

製品設計における人工知能技術の応用

Application of Artificial Intelligence Technology in Product Design

● 野崎直行
● 金澤裕治

● 今野栄一
● Serban Georgescu

● 佐藤 満

● 坂入 慎

● 澁谷利行

あらまし

製品設計における人工知能の応用は、製品開発において人の経験に依存してきた作業を、コンピュータにより支援することを目的としている。しかし、知識やルールを明示的に与える従来型の問題解決手法には限界があるため、人工知能の研究において機械学習は重要な要素技術として捉えられてきた。未知のデータを一定の精度で予測する機械学習を応用することで、これまで人が経験によって判断していた属人的作業をなくし、効率的でばらつきの少ない判断を実現する。また、人工知能を製品開発環境に反映させるため、製品開発データを効率的に収集するとともに、データから抽出した学習モデルを管理・活用する仕組みである機械学習フレームワークをクラウド上に構築する。本フレームワークと設計開発環境である統合開発プラットフォームを連携させることで、プラットフォーム上の各種設計ツールへの新たな設計支援機能の提供が可能となる。

本稿では、人工知能の要素技術である機械学習を設計に応用した事例と、統合開発プラットフォームへの組み込み計画について述べる。

Abstract

Artificial intelligence technology applied to product design aims to provide computerized support to various tasks in developing products that currently rely on human experience. As the conventional approach, in which knowledge and rules are explicitly given, has its limit, new technologies based on machine learning are seen as important to develop. Capable of making predictions with prescribed accuracy, machine learning can enhance efficiency and remove the large variation often found in tasks that rely on human judgment, leading to more consistent decision making. In order to apply artificial intelligence to a product development environment, a machine learning framework can be developed on the cloud as a system to facilitate efficient collection of product development data, and, at the same time, for managing and leveraging learning models extracted from such data. By connecting this framework with an integrated development platform, this new design development environment will provide a platform with various design tools with new, enhanced design-assisting features. This paper describes various cases in which machine learning is applied to designing, and presents our plan to introduce it into an integrated development platform.

ま え が き

従来、ある問題をソフトウェアで解決するためには、問題を解く手順、つまりアルゴリズムを明確に定式化する必要があった。しかし、アルゴリズムを明確化できない問題も多数存在する。後に示すプリント基板の層数を見積もる事例では、熟練設計者が層数を判断する際、自身は判断するための明確なルールを意識しているわけではなく、過去の経験に基づいているのが実状である。製品開発においては、このように設計者が経験を基に判断する作業が多々ある。この場合、アルゴリズムの明確化が困難であったり、また検討すべき全ての要因を取り込むためには、計算が複雑なため事実上困難であったりする問題が多く存在する。

一方、IoT (Internet of Things) 時代が生み出すビッグデータの活用手法として、人工知能 (AI: Artificial Intelligence) 技術である機械学習の重要性が注目されている。富士通も「Human Centric AI Zinrai」としてAIの体系化を進めている。⁽¹⁾ AI技術では、データから知識やルールを自動獲得することで、知識やルールを明示的に与える従来手法の限界を克服できる可能性を持っている。富士通は、過去からの膨大な製品設計データを蓄積しており、製品設計データに含まれる知識データを上手く学習モデル化できれば、これらの知見を新規の設計にも活用できるようになる。そこで、筆者らは製品設計において、機械学習の有効性を評価したうえで製品設計環境に機械学習を適用する取り組みを進めている。

本稿では、まず製品開発に機械学習を適用した事例を紹介する。次に、統合開発プラットフォーム (FTCP: Flexible Technical Computing Platform) に機械学習を組み込む⁽²⁾ 事例として、機械学習フレームワークを紹介する。最後に、設計開発環境におけるHuman Centric AI Zinraiとして目指すべき姿について述べる。

電気/構造系設計への適用事例

本章では、機械学習技術の設計分野への適用事例として、電気系設計環境におけるプリント基板の層数予測機能の開発、および構造系設計環境における形状認識を用いた3次元モデル部品の自動検

出機能の開発について述べる。

● 電気系設計環境における適用事例

プリント基板の層数予測機能の開発に機械学習を適用した事例を紹介する。

(1) プリント基板の層数見積もり作業の重要性

プリント基板の設計工程には、主に回路設計段階と基板設計段階がある。回路設計段階では、適正部品の選定や部品間の論理的な接続、実装条件 (信号の線長など) の指示を行う。一方、基板設計段階では、回路設計で指定された実装条件に従い、部品や論理的な接続を物理的な形状として基板上に配置・配線していく。

