

# 問題発生時の生産量変動を予測する 統計モデルを用いた生産管理技術

Production Control System to Visualize Future Effects by Production Trouble

石橋 尚也

Ishibashi Hisaya

杉西 優一

Suginishi Yuuichi

野中 洋一

Nonaka Youichi

加茂田 浩司

Kamoda Koji

ビジネスのグローバル化に伴い、世界に広がる生産拠点や物流に予期せぬトラブルや災害が発生したとき、その影響を最小限に抑えることができる柔軟で強靱な生産管理が求められている。そこで、突発的な部品の入荷不足や製造装置の故障が発生した際に、統計モデルを用い、生産工程で将来生じる生産量の変動を高い精度で予測する生産管理技術を開発した。予測データに基づく適切な挽回策を講じることで、納期の遅延や生産量の低下を最小限に抑えることができる。今後、開発技術を基盤として、日立グループ内で適用工程の拡大を図るとともに、生産管理コンサルティング事業にも展開する予定である。

## 1. はじめに

近年、ビジネスのグローバル化を背景に、生産拠点間のサプライチェーンが世界規模で拡大している。そのため、2011年に発生した東日本大震災やタイの洪水のような世界各地で発生する自然災害など、予期せぬトラブルによってこのサプライチェーンが寸断され、最終的には顧客へのサービス低下につながるケースが増加している。そこで、こうしたトラブルの影響を最小限に抑えることができる柔軟で強靱（じん）なサプライチェーンを支えるための生産管理が求められている。

従来の生産管理では、入荷可能な部品数量や生産量の見積もりなどは、生産工程ごとに行っていた。ところが、上流工程で突発的な部品の入荷不足や製造装置の故障といった予期せぬトラブルが発生すると、その影響は下流工程へ波及する。その結果、下流工程で部品の供給不足や保有する生産能力を超えた負荷が発生し、進捗の遅延が起り、最終的には納期が遅延する。そこで、上流工程でトラブルが発生した際に、下流工程で将来生じる生産量の変動を、統計モデルによって高い精度で予測する生産管理技術を開発した。

ここでは、突発的な問題発生時の生産量変動を、統計モデルを用いて高い精度で予測し制御する生産管理技術について述べる。

## 2. 統計モデルを用いた生産管理技術

今回開発した統計モデルを用いた生産管理技術の概要を図1に示す。まず製造現場から、ある部品がいつどの工程で処理が終了したかなどの実績を収集し、現場の動態をリアルタイムに把握する。次に、収集した実績データから統計モデルを用いて生産シミュレーション用の入力データを生成し、現在の生産状況をモデル化する。さらに、生成した生産モデルで生産シミュレーションを実行し、将来の生産量や納期を予測する。

この予測において、上流工程で発生したトラブルが下流工程へ波及し、生産量の低下や納期が遅延するなどの問題が発生するとわかった場合、挽回策を検討する。このとき、挽回策に対する生産シミュレーションを再び実行し、その

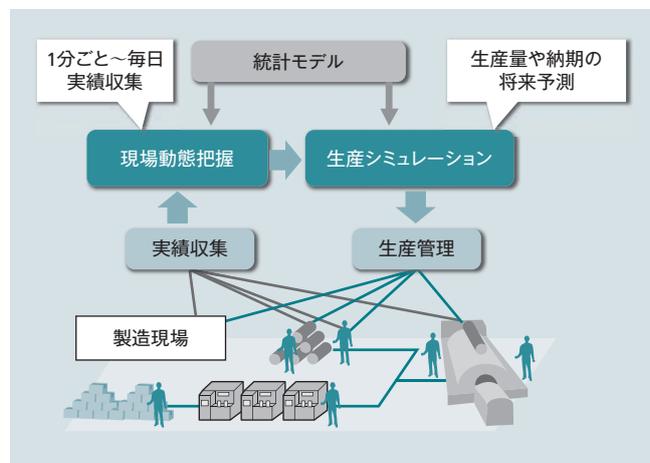


図1 | 統計モデルを用いた生産管理技術

実績収集データから統計モデルでモデル化した生産モデルを基に、生産シミュレーションを実行し、将来の生産量を予測する。

効果を評価する。その後、この評価で有効性が確認された挽回策を実施し、トラブルの影響を対策する。

この生産管理においては、収集した実績データから生産モデルを高精度に生成する「モデリング」と、上流工程で発生したトラブルの影響が下流工程に波及する状況を「見える化」することが課題となる。これらの課題に対して、生産モデルの作成に関しては「ばらつきモデリング技術」を、下流工程へ波及する影響の「見える化」に関しては「波及予測技術」をそれぞれ開発した。

