

# PNE モデルによるハイテク機器新製品の日次需要予測

## Daily Demand Forecasting of Newly-launched High-tech Products Using PNE Model

ハイテク機器新製品の投入サイクルが短期化している。こうした状況の中、新製品の販売開始直後の実績を用いて需要を予測し、早期の生産調整に基づく在庫適正化の実現が望まれている。販売開始直後の実績を用いた需要予測には Bass モデルという普及モデルが広く用いられている。しかし、Bass モデルは実際のハイテク機器の普及過程に適合せず、予測の際に新製品の多様な販売形態や曜日による普及速度の差を考慮できないため、十分な予測精度が得られない。本報告では、Bass モデルよりもハイテク機器の普及過程に適合する PNE モデルを提案する。さらに、新製品が多様な販売形態を持つ場合や、曜日で普及速度が異なる場合に対応するために PNE モデルに新たなパラメータを導入して拡張する。実データを利用して拡張 PNE モデルの予測精度を評価した結果、従来よりも高い精度で予測できることを確認した。

宗形 聡      Munakata Satoshi  
手塚 大      Tezuka Masaru

### 1. はじめに

近年、携帯電話などハイテク機器の新製品投入サイクルが短期化する中で、ハイテク機器メーカーでは在庫適正化が経営課題となっている。

これらの新製品は、後継製品が発売されて旧製品になると、製品価値が急落してほとんど売れなくなる。そのため、新製品発売時点の旧製品在庫は死蔵在庫となり、多大な破棄コストを生じる。一方で、過剰在庫を避けるため過度に在庫を少なく持てば、欠品による販売の機会損失が生じる。

このような状況の下、ハイテク機器メーカーでは、新製品の販売開始後の売行きをもとに、販売終了までの需要を高い精度で予測し、予測値を参考に生産調整を実施したいという要望がある。投入サイクルが短い製品の場合には、早期の生産調整の実施が必要となる。そのため、この需要予測は販売開始後半月程度の日次実績が得られた段階で実施される。

新製品の販売開始直後の売行きを用いた需要予測には、普及モデルが有効である<sup>1)</sup>。普及モデルは新製品や新技術がマーケットに普及する過程を記述する数理モデルであり、少数の販売実績値があれば予測できる。

現在広く利用されている普及モデルは Bass モデル<sup>2)</sup>である。しかし、Bass モデルを用いたハイテク機器新製品の日次需要予測には、以下の 3 つの課題があり、十分な予測精度を得ることが困難となっている。

- A) Bass モデルが想定する普及過程は、実際のハイテク機器の普及過程に適合しない。
- B) 予約販売や先行販売のような、新製品の多様な販売形態に対応できない。
- C) 平日と休日で異なる製品普及速度の差を考慮できない。

A は普及モデルの適合性の問題であり、予測精度低下の本質的な原因である。B と C は、ある普及モデルを用いるという前提で、実際に新製品の日次需要予測をする場合に精度低下につながる要因である。

本報告では、まず本質的な課題 A を解決するため、ハイテク機器の普及過程への適合度が高い PNE (Power of Negative Exponential) モデルを提案する。次に、実務利用上の課題 B, C を解決するため、PNE モデルに新たなパラメータを導入して拡張する。最後に、実際の販売実績データを利用して予測精度を評価し、拡張 PNE モデルの有効性を確認する。

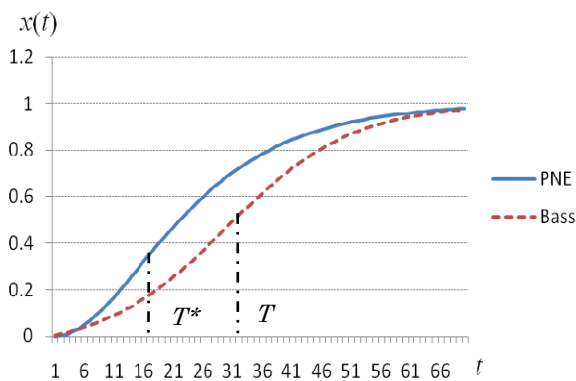


図 1 累積販売量の時間変化 ( $m=1$  の場合)