回路設計段階から基板設計段階へ移行する際、基板の層数を何層にするかという重要な設計判断が求められる。この基板の層数見積もり作業は、部品の配置場所や配線経路、目標とする装置サイズから制約される基板許容サイズなど、様々な要因を考慮して行う必要がある。これは、基板の層数が部品の数や配線経路の数に影響し、製造コストの増減に直結するためであり、設計手戻りを抑制するための重要な判断となる。

そのため、スキルの高い設計者が製品の要求仕様や回路構成などを考慮し、トレードオフとなる要素の優先度を総合的に判断しながら進めていくことが多い。特に層数を最適化したい場合、主要信号 (高速信号など) を仮に配線し、数百時間かけて層数を見積もることが一般的である。

このように、プリント基板の層数見積もり作業は、プリント基板設計でも重要な位置を占め、熟練設計者であっても困難で時間のかかる作業となっている。

(2) 層数予測における機械学習技術の活用

上述のように、プリント基板の層数見積もりを行う方法として、例えば主要部品を仮配置し、実装条件の厳しい信号などを仮に配線して求める方法がある。しかし、人手作業と高度な判断を要するため、この作業を自動化することは得策ではない。そこで、筆者らは過去の製品設計データを機械的に学習させることで、プリント基板の層数を予測するモデルが作れると仮説を立てた。

一般に、サーバやネットワーク機器のプリント基板は信号層、電源層、GND (グランド) 層で構成されており、人手で設計する場合は、設計者の

経験則から最初に信号層を見積もることが多い。人手の場合と同様に、機械学習を用いた層数予測も、まずは信号層を対象とした。

機械学習手法は、教師あり学習の回帰分析の一種であるサポートベクター回帰⁽³⁾を用いた。通常、基板設計開始までに層数予測を行うため、学習モデル作成のために教師データとして入力する特徴値（数値データ）は、回路設計段階で得られる値のみとした。

次に、学習モデル作成過程で、層数予測の精度向上につながった取り組みについて紹介する。

一つ目は、教師データとしての設計データから予測対象製品に近いものだけを選別する作業である。過去の設計データを製品種および基板種により分類し、学習対象データの絞り込みを行った。この選別を行うことで、特定製品分野の基板層数の予測精度を高めることができた。

二つ目は、教師データとして入力する特徴値の見直しである。学習モデルの作成過程において、基板設計者が層数見積もり作業時に重要視する項目をヒアリングし、特徴値の見直しを行った。

三つ目は、学習モデル作成時のアルゴリズム最適化である。例えば、サポートベクター回帰のカーネル関数を線形から非線形に変更することや、カーネル関数へ与えるパラメータを変更することで予測精度を高めることができた。

図-1は、ある製品種を用いて交差検証したときの信号層の層数予測結果である。x軸は実際の信号層数、y軸は開発した学習モデルにより求めた予測

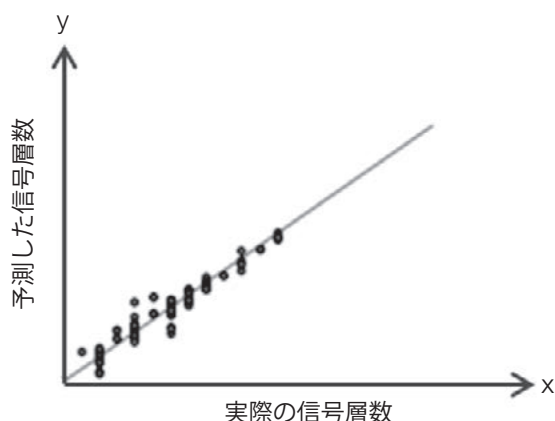


図-1 実際の信号層数と予測した信号層数の関係

信号層数を示す。各プロットは、一つの設計データに対応する。この結果から、 $y=x$ の線上にプロットされており、高い精度で信号層数を予測できていることが分かる。

今回の成果を活かし、今後は信号層以外の層数予測、更には層の構成決めへと取り組んでいく予定である。

● 構造系設計環境における適用事例

形状認識を用いた3次元モデル部品の自動検出機能の開発に、機械学習を適用した事例を紹介する。

(1) 構造設計における設計検証作業

構造設計においては、過去に設計された製品での熟練設計者の経験やノウハウをチェックリスト化して蓄積し、設計中およびデザインレビュー時にリスト内容を確認する運用が一般的である。しかし、蓄積される経験やノウハウが多くなると検証作業時間が増大し、設計者の負荷が大きくなる。また、構造設計の場合、形状そのものにノウハウがあることが多く、目視確認に頼らざるを得ない。そのため、検証時間がかかることに加え、人為的な検証漏れが起き得るという課題もある。

