

平成 21 年 3 月 31 日現在

研究種目：基盤研究（C）
 研究期間：2006～2008
 課題番号：18510130
 研究課題名（和文）SCM環境下の動的不確実性に即応する
 階層的生産計画・スケジューリングシステム
 研究課題名（英文）Multiphase Production Planning-Scheduling Systems Coping with
 Dynamic Uncertainties in SCM Environments
 研究代表者
 長澤 啓行（NAGASAWA HIROYUKI）
 大阪府立大学・工学研究科・教授
 研究者番号 30117999

研究成果の概要：サプライチェーンマネジメント(SCM)における生産・流通環境の不確実さを構造的・運用的・突発的不確実性の3階層に分類し、各階層で異なる不確実さに対処する観点から頑健な生産計画・スケジュールを決定するための階層的意思決定システムを開発した。考慮すべき不確実さをシナリオで表し、シナリオが計画の実行途中で変化する動的な環境変化を想定し、想定されるどの環境変化においても最適解に近い解として「動的に頑健な最適解」を定義し、その生成法を提案し、数値例で提案法の有効性を示した。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2006年度	1,100,000	0	1,100,000
2007年度	1,100,000	330,000	1,430,000
2008年度	900,000	270,000	1,170,000
年度			
年度			
総計	3,100,000	600,000	3,700,000

研究分野：複合新領域

科研費の分科・細目：社会・安全システム科学・社会システム工学・安全システム

キーワード：経営工学

1. 研究開始当初の背景

(1) 製品ライフサイクルの短期化や生産・流通のグローバル化が進むなか、企業では原材料から顧客にいたる生産活動の流れ全体に対して、顧客満足の最大化を重視しながらコスト削減や設備利用率の向上を図るサプライチェーンマネジメント(SCM)への取り組みが盛んに行われてきた。SCMにおいては、顧客からの急な納期変更やサプライヤーからの部品供給遅れ、設備故障や品質欠陥等による製造リードタイムの急な変化などの不測の事態に柔軟に対処する必要があり、このよ

うな環境の不確実性に即応できる生産計画・スケジューリングシステムの開発が急務とされている。

(2) 考慮すべき環境の不確実さをシナリオとして表現し、不確実性を数学モデルに定式化して確率論的計画法や期待値最適化法の適用を論じた研究など、シナリオを想定した意思決定モデルは種々提案されていたが、その多くは単一目的計画モデルを対象に、いずれかのシナリオが計画実施直前に生起するという静的な状況を想定し、シナリオ発生確率の扱いも期待値の中で考慮されるだけで

あった。また、企業が直面している不確実性をどのようにモデル化し、頑健な解をどのように求め、実行するのかという現実的問題意識に立った研究はなされていなかった。

2. 研究の目的

本研究課題では、SCM 環境下における不確実性をシナリオとして表し、シナリオが計画の実施途上で参照シナリオから想定シナリオのいずれかに変わるといった動的な状況を取り上げ、解の頑健性に関する理論的枠組みを発展させる。また、生産計画やスケジューリングにおいて企業で生起する不確実性について整理し、不確実性の分類とモデル化を行う。これに基づき、意思決定システムの基本的な枠組みを明らかにし、SCM 環境下の動的な不確実性に即応可能な階層的生産計画・スケジューリングシステムを開発し、その実用化を展望する。

3. 研究の方法

不確実性のレベルによって意思決定の方法やシステムは異なると考えられるため、まず、SCM 環境下における不確実性を構造的な不確実性、運用的な不確実性、突発的な不確実性の3種類に分類し、それぞれに対応する3階層の意思決定システムを構成した。この枠組みの下で、システムの各階層で扱う不確実性の特徴に即した意思決定を行うための各要素手法について研究を進めた。

(1) 第1層については構造的な不確実性の下で戦略的意思決定を行うこととし、大規模システムからセル型システムへの構造のダウンサイジングが有効であることを示し、その一例として不確実さに対応しやすい加工一組立セル型ショップを取り上げ、メイクスパン最小化のスケジューリング法を開発した。