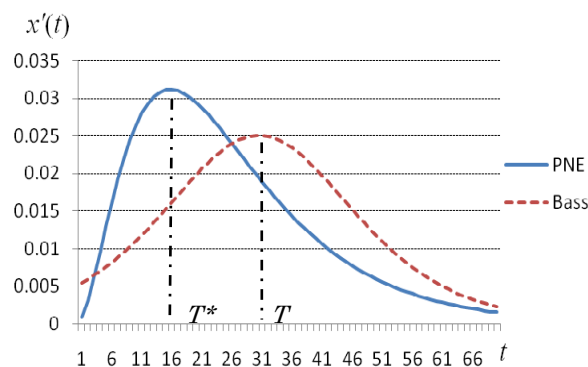


図 2 販売量の時間変化 ( $m=1$  の場合)

## 2. 従来モデルと普及過程

普及モデルとは、消費者の購買に関する情報伝達のメカニズムをもとに新製品がマーケットに普及する過程を表した数理モデルである。ここで、マーケットとは新製品の購入対象となる消費者の集合である。情報伝達の種類には以下の 2 つが仮定される。1 つは広告や店頭露出などマーケットの外部から未購入の消費者への直接的な伝達（外力）である。もう 1 つは、既購入者から未購入者への口コミというマーケット内部での情報伝達（内力）である。

予測に広く利用される普及モデルとして Bass モデルがある。時間  $t$  での新製品の累積販売量を  $x(t)$  とし、外力を  $p$ 、内力を  $q$ 、マーケットサイズを  $m$  とすると、Bass モデルは、次式のように  $x(t)$  の微分方程式として表される。

$$(1) \quad \frac{x'(t)}{m - x(t)} = p + q \cdot (x(t)/m).$$

ここで、式 (1) の左辺は、時間  $t$  時点でのマーケットの未購入者たちが、時間  $t$  で初めて新製品を購入するときの購入量を表す。Bass モデルでは、外力  $p$  と内力  $q$  に普及率  $x(t)/m$  を掛けたものの和として購買量が構成される。式 (1) を解くと、累積販売量  $x(t)$  は以下の式 (2) のようになる。Bass モデルの累積販売量は偏曲点  $x(T)$ 、 $T = (1/p + q) \log(q/p)$  で点対称な S 字曲線を描く (図 1 点線)。

$$(2) \quad x(t) = m \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p) \exp(-(p+q)t)}.$$

式 (1) からわかるように、Bass モデルでは、新製品の普及過程で内力による購買が常に普及率の一定の割合

で生じるものと仮定している。これは、マーケットの状態によらず口コミ効果が投入サイクルの中で一様に作用していることを意味する。

Bass モデルから得られる各時点での販売量  $x'(t)$  は以下の特徴を持つ。

- ◇ 販売量のピーク到達時間  $T$  は投入サイクルの中盤になる。
- ◇ 販売量の変化は時間  $T$  を中心に左右対称となる (図 2 点線)。

しかし、投入サイクルの短い実際のハイテク機器では、普及期間を通して口コミ効果が一様に作用する場合は少ない。新製品の導入期から成長期にかけては、マーケットの関心も高く新製品の話題や評判が多くなり、口コミ効果は大きくなる。また、サイクルの終盤では、多くの消費者はまもなく発売される後継製品に対して関心を向け、現行製品の話題は減少して口コミ効果は小さくなる。

このように、Bass モデルが仮定する様な口コミ効果は、実際の新製品の普及過程で見られる口コミ効果と一致しない。そのため、Bass モデルは実際の製品普及過程に適合せず、高い精度の予測は困難となる。

## 3. PNE モデルの提案と実務利用に向けた拡張

### 3.1 ハイテク機器の普及過程に適合する PNE モデル

実際の新製品では、内力による口コミ効果は普及過程で一様ではなく、偏りがある。したがって、高い精度で新製品の需要を予測するには、こうした口コミ効果の偏りに対応した普及モデルが必要となる。

