

# 多目的実数値遺伝的アルゴリズムによる 不確実性下の供給計画の最適化

手塚 大<sup>†,††</sup> 樋地 正 浩<sup>††</sup>  
棟 朝 雅 晴<sup>†††</sup> 赤 間 清<sup>†††</sup>

供給計画は需要予測に基づいて立案されるが、確実な予測は不可能であり、不確実性をともなう。したがって供給計画の立案では利益を最大化するとともに、予測と現実の差異が経営に及ぼす影響、すなわちリスクを最小化する必要がある。従来から用いられてきた安全在庫に基づく供給計画立案法は機会損失に主眼をおいたものであった。本論文で提案する供給計画手法は、供給計画の不確実性をモンテカルロシミュレーションにより数値化し、遺伝的アルゴリズムによって利益、リスク、機会損失、計画期間末在庫などのうち、注目した指標についてパレート最適解を求める。数値実験により、提案する手法が従来手法よりも優れた供給計画を立案することを確認した。

## Multi-objective Real-coded Genetic Algorithm Approach for Supply Planning Under Uncertainty

MASARU TEZUKA,<sup>†,††</sup> MASAHIRO HIJI,<sup>††</sup> MASA HARU MUNETOMO<sup>†††</sup>  
and KIYOSHI AKAMA<sup>†††</sup>

Supply is planned to meet the future forecast. However, uncertainty is involved in the supply plan since it is difficult to forecast the future demand accurately. The impact to business caused by the gap between the forecast and actual demand is called risk. Thus, supply planning methods which can maximize profit and minimize risk simultaneously is desired. The conventional method based on safety stock or buffer stock has been widely used, whose main purpose is to prevent the occurrence of opportunity loss. In order to simulate the uncertainty and evaluate the profit and risk, we introduced Monte Carlo simulation. According to the fitness calculated by the simulation, a genetic algorithm optimizes the profit, risk, opportunity loss, and final inventory quantity of supply planning problems. The approach was tested on the supply planning data and has achieved a remarkable result.

### 1. はじめに

製造業や商社では多数の製品を取り扱っている。これら多数の製品の供給量と供給日時を決定するのが供給計画問題である。供給とは製造業にとっては製品を製造することであり、商社にとっては製品を調達することである。供給計画は需要予測に基づいて立案されるが、確実な予測は不可能であり、必ず予測には不確実性がともなう。もし需要が供給よりも大きくなれば機会損失が発生するが、逆に供給過剰となれば在庫レ

ベルが上昇し、長期滞留在庫や死蔵在庫の発生につながる。このような予測と現実の差異が経営に及ぼす影響を数値化して把握し、最小化する必要がある。

供給計画問題最適化の指標は適用しようとする部門によって異なる。経営レベルの観点では利益の最大化と不確実性の最小化となり、需給計画部門では機会損失発生最小化と過剰在庫の削減となる。このように供給計画問題は競合する複数の指標を最適化する多目的最適化であり、複数のパレート最適解<sup>1),2)</sup>が存在する。これらの複数の解は意思決定者にとっての重要な選択肢となる。

製品を供給するためにはリソースを必要とする。たとえば製品の原料や製造設備、輸送用トラックなどがリソースである。リソースの量には限度があるので、この限度を超えて製品を供給することはできない。このようなリソースの制約を満たすような供給計画を立

† 北海道大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Hokkaido University

†† 株式会社日立東日本ソリューションズ

Hitachi East Japan Solutions, Ltd.

††† 北海道大学情報基盤センター

Information Initiative Center, Hokkaido University

案する必要がある．

従来より安全在庫<sup>3)</sup>に基づいて供給計画の立案が行われている．この方法は需要の変動を吸収するためのバッファである安全在庫によって機会損失を防ぐ方法であるが、つねに予測された需要量よりも多く供給することになるので過剰在庫になりやすい．リソースの制約や、企業の最大の目的である利益の最大化も考慮されていない．解のパレート最適性は考慮されず、出力される解も1つだけである．

以上のことから、不確実性の考慮、複数のパレート最適解の出力、リソース制約の充足を実現する供給計画立案手法が必要とされている．

不確実性下の供給計画の評価値は、多数の確率変数を持つ非線形関数の期待値、分散、信頼区間を計算する必要があるため、解析的に計算するのは困難である．そこで本論文ではモンテカルロシミュレーション<sup>4)</sup>を導入し、評価値の計算を行う．

遺伝的アルゴリズムは探索空間の情報を用いず、解の評価値だけを用いて最適化を行うため、モンテカルロシミュレーションと組み合わせて用いるのに適している．また、多点探索を行うという特徴から効率的に多目的最適化を行うことができる．そこで、本論文では不確実性とリソース制約を考慮しながら複数のパレート最適な供給計画案を立案するために実数値遺伝的アルゴリズム<sup>5)</sup>とモンテカルロシミュレーションを組み合わせた手法を提案する．

## 2. 供給計画

### 2.1 需要予測

一般に過去の需要実績の時系列データをもとに統計的に需要予測が行われる．統計的手法による予測の後、プロモーション計画や営業目標値などに基づいて人手による修正が行われることが多い．本論文では、何らかの方法で需要量が予測されたことを前提に、その予測結果を入力として供給計画の立案を行う．またその予測値の実現する確率分布が正規分布に従うという仮定をおいている．

### 2.2 供給計画問題

供給計画問題とは、製造業や商社が取り扱う多数の製品の供給量と供給日時を決定する問題である．供給計画の立案期間の長さを  $T$  期間とし、 $I$  種類の製品を取り扱うとする．

$d_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の需要量

$p_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の供給量 (製造量)

