



技術戦略研究センターレポート

# TSC Foresight

Vol. **8**

## 人工知能分野の 技術戦略策定に向けて

2015年11月

<b>1</b> 章 人工知能技術の概要	2
<b>2</b> 章 人工知能技術の置かれた状況	3
2-1 人工知能関連のプロジェクト	3
2-2 技術開発の動向	4
2-3 産業競争力(諸外国との比較)	9
<b>3</b> 章 人工知能分野の技術課題	17
3-1 人工知能の基礎技術体系	17
3-2 人工知能の応用技術(応用分野)と技術課題	18
3-3 市場規模	19
<b>4</b> 章 おわりに	20

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

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## 1章 人工知能技術の概要

人工知能 (AI:Artificial Intelligence) という名称が使われ、その研究分野が形成されたのは、1956年に John McCarthy により提唱されたダートマス会議からである。そして、1960年代から人工知能の研究開発は本格化し、自然言語処理、エキスパートシステムなどが誕生した黄金時代を迎えた。しかし、コンピュータ性能の限界、資金面の問題から1970年代後半には第1期冬の時代を迎えた。1980年代になると、高性能コンピュータの登場により人工知能の実用化が広く進められ、エキスパートシステムが世界の多くの企業で採用された。その後、第2期冬の時代を経て、1990年代にはサポートベクターマシン (SVM:Support Vector Machine)、データマイニング、大量のデータ解析技術、知識発見の研究が発達し (図1)、1997年にはIBMのチェスプログラム「ディープブルー」が人間のチェスチャンピオンに勝利した。しかし、その後、人工知能は再び低迷の時代を迎える。

2006年、カナダのトロント大学の Geoffrey Hinton 教授により、従来のニューラルネットワークの認識力を上回るディープニューラルネットワーク (ディープラーニング※ (DL:Deep Learning)) が発表され、2012年には人工知能分野の画像認識に関する国際大会 (ILSVRC2012) において、DLが従来手法と比較して高い認識率を示したことを受け、一段と高度化した人工知能技術の活用が改めて注目された。DLは、人工知能研究の初期からあるニューラルネットワークの一つであり、この技術を並列計算技術とともに用いることで、多層ニューラルネットの学習が可能となった。

画像認識のなかの顔認証技術については、我が国が世界でも

高水準にある分野である一方、近年注目を集めているDLの研究は、日本よりも欧米で進んでいる。DLは、人工ニューロンの層数を増やすことにより音声認識、画像認識に成果を上げているものであり、これまでの技術では解決できなかった画像、動画、音声、自然言語を扱う問題に有効である可能性があることから、Google、IBM、Apple、Facebook、Microsoftといった米国の大手IT企業を中心となって研究開発を進めており、さらに高度な音声認識、画像認識への飛躍が期待される。音声認識については、自然言語処理、意味理解、自動翻訳、人との自然な音声対話が期待される。これまでの機械翻訳にありがちな「文法的には合っているけれども実際にはありえない文章」になる現象を、DLを利用することにより、文章内容を理解できる自動翻訳を完成させる可能性がある。また、画像認識については、DLによる処理能力の向上とともに、画像の中からの高精度な物体・個人の認識、また環境の認識が期待される。さらに、脳の知見に基づく人工知能の研究では、全脳型アーキテクチャ (人間の脳の仕組みをすべて解明するもの) などが研究されている。

人工知能の応用分野は、質問応答、自動運転、画像認識、音声認識、次世代産業用ロボット、パーソナルロボットなど多岐にわたる。例えば、自動運転車は、人間が運転操作をすることなく、GPSやカメラ、三次元距離センサ等の各種センサでとらえた情報を人工知能が解析し、安全な走行路を判定し、操縦し、自動走行する。パーソナルロボットの例としては、ソフトバンクがAldebaran Robotics (フランス) と共同開発した世界初の感情認識パーソナルロボット「Pepper」があげられる。「情報革命で人々を幸せに」という理念のもとに、最新の音声認識技術、ヒトの表情と声のトーンを分析してヒトの感情を推定する感情認識機能を搭載している。

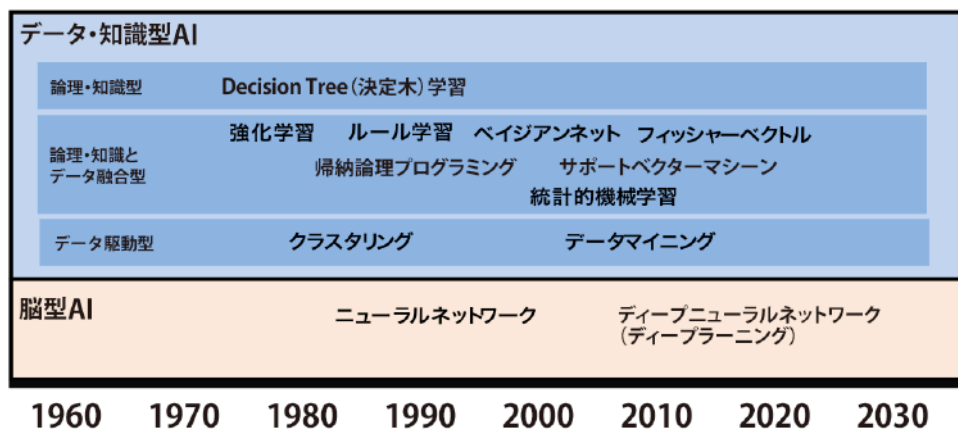


図1 人工知能の基礎技術の系譜

出所:各種公開情報を基にNEDO技術戦略研究センター作成 (2014)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

一方、現状の人工知能技術の活用を困難としている要因として、第一に、言語・記号情報とそれ以外の視覚・聴覚・行動情報などのデータを組み合わせて、より統合的に深く認識・理解することが困難であること、第二に、個別タスクの能力は人間に近づきつつあるが、人間のような真に汎用的な知能にはなっていないことが挙げられるため、これらの技術開発を行う必要がある。人工知能の発展は、我が国のあらゆる産業の活性化につながる大きな可能性を有するものであることから、今後の更なる技術開発の進展が期待される。

※ディープラーニング (DL) :

DLでは、ニューラルネットの構造上「入力層」と「出力層」の間にある、「隠れ層」と呼ばれる中間層の数を増やし多層構造にする。この隠れ層によって何段階かの抽象化を繰り返して、形状、質感、全体像など複数の特徴を抽出することで、より正確に識別できるようになる。

大量のサンプルデータを入力して、DLのニューラルネットをトレーニングすると、特徴量を自動的に学習する。また、未知の画像を入力しても、特徴量を基に識別できるようになる。

