャンプ現象が発生し、復帰が緩やかな場合、情報劣化に匹敵する利益損失が発生すること、そして、現実データにおいて、小売の需要予測が現実の需要と大きく離れているケースが存在することが確認された。最近観測されている日本の製品の需要データにもジャンプが確認されているため、適切な需要情報共有による利益損失の低減は意味があると考えられる。

#### 4.6 考察

本論文においてこれまでの分析で示したように、小売・製造業者の間での需要時系列のパラメータの推定値を共有することは、製造と販売の両面で利益の拡大と損失の発生抑制に寄与することが分かる。本論文では、需要時系列のモデル化とシミュレーションによる分析を用いて、情報共有の価値の評価としてまとめ検証を行っている。また、式 (18) に示す時系列生成モデルをジャンプ過程を含む需要時系列に適用する点に関して、付録 A.2 において、実際に観測される日本における 5 つの製品の需要時系列についてモデルあてはめ分析を示し、妥当性を検証している。ただし、モデル推定にともなう推定誤差を解消する課題は未解決である。

企業間での実際の情報共有について考察する場合、以下

のような事例に基づく視点が有用である：1) 実際に行われている需要予測と製造，2) 情報共有の不備が起こす問題，3) 情報共有の実施手法。

最初の 1) 実際に行われている需要予測と製造に関しては，製造業者においても独自の需要予測を実施しているケースが見られる [31]。その手法においては，線形回帰モデルによる需要形成要素による予測や，さらに 1 次ないしは 2 次の時間遅れ要素の導入がなされる。多くの場合，製品需要の長期的な予測は，なめらかな関数によることが多いことが確認できる [31]。しかしながら，このような滑らかな需要時系列ではなく，急激なジャンプが含まれる要因としては，小売業者からの変則的な注文がある。報告されている事例として，買い手（小売業者）の方の力が強い，ヒット製品の部品の受注を受けると一時的な特需になるが設備投資拡大後に際キャンセルされる，などの要因がある。したがって本論文で分析しているように，情報共有は利益拡大に有用な要素であることは疑問のないところではあるが，主として小売業者からの事情で，需要の急変が発生している。

次に 2) 情報共有の不備が起こす問題については，小売業者から製造業者への誤った需要情報の伝達による障害が多く報告されている。最近の報告事例においても，商品の爆発的ヒットから増産体制としたが翌年大量のキャンセルが原因で倒産する，取引先の規格変更に対する需要予測を誤るなどの問題が発生している。これらは小売業者の行う需要予測の不備であるとするだけでなく，独自の利益を追求する故意として分析することもできる。

第 3 番目の 3) 情報共有の実施手法についてはすでにいくつかの代表的な研究において指摘されまた現実の市場でも部分的に行われているので，簡潔にまとめておく。具体的な情報共有の実施方法は，需要予測の間隔の短縮化，EDI (Electronic Data Interchange) の導入，調達価格の安定化，在庫情報の小売製造業者間での共有であり，これにより過大な需要予測の変動を抑制することができる [1]。しかしながら一方では，これらの改善を実施するには企業間の信頼関係形成とコスト増が必要であることも指摘されており，本論文で示すような，情報共有の利益が製造・小売の双方に利益拡大をもたらす結果の提示は，有用であろう。

次に文献 [6], [7], [8], [9], [10] に理論的展開として述べられている，小売・製造業者の間における情報共有への誘導方法に関連して，考察を行っておく。この理論的アプローチに関連して重要なポイントは 2 つあり，1) 製造業者は最適生産レベルの状況をさまざまな観測で知っており，これを統計処理の基礎としていること，2) 小売業者はつねに虚偽の需要情報を伝える傾向にある，ことである。第 2 番目の小売業者が自身の利益だけを考慮する傾向にあることは，文献 [1] において整理されており，特に販売拡大期においては競合他社に先駆けて多めに注文を出すことや，ロッ

