作为创造价值核心的分析 AI

Data Analytics as Core of Value Creation

饭坂　达也 IIZAKA, Tatsuya　　大头　威 DAITO, Takeshi　　松井　哲郎 MATSUI, Tetsuro

IoT（Internet of Things）的发展使得大量数据能够轻易地收集到。用于创造顾客价值的核心技术是分析 AI。在工业领域运用分析 AI 存在以下三大课题：学习事例有限，无法得到实用性精度；推论结果的依据不明确，在需要可靠性的领域中的运用受限；普通设计人员难以建模。针对这些课题，富士电机凭借独特的创意将分析 AI 工具化，着重以需求较高的诊断和预测为对象，实装了多个方法以运用于各种对象。

The advance of the Internet of Things (IoT) facilitates the collection of a large amount of data. Data analytics is the core technology for creating customer value. There are 3 major challenges to apply this technology in the industrial context: (i) impractical accuracy when an insufficient number of cases are available for learning, (ii) limited application to areas that require clear explainability of results, and (iii) complex modeling for ordinary system designers. To solve these issues, Fuji Electric has leveraged its original innovations and developed data analytics tools. The implemented analytical methods ensure wide applicability, with a particular focus on diagnosis and forecasting, which are widely demanded.

1　引言

近年来 IoT（Internet of Things）的发展使得大量数据能够轻易地收集到。由此可创造各种价值的解决方案不断推出。本文将对产生该解决方案的核心技术，即作为创造价值核心的分析 AI 进行介绍。

2　分析 AI 需解决的课题

富士电机的分析 AI 是统计、机械学习、人工智能技术的总称，这些技术可用于进行识别、诊断、预测及优化（**图 1**）。这些技术在全球进步飞速，在围棋及日本将棋等比赛、图像识别等部分领域中甚至展示出超越人类的性能。但是，在工业领域的解决方案中，特别是在顾客需求众多且采取各种措施的识别、诊断和预测中，存在以下三大课题。

⑴　课题 a：无法通过有限的学习事例得到实用性精度

在工业领域中，不同用途的术语及数据趋势各不相同，因而学习事例较少，无法得到实用性精度。

⑵　课题 b：无法说明推论依据

推论结果的依据不明确，因此在要求可靠性领域中的运用受限。

⑶　课题 c：建模困难

建立高性能诊断预测模型需要数据科学家反复试验不断摸索地进行学习，普通设计人员很难完成。

3　分析 AI 的全貌

使用富士电机分析 AI 的解决方案被分为识别、诊断、预测和优化（**图 1**）。识别有声音输入、图像识别、意义分析等解决方案，可在制造现场保全作业效率化等方面创造顾客价值。诊断有异常诊断、剩余寿命推测等解决方案，可创造改善成品率、提高品质等顾客价值。预测有需求预测、预兆