(2) 第2層については運用的な不確実性の下で戦術的意思決定を行うこととし、「シナリオを想定した静的・動的に頑健な最適解」という概念を与え、その生成法を提案した。その実用化を念頭におき、頑健な最適解に関する感度分析を行い、その結果を意思決定者にわかりやすくグラフ表示し、対話方式で最も好ましい解を容易に選択できる意思決定支援システムのプロトタイプを開発した。

(3) 第3層については突発的な不確実性の下で現場意思決定を行うこととし、上位の階層における意思決定の結果として得られるスケジュールを規範スケジュールとし、これをベースに大域的最適性を考慮しつつ偶発事象に即応する自律分散型スケジューリング法の開発に取り組んだ。

4. 研究成果

(1) 確率論的順序関係に基づく頑健な最適解の概念とその生成法の提案

考慮すべき環境の不確実さをいくつかのシナリオとして想定する手法が多く論じられてきた。その代表的な考え方はシナリオごとの目的関数値の最悪値を最小化する最大成分最小化法とシナリオ生起確率による期待値最小化法である。しかし、前者は生起確率の小さなシナリオを過大に扱い、後者では、逆に、過小に評価してしまう。従来法に含まれるこれらの課題を解決するために、「確率論的順序関係による頑健な最適解」の概念を新たに提案し、その生成法を示した。

① 静的に頑健な最適解とその生成法

計画期間の期首でいずれかのシナリオが所与の確率で生起する静的な場合を想定し、確率論的順序関係に基づき「シナリオ生起確率を考慮した静的に頑健な最適解」の概念を提案した。その考え方は以下のとおりである。

シナリオ $\alpha_i, i \in I$ (I はシナリオインデックスの集合), の下での任意の解 \mathbf{x} の目的関数値 $f(\mathbf{x}, \alpha_i)$ の良し悪しを近接度 $\varepsilon(\mathbf{x}, \alpha_i)$ により評価する。

$$\varepsilon(\mathbf{x}, \alpha_i) = \frac{f(\mathbf{x}, \alpha_i) - f(\mathbf{x}^{(i)}, \alpha_i)}{f_{\text{worst}}(\alpha_i) - f(\mathbf{x}^{(i)}, \alpha_i)}$$

ここで、 $\mathbf{x}^{(i)}$ はシナリオ α_i の下での最適解、 $f_{\text{worst}}(\alpha_i)$ はシナリオ α_i の下で実行可能解が取りうる最悪値である。

シナリオ $\alpha_i, i \in I$, の生起確率が P_i であることより、全シナリオに対する近接度 ξ の分布関数 $cdf(\xi; \mathbf{x})$ は次のように定義できる。

$$cdf(\xi; \mathbf{x}) \equiv \sum_{i \in I} P_i \delta(\xi - \varepsilon(\mathbf{x}, \alpha_i))$$

ただし、 $\delta(z)$ は $z \geq 0$ のときに $\delta(z) = 1$, それ以外の場合は $\delta(z) = 0$ とする。

確率論的順序関係の考え方をこの近接度の分布関数に適用すれば、「解 \mathbf{x} が解 \mathbf{y} より確率論的に小さい」ことは、

$$\mathbf{x} \leq^{\text{st}} \mathbf{y} \Leftrightarrow cdf(\xi; \mathbf{x}) \geq cdf(\xi; \mathbf{y}) \text{ for } \forall \xi$$

と定義される。ある解 \mathbf{x} が他のどの実行可能解 \mathbf{y} に対してもこの関係を満たすとき、解 \mathbf{x} は「頑健な最適解」といえるが、このような解は、ある解がどのシナリオの下でも最適であるような特殊な場合以外には存在しない。そこで、ランク別に基準分布関数を定め、各解の近接度の分布関数をこれと比較することにより、各解のランク値を求め、このランク値が最小となる解を「頑健な最適解(集合)」とすることを提案した。