## 2章 人工知能技術の置かれた状況

### 2-1 人工知能関連のプロジェクト

経済産業省のプロジェクトとその他のプロジェクト（近年のものに限る）を以下のとおり整理する。

#### (1) 経済産業省のプロジェクト

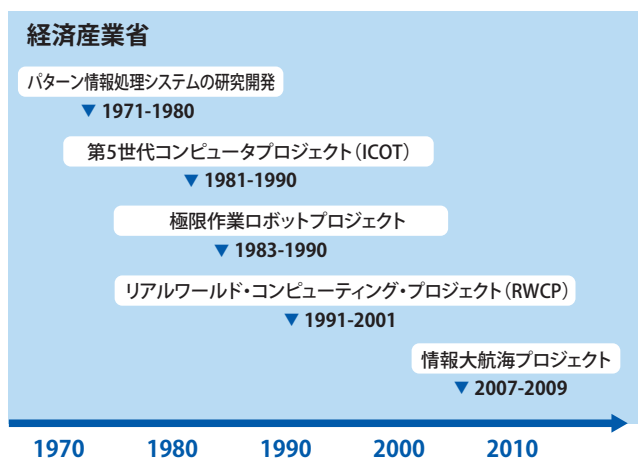


図2 人工知能関連の国家プロジェクトの経緯

出所：各種公開情報を基に NEDO 技術戦略研究センター作成（2014）

#### (2) 経済産業省以外の近年のプロジェクト

（さきがけ・CREST・ERATO等）

- さきがけ「脳情報の解読と制御」2008-（研究総括：川人光男）
- NICT「MASTARプロジェクト」2008-2011（プロジェクトリーダー：中村哲）
- CREST「共生社会に向けた人間調和型情報技術の構築」2009-（研究総括：西田豊明・東倉洋一）
- CREST「ポストベタスケール高性能計算に資するシステムソフトウェア技術の創出」2010-（研究総括：米澤明憲・佐藤三久）
- 人工知能プロジェクト「ロボットは東大に入れるか」2011-（プロジェクトディレクター：新井紀子）
- ERATO「河原林巨大グラフプロジェクト」2012-2018（研究総括：河原林健一）
- さきがけ・CREST「ビッグデータ統合利活用のための次世代基盤技術の創出・体系化」2013-（研究総括：喜連川優）
- CREST「科学的発見・社会的課題解決に向けた各分野のビッグデータ利活用推進のための次世代アプリケーション技術の創出・高度化」2013-（研究総括：田中譲）
- ERATO「石黒共生ヒューマンロボットインタラクションプロジェクト」2014-2020（研究総括：石黒浩）
- CREST「人間と調和した創造的協働を実現する知的情報処理システムの構築」2014-（研究総括：萩田紀博）

## 2 -2 技術開発の動向

人工知能に関する先端的な技術開発動向を以下に紹介する。

### (1) 人工知能の基礎技術（アルゴリズム分野）の最新開発動向

人工知能の基礎技術の動向として、画像認識の国際大会として行われているLarge Scale Visual Recognition Challengeを取り上げる。大会から提供されたサンプルの画像データから学習し、テストの画像データでの誤認識の低さを競う大会となっている。2012年と2014年で使用されている人工知能技術を比較すると、2012年では様々な手法が取られているが、2014年は上位5位のほとんどがDLを使用している状況になっており、現状ではDLの手法が優位であることを示している。

それぞれの詳細に関しては、以下のとおりである。

#### ① Large Scale Visual Recognition Challenge 2012 (ILSVRC2012)

2012年、人工知能分野の画像認識に関する国際大会(ILSVRC2012) (2012年10月実施、参加チームは7チーム)が開催された。表1にILSVRC2012の大会結果を示す。タスク1及びタスク2で第1位のトロント大学がニューラルネットワークを多層化したDLを使用して実験を行い、人工知能の基礎技術が飛躍的に発展した。

#### <大会概要>

- タスク（課題）は3つあり、タスク1は分類、タスク2は局地、タスク3は細分類についての精度の高さを競う。
- 例えば、タスク1は「これはスポーツカーである」と認識することができるかどうか、(120万の画像を学習して、1,000クラスに分類する。)、タスク2は「スポーツカーは車庫の中にある」と認識できるかどうか、タスク3は「これはBMWのスポーツカーである」と認識できるかどうかである。

表1 ILSVRC2012大会における上位チームの主な結果

#### ●タスク1 Classification (分類)

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	SuperVision(トロント大学, カナダ)	15.3%	DL
2	ISI(東京大学, 日本)	26.1%	FV
3	OXFORD_VGG(オックスフォード大学, 英国)	26.9%	SVM

#### ●タスク2 Localization (局地)

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	SuperVision(トロント大学, カナダ)	33.5%	DL
2	OXFORD_VGG(オックスフォード大学, 英国)	50.0%	SVM
3	ISI(東京大学, 日本)	53.6%	FV

#### ●タスク3 Fine-grained classification (細分類)

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	ISI(東京大学, 日本)	32.2%	FV
2	XRCE/INRIA(ゼロックスヨーロッパ研究所・フランス国立情報学自動制御研究所, フランス)	30.9%	DL
3	Uni Jena(イエーナ大学, ドイツ)	24.5%	DL

- ※ 分類：画像中の未知の物体をそれが属すべき既知のクラスに分類できるかの試験。
- ※ 局地：目的とする物体の画像中の位置を検出できるかの試験。
- ※ 複数条件での検出を行っているチームにおいては、最良の成績を残した結果を本表に記載。識別エラー率及び認識検出率は小数第2位以下の切捨てとした。
- ※ FV(フィッシャーベクトル)：画像を表現する特徴ベクトル(フィッシャーベクトル)を計算し、識別的分類機に入力する方法。
- ※ SVM(サポートベクターマシン)：統計分類などに用いられる「教師あり学習」で、訓練アルゴリズムによってモデルを構築する方法。

出所:ILSVRC2012大会結果(2012) (<http://image-net.org/challenges/LSVRC/2012/results.html>)を基に NEDO 技術戦略研究センター作成(2015)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## ② Large Scale Visual Recognition Challenge 2014 (ILSVRC2014)

2014年、人工知能分野の画像認識に関する国際大会 (ILSVRC2014) (2014年7月実施、参加チームは36チーム) が開催された。ILSVRC2014の大会結果を表2に示す。GoogleはDLを用いて、画像認識の実験において、物体検出数を200個中142個、分類に関する識別エラー率を6.6%まで低減させるなど、初出場ながら存在感を示した。

### <大会概要>

- タスク (課題) は2つあり、タスク1は物体検出、タスク2は分類と局地についての精度の高さを競う。
- 物体認識の分野では、わずか2年のうちにDLが他の手法を退け、圧倒的な性能を示すようになった。

表2 ILSVRC2014大会における上位チームの主な結果

#### ●タスク1 Object detection (物体検出)

(200個の物体カテゴリーのうち何個の物体カテゴリーが検出できるか)

##### タスク1a: 最初に提供された教師データでの物体検出

順位	チーム名(所属, 国籍)	認識検出数	人工知能技術
1	NUS(シンガポール国立大学他, シンガポール)	106/200	DL・SVM
2	MSRA Visual Computing (マイクロソフトリサーチ他, 中国)	45/200	DL
3	UvA-Euvison(アムステルダム大学他, オランダ)	21/200	DL
4	1-HKUST(香港科技大学他, 中国)	18/200	DL
5	Southeast-CASIA(東南大学・中国科学院, 中国)	4/200	DL・SVM

##### タスク1b: 追加で提供された教師データでの物体検出

順位	チーム名(所属, 国籍)	認識検出数	人工知能技術
1	GoogLeNet(グーグル, 米国)	142/200	DL
2	CUHK DeepID-Net(香港中文大学, 中国)	29/200	DL
3	Deep Insight(香港科技大学他, 中国)	27/200	DL・SVM
4	UvA-Euvison(アムステルダム大学他, オランダ)	1/200	DL・FV
5	Berkeley Vision (カリフォルニア大学バークレー校, 米国)	1/200	DL

#### ●タスク2 Classification (分類) + Localization (局地)

##### タスク2a: 最初に提供された教師データでの局地に関する識別エラー率

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	VGG(オックスフォード大学, 英国)	25.3%	DL
2	GoogLeNet(グーグル, 米国)	26.4%	DL
3	SYSU_Vision(中山大學, 中国)	31.8%	DL
4	MIL(東京大学, 日本)	33.7%	FV
5	MSRA Visual Computing (マイクロソフトリサーチ他, 中国)	35.4%	DL

##### タスク2a: 最初に提供された教師データでの分類に関する識別エラー率

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	GoogLeNet(グーグル, 米国)	6.6%	DL・SVM
2	VGG(オックスフォード大学, 英国)	7.3%	DL
3	MSRA Visual Computing (マイクロソフトリサーチ他, 中国)	8.0%	DL
4	Andrew Howard(Howard Vision Technologies, 米国)	8.1%	DL
5	DeeperVision(不明)	9.5%	DL

##### タスク2b: 追加で提供された教師データでの局地に関する識別エラー率

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	Adobe-UIUC(アドビシステムズ他, 米国)	30.0%	DL
2	Trimps-Soushen(公安調査庁第3研究所, 中国)	42.2%	DL
3	ORANGE-BUPT(オレンジラポ国際センター・北京郵電大学, 中国)	42.7%	DL
4	CASIA_CRIPAC_Weak_Supervision(中国科学院自動化研究所, 中国)	61.9%	DL

