

製造業における環境評価手法の開発

堂 本 絵 理*

1. はじめに

近年、さまざまな活動の拡大に伴う資源問題・環境問題などが地球規模で深刻化しつつある。現在の大量生産・大量消費が環境への負荷を増大させ、環境問題に大きく影響している。環境問題が重要視される今日、LCA (Life Cycle Assessment) による製品評価が注目されている。LCA とは、製品が製造から廃棄までのライフサイクルの中で、環境から受ける資源やエネルギー及び、環境へのエネルギー排出量を集計し、その影響を定量的に分析・評価する手法である。また、大量生産に伴い、企業活動の管理手法の一つである SCM (Supply Chain Management) も注目されている。SCM とは取引先との間の受発注、原料の調達から在庫管理、製品の配送までをコンピュータを使って総合的に管理する手法であり、サプライチェーンのひとつひとつの個別最適ではなく、全体最適を図る。企業にとって SCM を用いて余分な在庫などを削減することによりコストを下げるだけでなく環境負荷の低減にもつながると考えられる。

本研究では、製造業における環境評価手法の開発を行い、コストと環境負荷のモデルを定式化する。このモデルを解く手法として Particle Swarm Optimization (PSO) を用いる。PSO は、単純化された社会モデルのシミュレーションを通じて、Kennedy らにより開発されたメタ戦略の一つである。これまでの数多くの数値実験の結果、連続変数の多峰性関数の大域的最適解もしくはそれに相当するような準最適解を高い精度で求めることが可能であることが知られている。本研究でモデル化する問題は、コストと環境負荷を最小にする多目的最適化問題であるから、PSO を多目的最適化へ適用した Multi Objective PSO (MOPSO) を用いてシミュレーシ

* 広島経済大学経済学部助教

ョンを行う。このことにより、サプライチェーン全体のコストと環境負荷がバランスよく削減できるような発注量を算出することができると考えられる。

2. Supply Chain Management の概要

Supply Chain Management (SCM) とは、主に製造業や流通業において、原材料や部品の調達から製造、流通、販売という、生産から最終需要（消費）にいたる商品供給の流れを「供給の鎖」（サプライチェーン）をとらえ、それに参加する部門・企業の間で情報を相互に共有・管理することで、ビジネスプロセスの全体最適を目指す戦略的な経営手法、もしくはそのための情報システムである。

企業にとっての具体的な目的は、納期短縮・欠品防止による顧客満足の上昇、流通在庫を含む在庫・仕掛品の削減によるキャッシュフローの最大化などがあげられる。SCM というコンセプトの根幹には、サプライチェーンの鎖の一つ一つ（サプライヤ）の個別最適ではなく、全体最適を図るということがある。最終需要や販売力が弱いのに、製造単価を下げるためといって生産量を増やしても不良在庫を増やすことになり、逆に強力な販売網を構築しても、部品不足や生産計画の不備により商品供給が出来なければ販売機会を喪失することになる。この無駄をいかに解消するかが SCM 実践のテーマである。

SCM ソリューションの基本形は、POS データなどの販売実績情報から需要予測を行い、これをベースに生産計画・在庫計画・販売計画および補充計画を同期・最適化し、それら計画に沿った生産や物流を行うといったものだが、そのためには各サプライヤが、できるかぎりリアルタイムに近く、精度の高いデータを相互にやり取りする仕組みを構築する必要がある。

3. 定式化

3.1 サプライチェーンの基本モデル

ここでは、サプライチェーンの基本モデルを定式化する。受注を平均 d 、分散 σ^2 の正規分布 $D_t^i \in N(d, \sigma^2)$ で与える。ここで、 i はステージを表し、 t は期間を表している。そして需要予測を次のように与える。

$$\tilde{d}_t^i = L^i \hat{d}_t^i \quad (1)$$

ここで、 L^i はステージ i におけるリードタイムを表し、 \hat{d}_t^i は受注予測であり、期間 P と移動平均法を用いて次のように与える。

$$\hat{d}_t^i = \frac{\sum_{j=1}^P D_{t-j}}{P} \quad (2)$$

受注予測の標準偏差をリードタイムを用いて $\tilde{\sigma}_t^i = \sqrt{L^i} \sigma$ とする。この環境下で、受注変数レベルは以下のように与えることができる。

$$y_t^i = \tilde{d}_t^i + a^i \tilde{\sigma}_t^i \quad (3)$$

ここで a^i は顧客満足度のコントロールパラメータを表す。そして、発注量 O_t^i は次のようになる。

$$O_t^i = D_t^i + y_{t+1}^i - y_t^i \quad (4)$$

3.2 多段階サプライチェーンの定式化

ここでは、多段階サプライチェーンの定式化を行う。定式化を行うために、 D_t^i , y_t^i , O_t^i , S_t^i の量の記号を使う。 S_t^i はステージ i , 期間 t の在庫量を表す。また、製品の価格を P_b^i , 発注と物流コストを P_o^i , 発注時の返品費用を P_r^i , 受注時の返品費用を P_s^i , 在庫コストを P_s^i , 品切れコストを P_u^i とする。同様に環境負荷に関しても、製品に関する環境負荷を e_b^i , 物流の環境負荷を e_o^i , 発注時の返品環境負荷を e_r^i , 受注時の返品環境負荷を e_s^i , 在庫環境負荷を e_u^i とする。

