

3.7 人工知能

人工知能は、コンピューターにより人の知的な振る舞いを実現することを目標にする研究分野である。

1956年頃から人工知能（AI: Artificial Intelligence）の研究が始まって以来、隆盛期と幻滅期を繰り返しながらも、現在、確実に第3次 AI ブームが到来している。以下、話題によくあがる AI を取り上げながら、AI を、探索型、知識型、計測型、統合型に分類して説明する（図 3.7.1）。

探索型 AI の代表格がチェス・将棋・囲碁で人間と対戦するゲーム AI である。チェスでは、1997年、IBM が開発した Deep Blue が当時の世界チャンピオンに勝利し、将棋では、2013年と2014年、5人のプロ棋士と5種類の将棋ソフトウェアが対戦するチーム戦が行われ、コンピューターの7勝2敗1分で、圧倒的に優位になっている（囲碁はまだアマチュア6-7段レベル）。

知識型 AI の代表格は、IBM が開発したクイズ AI 「ワトソン」である。ワトソンは百科事典（CYC）、辞書、書籍、ニュース記事など2億ページの知識情報を構造化し、クイズに対して、数百の答え候補を生成し、検査して候補を得点付けして1位を答えとして返す。当初は、正解率30%にも満たなかったが、過去のクイズ解答データを使って機械学習により正解率を80%以上に向上させた。そして2011年2月、ワトソンは、米国人気クイズ番組ジェパディ!のグランドチャンピオン2名に挑戦し、見事に勝利した。現在、ワトソンはIBMの事業部門となり、医療分野などに応用されている。臨床医は手術で忙しく、論文を読む時間がない。そんな臨床医のために、ワトソンは最新の医療論文から新しい知見を教えてくれる。日本においても、国立情報学研究所が、大学の入試問題を自動解答する東ロボ君の開発に取り組み、2014年の代々木ゼミナールのセンター模試では私立大学480校以上で、合格可能性80%以上のA判定を獲得し、受験関係者を驚かせた。

計測型 AI としては、どのルートで掃除すれば一番効率的か毎日学習するお掃除ロボット「ルンバ」、そして、グーグルが開発を進める自動運転車に大きな注目が集まる。グーグルカーは既に公道で80万km以上を走行し、自らの過失による事故は皆無である。法的な問題があるが、10年後、自動運転車が普及すれば、視覚障害者も利用可能なモビリティが実現、また人間に起因する交通事故の激減による医療費の削減や交通渋滞の緩和など、多大な経済効果が期待できる。スマートフォンがハード（入れ物）の競争からソフト（中身）の競争へと転換したように、自動車の価値は、エンジンから情報を活用したアプリケーションに推移し、車のハードに関わる利益率は一気に下がるなど、自動車の産業構造は根本から変わる可能性があり、産業界から大きな関心が寄せられている。

統合型 AI は、上述の探索型、知識型、計測型を統合した AI であり、知能ロボティクスの研究が代表的である。ただ、上述の知識型 AI であるワトソンや東ロボ君は、知識・推論に関連した多くの AI 要素技術を統合しているので、要素技術統合型 AI ともいえ、3.7.6 統合的人工知能では後者の意味で統合という用語を使っている。

本節では、探索型 AI に関連して 3.7.1 探索、知識型 AI(知識・推論・機械学習)に関連して 3.7.2 機械学習、3.7.3 オントロジーと LOD、3.7.4 Web インテリジェンス、3.7.6 統合

的人工知能、計測型 AI および統合型 AI に関連して 3.7.5 知能ロボティクスについて説明し、長期的な研究課題ではあるが、特定の問題を解決する弱い AI ではなく、解決対象問題を限定せず、意識までも持ちうる強い AI として 3.7.7 汎用人工知能、AI と関わりの深く大きな影響を与えている人間の知能に関わる研究領域として 3.7.8 認知科学をとりあげて説明する。図 3.7.1 の左上にこれらの研究開発領域間の相互関係を示す。

