

## AIを活用したシステムデザイン (AASD) 技術分野の技術戦略策定に向けて

2019年7月

<b>1</b> 章 システムデザイン技術分野の概要	2
1-1 はじめに	2
1-2 システムデザイン技術の概要	3
<b>2</b> 章 システムデザイン技術分野の置かれた状況	5
2-1 市場規模(国内、海外)・予測	5
2-2 技術分野の動向	6
2-3 各国の政策動向	11
<b>3</b> 章 システムデザイン技術分野の技術課題	12
3-1 既存のシステムデザイン技術分野の体系	12
3-2 AIを活用したシステムデザイン(AASD)の概要	14
3-3 AIを活用したシステムデザイン(AASD)の開発項目	16
<b>4</b> 章 おわりに	18

TSCとはTechnology Strategy Center(技術戦略研究センター)の略称です。

## 1章 システムデザイン技術分野の概要

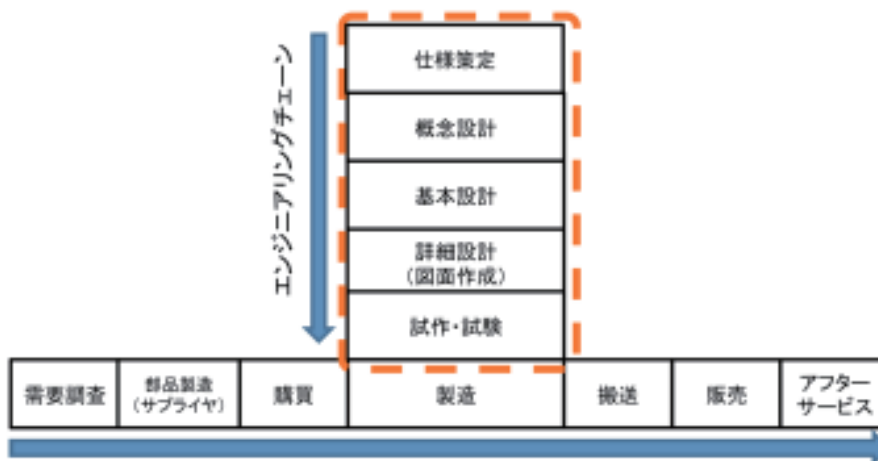
### 1-1 はじめに

日本における製造業は、GDPに占める比率においては近年減少しつつあるものの、その2割弱を占める<sup>\*1</sup>基幹産業である。この製造業は現在少子高齢化による働き手の減少、デジタル革新の進行、さらに環境問題やそれに対応する規制の強化といった大きな流れの中でそのありかたの転換点に直面している。特に自動車業界ではCASE (Connected, Autonomous, Shared, Electric) というキーワードで表されるように製品の概念自体にも大きな変革の起きていることが予想されており、これを乗り越えるべく競争力を維持する方策が望まれている。

製造業において業界を超えた共通の課題として、設計開発の生産性向上があげられる。例えば自動車業界では、「E

(Electric)」への対応としてパワートレインの多様化(内燃機関、ハイブリッド(HV:Hybrid Vehicle)、プラグインハイブリッド(PHV:Plug-in Hybrid Vehicle)、電動(EV:Electric Vehicle)、燃料電池(FCV:Fuel Cell Vehicle)等)や、国や地域によって異なる各種法規制への対応が求められるため開発するモデル数が増加し、設計開発工数の急増につながっていることが直近の問題である。また、スマートフォンに代表されるエレクトロニクス製品も、モデルチェンジのペースが速いことに加え機能の高度化が進み、自動車と同様に設計開発の工数が増加している。その他の業界でも、顧客ニーズの多様化により全般的に少量多品種化が進み、さらに各国・地域の規制・規格等も常に変化しており、設計検証を含む設計開発工程の高速化が求められている。

設計開発工程の構成を図1に示す。エンジニアリングチェーンとも呼ばれ、いきなり図面を作成するのではなく、仕様策定、概念設計、基本設計、詳細設計(図面作成)、試作・試験



\*縦軸：設計開発に関わる「エンジニアリングチェーン」  
横軸：製造流通等に関わる「サブライチェーン」

図1 製造業の設計開発工程の構成

出所：日野三十四氏提供の図を基にNEDO技術戦略研究センター作成(2019)

\*1 2018年度版ものづくり白書(経済産業省など,2018)  
[https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2018/honbun\\_pdf/index.html](https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2018/honbun_pdf/index.html)

この作業の目的はフロントローディングと呼ばれ、過去に発生した不具合等の問題点を知識として再利用し同様な事例の再発を防ぐというものであるが、工程間の連携が難しい。工程が変わると使用する言葉も変わり、たとえ報告書類がエンジニアリングノートとして残っていても簡単には検索ができないことなどが問題となっている。これらの数々の問題は、これまでは熟練したエンジニアの経験や、それを文書化した莫大な知識を人の力で活用することで対処してきた。しかし、エンジニアの高齢化等により対応ができなくなる懸念が高まっている。

一方、人工知能(AI: Artificial Intelligence)に目を転じると、深層学習(Deep Learning)に代表される2010年以降の機械学習(ML: Machine Learning)の技術が実問題に対応可能なレベルに急進歩した。これらの技術の製造業向けの応用も期待されている。製造業向けの応用動向を2-2(4)にまとめた。製造業に限らない一般的な動向としてはGoogle、Amazonをはじめとする米国のIT(Information Technology)企業がクラウドコンピューティング、ビッグデータ、機械学習の組み合わせで躍進し、さらに米国・中国を中心として多くの企業が参入するなど「第3次人工知能ブーム」と呼ばれる活況を呈している。現在ではITをはじめとするサービス業においては機械翻訳、SNS(Social Networking Service)でのマッチング、各種企業のカスタマーサービスなどでAIを用いたサービスが提供されており、BI(Business Intelligence)やRPA(Robotic Process Automation)といった企業の生産性向上ツールへのAIの導入も進んでいる。

## 1-2 システムデザイン技術の概要

設計開発工程は、概念設計・基本設計といった上流においてはSysML(Systems Modeling Language)等のモデル化言語が開発され、詳細設計に関しては、CAD(Computer Aided Design)、CAE(Computer Aided Engineering)、CAM(Computer Aided Manufacturing)といったデジタルツールの導入が進展している。しかし、設計作業は単にモノの形をつかって完成というわけではなく、様々な法規制、規格等への適合性の検証作業や文書作成作業が必要である。この作業には過去事例の検索、法令文献検索、適合性検証作業といった、設計エンジニアの経験と知識に依存するが、あまり本質的とは言えない作業が非常に多く含まれる。また、前述のデジタルツール間の連携は、単に数値データを受け渡すだけでは不十分で、製造工程の特性を理解した公差の設定など、ベテランの設計エンジニアによる知的な作業の介在が必要となっている。

これらの問題に対し、設計エンジニアによる知的作業をAIにより補助することで、設計生産性を大きく向上することが期待できる。そこで、本書では設計開発工程全般にわたって設計者の能力をAIにより拡張するという意味で、AI拡張システムデザイン(AASD: AI-Augmented System Design)という技術分野を設定した。以後、「システムデザイン」は、特に断りがない限り、AASDを指す。

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

図2に従来システムとAASDを適用したシステムの違いを示す。従来システムではユーザがツール間のデータ変換を手作業で行い、CAD、CAEといったデジタルツールを手動で連携させて開発を進めている。また、文書作成のために必要な資料はワープロファイルやスプレッドシートを検索したり、場合によっては紙媒体を探さなくてはならないのが現状である。AASDを適用したシステムでは「セマンティックエンジン」というソフトウェアがAI処理系を駆使して各種デジタルツールを連携させるための処理を行い、ユー

ザには単一のインタフェースを提供する。これはセマンティクス(意味論)を扱うAI処理系を意味し、詳細は3章で述べるが設計の意味を理解した知的な処理を行うことを目標として研究開発を行うものである。これが開発できれば、AASDの導入により設計者は「モノの形を作る」という本質的な作業に集中し、設計物のレビューをAIにより随時受けることなどで手戻りを避けることが可能となる。このことにより、設計開発工程における生産性が大きく向上することが期待される。

