

実稼働情報を信頼性設計・保守に活用する IoT時代のアナリティクス

竹田 憲生
Takeda Norio

北 泰樹
Kita Yasuki

中川 弘充
Nakagawa Hiromitsu

鈴木 英明
Suzuki Hideaki

IoTで収集した機械システムの実稼働情報を分析し、分析結果を信頼性設計や運用・保守に活用するアナリティクス基盤を開発した。実稼働情報から製品の使用環境、作用荷重や構造信頼性を明らかにし、信頼性設計の高度化に活用する。故障確率と故障によるコストを乗じて得られる故障リスクを信頼性の指標に採用すれば、信頼性をコストの単位で比較でき、機械システム全体、設計から運用・保

守までの製品ライフサイクル全体を対象とした高信頼化が可能となる。

本研究の効果を実証するため、風力発電システムの実稼働情報をIoTでオンライン収集し、故障リスクを分析するアナリティクス基盤の稼働を開始した。開発したアナリティクス基盤によって信頼性の継続的向上が期待できる。

1. はじめに

ある製品の構造を設計する際、その製品に作用する荷重を想定し、その想定荷重に耐えるよう構造が決定される。したがって、信頼性の高い製品の設計には荷重の想定が非常に重要である。近年、市場のグローバル化に伴い、製品の使用環境や使われ方が多様化しているため、設計に必要な荷重の想定も複雑になっている。一方で、情報インフラの普及が急速に進んでおり、IoT (Internet of Things) を利用した実稼働情報の収集が幅広く行われるようになった。収集情報の中に、製品に作用する荷重に関連する情報が含まれる場合、その情報は設計時の荷重想定、高信頼な構造設計に非常に有用である。さらに、実稼働情報から得られる荷重、その荷重で継続使用された場合の製品余寿命を明らかにして保守・運転方法を適正化すれば、製品の安定稼働を実現できる。

本稿では、実稼働情報を計測・収集し、製品の構造設計、保守・運用に活用するために開発した技術とアナリティクス基盤について説明する。

2. 信頼性アナリティクス

製品が稼働するサイトやテストベンチといったリアルな環境と、データ分析室などのバーチャルな環境をIoTでつなぎ、実稼働情報や分析結果をやり取りし、信頼性設計や

保守・運用に活用する信頼性アナリティクスの概念を図1に示す。次の4段階のプロセスを繰り返すことにより、製品の信頼性を継続的に向上させることができる。

- (1) 場内外の実機計測
- (2) データ収集・分析
- (3) データ同化解析, 全体統合解析やVR (Virtual Reality)・AR (Augmented Reality) の活用
- (4) 分析・解析結果の信頼性設計, O&M (Operation and Maintenance) サービスへの反映

2.1 計測データ活用信頼性設計

信頼性アナリティクスのうち、実稼働情報から製品の信頼性を分析し、分析結果を設計に反映する取り組みが計測データ活用信頼性設計である。

製品の構造信頼性は、製品に荷重が作用して発生する応力(=荷重/断面積)を基に評価することができる。例えば、金属疲労に対する信頼性を評価する場合、製品に生じる応力波形から振幅と頻度を計数し、続いて累積被害則を適用することで、金属疲労による損傷度、破壊確率および余寿命を信頼性の指標として求めることができる。ひずみセンサーを製品に貼付してひずみを計測すれば、応力はひずみから容易に計算でき、計測応力から実稼働による損傷度、破壊確率および余寿命を求めることができる。これらの信