トサイズと呼ばれる，まとまった単位でしか注文が出せないという現実的な理由もある。

本論文の分析結果は，この重要なポイントの第 1 番目の問題解明に役立つと考える。すなわち，これまでの情報共有のモデル分析においては，需要時系列の表現はきわめて簡単であり，その有効利用の方法も限定的である。具体的には，需要時系列が自己回帰モデルに従って変化する場合や，さらにこれを単純化して，需要が大きいか小さいかだけに限定をされている。これに対して本論文の提案モデルにおいては，ジャンプ過程を含む需要にまで拡大しており，さらに，これらを情報共有することで得られる利益や損失を評価している。したがって，日本における流通業への海外からの参入障壁の 1 つともいわれている，小売・製造業者の間での不透明な商取引の慣行を是正するなどの目的にも有用であろう。

## 5. むすび

本論文では SCM におけるジャンプ過程を含む需要時系列の情報共有に関する均衡分析と応用について述べた。まず，SCM における小売・製造業者との間での情報共有について先行研究の結果を整理し，さらに，一般的に情報共有する項目が増加する場合についても，局所的交流をするエージェント挙動の分析手法を用いて，均衡点の存在を証明した。次に，需要時系列にジャンプ過程が含まれる場合への一般化と，最適生産との比較により情報共有のレベルの評価を行う定式化を示した。応用例では人工的に生成された時系列データのもとでの，小売業者と製造業者との間での情報共有の評価を論じ，現実データへ適用可能性を考察した。

今後，本論文の手法を現実のジャンプ過程需要・価格変動を含む最適化問題など適用し，有効性を検証する予定である。

謝辞 本研究の一部は，日本学術振興会科学研究費基盤研究 (B) 23310104 により実施されている。ここに感謝の意を表する。

## 参考文献

- [1] Lee, H.L., Padmanabhan, V. and Whang, S.: Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect, *Management Science*, Vol.43, No.4, pp.546-558 (1997).
- [2] Lee, H.L., So, K.C. and Tang, C.S.: The value of information sharing in a two-level supply chain, *Management Science*, Vol.46, No.5, pp.626-643 (2000).
- [3] Zhu, K. and Thonemann, U.W.: Modeling the benefits of sharing future demand information, *Operations Research*, Vol.52, No.1, pp.136-147 (2004).
- [4] 岸川善紀，時永祥三：企業間関係における情報共有のモデル分析とその応用—予測と情報共有コストを中心として，*経営情報学会論文誌*，Vol.13, No.1, pp.58-77 (2004).
- [5] 時永祥三，譚 康融：遺伝的プログラミングによる方程式近似に基づく粒子フィルタを用いた時系列からの状態