投入サイクルの導入期から成長期かけて口コミ効果が大きく、終盤にかけて小さくなるような普及モデルの特徴は、以下の 2 点である。

- ◇ 導入期から成長期にかけての販売量は終盤よりも多い。

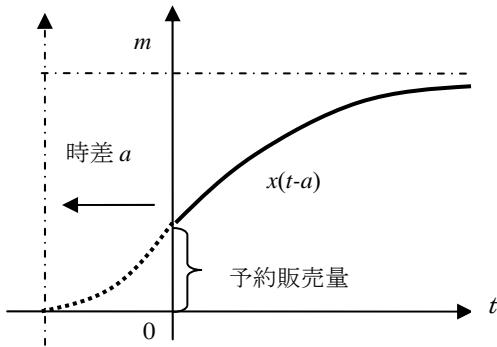


図 3 時差変数を導入した普及モデル

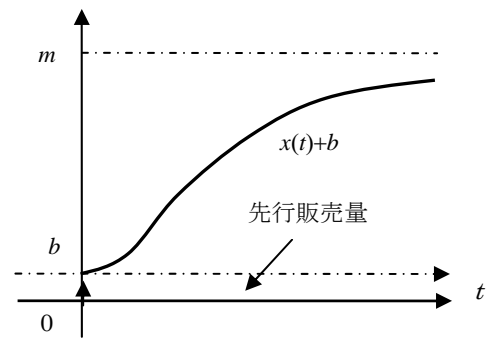


図 4 バイアス変数を導入した普及モデル

◇ 販売量のピーク到達はサイクルの序盤となる。

この 2 つの特徴を持つ普及モデルとして、PNE モデル<sup>3)</sup>を提案する。PNE モデルは式 (3) のように定式化される。

$$(3) \quad \frac{y'(t)}{m-y(t)} = p, \quad y(t) = x(t)^{1/q}.$$

PNE モデルは、内力  $q$  が新製品の累積販売量  $x(t)$  にべき乗で作用するマーケットで、外力  $p$  よる購買が生じる普及モデルである。式 (3) を解くと、累積販売量  $x(t)$  は以下の式 (4) のようになり、変曲点  $x(T^*)$ 、 $T^* = -(1/p) \log(1/q)$  で非対称な S 字曲線を描く (図 1 実線)。ただし、マーケットサイズについては  $m^q$  を改めて  $m$  としている。

$$(4) \quad x(t) = m(1 - \exp(-pt))^q.$$

PNE モデルでは、各時点での販売量  $x'(t)$  は時間  $T^*$  でピークに到達し、 $T^*$  で左右対称とならない (図 2 実線)。序盤の販売量は終盤よりも多くなり、ピーク到達は早まっていることがわかる。このような販売量変化の非対称性は内力  $q$  のべき乗作用によって生じている。

このように、実際の新製品の普及過程により適合した PNE モデルを用いれば、従来よりも高い精度で予測できることが期待される。

### 3.2 多様な販売形態への対応

従来の普及モデルでは、新製品の販売開始日、すなわち  $t=0$  の時点では、普及率が 0 であることを前提としている。通常では、販売開始日の時点で新製品はマーケットに普及していないので、 $x(0)=0$  は普及モデルに対する自然な仮定である。

しかし、ハイテク機器の場合、予約販売や先行販売の

ような形で正規の販売開始日より前に新製品を販売することがある。このとき、 $t=0$  の時点ですでに販売実績が生じており、 $x(0) > 0$  となる。よって、予約販売や先行販売を実施した新製品に対して、従来の普及モデルは適合しないことがわかる。この場合、普及モデルによる新製品の予測精度は低下する。そこで、こうした多様な販売形態の新製品でも対応できるように、PNE モデルを含む普及モデルに導入可能な新たなパラメータを提案する。

まず、予約販売への対応について説明する。予約販売は、販売開始日より前に消費者が新製品の購入を予約し、販売開始日に店舗で購入する販売形態である。予約販売数量は  $t=0$  の時点で購入実績として計上されるため、新製品の累積販売量は  $x(0) > 0$  となる。

予約販売は通常のマーケットに向けた販売であるため、予約販売の期間だけ新製品の普及開始が早まっていると解釈できる。したがって、予約販売の期間を  $a$  とすると、予約販売がある場合の普及モデルは、通常販売での普及モデル  $x(t)$  を  $a$  だけ時間方向に並行移動すれば得られる (図 3)。このパラメータ  $a$  を時差変数と呼ぶ。

次に、先行販売への対応について説明する。先行販売は、販売店などが展示用に一定数量の新製品を販売開始日より前に購入する形態である。先行販売数量も  $t=0$  の時点で購入実績として計上され、新製品の累積販売量は  $x(0) > 0$  となる。