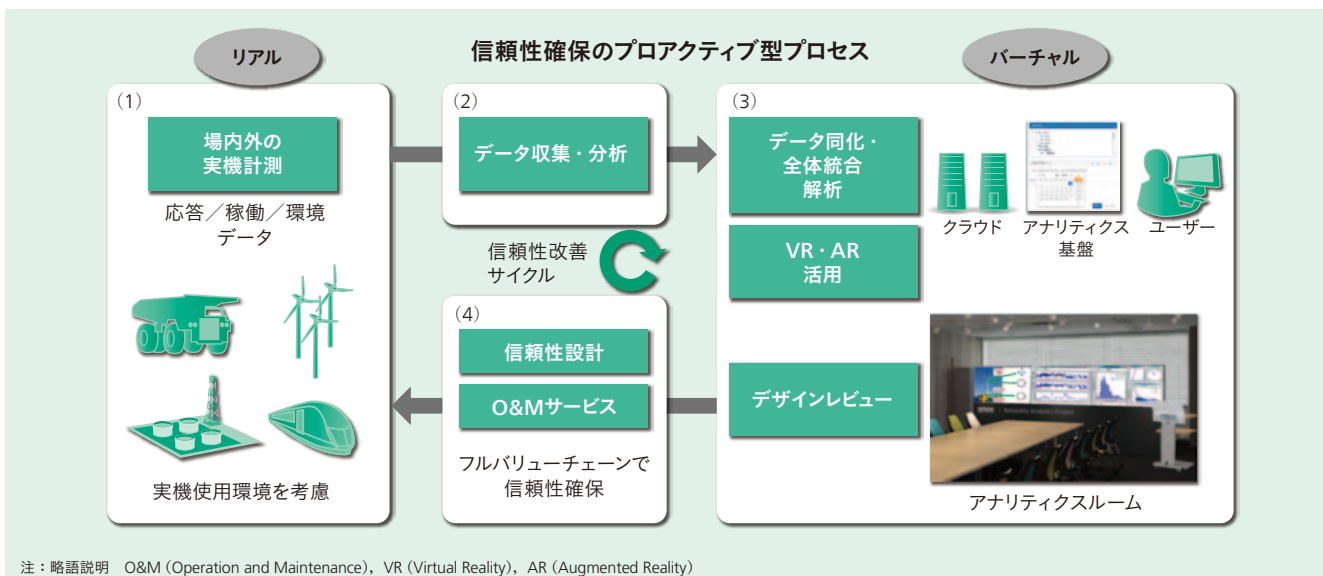


図1 | 信頼性アナリティクス

IoT (Internet of Things) で収集した実稼働データをアナリティクスルームで分析・解析し、信頼性設計やO&Mサービスに反映して信頼性を継続的に向上させる。

信頼性指標は、設計時に荷重を想定して求められているため、実稼働時の計測による評価結果と設計時の評価結果を比較することで、(1) 想定荷重の確からしさの検証、(2) 設計に使用する解析モデルの高精度化、(3) 信頼性設計基準の適正化といった設計フィードバックを行うことができる。

風車の実稼働情報から、タワー溶接部の金属疲労に関する信頼性を評価した結果を図2に示す。高さ方向の位置が異なるタワー溶接部2か所を対象とし、溶接部の近傍にひずみセンサーを貼付して実稼働時のひずみを計測した。そして、計測ひずみから応力を換算し、応力から損傷度、余寿命を計算した。損傷度から20年間の累積損傷量を推定した結果、許容値の1.0未満であったことから、タワー溶接部が金属疲労に対して十分に安全であること、耐用年数

を超える余寿命を有することが確認できた。また、損傷度の設計想定値と計測値の差を考察し、前述の(1)～(3)のフィードバックを行った。

このような実稼働情報を活用した信頼性設計を普及させるため、実稼働情報や信頼性分析法をユーザーが共有して使用できる分析基盤を開発した(図3参照)。IoTで収集した実稼働情報をクラウドのデータベースに蓄積する。ユーザーはWebブラウザでクラウドにアクセスし、高度分析ライブラリを利用して収集したデータを分析することができる。