## 2.1 ばらつきモデリング技術

量産製品を例に、実績データから生産シミュレーションの入力データを生成するときの課題について述べる（図2参照）。年間生産量が数百万台以上の量産製品の実績データは1日に数百万件に及ぶ。例えば、ある工程の処理において、ロットAはワーク数四つ、ロットBは二つ、ロットCは三つで編成されている。このとき、進捗実績データとしては、処理開始時刻と処理終了時刻を、それぞれ、ロットA、ロットB、ロットCをまとめて入力している場合がある。これらの入力された開始時刻と終了時刻の間には、それぞれ製造装置の中に搬送する時間や、それぞれのワークが着工するのを待つ時間、処理完了して取り出すのを待つ時間が含まれており、この開始時刻と終了時刻のまとめ入力情報からワーク一つ当たりの処理時間がわからない課題がある。

この課題に対し、統計処理によるばらつきモデリング技術を開発した。ばらつきモデリング技術では、各ロットに含まれる処理ワーク数と、開始から終了までの時間に着目

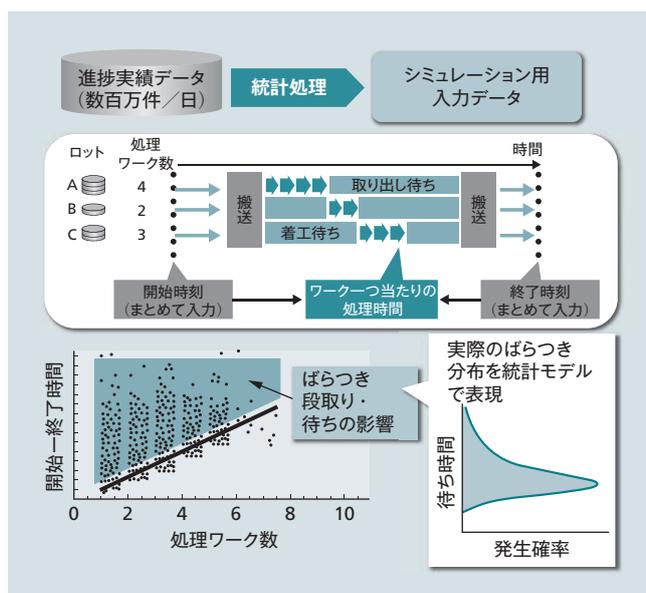


図2 | ばらつきモデリング技術

実績データのばらつき分布を統計モデルで定式化し、シミュレーション用の入力データとする。

する。同図左下のグラフは、横軸に、各ロットに含まれる処理ワーク数、縦軸に開始から終了までの時間を示す散布図である。おのおのの点は、実績データを表す。ここで、散布図の底辺をつないだ直線の傾きがワーク一つ当たりの処理時間と関係することがわかった。さらに、散布図の上部分のばらつきは、段取りや待ちの影響と推定した。このばらつきは、同図右下のように統計モデルで表現できる。

## 2.2 波及予測技術

この技術では、図1で説明したばらつきモデリング技術でモデル化した作業時間や生産数などの生産モデルを基に、生産シミュレーションを実行し、サプライチェーンの上流工程で発生した突発的なトラブルが下流工程へ及ぼす影響を予測する。

上流工程の突発的なトラブルの影響は基本的に生産量の変動として下流工程へ波及するが、サプライチェーンの途中で減衰して消滅する変動もあれば、増幅して最終的には納期の遅延を引き起こす変動もある。そこで、トラブルの対策を検討するためには、まず、上流工程で発生した変動が下流工程へどう波及するかを可視化することが課題となる。

こうした課題に対し、上流工程で発生した変動が下流工程へ波及する様子を直感的に可視化する波及予測技術を開発した（図3参照）。この波及予測技術では、ばらつきを数値化する変動係数CV (Coefficient of Variation) 値を拡張し、可視化係数という指標を新たに定義した<sup>1)</sup>。この可視化係数は、ある工程のある時間における生産性指標の分散値を、その移動平均値で割った値で定義する。同図に示すように、波及予測技術では、上流から下流へ変動が波及する様子を可視化するカラーマップを利用する。このカラーマップは、横軸に生産工程の並び、縦軸に時間をとり、