ランク k の基準分布関数 $G_k(\xi)$ は、 $P_i, i \in I$, を降順に並べ、 $P_{[1]} \geq P_{[2]} \geq \dots \geq P_{[|I|]}$ とすると、

$$G_k(\xi) \equiv \begin{cases} 0, & \text{if } 0 \leq \xi < \eta_{[1]} k \varepsilon_0; \\ \sum_{j=1}^l P_{[j]}, & \text{if } \eta_{[l]} k \varepsilon_0 \leq \xi < \eta_{[l+1]} k \varepsilon_0; \\ 1, & \text{if } \eta_{[|I|]} k \varepsilon_0 \leq \xi, \end{cases}$$

$$\eta_i \equiv \begin{cases} (1-\zeta) \frac{1-\nu}{|I|P_i} + \zeta, & i \in I_1; \\ (1-\zeta) \frac{1+\nu|I_1|/|I_2|}{|I|P_i} + \zeta, & i \in I_2. \end{cases}$$

$$I_1 \equiv \{i | P_i < 1/|I|\}, \quad I_2 \equiv I/I_1,$$

と定義できる。ただし、 ε_0 は近接度のランクのステップ幅、 $|I|$ はシナリオの総数、 I_1 は生起確率が平均生起確率($=1/|I|$)より小さいシナリオのインデックス集合であり、 I_2 は生起確率が平均生起確率以上となるシナリオのインデックス集合である。 η_i は基準分布関数の形状決定パラメータであり、その値は意思決定者の選好判断に基づいて設定される実数値 ζ ($0 \leq \zeta \leq 1$) と ν ($0 < \nu \leq \bar{\nu}$) に依存している。ただし、 $\bar{\nu}$ は次式で定義される。

$$\bar{\nu} \equiv \left(1 - \frac{\max_{i \in I_1} P_i}{\min_{i \in I_2} P_i}\right) \bigg/ \left(1 + \frac{|I_1| \max_{i \in I_1} P_i}{|I_2| \min_{i \in I_2} P_i}\right).$$

ζ と ν の値が決まれば、基準分布関数を用いて任意の解 \mathbf{x} の近接度のランク値を次式で求めることができる。

$$k(\mathbf{x}) \equiv \min\{k | cdf(\xi : \mathbf{x}) \geq G_k(\xi), \forall \xi \geq 0, k = 1, 2, \dots\}$$

ζ と ν を $0 < \zeta < 1$, $0 < \nu \leq \bar{\nu}$ として定まる基準分布関数は、最大成分最小化法に対応する基準分布関数 ($(\zeta, \nu) = (0, 1)$ の場合) と期待値最小化法の考え方による基準分布関数 ($(\zeta, \nu) = (0, 0)$ の場合) を内挿したものとなっており、内挿割合を ζ の値で、生起確率の小さいシナリオに対する近接度をランク k でどこまで許容するかを ν の値によりコントロールできる。これらのパラメータを意思決定者の選好を反映した値に設定することで、従来法の問題点を解消したより柔軟な解の評価が可能である(図1参照)。

また、「確率論的順序関係に基づく静的に頑健な最適解」の生成法を以下のとおり提案した。

<手順 1> 各シナリオ $\alpha_i, i \in I$ の下で最適解 $\mathbf{x}^{(i)}$ と最悪値 $f_{\text{worst}}(\alpha_i)$ を求める。

<手順 2> 完全列挙法によりすべての解を

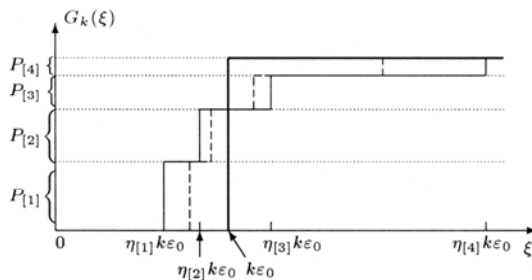


図1 ランク k の基準分布関数 $G_k(\xi)$
 $(\zeta, \nu) = (0, 1)$, 太線; $(0, 0)$, 細線;
 $(0, 0.4)$, 破線)