問題は限定されるといっても、AI は人の知能に迫ってきており、AI と人・組織・社会の関わりを議論する時代が到来し、AI が社会性の高い学問に成長してきた。今後、ELSI (Ethical, Legal and Social Issues)、すなわち、倫理、法律、社会的な観点から AI を設計する必要性も高くなるであろう。

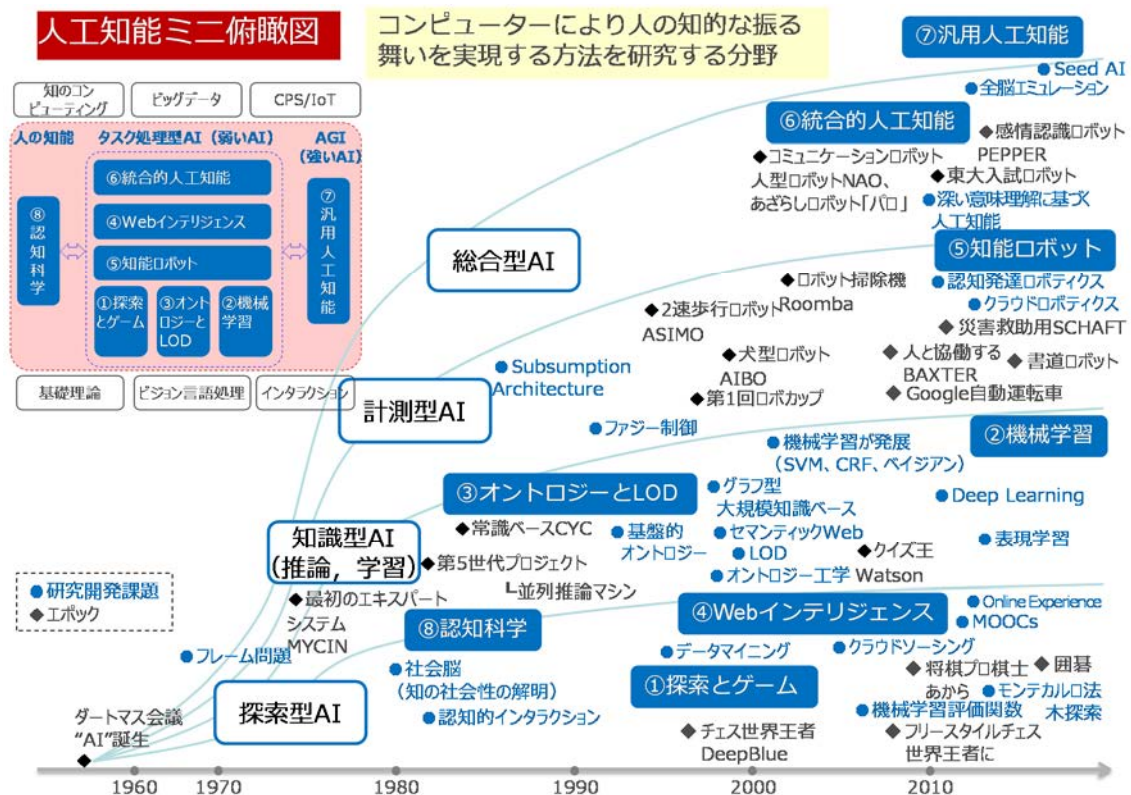


図 3.7.1 人工知能の俯瞰図

3.7.1 探索とゲーム

(1) 研究開発領域名

探索とゲーム

(2) 研究開発領域の簡潔な説明

知能の基本的な機能である、多数の候補の中から適切なものを選択するという探索と、その探索の研究の代表的な例題であるゲーム（ここでは特に思考ゲーム）に関する研究開発

(3) 研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

探索の研究は 1950 年前後に Shannon と Turing が相次いでチェスのプログラムの研究を行ったことから本格的に始まったと言える¹⁾。多数の候補の中から適切なものをできるだけ早く見つけ出す探索という行為は知能の基本的な機能の一つである。ゲームに勝つには多数の候補手の中から勝ちにつながるいい手をなるべく早く見つけ出すことが必要なので、探索の研究にとってとてもよい例題である。ゲームは勝ち負けによって手法の良しあしが明確に評価できる点も優れている。中でもチェスは西欧で知性の試金石とされている（初めてそう言ったのはゲーテとされている）ので、人工知能そして探索の例題としてチェス（の世界チャンピオンに勝つコンピューターを開発すること）はその後 50 年間ずっと中心的な例題となっていた。ちなみにチェスの場合の数はほぼ 10^{120} である。ある局面でルール上指せる合法手の数を分岐数というが、チェスの平均分岐数は約 35 である。チェスは平均 80 手で勝負がつくので、35 の 80 乗すなわち 10^{120} が場合の数となる。

ゲームは、

- ・ 何人でプレイするゲームか（何人ゲームか）
- ・ 勝ちをプラス、負けをマイナスとして全体として零になるか（零和ゲームか）
- ・ 理論上いつか終わるゲームか（有限ゲームか）
- ・ 敵の情報がこちらに全部わかっているか（完全情報ゲームか）
- ・ 偶然性はいらないゲームか（確定ゲームか）

という性質によって分類される。チェスは、2人・零和・有限・完全情報・確定のゲームの代表格である。チェッカー、オセロ、五目並べ、将棋、囲碁などは同じ性質を持っている。これらのゲームには理論上必勝法が存在すること（先手および後手が最善を尽くせば先手必勝か後手必勝か引き分けになることが決まっていること）がゲーム理論によって証明されている。コンピューターにとって完全情報ゲームの方が扱いやすいので、その探索の研究が先に進んだが、バックギャモン、コントラクト・ブリッジ、ポーカー、麻雀、大貧民など不完全情報ゲームの探索の研究もその後盛んに進められている。不完全情報ゲームの方が現実の社会と近いので、傾向としては完全情報ゲームから不完全情報ゲームへと研究は進んでいくものと予想される。