- 推定とその変動抑制への応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J93-A, No.11, pp.739-755 (2010).
- [6] Ren, Z.J., Cohen, M.A., Ho, T.H. and Terwiesch, C.: Information sharing in a long-term supply chain relationship: The role of customer review strategy, *Operations Research*, Vol.56, No.1, pp.81-93 (2010).
- [7] Baker, G., Gibbons, R. and Murphy, K.J.: Relationship contracts and the theory of the firm, *Quarterly Journal of Economics*, Vol.117, No.1, pp.39-84 (2002).
- [8] Cohen, G.P. and Lariviere, M.A.: Contracting to assure supply: How to share demand forecasts in a supply chain, *Management Science*, Vol.47, No.5, pp.629-646 (2001).
- [9] Cohen, G.P. and Lariviere, M.A.: Supply chain coordination with revenue-sharing contracts: Strengths and limitations, *Management Science*, Vol.51, No.1, pp.30-44 (2005).
- [10] Taylor, T.A. and Plambeck, E.L.: Supply chain relationships and contracts: The impact of repeated interaction on capacity investment and procurement, *Management Science*, Vol.53, No.4, pp.1577-1593 (2007).
- [11] Terwiesch, C.Z., Ren, Z.J., Ho, T.H. and Cohen, M.A.: An empirical analysis of forecast sharing in the semiconductor equipment supply chain, *Management Science*, Vol.51, No.2, pp.208-220 (2005).
- [12] Merton, R.R.: Optimal consumption and portfolio rules in a continuous-time model, *Journal of Economic Theory*, Vol.3, pp.373-413 (1971).
- [13] Thompson, M., Davison, M. and Rasmussen, H.: Valuation and optimal operation of electric power plants in competitive markets, *Operations Research*, Vol.50, No.4, pp.546-562 (2004).
- [14] Pan, J.: The jump-risk premia implicit in options: evidence from an integrated time-series study, *Journal of Financial Economics*, Vol.63, pp.3-50 (2001).
- [15] Kuo, S.G.: Option pricing under a double exponential jump diffusion model, *Management Science*, Vol.50, No.9, pp.1178-1192 (2004).
- [16] 譚 康融, 儲 梅芬, 時永祥三: ジャンプ過程変動を含む確率モデル分析における Importance Sampling を用いた評価関数のテイル分布推定とその応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J90-A, No.2, pp.92-102 (2006).
- [17] 池田欽一, 時永祥三: ジャンプ過程を含む変数で記述される評価関数の最適化と資産配分変更を用いた Value at Risk 制御への応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-A, No.3, pp.360-372 (2008).
- [18] 池田欽一, 時永祥三: ジャンプ過程を含む変数で記述される評価関数の最適化と企業間取引における製造・販売リアルオプション推定への応用, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.45, No.SIG4 (TOM 20), pp.1-13 (2008).
- [19] 時永祥三, 岸川善紀: 遺伝的プログラミングと多段ファジイ推論に基づくジャンプ過程を含む時系列生成モデルの推定, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J93-A, No.5, pp.365-374 (2010).
- [20] Oomes, N.: Local trade networks and spatially persistent unemployment, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol.27, No.11/12, pp.2115-2149 (2003).
- [21] 時永祥三, 池田欽一: 局所的交流による行動決定と状態遷移を行うマルチエージェントからなる平面上のエージェント・クラス形成分析, 情報処理学会論文誌 数理モデル化と応用, Vol.4, No.4, pp.19-36 (2011).
- [22] 呂 建軍, 時永祥三: 局所的な交互作用と GP による学習を行うエージェントシステムのセル平面解析—企業間コラボレーションにおけるカオス性分析と制御への応用, 経営情報学会論文誌, Vol.14, No.2, pp.59-78 (2005).
- [23] Outkin, A.V.: Cooperation and local interactions in the prisoners' dilemma game, *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol.52, pp.481-503 (2003).
- [24] Tan, K. and Tokinaga, S.: The design of multi-stage fuzzy inference systems with smaller number of rules bases upon the optimization of rules by the GA, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.EA-82, No.2, pp.1865-1873 (1999).
- [25] Kishikawa, Y. and Tokinaga, S.: Prediction of stock trends by using the Wavelet transform and the multi-stage fuzzy inference systems optimized by the GA, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.EA-83, No.2, pp.357-366 (2000).
- [26] Takagi, N. and Tokinaga, S.: Prediction of chaotic time-series by using the multi-stage fuzzy inference systems and its applications to the analysis of operating flexibility, *Journal of Operations Research Society of Japan*, Vol.20, No.3, pp.243-259 (2002).
- [27] 池田欽一, 陳 曉榮, 時永祥三: GP による学習を基礎としたマルチエージェント・システムによるプライシング時系列のカオス性分析とその応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J89-A, No.4, pp.298-307 (2006).
- [28] 池田欽一, 時永祥三, 呂 建軍: 遺伝的プログラミングと遅延とモグララフィを用いたネットワーク構成の同定と内部遅延時間の推定, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.47, No.SIG 1 (TOM 14), pp.12-18 (2006).
- [29] Rogers, E.M.: *Diffusion of Innovations*, Simon and Schuster (1961).
- [30] Moore, G.A.: *Crossing the Chasm: Marketing and Selling High-Tech Products to Mainstream Customers*, Harper Business Essentials (1991).
- [31] 時永祥三, 植村芳雄: フラクタル時系列の性質を用いた建材需要予測の一手法, オペレーションズリサーチ, 2000年2月号, pp.51-59 (2000).