2.2 リスクベース信頼性マネジメント

機械システム製品は一般的に複数の要素(サブシステム、部品)で構成される。そのため、設計や保守の際、信頼性

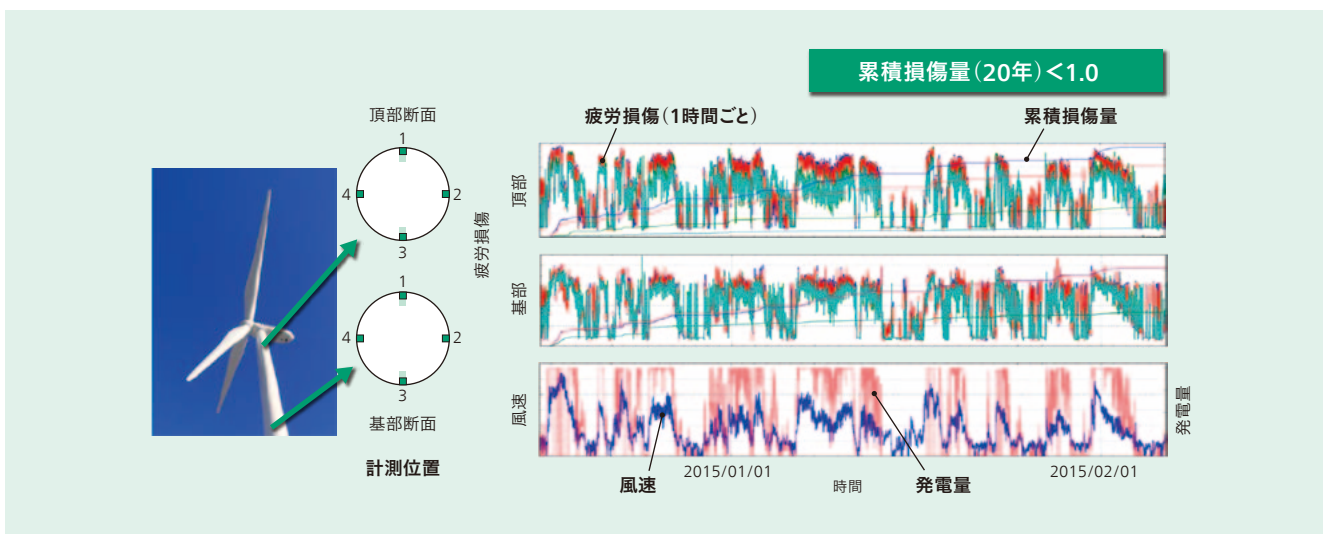


図2 | 風車の実稼働情報に基づく信頼性分析

タワー溶接部のひずみデータから溶接部の金属疲労による損傷度、破壊確率および余寿命を分析し、安全裕度が十分なことを確認した。

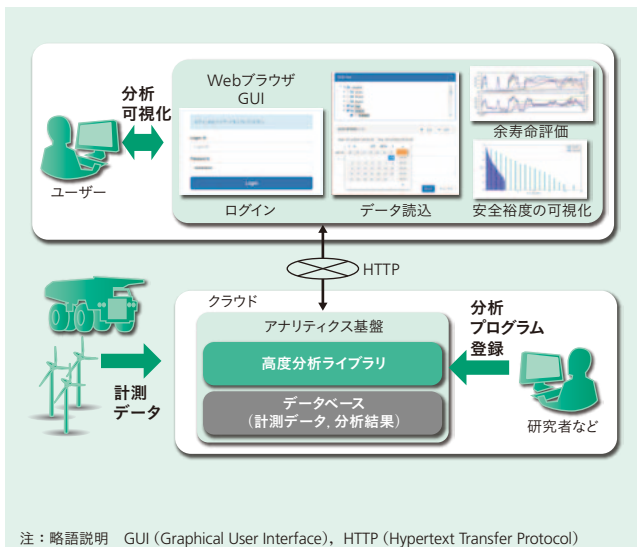


図3 | データや分析結果・ライブラリを共有するアナリティクス基盤
 ユーザーはWebブラウザで実稼働データの蓄積されたクラウドにアクセスし、あらかじめ登録された分析ライブラリで分析作業を実施する。

を構成要素単位で評価する機会が多い。信頼性評価の結果、2つの要素の故障確率がほぼ同じになる場合があるが、このような場合は対象要素の故障による影響の大きさを考慮して、信頼性を確保する要素の優先順位を決定すべきである。そこで、ある要素の故障確率に故障が及ぼす影響度を乗じて求められる故障リスクという値を信頼性の評価基準とし、機械システム製品の全体を対象に信頼性を評価する技術を開発した。

従来の構造信頼性評価では、材料強度分布から製品に作用する荷重の形態などに応じて適切に安全率や許容値を設定し、発生応力が許容値未満であることを確認していた(図4参照)。IoTの発展により、実稼働データを収集して応力分布を明らかにし、応力分布と材料強度分布の重畳面

