

# プロセス制御から生産情報システムへ

北村 章

鳥取大学大学院工学研究科情報エレクトロニクス専攻

From Process Control to Manufacturing Information System

Akira Kitamura

Department of Electrical Engineering and Computer Science, Graduate School of Engineering  
Tottori University, Tottori, 680-8552 Japan

E-mail: kitamura@eecs.tottori-u.ac.jp

**Abstract:** In this report, the application results of optimal control theory for steel manufacturing process, robust scheduling in machine assembly process and the application of manufacturing information system, in which automatic risk assessment by probabilistic inference is realized, are described. These techniques are based on the intelligent manufacturing system consisted of theory for manufacturing universality, real process data and information and know-how which the technical operator of the manufacturing site express.

**Key Words:** Optimal regulator, Recursive parameter estimation, Robust control, Robust scheduling, Ontology, probabilistic inference

## 1. はじめに

筆者は、企業と本学において、約 40 年に亘り、生産設備の最適制御、製造工程の最適スケジューリング、および、製造におけるヒトの発する情報をシステム科学として捉える生産情報学について研究してきた。これらは、生産に関わる理論、製造データ、および、人によるテキスト情報を活用した知的生産システムとして集約される。本報告では、筆者の研究経緯に沿って、製造プロセスの最適制御、生産スケジューリング、および、生産情報システムの事例を述べる。

## 2. 製造プロセスの自動制御の事例

鉄鋼製造プロセスにおける、制御理論の応用事例として、最適制御やパラメータ推定の応用事例を紹介する。

### 2.1 最適制御理論の応用

鋼板や帯鋼の圧延機では、一般に油圧圧下による AGC (Automatic Gauge Control) によって板厚が制御される。とくに、ゲージメータ AGC では、ゲージメータ式と呼ばれる板厚モデルによって圧延機出側直下の板厚を予測し、目標値からの偏差がゼロになるようにフィードバック制御を行う。

そこでは、板厚精度を向上させるために、AGC 系の動特性を材料硬度（塑性係数）によらず、つねに適正化する必要がある。ここでは、最適レギュレータを用いて制御ゲインの最適設計を行った例について紹介する[1]。図 1 に板厚制御系と実機適用結果を示す。制御の概要を以下に記述する。

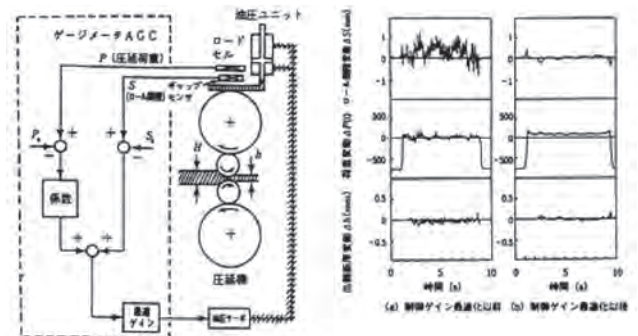


図 1 最適制御ゲインによる板厚 AGC

- ①モデル（伝達関数）は、圧延特性解析から得られた理論式を線形化した圧延特性式と油圧圧下系動特性で記述される。
- ②最適レギュレータを用いて最適制御ゲイン  $K_0$  を解析的に導出する。
- ③評価関数は出側板厚偏差と入力ペナルティ項の二乗積分の和とする。
- ④制御ゲインを未知数として構成したリカッチ方程式を解析的に求解することで、最適制御ゲイン

ンを圧延特性パラメータで表現する.

制御系の伝達関数を  $G(s)$  と最適レギュレータによる最適ゲイン  $K_o$  を以下に示す.

$$G(s) = \frac{1}{s^3 + 2\eta\omega s^2 + \omega^2 s + K\{M + Q(1-k)\}\omega^2/(M+Q)} \quad (1)$$

$$K_o = \frac{\omega}{4\eta_o} \cdot \frac{M+Q}{M+Q(1-k)}, \quad \eta_o = \sqrt{2}/2 \quad (2)$$

ここで,  $M$ : ミル定数,  $Q$ : 材料硬度 (塑性係数),

$\omega$ : 油圧圧下系固有周波数,  $\eta$ : 減衰係数

⑤最適制御ゲインの適用により, 材料硬度が変わっても, 常に最適な応答を得る.

## 2.2 適応制御の応用

STR (Self Tuning Regulator) による, 圧延機の適応制御について紹介する[2]. 前項で述べたように, ゲージメータ AGC の最適制御ゲインは, 塑性係数や減衰係数によって記述されるが, 塑性係数は帯鋼内の温度分布によって変動する. また, 減衰係数やミル定数  $M$  も経時的に変動する. そこで, 動特性の変化を時々刻々推定し, その情報によって制御ゲインを適応修正する. これによって, AGC 系の動特性を帯鋼内のパラメータ変動に煩わされず, 常に最適な状態を維持することができる. 概要を図 2 に示す.

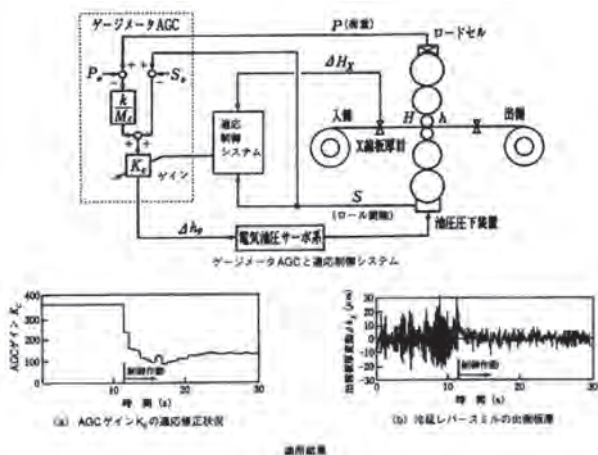


図 2 適応制御による板厚制御

- ①AGC 系の伝達関数を差分によって離散化し, 逐次推定に用いる線形予測式を構成する.
- ②板厚計による入り側板厚変動とロール間隙変動のデータを用いて, 線形予測式の係数パラメータを逐次推定する.
- ③推定されたパラメータを用いて AGC の制御ゲ

インを制御周期毎に (2) 式を適応修正し, 最適な値に逐次更新する.

