

AI 技術により予測精度を高めたエネルギー制御パッケージ「EMS-Package」

“EMS-Package,” Energy Control Package with AI-Based Highly Accurate Prediction

鳴海 克則 NARUMI, Katsunori

丹下 吉雄 TANGE, Yoshio

島崎 祐一 SHIMASAKI, Yuichi

国外の製鉄所では、個別設備のエネルギーが計測できていないところが多く、製鉄所全体のエネルギーの見える化が進んでいない。そのため、需要予測の精度が上がらず、最適運用計画の省エネルギー（省エネ）効果も低い。これに応えるために富士電機は、AI 技術を用いて個別設備のエネルギーが計測できていない製鉄所にも適用できる予測方式を開発し、「EMS-Package」に追加した。本パッケージは、主にモデリング、可視化、最適運用、需要予測の機能で構成され、最適計算エンジンにより最適運用計画を作成し、これに沿ってオペレーターが運用することによって省エネが実現できる。

Many steelworks outside Japan cannot reliably measure the energy of individual pieces of equipment. As a result, it has not been possible to visualize the energy of the entire steelworks. This has hindered accuracy in demand prediction and has caused their optimal operation plans for energy savings to be less effective. To improve this situation, Fuji Electric has developed a new AI-based forecast method that steelworks can apply even if they cannot measure the energy of individual pieces of equipment. The package mainly consists of functions for modeling, visualization, optimal operation and demand forecast. It uses an optimization calculation engine to create optimal operation plans for operators to save energy.

1 まえがき

製鉄所では、生産に必要なエネルギー量は一定ではなく生産状況により大きく変動する。重油や LNG (Liquefied Natural Gas)・LPG (Liquefied Petroleum Gas)、電力などの購入エネルギーに加えて、生産設備で生じる副生エネルギー（副生ガスや蒸気、電力など）などの多様なエネルギーが製鉄所で消費されている。

製鉄所のエネルギー管理部門は、複雑に絡み合う購入エネルギーと副生エネルギーの需要と供給を均衡させるだけでなく、最適に制御することでエネルギー消費量や温室

効果ガスの排出量を削減する重要な役割を担っている。

富士電機は、このようなエネルギー管理部門向けに予測モデルとプラントモデルによる複数エネルギーの需要予測を行い、最適運用方案を作成し、それに基づいた自動制御を特徴とした鉄鋼分野向け EMS (Energy Management System) ソリューション⁽¹⁾を 2011 年に上市した。

また、特に国外の製鉄所向けに、プラント設備情報や設備特性など最低限の情報入力と過去のプラント操業データを基にエネルギーの需要を予測し、その結果から最適運用計画を一定時間ごと（30 分ごと）に自動出力する「EMS-Package」を開発した。オペレーターがこの最適運用計画