$q_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の期首在庫量

$s_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の販売量

$l_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の機会損失量

$u_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の販売単価

$v_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の製造単価

$w_{ti}$  :  $t$  期の製品  $i$  の在庫保管費用単価

とする．期首在庫量とは、その期の開始時点に前の期から繰り越した在庫量のことである．また、その期の最後に残り、翌期に繰り越される在庫量を期末在庫量と呼ぶ．当期の期末在庫量は翌期の期首在庫量となる．販売量  $s_{ti}$  と機会損失量  $l_{ti}$  は次式で表される．

$$s_{ti} = \min(d_{ti}, p_{ti} + q_{ti}) \quad (1)$$

$$l_{ti} = d_{ti} - s_{ti} \quad (2)$$

また、次の期の期首在庫量 (つまり当期の期末在庫量) は次式となる．

$$q_{(t+1)i} = p_{ti} + q_{ti} - s_{ti} \quad (3)$$

計画期間を通しての粗利益は次式のようになる．

$$G = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I (s_{ti}u_{ti} - p_{ti}v_{ti} - q_{ti}w_{ti}) \quad (4)$$

この式の第1項は販売額、第2項は製造費用、第3項は在庫保管費用にあたる．

機会損失額  $L$  は、需要が供給を上回った場合に、もし十分な供給と在庫があれば得られたであろう販売額で表され、次式のようになる．

$$L = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I l_{ti}u_{ti} \quad (5)$$

計画期間の最後に残った在庫量の合計を計画期間末の総在庫数量  $Q$  とする．これは  $t = T$  となる期の期末在庫量の合計であるから、次式となる．

$$Q = \sum_{i=1}^I q_{(T+1)i} \quad (6)$$

需要量  $d_{ti}$  は、実際には予測された不確実な値なので確率変数であり、供給量  $p_{ti}$  が意思決定変数となる．供給計画問題の目的は、粗利益  $G$  の最大化、機会損失  $L$  や計画期間末在庫量  $Q$  の最小化であるが、需要量  $d_{ti}$  が確率変数なので、 $G, L, Q$  も確率値となる．これらの値の不確実性の最小化も目的となる．

製品を供給するとリソースが消費される． $J$  種類のリソースがあり、製品  $i$  を単位数量供給するためにリソース  $j$  を  $r_{ij}$  消費するとする． $t$  期のリソース  $j$  の可用量を  $a_{tj}$  とする．供給計画には可用量を超過してリソースを消費することができないという制約がある．また、供給量が負の値をとることもありえないので、制約条件は次式のようになる．

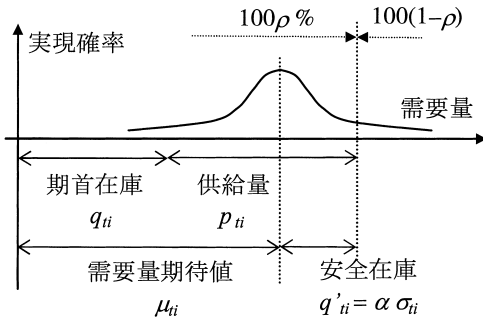


図 1 安全在庫による供給量決定  
Fig.1 Supply quantity fixed by buffer stock.

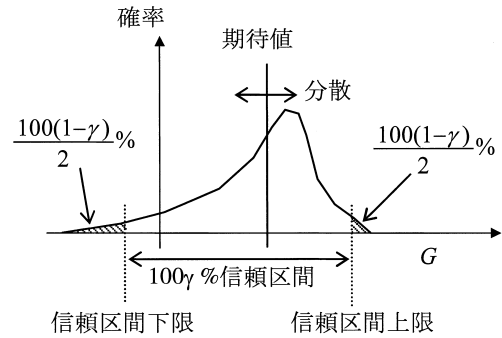


図 2 最適化目的の不確実性と評価指標  
Fig.2 Uncertainty involved in objectives and evaluation criteria.

$$\sum_{i=1}^I r_{ij} p_{ti} \leq a_{tj} \quad (t = 1, \dots, T, j = 1, \dots, J) \quad (7)$$

$$p_{ti} \geq 0 \quad (t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, I) \quad (8)$$

制約空間は凸であることが分かる。

### 2.3 従来の供給計画手法

供給計画の現場で最も多く使用されている方法が安全在庫<sup>3)</sup>に基づいた供給量決定である。製品  $i$  の  $t$  期の需要予測量の期待値を  $\mu_{ti}$ 、標準偏差を  $\sigma_{ti}$  とし、安全在庫量を  $\hat{q}_{ti}$  とする。安全在庫とは需要の不確実性を吸収するために余裕を持つておくための在庫量である。供給量は次式で決定される。

$$p_{ti} = \hat{q}_{ti} + \mu_{ti} - q_{ti} \quad (t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, I) \quad (9)$$

ここで安全在庫量は  $\hat{q}_{ti} = \alpha \sigma_{ti}$  で決定され、 $\alpha$  は安全係数と呼ばれる。たとえば需要予測量が正規分布  $N(\mu_{ti}, \sigma_{ti}^2)$  に従うと仮定する場合、機会損失の発生を  $100\rho\%$  の確率で防ぐには、図 1 に示すように  $\hat{q}_{ti}$  が需要の確率分布の上位  $100(1-\rho)\%$  の点になるように  $\alpha$  を決定する。 $\rho$  はこの確率を示すパラメータであり、この確率をサービスレベルと呼ぶ。図 1 は横軸が需要の予測量、縦軸がその予測の実現確率を示している。需要の期待値と安全在庫の合計が期首在庫と供給量の和と一致するように供給量を決定する。たとえば  $95\%$  ( $\rho = 0.95$ ) のサービスレベルの場合は、標準正規分布の累積確率が  $0.95$  となる点 ( $1.645$ ) が安全係数  $\alpha = 1.645$  となる。

この方法は機会損失をある信頼レベルで防ぐことが可能である。しかし、機会損失 (品切れ) 防止という観点だけからの供給量決定であり、在庫過多になりがちである。また、リソース制約や利益の最大化は考慮されていない。