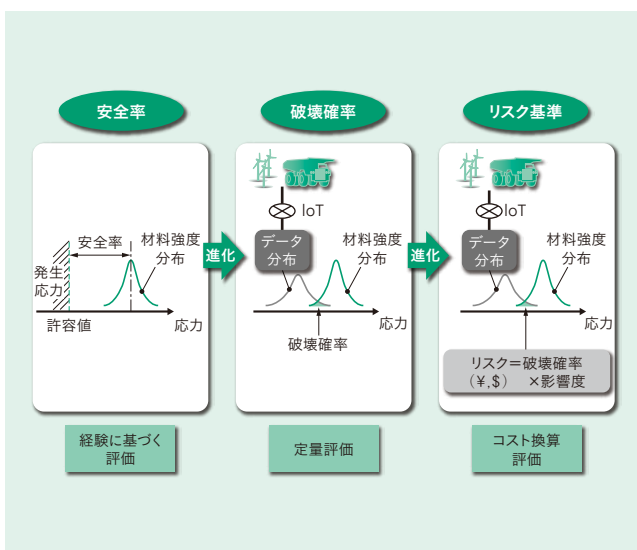


図4 | 構造信頼性の評価法の進化
 IoTの発展で構造信頼性の評価法は、破壊確率に基づく定量的な評価法に進化し、さらに経済的な観点を含む評価法に進化している。

積を求めることで、信頼性を破壊確率という定量指標で求めることが可能になった。さらに、故障による影響度をコスト単位で検討し、その影響度と破壊確率を乗じて得られる故障リスクを信頼性評価の指標に採用することで、信頼性の評価に経済的な観点を導入することが可能である。この故障リスクを指標とすれば、ある要素の信頼性を確保するために、設計を改良すべきか、保守・運用で対応すべきかを決定できる。すなわち、故障リスクという指標を使い、製品ライフサイクル全体を対象として信頼性の向上策を立案することができる。

3. オンラインアナリティクス基盤

風力発電システムを対象とし、収集したデータから故障リスクをオンライン分析するアナリティクス基盤を開発した。制御用計測データに含まれる風速や発電量などの現況を表示するとともに、ひずみセンサーのデータを用いて構造の信頼性分析を行い、現状や将来の破壊確率、故障リスクを提示する。オンラインアナリティクス基盤は、収集データを蓄積する時系列データストア、分析者が分析ロジックを登録・実行するワークフロー型分析プラットフォーム、運用者が現況や推移状況を閲覧する分析ダッシュボードから構成される(図5参照)。

風力発電システムは、タワー、ブレード、減速機など多数の要素で構成されるため、信頼性分析ロジックは複数の分析者が分担して開発した。異なる分析者が開発した複数の分析ロジックを統合し、システム全体として分析を実行するには、分析ロジックの統合を容易化する分析環境が必要となる(DevOps環境)。このDevOps環境の実現のため、オンラインアナリティクス基盤の分析ロジック管理には

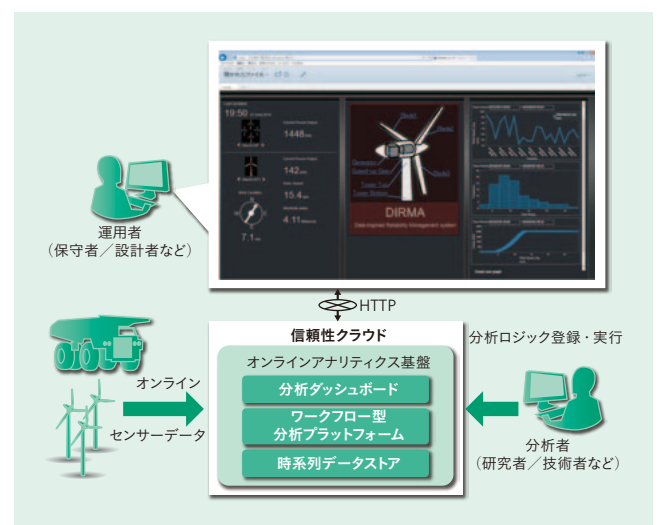


図5 | オンラインアナリティクス基盤の構成と概要
 センサーデータは信頼性クラウド上のオンラインアナリティクス基盤へと蓄積される。分析者はこの基盤上で分析を構築する。運用者はWebブラウザを介して信頼性クラウドへとアクセスし、現状の分析画面を閲覧する。

ワークフロー型分析プラットフォームを採用した。ワークフロー型分析プラットフォームは、分析ロジックを複数の部品（ノード）としてモジュール化し、ノードをグラフ状に配置して全体の分析フローを構築する（図6参照）。

3.1 開発基盤でのデータ処理

オンラインアナリティクス基盤は、日々進化する分析ロジックへの対応容易性と、センサーデータ収集・分析処理を24時間安定して運用できる可用性を両立する必要がある。そのためオンラインアナリティクス基盤では、以下に示す3つの特徴的な処理を導入した。