##### タスク2b: 追加で提供された教師データでの分類に関する識別エラー率

順位	チーム名(所属, 国籍)	識別エラー率	人工知能技術
1	CASIA_CRIPAC_Weak_Supervision(中国科学院自動化研究所, 中国)	11.3%	DL
2	Trimps-Soushen(公安調査庁第3研究所, 中国)	11.4%	DL
3	Adobe-UIUC(アドビシステムズ他, 米国)	11.5%	DL
4	ORANGE-BUPT(オレンジラポ国際センター・北京郵電大学, 中国)	14.7%	DL

※ 複数条件での検出を行っているチームにおいては、最良の成績を残した結果を本表に記載。識別エラー率は小数第2位以下の切捨てとした。

出所: ILSVRC2014大会結果 (2014) (<http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/2014/results>) を基に NEDO 技術戦略研究センター作成 (2015)



# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## (2) 人工知能の基礎技術

### (コンピュータアーキテクチャ分野)の最新開発動向

コンピュータアーキテクチャの分野では、従来のノイマン型（論理型）から非ノイマン型（脳型）へと、人間の脳に近いモデルが実現し始めている。2014年、IBMは、100万個のニューロン、2億5600万個のシナプスという、前例のない初のニューロシナプティック・コンピュータ・チップ「TrueNorth」を発表した。また、スタンフォード大学では6万5536個のニューロン、1億2000万個のシナプスのチップを発表している。一方、国内では、2011年、九州工業大学と東京大学が25個のニューロン、900個のシナプスのチップを発表している。

さらに、脳型は低消費電力化に大きく貢献している。人間の脳の消費電力は20W相当しかないが、ノイマン型コンピュータの消費電力は数千万倍と試算されている。今回のIBMの非ノイマン型はノイマン型の数千分の1の消費電力で動作する。

2015年3月、Synopsys（米国）は、画像認識や高画質なビジョン処理を実行するIPコア「DesignWare EV プロセッサファミリー」を発表した。アーキテクチャの最適化により、単位消費電力当たりの処理性能は1000 GOPS/Wで、既存のビジョンプロセッサの約5倍であり、自動車の先進運転支援システム（ADAS）などの画像認識や、監視カメラでの画像認識を主に狙う。このIPコアは、2個又は4個の32ビットRISCプロセッサコア（最大1GHz動作）に加えて、最大8層の畳み込みニューラルネットワーク（CNN:Convolutional Neural Network）を実装できる認識用回路（ODE:Object Detection Engine）を備えている。この利用により、既存のビジョン・プロセッサと比べて非常に低い消費電力で、顔認識や歩行者認識、ジェスチャー認識といった、幅広い対象物を正確かつ瞬時に捉えることができる。28nmプロセスでRISCプロセッサコア2個の新製品に8層のCNNを実装して（チップ面積は2.6mm<sup>2</sup>）500 MHzで稼働させ、720p/30フレーム/秒の画像から顔認識する場合、消費電力は175 mWで実現できる（市販のGPUで稼働させると1W程度）。

## (3) 人工知能の応用技術(応用分野)の最新開発動向

米国及び日本の企業における人工知能の応用技術（応用分野）の最新開発動向を以下に例示する。

### ① IBM\*1

IBMでは、CPUが2,880個で構成されたコンピュータ上で動作し、70GBのテキストデータを扱う「医療」や「金融」などのコグニティブシステムの一つである『Watson』が開発されている。これらのアプリケーションには、データ・知識型AIの機械学習、統計解析、音声認識、自然言語処理の技術が用いられている。医療用のアプリケーションでは、医師のがん治療をサポートするシステム「Watson Oncology」が実用化されている。患者の症状を入力し、Watson Oncologyに治療方法を質問すると、Watsonが蓄積した膨大な量の医学文献や患者の症例に基づき、患者に合わせた最適な治療計画が示される。投薬についても同様で、患者に向く薬が一覧でき、副作用などのリスクも根拠とともに表示してくれる。このWatson Oncologyを活用した治療は、ニューヨーク市にあるメモリアルスローンケタリングがんセンターで始まっており、個人ごとにカスタム化したがん治療を目指している。

金融関係では、個人の資産運用をWatsonが助けるシステム「Watson Wealth Management」が実用されている。例えば、ある会社に投資をしようとしたときに、会社の業績やアナリストのコメント、Web上に掲載されたその会社に関する記事といった情報が一覧でき、投資すべきかどうかWatsonが点数化してくれる。このほか、Watson側から投資すべき案件を勧める機能もある。

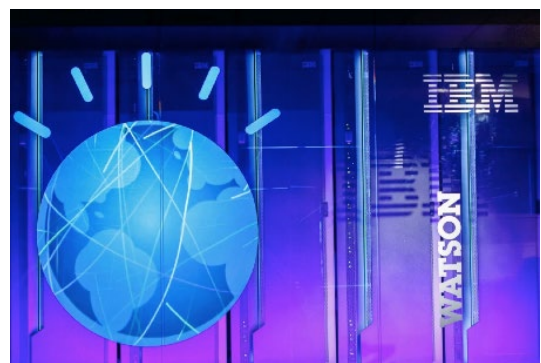


図3 IBM Watson

写真提供：日本アイ・ビー・エム株式会社

\*1: IBM Web サイト  
(<http://www.ibm.com/planetwide/select/selector.html>)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

「Watson Application」は、現在500以上のアプリケーションの開発が進んでいるプラットフォームであり、今後ラインアップは増えていくと思われる。開発者向けにアプリケーションプログラミングインタフェース (API:Application Programming Interface) も公開しており、1500人の開発者が2000以上のアプリ開発を進めている。2014年、みずほ銀行や三井住友銀行では、日本IBMの質問応答システム「Watsonテクノロジー」をコールセンターに導入することを発表した。新システムでは、問い合わせをしてきた顧客とオペレータの会話をWatsonが分析し、回答のヒントとなるキーワードをオペレータの端末にリアルタイムで表示する。さらに、過去の問合せ内容から、オペレータが顧客に尋ねたり確認したりすべき事柄も表示される。コールセンターの対応時間は平均9～10分であるが、Watsonを導入することで7～8分に短縮できると予想している。

## ② Google※2

Googleは、センサでとらえた情報を人工知能の手法で解析し、安全な走行路を判定する自動運転車を開発している。また、DLを活用した音声パーソナルアシスタント機能の『Google Now』をAndroid OSのスマートフォンで稼働している。さらに、DLのパイオニア研究者であるトロント大学のHinton教授が創設したDNNresearchを2013年に買収し、2014年にはDL企業のDeepMind Technology (英国) を買収している。

## ③ Apple※3

Appleは発話解析・音声認識アシスタントアプリ『Siri』を開発し実用化している。音声認識、自然言語処理を用いて、iPhoneに向かって話しかけるだけで質問に答え、推薦、Webサービスの利用を行うことができる。

## ④日本電気 (NEC) ※4

NECは以下の2点が特徴的である。

### ●出入国管理システム「NeoFace」

日本、香港の出入国管理システム、ユニバーサル・スタジオ・ジャパンの個人認証システムに顔認識システムが活用されている。NECの画像認識技術は、データ・知識型AIの一般学習ベクトル量子化 (GLVQ:Generalized Learning Vector Quantization) により180万人中95%の認識率を達成しており、2009年、2010年、2014年の3回連続で米国国立標準技術研究所

(NIST:National Institute of Standards and Technology) 主催の顔認証評価で世界一となった。同社の顔検出/顔照合エンジンは「NeoFace」として、販売されている。



図4 出入国管理システム「NeoFace」

出所：日本電気株式会社Webサイト

### ●テキスト含意認識技術

大量の文書を解析し、高い精度で自動分類できる人工知能を開発した。ビッグデータを企業が市場調査などに活用するには様々な情報を素早く仕分けの必要があるが、従来は人手に頼る部分が大きかった。



