

プラント制御におけるデータ分析技術

Data Analysis Technology in Plant Control

松井 哲郎 MATSUI Tetsuro

村上 賢哉 MURAKAMI Kenya

鈴木 聡 SUZUKI Satoshi

工場の機器からプラントまで安全かつ最適に制御するために、さまざまな制御技術が開発されている。富士電機は、プラントで計測された大量のデータを分析し、有効に活用するための技術開発を行っている。多変量統計的プロセス管理による異常診断技術を用いて、製造プロセスの異常を診断を的確に把握し、稼働率を向上させる。また、部分的最小二乗法による品質推定技術により、製造中の情報から製品品質を推定することで品質や歩留りを向上させる。さらに、パターンマイニングによるログ解析技術により、過去のデータを分析して暗黙知を形式知化することでオペレータを支援する。

For safe and optimized control of factory equipment and plants, various control technologies has been developed. Fuji Electric is developing technologies for analyzing massive data measured in plants and making effective use of them. Fault diagnosis technology by means of multivariate statistical process control can be used for recognizing faults in manufacturing processes accurately to improve the operation rate. In addition, quality estimation technology based on the partial least squares method using manufacturing process information leads to improved quality and yield. Furthermore, log analysis technology by pattern mining can be used for analyzing past data and making tacit knowledge into explicit knowledge, thereby assisting operators.

① まえがき

工場の機器からプラントまで安全かつ最適に制御していくために、さまざまな技術が開発されてきている。大きく分けると、計測データを収集・分析して将来のプラントの挙動を予測する予測技術や、異常をいち早く発見する異常診断技術、エネルギー供給プラントのエネルギー効率を最適にする最適化技術、プラントを安定して動かすための制御技術がある。

富士電機が取り組んできた技術開発には次のようなものがある。予測や異常診断のコア技術としての独自のニューラルネットワーク技術、数理計画法、非線形な大規模最適化問題に適した PSO (Particle Swarm Optimization) などのメタヒューリスティクス最適化技術、PID 制御技術や多変数系のモデル予測制御技術、制御対象の特性変化による制御性能劣化を監視する制御性能監視技術などの制御技術である¹⁾。

これらの技術を発展させることによって、多くの分野でプラントの自動制御が行われるようになってきている。しかし、プラントの起動・停止や異常などの非定常状態への対応では、まだ経験豊富なオペレータの判断に頼る場合も多い。プラントのさらなる自動化を実現するために、プラントで計測された大量のデータを分析し、操業改善、製造品質向上、非定常状態への対応などに活用するデータ分析技術に注目が集まっている。

本稿では、プラント制御技術の動向を概観し、富士電機のデータ分析技術について述べる。

② プラント制御技術の動向

2.1 プラント制御におけるデータ分析技術への要求

プラントで製造する製品の品質を確保するために、品質に影響を与えるプロセス変数に対して上下限値を設定し異常の有無を判断している。しかし、複数のプロセス値に相関関係があることから、一つの変数だけの監視では適切な診断が難しい。また、正常なプロセスであっても、プロセス値が大きく変動しているような場合には適切な上下限値の設定が難しいという問題もあり、複数の変数間の相関を考慮しながら診断する技術が求められている。

また、製品の歩留りや品質を向上させるためには、出来上がった製品の品質を評価し、品質に問題がある場合には、装置の調整を行うなどの対策が必要となる。ただし、この方法では製品が完成した後に評価するため、不良ロットが発生してしまうことになる。そこで、製品ができる前に製品品質を推定し、対策を講じることで不良品の発生を防止する技術が求められている。

さらに、プラントの起動・停止や異常発生時などの非定常時には人手による対応が必要となる。しかし、プラントの異常を経験する機会が減っていることや経験豊富なオペレータの減少などによって、対応に時間がかかっている。また、操業はある程度はマニュアルに沿って行われているものの、手動操作の場合はオペレータによって操作が異なることもあり、さまざまな場面に応じた最適な操作を実現する技術が求められている。さらに、異常発生時にはアラームが洪水のように発生し、オペレータは DCS (Distributed Control System) の履歴監視画面上に表示されるアラームの全てを、個々に判断することができなくなり、異常を特定することが困難になる。このような問題に対して、最近では、プラントにおける計測トレンドデータ