(2) 3次元モデル部品自動検出における機械学習の活用

過去の設計データを機械的に学習させ、その中から検出したい部品（ネジなど）と類似した形状部品を自動検出できるか検証した。適用するに当たり、3次元形状が類似している場合は2次元形状も類似しているという仮説を立て、2次元イメージ画像による画像認識で3次元形状を検出できるかを検証した。自動検出の手順概要を以下に示す。

- ①過去の設計データに対して、各20枚の2次元イメージ画像を全部品に対して作成（図-2のように、部品中心に対して20角形の頂点をカメラ視点とする）。
- ②2次元イメージ画像から各部品の特徴量を抽出。
- ③類似形状部品を検出したい部品に対して、同様な方法で20枚の2次元イメージ画像を作成。
- ④③の特徴量を抽出し、作成されたデータベースに格納されている特徴量との類似性を計算して、類似形状部品をデータベースから検出。

今回は、過去の設計データ約8,000部品を対象に学習モデルを作成し、ネジ部品を自動検出できるか検証した。

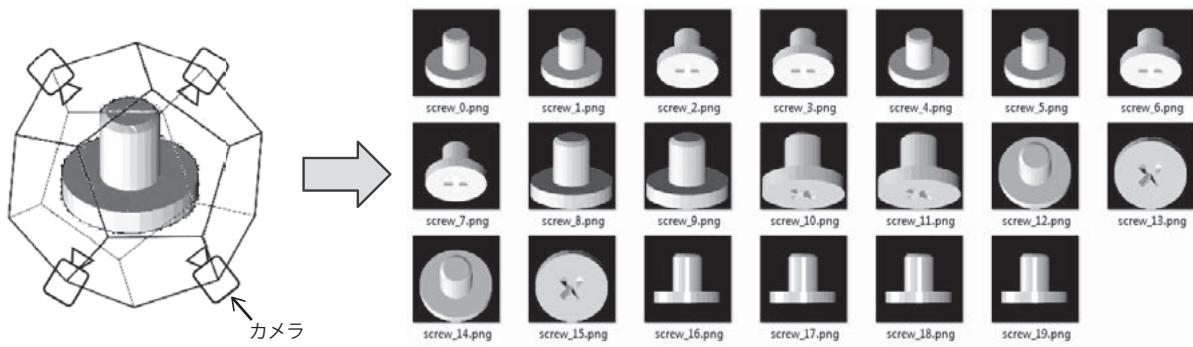


図-2 2次元イメージ画像



図-3 ネジ部品検出の初期検証結果



図-4 ネジ部品検出の改善結果

初期検証の結果として、類似度の高い順に検出された結果を図-3に示す。類似度上位60部品中、約半数近くにネジ以外の部品が含まれる結果となった。原因としては、ネジのような対称性のある部品においては、手順①の方法では、特徴量を抽出するための2次元イメージ画像で同じ画像が複数枚作成されたことにより、形状認識精度が低下

したと考えられた。そこで、2次元イメージ画像が重複しないように角度を変更して画像作成することでこの問題に対応した。加えて、部品サイズや面積情報を特徴に取り入れた。その結果、図-4に示すとおり、初期検証結果と比較して、類似形状の検出精度の大幅な向上が確認できた。

今回の取り組みで、3次元モデルによる部品自動

検出の可能性が検証できた。今後は検出精度を更に高め、部品に関わる検証の自動化まで取り組んでいく予定である。また、部品だけではなく、部品のボスやリブなどの特定形状に対して検証する項目も多くあることから、部品の部分形状の検出についても得られた知見を用いて応用したい。

機械学習フレームワーク

機械学習技術を製品設計分野に活用するに当たり、あらゆる設計分野・適用テーマに共通のプロセスがある。機械学習に関わる共通プロセスを標準化する基盤として、本章で紹介する二つの機械学習フレームワークの開発に取り組んでいる。

● 学習モデルの開発フレームワーク

機械学習技術を用いることで、新規データに対して次に起こることを予測したり、特徴ごとに分類したりできる。しかし、設計に適用可能な精度の高い学習モデルを構築するには、様々な手段を用いて学習モデルを最適化する必要がある。そのため、実用的な学習モデルの開発に必要な作業について、ガイドラインやツールを整備し、学習モデルの開発フレームワークとして構築することで、機械学習技術を活用したサービス開発の支援を行っている。一例として、機械学習における教師あり学習手法の学習モデルの開発フローを図-5に示す。