図5 テキスト含意認識技術

出所：日本電気株式会社Webサイト

## ⑤日本電信電話 (NTT) ※5

NTTは以下の3点が特徴的である。

### ●人工知能「東ロボ」の共同開発

2011年に開始した人工知能プロジェクト「ロボットは東大に入れるか」において、NTTで長年培われてきた言語処理技術、知識処理技術を活用した人工知能 (東ロボ) を開発し、2014年11月に代々木ゼミナールが実施した代ゼミセンター模試に挑戦した結果、偏差値50.5 (前年度は41.0) を達成した。

※2:Google Webサイト (<https://www.google.com/intl/ja/about/>)

※3:Apple Webサイト (<https://www.apple.com/>)

※4:NEC Webサイト (<http://jpn.nec.com/>)

※5:NTT Webサイト (<http://www.ntt.co.jp/>)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## ●音声エージェントサービス「しゃべってコンシェル」

NTTドコモの音声エージェントサービス「しゃべってコンシェル」には、ユーザの自然な音声発話により、質問に回答する知識Q&A機能が提供されている。「しゃべってコンシェル」は、自分の知識として知識データベースを保持しており、ユーザの質問に対する答えが知識データベースにあれば、それをを用いて回答し、見つからなければ、インターネットを検索し回答を探す。「しゃべってコンシェル」は音声処理をドコモのネットワーククラウド側で行うのが特徴である。音声の認識エンジンにはATR-Trekの技術を採用しており、現在の語彙数は約数十万語、言語の認識率は90%となっている。



図6 音声エージェントサービス「しゃべってコンシェル」  
出所：株式会社NTTドコモWebサイト

## ●機械学習・データ科学センタ

2013年4月、NTTは「機械学習・データ科学センタ」(MLC)を立ち上げた。本センタは、従来のIT(情報技術)では記録や保管、解析が難しかった膨大なデータ群「ビッグデータ」の解析や、人工知能研究の一研究分野でコンピュータで規則性や法則性を導き出す「機械学習」技術を、各研究所の垣根を越えて共同で進めることを狙いとする。データベースの蓄積、編集、検索技術や大規模計算を高速実行する技術を応用したアルゴリズム(演算手法)の構築などに、30人の研究者が取り組む。グループ会社や他の事業会社、外部の大学機関との連携、技術支援を進めている。

※6: ソニー Web サイト (<http://www.sony.jp/>)

※7: ソフトバンク Web サイト (<http://www.softbank.jp/>)

※8: 本田技研工業 Web サイト (<http://www.honda.co.jp/>)

※9: シマンテック Web サイト (<http://www.symantec.com/ja/jp/>)

## ⑥ソニー※6

ソニーのAI技術は、ロボットAIBO(ペット型ロボット)、QRIO(2足歩行ロボット)に搭載することを目的に開発され、現在では他の製品に活用されている。なお、AIBO、QRIOともに、現在は販売・開発を終了している。



図7 AIBO  
写真提供：ソニー株式会社



図8 QRIO  
写真提供：ソニー株式会社

## ⑦ソフトバンク※7

感情認識機能(音声の高低等により、人の情動を認識する機能)をもった人型ロボット『Pepper』を開発した。人工知能を搭載した高さ120cm程度のロボットで、喜びや悲しみの感情を表現することができる。

## ⑧本田技研工業※8

世界初の自律行動制御技術を新たに搭載した二足歩行ロボット「ASIMO」を開発した。自律性がさらに高まり、様々な動作を連続して動き続けることが可能となっている。



図9 ASIMO  
写真提供：本田技研工業株式会社

## ⑨シマンテック※9

2011年に開発したメールセキュリティサービスでは、より多くのトラフィックをスキャンすることで自ら学習し、より精度を高め、より堅牢なセキュリティを提供している。



## 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## 2-3 産業競争力(諸外国との比較)

## (1) プレーヤ・ユーザ

## ① データ・知識型 AI

知識・論理型 AI の参入企業数は、エキスパートシステム開発が活発であった1980年代には数千社存在したといわれている。しかし、現在では、ロボット開発企業、センサを用いた監視・制御システム開発企業や、画像・テキスト認識技術の開発企業が中心である(表3)。その他に、ベンチャー企業や大学/研究機関が存在する。

画像認識技術などの要素技術において、NECをはじめとする日本企業は高く評価されている。ただし、アプリケーション創出が課題となっており、ロボット市場においても、シェアでは海外メーカーが上位を占める。日本企業は研究開発が中心となっており、製品化に遅れがみられる。

表3 データ・知識型 AI 主要企業

企業名	国籍	製品/サービス	動向
IBM	米国	Watson	2011年に「Watson」がクイズ番組で優勝した。金融関係では、個人の資産運用を Watson が助けるシステム「Watson Wealth Management」が開発されている。2015年に Watson エンジンのサービス提供を開始し、みずほ銀行の受付応答サービスで採用が決まっている。また、医療関係では、医師のがん治療をサポートする「Watson Oncology」が開発されている。
iRobot	米国	掃除ロボット	ロボット専門メーカーであり、世界40カ国以上で掃除ロボット「Roomba」を展開している。2014年に全ての機能がパワーアップされた新製品「Roomba800シリーズ」を市場投入している。製品内には数十個のセンサーが搭載されており、毎秒60回以上の状況判断を行う高速応答プロセス「iAdapt」が搭載されている。掃除ロボット以外にも、軍事用・医療用の自動走行ロボットの開発も進めている。
ソフトバンク	日本	Pepper	子会社であるAldebaran Robotics(仏国)と共同で機械学習を行う感情認識ロボット「Pepper」を開発し、2015年に販売した。
NEC	日本	出入国管理システム	一般学習ベクトル量子化により、180万人中95%の認識率を達成。2009年、2010年、2014年の3回連続NIST実施の顔認証評価で世界一となった。顔認証入退管理システムなどに利用されている。
NTT	日本	『東ロボくん(英語チーム)』	NTTで長年培われた言語処理技術、知識処理技術を活用することにより、2014年11月に実施された代々木ゼミナールの模試に挑戦した結果、偏差値50.5(昨年度41.0)を達成した。
		『しゃべってコンシェル』	自分の知識のデータベースを保持しており、ユーザの自然な発話により、質問に回答する知識Q&A機能が提供されている。
富士通	日本	『東ロボくん(数学チーム)』	国立情報学研究所と共同で人工知能を搭載したロボット開発を進めている。
セコム	日本	小型飛行監視ロボット	民間防犯用として“世界初”となる「自律型の小型飛行監視ロボット」の試作機である。なお、本試作機は、Ascending Technologies GmbH(独国)の一般販売されている飛行台車を使用している。それ以外のセンサーでの制御や画像認識などのシステム周辺は全てセコム側で開発を行っている。

出所: NEDO 技術戦略研究センター作成 (2014)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## ②脳型 AI

脳型 AI の参入企業には、大学発の IT ベンチャーが多数存在し、Google、Facebook といった大手 IT ベンダーによる買収が活発化している（表 4）。脳型 AI コンピュータの開発は大手 IT ベンダーが積極的に関わり、ビッグデータなどの IT 産業と連動して発展していくと考えられている。また、自然言語処理は、従来のデータ・知識型 AI の技術では、文章の意味や行間の理解まではできず、その点で従来手法には限界が来ており、脳型 AI を用いた研究開発が進展している。

日本では、大学、研究機関を中心とする研究開発が主体である。一方、海外では音声や画像認識技術、センサなどの要素技術を開発する企業が多い。

脳型 AI の開発には、長期の研究開発期間、研究開発予算、膨大な情報量と情報入手手段が必要となり、参入できる企業は限られ

ている。特に、Google、Facebook などと比べて、日系企業は情報入手手段の面で劣っているため、機械学習の分野では不利と考えられている。また、Google の年間開発予算の約 1/3 が人工知能に充てられていると考えられており、海外の大手企業では年間 1,000 億円規模の投資を行っていると思われる。