やアラームデータ、動作ログデータ、手動による操作のログデータを分析してプラントの操業支援に活用することが望まれている。

2.2 関連技術の動向

プラントのデータ分析技術に関連した学会の動向としては、独立行政法人日本学術振興会のプロセスシステム工学第143委員会⁽²⁾で、大学、ユーザ企業、ベンダー企業で構成された“アラームマネージメント(2008~2010年)”や“ソフトセンサー(2010~2012年)”のワークショップがあり、ユーザ企業における課題や最新の技術動向について調査結果をまとめている。電気学会では、電子・情報・システム部門に“ビッグデータ活用技術調査専門委員会(2012~2014年)”や“データに基づく適応型スマートシステム調査専門委員会(2012~2014年)”⁽³⁾が設置され、データを分析・活用する技術についての調査研究が活発に行われている。また、計測自動制御学会では、2013年に学会誌『計測と制御』において“データ駆動制御-新機軸と新地平”の特集が組まれるなど、ここ数年でデータ分析技術に関するさまざまな取組みが活発化している。

3 データ分析技術に関する富士電機の取組み

3.1 データ分析技術の活用のアプローチ

プラントを安定的に稼働させ、製造品質の向上、歩留りの向上などを通じて生産性を上げていくことが重要である。このために富士電機では大きく分けて次の三つのアプローチで技術開発を行っている。

- (a) 製造プロセスの異常診断を的確に行うことで稼働率を向上させる。
 - (b) 製造中の情報から製品品質を推定することで品質や歩留りを向上させる。
 - (c) 過去のデータを分析し、暗黙知を形式知化することで、プラントの運用に関してオペレータを支援する。
- (a)については多変量統計的プロセス管理(MSPC: Multivariate Statistical Process Control)による異常診断技術に、(b)については部分的最小二乗法による品質推定技

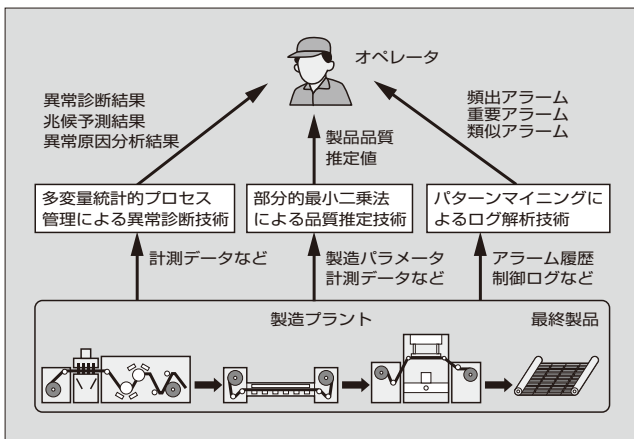


図1 データ分析技術の活用のアプローチ

術に、また、(c)についてはパターンマイニングによるログ解析技術に、それぞれ取り組んでいる(図1)。

3.2 多変量統計的プロセス管理による異常診断技術

統計的プロセス管理とは、統計手法を活用して生産プロセスの運転状態を監視することで、仕様を満たさない製品が発生してしまうことを未然に防ぎ、生産性を向上させるための技術である。

以前から幅広く適用されている一変量統計的プロセス管理(USPC: Univariate Statistical Process Control)は、品質に大きな影響を与えるプロセス変数に対してそれぞれの上下限值、すなわち管理限界を設定することで異常を診断する技術である。しかし、変数の上下限値を管理する方法は、対象の生産プロセスが正常時は安定的に稼働していることを前提としているため、正常であってもプロセス値が大きく変動しているような場合は適切な管理が難しい。これに対して、MSPCは変数間の相関関係を考慮することで、複雑に影響し合う大量の変数を効果的に監視するための技術である(図2)。

次に、MSPCの一手法である主成分分析(PCA)^(注1)について述べる。PCAを異常診断に適用する際には、次の手順で行う。

- (a) 収集データの中から正常なデータを抽出する。
- (b) 正常データを用いてPCAを実行し正常データの特徴をモデル化する。
- (c) 計測データの正常モデルからの乖離(かいり)度合