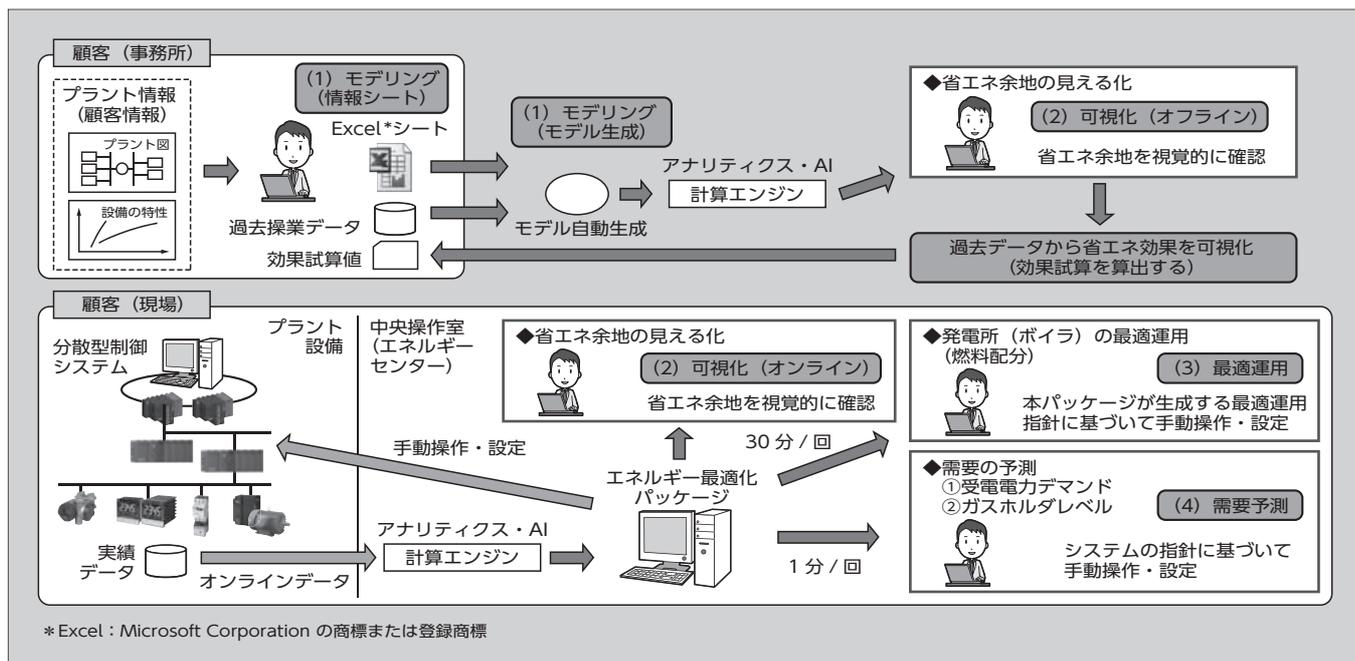


図1 「EMS-Package」の全体処理フロー

を基に操業することで、購入エネルギーの低コスト化を図ることができる。

しかし、国外の製鉄所では、個別設備のエネルギーが計測できていないところが多く、製鉄所全体のエネルギーの見える化が進んでいない。そのため、需要予測の精度が上がらず、最適運用計画の省エネルギー（省エネ）効果も低い。

そこで、個別設備のエネルギーが計測できていない国外の製鉄所にも適用できるように予測方式（AI 技術）を開発して EMS-Package に追加した。図 1 に本パッケージの全体処理フローを示す。

2 「EMS-Package」の主要機能

本パッケージは、次の四つで構成されている。

- (1) モデリング（情報シート、モデル自動生成）
- (2) 可視化（オフライン、オンライン）
- (3) 最適運用（ボイラの燃料配分）
- (4) 需要予測

2.1 モデリング

ユーザー自身が簡単にモデルを構築できる仕組みとした。すなわち、OA ツールとして標準的な Excel 形式の“情報シート”^(注)に、製鉄所の発電設備であるボイラ・タービンなどの台数、設備特性情報、設備間接続情報（各設備のエネルギー供給元・エネルギー供給先情報）、購入エネルギーのコスト情報（単価）などを所定のフォーマットに入力する。さらに、過去の運用実績データを入力することで、モデルを自動生成する。省エネの目的ごとに、次の 6 種類の最適モデルが生成される。

- (1) 購入電力コスト
- (2) 受電コスト
- (3) 副生ガス放散量
- (4) ボイラの燃焼配分
- (5) タービンの蒸気配分
- (6) タービンの抽気配分

2.2 可視化

可視化（オフライン）においては、過去の実績データを 6 種類の最適モデルごとのエネルギーコストに変換する。その結果をグラフ上にプロットすることで、操業中の省エネの改善余地を可視化することができる。

可視化（オンライン）においては、既存プラント設備と OPC（Open Platform Communications）インタフェースで通信が可能である。リアルタイムに収集したプラントの現状と、最適運用後の省エネ状態を同時に表示できるため、省エネ運用状態の効果を可視化することができる。

2.3 最適運用と可視化（オンライン）

最適運用においては、プラントデータ（実績データ）をオンラインで収集し、最適計算エンジンにより 30 分ごとで 24 時間先までの発電所の最適運用計画（エネルギー配分）を作成する。オペレーターが、この最適運用計画に沿って運用することによって、省エネが実現できる。