## 付 録

### A.1 最適生産の関係式の導出

式 (21) を 2 つの時間区間に分けて表現すると, 次のようになる.

$$\begin{aligned}
 & V(D, P, f, c, t, R) \\
 &= \max_c E \left[ \int_t^{t+dt} \exp[-\rho(\tau - t)] F(D, P, f, c, t, R) d\tau \right. \\
 & \quad \left. + \int_{t+dt}^T \exp[-\rho(\tau - t)] F(D, P, f, c, t, R) d\tau \right] \quad (A.1)
 \end{aligned}$$

さらに変形すると, 次のようになる.

$$\begin{aligned}
 & V(D, P, f, c, t, R) \\
 &= \max_c E \left[ \int_t^{t+dt} \exp[-\rho(\tau - t)] F(D, P, f, c, t, R) d\tau \right. \\
 & \quad \left. + \exp(-\rho dt) \right. \\
 & \quad \left. \times \int_{t+dt}^T \exp[-\rho(\tau - (t + dt))] F(D, P, f, c, t, R) d\tau \right] \quad (A.2)
 \end{aligned}$$

この第 2 項は, 評価関数の定義式において時間をずらした表現であるので, この式を, 時間  $t$  の微小変化  $dt$  の間に

おける変分を用いて書き直すと、次のようになる。

$$V = \max_c E \left[ \int_t^{t+dt} \exp[-\rho(\tau-t)] F(D, P, f, c, t, R) d\tau + \exp(-\rho dt) V(D + dD, c(t+dt), t+dt, R + dR) \right] \quad (A.3)$$

この式に対して、多次元変数に対する伊藤 (Ito) のレナマを用いて確率変数の 2 次微分までを求めたあと、代入を繰り返し、式を変形すると次のようになる。

$$\max_c [F(D, P, f, c, t, R) + L(V) + (c - D)V_R] dt + \sum_{k=1}^2 \lambda_k E[V_k^{(+,D)} - V] dq_k \quad (A.4)$$

$$L(V) = V_t + \frac{1}{2} \sigma^2 V_{DD} + \alpha V_D - \rho V \quad (A.5)$$

ただし、 $V_k^{(+,D)}$  ( $k = 1, 2$  をジャンプの開始と復帰である go, back に対応させる) は、需要  $D(t)$  においてその値がレベル  $J_k(\cdot)$  へと移行するジャンプが発生した場合の  $V(\cdot)$  の値である。  $E[V_k^{(+,D)}]$  は、次のように計算を行う。

$$E[V_k^{(+,D)}] = \int_0^\infty V(x_k) g(x_k) dx_k \quad (A.6)$$

ここで  $g(x_k)$  は正規分布などに対応する確率密度関数 (確率変数は  $x_k$ ) であり、導出においては、 $V(D + x_k - D) = V(x_k)$  となる関係を用いている。また、偏微分の記号は  $V_D = \partial D / \partial D$ ,  $V_{DD} = \partial^2 D / \partial D^2$  などを意味する。なお  $V(\cdot)$  は、最大化をする関係式の両辺に含まれているが、変数  $c$  の陽な関数ではない。

$dt$  より早く減衰する項目を除去し、期待値をとり微小量  $dt$  により割ることで、式 (27) のような偏微分方程式が得られる。

## A.2 ジャンプ過程を含む時系列モデルの推定概要

図 A.1 に、本論文で用いる推定手法の概要を示す [5], [19], [21], [22], [25], [26], [27], [28]。システムの主要な部分は、モデルに含まれる確定的な関数を GP 手法により推定するサブシステム G と、ファジィ推論によりジャンプ発生を検出するサブシステム F である。

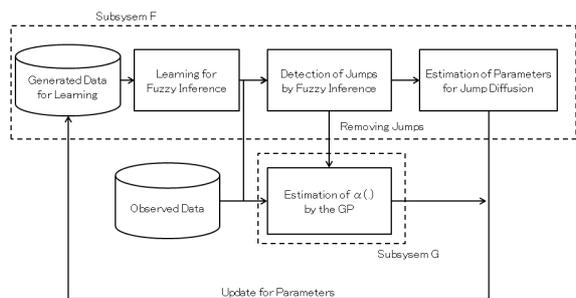


図 A.1 システム構成の概要

Fig. A.1 Overview of system configuration.