### 3. モンテカルロシミュレーションと遺伝的アルゴリズムによる供給計画最適化

#### 3.1 不確実性下の供給計画最適化の提案

供給計画問題では、需要量  $d_{ti}$  が確率変数であるから、式 (4), (5), (6) で表される粗利益  $G$ 、機会損失額  $L$ 、計画期間末の総在庫量  $Q$  も不確実な値となる。図 2 は横軸に粗利益  $G$  を、縦軸にその値が実現する確率を示したグラフである。機会損失額、計画期間末総在庫量も同様のグラフとなる。たとえば粗利益の最大化を目的とする場合、一般に  $G$  の期待値が最大化される。リスク管理<sup>6),7)</sup> では、リスクの指標としては分散が使われることが多い。また、 $100\gamma\%$  信頼区間の上限や下限がリスクの指標として使われることもある。たとえば粗利益の  $95\%$  ( $\gamma = 0.95$ ) 信頼区間の下限とは、下位  $2.5$  パーセントイルの粗利益額である。つまり粗利益がこの金額を下回る可能性が  $2.5\%$  しかないことを示しているの、最悪の場合の粗利益額ととらえることができる。同様に機会損失額や計画期間末在庫量であれば信頼区間の上限を、最悪の場合ととらえることができる。不確実性下の最適化では、これら期待値、分散、信頼区間の上下限などを計算する必要がある。しかし  $G, L, Q$  とともに、多数の確率変数を持ち、式 (1) に  $\min$  が含まれているため非線形関数である。このため、これらの値を解析的に計算するのは困難である。

本研究の経営学上の新規性は、供給計画立案の目的に、期待値の最大化・最小化に加えて、リスクの最小化も行える点である。たとえば粗利益の分散をリスクの指標とし、これを最小化する計画を立案すれば、個々の製品の需要が変動するという不確実性下において、供給計画全体としての利益の変動を小さくする計画を立案できる。

従来手法<sup>3)</sup>では、期待利益の最大化が考慮されるだけで、その利益がどのくらい変動する可能性があるかなどの、リスクは考慮されていない。

供給計画問題は競合する複数の指標を最適化する多目的最適化であり、複数のパレート最適解<sup>1),2)</sup>が存在する。パレート最適解とは、他の評価指標を劣化させることなくある評価指標を改善することができないような解の集合である。実数値のベクトル  $\vec{u} = (u_1, \dots, u_n)$  と  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_n)$  ( $\vec{u}, \vec{v} \in \mathbb{R}^n$ ) があるときに、以下の条件を満たすときに  $\vec{u}$  は  $\vec{v}$  に優越するという。

$$\forall i, u_i \geq v_i \wedge \exists i, u_i > v_i. \quad (10)$$

他のいずれの解にも優越されないような解の集合をパレート最適解の集合という。

もし複数のパレート最適解を提示することができれば意思決定者にとってそれらは重要な選択肢となる。

従来手法では、サービスレベルの確保など単一目的の供給計画立案しか行われていなかったため、作成される計画案も1つしかなかった。しかし、本研究では利益とリスク、あるいは機会損失と在庫量という2つの相反する目的を最適化する多目的最適化を導入し、パレート最適な複数の供給計画案を提示する。このような複数計画案は経営者あるいは意思決定者に意思決定上の選択肢を与える。

不確実性下の供給計画の評価指標である粗利益、機会損失額、計画期間末在庫量の期待値、分散、信頼区間を解析的に求めることは困難である。これまで、このような評価指標を用いる供給計画手法は存在しなかった。そこで、本論文ではこれらの供給計画の評価指標の計算にモンテカルロシミュレーションを用いる方法を提案する。評価指標の計算にモンテカルロシミュレーションを用いると、最適化には評価指標の微分情報など探索空間に関する情報を用いることができない。そこで、解の評価値だけを用いて最適化を行う遺伝的アルゴリズムを導入する。

本研究の情報処理学上の新規性は、不確実性下の供給計画の評価指標の計算にモンテカルロシミュレーションを導入し、その最適化に実数値遺伝的アルゴリズムを用いることである。

### 3.2 モンテカルロシミュレーションによる供給計画の評価値の計算

供給計画の評価指標である、 $G, L, Q$  の期待値、分散、信頼区間を解析的に求めることは困難である。そこで、本論文では評価値の計算にモンテカルロシミュレーションを導入した。モンテカルロシミュレーションは、不確実な要素を含むモデルについて、多量の乱数を用いてそのモデルの振舞いを調べる方法であり、

```

01 begin evaluation
02   m := 1
03   repeat
04     Gm := 0, Lm := 0, Qm := 0
05     i := 1
06     repeat
07       qli := 0
08       t := 1
09       repeat
10         dti := Random number N(μti, σti2)
11         sti := min( dti, pti + qti )
12         lti := dti - sti
13         Gm := Gm + ( stiuti - ptivti - qtiwti )
14         Lm := Lm + ltiuti
15         q(t+1)i := pti + qti - sti
16         t := t + 1
17       until t <= T
18       Qm := Qm + ( pTi + qTi - sTi )
19       i := i + 1
20     until i <= I
21     m := m + 1
22   until m <= M
23   評価指標の計算 (期待値, 分散, 信頼区間)
24 end evaluation

```

図3 供給計画を評価するモンテカルロシミュレーション

Fig. 3 Monte Carlo Simulation to evaluate supply plan.