教師あり学習手法を適用するには、最初に教師データを収集する必要がある。この際、学習モデルの精度を高めるには、ノイズとなる教師データ（例：不完全な設計データなど）の除去、適用テ

マにあった教師データに絞っていく分類作業が効果的である。教師データの選別作業を効率化するため、設計データの特徴をグラフとして視覚化するツールを整備し、活用している。教師データの収集が完了した後は、それらの教師データから、学習モデルへの入力データとするための特徴値（数値データ）を取り出す必要がある。

この特徴抽出の作業を効率化するには、設計データから抽出できる数値データの種別を拡充することが有効である。どのような数値データを特徴値として利用するのが適切かは、機械学習技術を適用するテーマごとに異なる。しかし、ある程度共通して使われる特徴も存在するため、設計データから抽出できる数値データの種別を増やすことが多数の学習モデルを開発する際に有効となる。

教師あり学習手法の最終段階として、教師データから作成した学習モデルを分析し精度を高めていく作業がある。ここでは、複数アルゴリズムによる予測結果の比較や交差検証などといった、一般的な学習モデルの精度向上手法をツールとして適用し、作業を支援している。

このように、学習モデル開発に必要な一連の環境を整備することで、図-5に示す手戻り作業（戻り①、②、③）を抑制し、学習モデル開発を効率化できる。また、教師あり学習だけでなく、教師なし学習手法やディープラーニングといった手法にも今後対応していく予定である。

● 学習モデルの活用フレームワーク

機械学習技術による予測・分類の精度を高めるには、目的に応じた学習モデルを用意することが有効である。つまり、適用する設計分野ごと、更にそれぞれの分野の中での適用テーマごとに目的に特化した学習モデルを開発することになる。

また、機械学習技術を活用した設計支援サービスは、CAD（Computer Aided Design）やCAE（Computer Aided Engineering）のような設計ツールやWebブラウザなど、様々な利用環境から利用することが想定される。このため、複数の学習モデルを様々な環境から容易に利用するための仕組みを、学習モデルの活用フレームワークとして構築する取り組みを行っている。