ジャンプ発生を検出するサブシステム F である。観測された時系列  $D(t)$  は 2 つのサブシステムに入力され、まずサブシステム F において時系列のジャンプ発生部分の検出が行われる。一般に、時系列におけるジャンプは頻繁には起こらないので、観測データだけを用いてジャンプ発生を推定することは難しい。そのため、あらかじめジャンプ過程を含む時系列を生成しておき、これを学習データとするファジィ推論システムを構成しておく。ファジィ推論システムにおける学習に用いる入力データは時系列のジャンプを含むセグメントであり、出力はジャンプ発生の有無である 2 値となる。このような人工的な時系列においては、ジャンプの発生時刻とこのセグメントは既知であるので、ジャンプを含むセグメントが入力された時刻においてだけで、出力を最大にする方向で学習を進めることができる。サブシステム F には、ファジィ推論に連動する処理手順として、ジャンプ過程を生成するモデルのパラメータ推定がある。一方、サブシステム G に対しても観測データが入力されるが、時系列データの中でジャンプ部分のサンプル数は、相対的に少ないので、ジャンプ部分以外のサンプルを用いて、時系列生成の確定的な関数部分 (これを  $\alpha(D, t)$  としておく) の形状を GP 手法により推定する。本論文では、これらの 2 つのサブシステムを交互に繰り返し適用して、モデルの推定を進める。

### サブシステム G の構成

確定部分の関数である  $\alpha(D, t)$  は変数  $D$  と  $t$  の関数であるので、関数の形状の複雑さを除けば、GP 手法の適用は直接的である。本論文で用いる GP 手法については、すでに多くの記述があるので、手法について概要を示すにとどめる [21], [27], [28]。GP 手法においては、関数を表現する個体を乱数をもとに生成しておく。この個体を関数と見なした場合に得られる評価値を、適合度として定義する。この適合度の大きな個体どうしに対して交差処理を適用し、新たに生成された個体を、個体プールの中で適合度が相対的に小さい個体と置き換える。このような操作を繰り返すことにより、個体の関数近似の精度を向上させる。

GP 手法の適用においては、複数 (たとえば 1,000 個) の関数が個体として生成され、これらの個体ごとに計算される適合度を用いて、関数  $\alpha(\cdot)$  の近似の精度を向上させるような遺伝的な操作が繰り返される。モデル推定の対象は観測時系列の差分  $dD(t) = D(t) - D(t-1)$  となる。なおこの場合、時系列の増分が関数近似の対象となるが、増分  $dD$  を時系列  $D$  で割ったデータ  $dD/D$  の方が取り扱いやすい。この場合、ジャンプ部分を除けば次の形となる。

$$dD/D = \alpha(D, t)/D + \sigma dz \quad (A.7)$$

それぞれの個体  $i$  により表現される関数  $g_i(D, t)$  を用いて関数  $\alpha(D, t)$  を近似すると仮定して、式 (27) に従って時系列を生成した場合の近似誤差を求める。すなわち、この

関数  $g_i(\cdot)$  を  $\alpha(\cdot)$  の代わりに用いた場合に、もとの観測された時系列  $dD(t)/D(t)$  から確定部分を取り除いたものを求め、これを  $v_i(t)$  としておく。

次に、適合度の高い個体どうしに対して遺伝的操作（交差処理）を加えて、より近似度の高い個体を生成し、個体プールにおける適合度の低い個体と入れ替える。

#### サブシステム F の構成

本来ジャンプは頻繁には発生しないので、観測データだけを用いてジャンプ過程部分のモデルを推定した場合には、大きな推定誤差が発生するおそれがある。そのため、何らかの学習手法を用いることが適切であるので、本論文ではファジイ推論によりジャンプ発生の有無を検出する方法を用いる。すなわち、既知の時系列生成モデル（関数  $\alpha(\cdot)$  やジャンプ過程を記述するパラメータが既知）により生成されたジャンプ過程を含む時系列を多数用意しておいて、ジャンプ発生時における観測データをファジイ推論の入力とし、ジャンプ発生の有無（既知システムではジャンプの有無と時刻は特定可能である）を出力とする学習を行う。学習が行われたあとで、観測された時系列の中でジャンプであるかどうか不明である時系列セグメントを入力して、その出力からジャンプ発生の有無を推定する。