2.4 需要予測

国外では副生ガスの発生量を転炉ごとではなく合計量だけを計測している製鉄所が多い。

また、高炉ガスや転炉ガス、コークスガスなどの各副生ガスを混合したガス（MIX ガス）を発電設備やコークス工場などの設備で使用し、残った MIX ガスを MIX ガスホルダに貯蔵している製鉄所も多い。

オペレーターが、この MIX ガスホルダの貯蔵量（レベル）を的確に予測した最適運用計画に沿って操業できれば、余剰となってしまった副生ガスの大気への放散量を低減するだけでなく、重油や LNG・LPG、電力などの購入エネルギーを削減して、運用コストが削減できる。

MIX ガスホルダのレベルの予測精度を高めるため、2018 年度に、線形回帰を用いた予測方式を開発した（予測誤差率 7～8%）。さらに、2019 年度には、AI 技術を活用し、非線形回帰を用いた予測方式もラインアップして予測誤差率の向上を図った。

3 回帰予測の比較

線形回帰を用いた予測方式と AI 技術による非線形回帰を用いた予測方式の予測精度結果を示す。図 2 は、線形回帰予測方式で予測精度の検証を行った国外の製鉄所のプラントの概略図である。

3.1 線形回帰予測方式

MIX ガスホルダのレベル（図 2 ⑤）を的確に予測するには、転炉ガスからの払出量（転炉ガスホルダからボイラへのガス供給量）（図 2 ②）の予測精度を高める必要がある。転炉はいわばバッチ処理なので、転炉の操業計画を用いて転炉ガスの発生量（図 2 ①）を予測することが望ましい。しかし、設備の都合により操業計画の入手ができなかった。そのため、現時刻における転炉ガス払出量（図 2

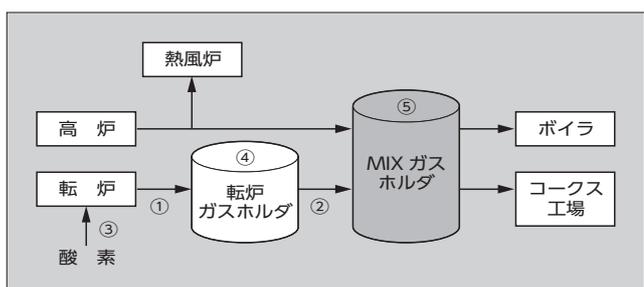


図 2 線形回帰予測方式の検証プラント概略図

〈注〉 Excel : Microsoft Corporation の商標または登録商標

②)、現時刻および 5 分前の転炉の酸素ガスの使用量 (図 2 ③)、および転炉ガスホルダのレベル (図 2 ④) の計五つの情報から線形回帰を使って転炉ガスの払出量 (図 2 ①) を予測した (線形回帰予測)。

図 3 に示すように転炉ガスの払出量の予測結果から MIX ガスホルダのレベルを予測した値と実績値とから予測誤差率を算出した。その結果、7.76% の誤差であった。

3.2 非線形回帰予測方式 (AI 技術による予測)

図 4 に示すようなホルダ容量が小さい場合は、オペレーターは常にガス払出量を調整してホルダのレベルを許容範囲に保つ必要がある。MIX ガスホルダのレベルの予測値の誤差が大きい場合は、ムダなエネルギーを消費することになる。

具体的には、次のとおりである。

- (a) MIX ガスホルダのレベルが上限を上回った場合、ガスを大気に放散する。
- (b) MIX ガスホルダのレベルが下限を下回った場合、ガスをボイラへ供給することができないため、発電量が下がる。そのため、重油を使って発電するか、購入受電 (受電) を増やす必要がある。

前述のようなムダなエネルギー消費を抑えるためには、現状の線形回帰予測よりも高い精度が必要である。そこで

新たに AI 技術による予測方式 (非線形回帰方式) を検討した。その結果、予測誤差率が 7.76% 以下である線形回帰に対して、非線形回帰では 6% 以下にすることができ、試算したところ年間 31 百万円のコストダウンができることが分かった。

