利用 AI 技术提高预测精度的能源控制软件包“EMS-Package”

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

鸣海　克则 NARUMI, Katsunori　　丹下　吉雄 TANGE, Yoshio　　岛崎　祐一 SHIMASAKI, Yuichi

国外的钢铁厂大多无法对单个设备的能源进行测量，钢铁厂整体的能源可视化未能取得进展。因此，需求预测的精度提不上去，最佳运用计划的节能效果低。针对该问题，富士电机开发出了也可适用于无法使用 AI 技术测量单个设备能源的钢铁厂的预测方式，并将其添加到了“EMS-Package”中。本软件包主要由建模、可视化、最佳运用、需求预测等功能构成，通过最佳计算引擎制定最佳运用计划，操作人员按照该计划运行，即可实现节能。

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　引言

钢铁厂生产所需的能源量并非固定数值，会因生产情况而出现很大的波动。除了购买重油、LNG (Liquefied Natural Gas)、LPG (Liquefied Petroleum Gas)、电力等能源之外，钢铁厂还会消耗生产设备中产生的副生能源等（副生气体、蒸汽、电力等）多种能源。

钢铁厂的能源管理部门不仅需要平衡复杂地交织在一起的采购能源与副生能源的需求和供应，还需通过最佳控制，起到减少能源消耗量和温室气体排放量的重要作用。

通过预测模型和成套设备模型，富士电机为这些能源管理部门进行多种能源的需求预测，制定最佳运用方案，并在 2011 年推出了具有自动控制特点的钢铁领域用 EMS (Energy Management System) 解决方案[1]。

另外，针对国外钢铁厂特地开发了“EMS-Package”[2]，可根据成套设备信息和设备特性等最低限度的信息输入和成套设备历史操作数据预测能源需求，并根据其结果每隔一定时间（30 分钟）自动输出最佳运用计划。操作人员根据该最佳运用计划进行操作，可降低采购能源成本。