生成する。

<手順 3> 生成された各解に対して近接度 $\varepsilon(\mathbf{x}, \alpha_i)$ を求め、その分布関数 $cdf(\xi : \mathbf{x})$ をランク別基準分布関数と比較することにより、各解のランク値 $k(\mathbf{x})$ を求め、その解をランク $k(\mathbf{x})$ の解集合 $N(k(\mathbf{x}))$ に保存する。

<手順 4> ランク値が最小の解(集合)を頑健な最適解(集合)として出力する。

平均滞留時間最小化の単一機械スケジューリング問題を対象に、分岐限界法をベースとした完全列挙法により確率論的順序関係による頑健な最適解(SO-robust)を生成し、最大成分最小化法(Min-max)および期待値最小化法(EV-min)による頑健な最適解と比較した。図2に例題に対して得られたそれぞれの解の近接度の分布関数を示した(提案法による頑健な最適解 SO-robust は、 $\varepsilon_0 = 0.01$, $\zeta = 0.4$, $\nu = 0.15$ として求めた)。提案法による頑健な解は従来法による解と比べて生起確率の小さなシナリオでの近接度がそれほど大きくなり、生起確率の大きなシナリオでの近接度も小さく抑えられており、その有効性は明らかである。

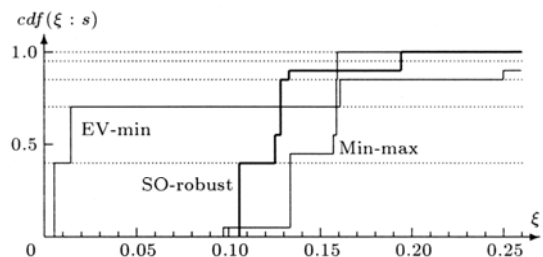


図2 最大成分最小化法 Min-max および期待値最小化法 EV-min による頑健な最適解と提案法 SO-robust による解の近接度分布の比較

②動的に頑健な最適解とその生成法

静的な場合における考え方を拡張し、シナリオが計画の実行途中の任意の時刻 t でシナリオ生起確率に基づき参照シナリオ α_r から想定シナリオ $\alpha_\lambda, \lambda \in I$ へと変化する動的な場合に対して「動的に頑健な最適解」の概念とその生成法を提案した。その考え方は以下のとおりである。

まず、上記の動的な状況下で解 \mathbf{x} の目的関数の良し悪しを評価するための近接度 $\varepsilon(\mathbf{x}, t, \alpha_\lambda)$ を次式で定義した。

$$\varepsilon(\mathbf{x}, t, \alpha_\lambda) \equiv \frac{f(\mathbf{x}, t, \alpha_\lambda) - f(\mathbf{x}^{(\lambda)}, t, \alpha_\lambda)}{f_{\text{worst}}(t, \alpha_\lambda) - f(\mathbf{x}^{(\lambda)}, t, \alpha_\lambda)}$$

ここで、 $f_{\text{worst}}(t, \alpha_\lambda)$ は時刻 t で α_r から α_λ へシナリオが変化するという条件下で実行可能解のとりうる目的関数値の最悪値であり、 $\mathbf{x}^{(\lambda)}$ は同条件下で最適値を与える解である。静的な場合とは異なり、これらの最悪値

と最適解は、シナリオ変化時刻ごとに全スケジュールを列挙し、その中で目的関数値の最悪の値、目的関数値が最小の解として求めなければならない。

近接度 $\varepsilon(\mathbf{x}, t, \alpha_\lambda)$ とシナリオ生起確率 P_λ により、静的な場合と同様の考え方で、シナリオ変化時刻 t に対する全シナリオを考慮した近接度 ξ の分布関数 $cdf(\xi: \mathbf{x}, t)$ を次のように定義できる。

$$cdf(\xi: \mathbf{x}, t) \equiv \sum_{\lambda \in I} P_\lambda \delta(\xi - \varepsilon(\mathbf{x}, t, \alpha_\lambda))$$