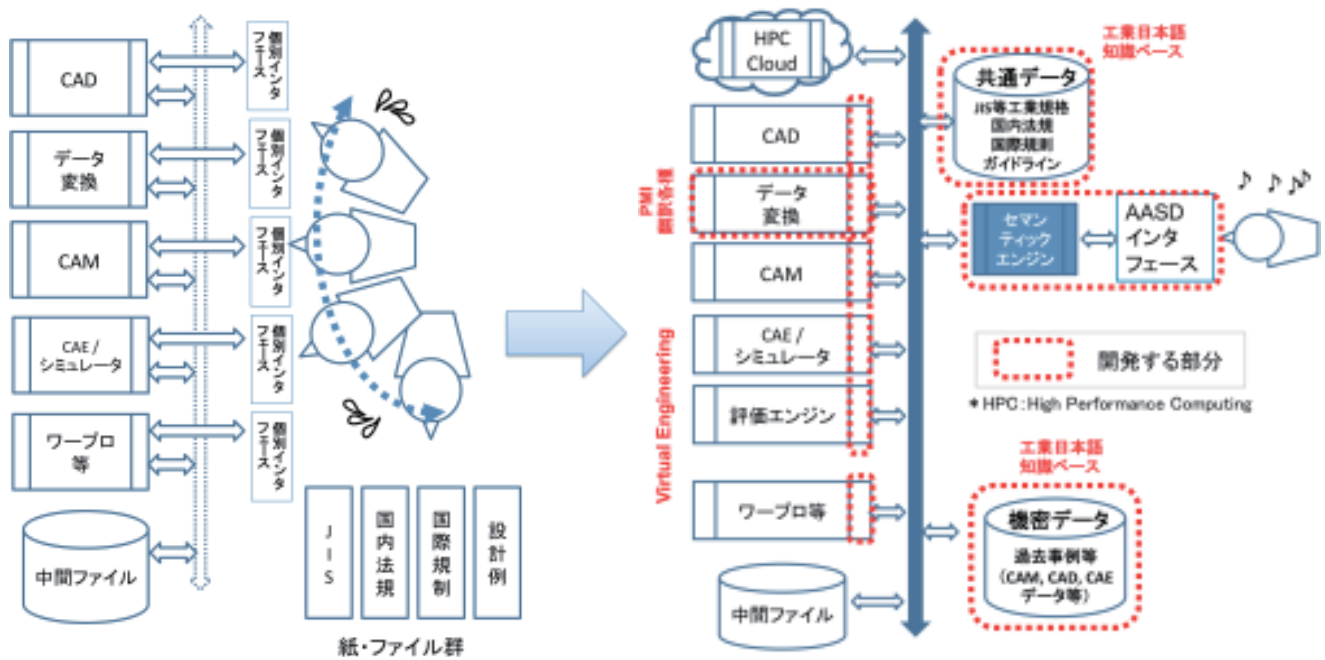


図2 従来システム(左)とAASDを適用したシステム(右)の違い  
出所: 各種公開資料を基にNEDO技術戦略研究センター作成(2019)

## 2章 システムデザイン技術分野の置かれた状況

### 2-1 市場規模（国内、海外）・予測

本書執筆時点ではAASDの市場は存在しないが、設計開発に関わる費用は「企業活動基本調査」等<sup>※2</sup>からおおよそ売り上げの5%程度であり、そのうち、AASDを利用したサービスの市場を10%とすると、製造業市場の0.5%になると推定される。「製造業を巡る現状と政策課題」<sup>※3</sup>によると、製造業は国内100兆円規模であることから、AASDの市場規模は5,000億円と推定される。これはCADソフトウェアの市場規模と同程度である。

また、AASDは他の産業への応用が期待でき、プラントエンジニアリング（国内総市場31兆円、エンジニアリング部分で5.9兆円<sup>※4</sup>）、建設業（国内総市場51兆円<sup>※5</sup>）への応用も、利用するツールの共通性から比較的容易に可能である。表1にAASD分野の推定市場規模を示す。

さらに波及効果として、インフラメンテナンス産業（国内総市場5兆円、世界総市場200兆円<sup>※6</sup>）への展開も考えられる。インフラメンテナンス産業に関しては、コスト削減を30%、さらにそのうち20%を成功報酬と想定した。結果として市場総額の6%をAASDの市場相当として国内3,000億円、世界12兆円と推定した。2030年の推定値に関してはOECD平均経済成長率から2%成長を推定し、29%増となる。控えめに見て製造業のみへの展開（現在5,000億円）として、2030年に6,450億円の国内市場が見込める。

表1 AASD分野の推定市場規模（～2017年）

分野	総市場（億円）	設計市場額（億円）	AASD 推定市場規模（億円） ※市場の10%
製造業	1,000,000	50,000	5,000
プラントエンジニアリング	310,000	59,000	5,900
建設業	510,000	25,500	2,550
合計			13,450

出所：各種公開資料を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

※2 平成29年企業活動基本調査確報（経済産業省、2018）  
<https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&oukei=00550100&kikan=00550&tstat=000001010832&cycle=7&tclass1=000001023512&tclass2=000001117015&second2=1>

※3 製造業を巡る現状と政策課題～Connected Industriesの深化～（経済産業省、2018年3月19日）  
[https://www.meti.go.jp/shingikai/mono\\_info\\_service/air\\_mobility/pdf/001\\_s01\\_00.pdf](https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/air_mobility/pdf/001_s01_00.pdf)

※4 第4回プラント・エンジニアリング産業懇談会資料「プラントエンジニアリング産業の市場規模の推計」（経済産業省、2002年7月5日）

※5 建設業ハンドブック2017（日本建設業連合会、2017）  
<http://www.nikkenren.com/publication/handbook.html>

※6 「インフラメンテナンスを取り巻く状況」（国土交通省、2016）  
<https://www.mlit.go.jp/common/001124697.pdf>



# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

## 2-2 技術分野の動向

技術の特許出願件数推移と国別シェア（出願年2000年～2017年）を示す。また、表2に出願人の上位20機関を示す。日本は、中国・米国に3倍程度の差をあげられている。

### (1) 特許出願動向

図3に、AIの利用に限定しない「計算機利用設計」

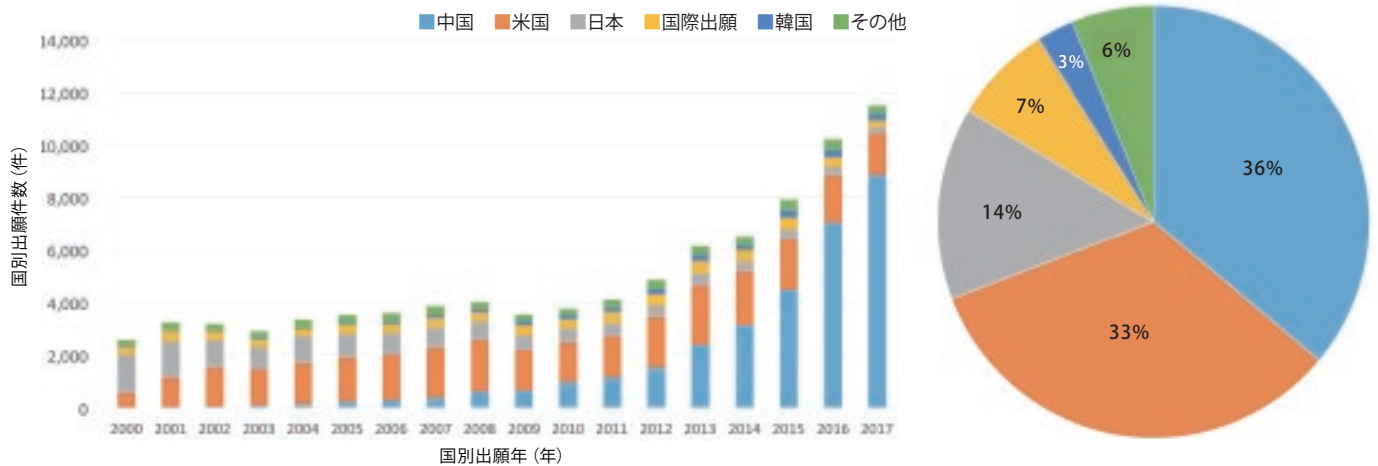


図3 計算機利用設計技術分野の特許出願総数推移と国別シェア (2000年～2017年)

出所：Derwent Innovation™での検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成 (2019)

表2 計算機利用設計技術分野の機関別の特許出願数 (2013年～2017年)

順位	出願人	国籍	件数
1	国家电网	中国	1,291
2	IBM	米国	1,211
3	TSMC	台湾	594
4	北京航空航天大学	中国	531
5	シノプシス	米国	404
6	四川省電力公司	中国	363
7	南京大学	中国	353
8	富士通	日本	348
9	中国電力科学研究院	中国	330
10	西北工学院	中国	321
11	東南大学	中国	311
12	ケイデンス・デザイン・システムズ	米国	300
12	西安電子科技大学	中国	300
14	ハルビン工業大学	中国	268
14	天津大学	中国	268
16	清華大学	中国	263
17	グローバルファウンドリーズ	米国	258
18	山東大学	中国	253
19	浙江大学	中国	249
20	サムスン電子	韓国	248

出所：Derwent Innovation™での検索結果を基にNEDO技術戦略研究センター作成 (2019)

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

一方、特許出願技術動向調査(特許庁,2016)「スマートマニファクチャリング技術」※7より、図4にデータ解析手法におけるAI区分の出願動向を、図5に「最適化」「予防保全」の出願動向を示す。