この定式化する問題の決定変数は発注変数 $x_t^i (x_{ts-L_e^i+1}^i, x_{ts+1}^i, \dots, x_{ts+tp}^i)$ である。ここで ts は計画期間を表し、 tp は計画開始日を表す。そして、利益が最大になるような最適発注量 x_t^i を以下の定式化したモデルで算出する。

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{t=ts-L_e^i+1}^{ts-tp} (c_t^i - p_b^i D_t^i) \quad (5)$$

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{t=ts-L_e^i+1}^{ts-tp} g_t^i \quad (6)$$

$$s.t. \quad c_t^i = p_s^i S_t^i + p_u^i u_t^i + p_o^i O_t^i + p_r^i r_t^i + p_b^i b_t^i, \quad (7)$$

$$s.t. \quad g_t^i = e_s^i S_t^i + e_o^i O_t^i + e_r^i r_t^i + e_b^i b_t^i + e_u^i D_t^i, \quad (8)$$

$$z_{t+1}^i = S_t^i - y_t^i + O_{t-L_b+1}^i - r_t^i, \quad (9) \quad D_t^i = O_t^{i-1}, \quad (15)$$

$$y_t^i = D_t^i - b_t^i, \quad (10) \quad b_t^i = r_{t-L_f+1}^{i-1}, \quad (16)$$

$$S_t^i = \min(f_+(z_t^i), \hat{S}^i), \quad (11) \quad L_e^i \geq L_o^i \geq 0, \quad (17)$$

$$u_t^i = f_-(z_t^i), \quad (12) \quad \hat{S}^i \geq 0 \quad (18)$$

$$O_t^i = f_+(x_t^i), \quad (13) \quad L_r^i \geq 0 \quad (19)$$

$$r_t^i = \min(S_t^i, f_-(x_t^i)), \quad (14)$$

c_t^i は各ステージのトータルコストを表し、 g_t^i は各ステージのトータル環境負荷を示している。 r_t^i は発注時の返品、 b_t^i は受注時の返品、 u_t^i は品切れ量、 z_t^i は在庫変数、

\hat{S}^i は限界在庫量を表している。在庫量 S_t^i は各ステージで \hat{S}^i を超えないようにする。そして L_o^i は発注時のリードタイム, L_r^i は返品時のリードタイムを表す。図1に示すように L_o^i は次のステージへ発注するまでのリードタイムで, L_r^i は次のステージへ返品するまでのリードタイムである。 L_e^i は何日前に計画するかというリードタイムである。

4. Particle Swarm Optimization

4.1 概要

PSOは鳥や魚などの群れの行動,さらには人間の社会活動というものは,集団を構成する情報を共有しながら進化を続けているということをもとにした最適化手法である。PSOは,固体(Particle)が持つ最良の情報(pbest)と,その固体から形成されるグループ(Swarm)の最適値(gbest)から,過去の探索履歴を考慮して連続変数の多峰性関数の大域的最適解,もしくはそれに相当する準最適解を求める手法である。PSOでは各個体が「位置」と「速度」に関する情報を持ち,相互作用を持ちつつ集団で探索を行い,各個体の位置と速度を更新しながら,大域的最適解,もしくは準最適解を探索する方法である。

4.2 位置と速度の更新

k 回目の探索において,個体 d の位置 x_d^k と速度 v_d^k を用いて, $k+1$ 回目の位置 x_d^{k+1} と速度 v_d^{k+1} は,次の式を用いて更新される。

$$x_d^{k+1} = x_d^k + v_d^{k+1} \quad (20)$$

$$v_d^{k+1} = wv_d^k + c_1r_1(p_d^k - x_d^k) + c_2r_2(p_g^k - x_d^k) \quad (21)$$

式(21)において, r_1 と r_2 は $[0,1]$ の乱数であり, c_1 と c_2 はパラメータであり,

$$c_1 + c_2 = 4 \quad (22)$$

となるように, c_1 と c_2 を決められることが多い。また w は慣性項と呼ばれるパラメータである。 p_d^k は,個体 d が k 回目までの探索において,今まで訪れた最良の解(pbest)を表す。一方, p_g^k は k 回目の探索において,群れ全体の中でも最良の解