④ ①~③を制御周期毎に繰り返す.

次に, パラメータの逐次推定法によるロール偏芯制御技術を紹介する[3]. 圧延機のロールには, 固有の幾何学的な偏芯がある. 偏芯は, ロール 1 回転毎の周期的外乱であり, 高周波の板厚変動を引き起こす. また, ゲージメータ AGC では, 偏芯に対しては, 誤制御となる. そこで, ロール偏芯を保証することによって板厚精度の向上を図る必要がある. すなわち, 各ロールの偏芯量と位相量を推定し, 圧延時にこれらの推定量に基づいて予測制御を行う.

ここでは, 偏芯量と位相角の各パラメータの推定に, 適応制御で用いたパドメータの逐次推定手法を適用する. 図 3 に実機システムと適用結果を示す. 特徴は以下の通りである.

①偏芯による荷重変動を各ロールの幾何学的偏芯によって形成される正弦波の重ね合わせでモデル化する.

$$\Delta P_e = M \sum_l \sum_m e_{Rlm} \sin(m\theta_l(j) + \Phi_{lm}) \quad (3)$$

( $j=1, 2, \dots$ )

②上記モデルをベクトル表現し, 偏芯量と位相角で構成される未知ベクトルを逐次推定法によって, 時々刻々, 推定する.

③推定されたパラメータを用いて各ロールの偏芯を予測し, その値に応じて圧下量を操作し, 偏芯を補償する.

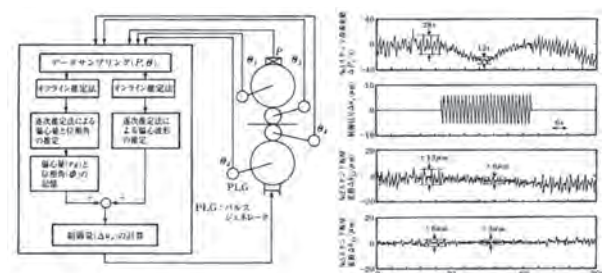


図 3 逐次推定法によるロール偏芯制御

## 2.4 ロバスト制御の応用

連続铸造機 (連铸) は, タンディシュに注入された溶湯 (溶けた鉄) を連続的に強冷却して鋼を製造する設備である. 連铸の铸型内湯面レベル制御の精度は, 铸片の品質や操業の安定化に大きな

影響を与える。タンディッシュから鋳型への溶湯の注入は、スライドバルブによって操作される。系の動特性を考察すると、スライドバルブの非線形性に加え、バルジングによる低周波外乱が存在する。そこで、 $H^\infty$ 制御によって、ロバスト安定を達成し、低周波外乱を抑制する制御系を設計する[4]。図4に制御システムと実機適用結果を示す。

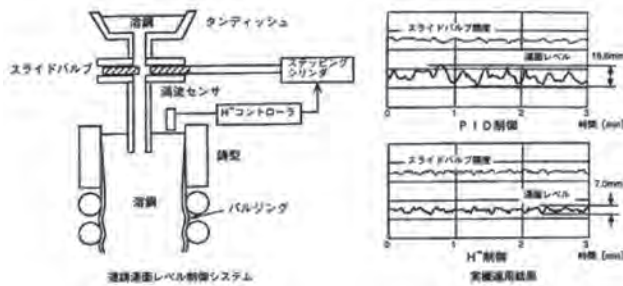


図4  $H^\infty$ 制御による連铸の湯面レベル制御

- ①鋳型を積分特性で表し、ステッピングシリンダと渦流センサの特性を1次遅れ+無駄時間系で近似する。
- ②感度関数は外乱（バルジングなどによる変動）を入力とし、湯面レベルを出力とする伝達関数となり、相補間感度関数は、外乱を入力とし制御器の出力信号を出力とする伝達関数となる。
- ③混合感度問題では、感度関数と相補間感度関数をそれぞれの重み関数で整形する。ここでは、バルジングによる低周波外乱を抑制するため、感度関数に対応する重み関数において、低周波のゲインを大きくする。

## 2.5 非線形性システムの適応型制御

系の非線形性や経時的な変化に起因して要求品質を満たさぬ場合があり、これに対応するため、様々な工夫がなされている。そこで、製鋼工程において、アドバンスト制御による最適化制御について紹介する。

高炉で製造された溶銑には、炭素、珪素、燐などの成分が含まれている。転炉では、これら成分を調整処理し、所定の性質を実現する。転炉製鋼の概要を図5に示す。また、ランスからの酸素通入による吹錬とともに造滓材として副原料が投入され、その結果、滓化によってスラグが生成される。滓化の過程では、脱燐が行われる。このとき、溶鋼中に残る燐の濃度が目標濃度以下となるように適切な量の副原料を投入する必要がある。

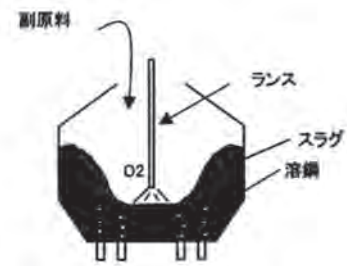


図5 転炉製鋼の概略

必要以上の副原料を投入すれば、燐濃度は目標値を下回り、かつ余分な副原料コストが発生する。従来は、現場作業者の経験的な操作によって副原料投入量を決定していた。

ここでは、燐バランスや熱収支を記述する非線形の特性格方程式が基本となる。一方、耐火物の溶損による炉内状況の変化やランスの変化に起因する経時的な特性の変化が発生する。これらに対応するために、モデルの適応修正技術やこれに基づく最適化制御技術の確立が課題である。そこで、燐化合物生成の理論モデルに操業中に得られるデータを活用し、時々刻々、オンラインでモデルを適応修正し、推定精度を高精度化する。また、修正されたモデルに基づいて、最適化計算によって投入量を決定する。これらを特徴とする転炉副原料の最適投入量制御システムを紹介する[5]。