これに確率論的順序関係の考え方を適用し、ランク別の基準分布関数 $G_k(\xi)$ を静的な場合と同様に定めることにより、「解 \mathbf{x} のシナリオ変化時刻 t での近接度のランク $k(\mathbf{x}, t)$ 」を次式で定めた。

$$k(\mathbf{x}, t) \equiv \min\{k \mid cdf(\xi: \mathbf{x}, t) \geq G_k(\xi), \forall \xi \geq 0, k \text{ は実数}\}$$

$k(\mathbf{x}, t)$ が最小の解は「シナリオ変化時刻 t での頑健な最適解」である。

$k(\mathbf{x}, t)$ の計画期間中の推移に基づきその分布関数 $cdf(\kappa: \mathbf{x})$ を定義する。

$$cdf(\kappa: \mathbf{x}) \equiv \frac{1}{T} \int_0^T \delta(\kappa - k(\mathbf{x}, t)) dt.$$

$cdf(\kappa: \mathbf{x})$ を前出の $G_k(\xi)$ における ε_0 を ω_0 に置き換えたランク別基準分布関数と比較することにより解 \mathbf{x} の動的ランク値 $k'(\mathbf{x})$ を以下の定義式によって求め、その値が最小となる解を動的に頑健な最適解と定義した。

$$k'(\mathbf{x}) \equiv \min\{k' \mid cdf(\kappa: \mathbf{x}) \geq G_k(\xi), \forall \xi \geq 0, k' \text{ は実数}\}$$

なお、動的ランク値を導く場合には分布関数の変数が近接度のランク値 $k(\mathbf{x}, t)$ となるので、ステップ幅 ε_0 を ω_0 に置き換えた。

また、「確率論的順序関係に基づく動的に頑健な最適解」の生成法を以下のとおり提案した。

<手順 1> 意思決定者との対話により ε_0 、 ω_0 、 ζ 、 ν の値を設定し、基準分布関数 $G_k(\xi)$ の形状を定める。

<手順 2> 計画期間 T とシナリオ変化時刻のきざみ幅 Δt を定め、 $t=0$ とする。

<手順 3> 完全列挙法によりすべての解を生成し、その集合を \mathbf{X} とする。

<手順 4> $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ に対して、時刻 t でシナリオが α_λ から α_λ 、 $\lambda \in I$ 、へと変化する場合の目的関数の最悪値 $f_{\text{worst}}(t, \alpha_\lambda)$ と最適解 $\mathbf{x}^{(\lambda)}$ を求める。

<手順 5> $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ に対して、近接度 $\varepsilon(\mathbf{x}, t, \alpha_\lambda)$ を求め、その分布関数 $cdf(\xi: \mathbf{x}, t)$ をランク別基準分布関数と比較することにより、各解のランク値 $k(\mathbf{x}, t)$ を求める。

<手順 6> $t < T$ なら $t = t+1$ として手順 4 へ戻る。

<手順 7> $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ に対して分布関数

$cdf(\kappa: \mathbf{x})$ を求め、その動的ランク値 $k'(\mathbf{x})$ を算出する。

<手順 8> 動的ランク値が最小の解(集合)を頑健な最適解(集合)として出力する。

(2) 確率論的順序関係に基づく頑健な最適解の感度分析と対話型意思決定支援システムの開発

① 頑健な最適解の感度分析

研究成果(1)で示した確率論的順序関係に基づく静的/動的に頑健な最適解は、意思決定者によって決定されるランク k の基準分布関数に依存する。そこで、基準分布関数のパラメータ (ζ , ν) に対して頑健な最適解がどの程度敏感であるかについての感度分析の一環として、静的な場合について、任意の解に対し、ランク値が変わらないための (ζ , ν) の範囲を解析的に求めた。