15 分先の MIX ガスホルダのレベルを目的変数とし、各設備の現状実績値 (転炉ガス払出量合計値・高炉ガス払出量合計値・ボイラ負荷量合計値・熱風炉負荷量合計値・コークス工場負荷量合計値) を入力変数として相関分析を行った。

一般に相関係数は、±1 に近いほど強い相関となり予測精度が高くなる。しかし、これらの入力変数のうち、目的変数である 15 分先の MIX ガスホルダのレベルと相関があるのは各時点の MIX ガスホルダのレベルだけであり、しかも相関係数も 0.72 となり、図 5 に示すようにばらつきが大きい結果となった。

そこで、予測精度を上げるため、入力変数に各設備の各時点の実績値に加え 15 分先の各設備の実績値も加えて、相関分析を行った。図 6 に示すように相関係数は 0.96 となった。

15 分先の各設備データを精度よく予測できれば、15 分先の MIX ガスホルダのレベルを高精度に予測できることが分かった。

図 7 に線形回帰モデルに 15 分先の各設備のデータの実績値を入力して得られた予測値と実績値のトレンドを示す。線形回帰モデルの予測値と実績値がほぼ一致していることを確認した。

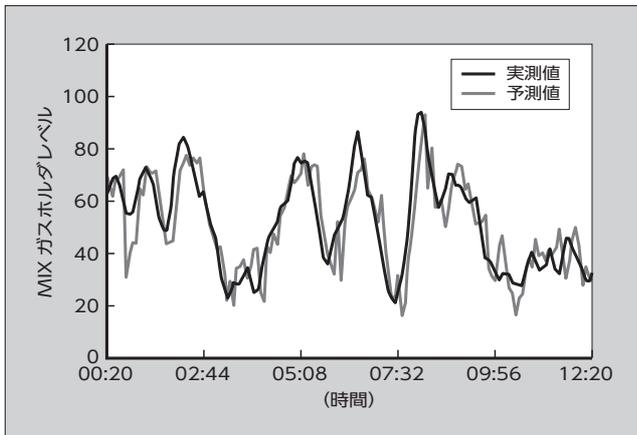


図 3 実績値と予測値のトレンド

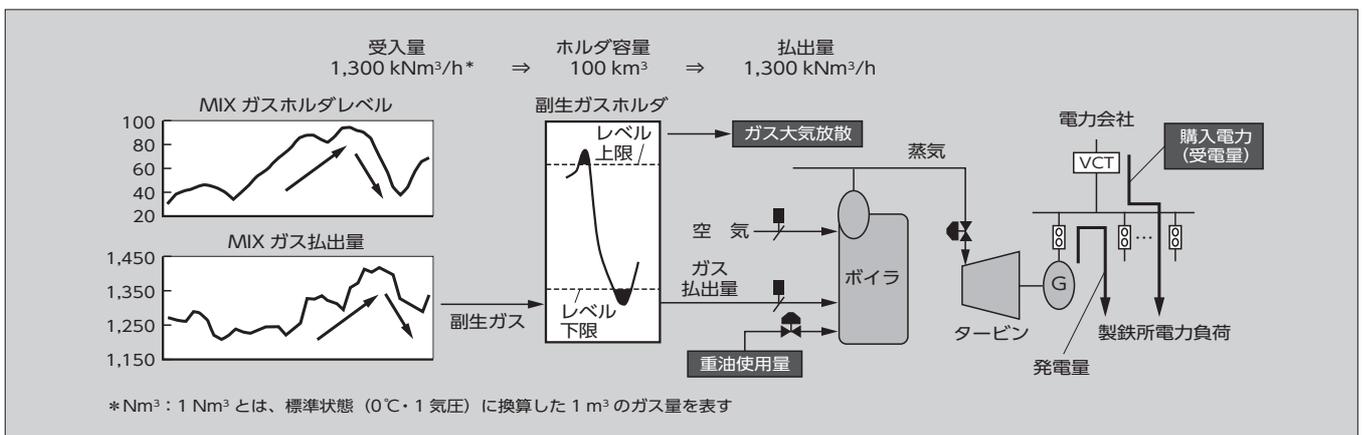