転炉吹錬の基本式を以下に示す。(4)式はスラグ中燐濃度  $Psl$  と溶鋼中燐濃度  $Pst$  の燐分配を表わし、(5)式は燐収支モデルを示す。

$$\log Lp = \log \frac{Psl}{Pst} = \frac{P1}{Ttd + 273} + P2 \cdot \log(TFe \cdot 100) + P3 \cdot CS + P4 \cdot CS^2 + P5 \cdot \log(CaO \cdot 100) + P6 \cdot \log(MgO \cdot 100) + P7$$

$$Pin = Wsl \cdot Psl + Wst \cdot Paim \quad (5)$$

ここで、(4)式では、 $Ttd$ : 吹き止め時の溶鋼温度、 $TFe$ : 溶鋼中酸化鉄の重量比、 $CS$ : 塩基度、 $CaO$ : 溶鋼中酸化カルシウムの重量比、 $MgO$ : 溶鋼中酸化マグネシウムの重量比、 $Pi (i=1, \dots, 7)$ : 係数パラメータを表し、(5)式では、 $Pin$ : 投入される燐の総重量、 $Wst$ : 溶鋼の総重量、 $Paim$ : 溶鋼中燐の目標濃度を表す。耐火物の溶損による炉内状況の変化やランスの変化に起因する経時的な特性の変化に適応的に追従し、モデルの精度を維持、向上させる必要がある。そこで、(4)式を、

$$y = \left[ \frac{1}{Ttd + 273} \log(TFe \cdot 100) \quad CS \quad CS^2 \quad \log(CaO \cdot 100) \quad \log(MgO \cdot 100) \quad 1 \right] \times [P1 \quad P2 \quad P3 \quad P4 \quad P5 \quad P6 \quad P7]^T = x \cdot p \quad (6)$$



の線形結合式と考え、未知パラメータ  $P_i$  ( $i=1, \dots, 7$ ) を推定し、モデルを修正する。

次に、副原料投入量の最適化制御を行う。(5)式の等式制約条件や  $CS$ ,  $Wsl$  に与えられた不等式制約を満たしつつ、副原料のコストを最小にするために以下の評価関数を設定し、非線形計画法によって以下の評価指標  $J$  を最小化する。

$$J = W1 \cdot [Pin - Wsl \cdot Psl - Wst \cdot Paim] + W2 \cdot a \cdot Wssk + W3 \cdot b \cdot Wro + W4 \cdot \exp(Wsl_{low} - Wsl) + W5 \cdot \exp(CS_{low} - CS) + W6 \cdot \exp(CS - CS_{up}) \quad (7)$$

ここで、右辺第2項と3項は、副原料である焼石灰とロー石のコストを評価し、 $a$ ,  $b$  は、それぞれの単価を表す。スラグ重量  $Wsl$  は下限値  $Wsl_{low}$  を、また、塩基度  $CS$  については、上下限值  $CS_{up}$ ,  $CS_{low}$  の制約を満たす必要があり、それらは、右辺第3～5項のペナルティ項として反映させている。また、 $W1, \dots, W6$  は、重み係数である。制御システムの概念図を図6に示す。

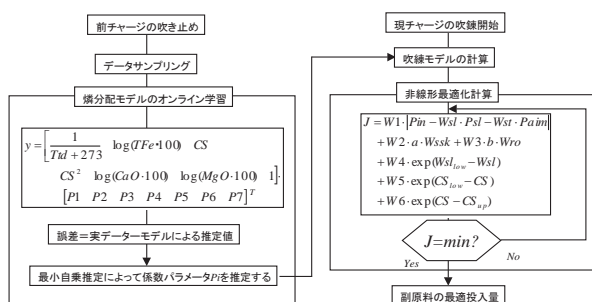


図6 転炉副原料の最適投入量制御システム

400 チャージ分の実操業データを用いて、本システムの有用性を考察した。ここでは、(3.2)式の燐目標値  $Paim$  に実操業によって得られた溶鋼中燐濃度の実績値を与え、(3.4)式を最適化した。決定変数として得られた  $Wssk$ ,  $Wro$  の値を実操業値と比較し、各チャージごとにプロットした結果を図7に示す。

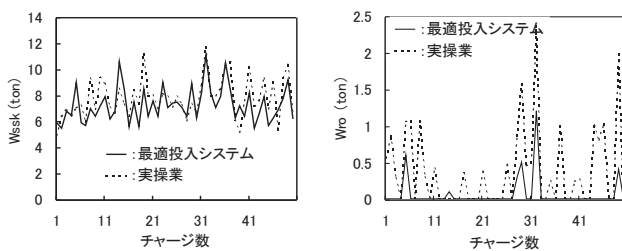


図7 最適投入システムの制御結果

### 3 製造工程の最適スケジューリングの事例

製造工程の最適スケジューリングの事例として、ロバストスケジューリングの開発事例を紹介する[6]。ロバストスケジューリングとは、生産設備の突然の故障や部材切れなどに柔軟に対応するスケジューリングのことである。ロバスト性を実現するには、製造工程スケジュールに「余裕」を設ける必要があるが、一方では、生産性を確保するためには、その充当率を考慮する必要がある。

ここでは、受注時期が不明な製品を含む多品種少量製造工程において、充当率と製造リードタイムの最適化を目的としたロバストスケジューリング手法を開発した。製造工程をカラーペトリネット (CPN : Colored Petri Net) でモデル化し、多目的最適化手法によって最適スケジュールを決定している。また、段取り時間の変動をポアソン分布で考慮することで、その影響を最小に抑えている。プレス設備による加工工程を対象とし、シミュレーションによってその有効性を検証した。

生産スケジューリングでは、作業間にタイムバッファを設け、作業遅れに対応可能なスケジュールを作成するロバストスケジューリングが提案されている。しかし、現実の製造プロセスでは、大ロット製品と小ロット製品の製造を適正な割合にすることで利益を確保している。本研究では、大ロット製品と小ロット製品を多目的最適化により適正なバランスで製造するロバストスケジューリングを提案する。ここでは、タイムバッファにおける段取り時間の変動を統計的に考慮し、製品の充当率の向上を図る。また、CPNによりモデル化した製造工程のシミュレーションと多目的最適化により最適スケジュールを決定する。