リスク分析などで広く用いられている。

本論文では、需要量が不確実要素である。すべての製品  $i = 1, \dots, I$  のすべての期  $t = 1, \dots, T$  の需要量を正規分布  $N(\mu_{ti}, \sigma_{ti}^2)$  に従う乱数で仮想的に生成する。これをサンプリングという。続いてサンプリングされたすべての需要量から、この仮想的に作り出された状況での粗利益、機会損失、計画期間末総在庫量を計算する。この1つの仮想的な状況を、1つのサンプルパスと呼ぶ。

本論文では多数のサンプルパスを生成し、各パスごとに粗利益、機会損失、計画期間末在庫量を計算する。図3は供給計画案の評価を行うためのモンテカルロシミュレーションを示している。 $M$  は1回の評価のために生成する需要サンプルパスの数である。図の4行目でサンプルパス  $m$  の粗利益、機会損失額、計画期間末在庫量を初期化する。続いて、各製品の各期の需要量をシミュレートしていく。7行目は計画初期の期首在庫を0に設定している。10行目で  $t$  期の製品  $i$  の需要量を正規分布  $N(\mu_{ti}, \sigma_{ti}^2)$  に従う乱数でシミュレートしている。これらのパラメータは需要予測によって事前に決定されている。11行目から15行目および18行目でサンプルパス  $m$  の粗利益、機会損失額、計画期間末在庫量を計算する。以上の繰返しで  $M$  個の粗利益、機会損失額、計画期間末在庫量が得られる。こ

の  $M$  個の値から 23 行目で、最適化の指標となる統計値を計算する．たとえば粗利益の期待値と分散は次式で推定する．

$$E[G] = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M G_m \quad (11)$$

$$U[G] = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M (G_m - E[G])^2 \quad (12)$$

また、粗利益のサンプル  $G_1$  から  $G_M$  が昇順にソートしてあるとすると粗利益の  $100\gamma\%$ 信頼区間の下限は  $G_{(1-\gamma)M/2}$ 、上限は  $G_{(1+\gamma)M/2}$  となる．ただし、 $(1 \pm \gamma)M/2$  が整数にならない場合は、1 次補間によって信頼区間を求めた．

### 3.3 遺伝的アルゴリズムによる最適化

本論文では供給計画の評価指標の計算にモンテカルロシミュレーションを用いる．したがって、最適化には評価値の微分情報などの探索空間に関する情報を用いることができない．そこで、解の評価値だけを用いて最適化を行うブライントサーチの一種である遺伝的アルゴリズムを導入した．

実数値遺伝的アルゴリズムは実数値ベクトルを個体として扱う遺伝的アルゴリズムで、様々な実数値最適化問題に適用され、その有効性が確認されている<sup>8)-11)</sup>．また、遺伝的アルゴリズムは多数の個体が並列的に最適化を実行するという特徴から一度に複数のパレート最適解を計算することができる<sup>1),12),13)</sup>．

本論文で提案する手法では、個体を実数値ベクトル  $\vec{x} = (x_1, \dots, x_{T \times I})$  で表し、各要素が供給量を表す．個体  $\vec{x}$  の 1 つの要素が、ある製品のある期の供給量と 1 対 1 で対応する．個体の要素と供給量の関係は次式ようになる．

$$\vec{x} = ( p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1I}, \\ p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2I}, \\ \dots, \\ p_{T1}, p_{T2}, \dots, p_{TI} ) \quad (13)$$

供給計画問題はリソース制約を持ち、その制約空間は凸である．Michalewicz らが提案した遺伝的アルゴリズムはこのような制約のある問題を、つねに制約を充足しながら効果的に解くことができる<sup>14),15)</sup>．そこで、本論文では Michalewicz らによって考案された遺伝的アルゴリズムを多目的最適化に適用できるように改良して用いた．

Michalewicz らの遺伝的アルゴリズムは一樣突然変異と境界突然変異という 2 種類の突然変異オペレータと、算術交叉とヒューリスティック交叉という 2 種類

の交叉オペレータを持つ． $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  を実数ベクトルで表された個体とする．突然変異ではランダムに遺伝子座  $k$  を選択し、 $x_k$  を制約を満たす新たな値に変異させる．一樣突然変異は  $x_k$  が制約を満たす範囲の一樣乱数で値を決定する．境界突然変異は  $x_k$  の値を制約空間の境界点にする．

$\vec{w}$ ,  $\vec{y}$  を交叉の親個体とし、 $\vec{z}$  を子個体とする．算術交叉は子個体を  $\vec{z} = \lambda \vec{w} + (1 - \lambda) \vec{y}$  として生成する．ここで  $\lambda$  は  $[0, 1]$  の一樣分布に従う乱数である．制約空間は凸なので、親個体が制約を充足していれば、算術交叉で生成される子個体は制約を充足することが保証される．

ヒューリスティック交叉では親個体の適応度によって探索方向を決定する．親  $\vec{w}$  のほうが適応度が高い場合、ヒューリスティック交叉では子個体を  $\vec{z} = \vec{w} + \lambda(\vec{w} - \vec{y})$  として生成する． $\lambda$  は  $[0, 1]$  の一樣分布に従う乱数である．この場合、子個体が制約を充足することが保証されない．Michalewicz らの方法では制約を充足する個体が生成されるまで  $\lambda$  を変えて子個体の生成を繰り返す．しかし、本論文で扱う供給計画問題は制約が凸であるため、制約を充足する  $\lambda$  の範囲を容易に求めることができる．そこで  $\lambda$  をはじめから制約を充足する範囲の一樣乱数として用いた．

本論文では多目的最適化に適用するため、以下の手順を新たに導入し適応度が高い個体を決定した．

#### • Step 1

以下の場合に  $\vec{w}$  が  $\vec{y}$  よりも適応度が高いとする．

$$\forall i, E_i(\vec{w}) \geq E_i(\vec{y})$$

∧

$$\exists i, E_i(\vec{w}) > E_i(\vec{y}) \quad (14)$$

$E_i(\vec{w})$  は  $\vec{w}$  の  $i$  番目の評価指標の適応度を示す．優劣関係が定まらない場合には Step 2 へ．

#### • Step 2

各親個体よりも優越する他の個体数の数を比較する．優越される個体の数が少ないほうの親を適応度が高いとする．優越される個体数が同じ場合は Step 3 へ．

#### • Step 3

ランダムに一方の親を選択する．

本論文では選択にトーナメント選択<sup>16)</sup>を採用した．これは集団中から  $k$  個の個体をランダムに選び、その  $k$  個体の中で最も適応度が高い個体を選択する方法である．本論文では、この  $k$  個体のトーナメントにおいて、 $k$  個体の中でパレート最適な個体が選択