図 4 予測精度向上の必要性

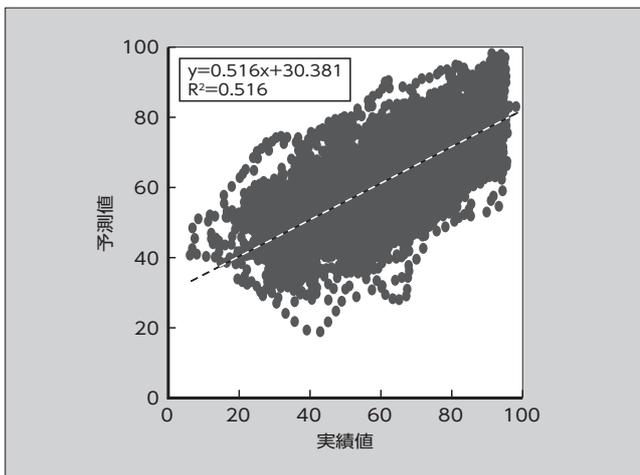


図5 各設備の実績値との相関分析散布図

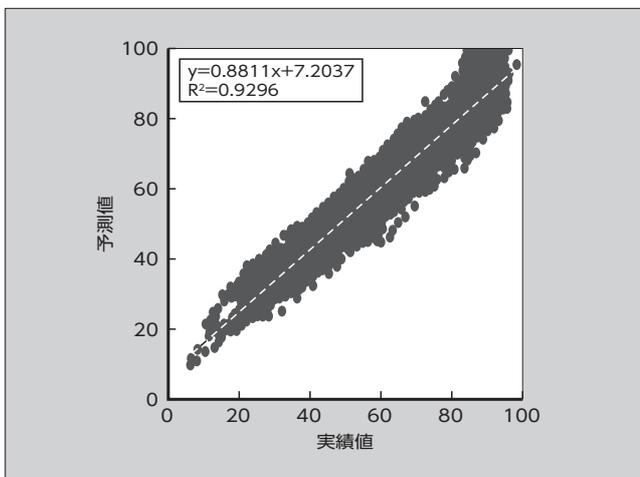


図6 各設備の15分先の予測値との相関分析散布図

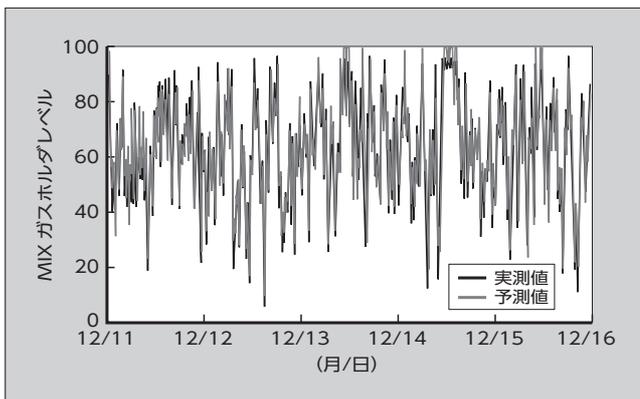


図7 15分先の線形回帰モデル予測値と実績値のトレンド

4 適用する予測方式の検討

15分先の各個別設備データの予測値を高精度なものにするために、表1に示す線形回帰方式であるPLS (Partial Least Squares)、AI技術を使用した非線形回帰方式であるJIT (Just-In-Time) とDL (Deep Learning) の3種類の予測モデルで検討した。

表1 適用した予測モデル

予測モデル	説明	非線形性
PLS (Partial Least Squares)	部分的最小二乗法	線形
JIT (Just-In-Time)	データベースに蓄積された過去事例の中から、予測対象時の条件(要求点データ)の近傍となる類似事例のみを抽出し、近傍内データにより局所モデルを構築する手法	非線形
DL (Deep Learning)	予測対象と入力因子の関係を、入力層、中間層(隠れ層)、出力層のユニットからなるニューロモデルにより表現する手法	非線形