工場内データに適用領域が限定されているが、データ解析手法でAIを利用する技術では、日本(57件)、中国(65件)、米国(80件)と出願をしていることがわかる。ま

た、技術の用途である「最適化」(むだ排除、稼働率向上)「予防保全」に関する特許出願数は日本が突出して多く、「最適化」に関する出願は日本(954件)が全体(1,698件)の50%を超え、「予防保全」に関する出願も日本(81件)が最も多いことがわかる。すなわち、現場の知を生かす技術は日本の強みと言え、AI利用を製造分野全体に適用する「AASD分野」では、日本が優位に立つ可能性がある。

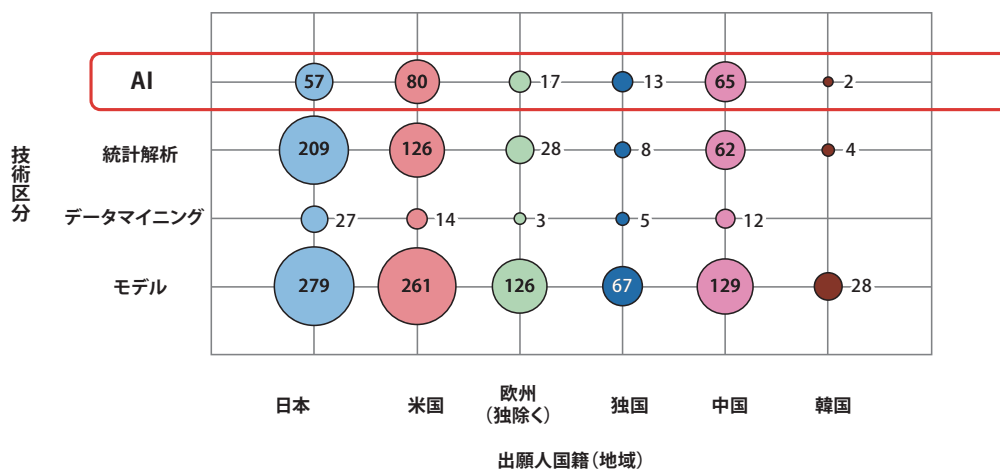


図4 データ解析手法におけるAI技術区分の出願動向

出所：平成28年度特許出願技術動向調査報告書「スマートマニファクチャリング技術」(特許庁,2016)

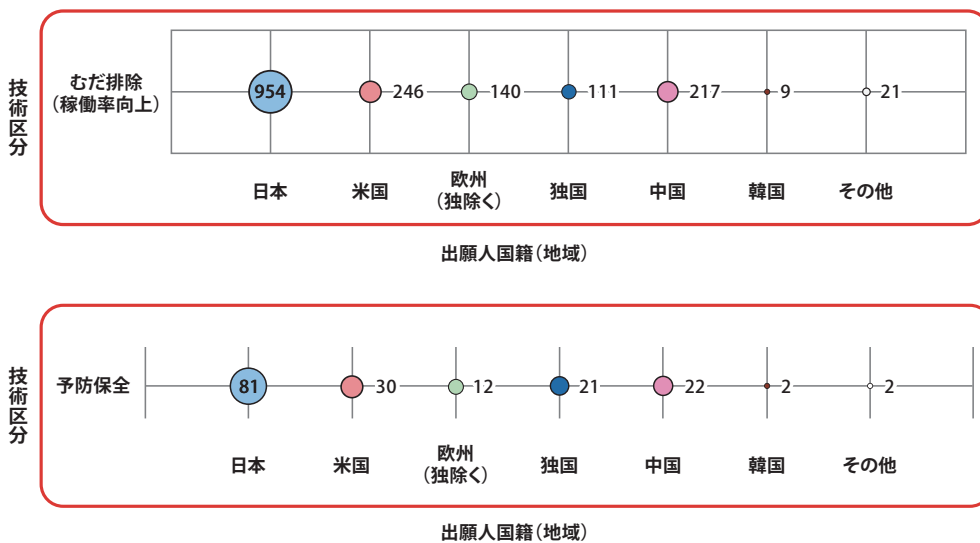


図5 「最適化」「予防保全」の出願動向

出所：平成28年度特許出願技術動向調査報告書「スマートマニファクチャリング技術」(特許庁,2016)

※7 [https://www.jpo.go.jp/resources/report/gidou-houkoku/tokkyo/document/index/28\\_04.pdf](https://www.jpo.go.jp/resources/report/gidou-houkoku/tokkyo/document/index/28_04.pdf)

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

## (2) 論文発表動向

図6にシステムデザイン技術分野の論文発表数推移と論文著者所属機関の国別シェア(2000年～2018年)を、

表3に論文著者所属の上位20機関を示す。

論文に関しても主要学会での日本の論文シェアは3%前後であり、米国・中国各20%程度<sup>※8</sup>と大きく差をあげられている。

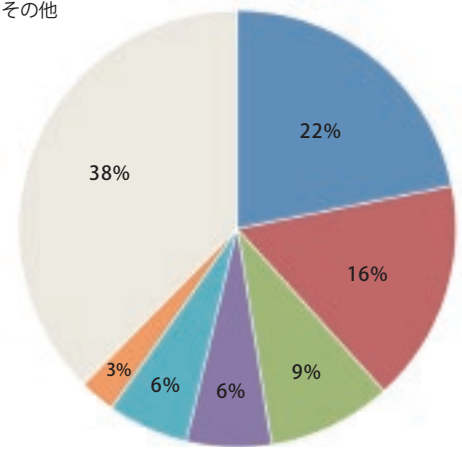
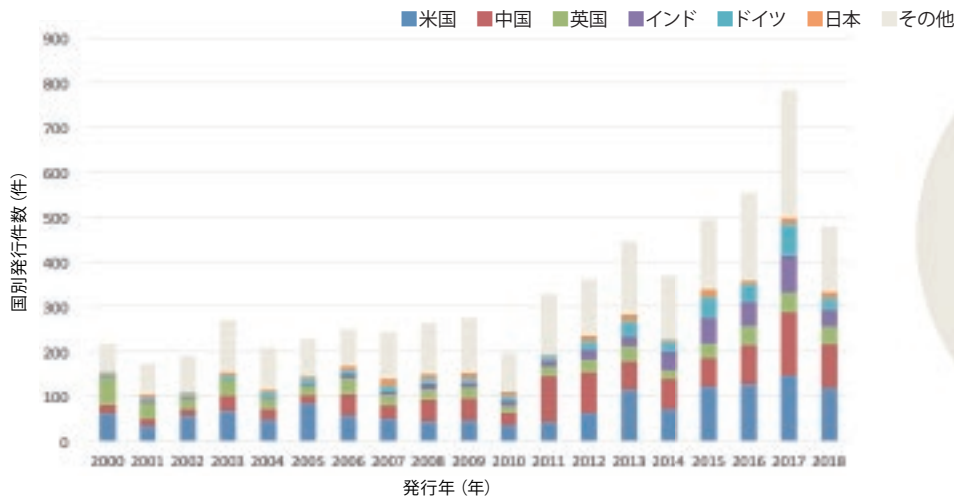


図6 システムデザイン技術分野の論文発表数推移と国別シェア (2000年～2018年)  
出所：Web of Science™ での検索結果を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2019)

表3 システムデザイン技術分野の所属機関別の論文発表数 (2014年～2018年)

順位	所属機関	国籍	件数
1	インド工科大学	インド	100
2	ジョージア工科大学	米国	64
3	ノースカロライナ大学	米国	57
4	フランス国立科学研究センター	フランス	37
5	ペンシルバニア州立大学	米国	35
6	クランフィールド大学	英国	30
7	アメリカ国立標準技術研究所	米国	28
8	上海交通大学	中国	26
8	テヘラン大学	イラン	26
10	ハルビン工業大学	中国	24
11	山東大学	中国	23
12	南京大学	中国	22
13	フラウンホーファー研究機構	ドイツ	21
13	パデュー大学	米国	21
13	スウェーデン王立工科大学	スウェーデン	21
13	天津大学	中国	21
13	ウイスコンシン大学	米国	21
13	フリードリヒ・アレクサンダー大学	ドイツ	20
19	北京航空航天大学	中国	19
19	ミラノ工科大学	イタリア	19

出所：Web of Science™ での検索結果を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2019)

※8 AAAI (Association for the Advancement of Artificial Intelligence) 2018 での主催者発表等 (AAAI, 2018年2月2日～7日)



# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

## (3) 標準化動向

AASD自体まだ研究開発の途上であるため、直接対応する標準は存在しない。応用先の各製造業で関連する標準規格として、枠組みとしてのドイツIndustrie 4.0を挙げるが、AIの応用に関しては具体的な動きは表面化していない。ドイツ政府が2018年11月に公表したドイツ連邦共和国人工知能戦略<sup>※9</sup>では「標準を定めるものが市場を支配する」(p.36)として規格の重要さが強調されている。ただし、ドイツの産業政策であるIndustrie 4.0プラットフォームとの連携という記述はあるものの具体的な内容は記述されていない。