先行販売には、限定された範囲に一定数量を販売するという制約がある。マーケット外での販売は普及過程の対象外となるため、普及モデルから除外して考慮する必要がある。すなわち、先行販売量を  $t=0$  時点でのバイアスと見なし、これを除去して本来の普及に該当する実績データを予測に使うようにする。先行販売数量を  $b$  とするとき、先行販売がある場合の普及モデルは、通常販売の普及モデル  $x(t)$  を  $b$  だけ上方に移動させれば得られ

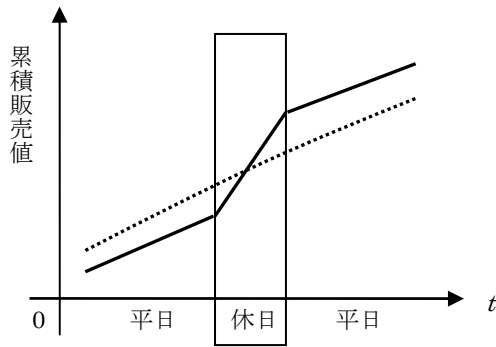


図 5 平日と休日の普及速度の違い

る (図 4)。このパラメータ  $b$  をバイアス変数と呼ぶ。

時差変数とバイアス変数を導入し、予約販売と先行販売に対応した普及モデル  $\tilde{x}(t)$  は以下の式 (5) のように表現できる。 $a$  と  $b$  がともに 0 のとき、 $\tilde{x}(t)$  は通常の販売形態の場合に帰着する。

$$(5) \quad \tilde{x}(t) = x(t - a) + b.$$

予約販売と先行販売に対応した PNE モデルの場合は以下の式 (6) のようになる。

$$(6) \quad \tilde{x}(t) = m(1 - \exp(-p(t - a)))^q + b.$$

### 3.3 製品の普及速度差への対応

早期の生産意思決定を実施したいというメーカーの要望に応えるためには、新製品発売後の半月程度の日次販売実績を利用して、投入サイクル期間の日次需要を予測する必要がある。

普及モデルで日次需要予測をする際には、曜日によって普及速度に差が生じるという問題がある。ハイテク機器は主に家電量販店で販売されるが、一般的に平日よりも休日の方が来客数は多く、販売量も増加する (図 5 実線)。普及モデルの観点からこれを解釈すると、休日の方が平日よりも普及速度が速くなっていると考えられる。

普及速度は外力と内力の 2 つのパラメータによって決定される。従来の研究では、外力・内力のパラメータを定数として扱う場合<sup>4)</sup>と、Kalman-Filter などを利用して普及モデルを線形のダイナミクスに組み込み、確率変数として扱う場合<sup>5)</sup>の両方がある。

パラメータを定数として扱うと、普及モデル  $x(t)$  は平日と平日の販売量の増え方の違いには対応できない (図 5 点線)。一方、パラメータを確率変数として扱うと、パ

ラメータは実績に合わせて異なる値をとるため、平日と休日の販売量の増え方に対応した予測ができる。しかし、販売実績データが少ない場合には、パラメータの確率分布を正確に同定することが困難となる。

そこで、平日と休日それぞれ別の外力・内力パラメータを設定して予測する方法を考案した。別のパラメータを用いて予測する際には、普及モデルを時間方向に差分化する必要がある<sup>6)</sup>。差分化した普及モデル  $x_t$  は式 (7) のように定式化される。

$$(7) \quad x_{t+1} = g(x_t; m, p_w, q_w, p_h, q_h).$$

ここで、下付きの  $w$  は平日用の外力・内力を表し、下付きの  $h$  は休日用の外力・内力を表す。特に、差分化した PNE モデルは式 (8) のようになる。

なお、本報告では投入サイクルが短い製品を対象としているため、マーケットサイズ  $m$  は平日と休日に変化しないものとして扱っている。

$$(8) \quad g(x_t) = \begin{cases} m \left( (1 - e^{-p_w}) + \left( \frac{x_t}{m} \right)^{1/q_w} \cdot e^{-p_w} \right)^{q_w} & \text{if 平日} \\ m \left( (1 - e^{-p_h}) + \left( \frac{x_t}{m} \right)^{1/q_h} \cdot e^{-p_h} \right)^{q_h} & \text{if 休日} \end{cases}$$