#### 3.1 スケジューリング対象

スケジューリング対象とする機械加工用プレス機による工程において、大ロット製品はロットサイズの大きな製造の主となる製品であり、受注日や納期などの受注内容は既知であることが多く、スケジュールの作成が比較的容易である。一方、小ロット製品は多品種少量であり、受注内容は未知であることが多いため、正確なスケジュールの決定は困難である。これより、製品を大ロット製品と小ロット製品に分けてスケジューリングする。各作業工程は段取り（治具の脱着や寸法調整）と加工から成り、実際の段取り時間と計画した段取り時間に誤差が生じて後工程に影響することがある。そこで、段取り時間の変動を統計的に考慮し、

影響を最小に抑える。

### 3.2 ロバストスケジューリング手法

本研究では、リードタイム( $LT$ )と余剰時間( $SPT$ )を、製造工程をシミュレートするCPNと多目的最適化手法(NSGA-II)により最小化することを特徴とするロバストスケジューリングを提案する。その構成を以下に示す。

(1) 大ロット製品の工程スケジューリング

$LT$ を考慮しつつ、スケジュールを決定する。

(2) 小ロット製品の工程スケジューリング

(1)の作業間にあるタイムバッファ( $TB$ )に小ロット製品の製造工程を組み込む。 $TB$ は、段取り時間( $ST$ )と小ロット製品の製造工程が組み込まれるバッファ( $SMT$ )から成る(図8)。 $SMT$ 内の $SPT$ が最小となる最適なスケジュールを決定する。また、段取り時間の変動をポアソン分布を仮定してパラメータ $\lambda$ により、その分布を調整する。

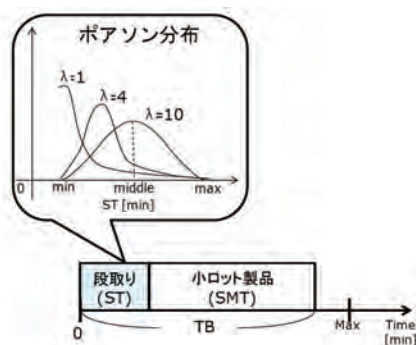


図8 小ロットサイズの工程スケジューリング

ここで、目的関数を(8)式、(9)式に示す。

$$LT = \max(et_i) \rightarrow \min \quad (8)$$

$$SPT = \frac{1}{\sum_{i=1}^{PRESS} TB_i} \sum_{i=1}^{PRESS} \left\{ \sum_{j=1}^{TB_i} spt_{ij} \right\} \rightarrow \min \quad (9)$$

また、製造工程のCPNモデルを図9に示す。

### 3.3 シミュレーションによる検証

FIFO(First In First Out)、単目的最適化( $LT$ 最小化)及び提案手法により $LT$ 、 $SPT$ 及び小ロット製品の充当率( $AP$ )を比較して検証する。また、提案手法により得られたパレート解集合(図10)において、最も原点に近い値を最適解として選択する。

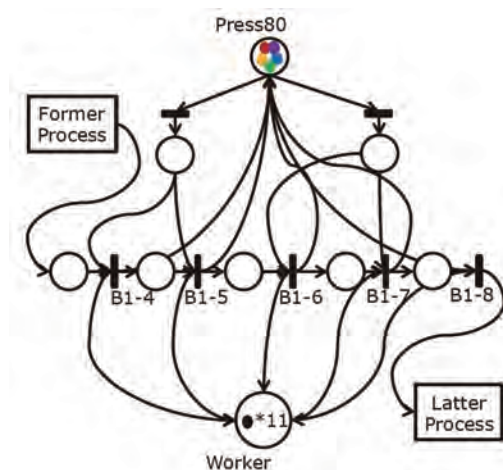


図9 製造工程のカラーペトリネットモデル

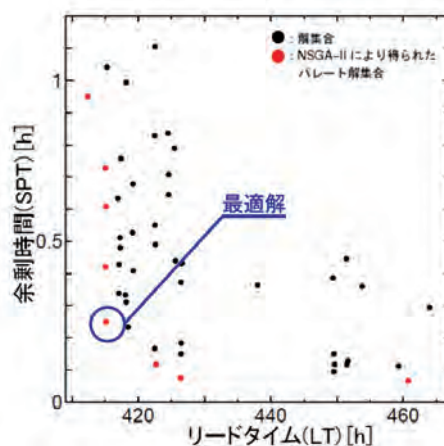


図10 ロバストスケジュールによる解集合

FIFOと単目的最適化及び提案手法を比較した結果を表1に示す。

表1 スケジューリング結果の比較

手 法	リードタイム(LT) [h]	余剰時間(SPT) [min]	製品充当率 [%]
FIFO	422.30	79.67	41.08
単目的最適化(LT最小化)	408.25	45.80	55.01
提案手法	415.12	13.40	87.29

まず、FIFOと提案手法を比較すると、提案手法は $LT$ と $SPT$ ともに短く、充当率も大きいため、効率的な生産であると言える。これは、大ロット製品の製造における待ち時間と小ロット製品の受注はFIFOの影響が大きいと考えられる。FIFOは、作業工程がスケジュールの後半部分に多く存在し、スケジュールの後半に受注した小ロット製品の製造工程は組み込むことができない。一方、提案手法はFIFOに比べて $LT$ と $TB$ のバランスが適正であり、充当率の向上につながったと考えられる。次に、単目的最適化と提案手法を比較すると、提案

手法は $LT$ が長いが、 $SPT$ は短く、充当率は大きくなっている。これは、単目的最適化はスケジュールの前半部分に作業工程多く存在するためである。結果として、提案手法が最も効率的な生産であるといえる。