(1) 各設備の15分先の予測

図8に示す各設備の①転炉ガス抽出量合計値、②高炉ガス発生量合計値、③高炉ガス負荷量合計値および④コークス工場負荷量合計値の15分先の予測結果(予測誤差率)を表2に示す。線形手法であるPLSよりも、非線形手法であるJIT、DLの予測精度のほうが高いことが確認できた。

(2) 15分先のMIXガスホルダのレベルの予測

各設備とMIXガスホルダのレベルの予測方式を検討するに当たり、各時点の15分先の予測を1分ごとに2日分のデータで表3に示す6種類の条件で比較した。なお、処理能力の観点からJITよりもサーバへの負荷が少ないDLのほうが適しているため、MIXガスホルダのレベルの予測にはPLSとDLを使用した。

表3に示す検証結果から、各設備の15分先をDLで予測し、その結果を用いて、PLSを使って15分先のMIXガスホルダのレベルを予測する方式の予測誤差率が6%以下と最も低い結果となった。これにより、製鉄所における購入エネルギーのコストダウンにつながる予測誤差率の改善が達成できた。

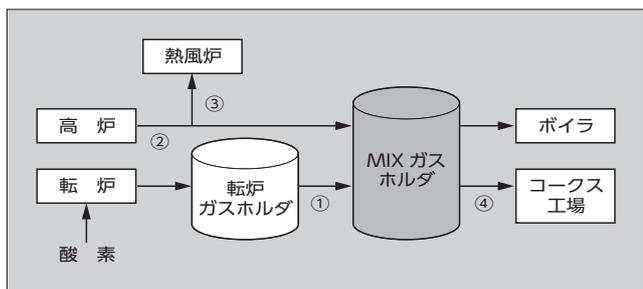


図8 非線形回帰予測方式の検証プラント概略図

表2 各設備の15分先の予測誤差率(%)

各設備のエネルギー	予測誤差率(%)		
	PLS	JIT	DL
①転炉ガスの抽出量	7.71	7.34	6.73
②高炉ガスの発生量	0.84	0.54	0.65
③高炉ガスの負荷量	5.67	4.02	3.83
④コークスガスの負荷量	1.41	1.33	1.17

表3 MIX ガスホルダの予測誤差率 (%) の検証結果

ケース	アルゴリズム		予測誤差率 (%)
	各設備	MIXガスホルダのレベル	
1	PLS	PLS	8.10
2	JIT	PLS	7.46
3	DL	PLS	5.82
4	PLS	DL	7.95
5	JIT	DL	7.55
6	DL	DL	6.89

5 あとがき

AI 技術により予測精度を高めたエネルギー制御パッケージ「EMS-Package」について述べた。

富士電機では、製鉄所のエネルギー運用に関する長年の経験を生かして、最先端の制御技術、ソフトウェア技術（最適化技術）を用いたエネルギーの最適化による省エネルギー運用を実現している。

省エネルギー運用を実現できていない国外製鉄所、特にインドや中国向けに導入・普及させることによって、国外においても省エネルギーや温室効果ガスの排出削減に貢献していく所存である。

参考文献

- (1) 鳴海克則ほか. 製鉄所のエネルギー管理を最適化する「鉄

鋼EMSパッケージ」. 富士電機技報. 2013, vol.86, no.3, p.177-181.

- (2) 鳴海克則ほか. 発電設備のエネルギー最適化パッケージ「EMS-Package LITE」. 富士電機技報. 2018, vol.91, no.3, p.135-138.



鳴海 克則

鉄鋼分野の計測制御システムのエンジニアリング業務に従事。現在、富士電機株式会社パワーエレクトロニクスインダストリー事業本部オートメーション事業部技術第一部担当課長。



丹下 吉雄

数理アルゴリズムを利用したエネルギーマネジメントに関する研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部デジタルイノベーション研究所 AI ソリューションセンター AI 研究部主任。電気学会会員。



島崎 祐一

各種産業システムへの予測技術の研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部デジタルイノベーション研究所 AI ソリューションセンター AI 研究部主任。電気学会会員。





*本誌に記載されている会社名および製品名は、それぞれの会社が所有する
商標または登録商標である場合があります。