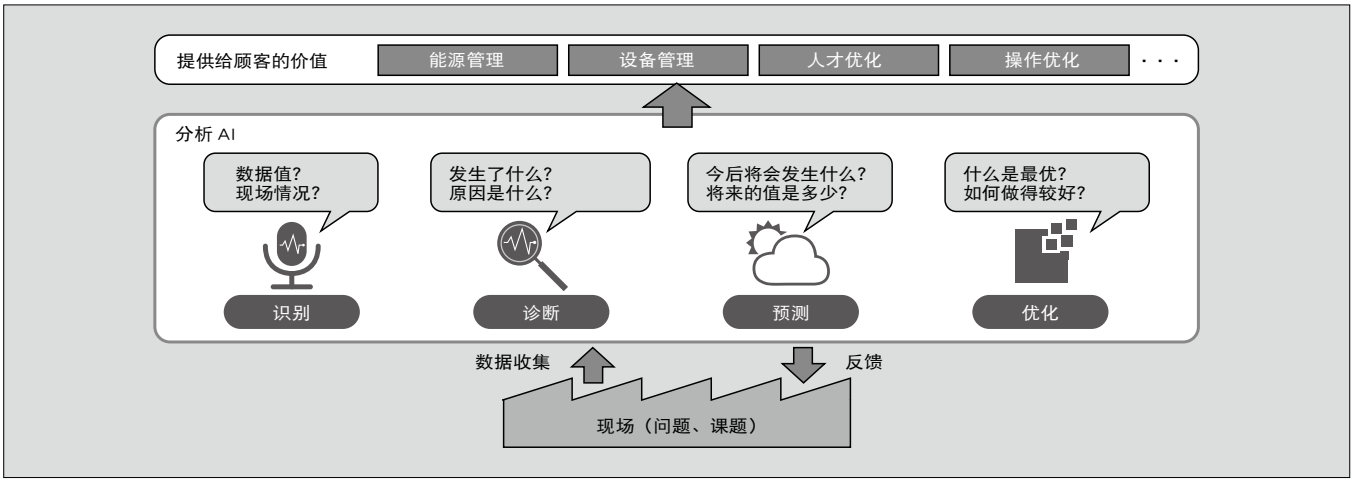

图 1　分析 AI

检测等解决方案，可创造削减成本、运行支援等顾客价值。优化有能源成套设备最优运行及发电计划等解决方案，可创造减少燃料费等顾客价值。

4 分析 AI 的介绍

分析 AI 是通过学习大量数据，建立并运用高精度模型，从而可实现各种解决方案的核心技术。下面将对**第2章**中提到的可解决课题的富士电机独创技术进行介绍。

4.1 文本识别技术

文本识别技术通常由以下三种处理组成

○将文章分割为单词、词类。
○将近义词转换成相同单词。
○根据分析目的，对文章进行加工、提取和统计。

使用文本识别技术进行的重要处理是将近义词转换成相同单词。开发从大量文件中自动创建近义词的技术，在容易收集学习事例的普通术语方面具有高精度。但是，在学习事例有限的工业领域中，存在**第2章**提到的无法得到实用性精度的课题 a。

富士电机编写了通过庞大事例学习的普通术语和通过有限事例学习的专业术语两本辞典，将近义词转换成相同单词。对分别使用这些辞典处理后的文章结果进行整合（**图 2**）。通过这些措施[(1)]在难以收集学习事例的工业领域中也能用普通术语进行补充，实现了较高的识别精度。

目前我们正在使用该文本识别技术开发成套设备保全系统。该系统从过去的保全记录中提取与成套设备当前情况相近的记录（故障状态、因素、处置结果），从而可缩短故障时间。

4.2 诊断技术

富士电机将在化学工艺领域有交货实绩的 MSPC（Multivariate Statistical Process Control：多变量统计式工艺管理）逐渐运用到异常诊断等诊断技术[(2)(3)]中。另外，为了在拥有复杂特性的对象上扩大运用，开发了使用机械学习的异常诊断技术。

针对复杂特性的诊断方法有多种。本节列举 Kernel-PCA（Principal Component Analysis：主成分分析）法。

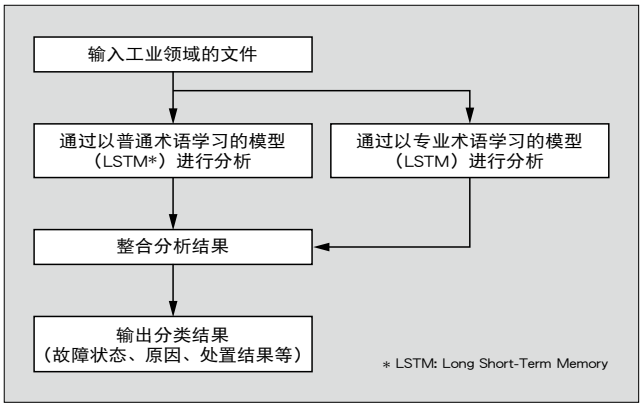

图 2 利用多本辞典的文本分析方法

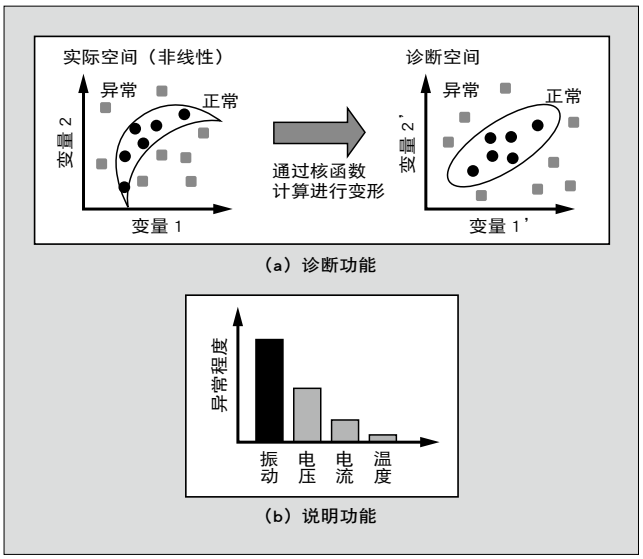

图 3 利用 Kernel-PCA 的诊断方法

通常的机械学习需要正常数据和异常数据两类学习事例。但是，实际制造工艺异常数据的学习事例较少，无法得到实用性精度（课题 a）。Kernel-PCA 只学习大量存在的正常数据，检测与正常数据不同的状态（异常），从而解决了该课题。