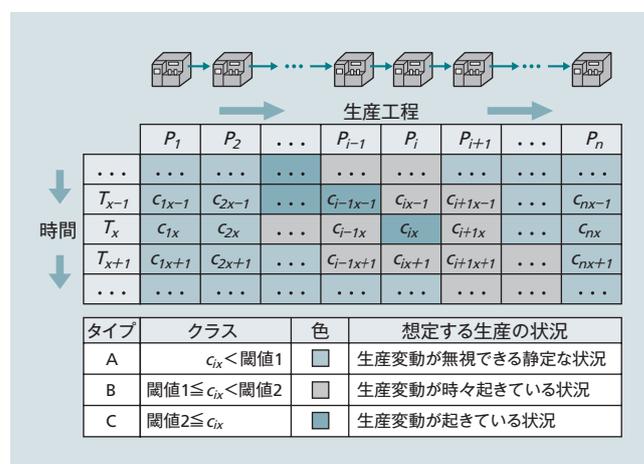


図3 | 波及予測技術

生産性指標の変動が波及する様子を直感的に理解できるよう「見える化」するカラーマップを利用する。

それぞれの升目が、ある時間における各生産工程の状況を表す。この升目一つ一つに対し、実績データや生産シミュレーションによる予測データを基に、対象とする生産性指標の可視化係数を計算する。

さらに、計算した可視化係数の値に関して、閾（しきい）値1以下であると、生産変動が無視できる静定な状況、閾値1以上、閾値2以下であると生産変動が時々起きている状況、閾値2以上であると生産変動が起きている状況、と仮定し、それぞれ色分けする。このように各工程の生産変動を色で可視化することで、ある時間に、ある生産工程で起きた変動が、時間とともに下流工程に波及する様子を可視化できる<sup>2), 3)</sup>。

### 3. 適用事例

#### 3.1 量製品の生産管理

上述した統計モデルを用いた生産管理技術を日立グループ内の生産に適用し、効果を検証した。この技術を用いたトラブル対応の例を説明する<sup>4)</sup> (図4参照)。同図は、横軸が生産日程、縦軸が累積生産量を示している。

この事例では、4日目に製造装置が故障した時点において、ばらつきモデリング技術で生成した入力データを用いた生産シミュレーションで月末までの生産量を予測したところ、累積生産高の推移が月末の生産目標に対して60%に低下することがわかった。

そこで、波及予測技術を用い、製造装置の故障によって発生した変動が波及する様子を可視化し、対策を検討した(図5参照)。横軸が部品投入から製品出荷までの生産工程の並び、縦軸が時間である。同図中の青色の水平線が現在であり、水平線よりも上が生産実績データを可視化した部分、水平線よりも下が現在の生産の状況を初期値として生産シミュレーションによって生産変動の波及を予測した部分である。上流工程で発生した製造装置の故障が変動を発生

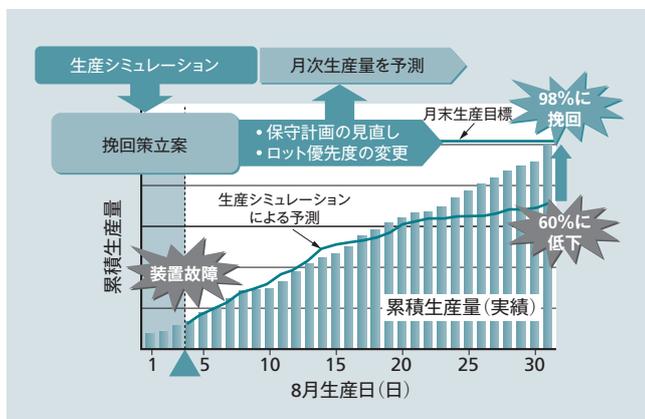


図4 | 開発した生産管理技術によるトラブル対応事例  
製造装置の保守計画の見直しやロット優先度の変更などの挽回策により、月末の生産目標を挽回する。

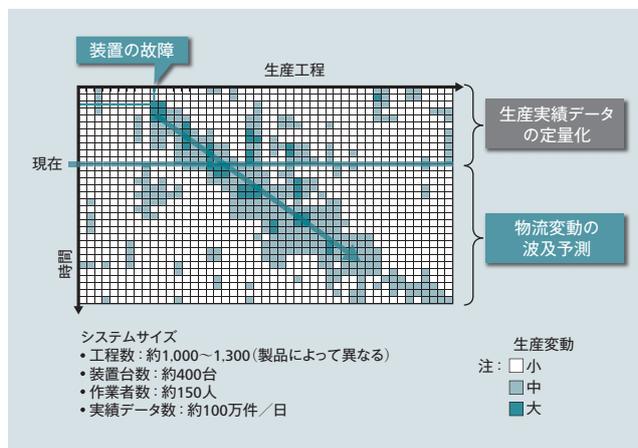


図5 | 波及予測技術の量産品への適用事例  
製造装置の故障によって発生した生産変動が波及する影響を予測する。

生させ、時間とともに下流工程に波及していく様子がわかる。この図を基に、変動が波及した薄青色と青色の部分で納期の遅延が発生することが予測できた。この予測を基に、製造装置の稼働時間の見直しや納期に余裕のない製品を前倒して生産するなどの挽回策を策定し、これらを加味した生産シミュレーションを実行することによって、月末までの累計生産高を再予測した。再予測で効果があるとわかった挽回策を実施した結果、図4に示すように、月末の生産目標に対して98%まで挽回できた。