学習モデルの活用フレームワークのシステム構成を図-6に示す。活用フレームワークのシステム

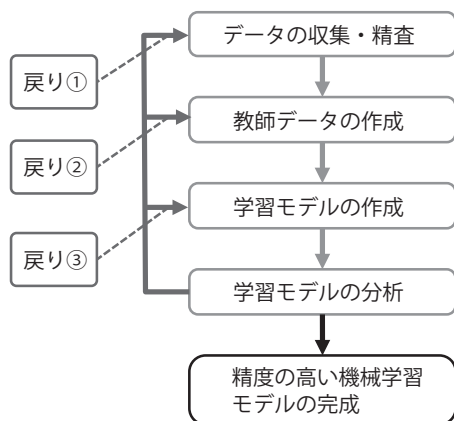


図-5 機械学習フロー

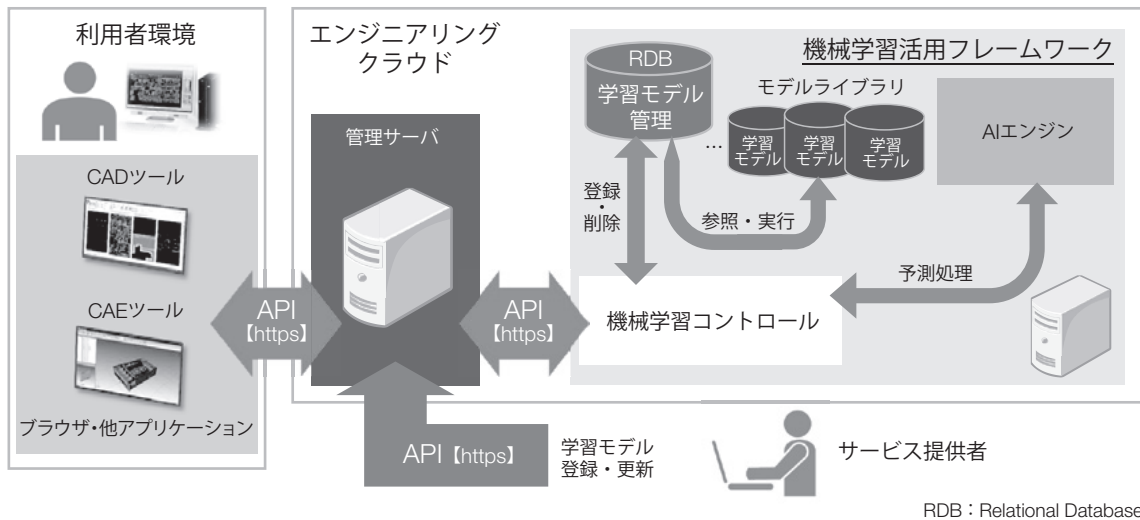


図-6 学習モデルの活用フレームワーク

は、エンジニアリングクラウド上のWebサービスとする。エンジニアリングクラウドは、富士通が提供するエンジニアリング分野向けのクラウド環境である。⁽⁴⁾ 機械学習技術を活用したサービスを提供するWebサイトやCAD/CAEツールは、クラウド上の活用フレームワークへアクセスする。

アクセス用API（Application Programming Interface）にWeb技術を用いたWeb APIを利用する。Web APIを通じて活用フレームワークが提供する機能は、主に以下の2点である。

(1) 学習モデルへのアクセス制御（利用ユーザー向け）

利用用途に応じて適切な学習モデルを選択できる仕組みである。例えば、電気系CADからは電気設計支援用の学習モデル、構造系検証ツールからは構造設計支援用の学習モデルのように、学習モデルを適切に選択し予測・分類処理を実行する一連のAPI群である。学習モデルの利用に必要な情報はクラウド上のデータベースに格納されており、APIとデータベースが連携することによって目的に応じた学習モデルの利用が可能になる。

(2) 学習モデルの登録・更新（サービス提供者向け）

機械学習を用いたサービスの提供者向けの仕組みである。設計支援サービス提供者が学習モデル登録用のAPIを利用し、クラウド上の学習モデル管理用のデータベースに学習モデルの登録を行う。また、製品設計に適用する技術や設計プロセスは

常に進歩するため、一度作った学習モデルをそのまま使い続けていくと実際の製品設計から乖離する懸念がある。

これを防ぐため、設計技術やプロセスの発展に応じて、定期的に学習モデルをアップデートしていく仕組みが必要である。活用フレームワークでは、このような学習モデルのアップデート作業に必要な処理もAPI化する。サービス提供者は、学習モデルの更新用APIを利用し、エンジニアリングクラウド上の学習モデルを更新できる。

機械学習を用いたサービスの運用環境を共通基盤として構築することで、サービスの利用者と開発者双方にとってメリットのある設計環境を目指している。

目指すべき姿

これまで、機械学習技術の設計分野への応用とその効果、および統合開発フレームワークであるFTCPへの人工知能応用としての機械学習フレームワークについて述べてきた。FTCPは、現在One PlatformをコンセプトとしてFTCP 3.0の開発に取り組んでいるが、機械学習フレームワークもその重要な構成要素となっている。One Platformの詳細については、本誌掲載の「クラウドベースの次世代ものづくり開発プラットフォーム」を参照されたい。FTCP 3.0の構成を図-7に示す。機械学習フレームワーク上の学習モデルは、今後クラウド