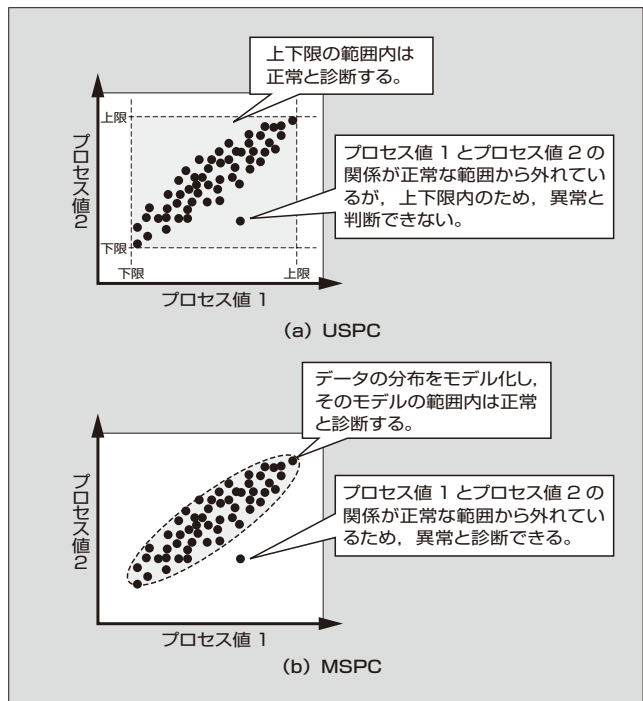


図2 USPCとMSPCによる異常診断の比較

〈注1〉PCA: Principal Component Analysisの略である。多数の変数を変数間の相関に基づいて情報量を直交する主成分に集約することにより、大量のデータから特徴を取り出す手法である。

いを評価するための Q 統計量^{〔注2〕}と T^2 統計量^{〔注3〕}の二つの指標についてしきい値を設定する。

測定データを用いて Q 統計量と T^2 統計量を計算し、しきい値を超えている場合に異常と判定する。なお、 Q 統計量は式(1)で、 T^2 統計量は式(2)で算出する。

$$Q = \|x - \hat{x}\|^2 = \sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2 \dots\dots\dots (1)$$

Q : Q 統計量
 \hat{x} : 入力変数 x の PCA モデル上の近似値
 N : 変数の数

Q 統計量は、モデル作成データが持っていた変数間の相関からの逸脱を評価する指標であり、変数間の相関関係に異常が発生していることを検出できる。

$$T^2 = \sum_{m=1}^M \frac{t_m^2}{\sigma_{t_m}^2} \dots\dots\dots (2)$$

T^2 : T^2 統計量
 t : 主成分スコア
 σ_{t_m} : m 番目の主成分スコアの標準偏差
 M : 主成分の数

T^2 統計量は、元の変数を圧縮して得られる主成分空間内において、平均から各サンプルまでの距離に対応しており、モデルの平均からの乖離度を表す。これにより、変数間の相関が保たれている場合でも、値そのものが大きいことによる異常を検出できる。PCA による異常診断の適用事例を 4.1 節に示す。

3.3 部分的最小二乗法による品質推定技術

品質推定技術とは、多変量解析手法を用いて、製造プロセスの運転状態や製造条件の設定値などを基にプロセスの状態と製品品質の相関関係をモデリングし、これにより製造の途中の状態から製品品質を推定する技術である。途中の状態で最終製品の品質が推定できれば、パラメータや装置の調整など、不良品が発生する前に対策を講じることも可能となるため、品質の安定と歩留りの向上に寄与する技術である。

部分的最小二乗法 (PLS)^{〔注4〕}では入力変数が多い場合でも、重回帰分析モデルのように事前分析で入力変数を絞り込む必要がなく、そのまま全変数を用いて簡単にモデルを作ることができる。このため、モデル作成の手間を大幅に軽減できる。PLS は、特に入力変数が多いプロセスや多重共線性があるプロセスを対象とする場合に非常に有用である。

PLS を品質推定に適用するには、次の手順で行う。

- (a) 生産条件、各種プロセス値、品質値を収集する。
- (b) 収集した値を用いて PLS を実行し、生産条件およびプロセス値との品質の関係から PLS モデルを作成する。
- (c) 生産条件を変化させた場合のシミュレーションを行い、品質を改善する条件を見つける。
- (d) 診断時には、生産条件とプロセス値から品質を逐次