#### 3.2 非量製品の生産管理

統計モデルを用いたこの生産管理技術は、設計情報などの特徴データから生産モデルを予測する多変量解析技術を導入することで、1製品当たり数万点の部品から成るプラント用製品などの非量産品にも適用することができる。多変量解析とは、複数の変数に関するデータを基にして、これら変数間の相互関連を分析する統計的理論手法である。この多変量解析を用いて、収集した作業時間と作業を行った部品の大きさや加工箇所数などの設計情報の関係をモデル化することで、部品や作業ごとに作業時間を推定することができる(図6参照)。

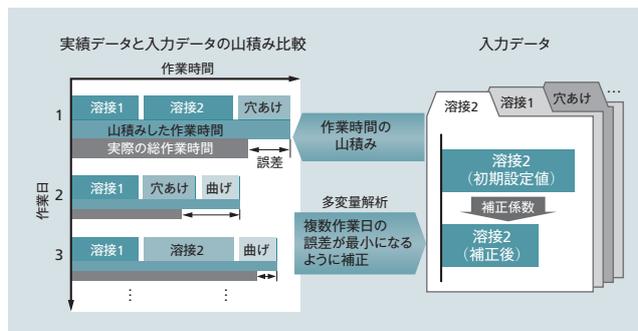
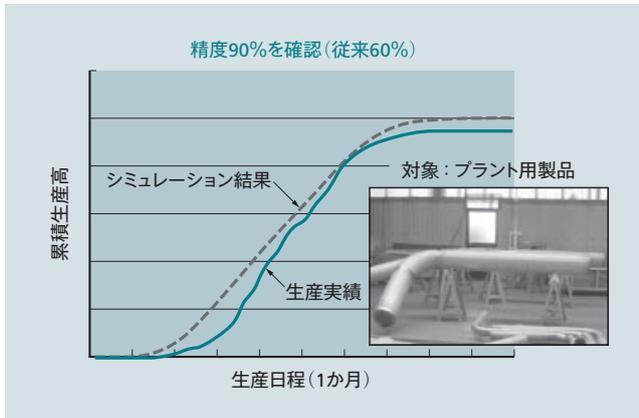


図6 | 総作業時間を用いた作業時間推定技術  
各作業日に実施した作業の山積み作業時間と、実際の総作業時間の誤差が最小になるように作業時間推定値を補正する。



**図7** | プラント用製品の生産状況予測精度  
多変量解析技術を用いた作業時間推定により、生産実績に対するシミュレーション精度90%を実現した。

この技術を、プラント用製品に適用したところ、1か月先の生産状況を90%の精度で予測できることを確認した(図7参照)。

#### 4. おわりに

ここでは、部品の入荷不足や製造装置の故障といった突発的なトラブルが発生した際に、生産工程で将来生じる生産量の変動を、統計モデルを用いて高い精度で予測し制御する生産管理技術について述べた。

開発した技術を日立グループ内のプラント用製品の生産管理に活用し、適用工程の拡大を図る。また、今後、社外向けに生産管理のコンサルティング事業を開始する予定である。

#### 参考文献

- 1) W. Hopp, et al. : Factory Physics, third edition, Mcgraw-Hill (2008)
- 2) 野中, 外 : 生産変動可視化技術を用いた津波現象の特定, 日本経営工学会論文誌, Vol. 59, No. 5, p. 383~390 (2008)
- 3) Y. Nonaka, et al. : TSUNAMI Effect Prediction Methodology for Critical Resource Analysis, Manufacturing Systems and Technologies for the New Frontier, Part 8, pp. 337-340 (2008)
- 4) B. Kadar, et al. : Enhanced control of complex production structures by tight coupling of the digital and the physical worlds, CIRP Annals - Manufacturing Technology Vol. 59, Issue 1, pp. 437-440 (2010)

#### 執筆者紹介



**石橋 尚也**

1999年日立製作所入社, 横浜研究所 生産システム第一研究部 所属  
現在, 生産システムの研究開発に従事



**野中 洋一**

1992年日立製作所入社, 横浜研究所 所属  
現在, 生産システム, デジタルエンジニアリングの研究開発に従事  
博士(工学)  
精密工学会会員, 計測自動制御学会会員, CIRP会員



**杉西 優一**

2007年日立製作所入社, 横浜研究所 生産システム第一研究部 所属  
現在, 生産システムの研究開発に従事  
博士(理学)  
精密工学会会員



**加茂田 浩司**

1989年日立製作所入社, 横浜研究所 生産システム第一研究部 所属  
現在, 生産システムの研究開発に従事  
日本経営工学会会員