Kernel-PCA 是使用核函数将数据映射到高阶空间，然后在高阶空间进行 PCA，从而实现在非线性特性中也能进行诊断的方法。通常的 Kernel-PCA 可以进行正常及异常的诊断，但是当诊断为异常时，却没有判断哪个要素（例如，振动、电压等）是因素的手段（课题 b）。因此，富士电机将最尖端技术 RBC（Reconstruction Based Contribution）法[(4)]扩展运用在 Kernel-PCA 上，从而可提供与通常 MSPC 相同的诊断依据（**图 3**）。这样，顾客设备发生异常时，便可尽早采取对策。

4.3 预测技术

富士电机根据对象开发出各种预测技术。学习数据量有限的对象主要运用了 JIT（Just In Time modeling）预测[(5)]，可得到大量学习数据的对象运用了深层学习等分层型神经网络[(6)〈注〉]。

JIT 预测是从过去事例中提取与预测对象相似的数据进行预测的技术（**图 4**）。针对课题 a 和课题 b，以类似事例为基础作为目标对象，例如，对电力需求、商品销售量等进行预测。因此，原本学习数据有限的对象也能够进行实用水平的预测，具有可轻易弄清预测依据的特点（可出示“与预测对象日气温相似”“星期相同”等预测依据）。另一方面，针对课题 c 需要开发人员通过反复试验不断摸索来开发模型，确定将什么定义为类似。特别是电力需求、商品销售量等消费动向发生变化的对象需要每天更新类似的定义。富士电机针对该课题开发出使用机械学习之一的决策树，自动定义类似程度的方法。用决策树对预测对象最近的动向进行分析，根据由决策树获得的变量重要度自动定义类似度。

〈注〉神经网络、深层学习：参照 202 页“解说 1”