### 4. 普及モデルの予測精度評価

あるハイテク機器メーカーの新製品 18 個の日次販売実績データを用いて、Bass モデルと PNE モデルの予測精度を比較した。各製品の日次実績データは予約・先行販売分を除いて 120 日分ある。メーカーが新製品の販売開始後半月程度で予測を実行し、生産調整に利用する場合を想定して、販売開始後 15 日間の実績データを普及モデルのパラメータ推定に用いる。残りの 105 日分の実績データは予測精度の評価に用いる。

実験では、Bass モデルについては従来の式 (2) を使用した。PNE モデルについては、以下の 4 パターンを用いた。

- ◇ PNE1: 通常の PNE モデル (式(4))
- ◇ PNE2: 拡張 PNE モデル (PNE モデル + 多様な販売形態への対応 + 普及速度差の対応) (式(9))
- ◇ PNE2 - a: PNE モデル + 多様な販売形態への対応 (式(6))
- ◇ PNE2 - b: PNE モデル + 普及速度差の対応 (式(8))  
多様な販売形態、および平日と休日の普及速度の違い

に対応した拡張 PNE モデルの式 (9) を以下に示す。

$$(9) \quad g(x_t) = \begin{cases} m \left( (1 - e^{-p_w}) + \left( \frac{x_t - b}{m} \right)^{1/q_w} \cdot e^{-p_w} \right)^{q_w} + b & \text{if 平日} \\ m \left( (1 - e^{-p_h}) + \left( \frac{x_t - b}{m} \right)^{1/q_h} \cdot e^{-p_h} \right)^{q_h} + b & \text{if 休日} \end{cases}$$

なお、普及モデルの差分化によって販売開始日の実績値  $x_0$  から予測値を計算できるようになるため、時差変数  $a$  は式 (9) に含まれていない。

上記 4 パターンの PNE モデルと従来の Bass モデルの予測精度を比較して提案モデルの効果を検証する。まず、PNE1 との比較により、実際のハイテク機器の普及過程により適合する提案モデルの予測精度改善に対する効果を確認する。次に PNE2 と比較し、実際に日々需要予測に適用できる拡張 PNE モデルの有効性を検証する。このとき、多様な販売形態への対応と、曜日ごとの普及速度差への対応のどちらがより改善効果があるかを検証するため、それぞれ PNE2 - a, PNE2 - b と分けた場合でも比較する。

各普及モデルのパラメータ値は、 $n$  個の累積販売実績を  $d_1, \Lambda, d_n$  とするとき、下式 (10) の二乗誤差  $E$  が最小となるように推定値を計算する。今回の実験では 15 日分の実績を用いるため、 $n=15$  である。

$$(10) \quad E = \sum_{t=1}^n (d_t - x(t))^2 \quad \text{or} \quad E = \sum_{t=1}^n (d_t - g(x_t))^2.$$

予測精度の評価には、予測期間 (105 日) の平均絶対誤差率 (MAPE) を用いた。MAPE は予測精度の評価指標として広く利用されている。MAPE の小さいほど予測精度が良い。

各モデルから計算された MAPE の平均値と分散、および  $t$  検定による Bass モデルとの予測精度の比較結果を表 1 に示す。

PNE1 と Bass モデルの予測精度差が有意になったことから、投入サイクル序盤でのロコミ効果は大きく、終盤では小さいと仮定した PNE モデルは、実際のハイテク機器の普及過程に適合して予測精度を改善させることがわかる。また、PNE2 と Bass モデルとの予測精度にも有意差があり、かつ PNE2 は PNE1 よりも予測精度が高くなっている。検定の結果、PNE2 と PNE1 の間にも有意水準 1% での有意差が確認された ( $p$  値 0.002)。したがって、拡張 PNE モデルによって普及モデルを用いて新製品の日々需要予測をする際の課題に対応でき、

表 1 予測精度の比較

	MAPE 平均	MAPE 分散	Bass モデルとの比較 ( $p$ 値)
Bass	0.464	0.033	—
PNE1	0.340	0.022	** $2.549 \times 10^{-3}$
PNE2	0.208	0.033	** $7.330 \times 10^{-7}$
PNE2 - a	0.311	0.024	** $1.055 \times 10^{-3}$
PNE2 - b	0.258	0.032	** $1.690 \times 10^{-6}$