段取り時間の変動の影響を見るため、ポアソン分布( $\lambda=1, 10$ )と固定値( $ST$ )を比較する。また、実際の段取り時間の変動を正規分布と仮定し、シミュレーション結果との誤差( $DT$ )を検証する。このとき、 $DT$ は以下の(10)式により算出する。

$$DT = \frac{1}{\sum_{i=1}^{PRESS} TB_i} \sum_{i=1}^{PRESS} \left\{ \sum_{j=1}^{TB_i} |spt_{ij} - st_{ij}| \right\} \rightarrow \min \quad (10)$$

得られた結果を表2に示す。ポアソン分布の $\lambda=1, 10$ の場合、リードタイムはほぼ同一である。これは、固定値は平均値の35[min]であり、ポアソン分布は平均35[min]となる値に設定しているためである。また、 $\lambda=1$ の場合、 $SPT$ と $DT$ ともにより短くなっている。 $\lambda=1$ のポアソン分布は正規分布とほぼ等しいため、その影響が現れている。その結果、実際のデータにより求めた分布を $ST$ に適用することで、小ロット製品の充当率が増加し、ロバストスケジューリングの効果が得られる。

表2 段取り時間変動の影響

手 法	リードタイム(LT) [h]	余剰時間(SPT) [min]	DT [min]
従来(35[min]に固定)	415.08	21.00	34.55
提案手法(ポアソン分布 $\lambda=1$ )	426.43	9.67	2.63
提案手法(ポアソン分布 $\lambda=10$ )	415.18	10.7	19.3

大ロット製品と小ロット製品の作業工程スケジューリングで構成されるロバストスケジューリングを提案した。その結果、大ロット製品のスケジューリングでは、リードタイムとタイムバッファのバランスを適正化した。また、小ロット製品のスケジューリングでは、段取り時間の変動を統計的に考慮することで影響を最小に抑え、タイムバッファの効率化により小ロット製品の充当率が向上した。

## 4. 生産情報学とその応用

### 4.1 生産情報学のコンセプト

製造に関わる理論は、物理的、数学的普遍性に基づいており、主に数式やモデルで表現される。製造の全てを説明できないが、実データの存在しない領域での予測性は高い。製造プロセスで計測されるデータは、正しく測定されていれば、測定

領域において製造の真実を表している。大量データの分析により統計解析モデルを構築できるが、理論的普遍性を陽に表現しておらず、データ領域外での予測性は乏しい。一方、多くの工場では、操業オペレータや技術スタッフの経験知やノウハウによる製造が行われている。ヒトのノウハウは個人に帰属し、共有化が困難である。また、経験知だけでは新製品の早期量産化はできない。現実には、これらの理論、データ、およびヒトのノウハウを組み合わせた生産活動が行われている。そこで、コンピュータ援用による製造支援を考えるには、これら3要素を組み合わせたシステムの構築が有効である。すなわち、製造に関わる理論・データ・ノウハウの融合による知的生産システムの実現により、安定生産や生産性・品質の向上、あるいは新製品の早期量産化が期待される。その概念を図11に示す。

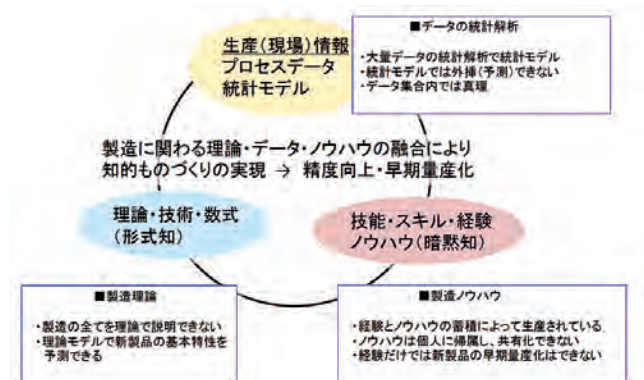


図11 知的生産システムのコンセプト

### 4.2 生産情報学の事例（リスクアセスメント）

上記の生産情報学のコンセプトに基づく製造事業所のリスクアセスメントシステムを紹介する。

製造現場（石油精製事業所）では、設備運転員の各個人が経験したヒヤリハット報告の情報を共有することによって、重大な事故や災害を未然に防止する活動が行われている。しかし、ヒヤリハットは操業者の知見やノウハウが含まれており、大量に蓄積されるものの、十分に活用されていない。ここでは、大量のヒヤリハットデータに確率推論手法を適用する事で、設備運転員に事故や不具合に関わる「気づき」を与えて事故の「芽を摘む」ことを目的とする。

解析に用いたヒヤリハット報告の例を以下の図12に示す。基本データとともに、自然文で書かれた体験内容や離散表現（チェック）で書かれたヒューマンファクターで構成されている。



図 12 ヒヤリハット報告書の例

ヒヤリハット報告書について、ヒューマンファクター（HF）と自由記述による「自然文ヒヤリハット体験内容」の知識体系を類別して分析対象とした。また、分析用データベースは機械学習を行うことによって全9年間分へ展開して推論対象を拡充することで、推論に活用する情報を充実させる。機械学習では、人手によって類別された1年分の類別結果を教師情報としてルールを作成し、これらのルールに従って、他年度データを類別する事で、全データの活用を可能とする。リスクアセスメントのための事故予兆の確率推論システムの概要を図13に示す。推論は、実プロセスで起こり得るTAG発報を受けて確率推論を行うアップストリーム分析と理論オントロジーに記載した事故や危険の背景にある理論項目から、関連するヒヤリハット報告に紐付くTAGを推論するダウンストリーム分析で構成されている。ここで、TAGは、各