(1) データ登録処理

風力発電システムから収集されるセンサーデータをファイルサーバに一時蓄積し、フォーマット変換などの事前処理を行った後、時系列データストアに登録する。登録間隔は、風力発電システムの最小制御間隔に合わせて10分間隔とした。フォーマット変換などの事前処理には、多数のデータソースとの接続インタフェースを持ち、ETL (Extract Transform Load) 処理に優れた Pentaho Data Integration を採用した。

(2) データ分析処理

時系列データストアからひずみセンサーデータなど取得し、損傷度、破壊確率および故障リスクを算出する。この処理はデータ登録処理と連動して10分間隔で実行する。分析処理においては、10分間分のひずみデータから損傷度を算出するなど、時系列データに対する演算を多く利用する。そのため、図6に示すコンスタンツ大学が開発した分析用OSS (Open Source Software) である

KNIME^{*1)}をベースとして、損傷評価、破壊確率推定、故障リスク算定のロジックをノード化した。

(3) データ可視化処理

運用者の現況把握や問題抽出のため、現時点における風況・発電状況などの現況や、損傷度、故障確率、故障リスクなどのデータ分析結果をWeb上のダッシュボードに提示する。この機能は、ダッシュボード管理ツールである Pentaho Business Analytics をベースとし、折れ線グラフ、散布図、頻度分布などの描画ライブラリを JavaScript^{*2)}上で拡張して構築した。

3.2 オンライン化に向けた耐障害性の強化

データ分析処理で実行される処理には、損傷度の算出のように過去の分析結果を利用した分析や、故障リスク評価のように複数の分析フローの分析結果を統合するなど、依存関係を持つ分析ロジックが存在する。通常、各データ分析処理は10分間隔で動作し、最新のセンサーデータを用いて既定の分析フローを実行する。しかし、現地からの通信回線の想定外動作によるデータ収集遅延やデータ欠損が発生する可能性があり、また、分析者による分析ロジック入れ替えにより、分析に必要な入力データが分析開始時点でそろっていないという可能性がある。そこで、分析ロジックに対するタスク管理機能を構築した。すべての分析ロジックは、分析開始時に到着した計測データと分析済みデータのタイムスタンプを比較し、時間差分から分析処理

*1) KNIMEは、ドイツのコンスタンツ大学で開発されたオープンソースのワークフロー型プラットフォームである。
*2) JavaScriptは、Oracle Corporationおよびその子会社、関連会社の商標または登録商標である。