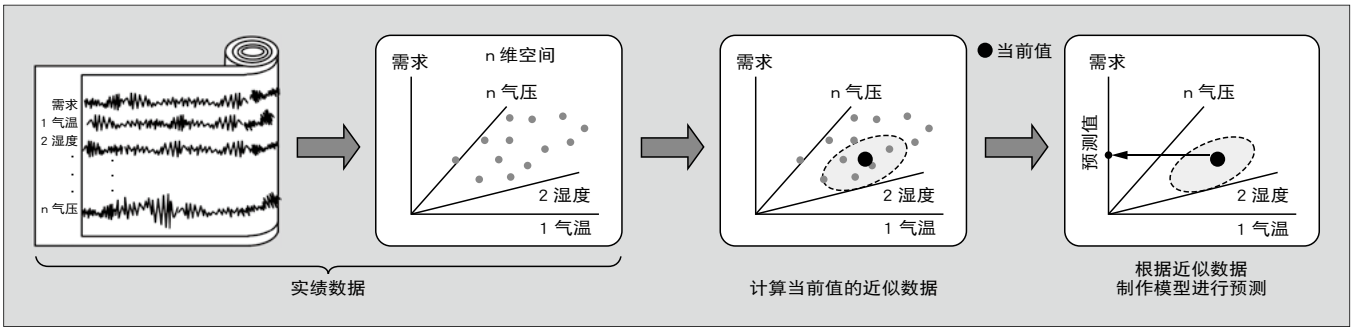

图 4　JIT 预测的概念图

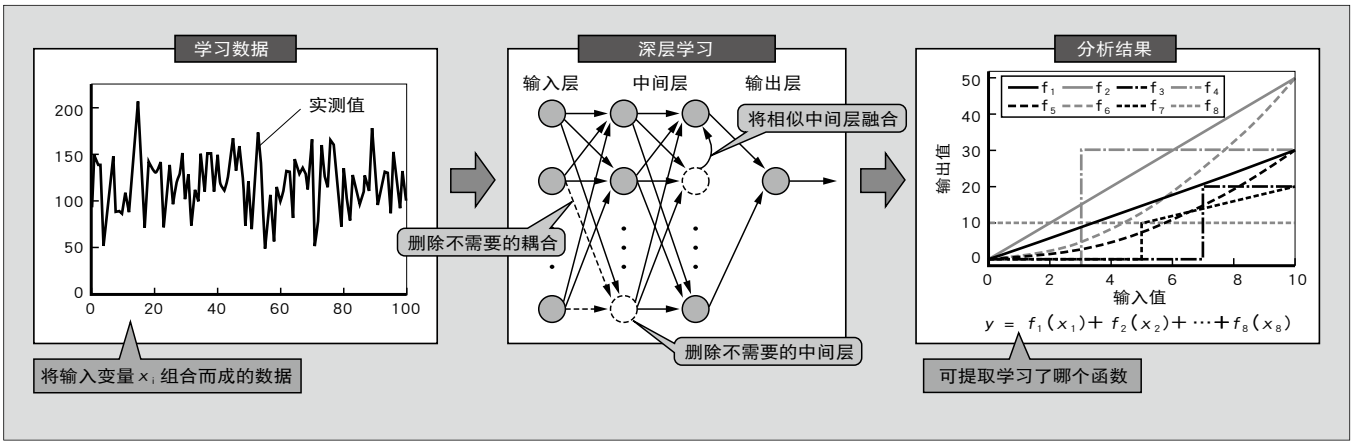

图 5　深层学习的分析流程

电力自由化实施时间尚短，因此本方法在学习数据量有限的新电力用解决方案即电力运营商用云系统“ECONO-CREA”中实用[7]。本系统由富士电机、株式会社 NTT DATA、株式会社协和 EXEO 三家公司联合开发，荣获 ASPIC IOT Cloud Award 2017 总务大臣奖和 ASP 及 SaaS 部门综合最优秀奖[8]。

为了同时解决课题 b 和课题 c，富士电机对分层型神经网络采取了独具创意的措施。针对课题 b，在网络结构上采取措施，提取输入输出相关关系来实现可视化，示出了预测依据。针对课题 c，过去经过反复试验不断摸索，确定了元件数量及其耦合状态。对中间层元件是否在学习过程中起到有效作用，是否无用进行判断，可自动删除不需要的部分。**图 5** 是按 4 层网络学习将特性不同的 8 种函数数据混合成数据时的分析流程。以函数形状提取在网络内学习的输入输出特性后可进行说明。3 层网络结构运用于大型电力公司的需求预测[6]、水库流量预测[9]、变压器的剩余寿命诊断[10]等。4 层以上网络结构已完成了原理开发，目前为在成套设备运行支援系统中运用正在进行深入开发。

表 1　分析 AI 工具的功能概要

分类	功能	方法
通用	清洗	缺损值及异常值的清除、置换、补充等
诊断	可视化	PCA（Principal Component Analysis：主成分分析）
		GTM（Generative Topographic Mapping）
		t-SNE（t-distributed Stochastic Neighbor Embedding）
	模型化	PCA
		PLS（Partial Least Squares：偏最小二乘法）
		Kernel-PCA
		SVM（Support Vector Machine）
		XGBoost（eXtreme Gradient Boosting）
预测	模型化	PLS
		JIT（Just in Time modeling）
		分层型神经网络（深层学习）
	品质仿真	PLS
		JIT

5　分析 AI 的工具化

虽然 IoT 化后可轻易收集各种数据，但是可对庞大数据进行分析的数据科学家却不够。富士电机为了让数据科学家以外人员也能轻易进行数据分析，而开展分析 AI 工具的研究开发。该工具着重以需求较高的诊断和预测为对象，实装了多个方法以运用于各种对象（**表 1**、**图 6**）。

通用功能有清洗功能。可轻易地进行缺损值及异常值的清除、置换和补充等通常占数据分析 8 成工作量的数据预处理，缩短数据分析作业。

诊断的可视化功能针对是否可诊断进行判断。将多维数据进行二维压缩，如果异常数据与正常数据分离显示则判断为可诊断，如果无法分离则判断为不可诊断。利用该功能可判断对象数据原本是否为可诊断的数据。