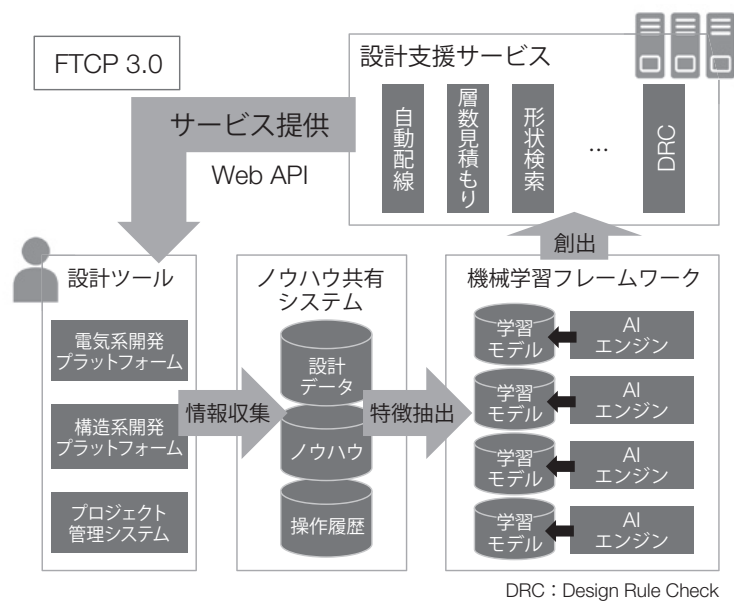


図-7 FTCP 3.0の構成

を通じた設計支援サービスとして構築する予定である。また、CAD/CAEと設計資産を活用した設計および検証の自動化に向けて、以下の取り組みを強化する。

第一に、機械学習技術の設計分野における適用事例を増やし、これまで人に依存してきたノウハウをICTに蓄積していくことである。製品設計における様々な問題に対し、機械学習の手法、特徴値の決定など、製品開発で実践した課題解決を通じ、人のノウハウを機械学習モデルの蓄積につながるよう取り組んでいく。

第二に、設計資産を学習データとして活用するデータ規格の整備である。これまでの設計データは機械学習技術での活用を想定したものではなく、特徴値の抽出や各データ間の相関関係の分析に人手が必要になるケースが多い。これに対しては、過去に蓄積された多種多様なデータの関連付けの効率化やデータ整形方法を確立していく。

最後に、最新テクノロジーを用いた設計や設計規模・制約などの点で、既存設計から乖離した設計への対処を検討しなければならない。技術的なブレークスルーが発生した場合、その前後での設計資産をどのように活用するかなど、十分な検討が必要となる。今後、その判断を定量的に行える指標を確立していく。

機械学習は「予測・分類」「クラスタリング」を

得意とする。全てを機械学習技術で解決するのではなく、対象とする設計課題に応じて「ルールベースによる自動化」「機械学習による自動化」「ルールベースと機械学習のハイブリッドによる自動化」を使い分けた設計、および検証の自動化に取り組んでいく。

む す び

IoT時代において、人工知能は様々な場面でその役割を期待されている。一方、現時点での人工知能技術は必ずしも万能なものではなく、確率・統計から得られる答えの範囲で活用場面を見出すことになる。人が気付かなかった複数の特徴値の相関を機械的に算出することで、人の経験やノウハウに近い感覚の回答を導き出す道具として扱うことができる。こうして、属人的な扱いとなっていた経験やノウハウをICTに蓄積する手段として、製品設計の場面でも活用できる見通しがついてきた。製品設計を支える統合開発プラットフォームに様々な製品設計部門と共創した人工知能のオプションを加えることで、富士通のものづくり、更には日本のものづくりの強化に貢献していきたい。

参考文献

- (1) 富士通：当社が培ったAI技術を「Human Centric AI Zinrai」として体系化。

<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2015/11/2.html>

- (2) 宮澤秋彦ほか：統合設計開発環境の構築とクラウドへの展開. FUJITSU, Vol.63, No.1, p.8-16 (2012).

<http://img.jp.fujitsu.com/downloads/jp/jmag/vol63-1/paper02.pdf>

- (3) 鹿庭 智ほか：設計資産を活用した設計自動化へのチャレンジ. 電子情報通信学会ソサイエティ大会. 2015.

- (4) 安田 満：富士通のエンジニアリングクラウド. FUJITSU, Vol.63, No.1, p.17-23 (2012).

<http://img.jp.fujitsu.com/downloads/jp/jmag/vol63-1/paper03.pdf>



澁谷利行 (しぶや としゆき)

ものづくり技術研究所
製品設計の自動化に関する研究に従事。



金澤裕治 (かなざわ ゆうじ)

ものづくり技術研究所
デザインエンジニアリングプロジェクト
製品設計の自動化に関する研究に従事。

著者紹介



野崎直行 (のざき なおゆき)

富士通アドバンステクノロジー(株)
開発プラットフォーム統括部
製品設計向け開発プラットフォーム環境の構築に従事。



Serban Georgescu

Fujitsu Laboratories of Europe Ltd.
Engineering Cloud Research
機械学習応用技術の開発に従事。



今野栄一 (こんの えいいち)

富士通アドバンステクノロジー(株)
開発プラットフォーム統括部
製品設計向け開発プラットフォーム環境の構築に従事。



佐藤 満 (さとう みつる)

富士通アドバンステクノロジー(株)
開発プラットフォーム統括部
製品設計向け開発プラットフォーム環境の構築に従事。



坂入 慎 (さかいり まこと)

富士通アドバンステクノロジー(株)
開発プラットフォーム統括部
構造系プラットフォーム環境の構築に従事。