但是，国外的钢铁厂大多无法对单个设备的能源进行测量，钢铁厂整体的能源可视化未能取得进展。需求预测的精度得不到提高，最佳运用计划的节能效果低。

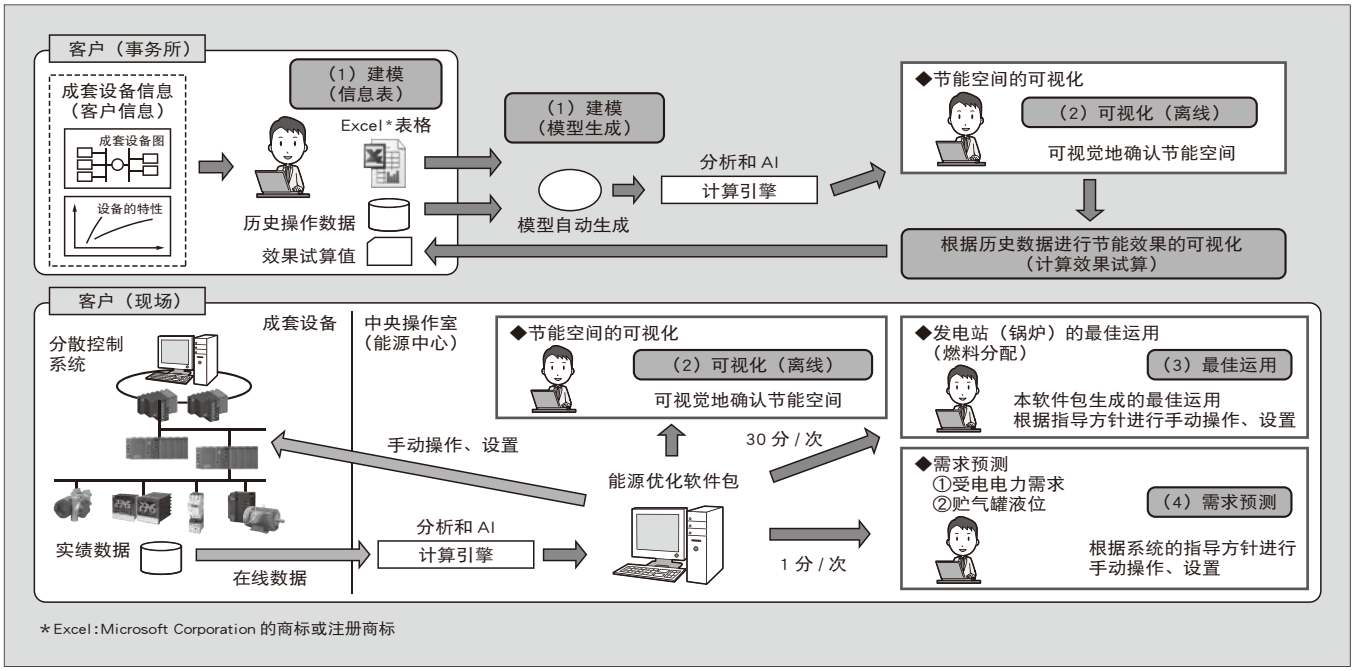

图 1　“EMS-Package”的整体处理流程

为此，富士电机开发了也可适用于无法测量单个设备能源的外国钢铁厂的预测方式（AI 技术），并将其添加到了“EMS-Package”中。**图 1** 所示为本软件包的整体处理流程。

2 “EMS-Package”的主要功能

本软件包由以下四个部分构成：

⑴ 建模（自动生成信息表、模型）
⑵ 可视化（离线、在线）
⑶ 最佳运用（锅炉的燃料分配）
⑷ 需求预测

2.1 建模

用户可利用本软件包自己轻松地构建模型。即，在作为 OA 工具的标准 Excel〈注〉格式的“信息表”中，以规定格式输入钢铁厂的发电设备（即锅炉、汽轮机等）台数、设备特性信息、设备间连接信息（各设备的能源供应方、能源供应对象信息）、购买能源的成本信息（单价）等。此外，输入历史实绩数据，即可自动生成模型。根据节能目的，可生成以下六种最佳模型。

⑴ 购买电力成本
⑵ 受电成本
⑶ 副生气体排放量
⑷ 锅炉的燃烧分配
⑸ 汽轮机的蒸汽分配
⑹ 汽轮机的抽气分配

2.2 可视化

离线可视化可将历史实绩数据转换为六种最佳模型的能源成本。通过在图表上绘制其结果，可对操作中的节能改善余地进行可视化。

在线可视化可通过 OPC（Open Platform Communications）接口与现有成套设备进行通信。因可同时显示实时收集到的成套设备现状和最佳运用后的节能状态，可对节能运行状态的效果进行可视化。

2.3 最优运用与可视化（在线）

在最佳运用状态下，在线收集成套设备数据（实绩数据），通过最佳计算引擎制定未来 24 小时内每 30 分钟的发电站最佳运用计划（能源分配）。操作人员根据该最佳运用计划进行运行，从而实现节能。

2.4 需求预测

国外大多数钢铁厂仅测量副生气体的总量，并不按每个转炉进行测量。

另外，也有很多钢铁厂在发电设备和焦炭厂等设备中使用混合了高炉气体、转炉气体和焦化气体等各副生气体的气体（MIX 气体），将剩下的 MIX 气体储藏在 MIX 贮气罐中。

如果操作人员按照准确预测该 MIX 贮气罐的储藏量（液位）的最佳运用计划进行操作，则不仅可减少过剩副生气体排放至大气中的量，还可削减重油、LNG 与 LPG 和电力等能源采购，从而降低运行成本。

为提高 MIX 贮气罐的液位预测精度，2018 年度开发了使用线性回归的预测方式（预测误差率 7 ～ 8%）。此外，在 2019 年度还推出了应用 AI 技术、使用非线性回归的预测方式，从而进一步改善了预测误差率。

3 回归预测的比较

给出了使用线性回归的预测方式与使用基于 AI 技术的非线性回归预测方式的预测精度结果。**图 2** 是用线性回归预测方式进行预测精度验证的国外钢铁厂成套设备示意图。

3.1 线性回归预测方式

为正确预测 MIX 贮气罐的液位（**图 2** ⑤），需提高转炉气体的排出量（转炉贮气罐向锅炉的气体供应量）（**图 2** ②）的预测精度。转炉为间歇式生产工艺，所以最好用转炉的操作计划来预测转炉气体的发生量（**图 2** ①）。但是，由于设备原因，未能取得操作计划。因此，根据当前时刻的转炉气体排出量（**图 2** ②）、当前时刻与 5 分钟前的转炉氧气使用量（**图 2** ③）以及转炉贮气罐的液位（**图 2** ④）等共五个信息，使用线性回归预测转炉气体的排出量（**图 2** ①）（线性回归预测）。