その結果、ランクが k_0 となる (ζ , ν) の境界は、 $\nu_2(\zeta) \leq \nu_1(\zeta)$ 、 $\nu_2(\zeta) \leq \bar{\nu}$ 、 $0 \leq \nu_1(\zeta)$ が成立する条件下で、 $\nu_{\min}(\zeta) \leq \nu \leq \nu_{\max}(\zeta)$ となる (ζ , ν) の領域の境界として得られることを明らかにした。ただし、

$$\nu_{\min}(\zeta) \equiv \max\{0, \min\{\bar{\nu}, \nu_2(\zeta)\}\},$$

$$\nu_{\max}(\zeta) \equiv \min\{\bar{\nu}, \max\{0, \nu_1(\zeta)\}\},$$

$$\nu_1(\zeta) \equiv \min_{l \in L_1} \nu_1^{(l)}(\zeta),$$

$$\nu_2(\zeta) \equiv \max_{l \in L_2} \nu_2^{(l)}(\zeta).$$

$$\nu_1^{(l)} \equiv 1 + |I| P_{i_c(l)} \left(\frac{\varepsilon^{(l)} / (k_0 \varepsilon_0) - \zeta}{1 - \zeta} - 1 \right),$$

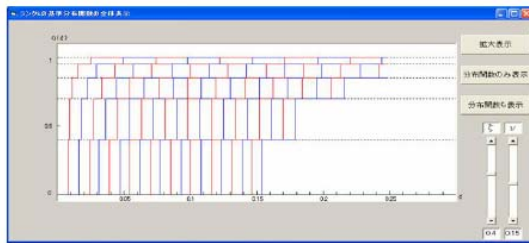
$$\nu_2^{(l)} \equiv \frac{|I_2|}{|I_1|} \left[|I| P_{i_c(l)} \left(\frac{\varepsilon^{(l)} / (k_0 \varepsilon_0) - \zeta}{1 - \zeta} \right) - 1 \right],$$

② 感度分析に基づく意思決定支援システム

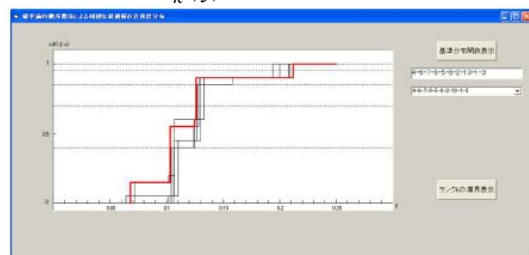
基準分布関数の決定とそのパラメータに関する頑健な最適解候補の感度分析を視覚的に容易に行うための対話型意思決定支援システムを Visual Basic で開発した。

このシステムでは基準分布関数の形状に関するパラメータ ζ と ν を意思決定者の選好を反映した値に設定するために、画面 1 のように基準分布関数を画面表示しながら対話方式で ζ と ν を決定できるようにした。また、各解の近接度の分布関数を画面 2 のように描き、選択された解の分布関数だけを色を変えて表示することにより、画面上で解を相互比較しながら視覚的に頑健な最適解を選択できるようにした。さらに、最終的に選択される「頑健な最適解」は意思決定者の選好判断によって変わり、それを選択する際には基準分布関数のパラメータに関する感度も参考になるため、(ζ , ν) に関する感度分析を行

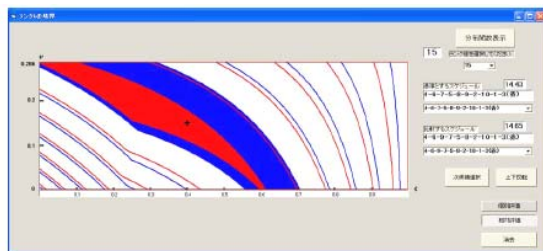
い、各解が最小ランク値に留まるための(ζ , ν)の範囲を画面3のように表示した。複数の解について、ランク値の境界を描いて相互比較できるようにすることで、解の選択を容易に行えるようにした。これをプロトタイプとして、入出力のインターフェイスを整え、より詳細な感度分析が行えるように改良していくための素地を与えた。



画面1 (ζ, ν) = (0.4, 0.15)での基準分布関数 $G_k(\xi)$ の全体表示



画面2 頑健な最適解候補の近接度分布 (赤が現在選択されている解)