AIの国際的な標準化としては、ISO/IEC JTC 1において標準化の議論が始まっている<sup>※10</sup>が、語彙<sup>※11</sup>やビッグデータに関するユースケース<sup>※12</sup>、およびそのロードマップ<sup>※13</sup>が公開されている段階であり、機械学習の手法などAIの詳細に関する詳細な標準規格には、まだ時間がかかる見込みである。

AIの利用を想定しない製造業のデジタル化という観点では、ISO 10303 (製造物モデルデータ交換規格)として航空機・自動車製造向けの3D設計データ規格STEP AP242 (ISO 10303-242)、CADファイル規格として3DPDF (PDF/E ISO 24517) が制定されている。ただし、PMI (Product Manufacturing Information、3章参照) はまだ標準化されていない。建設業では国際団体building SMART<sup>®</sup>がBIM (Building Information Management) の規格IFC (ISO 16739:2014) などの標準の制定作業が進められている。

## (4) 技術応用動向

最新の動向としては、本格的にAIを応用するレベルではないものの、設計開発工程や知識ベースのソフトウェア開発が進められている。日本電気 (NEC) はPLM<sup>※14</sup>ツールObbligato III<sup>※15</sup>の拡張機能として熟練開発者のドキュメントの参照の仕方を深層学習を用いて学習し、経験の浅い開発者に参照すべき候補として提示するシステムを発売予定である。図研プリサイトも機械学習を応用した高度な検索機能を持った知識ベース Knowledge Explorer<sup>※16</sup>を発売した。日立はルールベースのデザインレビューシステム<sup>※17</sup>を自社利用向けに開発して実際に利用している。パナソニックはBluebeam (米国)<sup>※18</sup>の設計レビュー用のコラボレーションツール<sup>※19</sup>を販売しているなど、製造業各社とも導入には前向きであることが見てとれる。

※9 <https://www.ki-strategie-deutschland.de/home.html>

※10 [https://www.ipsj.or.jp/release/20180110\\_itscjnews.html](https://www.ipsj.or.jp/release/20180110_itscjnews.html)

※11 ISO/IEC 20546:2019

※12 ISO/IEC 20546:2019

※13 ISO/IEC TR 20547-5:2018

※14 Product Lifecycle Management

※15 [https://jpn.nec.com/press/201806/20180614\\_03.html](https://jpn.nec.com/press/201806/20180614_03.html)

※16 <https://www.presight.co.jp/news/2018/06/pressrelease180625.html>

※17 [http://www.hitachihyoron.com/jp/archive/2010s/2016/03/pdf/2016\\_03\\_07.pdf](http://www.hitachihyoron.com/jp/archive/2010s/2016/03/pdf/2016_03_07.pdf)

※18 <https://www.bluebeam.com/jp/>

※19 <https://www.panasonic.com/jp/business/its/bluebeam.html>

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

製品として発表されているレベルでは日本が先行している面がある。表4に状況をまとめた。先行したのは製造業への応用であり、プリファード・ネットワークス (PFN) がファナック (Fanuc) と共同で産業機器の故障予測や工作機械の精度向上のためのソフトウェアを2017年に製品化した。逆に米国では同年にトップレベル研究者である

Andrew Ngが製造業向けのAI企業Landing.aiを立ち上げたことが大きく報じられるレベルであり、日本の先行を裏付けることとなった。ただし、欧米が力を持っているCAEツールにもAIの実装が進んでおり、競争の激化が予想される。

表4 世界における製造業へのAIの応用動向 (基盤技術も含む)

\* 赤枠：強いと想定される領域

	日本	米国	ドイツ・欧州
AI (製造業への応用)	Fanuc/PFN: 故障予測をFIELDシステムに付加、 <b>工作機械でワークの熱変形予測による精度向上</b> 富士通: AIによる設計支援 日立、パナソニック: デザインレビューシステム 図研プリサイト、NEC: 高度な検索・知識ベース関連システム	GE (Predix 上に開発中)  Andrew Ng: Landing.ai (製造業をターゲットにしたAI企業) 立ち上げ 2017  DARPA: D-FOCUS (PARC他) 設計補助(過去事例検索) 2017	Bosch: 製品テスト工程にAI導入 SIEMENS: IBM WatsonをIoTプラットフォームへ導入  DFKI: IoTへのAI導入 (smart factories) ドイツ企業: 開発工程ではモジュラー設計・モデルベース開発に自信
モデルベース設計手法、設計支援ツール	Cybernetが買収 ←  iCAD (製造工程CAD) UEL: <b>金型CAD</b> iSID 他多数(専門用途・シェア小)	MATLAB  Maple  Unigraphics: PLMツール → PTC: CAD/CAEツール Autodesk他多数	Fraunhofer: 複数の研究所で開発推進 (IPK, IESE, IEM 他) dSPACE: 制御系  SIEMENS: M/Aで買収(他多数) Dassault: CATIA(自動車・航空)
CAE (シミュレーション・最適化)	Lexer Research: GD.findi (製造工程のモデリング・シミュレーション・最適化ツール)	MATLAB/Simulink ANSYS MSC.NASTRAN他多数	(Fraunhofer IPAが採用)  SIEMENS: NX Nastran 他 Dynalco他多数
IoT、IoTミドルウェア	Fanuc/PFN: FIELDシステム ORiN協議会: ORiN2.0	GE: Predix	SIEMENS

出所：各種公開資料を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2018)

## 2-3 各国の政策動向

製造業へのAIの応用に関しては世界的にIoT (Internet of Things) の製造工程への応用という「スマートファクトリー」の文脈で議論されることが多い。特に日本では前述のとおり製造工程の「最適化」や「予防保全」など製造業との結び付きが強い。

### (1) 米国

米国では2016年に米人工知能研究開発戦略<sup>※20</sup>が、2019年には米人工知能イニシアティブを開始する大統領令<sup>※21</sup>が発表された。これらは包括的な枠組みのレベルであり、個々の具体的な技術に関する言及はなされていない。しかしながら前者の委員の一人である Terah Lyons は非常に多くの立場の人々にヒアリングを行ったと述べて<sup>※22</sup> 様々な領域での社会実装を想定しているものと考えられる。国立標準技術研究所 (NIST) は「先進製造において米国がリーダーシップをとるための戦略」<sup>※23</sup>でIIoT (Industrial Internet of Things) の文脈においてAIの活用の可能性に言及しており、製造業へのAIの応用を想定していることが見てとれる。また、NISTは業界団体と連携して設計データの標準化 (前述STEP等) も進めている。

### (2) 欧州

ドイツのIndustrie 4.0の枠組みはIoTを装備したスマートファクトリーの枠組みで紹介されることが多いが、実際は

開発から製造、そしてサービスまで含む製造業全体のプロセスをカバーし、デジタル化する構想のことである。ただし前述のとおりデジタル化の先にあるAIの応用に関しては具体的な施策は公表されていない。

AIに限らないが一般的な基盤技術である言語整備に関してはecl@ss<sup>※24</sup> (ISO 13584) と呼ばれる工業用標準化辞書の制定を主導している。

### (3) 中国

中国では2015年に製造業に向けては「中国製造2025」、ITに向けては「インターネット・プラス」の2本の戦略が公表されている。とくに後者では「インターネット・プラスの促進行動に関する指導意見」<sup>※25</sup>において重点領域の一つに「インターネット+共同生産」としてネットワークを介したデジタル生産システムの開発をうたっている。ただし、この項ではAIの応用は明示的に記されていない。

前述のecl@ssには中国も参加している。

### (4) 日本

日本では2016年に第5期科学技術基本計画を策定し、その中で、世界に先駆けた「超スマート社会」の実現に向けた取り組みとしてSociety 5.0<sup>※26</sup>が打ち出された。そして、このSociety 5.0の中で、超スマート社会サービスプラットフォームに必要となる技術として、IoTシステム構築、ビッグデータ解析、AIなどと、新たな価値創出のコアとなる強みを有する技術 (ロボット、センサなど) について強化し、モノづくり・コトづくりの競争力を向上させることが示されている。

※20 [https://www.nitrd.gov/news/national\\_ai\\_rd\\_strategic\\_plan.aspx](https://www.nitrd.gov/news/national_ai_rd_strategic_plan.aspx)

※21 <https://www.whitehouse.gov/presidential-actions/executive-order-maintaining-american-leadership-artificial-intelligence/>

※22 TEDx Beacon Street 2016での講演より

※23 <https://www.whitehouse.gov/wp-content/uploads/2018/10/Advanced-Manufacturing-Strategic-Plan-2018.pdf>

※24 <https://www.eclass.eu/>

※25 [http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-07/04/content\\_10002.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-07/04/content_10002.htm)