加えて、海外企業では AI ラボの新設やベンチャー企業買収を加速化しているなど、脳型 AI 開発において、日本企業は米国企業に比べて開発速度の点では遅れをとっているとみられる。しかし、個々の要素技術開発においては利点もあり、音声認識、画像認識における開発は、NTT、NEC などの通信関連企業、デンソーをはじめとする自動車関連企業がノウハウを有する。また、日本と海外では、言語の壁があるため、日本語に特化した事業展開では優位性をもつと考えられる。

表 4 脳型 AI 主要企業

企業名	国籍	製品/サービス	動向
Apple	米国	Siri	人工知能技術を応用した音声アシスタント「Siri」を iOS に搭載している。また、IBM とモバイルアプリケーションにおける提携を結んでいる。
Google	米国	Self-Driving Cars Google Now	自動運転車を開発中、2020 年までに実現予定である。検索履歴を基に質問応答を行う「Google Now」をモバイル OS 向けに採用した。2013 年から研究開発を本格化させており、多数のベンチャー企業を買収している。
Facebook	米国	DeepFace Five Labs	画像認識技術「DeepFace」、SNS の投稿データを基にした性格診断「Five Labs」を発表した。2013 年に人工知能研究ラボを設立した。
Microsoft	米国	Cortana	人工知能技術「プロジェクトアダム」を進行中である。画像認識、音声認識の開発に注力している。音声認識では「Cortana」を Window OS に実装している。
Yahoo!	米国	-	2013 年に LookFlow (米国) を買収し、共同でディープラーニング研究グループを創設している。画像認識技術を用いた新サービスを開発している。
百度	中国	-	2013 年 4 月にディープラーニング研究所を開設し、自社検索エンジンを基にしたデータ解析を進めている。

出所：NEDO 技術戦略研究センター作成（2014）

表 5 共通基盤（プラットフォーム）主要企業

企業名	国籍	製品/サービス	動向
Google	米国	YouTube Picasa Android Wear	ウェアラブル機器向けの Android プラットフォーム「Android Wear」を、2014 年に発表した。スマートウォッチの開発をスタートさせ、ウェアラブル機器市場への参入を果たしている。
Facebook	米国	SNS	ソーシャルデータプラットフォームの DataSift と 2015 年に提携し、企業や広告主がユーザ間の情報を把握することができるシステムを目指す。
Microsoft	米国	PaaS / IaaS	「Microsoft Cloud Platform」というビジョンの下で、柔軟で一貫性のあるハイブリッドクラウド環境の構築を目指している。
Amazon	米国	AWS	2015 年、IoT プラットフォーム開発企業である 21emetry (米国) の買収により、IoT 戦略における武器を強化することを発表した。

出所：NEDO 技術戦略研究センター作成（2014）

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## (2) 学術水準、論文・特許件数

### ①特許件数(出願先国:米国)

人工知能に関する米国への特許出願件数は、2000年の初めは年間100件未満であったが、2006年には年間100件を超え、更に2012年には年間250件程度となっており、増加傾向にある(図10)。

また、出願者別にみると2000～2014年の特許出願総数はMicrosoftが圧倒的に多く498件となっており、次にIBMの293件と続いている。その他に、Rockwell Automation(米国)、Yahoo、Googleなどが上位に位置しているが、上位2機関と比較すると40件程度と少ない状況にある。日本企業では、ソニーが第7位の36件となっている(図11)。

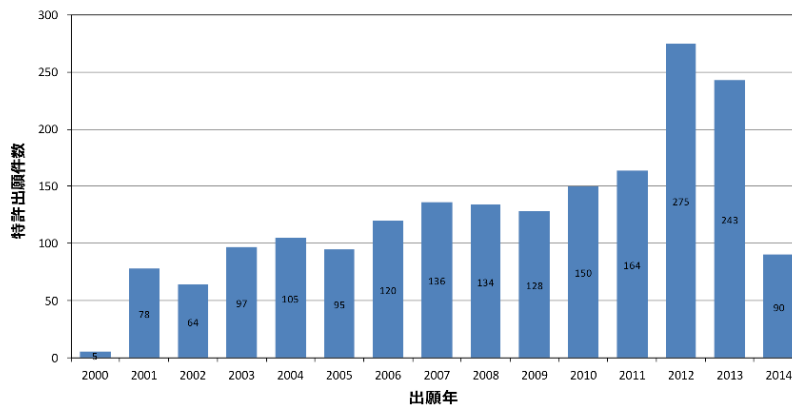


図10 人工知能に関する米国特許出願件数の年推移 (2000年～2014年)  
出所: 人工知能に関する出願状況調査 (NEDO, 2014)

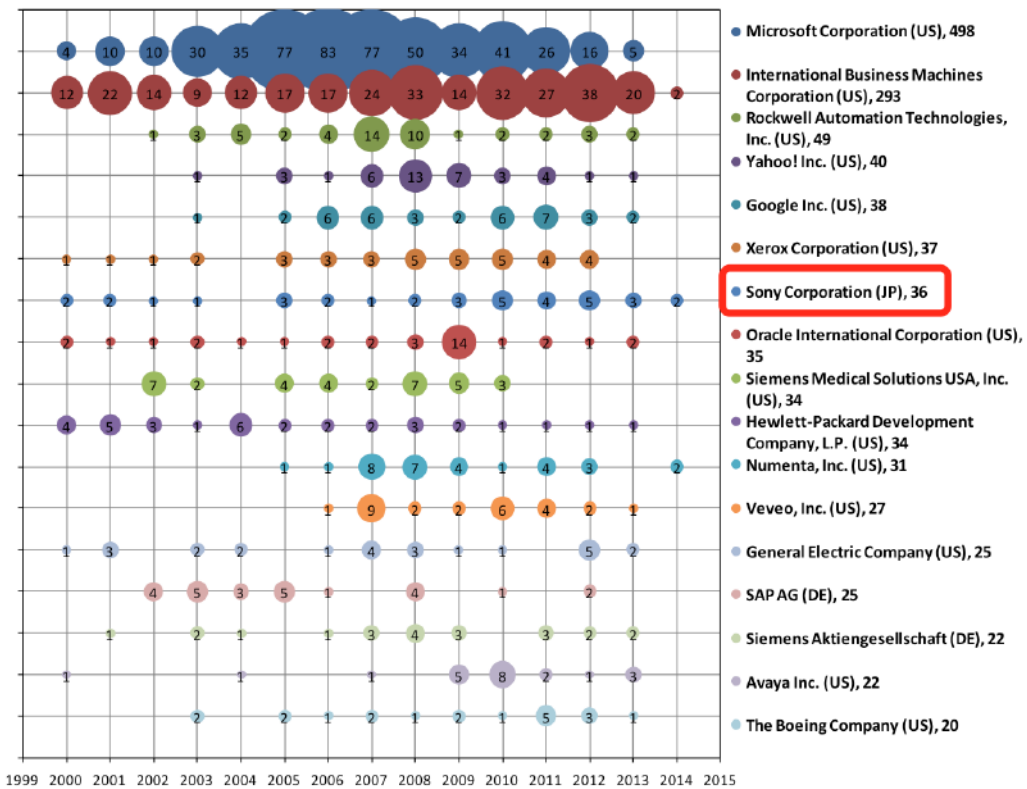


図11 人工知能に関する米国特許出願件数 (上位17機関)の年推移 (2000～2014年)  
出所: 人工知能に関する出願状況調査 (NEDO, 2014)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

図12に示すように、上位17機関の特許出願総数（2000～2014年）は、データ・知識型 AI（666件）、脳型 AI（773件）であり、脳型 AIに関する特許が多い傾向にある。また、応用分野別の内訳では、処理（1,099件）が圧倒的に多く、次いで件数が多いのは監視・セキュリティ（396件）、予測（368件）、通信（331件）、制御（327件）となっている。