図1 発注時と返品時のリードタイム

(gbest)を表す。

4.3 基本アルゴリズム

PSO の基本アルゴリズムは次のようになる。

step1 個体数,最大探索回数を決める。

step2 各個体に対して,ランダムに初期位置 x_d^k と初期速度 v_d^k を決める。 $k=1$ とする。

step3 各個体に対して,関数値を計算する。

step4 p_d^k と p_g^k を求める。

step5 各個体の速度と位置を式(20)と(21)に従い更新する。

step6 探索回数 k が最大探索回数以下なら $k=k+1$ として, step3へ戻る。そうでなければ,探索を終了する。

4.4 PSO の近傍

式(20)と式(21)より, 個体 d の $k+1$ 回目の位置 x_d^{k+1} は

$$x_d^{k+1} = x_d^k + wv_d^k + \phi(p - x_d^k) \quad (23)$$

と変形することができる。ここで式(23)の中の ϕ と p はそれぞれ

$$\phi = c_1 r_1 + c_2 r_2 \quad (24)$$

$$p = \frac{c_1 r_1 p_d^k + c_2 r_2 p_g^k}{c_1 r_1 + c_2 r_2} \quad (25)$$

である。これは現在の位置 x_d^k から wv_d^k だけ平行移動した位置の近傍内に新たに点を生成することを意味する。式(23)は, 探索方向ベクトル $p - x_d^k$ にステップ幅 ϕ を乗じた形となっている。また式(24)より ϕ は二つの一様乱数を足し合わせたものであり, その最小値は 0, 最大値は $c_1 r_1 + c_2 r_2$, 平均 $(c_1 r_1 + c_2 r_2)/2$ の分布に従う。そのため, PSO は確率的なステップ幅を持った効果法と類似した構造を持っていると考えられる。

4.5 慣性項について

PSO では, 探索が進むにつれ, 慣性項は次の式に従って, 徐々に小さくなる。

$$w = w_{\max} - \frac{k(w_{\max} - w_{\min})}{k_{\max}} \quad (26)$$

ここで w_{\max} と w_{\min} はそれぞれ慣性項の最大値と最小値を表し, k_{\max} は最大探索回数である。多くの数値計算の結果から次の値を用いることが推奨されている。

$$w_{\max}=0.9 \quad (27)$$

$$w_{\min}=0.4 \quad (28)$$

慣性項は、式(23)から明らかなように、個体 d の現在の位置 x_d^k からの平行移動量が、探索が進むにつれて、小さくなることを意味する。

4.6 最良値保存型モデル

式(21)中の p_g^k は、 k 回目の探索において、群れ全体の中での最良値を与える個体 (gbest) を表すが、これは式(20)と式(21)によって更新された点の中での最良値を与える個体となる。すなわち pbest は目的関数が更新されるまで保存されるものの、gbest は書く探索回数ごとに更新されることもあり、大域的な探索能力のみならず局所的な探索能力までも低下させ、結果として収束を遅らせる場合も考えられる。そこで、今までの探索において得られた最良の解へ向かって群れ全体が移動し、結果として、局所的な探索能力が向上するようなモデルも提案されている。これは最良値保存型モデルと呼ばれており、式(21)の中の p_g^k を

$$p_d^{k+1} = w p_d^k + c_1 r_1 (p_d^k - x_d^k) + c_2 r_2 (p_g - x_d^k) \quad (29)$$

と置き換えたモデルである。ここで p_g は今までの探索で得られた最良値を与える個体を表す。すなわち p_g は今までの探索における p_d^k の最良値が更新されるまで、変更されることはなく、結果として局所的な探索能力が向上する。

5. シミュレーション結果と考察

ここでは、MOPSO による各変数のグラフを表す。計画開始日 $t_s=20$ 、計画期間 $t_s=10$ 、計画に関するリードタイム $L_e=5$ に設定した。すなわち期間16~30までが予測期間である。ここで、各グラフの実線はステージ1、破線はステージ2、点線はステージ3を表している。図2は受注量と発注量に関するグラフである。