如**图 3** 所示，根据基于转炉气体排放量预测结果预测的 MIX 贮气罐液位的值和实绩值，计算出预测误差率。结果表明，误差为 7.76%。

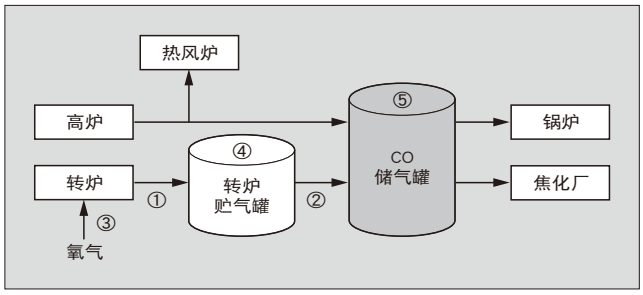

图 2 线性回归预测方式的验证成套设备示意图

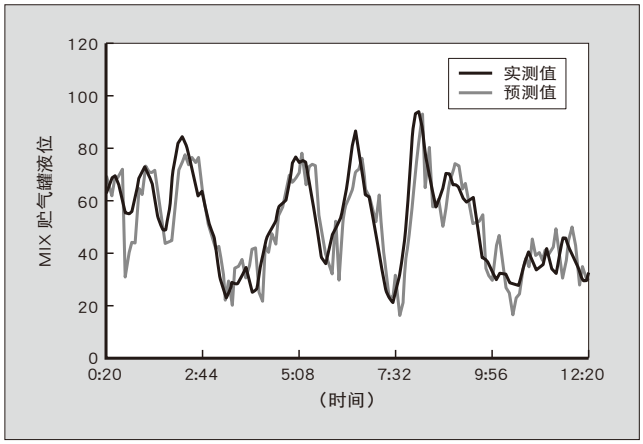

图 3 实测值与预测的趋势

〈注〉Excel：Microsoft Corporation 的商标或注册商标

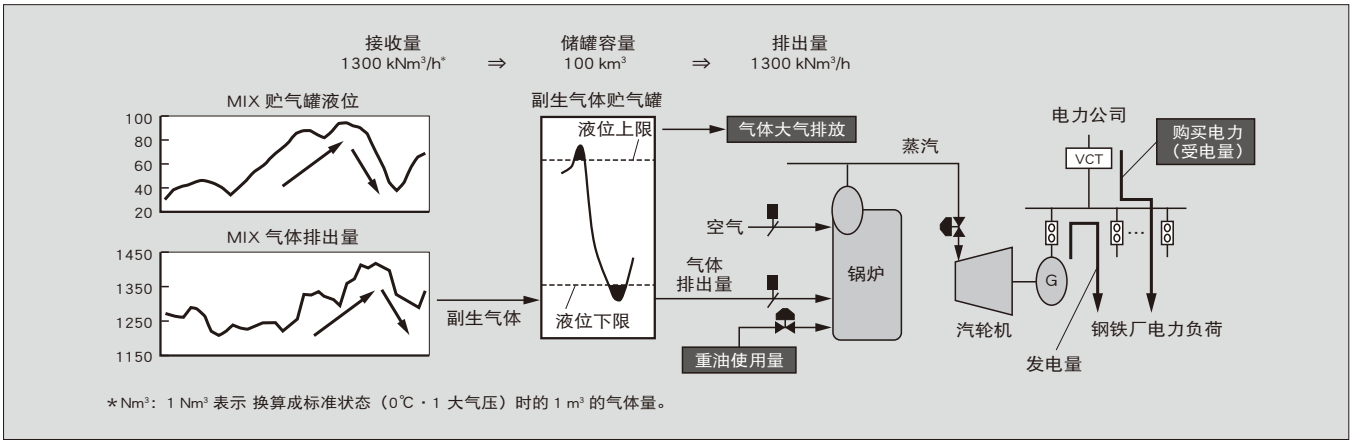

图 4　提高预测精度的必要性

3.2　非线性回归预测方式（基于 AI 技术的预测）

如**图 4** 所示，容器容量较小时，操作人员需经常调整气体排出量，使容器的液位保持在容许范围内。当 IX 贮气罐液位的预测值误差大时，会浪费能源。

具体情况如下所述：

(a)　MIX 贮气罐的液位超过上限时，向大气中排放气体。

(b)　MIX 贮气罐的液位低于下限时，不能向锅炉供应气体，发电量下降。因此，需要使用重油发电，或增加购买受电。

为抑制上述能源浪费，需要比现在的线性回归预测更高的精度。为此，我们重新探讨了基于 AI 技术的预测方式（非线性回归方式）。结果发现，相对于预测误差率在 7.76% 以下的线性回归，非线性回归可控制在 6% 以下，试算表明一年可降低 3100 万日元的成本。