なお本論文では、相対的に入力数が多い場合においても適用が可能である、多段ファジイ推論を用いる。なお多段ファジイ推論は文献 [19], [24], [25], [26] などに記述されているので、ここでは省略する。

システムへの入力変数は、ジャンプ過程を含む時系列セグメントのサンプル値とする。すなわち、ジャンプの中心部分の時刻を  $t_c$  とした場合に、 $x = [D(t_c - K), D(t_c - K + 1), \dots, D(t_c), \dots, D(t_c + K - 1), D(t_c + K)]$  が入力である。学習データとしては、このような入力変数の組  $x$  と、ジャンプが発生したか否かを示す 2 値データ  $y$  が与えられる。

次に、学習が完了したファジイ推論システムを観測データに対して適用して、ジャンプの有無の検出を行う。ジャンプ過程の発生の有無を検査する段階では、時系列から得られる入力変数  $x$  を多段ファジイ推論システムに入力して、出力  $y$  が 0.5 以上 (0.5 未満) ならジャンプ過程が発生した (発生しない) と判断する。

ジャンプ過程が発生していると推定された場合には、図 4 に示す確率のモデルを用いて、ジャンプ部分の時系列セグメントの形状に関するいくつかのパラメータを推定しておく。推定されたパラメータは、次の繰返しで、サブシステム F におけるファジイ推論の学習データ生成に利用される。

なお時系列モデル推定においては当然誤差が存在する。この誤差については文献 [19] に示しているもので、以下ではその概要だけを示す。基本となる標準的な需要時系列に関するパラメータについて、シミュレーションの条件を以下

のように設定する。

上昇ジャンプの場合：

$$\alpha(x, t) = 0.4[(15 \sin 0.26t + 27 - x)]$$

$$\sigma = 0.2, DT_{11} = 100, DT_{12} = 100$$

$$a_{11} = 700, s_{11} = 100, a_{12} = 100, s_{12} = 10, \theta_{11} = 0.01, \theta_{12} = 0.85$$

下降ジャンプの場合：

$$\alpha(x, t) = 0.4[(15 \sin 0.26t + 27 - x)]$$

$$\sigma = 0.2, DT_{21} = 100, DT_{22} = 50$$

$$a_{21} = 50, s_{21} = 20, a_{22} = 50, s_{22} = 20, \theta_{21} = 0.01, \theta_{22} = 0.85$$

このような基本モデルについて、本論文で提案する GP とファジイ推論によるパラメータの推定を適用する。この推定結果について、パラメータの相対誤差、すなわち真の値から推定値を引いたものの絶対値を真の値で割ったものを求めると、以下ようになる（カッコの中の U, D は、それぞれ、上昇下降ジャンプの場合を意味する）。

ジャンプの検出率：0.98(U), 0.98(D)

関数の近似度：0.04(U), 0.05(D)

$\sigma$ ：0.06(U), 0.08(D)

$a_{11}$  など：0.02 ~ 0.09(U), 0.08 ~ 0.09(D)

このように、全体を通して推定誤差は 3~10%程度に収まっており、推定の性能は良好であるといえる。

### A.3 日本の最近の製品需要時系列へのモデルあてはめ

式 (18) に示す時系列生成モデルが、ジャンプ過程を含む需要データにも適用可能かを分析するため、我々は日本における次の 5 つの製品について、最近の月ごとに観測される需要データを用いた。観測期間は 2009 年 1 月から 2011 年 8 月である。製品個数は 5 つと少ないが、市場データが公表されることは多くはないことと、これらのデータにはジャンプが含まれており、分析対象として適当であることが理由となっている（カッコ内はデータの取得先を示す）。