推定する。

PLS モデルによる品質推定値は、式(3)で得られる。

$$\hat{y} = Q (W^T P)^{-1} W^T x \dots\dots\dots (3)$$

\hat{y} : 品質推定値
 x : 入力変数
 W : 重み行列

P, Q : 入力変数と出力変数に関する係数行列

PLS による品質推定の適用事例を 4.2 節に示す。

3.4 パターンマイニングによるログ解析技術

パターンマイニングとは、データベース中に高頻度で存在する“ある制約を満たす事象や動作、操作、アラームなどのイベントのパターン”を抽出することをいう。近年、多くの監視制御システムでは、アラーム発生やオペレータの操作、および自動制御による動作などのイベント発生時に、オペレータにメッセージを通知するとともに、イベントログをログデータとして蓄積している。ログデータは多くの場合、発生時刻、イベント種別 (アラーム・操作・制御動作)、メッセージの内容などが含まれ、時系列に並んだテキストデータとして蓄積されている。

このログデータに対してパターンマイニングを適用することで、さまざまな場面に応じた特徴的なパターンを抽出できる。これを活用することにより、最適な操作の実現に向けて、次に示すさまざまな改善に結びつけることが可能である。

(1) 不要アラームの削減

特定のアラームのみが連続して発生する連鎖アラームパターンや、操作の必要がない通知のみのアラーム発生パターンを抽出することにより、アラームの集約化などで不要なアラームを削減することが可能となる。

(2) 定型操作の自動化

アラームの発生に対する操作の組合せパターンを抽出することにより、定型操作として自動化が可能となる。

(3) 運転ノウハウの形式知化

熟練者の操作パターンを抽出することにより、運転ノウハウの形式知化、あるいは自動化が可能となる。また、交代勤務など複数のオペレータグループで運転している場合に、例えば同一アラームに対する各グループの運転パター

〔注2〕 Q 統計量 : 変数間の相関が正常な状態から外れている度合いをいう。

〔注3〕 T^2 統計量 : 変数間の相関は保たれているが、振幅が正常な状態から外れている度合いをいう。

〔注4〕 PLS : Partial Least Squares の略である。経済学の分野で開発されたモデリング手法の一種である。入力変数同士に相関がある場合にも、それらを潜在変数と呼ばれる中間変数に集約した上で出力変数を表現するため、多重共線性がある場合でも、適切なモデルを得ることができる。なお、多重共線性とは入力変数の間に強い相関関係が存在する場合、一般的な重回帰分析では適切なモデルができないことをいう。