将未来 15 分钟的 MIX 贮气罐液位作为目标变量，将各设备的现状实绩值（转炉气体排出量合计值、高炉气体排出量合计值、锅炉负荷量合计值、热风炉负荷量合计值、焦炭厂负荷量合计值）作为输入变量，进行了相关分析。

一般而言，相关系数越接近 ±1，相关性越强，预测精度越高。但是，在这些输入变量中，与目标变量未来 15 分钟的 MIX 贮气罐的液位相关的只是各时间点的 MIX 贮气罐的液位，而且相关系数也为 0.72，如**图 5** 所示，结果偏差大。

为提高预测精度，在输入变量中加上各设备各时间点的实绩值，再加上未来 15 分钟的各设备的实绩值，进行了相关分析。如**图 6** 所示，相关系数为 0.96。

结果表明，如果能高精度地预测未来 15 分钟的各设备数据，即可高精度地预测未来 15 分钟的 MIX 贮气罐的液位。

图 7 所示为在线性回归模型中输入未来 15 分钟各设备数据的实绩值而得到的预测值和实绩值的趋势。确认到线性

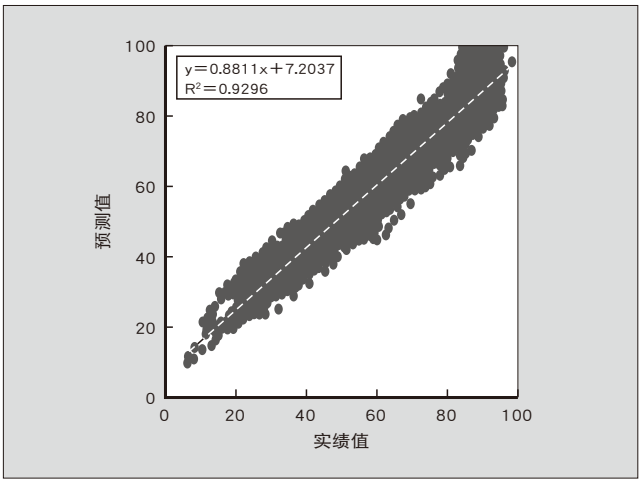

图 6　与各设备未来 15 分钟预测值的相关分析分布图

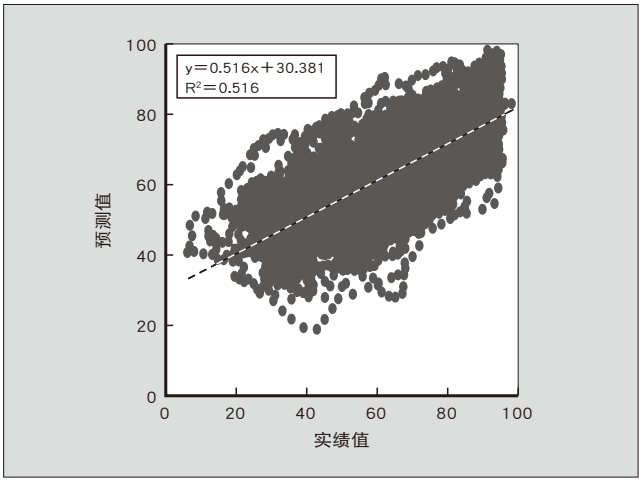

图 5　与各设备实绩值的相关分析分布图

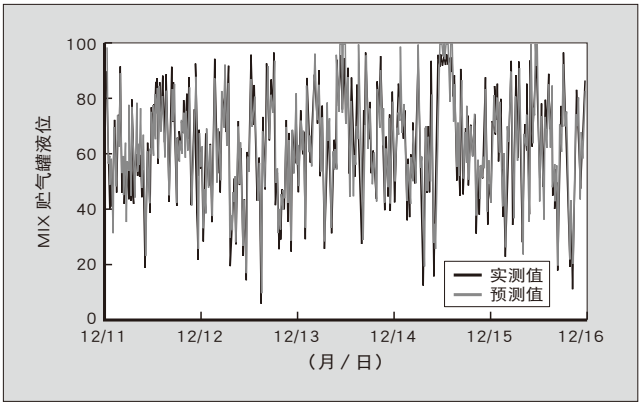

图 7　未来 15 分钟的线性回归模型预测值与实绩值趋势

回归模型的预测值与实绩值基本一致。

4 适用预测方式的探讨

为确保未来 15 分钟各单个设备数据预测值的高精度，利用**表 1** 所示线性回归方式 PLS（Partial Least Squares）、使用 AI 技术的非线性回归方式 JIT（Just-In-Time）和 DL（Deep Learning）这三种预测模型进行了探讨。