※26 [https://www8.cao.go.jp/cstp/society5\\_0/index.html](https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html)

## 3章 システムデザイン技術分野の技術課題

### 3-1 既存のシステムデザイン技術分野の体系

図7に既存のシステムデザイン技術による工程を、表5にその構成する技術要素を示す。設計開発工程は、大きく分けて仕様策定、概念設計、基本設計、詳細設計とな

り、各工程において検証が行われる。設計というとCADによる作図を想起されることも多いかと思われるが、実際は言葉によって指定された非常に抽象度の高い情報(仕様)から徐々に抽象度を下げ具体的なものの形の作図に至る作業である。モノづくりとは抽象度を下げ具体性を上げる作業であり、これがエンジニアリングの本質でもある。しかしながら、実際は図2(左)のようにツールの切り替えや文書の参照、文書作成といった本質的でない作業が多いというのも現実である。

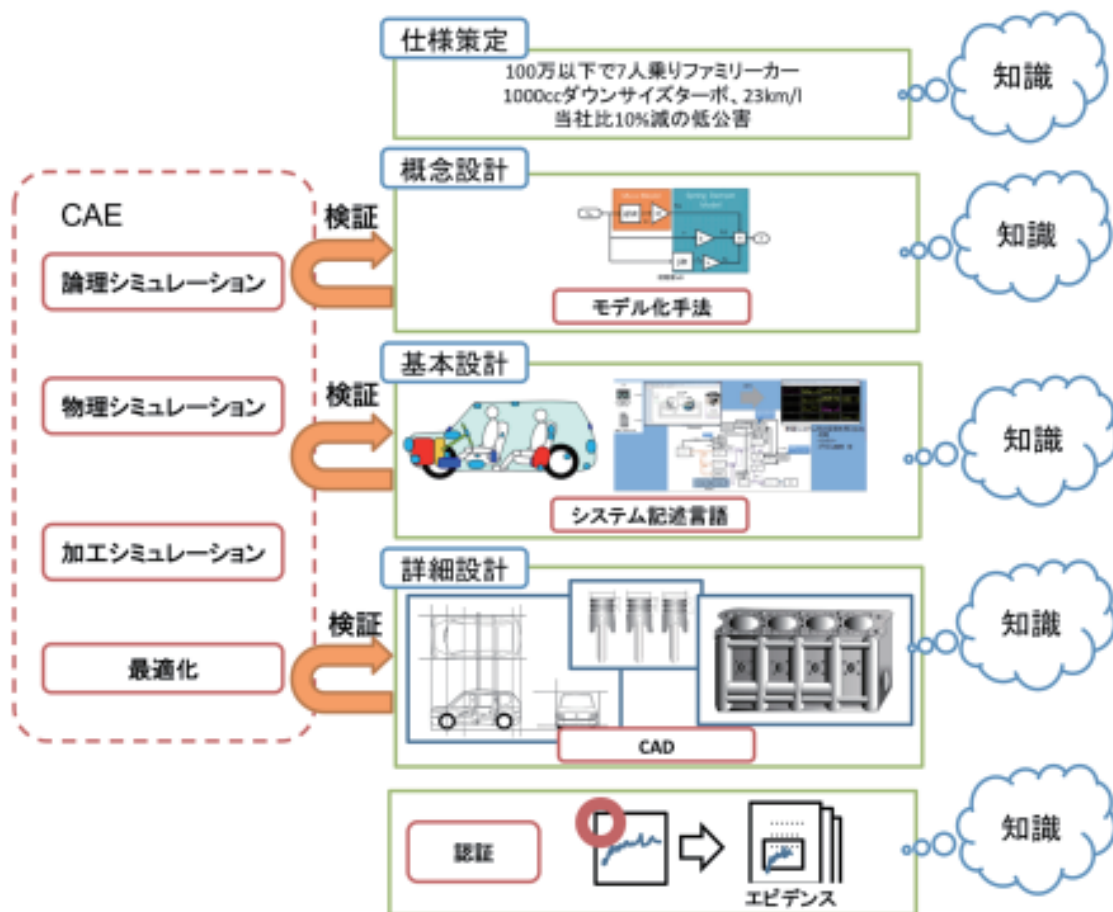


図7 既存のシステムデザイン技術の工程  
出所：各種公開資料<sup>※27</sup>を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

※27 自動車開発におけるプラントモデルI/Fガイドライン解説書Ver.1.0  
(経済産業省, 2017)  
<https://www.meti.go.jp/press/2016/03/20170331010/20170331010-3.pdf>  
SRIAWASE 2.0構想 (経済産業省, 2016)  
<https://www.meti.go.jp/press/2016/03/20170331010/20170331010-2.pdf>

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

表5 既存のシステムデザイン技術の工程の技術要素

技術要素	概要・問題点
システム設計	設計作業は言葉によって記述された仕様をモデル化して複数の段階を経て抽象度を下げた具体化する作業である。CADによって作図された設計図も具体化されたモデルと考えることができる。段階によって使用するツールが以下に挙げるように異なる。
モデル化手法	システムを抽象化したモデルを作成し、それを用いてシミュレーションによる検証など様々な面からの検討を可能とする。ソフトウェアに関してはシステム記述言語が整備されているが、機械システムでは流体モデル、構造モデル、熱モデル等多数の側面からの検証が必要で、抽象度を上げる手法の開発が望まれる。
システム記述言語	モデルを記述するための計算機言語。抽象度が高く、概念設計や基本設計の段階で多く用いられる。オブジェクト指向に基づいた統一モデリング言語UML (Unified Modeling Language) やシステム記述に特化したSysMLといった手法が開発された。この手法による開発をモデルベース開発 (MBSE: Model Based Systems Engineering または MBD: Model Based Design) と呼ぶ。日本では経済産業省により、SURIWASE2.0構想に基づきMBDガイドラインおよび車両性能シミュレーションモデルが作成された。自動車など複雑な機械システムでは、複雑性を管理するための手法の開発が必要と考えられる。
CAD	CADによる計算機上での作図は広く普及している。ただし狭義のCADは物体の表面形状をモデル化するのみであり、このデータをそのまま製造工程に引き渡すことはできず、公差表現・表面加工・材質指定といったPMIの付加が必要となる。
検証	作成されたモデルや図面はそれで完了というわけではなく、その工程に応じて検証プロセスを経て次の工程に進む。また、製品化するためには対応する規格や規則に適合を証明することで認証を得る必要がある。様々な名称のツールが使われているが、ここでは代表例としてCAEを挙げる。CAEツールには各種シミュレータもパッケージとして含まれている場合もある。
CAE	CADデータなど設計情報をもとに各種のシミュレータを用いて評価を行うソフトウェア。シミュレータを内包することが普通であり、ユーザからは一体として見える。各シミュレータ等も統合してコンピュータ上の仮想環境で実験を行うバーチャルエンジニアリング (Virtual Engineering) への発展も進行中である。
物理シミュレータ	運動、応力変形、構造強度、熱伝導、電磁波放射といった力学、熱力学、電磁気学といったシミュレーションの総称。すべてを1つのシミュレータで行うことは計算量、メモリ使用量の観点から不可能であるため、様々な粒度での抽象化を行う。
論理シミュレータ	組込ソフトウェアを含むコンピュータプログラムや半導体ロジックなど論理的に記述された形式システムに関して、その動作をシミュレートして検証を行う。
加工シミュレータ	組立プロセスや加工時の変形などをシミュレートすることで組立のプロセスとその難易度や公差情報を評価する。歩留まりを推定することでコストを大きくコントロールすることが可能となる。
最適化	工程の各所で必要となるのが多数の設計パラメータを調整してパフォーマンス最大など望ましい状態にもってゆくことであるが、このプロセスを最適化と呼ぶ。
組合せ最適化	構造物の組合せ、公差設定等の様々な組合せの最適化を行う。計算機上で最適化を行う様々な手法が開発されているが、一般には多くの計算量やメモリが必要となる。
スケジューリング	時間的な組み合わせ最適化問題でデッドラインや順序など様々な時間的制約が課せられたもの。
知識	現場レベルのノウハウとして蓄積されており、エンジニアリングノートなどの形式で電子的に蓄積されている場合も多いが、標準化などは進んでおらず各作業者の経験に依存する暗黙知となっている。とくに語彙や文法などの記述ルールが整備されていないことと、担当する領域・工程ごとに用いる言葉が違うこともあり、領域・工程をまたいで全社的に利用することができない問題がある。
認証	開発している製品が法令・基準・規格等のルールに適合しているか検証を行う。実験データ等を取りまとめてエビデンスを作成する。近年は環境や安全性に関する規制の強化や国・地域別の対応など作業量の増大の問題がある。ルールは原則として自然言語で記述されている。これらは読み手による認識・解釈に差異が生じないよう、文法や語彙に関して厳格な記述がなされている。しかしその適合性の検証方法が具体的なない場合があるなど、その実装手法や認証のためのエビデンスの提示方法等に関しては設計エンジニアのノウハウになって属人化しているケースもある。