\*\* : 有意水準 1% で MAPE 平均値に差がある

実務での予測精度向上を図ることができる。

PNE2 - a と PNE2 - b については、それぞれ Bass モデルとの比較で有意差が確認され、通常の PNE モデルよりも予測精度は高くなった。実際に PNE1 と PNE2 - b の間では有意水準 5% で MAPE 平均値に有意差が認められた ( $p$  値 0.032)。しかし、PNE1 と PNE2 - a の間には有意な差はなかった ( $p$  値 0.141)。したがって、今回の実験では、曜日ごとの普及速度差への対応の方が予測精度向上に寄与した結果となった。予測期間には休日 (土曜日と日曜日) が何日もあり、休日で生じる予測誤差はその後の平日の予測精度にも影響する。そのため、販売形態による販売開始日の実績から生じる予測誤差よりも、普及速度の差から生じる予測誤差への対応の方がより改善効果が大きくなったと考えられる。

以上の結果から、PNE モデルは実際のハイテク機器の普及過程により適合しており、拡張 PNE モデルを用いることによって、普及モデルによる新製品の日々需要予測を従来よりも高い精度で実施することができる。

## 5. おわりに

ハイテク機器の新製品投入サイクルは短期化しており、メーカでは新製品の在庫適正化が経営上の課題となっている。在庫適正化のためには、新製品の販売開始直後からその後の需要を高い精度で予測する必要がある。

新製品の販売開始直後の需要予測には Bass モデルが利用されているが、Bass モデルには、実際のハイテク機器の普及過程に適合していない、新製品の多様な販売形態に対応できない、平日と休日の普及速度の変化に対応できない、という 3 つの課題がある。このため、十分な予測精度を得ることが困難であった。

本報告では、ハイテク機器の普及過程に適合する PNE



モデルを提案した。また、多様な販売形態に対応するため時差変数とバイアス変数を導入し、普及速度差に対応するため平日と休日で別の外力・内力パラメータを導入するモデル拡張を実施した。

実際の新製品の販売実績データを用いて、PNE モデルと Bass モデルの予測精度を比較した。その結果、拡張した PNE モデルによって、従来よりも高い精度で予測できることがわかった。一方、実務レベルでは誤差 10～20%の高い精度を求められることもある。拡張 PNE モデルの平均予測誤差は許容範囲の上限値に近い。しかし、誤差の分散は小さく予測精度は安定しており、多くの新製品で誤差 20%前後の精度が得られる。よって、モデルの予測値に予測担当者の経験に基づく修正を加えて最終的な予測値とするなど、参考値としての実務利用は可能な水準に達している。

本報告では、ハイテク機器の新製品を対象としているが、化粧品やシャンプーなどの消費財系新製品でも、PNE モデルにより Bass モデルよりも高い精度で予測できることが確認されている<sup>7)</sup>。今後も改良を重ねながら、PNE モデルの適用範囲を拡大していく。

#### 参考文献

- 1) Michael D. Geurts, et al.: New Product Sales Forecasting without Past Sales Data, *European Journal of Operational Research*, Vol. 4, pp84-94, (1980).
- 2) Vijay Mahajan, et al.: Innovation diffusion and new product growth models in marketing, *Journal of Marketing*, Vol. 43, pp.55-68, (1979).
- 3) 宗形 聡, 他: 早期の意思決定を支援する市場投入初期の需要予測手法, 経営情報学会 2007 年秋季全国研究大会, (2007).
- 4) William P. Putsis jr.: Estimation Techniques for Macro Diffusion Models, In V. Mahajan, E. Muller, Y. Wind (Eds), *New Product Diffusion Models*, Kluwer Academic Publishers, pp. 263-291, (2000).
- 5) N. Meade: Forecasting Using Growth Curves – An Adaptive Approach, *Journal of Operational Research Society*, Vol. 36, No. 12, (1985).
- 6) M. Tezuka, et al.: Daily demand forecasting of new products utilizing diffusion models and genetic algorithms, *Proceedings of the 2009 ACM symposium on Applied Computing*, (2009).

- 7) S. Munakata, et al.: New Diffusion Model to Forecast New Products for Realizing Early Decision on Production, Sales, and Inventory, *Proceedings of IEEE 8th International Conference on Computer and Information Technology*, (2008).



宗形 聡 2003 年入社  
研究開発グループ  
数理モデリングによる業務分析, 意思決定支援技術の研究・開発  
munakata@hitachi-to.co.jp



手塚 大 1994 年入社  
研究開発部  
意思決定, リスク分析, 最適化技術の研究・開発  
tezuka@hitachi-to.co.jp