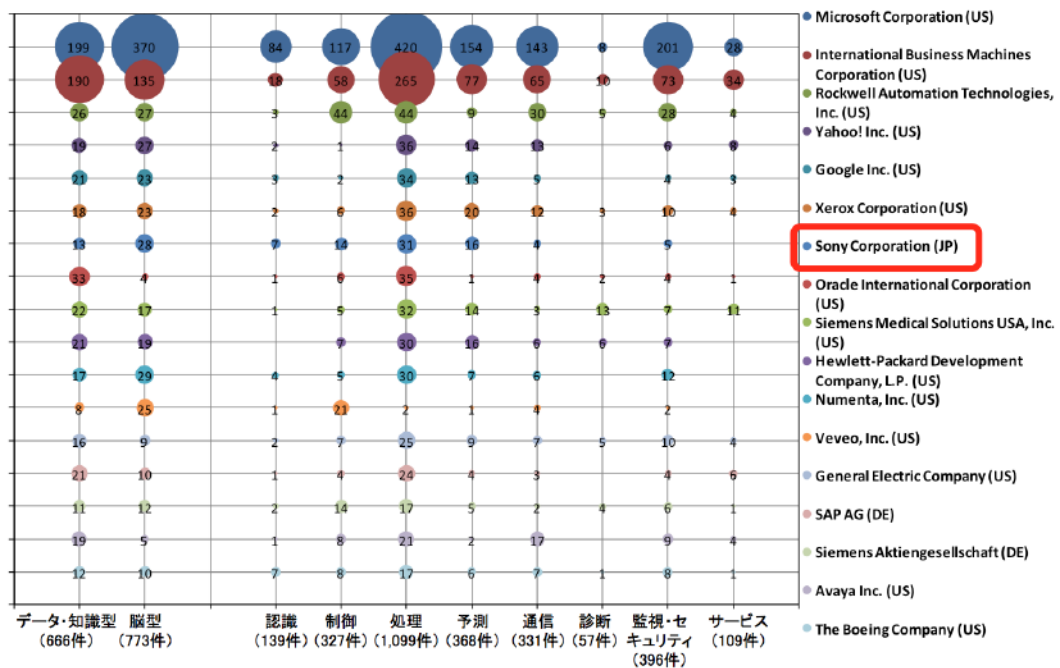


図12 米国への特許出願における人工知能技術別及び応用分野別の件数内訳（上位17機関）（2000年～2014年）  
出所：人工知能に関する出願状況調査（NEDO, 2014）



# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## ②特許件数（出願先国：日本）

日本への人工知能に関する特許出願件数については、2000年から2006年までは年間100件以上あったが、2007年からは減少傾向にある（図13）。

また、人工知能に関する日本への特許出願件数の上位機関は、順にNTT（75件）、Microsoft（60件）、ソニー（58件）、QUALCOMM（47件）、東芝（44件）、富士通（39件）、NEC（39件）となっている（図14）。

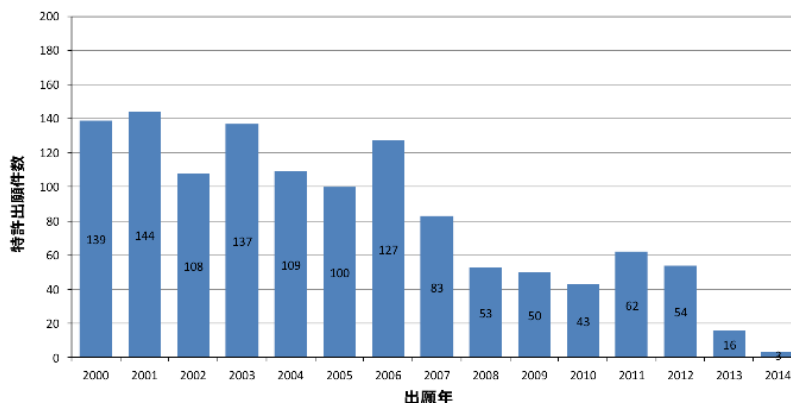


図13 人工知能に関する日本への特許出願件数の年推移 (2000年～2014年)  
出所: 人工知能に関する出願状況調査 (NEDO, 2014)

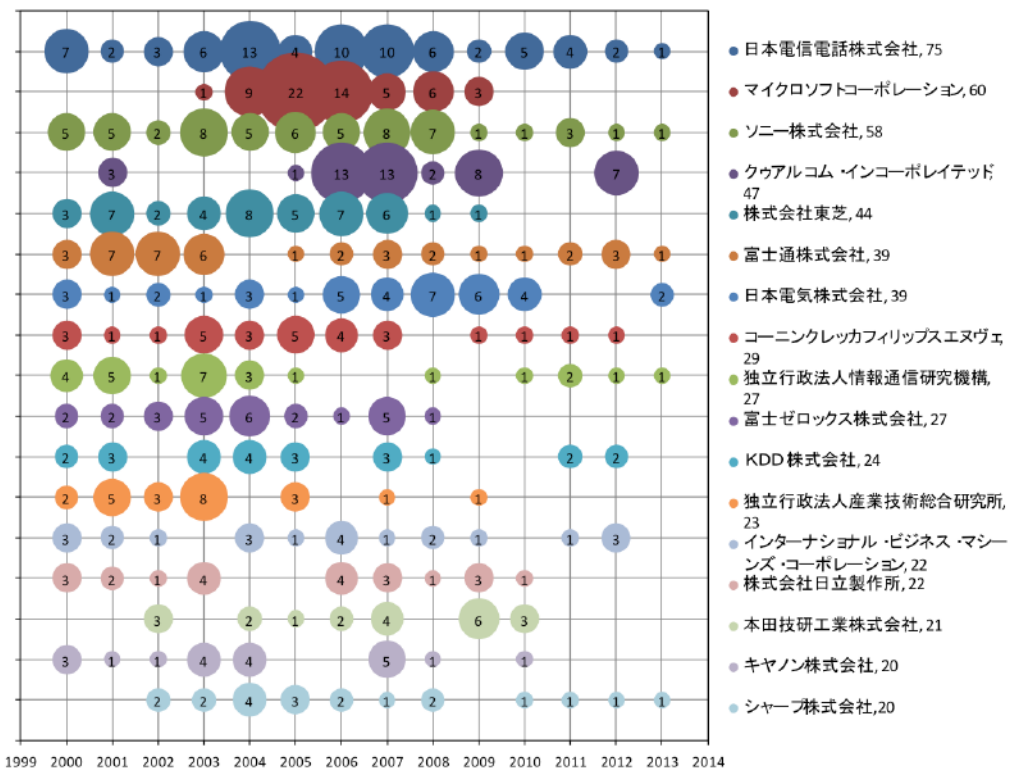


図14 人工知能に関する日本への特許出願件数 (上位17機関) の年推移 (2000～2014年)  
出所: 人工知能に関する出願状況調査 (NEDO, 2014)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

図15に示すように、上位17機関の特許出願総数(2000～2014年)は、データ・知識型 AI (136件)、脳型 AI (261件) であり、図12に示した米国への特許出願傾向と同様に、脳型 AI に関する特許が多い。一方、応用分野別の内訳をみると、出願件数が多い区分は認識 (212件)、処理 (197件)、診断 (176件) であり、米国への特許出願とは異なる傾向となっている。