されるように変更して適用した．これによって，他の個体よりも優越する個体がより多く選択の機会を与えられ，その結果，パレート最適解の探索が行われる．

#### 4. 数値実験による評価

##### 4.1 実験の設定

本論文で提案する手法の有効性を確認するために数値実験を行った．実験には家電メーカーの実際のデータをもとに作成した仮想のデータを用いた．これは，本技術の有効性を評価することを目的として家電メーカーによって作成されたものである．したがって，データ数は少ないが，現実性の高いデータとなっている．

このデータは 10 種類の製品 ( $I = 10$ ) の供給計画問題で，8 種類のリソース ( $J = 8$ ) がある．計画期間は月次で 12 カ月 ( $T = 12$ ) である．季節性があり特定の時期が高需要期となる製品が 3 製品，年間を通してほぼ一定の需要がある製品が 4 製品，計画期間中に新製品として販売を開始する製品が 1 製品，製品寿命末期で需要が急に減少している製品が 2 製品で構成されている．また，季節によって販売単価，供給（製造）単価，在庫の保管費用単価が異なる製品もある．なお，販売価格は需要量に影響を与えるが，このデータでは価格の影響は需要量の予測に加味されているものとして扱っている．

また，高需要期にはリソース制約を超える需要がある．

集団サイズを 100 個体とし，50 世代で最適化終了とした．1 つの個体を評価するためのサンプルパスの数 ( $M$ ) を 1,000 とした．つまり，1 回の最適化実行について粗利益，機会損失額，計画期間末在庫は 5,000,000 回 (=  $100 \times 50 \times 1,000$ ) シミュレートされる．トーナメントサイズを 4，算術交叉率を 0.3，ヒューリスティック交叉率を 0.3，一様突然変異率を 0.01，境界突然変異率を 0.01 とした．またエリート戦略<sup>17)</sup>を導入し，各世代のパレート最適個体からランダムに 5 個体を選び，エリートとして保存した．これらのパラメータは予備実験を行い決定した．

Pentium IV 2.2GHz，1G バイトのメモリ，Windows 2000 Professional の PC 上で 1 回の最適化に要する時間は約 250 秒であった．

本手法で最適化した供給計画はすべてリソース制約が充足されている．

比較のために従来手法である安全在庫による供給計画を立案し，モンテカルロシミュレーションでその計画の評価も行った．なお，安全在庫による手法では高需要期にリソース制約を満たすことができない．そこ

で手作業の修正により制約を満たす計画も用意し，その評価も行った．

##### 4.2 利益最大化とリスク最小化

経営層にとっての供給計画最適化の目的である，利益の最大化とリスクの最小化について数値実験を行った．利益の指標として粗利益の期待値を用いた．リスクの指標として，粗利益の標準偏差を用いる実験と，信頼下限値を用いる実験の 2 種類の実験を行った．最初の実験では，遺伝的アルゴリズムの第 1 目的の適応度として式 (11) の粗利益期待値（最大化）を用い，第 2 目的の適応度として，式 (12) で表される粗利益分散を求め，その平方根（最小化）を用いた．粗利益の標準偏差は，得られるであろう利益のばらつきの度合いを示し，標準偏差が大きいほどばらつきが大きく不確実性の高い計画となる．したがってリスクの指標である標準偏差は最小化される．

2 番目の実験では第 1 目的の適応度が式 (11) の粗利益の期待値（最大化），第 2 目的の適応度がモンテカルロシミュレーションで求めた小さいほうから  $(1 - \gamma)M/2$  番目の粗利益（最大化）となる．粗利益の信頼下限値は，ある信頼区間における最悪の場合の粗利益を示す．本実験では 95%（図 2 の  $\gamma = 0.95$ ）信頼区間の下限，つまり下位 2.5 パーセントの粗利益額を用いた．粗利益がこの金額を下回る確率は 2.5% である．信頼下限は最悪の場合の利益の指標なので，最大化される．

図 4 (a) は粗利益の期待値の最大化と標準偏差の最小化の結果である．横軸が粗利益の期待値，縦軸が標準偏差である．5 回の試行を行い，各試行のパレート最適解を示している．利益とリスクの間にトレードオフの関係があることが分かる．同図 (b) は提案手法と，従来から用いられている安全在庫による計画案との比較である．安全在庫量で供給量を決定した計画案で，リソース制約違反のため実行不可能な計画となっている．この計画を手作業で修正し，リソース制約を充足した計画案が示されている．グラフ中の右下にある多数の点が提案手法による結果である．

グラフ中で右にあるほど高利益で，下にあるほど低リスクとなる．明らかに本論文で提案する手法は従来手法よりも良い計画案となっている．また，各試行で得られたパレート最適解の数は，試行の順にそれぞれ 17, 15, 20, 12, 17 個であった．

図 5 (a) は粗利益の期待値の最大化と 95% 信頼区間の下限の最大化の結果である．横軸が粗利益の期待値，縦軸が信頼区間下限の粗利益額である．同図 (b) は提案手法と従来手法による計画案との比較である．