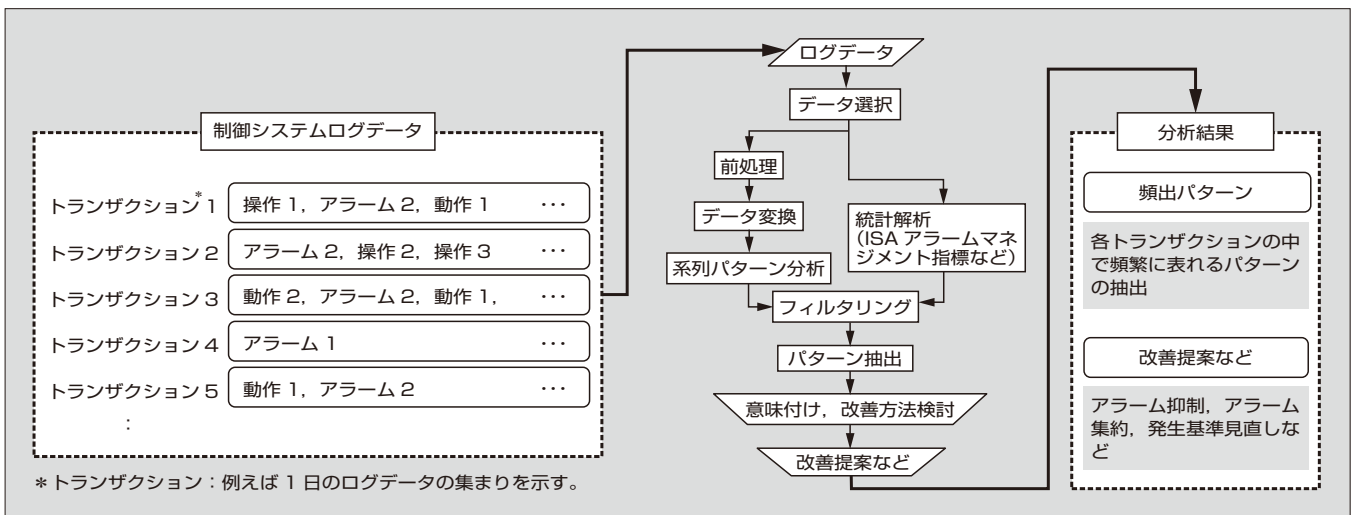


図3 制御システムのログ解析フロー

ンを抽出することにより、グループによって異なる運転ノウハウなどを共有することが可能となる。

(4) 異常要因分析

着目する異常発生を含むイベント発生のパターンを抽出することにより、異常の発生要因や発生プロセスを分析することが可能となる。

図3に、パターンマイニングによる制御システムのログ解析フローを示す。ログ解析の主な項目は次のとおりである。

- (a) データ選択：全データから対象範囲を選択
- (b) 前処理：データ欠損への対応
- (c) データ変換：データの記号化・集約化
- (d) 系列パターン分析：パターンマイニング実行
- (e) フィルタリング：分析結果のフィルタリング
- (f) パターン抽出：分析パターンの抽出

4 適用事例

4.1 PCAによる異常診断

火力発電プラントの性能維持のためには、タービンシャフトの異常の発見が特に重要である。PCAを適用してタービンシャフトの異常診断を行った事例⁽⁴⁾について述べる。

従来の上下限值管理では、振動が120 μm を超えると異常と判断しているが、それ以下の値では異常が発見できない可能性がある。図4は振動データの一例である。B部分はセンサに異常があり、測定データが異常になっている期間である。この期間のほとんどのデータが異常判断のしきい値である120 μm 以下であるため、従来の上下限チェックでは判別が困難である。これに対して、正常データ(図4のA部分)でPCAモデルを構築し、PCAの Q 統計量と T^2 統計量を評価した結果を図5に示す。B部分の Q 統計量と T^2 統計量が他の部分に比べて大幅に大きくなっており、異常振動を発見することができた。

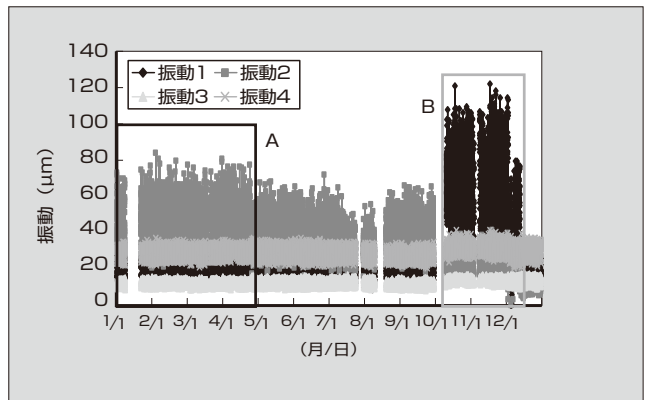


図4 タービンシャフトの振動データ

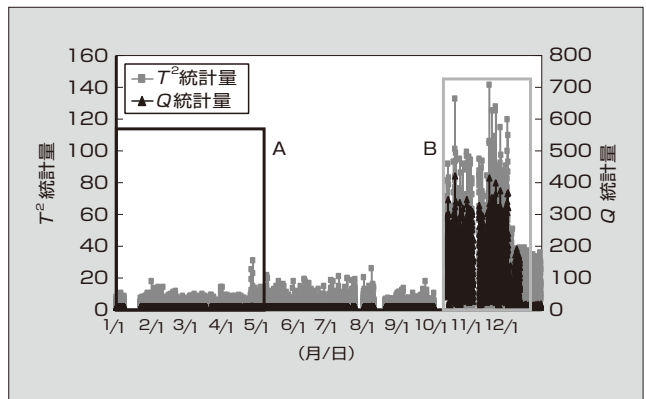


図5 振動データのPCAによる分析結果

4.2 PLSによる品質推定

薄膜太陽電池の製膜工程において、PLSによる品質推定を行った事例⁽⁵⁾について述べる。多くの製造条件を変化させた実験結果から、製造条件のパラメータと製品品質を表す変換効率の関係をPLSによりモデル化した。