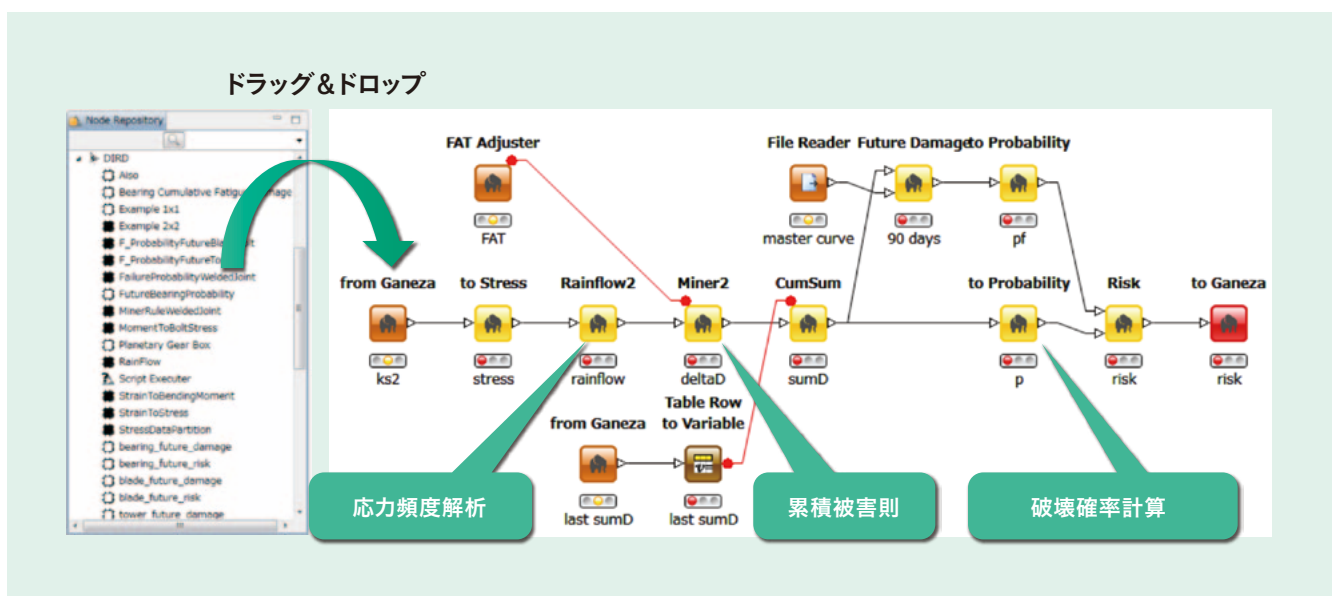


図6 | KNIMEでの分析フロー構築

ノードはキャンバス上へドラッグ&ドロップし、それぞれを接続して利用する。図ではデータストアからデータを読み込み、応力頻度解析、累積被害則、破壊確率計算といった分析の後、再度データストアへと登録している。

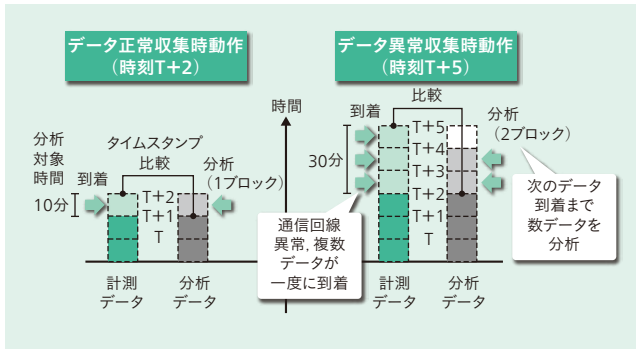


図7 | タスク管理機能の概要

分析の開始時に到着した計測データと分析済みデータのタイムスタンプを比較し、分析対象時間を把握する。想定外のデータ到着遅延が発生した場合、分析対象時間に応じて次のデータが到着するまで数データを分析する。

の対象時間を算出する（図7参照）。データ収集および時間差分が正常ならば、予定どおり1データブロックの分析を行う。一方、データ収集遅延で時間差分が大きい場合、次のデータが到着するまで複数データブロックの分析を行う。このように、各分析ロジックを独立実行させながら、データの遅延や欠損に対して分析の継続が可能な処理を実装した。

4. おわりに

実稼働情報を計測・収集し、製品の構造設計、保守・運用に活用するアナリティクス基盤を開発した。製品の使用環境や使われ方が多様化している今日、実稼働情報に基づく構造信頼性設計および保守・運用は、製品の高效率稼働に極めて有効な手段である。IoTの発展でより多くのデータが収集できるようになり、故障確率計算などの定量的な信頼性評価が従来よりも容易になった。故障確率から求められる故障リスクを評価基準として導入することで、機械システムの高信頼性をシステム全体および全ライフサイクルで実現できる。風力発電システムで実証した信頼性分析を他の製品にも展開し、高信頼な機械システムを通じて安全・安心な社会インフラの構築に貢献していく。

参考文献など

- 1) 日立ニュースリリース、モノづくりの信頼性向上を実現するアナリティクス基盤を開発 (2015.9), <http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2015/09/0916.html>
- 2) N. Takeda et al.: Surrogate Models for Data-Inspired Reliability Design, 11th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimisation (2015.6)

執筆者紹介



竹田 憲生
日立製作所 研究開発グループ 機械イノベーションセンター
信頼性科学研究所 所属
現在、機械システムの信頼性評価技術の開発に従事
博士（工学）
機械学会会員，材料学会会員



北 泰樹
日立製作所 研究開発グループ 機械イノベーションセンター
高度設計シミュレーション研究部 所属
現在、機械システムの信頼性評価技術の開発に従事
博士（工学）
機械学会会員



中川 弘充
日立製作所 研究開発グループ 情報通信イノベーションセンター
コンピューティング研究部 所属
現在、時系列データストア技術を活用したアナリティクス基盤の研究開発に従事



鈴木 英明
日立製作所 研究開発グループ 制御イノベーションセンター
スマートシステム研究部 所属
現在、人工知能に関する研究開発に従事
人工知能学会会員