出所：各種公開資料\*27を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2019)



# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

## 3-2 AIを活用したシステムデザイン (AASD) の概要

AIを用いて間接作業を自動化した設計開発工程のイメージを図8に示す。ここでは、技術者は本質的な作業、

つまり「モノの形を作る作業」に集中することができ、検証や適合性といった間接的な作業がAIを応用した技術によりサポートされる。また、これまで属人的であった知識がAIを応用したシステムにより複数の工程にまたがって活用できるようになる。

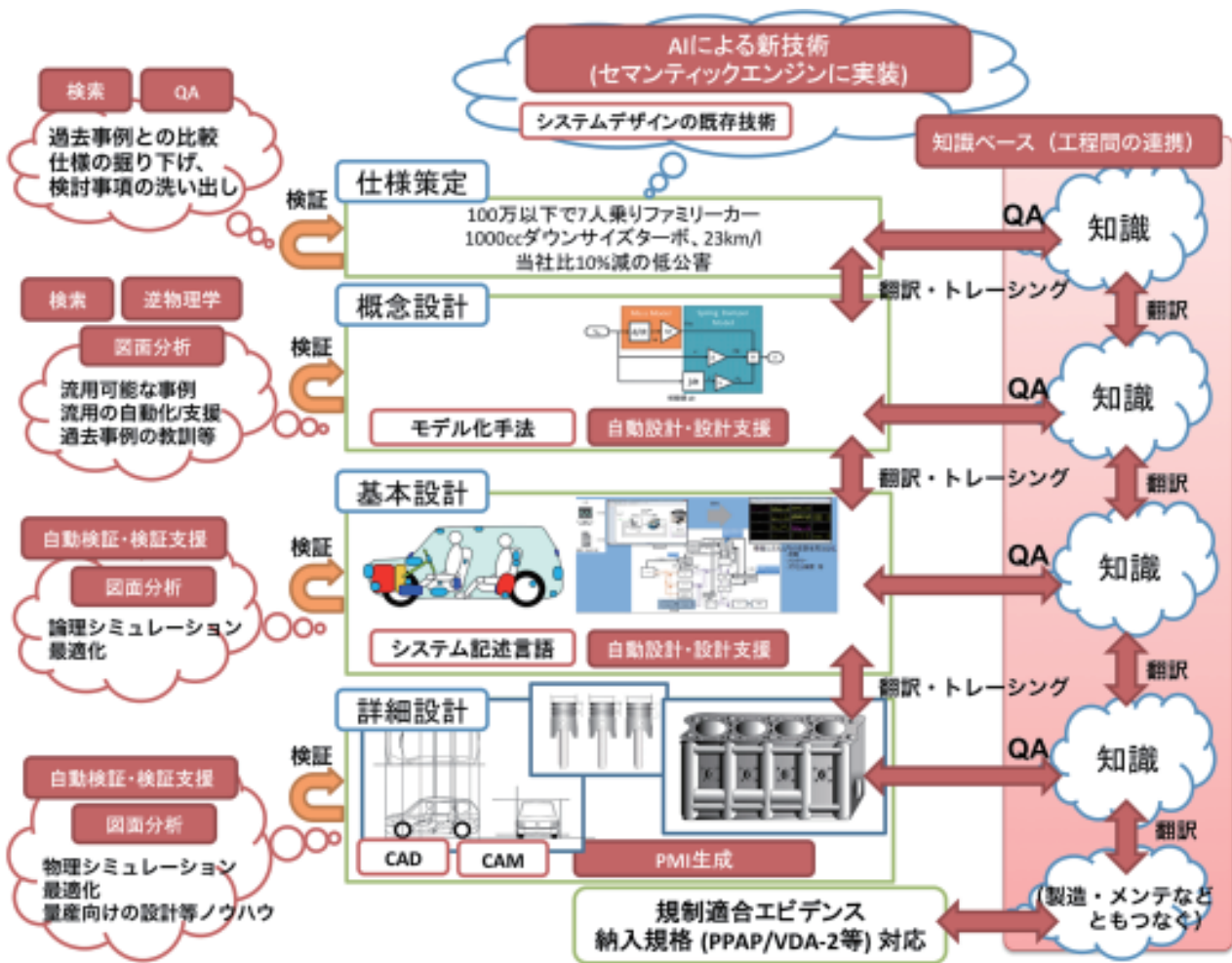


図8 AIを活用したシステムデザイン技術の工程  
出所：各種公開資料<sup>※27</sup>を基にNEDO技術戦略研究センター作成(2019)

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

図9に、AIを活用した設計・開発を実現する要素をシステム化した構成図(図2右図を再掲)を示す。想定するシステムでは、設計者はAASDインターフェースを用いてデータ変換等間接的な作業を自動化し、シームレスに作業を進めることを目指す。図面分析、設計支援、検証支援、QAシステム(高度な質問応答システム。検索を含む。)などAIを用いた処理は「セマンティックエンジン」の中で実行される。以下はあくまでも完成イメージであるがユーザは、仕様やモデルをもとに、CADで図面を作成する作業中に過去のデザインレビュー等から関連する情報を検索し、リスク

セメントや法令・規制への抵触などの情報を参照することが可能となる。シミュレータを介して強度設計や熱設計を早期に行い、あるいは自動評価することで設計の完成度を早期に上げて時間の短縮を図ることができる。また、PMIが自動生成されて最適化された公差の設定が可能となる。ドキュメント作成時にはワードプロセッサに組み込まれたオーサリングツールを用いて論理的な文章が容易に作成される。なお、複数のツールを切り替えたり、データ変換作業を行うことなくシームレスに作業を行えることも重要である。今後はこのイメージに近づけるべく研究開発を行う。

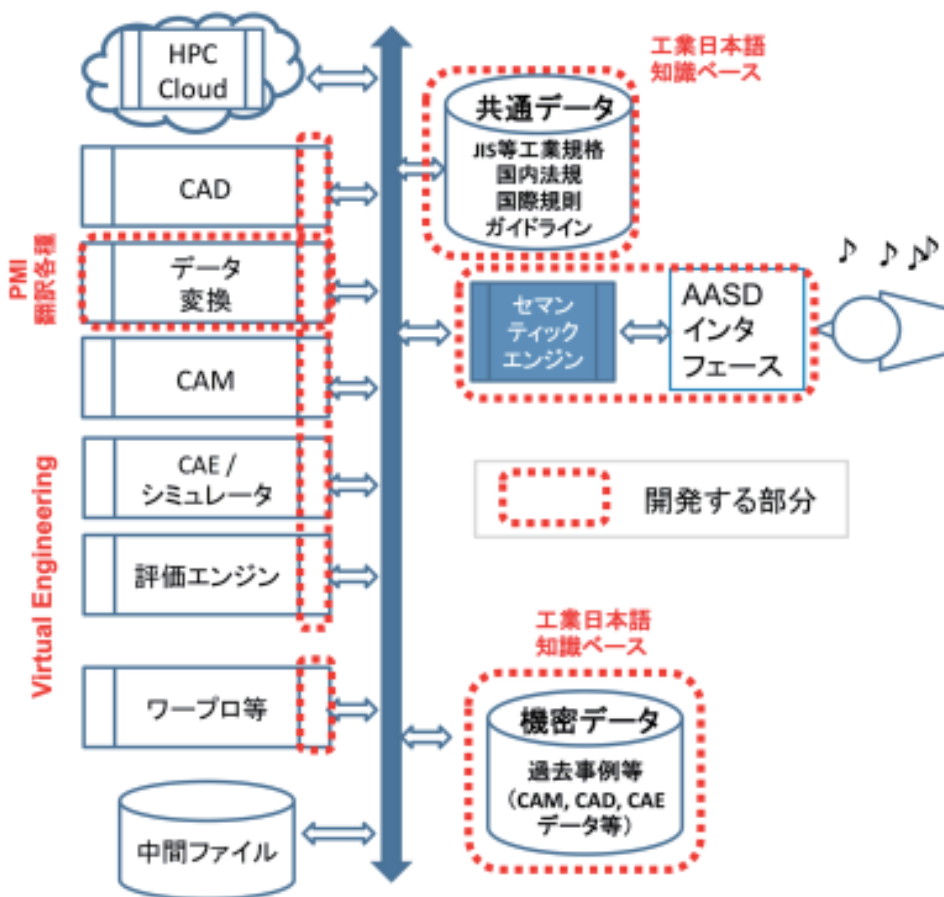


図9 AIを活用した設計・開発を実現する要素をシステム化した構成図(図2右図再掲)  
 出所：各種公開資料を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2019)