画面3 2つの解のランク15の境界

(3) 不確実性対応型の加工一組立セル型ショップにおけるスケジューリング法の開発

第1層の構造的な不確実性に柔軟に対応できる生産システムである加工一組立セル型ショップにおけるスケジューリングを対象に、List-based Squeezing Branch and Bound法(LSQ)を提案し、性能向上のための改良を行った。これを加工工程が L 本の並列3機械フローライン、組立工程が並列2機械で構成される加工一組立フローショップのメイクスパン最小化スケジューリング問題に適用し、その有効性を検証した。

LSQ法は分岐限界法の利点を利用しながら計算時間の短縮を図った近似解法であり、まず簡便な手法により得られたスケジュールをジョブリストとし、各分岐レベルにおいて親ノードの未スケジュールジョブのなかからジョブリストに従って X 個を選択し、これらについてのみノードを生成する。生成され

た子ノードの中から下界値の昇順に複数のノードを選択し、それらを親ノードとして再び分岐を繰り返す。最終分岐レベルで得られたスケジュールの中で目的関数値が最良のものを近似解とする。LSQ法はジョブリストを初期解とし、その近傍を並列的に列挙探索する局所探索法ともいえる。分岐対象ジョブ数 X により近傍サイズが定まる。

対象とした加工一組立フローショップ・スケジューリング問題は、最適解が順列スケジュールとは限らないことがわかっており、非順列スケジュールも含めた探索を必要とするNP困難な問題である。この問題に対する数値実験により、従来は予備実験によって求めた値に固定されていた分岐対象ジョブ数 X の値を探索の進行に伴い段階的に減少させて近傍サイズを小さくし、ジョブリストの近傍を綿密に探索することと、通常の探索が終了した後に、それまでの探索によって得られた最良のスケジュールにおけるボトルネックライン(工程)に着目し、その部分に変更を限定した解の探索を行うことでLSQ法によって得られる解の精度が向上することを明らかにした。LSQ法は汎用性が高いため、他のスケジューリング問題に適用した場合も同様の結果が期待できる。

(4) 規範スケジュールを考慮した自律分散型スケジューリングシステムの開発

第3層の突発的な不確実性に迅速かつ柔軟に対応するために、自律分散型スケジューリングによる動的な意思決定結果と、規範スケジュール(上位の階層で頑健性・大域的最適性を考慮して決定されたスケジュール)による静的な意思決定結果を調整し、良好なスケジュールを得るリアルタイムスケジューリング法を提案した。

自律分散型スケジューリングでは、あるオペレーションが終了するか、または新しいジョブが投入された時刻において、遊休または待機状態にある機械およびジョブなどのオブジェクトが、それぞれの意思決定法に従って次の加工オペレーションまたは加工機械を選択し、これらの結果と規範スケジュールに基づく意思決定結果を調整オブジェクトがチェックし、各意思決定結果の間に矛盾があれば選択されたオペレーション間の調整を行い、スケジュールを確定する。その際、従来法ではジョブや機械の意思決定および規範スケジュールの意思決定としてそれぞれ1つのオペレーションしか選択されていなかったが、本研究では、状況に則してより柔軟な調整が可能となるように、意思決定の際に複数のオペレーションを候補として選択し、矛盾解消後、スケジュールを確定することとした。また、意思決定結果の調整ルールを、従来のもものと比べて規範スケジュールによる意思決定を重視するように修正する

とともに、各意思決定間の加重係数を新たに設定し、これを状況に応じて変更できるようにした。最大納期遅れ時間最小化と稼働率最大化の多機能機械ジョブショップ問題に対するシミュレーション実験により、以上の手法を組み合わせた提案法によれば、稼働率を約2%、最大納期遅れ時間を約7%、同時に改善できることを示した。提案法により、現場での作業遅れや機械の故障などにより柔軟に対応できるようになった。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 2 件)

- ① 長沢啓行, 西村真弥, 森澤和子, 不確実環境下での確率論的順序関係に基づく頑健な最適解, 日本経営工学会論文誌, 59, 50-57, 2008, 査読有
- ② 川崎正秀, 森澤和子, 長沢啓行, シナリオ想定下の動的に頑健な非劣解集合の生成法, 日本経営工学会論文誌, 58, 29-36, 2007, 査読有