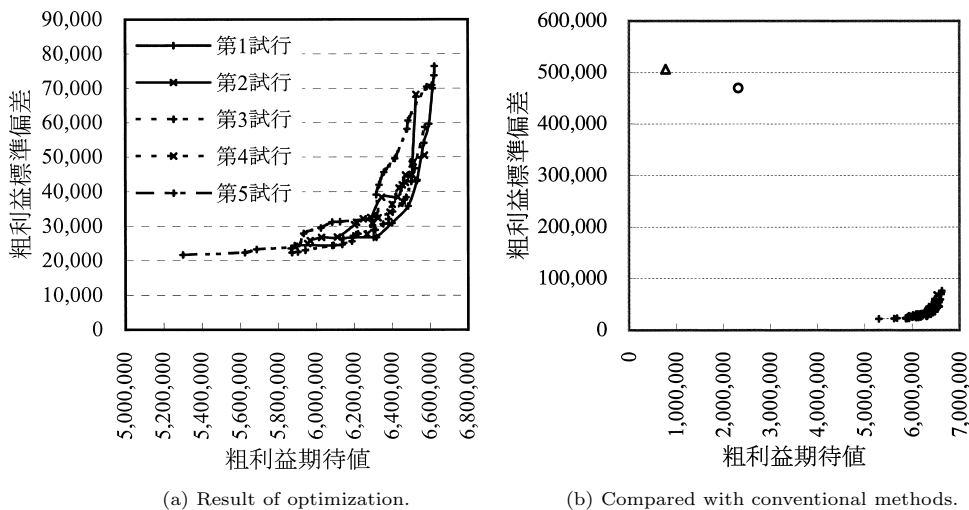


図 4 粗利益の期待値の最大化と標準偏差の最小化  
 Fig. 4 Maximization of the expected value and minimization of the standard deviation of gross profit.

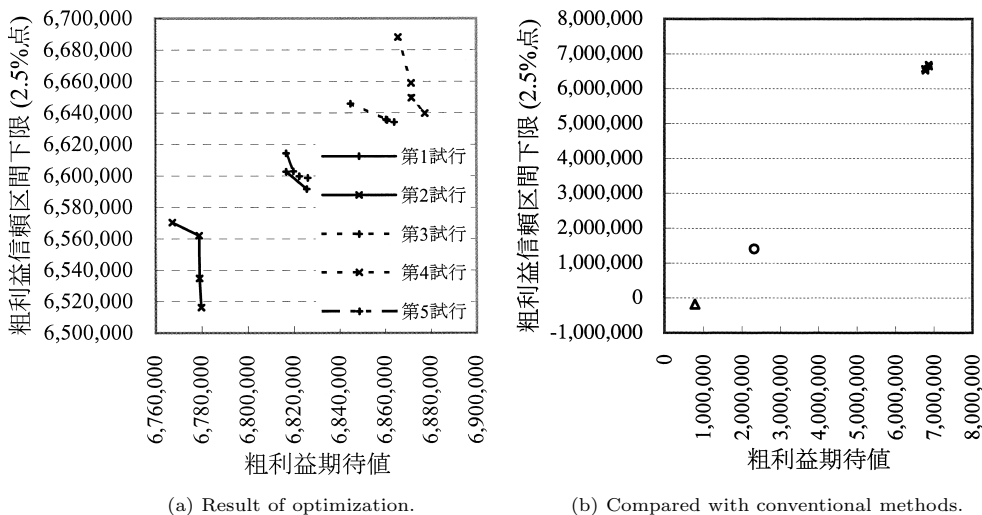


図 5 粗利益の期待値と信頼下限の最大化  
 Fig. 5 Maximization of the expected value the lower conf. limit of gross profit.

グラフ中の右上にある多数の点が提案手法による結果である。

グラフ中で右にあるほど高利益で、上にあるほど低リスクとなる。本論文で提案する手法は従来手法よりも良い計画案となっている。手作業による修正前の計画案( )は、信頼下限の粗利益額がマイナス、すなわち赤字となっている。多くの企業では機会損失を最大の悪ととらえ、安全在庫の確保を優先する傾向にある。しかし、この実験結果から機会損失の削減だけを目的として供給計画を立案すると利益に悪影響を与えることが分かる。各試行で得られたパレート最適解の

数は、それぞれ 2, 4, 5, 4, 4 個であった。

以上の数値実験から、本論文で提案するモンテカルロシミュレーションと遺伝的アルゴリズムによる手法が、意思決定者の選択肢となる複数のパレート最適解を出力すること、不確実性下の利益の最大化とリスクの最小化ができることを確認できた。また、従来の安全在庫による手法と比較して効果的に供給計画の利益とリスクを最適化できることが確認できた。

4.3 機会損失と在庫量の最小化

次に、需給計画部門にとっての目的である、機会損失と在庫の最小化について数値実験を行った。機会損

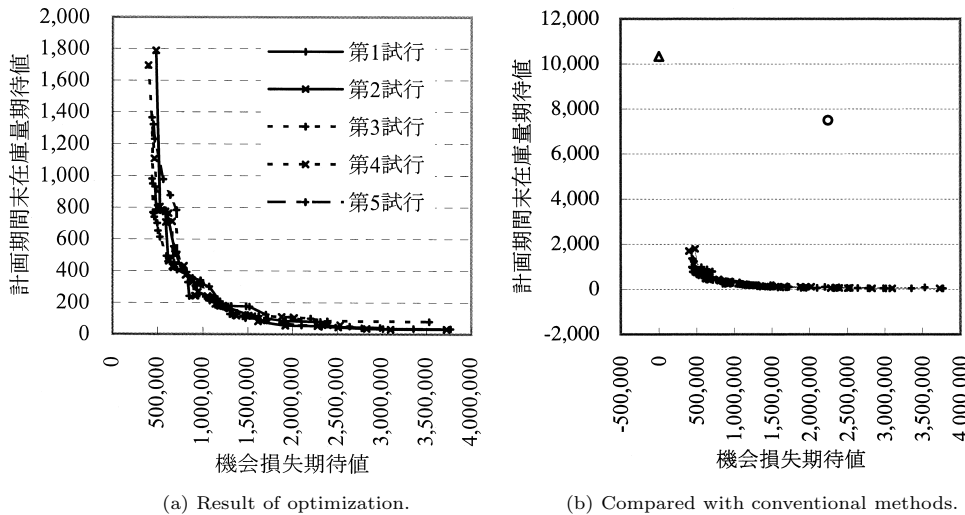


図6 機会損失期待値と計画期間末在庫量期待値の最小化  
Fig. 6 Minimization of the expected opportunity loss and the final inventory.