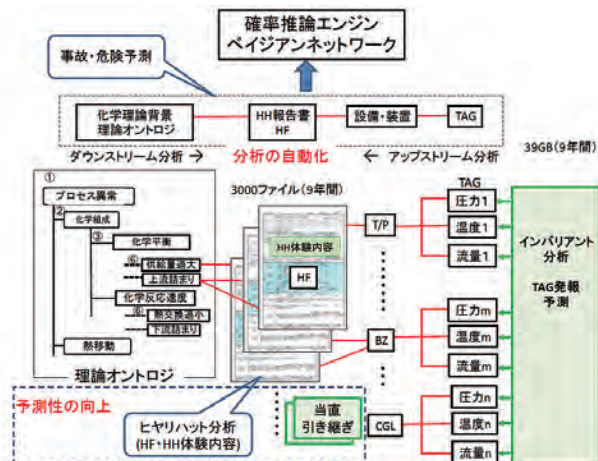


図 13 事故予兆の確率推論システム

種センサの識別番号を表しており、生産情報学では、製造データから得られた製造の異常（発報）情報を表す。

#### 4.2.1 理論オントロジー

ヒヤリハット報告に含まれる現場で発生する事象の原因を化学理論的に分類し、木構造に体系化した理論オントロジーを利用する。理論オントロジーは、生産情報学における普遍的理論背景となる。本オントロジーの概要を図14に示す。本オントロジーでは事象の原因が化学理論知識として抽象-具体の関係を表す *is-a* 関係に基づき、ルート（親ノード）から順に6桁の数字と共に階層的に体系化されている。現場で発生する事象の原因は、プロセス異常、火災の危険、有害物危険、測定装置異常、機械的危険、プラント外、及び安全設備・手順異常のいずれかに分類できる。例えば、プロセス異常のさらなる原因は、化学組成、熱移動、物質移動のいずれかに分類できる。その中でも化学組成のさらなる原因は、原料組成変化、化学平衡、化学反応速度のいずれかに分類できる。このように最大で六階層まで分類する。本オントロジーの末端ノードに位置する概念は事象の本質的な原因である。本オントロジーのルートから順に、理論的一次原因、理論的二次原因、理論的三次原因、理論的四次原因、理論的五次原因、及び理論的六次原因とする。

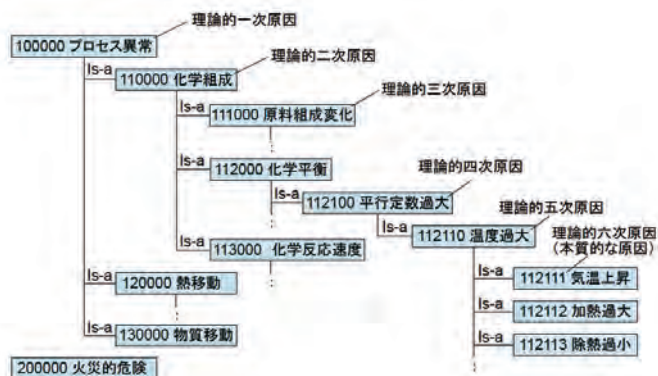


図 14 理論オントロジーの構成

本オントロジーのルートから論理的に展開された理論的原因が、対応するヒヤリハットに紐付けられている。ここでは、1件のヒヤリハットにつき、一連の理論的原因が紐付けられている。紐付けの概要を図15に示す。例えば、特定のヒヤリハットにおいて、プロセス異常が原因であり、その中でも木構造の分枝として、順に化学組成→化

学平衡→平衡定数過大→温度過大→気温上昇が原因であると展開した場合は、理論的一次原因として100000 プロセス異常、二次原因として110000 化学組成、三次原因として112000 化学平衡、四次原因として112100 平衡定数過大、五次原因として112110 温度過大、六次原因として112111 気温上昇を紐付けた。

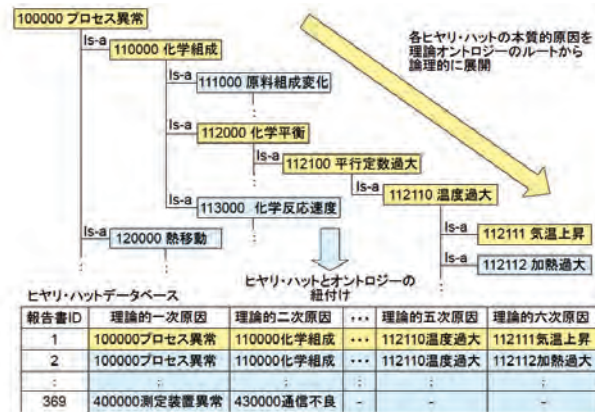


図 15 理論オントロジーとヒヤリハットの紐付け

#### 4.2.2 自然文の分類

確率推論によって階層的な事故や危険に関わる「不具合」とその「対策」を分析するため、ヒヤリハット報告について三段階の分類を行い、これらを教師データとした。例として、不具合（一般的不具合）の分類を表3に示す。これらの教師データをもとに、機械学習によって、全9年間のデータを分類する。

表 3 自然文の分類（一般的不具合）

第一級不具合	第二級不具合	第三級不具合	第三級不具合内容
機器の不具合	ずれ・漏み	ずれ	蓋のずれ、要素格のずれ
		漏み	ノズルの漏み、ノズルが漏れ、フィルターが破れ、ネジが緩み、ソケットの漏み、押さえネジの漏み
	破損	割れ	ガラスの割れ、ガラスにひび、気が割れ、溶接部分に穴
		折れ	蓋みぎの足が取れ、折損、スバチのネジ曲がり
	欠陥	見づらい	蓋が見づらい、汚れて表面見え
		不足	ハンドルがない、つけていたアースがなくなる、キャップがついていない、テープが剥がれ読取もない、ボルトの締め止め
	弁の状態変化	劣化	密封が薄く、保護材の劣化、保護はがれ、ドレン弁が閉まっている、ベント弁が開いている、バルブが開、コック弁のみ閉止、コックが開、弁の抜け込み
		弁の開き	弁の開き
		弁の微開	元弁開度が微開、パイプが微開
		弁が全開	バルブ全開、弁が全開
機械異常	弁の開閉	弁の開閉	弁の開閉
		弁の開閉	弁の開閉
	精製装置の異常	精製装置の異常	LSの不具合、故障、トランスが壊れた、切込ラインの破れ、ポンプが空引き、過剰の容器で稼働しない、OH(自動応動)されていない
		精製装置の異常	ファンリッパの出っ張り、ゴミやスケールで機器トラブル、制御異常、制御切れ、オーバートリップ、トリップ