太陽電池は10層程度の層からなる。製膜工程(図6)では、各層の製造において、温度、圧力、製膜時間、製膜速度、膜厚、ドーパ量などの約10種類の製造条件のパラ

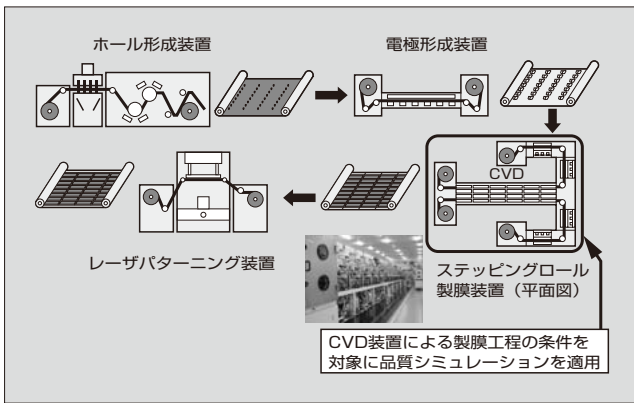


図6 薄膜太陽電池の製膜工程

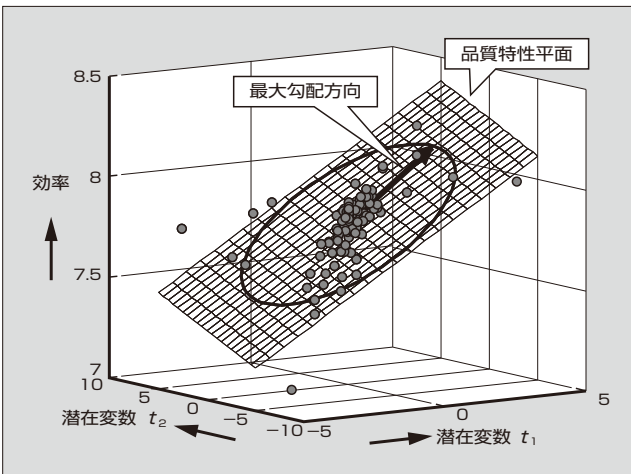


図7 品質推定の例

メータがあり、全体で100種類程度になる。これらのパラメータは互いに相関を持っており、ある製造条件を変更する際には相関がある他の条件についても連動して変更する必要がある。

この約100種類のパラメータのうち、品質への影響が強い30種類のパラメータを少しずつ変化させて製造実験を行った。得られた115サンプルのデータを用いてPLSモデルを構築した。図7は主要な二つの変数と変換効率の関係を表すものである。図中の点が実測データ、図中の平面がPLSモデルによる品質特性平面を表しており、実データの分布を近似できていることが分かる。この図では、効率が高いほうが望ましく、平面の最も勾配のきつい方向(最大勾配方向)へ製造パラメータを変化させることにより、効率を高められる可能性があることを示している。

5 あとがき

プラント制御におけるデータ分析技術として、多変量統計的プロセス管理技術による異常診断、部分的最小二乗法による品質推定技術、およびパターンマイニングによるログ解析技術について述べた。なお、パターンマイニングによるログ解析技術は、鋭意実用化に向けた技術開発を進めているところである。

今後は、実プラントへの適用を通じて、より完成度の高い技術の確立を目指し、安全でより効率的な社会の実現に貢献していく所存である。

参考文献

- (1) 黒谷憲一ほか. 計測制御技術の現状と展望. 富士時報. 2011, vol.84, no.4, p.228-233.
- (2) 加納学ほか. プロセスケモメトリクスによる統計的プロセス管理. システム/制御/情報. 2004, vol.48, no.5, p.165-170.
- (3) データ駆動制御 - 新機軸と新地平. 計測と制御. 2013, vol.52, no.10.
- (4) 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”. 平成22年電気学会B部門大会. 2010, no.353.
- (5) 村上賢哉ほか. “多変量解析モデルに基づく応答局面法による太陽電池の効率改善”. 電気学会論文誌C. 2011, vol.131, no.8.



松井 哲郎

各種産業システムへの最適化技術、予測・診断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製品技術研究所制御技術開発センター需要家ソリューション開発部マネージャー。電気学会会員。



村上 賢哉

各種産業システムにおける制御・予測・データ解析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製品技術研究所制御技術開発センター需要家ソリューション開発部主任。



鈴木 聡

情報・制御システムの研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部製品技術研究所制御技術開発センター需要家ソリューション開発部主任。計測自動制御学会会員、情報処理学会会員、人工知能学会会員。



*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。