失 ( $L$ ) の期待値と計画期間末在庫量 ( $Q$ ) の期待値を遺伝的アルゴリズムの適応度として用いた。機会損失、計画期間末在庫量ともに最小化目的である。

この実験の結果を図 6(a) に示す。横軸が機会損失額の期待値、縦軸が計画期間末在庫量の期待値である。同図 (b) は従来から用いられている安全在庫による計画案との比較である。グラフ中で左下にあるほど機会損失と計画期間末在庫が少なく、良い計画であることを示す。

はリソース制約に違反して製品の供給を行っているため、現実には実行不可能な案である。このため機会損失はほとんど発生していない。しかし計画期間末に大量の在庫をかかえることになる。実行可能な計画案と比較すると、本論文で提案する手法のほうが機会損失と在庫の両指標で良い解を得られている。各試行で得られたパレート最適解の数は、試行の順にそれぞれ 28, 24, 28, 25, 21 個であった。

以上の結果から、本論文で提案する手法が、意思決定者の選択肢となる複数のパレート最適解を出力すること、不確実性を考慮して機会損失と計画期間末の総在庫量を最小化できることを確認できた。

#### 4.4 計画結果の考察

製品  $i$  の  $t$  期の需要の予測量は正規分布  $N(\mu_{ti}, \sigma_{ti}^2)$  として予測される。ここで  $t$  が大きい、つまり遠い未来になるほど不確実性が増し、予測誤差である分散  $\sigma_{ti}^2$  が増加する。従来手法では安全在庫の確保という観点だけから計画が立案されるため、この分散が大きくなる未来ほど過剰供給となる傾向が見られた。特に、製品ライフサイクルの終盤にあり製造打ち切り間近の

製品では、需要の期待値  $\mu_{ti}$  は  $t$  とともに小さくなり、分散は逆に増加している。このため、製造打ち切り後に死蔵在庫が残る確率の高い計画となりがちである。これに対し、本提案手法ではこのような製品では、製品ライフサイクル終了に近づくにつれてサービスレベルを下げるような計画が立案されていた。

今回実験に用いたデータでは、高需要期にはリソース制約を超える必要がある。本提案手法では、このような場合に高需要期よりも前にあらかじめ在庫として製造するような計画が立案された。この際、保管コストが低い製品、予測誤差の低い製品などが事前製造される傾向が見られた。また、季節によって製造単価が異なる製品でも同様に、製造単価の低い時期に製造して在庫とする計画が立案された。この結果として、利益の高い計画が立案されている。従来は、安全在庫に基づく供給計画の立案後、手作業でこのような事前に前倒して供給するように調整されていた。しかし、多数の製品を扱っているため、すべてを手作業で調整することは不可能であり、重要度の高い製品だけが調整されていた。本提案手法を用いれば、すべての製品について、リソース制約、製造コスト、保管コストなどを考慮した前倒し供給などを自動的に実現できる。

需要量は、予測された期待値どおりには実現せず、誤差がある。従来手法では、予測の誤差によって利益、機会損失、計画期間末在庫量などがどのように変動するかを事前に知ることができなかった。また、この変動量が最小になるように、各製品の供給量を組み合わせるといこともできなかった。提案手法では、最適化の目的として粗利益、機会損失、計画期間末在庫量



の分散の最小化や信頼区間下限値の最大解、上限値の最小化を用いることでこの変動量を最小にすることができる。また、あらかじめ、将来発生するかもしれない変動量を知っておくことができるため、この変動に対する事前対策も可能となる。

ただし、粗利益などの変動量の予測値の正確さは、需要量の期待値と分散の予測値の正確さに依存する。各製品の需要量分散の予測値が大きく間違っていれば、粗利益の分散などのリスクの推定値も不正確となる。

## 5. おわりに

本論文ではモンテカルロシミュレーションと遺伝的アルゴリズムによる供給計画最適化手法を提案した。この手法は、需要予測の不確実性をモンテカルロシミュレーションにより数値化し、遺伝的アルゴリズムによって利益、リスク、機会損失、計画期間末在庫などの指標を最適化する。本手法はリソース制約を充足し実行可能な計画を立案する。多目的最適化である供給計画問題の複数のパレート最適解を出力する。

提案手法を家電メーカーのデータをもとに作成した評価用のデータに適用し、数値実験による評価を行った。この実験で、利益とリスク、機会損失と計画期間末在庫という競合する指標を効果的に最適化できた。また、従来から用いられている安全在庫による供給計画立案手法と比較し、優れた計案を立案することを確認できた。このことから、本手法は需要予測の不確実性下の供給計画立案に有効であるといえる。

また、本手法は複数のパレート最適解を一度に出力する。これらの複数の解は、意思決定者にとっての選択肢として有用であると考えられる。

提案手法では最適化指標の計算にモンテカルロシミュレーションを用いているため、計算に長い時間を要する。取り扱う製品の数が多くなったり、計画期間を長くしたりすると、それだけ計算時間も増加する。不確実性のある最適化問題を解く遺伝的アルゴリズムとして、各個体の1世代あたりの評価は1回とし、何世代にもわたって生き残る個体について多数回の評価が行われる GA<sup>18)</sup> や探索履歴を利用する MFEGA (Memory-based Fitness Evaluation GA)<sup>19)</sup> など一度の適応度の計算に多数回の計算が必要な問題で、計算回数を減らす提案がされている。このような方法を導入するなどして計算時間の短縮化を検討したい。