⑴ 各设备未来 15 分钟的预测

图 8 所示的各设备的①转炉气体排出量合计值、②高炉气体发生量合计值、③高炉气体负荷量合计值及④焦炭厂负荷量合计值未来 15 分钟的预测结果（预测误差率）如**表 2** 所示。结果表明与线性方法 PLS 相比，非线性方法 JIT、DL 的预测精度更高。

⑵ 未来 15 分钟的 MIX 贮气罐液位预测

在探讨各设备和 MIX 贮气罐液位的预测方式时，将各时间点未来 15 分钟的预测按分钟共 2 天的数据，根据**表 3** 所示的 6 种条件进行了比较。从处理能力来看，与 JIT 相比，对服务器施加负荷少的 DL 更为适合，所以在 MIX 贮气罐的液位预测中使用了 PLS 和 DL。

表 1 适用的预测模型

预测模型	说明	非线性
PLS (Partial Least Squares)	偏最小二乘法	线性
JIT (Just-In-Time)	从数据库中积累的历史事例中，仅提取预测对象时的条件（要求点数据）邻域的类似事例，通过邻域内数据构筑局部模型的方法	非线性
DL (Deep Learning)	通过由输入层、中间层（隐藏层）、输出层单元构成的神经模型来表现预测对象与输入因子的关系的方法	非线性

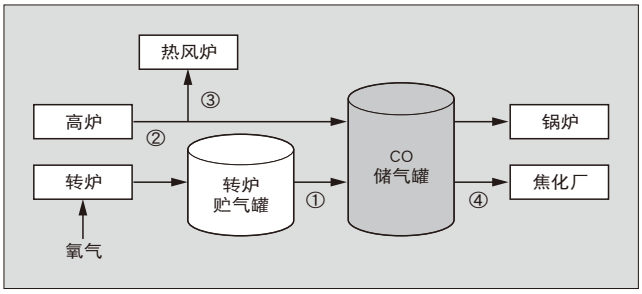

图 8 非线性回归预测方式的验证成套设备示意图

表 2 各设备的未来 15 分钟预测误差率（%）

各设备的能源	预测误差率（%）		
	PLS	JIT	DL
①转炉气体的排出量	7.71	7.34	6.73
②高炉气体的发生量	0.84	0.54	0.65
③高炉气体的负荷量	5.67	4.02	3.83
④焦化气体的负荷量	1.41	1.33	1.17

表 3 MIX 贮气罐预测误差率（%）的验证结果

案例	算法运算		预测误差率（%）
	各设备	MIX 贮气罐的液位	
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

根据**表 3** 所示的验证结果，用 DL 预测各设备的未来 15 分钟，再利用该结果用 PLS 预测未来 15 分钟的 MIX 贮气罐液位，这一方式的预测误差率在 6% 以下，是最低的结果。由此，改善了与钢铁厂降低采购能源成本密切相关的预测误差率。

5 后记

以上，对使用 AI 技术提高预测精度的能源控制软件包“EMS-Package”进行了论述。

富士电机凭借多年来在钢铁厂能源运用方面积累的经验，利用最先进的控制技术、软件技术（优化技术），通过能源优化实现了节能运用。

我们将向未能实现节能运用的国外钢铁厂，特别是印度和中国推广本产品，为国外的节能和削减温室气体排放做出贡献。

参考文献

⑴ 鸣海克则等. 优化炼铁厂能源管理的“钢铁 EMS 软件包”. 富士电机技报. 2013, vol.C5, no.4, p.215-219.

⑵ 鸣海克则等. 发电设备的能源优化软件包“EMS-Package LITE”. 富士电机技术期刊. 2018, vol.C10, no.4, p.162-165.

鸣海　克则

从事钢铁领域的测量控制系统的工程设计业务。现为富士电机株式会社电力电子系统电子系统工业事业本部自动化事业部技术第一部担当课长。

丹下　吉雄

从事与利用数理运算法则的能源管理相关的研究开发。现为富士电机株式会社技术开发本部数字创新研究所 AI 解决方案中心 AI 研究部主任。电气学会会员。

岛崎　祐一

从事各种工业系统、预测技术的研究开发。现为富士电机株式会社技术开发本部数字创新研究所 AI 解决方案中心 AI 研究部主任。电气学会会员。

富士电机

Fuji Electric

＊本刊记载的公司名称及产品，有可能是各相关公司的商标或注册商标。