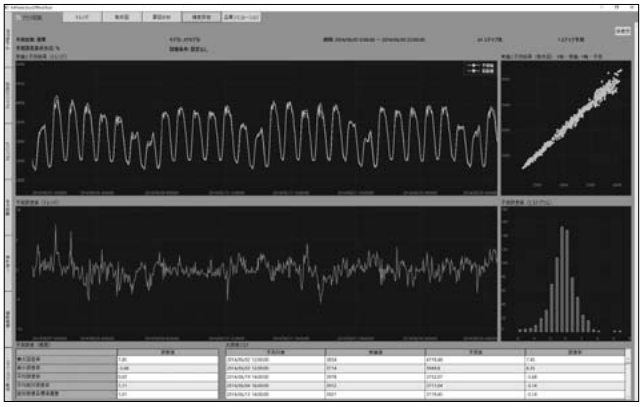

图 6　分析 AI 工具的预测画面例

图 6 为分析 AI 工具的预测画面例。之所以采取多个方法，是因为诊断及预测对象特性的复杂性导致适用方法不同的缘故。哪怕是数据科学家也很难判断哪种方法最佳，过去是通过反复试验来不断摸索。因此本工具拥有自动提出最佳方法的功能。可处理复杂特性的方法连同干扰一起学习，实际使用时精度有时反而会降低。为了防止这种情况，将学习数据与评价用数据明确分离，能够在与实际使用相同的条件下进行验证。利用这种机制即便不是数据科学家，也能轻易地进行数据分析及效果验证。

品质仿真功能以制造工厂、成套设备为对象计算出最佳的制造条件。本功能将过去各种正常条件与品质数据的组合作为品质仿真模型进行学习。对更改制造条件后的品质变化进行仿真，从而能够轻易地计算出有助于改善成品率、提高品质的制造条件。

6　应用实例

下面，对使用深层学习在某制造成套设备温度预测上的应用实例进行介绍。根据燃料、原料品质等几十种测量数据，对几小时后中间产品的温度进行预测。中间产品的温度会对最终产品的品质造成影响，所以需要正确控制，但是成套设备的时间常数较长，所以需要预测将来的温度，进行前馈控制。该成套设备的特性不仅复杂，而且还会因原料原产地及批次的不同而导致品质变化。因此很难利用计算机实现自动化，而根据人的判断进行控制。对此运用深层学习，能够将复杂现象模型化。利用最近的数据逐步更新模型，从而经时变化也能用计算机应对，而无需依靠人的判断。