本論文で提案する手法では、需要量の予測値が、期待値と分散として入力される。需要量予測値の分散がこの予測の誤差を表している。実際に実現される需要量が、この予測された誤差以上に大きく異なってしまう

場合には、本手法で求めた以上のリスクが生じてしまう。本手法で最適化の目的としている利益、リスク値の正確性は、需要予測の精度に依存する。

## 参 考 文 献

- 1) Schaffer, J.D.: Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms, *Proc. 1st Intl. Conference on Genetic Algorithms and their Applications*, pp.93-100 (1985).
- 2) 今野 浩:線形計画法, 日科技連 (1987).
- 3) 橋本文雄, 黒澤敏郎, 帆足辰雄, 加藤 清:新編生産管理システム, 共立出版 (1993).
- 4) 津田孝夫:モンテカルロ法とシミュレーション, 培風館 (1995).
- 5) Fogel, D.B.: Real-valued vectors, *Handbook of Evolutionary Computation*, Bäck, T., Fogel, D.B. and Michalewicz, Z. (Eds.), pp.C1.3:1-1, Institute of Physics Publishing and Oxford University Press (1997).
- 6) Evans, J.R. and Olson, D.L.: リスク分析・シミュレーション入門, 共立出版 (1999).
- 7) Kammen, D.M. and Hassenzehl, D.M.: リスク解析学入門, シュプリンガー・フェアラーク東京 (2001).
- 8) Wright, A.H.: Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization, *Foundations of Genetic Algorithms*, Rawlins, G.J.E. (Ed.), Morgan Kaufmann (1991).
- 9) Eshelman, L.J. and Schaffer, J.D.: Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata, *Foundations of Genetic Algorithms 2*, Whitley, L.D. (Ed.), Morgan Kaufmann (1993).
- 10) Kita, H. and Yamamura, M.: A Functional Specialization Hypothesis for Designing Genetic Algorithms, *Proc. IEEE Intl. Conference On SMC*, pp.III-579-584 (1999).
- 11) 樋口隆英, 筒井茂義, 山村雅幸:実数値 GA におけるシンプлекс交叉の提案, 人工知能学会論文誌, Vol.16, No.1, pp.147-155 (2001).
- 12) Fonseca, C.M. and Fleming, P.J.: Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, *Proc. 5th Intl. Conference on Genetic Algorithms*, pp.416-423 (1993).
- 13) 玉置 久:遺伝的アルゴリズムと多目的最適化, 遺伝的アルゴリズム 2, 北野宏明 (編), 産業図書 (1995).
- 14) Michalewicz, Z. and Janikow, C.Z.: Handling Constraints in Genetic Algorithms, *Proc. 4th Intl. Conference on Genetic Algorithms*, pp.151-157 (1991).

- 15) Michalewicz, Z.: *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, third, revised and extended edition, Springer (1999).
- 16) Goldberg, D.E., Deb, K. and Korb, B.: Don't Worry, Be Messy, *Proc. 4th Intl. Conference on Genetic Algorithms*, pp.24-30 (1991).
- 17) Liepins, G.E. and Potter, W.D.: A Genetic Algorithm Approach to Multiple-Fault Diagnosis, *Handbook of Genetic Algorithms*, Davis, L. (Ed.), Van Nostrand Reinhold, New York (1991).
- 18) 玉置 久, 荒井俊彦, 阿部重夫: 遺伝的アルゴリズムによる不確実な最適化問題の解法, システム制御学会論文誌, Vol.12, No.5, pp.297-303 (1999).
- 19) 佐野泰仁, 喜多 一: 探索履歴を利用した遺伝的アルゴリズムによる不確実関数の最適化, 電気学会論文誌, Vol.122-C, No.6, pp.1001-1008 (2002).

(平成 15 年 8 月 20 日受付)

(平成 16 年 9 月 3 日採録)



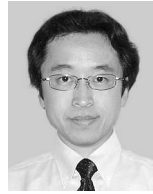
手塚 大 (学生会員)

1992 年大阪大学基礎工学部生物工学科卒業。1994 年同大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士前期課程修了。同年日立東北ソフトウェア(株)(現(株)日立東日本ソリューションズ)入社。2003 年より在職のまま北海道大学大学院工学研究科博士後期課程。SCM, 意思決定, リスク管理ソフトウェアの研究, 開発に従事。



樋地 正浩 (正会員)

1986 年山形大学理学部物理学卒業。同年日立東北ソフトウェア(株)(現(株)日立東日本ソリューションズ)入社。1997 年東北大学大学院情報科学研究科システム情報科学専攻博士課程修了。博士(情報科学)。自律分散協調システム, リスクモデルの研究, 開発に従事。電子情報通信学会, ソフトウェア科学会, ACM, IEEE/CS 各会員。



棟朝 雅晴 (正会員)

昭和 43 年生。平成 8 年北海道大学大学院工学研究科情報工学専攻博士後期課程修了。同年北海道大学大学院工学研究科システム情報工学専攻助手。平成 10 年~平成 11 年イリノイ大学基礎工学科遺伝的アルゴリズム研究室客員研究員。平成 11 年北海道大学情報メディア教育研究総合センター助教授。平成 15 年同大学情報基盤センター助教授。博士(工学)。遺伝的アルゴリズム, ネットワークシステム, 分散処理システムに関する研究に従事。IEEE 会員。



赤間 清 (正会員)

昭和 48 年東京工業大学工学部制御工学科卒業。昭和 50 年同大学大学院修士課程修了。昭和 54 年同大学院博士課程単位修得退学。同年同大学助手。昭和 56 年北海道大学工学部講師。平成元年同大学工学部助教授。平成 11 年より同大学情報メディア教育研究総合センター教授。平成 15 年同大学情報基盤センター教授。人工知能, 知識処理, 等価変換に基づく問題解決の研究に従事。工学博士。人工知能学会会員。