液晶テレビ、ブルーレイレコーダ、スマートフォン (<http://www.jeita.or.jp/japanese/stat/>)

ハイブリッド車 (<http://www.japa.gr.jp/data/index.html>)

デジタルカメラ (<http://www.cipa.jp/stats/dc.j.html>)

図 A.2 には、ブルーレイレコーダの需要時系列の例を示す。式 (18) に示す時系列生成モデルの仮定を簡潔にまとめると、時系列の成分は、周期変動、ランダム成分、およびジャンプで形成されているとすることである。この仮定は、これまで多くの経済時系列の研究で、生成モデル分析において用いられているものであり、一般性を持っている。長い経済時系列の場合には、経年的な変化を示すトレンド成分が含まれるが、相対的に短い期間では含まれない。観測された時系列に、式 (18) の生成モデルをあてはめた

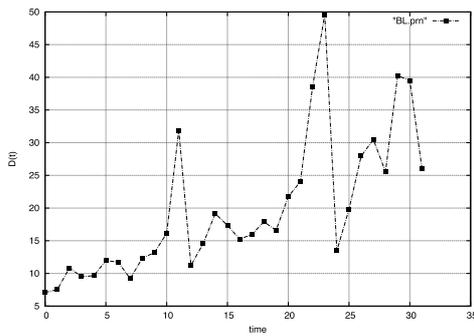


図 A.2 実際の需要時系列の例

Fig. A.2 An example of real demand time series.

場合のパラメータ推定には、付録 A.2 の方法を適用する。その詳細はここでは省略する。上にあげた 5 つの需要時系列について、ジャンプ部分を除く平均的な時系列の値が 35 になるように正規化したあとで、パラメータ推定を行った結果、その範囲は以下になることが分かる。なお、本文中では式 (18) に引き続いて、そのパラメータの定義を図 4 などを用いて行っている。

上昇ジャンプの場合：

$$\omega = 0.19 \sim 0.69$$

$$\sigma = 0.14 \sim 0.33, DT_{11} = 50 \sim 100, DT_{12} = 60 \sim 100$$

$$a_{11} = 60 \sim 250, s_{11} = 30 \sim 50, a_{12} = 80 \sim 105,$$

$$s_{12} = 10 \sim 15,$$

$$\theta_{11} = 0.01 \sim 0.03, \theta_{12} = 0.6 \sim 0.8$$

下降ジャンプの場合：

$$\omega = 0.19 \sim 0.6$$

$$\sigma = 0.19 \sim 0.3, DT_{21} = 60 \sim 100, DT_{22} = 40 \sim 50$$

$$a_{21} = 5 \sim 35, s_{21} = 5 \sim 8, a_{22} = 35 \sim 50, s_{22} = 5 \sim 15,$$

$$\theta_{21} = 0.01 \sim 0.02, \theta_{22} = 0.5 \sim 0.8$$

なお、パラメータの真の値は未知であることと、時系列の挙動はランダム成分を含むので、正確な意味での近似誤差の計算はできない。したがって、このようなパラメータが推定可能であることを述べるにとどめておく。これらの分析結果から式 (18) に示す時系列生成モデルを、そのパラメータを変化させながら、需要時系列の生成モデルとして用いることは可能であると判断される。



時永 祥三 (正会員)

昭和 46 年九州大学工学部情報工学科卒業。昭和 52 年九州大学大学院博士課程修了。工学博士。同年北九州高専電気工学科講師。昭和 54 年大分大学工学部組織工学科講師、助教授。昭和 61 年九州大学経済学部経済工学科助教授。平成 4 年同教授。昭和 64 年～平成 2 年カリフォルニア大学、テキサス大学客員研究員。経営情報システム、経営エキスパートシステム、時系列処理の研究に従事。電子情報通信学会会員。



岸川 善紀

平成 14 年九州大学大学院博士課程了。博士(経済学)。同年秋田県立大学・システム科学技術学部助手。平成 21 年宇部工業高等専門学校・経営情報学科准教授。経営情報システム、遺伝的アルゴリズム、ファジイ理論の研究に従事。電子情報通信学会、日本 OR 学会各会員。