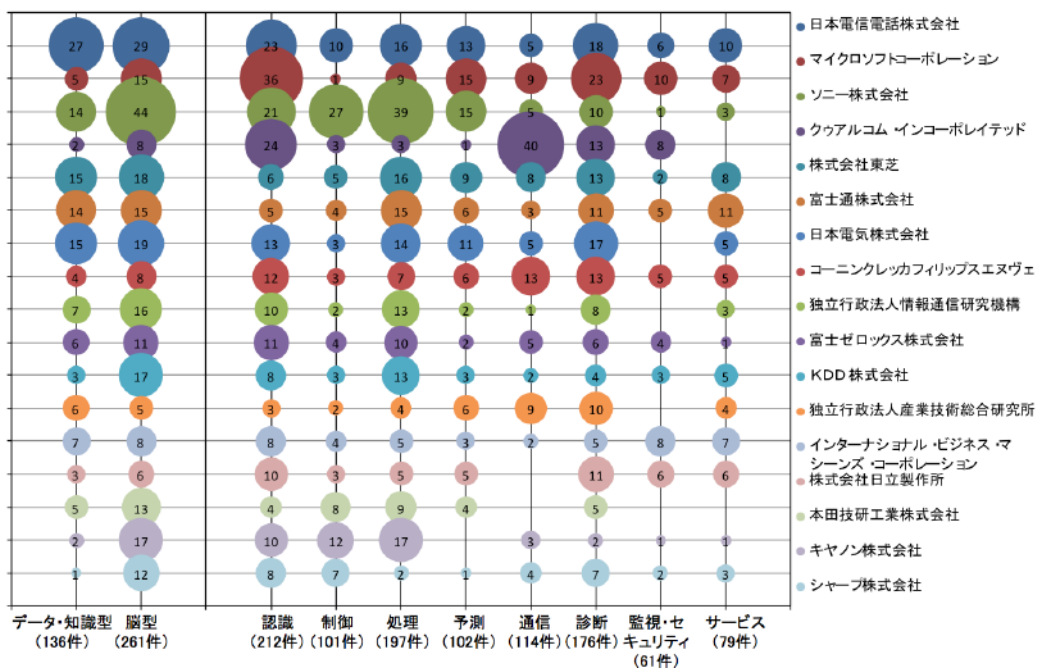


図15 日本への特許出願における人工知能技術別及び応用分野別の件数内訳 (上位17機関) (2000年～2014年)  
出所: 人工知能に関する出願状況調査 (NEDO, 2014)

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

### ③論文数

図16は、人工知能に関する記事・論文の公開傾向を示している（検索結果：2,849件）。1995年以降、人工知能に関して発表された論文数は減少傾向にあり、2000年頃から、論文数は100件前後と横ばい状態にある。

図17は、近年注目されている人工知能に関する技術要素を表している。ヒートマップのセグメントの面積は、公開の記事・論文数と重要性を表現しており、面積が広いほど公開論文数・記事数が多く重要であることを示している。

Intelligent robotsが最も多く、全体の3割を示している。また、赤色は近年最も研究が活発に行われている分野であり、橙色、黄色、緑色と続く。研究が活発なセグメントは、Support vector machines (SVM) と Artificial neural networks である。

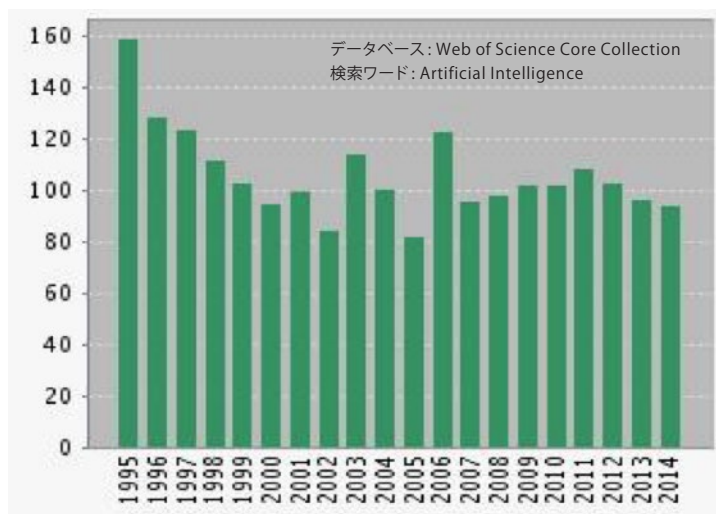


図16 人工知能に関する記事・論文の発表数の推移  
出所：NEDO 技術戦略研究センター作成（2014）

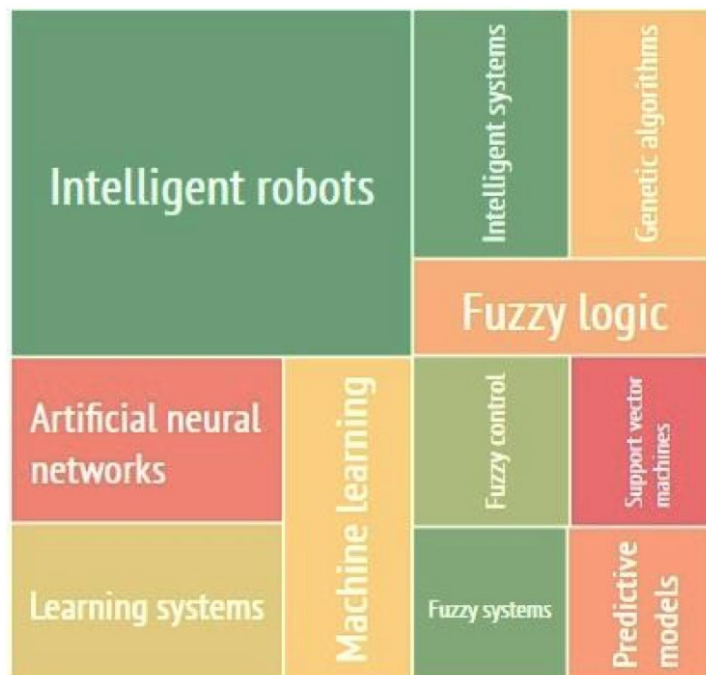


図17 人工知能に関する注目技術要素のヒートマップ  
出所：人工知能に関する論文動向調査（NEDO, 2014）

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

表6は、国別の人工知能の論文数(1995年～2014年)を表している。第1位は米国の792件であり、全体の約28%を占めている。第2位は英国の247件、第3位はスペインの180件、第4位はフランスの169件、第5位は中国の166件となっている。日本は第10位の94件となっている。

表6 国別の人工知能の論文数 (1995年～2014年)

順位	国名	件数	シェア (%)
1	米国	792	27.79
2	英国	247	8.67
3	スペイン	180	6.32
4	フランス	169	5.93
5	中国	166	5.83
6	カナダ	162	5.69
6	ドイツ	162	5.69
8	イタリア	143	5.02
9	オーストラリア	118	4.14
10	日本	94	3.29

出所: NEDO 技術戦略研究センター作成 (2014)

表7は、機関別の人工知能の論文数(1995年～2014年)を表している。第1位は香港理工大学(中国)の89件、第2位はカーネギーメロン大学(米国)の74件、第3位はスタンフォード大学(米国)の70件、第4位はマサチューセッツ大学(米国)と南洋理工大学(シンガポール)の65件となっている。

表7 機関別の人工知能の論文数 (1995年～2014年)

順位	法人名	件数
1	香港理工大学(中)	89
2	カーネギーメロン大学(米)	74
3	スタンフォード大学(米)	70
4	マサチューセッツ工科大学(米)	65
4	南洋理工大学(シンガポール)	65
6	中国科学院(中)	62
7	サンパウロ大学(ブラジル)	59
8	インド工科大学(インド)	55
9	ピッツバーグ大学(米)	51
10	イスラム・アザド大学(イラン)	50

出所: NEDO 技術戦略研究センター作成 (2014)



## 3章 人工知能分野の技術課題

### 3-1 人工知能の基礎技術体系

人工知能の分類を、(1) データ・知識型 AI、(2) 脳型 AI、の2分類として整理する。データ・知識型 AIは、論理学や統計学に基づく機械学習であり、線形型の人工知能である。また、脳型 AIは、学習、適応、進化などの要素を駆使し、知的なプログラムを作成することを旨とした機械学習であり、非線形型の人工知能である。

さらに、データ・知識型 AIは、①論理・知識型、②論理・知識とデータ融合型、③データ駆動型に分類される。①論理・知識型は、問題解決に必要な知識（どのような条件が成り立つとき、何をすべきかという観点でまとめた知識）を基にして問題解決や推論を行うシステムである。③データ駆動型は、雑多な情報を含むデータの中から、意味をもつ対象を選別して取り出す処理システムである。②論理・知識とデータ融合型は、①と③を融合したシステムである。