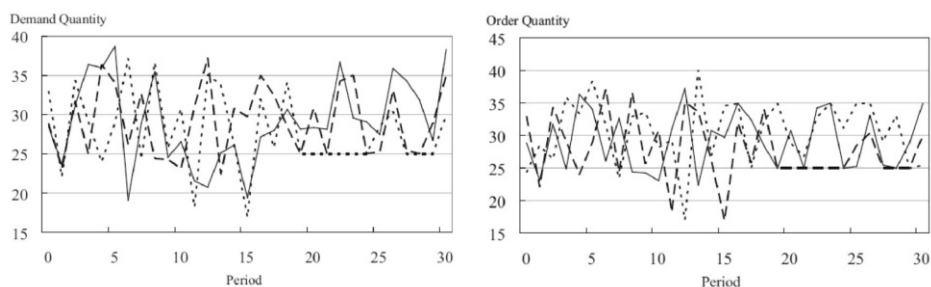


図2 受注量と発注量の結果

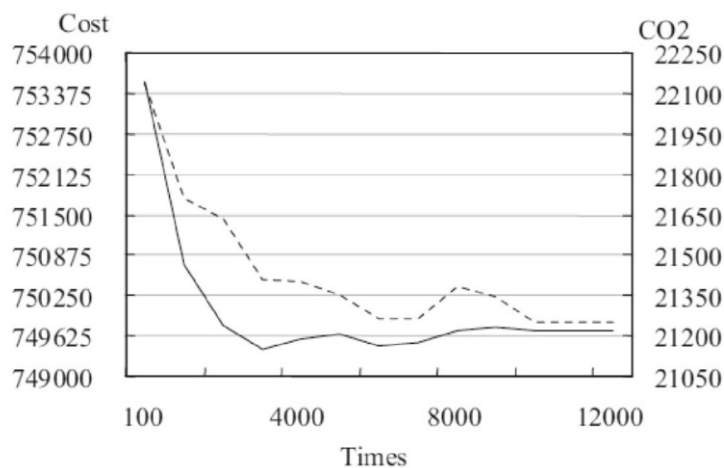


図3 コストと環境負荷の結果

表1 各ステージのコストと環境負荷

	Cost	CO2
Stage 1	235855	4842
Stage 2	279183	18055
Stage 3	234895	22313
All Stage	749700	21254

また、図3はMOPSOを用いてシミュレーションをした結果である。ここでの探索点個数は45、移動ベクトルの慣性値は0.4、保存点個数最大値は100、反復計算回数を100～10000とした。図3から反復計算回数が10000回を超えるとコストと二酸化炭素の値が収束することがわかる。そして、表1は反復計算回数が10000回の時の各ステージとすべてのステージのコストと二酸化炭素排出量を示している。この表から、各ステージでコストと二酸化炭素を足し合わせた数よりも、すべてのステージにおける値のほうが少ないことがわかる。このことによりそれぞれのステージごとだけでなく、すべてのステージにおいて情報をシェアすることにより、コストと二酸化炭素を減らすことができる。今後は、異なる企業間における全体最適化の場合は利益の再配分により企業間のバランスを調整する仕組みが必要だと考えられる。

6. おわりに

本研究では、環境を配慮したサプライチェーンのコストと環境負荷のバランスを考慮した最適発注量を算出するモデルを定式化した。そしてそのモデルを解く手法として、最適化手法である PSO を多目的最適化問題を扱えるように改良した MOPSO を用いた。この結果、サプライチェーンの各ステージごとで情報を持つのではなく、全体で情報をシェアすることによりコストや環境負荷を低減させることができるといえる。

参 考 文 献

- A. Ide, K. Yasuda. (2004). A Basic Study of The Adaptive Particle Swarm Optimization. IEEJ Trans. EIS, 124, 2, 550-557.
- B. J. Pine II. (1993). Mass Customization. Harvard Business School Press.
- J. H. Gilmore and B. J. Pine. (2000). Markets of One Creating Customer Unique Value through Mass Customization. Harvard Business School Press.
- Jing-Sheng Song and D. D. Yao. (2002). In Supply Chain Structures: Coordination, Information and Optimization. Kluwer Academic Publishers.
- N. Ueno, K. Furuta, K. Okuhara, H. Shibuki and T. Kuramoto. (2004). Proposal of Production Planning and Management System for Implementing Mass Customization, Transactions of the Institute of Systems. Control and Information Engineers, 17, 6, 221-229.
- S. Biller, E. K. Bish and A. Muriel. (2001). Impact of manufacturing flexibility on supply chain performance in the automotive industry. Supply Chain Structures Coordination, Information and Optimization (I. S. Song, D. D. Yao (eds)), Kluwer's International Series.
- S. Kitamura, K. Mori, S. Shindo, and Y. Izui. (2005). Modified Multi-objective Particle Swarm Optimization Method and its Application to Energy Management System for Factories. IEEJ Trans. EIS, 125, 1, 21-28.
- S. Kitayama, K. Yasuda. (2005). A Method for Mixed Integer Programming Problems by Particle Swarm Optimization. IEEJ Trans. EIS, 125, 5, 813-820.
- Y. Rahmat-Samii, D. Gies, and J. Robinson. (2003). Particle Swarm Optimization (PSO): A Novel Paradigm for Antenna Designs. URSI Radio Science Bulletin.