#### 4.2.3 ヒヤリハットデータの確率推論

確率推論(ベイジアンネットワーク)によって、

発報 TAG 群(製造プロセスの異常情報)に関わり、ヒヤリハットに含まれる重大な事象を推論する。推論に用いるデータベースの概要を表4に示す。

表 4 オンロトジーとヒヤリハットの紐付けデータ

報告書No.	理論的一次原因	理論的二次原因	心理面	技術面	思い込み	経験不足	結果の重大性	T0001	T0002
1	火災の危険	危険物漏洩	1	0	1	0	火傷・けが	1	0
2	火災の危険	危険物漏洩	1	0	1	0	品質低下	0	1
3	有毒物の危険	有毒液体噴出	0	1	0	1	火傷・けが	0	0
4	火災の危険	危険物漏洩	0	0	0	0	公害	1	0

HH番号

理論オントロジー(全六次)

人的要因(HHより)

HHより TAG発報情報

T0001	T0002	不具合第一	不具合第二	対策第一	対策第二
1	0	材料の異常	噴出・吹き出し	作業	調整・変更
0	1	機器の不具合	欠陥・欠損	作業	補修・修復
0	0	材料の異常	噴出・吹き出し		
1	0	機器の不具合	ずれ・緩み	確認・連絡	異常ないか確認

分析データベース(9年間)に基づいて確率推論を行った。ここでは、TAG「PC43202」と「PC43203」を発報させ、自然文のうち不具合の分析を行った。ここで、これらのTAGは、接触改質装置の水素ガスの圧力調節計を表す。証拠状態を、それぞれが最大値となる確率推論の連鎖「人的エラー」→「不注意」→「不注意による落下」「作業の不注意」となる。このように、アップ及びダウンストリーム分析では、各ノードで最も高い確率を示すイベントを証拠状態(確率値=1.0)として推論を連続的にを行い、各階層で最も関係の強い事象を抽出する。推論事例を図16に示す。

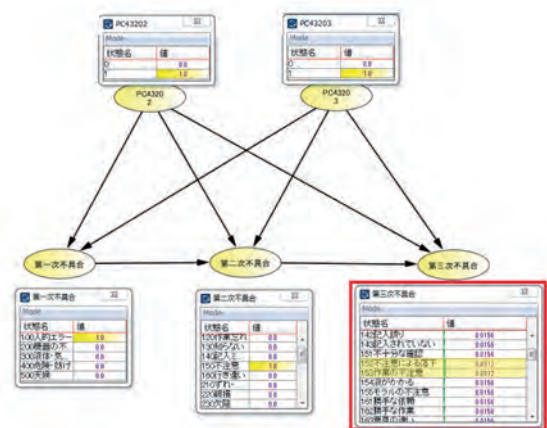


図 16 自然文(不具合)の推論例

次に、自然文のうち、対策の分析を行った。証拠状態を、それぞれが最大値となる確率推論の連鎖「作業」→「調整・変更」→「弁の調整」となる。「対策」の推論事例を図17に示す。



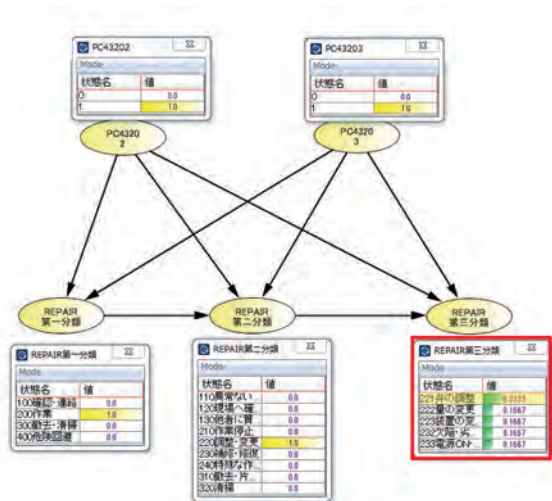


図 17 自然文（対策）の推論例

上記の方法を用いて複数の TAG を発報させたときの確率推論の結果の事例を表 4 に示す。

表 4 自然文の推論結果

発報 TAG		正常 TAG	異常 TAG	異常 TAG
不具合 (FAULT)	第一次不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合
	第二次不具合	300 液体・気体の不具合	300 液体・気体の不具合	300 液体・気体の不具合
	第三次不具合	300 液体・気体の不具合	300 液体・気体の不具合	300 液体・気体の不具合
	第一次対策	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合
	第二次対策	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合
	第三次対策	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合
対策・行動 (REPAIR)	第一次対策	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合
	第二次対策	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合	200 液体・気体の不具合
装置情報	装置分類	装置・流体・気体・固体など	装置・流体・気体・固体など	装置・流体・気体・固体など
	装置番号	F-2201A	D-2201B	D-2201B
理論的原因	理論的原因	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合
	理論的原因	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合
	理論的原因	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合
	理論的原因	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合
	理論的原因	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合
	理論的原因	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合	50000 液体・気体の不具合
Human Factor (人的要因)	人的要因	人的要因	人的要因	人的要因
	人的要因	人的要因	人的要因	人的要因
結果の重大性		火災・爆発	火災・爆発	火災・爆発

選択不可：同一推論値 DBIに情報なし

ここで、証拠状態とした 4 件の TAG は、常圧蒸留装置の TAG であり、2 件の装置は、それぞれ、F-2201A : CRUDE HAETER (原油加熱炉) と D-2201B : DESALTER (脱塩器) である。2 件の TAG (PC2205 と PC2222) による推論において、液体・気体の不具合は「加熱炉の燃料 (オイル・ガス)」であり、対策・行動が「燃料の調整」となる。また、2 件の TAG (PC2201 と T2203) による推論において、液体・気体の不具合は「脱塩する原油」である。

本研究では、モデル事業で技術スタッフや運転員 (操業オペレータ) が、インバリエント分析 (NEC 社製プロセス異常検知システム) によって得られ

る意味のある発報 TAG を用いて確率推論を行い、連動した事故予兆や危険度を分析して実証を行う。そこで、現場で容易に実行できるプログラムを開発した。ここでは、上記で示したように、ある証拠状態のもとで、条件確率値が最大になる事象を連続的に証拠状態とし、自動的に推論を行う方法を「一括推論」とする。また、手動で証拠状態を設定して推論を行う方法を「逐次推論」としている。以下に、アップストリーム分析時のプログラム実行画面を示す。ここで、証拠状態とは、ベイジアンネットワークにおいて、特定の事象 (ノード) が発生させる事を言う。