[学会発表] (計 14 件)

- ① H. Nagasawa, K. Morizawa, Robust Optimal Solution under Uncertainty and Sensitivity Analysis, The 9th Asia-Pacific Conference on Industrial Engineering and Management Systems, 2008年12月4日, Bali, Indonesia
- ② 松尾嘉之, 森澤和子, 長沢啓行, 並列加工ラインと並列組立工程をもつ加工-組立フローショップの近似解法, 平成20年度日本経営工学会秋季研究大会, 2008年10月19日, 堺市
- ③ 長岡孝忠, 森澤和子, 長沢啓行, シナリオを想定した動的に頑健な最適スケジュール, 平成20年度日本経営工学会秋季研究大会, 2008年10月19日, 堺市
- ④ 東晃司, 森澤和子, 長沢啓行, 頑健な最適解の基準分布関数に関する感度分析, 平成20年度日本経営工学会秋季研究大会, 2008年10月19日, 堺市
- ⑤ 藤本和也, 森澤和子, 長沢啓行, 感度分析による頑健な最適解の対話型意思決定支援システム, 平成20年度日本経営工学会秋季研究大会, 2008年10月19日, 堺市
- ⑥ H. Nagasawa, M. Kotani, K. Morizawa, Optimal Cooperative Harvesting Patterns of Agricultural Fresh Products in Case of Multiple Farmers and Multiple Markets under Periodical Flowering, The 8th Asia-Pacific Conference on Industrial Engineering & Management Systems, 2007年12月11日, Kaohsiung,

Taiwan

- ⑦ 中尾一樹, 森澤和子, 長沢啓行, 3機械並列加工ラインと並列組立機械をもつ加工-組立フローショップの最適解法, 平成19年度日本経営工学会秋季研究大会, 2007年10月20日, 小樽市
- ⑧ 西村真弥, 森澤和子, 長沢啓行, シナリオ生起確率を考慮した頑健な最適スケジュールの近似生成法, 平成19年度日本経営工学会秋季研究大会, 2007年10月20日, 小樽市
- ⑨ 細雄樹, 今井啓裕, 平林直樹, 長沢啓行, 特急ジョブの影響を考慮したリアルタイムスケジューリング法, 平成19年度日本経営工学会秋季研究大会, 2007年10月20日, 小樽市
- ⑩ H. Nagasawa, M. Nishimura, K. Morizawa, Robust Set of Nondominated Schedules under Scenarios with Occurrence Probabilities, 19th International Conference on Production Research, 2007年7月30日, Valparaiso, Chile
- ⑪ 今井啓裕, 平林直樹, 長沢啓行, リアルタイムスケジューリングにおける選好解決法, システム制御情報学会研究発表講演会, 2007年5月21日, 京都市
- ⑫ H. Nagasawa, M. Kawasaki, K. Morizawa, Dynamic Robust Set of Approximate Nondominated Solutions under Scenarios, International Symposium on Scheduling 2006, 2006年7月19日, 東京
- ⑬ 今井啓裕, 平林直樹, 長沢啓行, 選好構造の変化を考慮したリアルタイムスケジューリング法, 平成18年度日本経営工学会秋季研究大会, 2006年11月4日, 広島市
- ⑭ 西村真弥, 森澤和子, 長沢啓行, $n/1//(\bar{F}, T_{max})$ 問題における動的に頑健な非劣スケジュール集合の生成法, 平成18年度日本経営工学会春季大会, 2006年5月27日, 習志野市

6. 研究組織

(1) 研究代表者

長澤 啓行 (NAGASAWA HIROYUKI)
大阪府立大学・工学研究科・教授
研究者番号: 30117999

(2) 研究分担者

平林 直樹 (HIRABAYASHI NAOKI)
大阪府立大学・工学研究科・講師
研究者番号: 80199091
森澤 和子 (MORIZAWA KAZUKO)
大阪府立大学・工学研究科・講師
研究者番号: 60220050