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

## 3 -3 AIを活用したシステムデザイン (AASD) の開発項目

表6に前述の機能を実装するための、特にAIにおける開発項目を挙げる。この表に挙げた要素技術に基づいて

開発された処理系を組み合わせたシステムである「セマンティックエンジン」に、ユーザインタフェースを付加することで提供が可能になるサービスのアプリケーション（応用）を表7に示す。図10は、要素技術、処理系、処理系基盤、共通基盤とアプリケーションとの関係を示す。

表6 システムデザイン技術におけるAIの開発要素

開発課題			
要素	1	検索	単純なキーワード検索ではなく、データの意味を理解した検索機能が要求される。分野によって異なる表現にも対応できる高度な検索が要求される。社内のエンジニアリングノートなど少数データへの対応も必要となる。
	2	要約	文書から意味を認識して要点を抽出する。検索と同様にデータの意味を理解した要約機能が要求される。
	3	翻訳	各社ごと・部門ごとに異なる言葉間の意味を理解した翻訳が必要となる。検索と同様少数データへの対応も必要となる。
	4	推論	検索・要約を組み合わせ、与えられたデータから、根拠データの抽出とそれらの関係性を評価し、ルールへの適合性の推定などを行う。背景知識となる知識ベースの構築および複数段階を経る推論が必要である。
	5	画像認識	図像とは図面のように人間が決めた約束事に基づいて描かれた画像のことであり、画像認識とは異なる難しさがある。例えば人間にとっては分かりやすい「矢印」の意味を認識するといった機能が必要である。
処理系	1	自然言語処理 (意味理解)	例えば質問応答においては、与えられたパラグラフ内の情報だけでなく背景知識(各社・各部門特有の知識も含む)も活用して答えを引き出すような機能が必要である。現在の深層ニューラルネットによる機械学習もこのレベルの問題に対しては人間の能力と比較して大きく劣っており、処理系基盤のハイブリッド人工知能の開発も必要視されている。少数データへの対応も必要となる。
	2	画像処理	画像認識は深層ニューラルネットが人間を凌駕する性能を達成している。ただし、敵対的攻撃(人間にはノイズと認識されるわずかな摂動だが認識結果が意図的に操作される)といった脆弱性がある等、深層ニューラルネット特有の課題がある。
	3	図像理解	ダイアグラムやチャートなど、人間が意味を作り込んだ図像を理解する研究例は少ないが、図面を理解することは設計開発工程にとっては必須であり、重要な技術である。ハイブリッド人工知能の適用や、データの効率的な整備手法など図像のデジタル化手法の開発が課題である。
	4	逆物理学	動画像から、その中で起きている物理現象を推測する技術であるが、背景知識なしに運動量などの保存量を推察することはできない等の問題があり、設計評価で使うためにはその性能を大きく上げることが課題である。
	5	最適化	公差の設定など、多くの要素の複雑な相互依存関係のある状況下で使える最適化アルゴリズムまたはAI技術の開発は大きな課題である。
処理系基盤	1	機械学習	機械学習技術は、ベイズ推定、深層ニューラルネットを用いた深層学習をはじめとする各種技術の総称である。大規模な問題に対応できるスケール性、推論結果を検証できるための説明可能性などが技術的な課題である。また深層学習では、少ないデータ量での学習手法も課題である。
	2	ハイブリッド人工知能	自然言語処理での例(辞書やオントロジーなどの知識モデルと機械学習を組み合わせる質問応答の性能を向上させる)のような、機械学習と他の技術との組み合わせによる機能向上が試行されている。機械学習と親和性の高い知識モデルの開発も課題である(言語整備の項も参照)。
共通基盤	1	言語整備	機械学習の性能はデータの質に大きく依存する。そのため、エンジニアが用いる言葉の語彙や文法の整備が必要となる。さらに、辞書をさらに構造化した知識モデルの構築(ただし要素数が増えることで生じる矛盾を吸収できる)が必要である。また文書作成時に整備された言語になるよう補助するオーサリングツールの開発も必要である。
	2	データ作成手法	機械学習で必要となる教師データの作成は、例えば生データにラベル等を付加するアノテーション作業が必要であるが、これを自動で行うなどデータ作成を自動化する機能の開発が必要となる。
	3	データ流通・保護機構	現在整備されつつある法令・社会ルールへの適合と技術開発の推進を両立させるべく、共通データと機密データを区別し、後者ではデータの所有権を明示的に保護する技術及び、利用の許諾を容易にしてデータの交換・流通を促進する技術の開発が課題である。
	4	ハイパフォーマンスコンピューティング	機械学習用だけでなくシミュレーション用にも高速計算機が必要となる。機械学習の手法自体も急速に進化しており、それに適したハードウェアのアーキテクチャも、今後大きく変わる可能性がある。また、それに適したソフトウェアライブラリの整備も重要である。

出所：各種公開資料<sup>※27</sup>を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2019)

# AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

表7 AIを活用したシステムデザイン技術による工程の技術要素

応用	1	QA システム・知識ベース	検索、要約、翻訳、推論の各要素技術を組み合わせ、蓄積されたデータの意味を理解した高度な質問応答エンジンをもとに知識ベースを構築。分野の違いによる言語の違いを翻訳により吸収し、推論によって検索キーを生成し、意味を理解した検索によりユーザが処理できる程度の数の候補ドキュメントを絞り出し、要約によりわかりやすく表示する機能の実装を目指す。
	2	図面分析	図像認識、検索技術を用いて図面の特徴と言語のマッチングから検索などを行う。例えば「突起」という語から突起部の抽出を行ったり、過去のトラブルレポートを(言葉でなく)図面から検索する機能が考えられる。さらに、推論を組み合わせるとトラブルの原因を分析して解決策を検索する機能も考えられる。
	3	自動設計・設計支援	検索、要約、翻訳、推論、図像認識を用い、多量の類似事例が蓄積された過去のデータを参照・流用した設計機能。さらに、GAN (Generative Adversarial Network) などによる生成モデルを用いることで設計者の作業を補助する機能が実現できると期待される。ただしAI技術の進歩によっても、あくまでもAIは設計者に可能なパターンを示唆するにとどまり、最終的には人間が決定するものになると考えられる。
	4	自動検証・検証支援	ソフトウェアの検証のような場合と異なり、機械システムを自然言語で記述されたルールへの適合性判定では数値的な「正解」の定義や表現も難しい。このような場合では、CAEの出力結果が所期性能を満たしているかどうかについて、出力結果の意味を理解した分析を行う機能の実装が要求される。認証のためのエビデンス生成には、自然言語で書かれた規則と整合性のあるデータを検索して揃え、論理の筋道にとって並べる推論技術を用いる。
	5	PMI 生成	PMIの重要な要素である公差の設定は、生産の歩留まりと直結し、コストを大きく左右する。最適な設定を求めるため過去の事例の検索による流用や、製造工程シミュレータなどと連携して最適化を行う機能の実装が必要となる。