#### (1) データ・知識型 AI (線形型)

##### ①論理・知識型

- Decision Tree 学習: Decision Tree (決定木) を予測モデルとして使用した学習方法。
- ルール学習: データベースの特徴的な変数を発見する手法。
- 帰納論理プログラミング (ILP): 与えられた事象から論理プログラミングを用いて学習を規則化する手法。
- 強化学習: 周囲の環境を観測し、報酬を得ることによってどう行動すべきかを学習する方法。
- オントロジー: 個体 (インスタンス)、クラス (概念)、属性、および関係を記述することによって、それぞれの個体の関係性を学習させる方法。

##### ②論理・知識とデータ融合型

- ベイジアンネット (BN): 因果関係を確率によって示す確率推論アルゴリズム。
- サポートベクターマシン (SVM): 統計分類などに用いられる「教師あり学習」で、訓練アルゴリズムによってモデルを構築する手法。

##### ③データ駆動型

- クラスタリング: 事前に指定された基準に従って、クラスタと呼ばれる部分集合に振り分ける手法で、「教師なし学習」の一種。
- データマイニング: 大量のデータから知識や情報を抽出する技術。

#### (2) 脳型 AI (非線形型)

- ニューラルネットワーク: 生物の神経ネットワークの特徴と機能をモデリングした学習アルゴリズム。物事を記憶して記憶を基に判断する機能が実現可能。パターン認識に優れる。
- ディープニューラルネットワーク (DL): ニューラルネットワークを多層化したモデル。

その他に以下のアルゴリズムがある。

- ファジアルゴリズム: 不確定な状況での推論を、多値論理で扱う手法。
- 遺伝的アルゴリズム: 進化的アルゴリズム (EA) の一般的なアルゴリズムで、データに対する遺伝的操作を繰り返すことにより、最適解を探るアルゴリズム。

# 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## 3-2 人工知能の応用技術（応用分野）と技術課題

人工知能の中で、データ・知識型 AI は論理学や統計学に基づいており、ビッグデータのような大量のデータ処理に適している。データ処理の過程で機械学習も利用されることがある。データ処理のためには、ルールなどの論理的な処理方法を決めなければならない。そのために新たなデータの処理方法を見出す必要が生じることもある。一方、脳型 AI は脳の神経系のシナプスとニューロンの構成のニューラルネットワークを基本構成とし、「教師あり」または「教師なし」の機械学習を行うことによって処理の高度化を可能にしている。また、脳型 AI は音声認識や画像認識のような認識処理に適していると考えられている。脳型 AI は現状ではスマートフォンの音声認識機能に活用されているが、意味理解や文脈理解のような理解は、一部を除いてできていない。脳型 AI の

画像認識の研究は活発であり、自動車の自動走行などに利用しようという研究開発が行われている。大量のデータ処理を行う動画での画像認識は研究段階であり、物理解や推論などは今後の研究課題である。

人工知能の応用技術、応用分野とそれぞれの技術的課題を整理すると表 8 のようになる。

表 8 人工知能の応用技術（応用分野）の概要と技術課題

	人工知能応用技術 (応用分野)	代表的な研究開発 機関・企業	概要	技術課題
1	画像認識 (一般物体認識)	Google	・制約のない実世界シーンの画像に対して、計算機がその中に含まれる物体を一般的な名称で認識。	限られた物体の認識にとどまる。 動画認識は遅れている。
2	音声認識	Google、 Apple	・Apple においては、スマートフォン向けサービス「Siri (シリ)」(発話解析・認識インターフェース)が開発されており、「質問に答える」、「推薦」、「Web サービスの利用」を行うことが可能。	意味・文脈・意図を理解した上での応答システム(音声合成)ができていない。
3	自動運転車	Google	・GPS やカメラ、3 次元レーザレンジセンサ等を搭載することにより、ランドマーク(環境地図や縁石、白線)との照合による高精度位置測定をベースとした自律走行車両。 ・数十万 km を無事故で自律走行することが可能。	突発事象への判断と対応ができていない。 膨大な道路情報のデータ収集が必要である。
4	パーソナル ロボット	ソニー、本田技研、 ソフトバンク	・簡単な対話と感情推定のできるロボットとサービス環境の実用化を目指す。	対話シナリオに依存した対応しかできない。
5	ゲーム AI	IBM、任天堂	・コンピュータチェス、コンピュータ将棋が開発されている。IBM のコンピュータチェスは、1996 年に初めて世界チャンピオンに勝利を収めた。	全パターン処理でなく機械が勝てるパターンを見つけ出す学習が必要である。

出所:各種公開情報を基に NEDO 技術戦略研究センター作成(2014)

## 人工知能分野の技術戦略策定に向けて

## 3 -3 市場規模

## (1) 人工知能世界市場（音声認識分野）

2013年の人工知能の音声認識分野の世界市場は88,180百万円となっており、うち日本企業の合計は7,180百万円となっている。2018年には、世界市場は約170,600百万円、うち日本企業は約12,140百万円と予測される（表9）。

表9 人工知能世界市場 音声認識分野（単位：百万円）

摘要	2013年 (実績)	2014年 (見込)	2015年 (予測)	2016年 (予測)	2017年 (予測)	2018年 (予測)
音声認識 世界市場合計	88,180	100,700	114,900	131,200	149,700	170,600
音声認識 日本企業合計	7,180	8,082	9,026	9,915	10,870	12,140

出所：平成26年度 日本企業の国際競争ポジションに関する情報収集（NEDO,2014）

## (2) 人工知能世界市場（ロボット分野）

2013年における人工知能のロボット分野の世界市場は171,590百万円となっており、うち日本企業は13,000百万円となっている。2018年には、世界市場は約234,310百万円、うち日本企業は約18,000百万円と予測される（表10）。

人工知能搭載（主にデータ・知識型）ロボット市場においては、掃除ロボットが大半を占めており、掃除ロボット市場においては、iRobotのRoombaが高いシェアを持ち、外資系企業のシェアを高める要因となっている。また、日本企業では、シャープが掃除ロボット「ココロボ」を投入し、国内市場を中心にシェアを高めている。ヒューマノイドロボット市場では、ALDEBARAN Roboticsの「NAO」が世界市場で高いシェアを持つ。他メーカーでは、本田技研工業の「ASIMO」などがあるが、レンタル事業が中心であるため、出荷台数は少ない。

表10 人工知能世界市場 ロボット分野（単位：百万円）

摘要	2013年 (実績)	2014年 (見込)	2015年 (予測)	2016年 (予測)	2017年 (予測)	2018年 (予測)
ロボット 世界市場合計	171,590	195,220	202,600	212,900	223,500	234,310
受付・案内ロボット	200	250	300	300	350	420
掃除ロボット	170,000	193,000	200,000	210,000	220,000	230,000
コミュニケーションロボット	290	520	700	800	850	890
ヒューマノイドロボット	1,100	1,450	1,600	1,800	2,300	3,000
ロボット 日本企業合計	13,000	14,800	15,000	16,000	17,000	18,000

出所：平成26年度 日本企業の国際競争ポジションに関する情報収集（NEDO,2014）

## 4章 おわりに

人工知能分野の誕生から60年余りが経ち、1960年代、90年代に続き、2010年代には3回目の白熱期が到来している。「DL」というアルゴリズムの出現に加えて、情報処理速度の飛躍的向上、ビッグデータの処理技術の出現によって、これまで対応できなかった課題に対応できるようになってきている。今後のサービスや事業の「システム化」に必須の先導的基盤技術である人工知能は、感情認識、質問応答、自動運転、画像認識、音声認識、次世代産業用ロボット、パーソナルロボットなどへの実用化が期待されるだけでなく、あらゆる産業の活性化につながる大きな可能性を有する。

現在、日本の人工知能の研究は、画像認識分野において優れた研究成果も多いが、小規模分散型であり、従来技術の延長線上にある要素技術ごとの限定的な研究が中心となっている。その結果、日本の研究者は実用化されない基礎研究を続けるか、海外企業に就職するかという事態に陥っており、海外で見られるような好循環は日本では見られない。これらの問題を解決するためには、基礎から応用までの研究開発を分散的に行うのではなく、それらを集中的に実施することにより、様々な技術を統合して、実世界の課題解決や事業につなげる方策を講じることが効果的と考えられる。