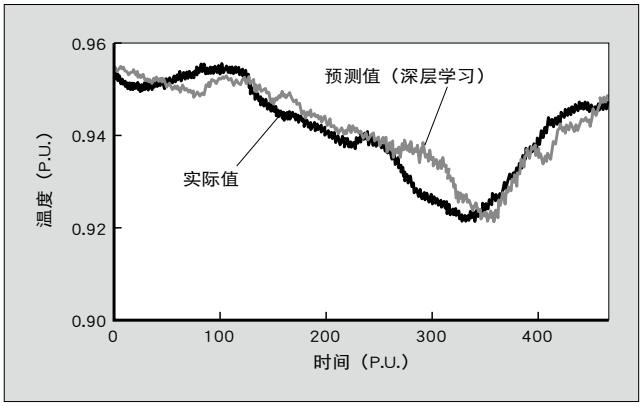

图 7　制造成套设备的温度预测结果

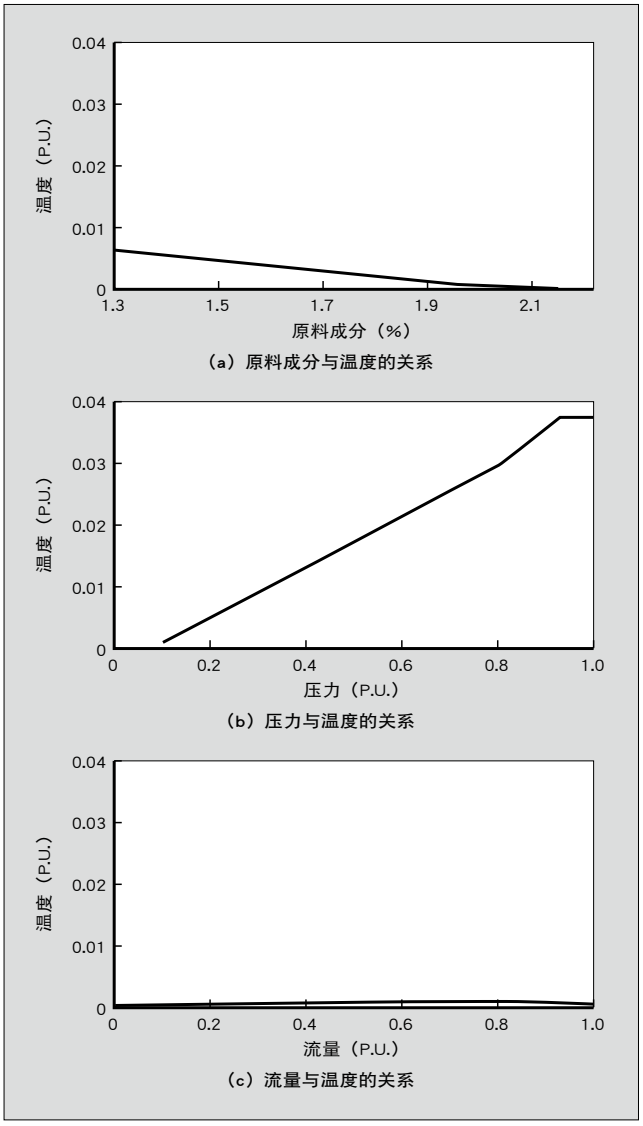

图 8　深层学习的分析结果示例

如**图 7** 所示，准确预测实绩值的变化，能够为提高产品品质等顾客价值的创造做贡献。**图 8** 为深层学习分析结果的一个示例。若某原料成分比率高，则中间产品温度降低，若压力上升，则中间产品温度上升。另一方面能够以定量方式了解流量对中间产品温度基本没有影响。换言之，可通过深层学习确认是如何学习的，顾客可放心使用。

7　后记

本文对作为创造价值核心的分析 AI 进行了介绍。

利用 IoT 技术可收集庞大的数据。仅凭传统技术无法处理完庞大的数据，有时无法在性能方面得到让人满意的结果。为了使用这些庞大的数据提供加速开发的解决方案，富士电机独创的分析 AI 能发挥决定性作用。今后将扩大在实际成套设备上的运用，继续为进一步创造顾客价值提供帮助。

参考文献

⑴ Yi.Yang.; Jacob.Eisenstein. Unsupervised Multi-Domain Adaptation with Feature Embeddings.NAACL2015.

⑵ 飯坂達也ほか.“多変量統計的プロセス管理技術を用いた火力発電プラントの異常検知”. 電気学会 B 部門大会, 2010, 353.

⑶ 村上賢哉ほか.“バッチプロセス向け MSPC における新しい異常判定方式”. 電気学会 C 部門大会, 2017, GS7-3.

⑷ Carlos F. Alcala.; S. Joe. Qin.“Reconstraction-based Contribution for Process Monitoring with Kernel Principal Component Analysis,” American Control Conference, 2010.

⑸ 新谷祐樹ほか.“Just-In-Time モデリングを用いた翌日需要曲線予測手法の検討”. 電気学会全国大会, 2016, 6-121.

⑹ 葛根田哲也ほか.“ニューラルネットワーク応用電力需要予測システムの構築”. 電気学会 C 部門大会, 2003, MC4-4.

⑺ 牧本しをりほか.“小売電気事業者向けクラウドサービス(ECONO-CREA)”. スマートグリッド. 大河出版, 2018, 4 月号.

⑻ “「ECONO-CREA®」が第 11 回 ASPIC IoT・クラウドアワード 2017 において,「総務大臣賞」,「ASP・SaaS 部門 総合グランプリ賞」を受賞”. NTT データ. 2017-11-17. http://www.nttdata.com/jp/ja/news/information/2017/2017111701.html,(参照 2018-08-21).

⑼ 江川敏久ほか.“ニューラルネットワークと回帰式を適用した連接水系ダム残流予測システムの開発”. 電気学会論文誌 B, 2010. vol.130, No.7.

⑽ 占部昇ほか.“油入変圧器の高精度余寿命診断システム”. 電気学会研究会, 2010, GID-10-6.

饭坂　达也

从事对各种产业系统的预测诊断技术的研究开发。现为富士电机株式会社技术开发本部先进技术研究所系统技术研究中心高级算法研究部经理。电气学会高级会员。博士(工学)。

大头　　威

从事对各种产业系统的识别技术的研究开发。现为富士电机株式会社技术开发本部创新创造中心数字平台开发室嵌入系统研究部主任。

松井　哲郎

从事用于各类产业系统的优化技术以及预测、诊断技术的研究开发。现为富士电机株式会社技术开发本部先进技术研究所系统技术研究中心高级算法研究部长。电气学会高级会员、测量自动控制学会会员。

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。