出所：各種公開資料<sup>※27</sup>を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）

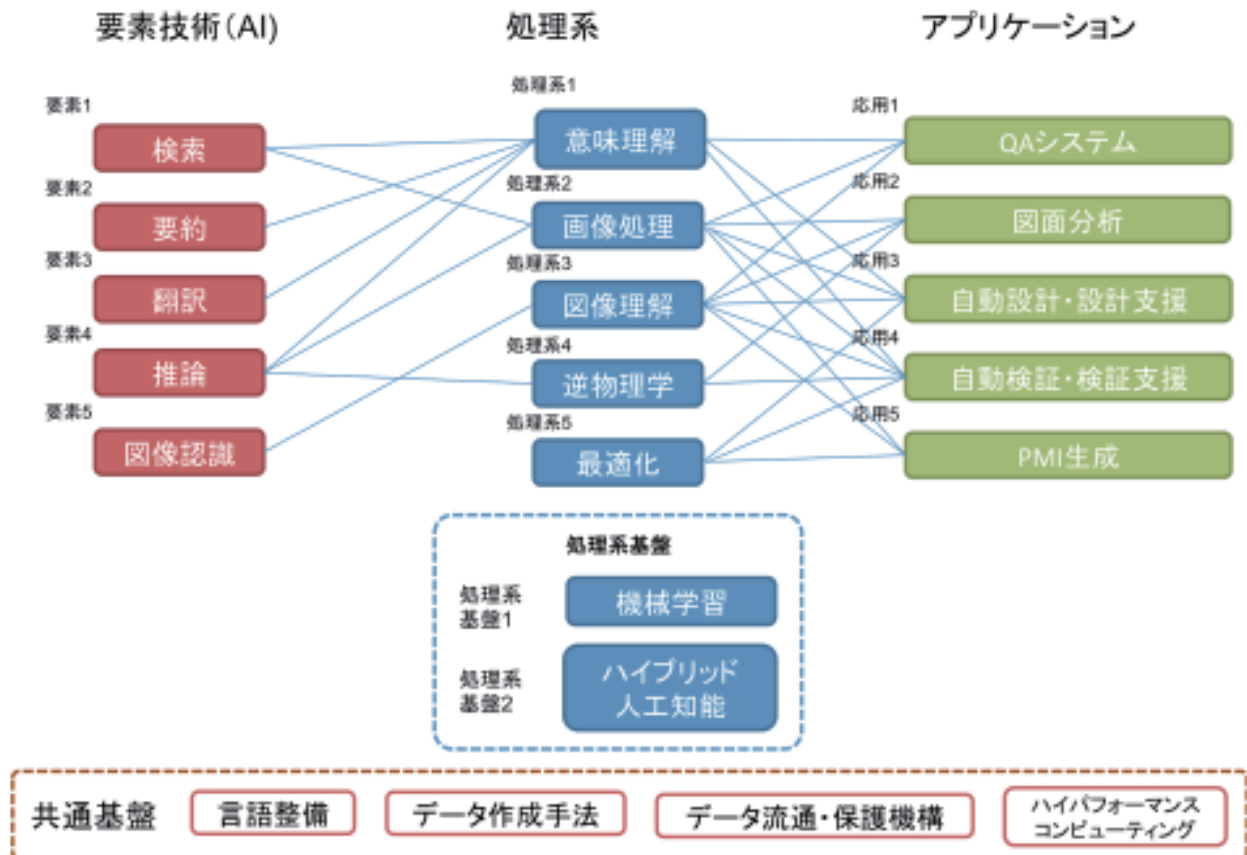


図10 要素技術、処理系、アプリケーション間の関係および基盤技術

出所：各種資料を基にNEDO技術戦略研究センター作成（2019）



## 4章 おわりに

製造業の設計開発工程の生産性の向上に役立つ技術としてAASDを提案した。これはQAシステム・知識ベース、図面分析、自動設計・設計支援、自動検証・検証支援といった機能をもったエンジニアリング支援サービスを提案するものであり、これらを実現するためにAIを活用することが特徴である。

AASDの利用シーンのイメージを図11に示す。ここでは、Slackなどの社内メッセージングシステムを介してAASDを利用し、デザインレビューで設計情報の問題点を洗い出し、設計に反映するフロントローディングを実現するこ

とを想定している。

AASDの実現にあたっては、構成要素の開発はもとより、その基盤となるデータについても構造化する手法や言語整備、そしてデータ流通・保護機構の開発も重要である。さらに、完成品メーカーだけではなく、製造業のサプライチェーンの構成企業の全体で使えるようなサービスの提供ができれば、日本の製造業の競争力強化につながる。

この技術開発成果、特に意味理解技術を応用した書類検索、文書変換といった機能は、一般業務向けのデータを整備して知識ベースを構築することにより、データの自動収集による書類作成、意味を理解したメール検索といった、日常業務をはじめとする幅広い業務の生産性向上システムとしても展開が可能であり、その展開により超スマート社会の実現が一層早まることを期待したい。

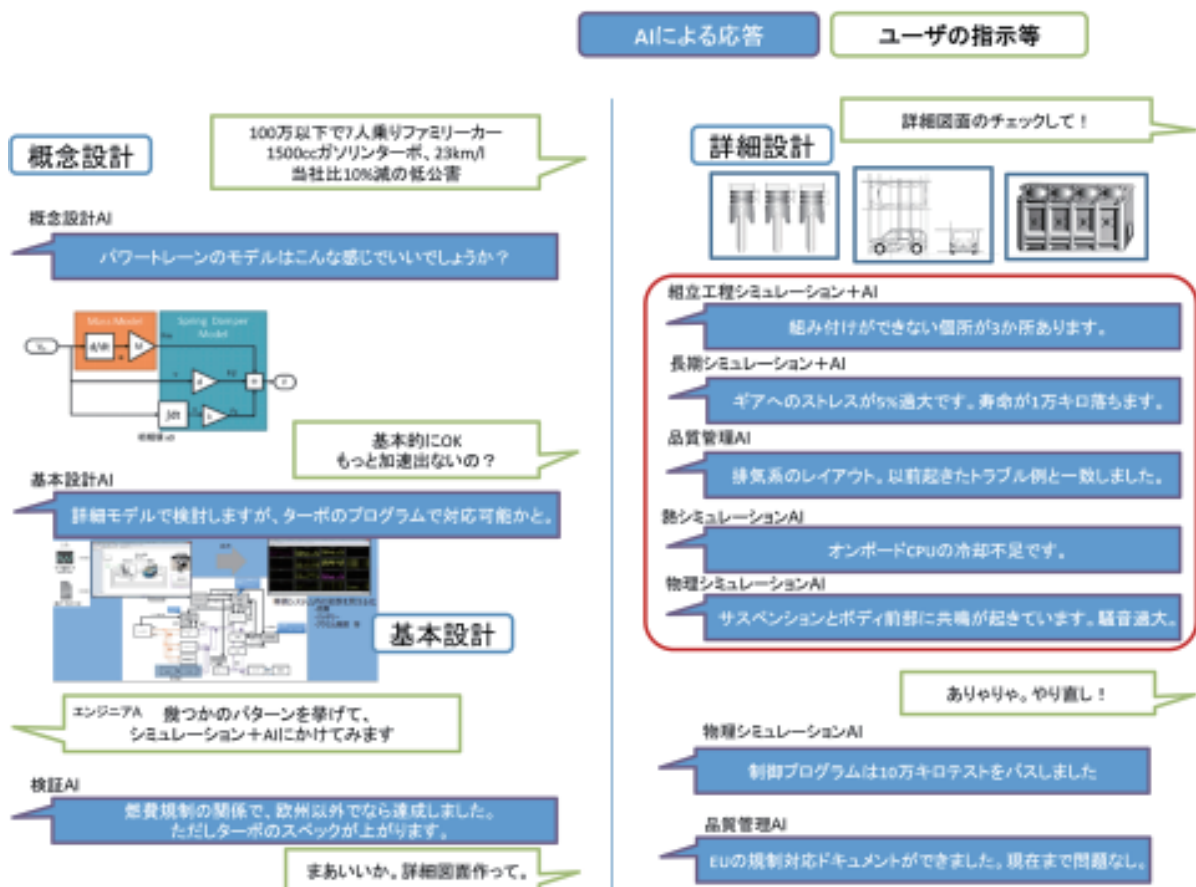


図11 利用シーンイメージ

出所：各種公開資料<sup>\*27</sup>を基にNEDO技術戦略研究センター作成(2018)



## コラム

## AASDの横展開への期待

4章の最後に、AASDの横展開として一般事務作業への応用の可能性を述べた。これについて少し説明したい。ヒアリングを通じて浮かび上がってきたことは、ルールへの適合性の検証などで大量の文書を検索し、大量の文章を作成する仕事のウェイトの高さであった。

製造業に限らない一般的な事務作業でも、同様な問題は起きている。筆者自身も定型作業にもかかわらず毎回ファイルシステムの中からデータを探し出して書類を作成したり、同じような文書を目的別に複数回作りなおしたり、記憶にはあるのになかなか見つからない過去のメール検索では微妙な表記の揺れが原因であったことに半日経って気づくなど、自身も同様な不満を抱えていることに気づいた。後半はむしろそれをネタにアイデアを広げ本稿に対応する技術戦略を作成してきた。きっと読者にも思い当たる点はあるはずである。これらの作業は初歩の意味理解技術の開発によって自動化されると期待している。

意味理解できないシステムで意味理解を論じる皮肉な状況を経て、AASDの開発成功と一般業務への横展開は筆者自身の切なる希望となった。将来の報告書の作成は随分楽になるであろうと期待しつつ筆をおく。

(筆者：新領域・融合ユニット研究員 山本 知幸)

技術戦略研究センターレポート

# TSC Foresight vol.34

AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野の技術戦略策定に向けて

2019年7月12日発行

TSC Foresight Vol.34 AIを活用したシステムデザイン(AASD)技術分野 作成メンバー

国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構  
技術戦略研究センター(TSC)

■ センター長 三島 良直

■ センター次長 西村 秀隆

■ 新領域・融合ユニット(ロボット・AI)

・ユニット長 平井 成興

・統括研究員 殿川 雅也

・研究員 山本 知幸

鎌田 久美

桐生 優子

藤井 大地 (2019年3月まで)

高梨 伸彰

・フェロー 高木 宗谷 元トヨタ自動車株式会社 理事

橋田 浩一 国立大学法人 東京大学 教授

・フェロー 中島 秀之 公立大学法人 札幌市立大学 理事長・学長  
(2019年3月まで) 公立大学法人 公立はこだて未来大学 名誉学長

● 本書に関する問い合わせ先  
電話 044-520-5150 (技術戦略研究センター)

● 本書は以下URL よりダウンロードできます。  
<https://www.nedo.go.jp/library/foresight.html>

本資料は技術戦略研究センターの解釈によるものです。  
掲載されているコンテンツの無断複製、転送、改変、修正、追加などの行為を禁止します。  
引用を行う際は、必ず出典を明記願います。