インバリエント分析で抽出された TAG を発報させて確率推論を行った。その結果を図 18 に示す。



図 18 発報 TAG による確率推論結果

ここで、理論的原因が「選択不可」となっているのは、関わるヒヤリハットデータの数が少なく、計算結果に統計的意味を持たないことを意味している。

また、この事例について、モデル事業所の熟練技術スタッフによって作成された事故予兆シナリオを図 19 に示す。ここで、シナリオとは、確率推論結果に基づいて自己の経験に照らして実際に起こりえるであろう事故や危険の予兆を想像したものである。確率推論の結果は複数個のヒヤリハット報告を統計処理した情報であることから、シナリオ作成者の持つ個々のヒヤリハットの記憶量よりも、保有する経験知の広さや深さによって、その内容が異なる。この例では、不具合の具体的な事象を示している「不具合」の欄の「液体」と自己の経験知 (装置番号 T-8302 T-8305 は分解軽質軽油を貯蔵するタンクに付与されている) を用いて分解軽質軽油を想像し、「除去と清掃の対策」を予兆している。また、「圧力低下」については想像することなく、直接的にシナリオに記載されている。

発報TAGはC-4503に付属する計器であり、装置番号「T-8302・T-8305」より当該装置の処理油種の一部である分解軽質軽油の量の急激なDOWNや急な性状の変化があったのではとの予測が出来る。  
一方、不具合、対策・行動の項より、当該装置についている循環冷却水のメインストレーナーの詰まりが発生し、そのストレーナーバイパスを急激に開けたことによりその量が一時的に上昇し、当該タワーの圧力低下に結び付くのでは？との予測もできる。

図 19 確率推論結果のシナリオ作成例

一方、本確率推論に関わる事象が発生したときに作成されたヒヤリハット報告を図 20 に示す。確率推論の結果には、ヒヤリハット内の「圧力の低下」や「清掃」が含まれており、確率推論の正当性が示されている。また、「後でわかった」が確率推論では「知識不足」として反映されており、確率推論の妥当性が見出せる。モデル事業所の評価として「本事例については事故までには至らないと考えるが、装置の変動の気付きとして評価できる」としている。

C-4503 のオフガスが4800→3300m3N/hへ急激に変化した。原因が判らず HMFの圧力が低下してびびりした。当日 CLOタンク T-8302 開放清掃準備で T-8305 → T-8302 切り替えを実施しており、T-8302 には置換用に TLGO が張り込まれていたため切り替えによるフィードの性状変化によるものと 後でわかった。

図 20 確率推論結果に関連するヒヤリハット

ヒューマンファクターの分析に加え、ヒヤリハット報告に記述された自然文（ヒヤリハット体験内容）を階層構造に類別してデータベース化して確率推論を行った。また、意味のある発報 TAG を用いた確率推論を行い、その結果から技術スタッフによって事故や危険に関わる予兆を見出すシナリオを作成した。

本事例では、図 11 の知的製造において、意味のある発報 TAG 群がプロセスデータから得られた製造情報であり、ヒヤリハットにはヒト（操業オペレータ）の経験知やノウハウが含まれている。また、理論オントロジーは石油化学（石油精製に関わる危険性）の普遍的知識である。本研究では、これらを紐付けしたデータベースに確率推論を適用して事故予兆を行い、その「気付き」と人の経験知からシナリオを想像することを特徴とするリスクアセスメントシステムの構築を目指している。

なお、本項目の内容は、経産省「平成 28 年度 IoT 推進のための新産業モデル創出基盤整備事業（自主保安高度化に向けた実証事業）」の成果として公表する。

#### 4. おわりに

筆者は、企業において、主に制御理論を応用したプロセス制御システムや最適化理論によるスケジューリング技術を開発してきた。これらの技術

は、これらの手法は数理科学を基盤としており、理論的な最適性は保証されている。しかし、現実の様々な変化や誤差に対しては脆弱である。大学では、現場で発生する変動や現実の操業ノウハウを考慮したロバストスケジューリングや人（操業者や技術スタッフ）の発信する情報を含むヒヤリハット報告をビッグデータとして活用したリスクアセスメントシステムを開発してきた。これらは、理論、プロセスデータ、および人の経験知やノウハウによる知的生産システムとして統合化するとともに、生産情報学として体系化される。

#### 参考文献

- [1] 北村, 能勢, 小西, 中田, 高橋: 油圧圧下 AGC の最適制御ゲインの設計, システム制御情報学会論文誌, Vol. 2, No. 5, pp. 147-154, 1989
- [2] 中山, 北村, 能勢, 小西: 圧延板厚制御系 STR システム, 第 27 回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pp. 481-482, 1988
- [3] 北村, 高橋, 能勢, 小西, 菊地: 逐次推定法による圧延のロール偏心制御, システム制御情報学会論文誌, Vol. 2, No. 9, pp. 287-300, 1989
- [4] 村上, 西田, 三木, 松浦, 中尾: 連続铸造機湯面レベルの  $H^\infty$  制御, システム制御情報学会論文誌, Vol. 10, No. 11, pp. 607-615, 1997
- [5] S. Nisino, T. Omori, A. Kitamura, S. Kimura, R. Misumi and K. Semura: Optimum Calculation Method of Flux, Volume for Converter in Kakogawa Works; Proc. of Japan-U. S. A. Symposium on Flexible Automation, pp. 405-411, 1998
- [6] 楠本, 北村, 中村: 段取り時間を考慮した多品種少量製品製造向けロバストスケジューリング, 第 56 回システム制御情報学会研究発表講演論文集, T13-4, pp. 283-284, 2012
- [7] 北村ほか: 平成 28 年度 IoT 推進のための新産業モデル創出基盤整備事業(自主保安高度化に向けた実証事業) 報告書, <http://www.nedo.go.jp/content/100865368.pdf>