Shannon と Turing はチェスの探索にゲーム理論で von Neumann らが開発したミニマックス法を使うことを提案し、このミニマックス法がその後のゲームの探索の基本となった。ゲームのプログラムを強くするには、

- 1) ミニマックス法を基本とした探索手法の改良
- 2) 局面を点数化する（静的）評価関数の精緻化

の二つが求められる。理論的には例外が存在するものの、経験的にほとんどの場合、ゲームはより深く先読みした方が強くなるので、同じ時間でできるだけ深く先読みできる探索手法が望ましいことになる。

チェスのプログラムを強くすることを目指してさまざまな工夫が試みられた。ミニマックス法は探索の末端の局面のすべての評価値をしらみつぶしで求めなくてはならないので時間がかかってその分深く読めないという欠点がある。ミニマックス法と探索結果は同じでそれより効率がいい手法が経験的に開発された。それがアルファベータ法である。チェスのプログラムで経験的に使われていたヒューリスティックをアルゴリズムとしてまとめたのが Knuth である。Knuth は末端の局面の数が N 個のときにアルファベータ法は最も効果が高い場合に \sqrt{N} 個だけ評価値を求めればよいことを明らかにした²⁾。

アルファベータ法の効果が高くなるのは展開した探索木が評価関数の値の大きい順番になっているときである。したがって 1 手先を読むたびに評価値を計算して大きい順に並べ替えておくのがいいことになる。チェスのプログラムで経験的にそのことがわかり、それがのちに反復深化 (iterative deepening) という探索手法として定式化された。

新しい探索手法の多くはチェスを例題として開発されたと言ってよい。例えば、ある指し手の評価値だけが他の評価値とかけ離れているときにその指し手に注目してその指し手だけをより深く読むという選択的深化 (selective deepening)、評価値がどの程度信頼できるかを表す共謀数 (conspiracy number) とそれを拡張した証明数 (proof number)・反証数 (disproof number) などが有名である。

直接には探索ではないが、探索を効率的に行うためのハッシュ表、ビットマップなどデータ構造の工夫もチェスを通して確立した。チェスは (アルファベータ法を使って) ルール上、指せるすべての手を読むという全数探索が有効だったので、スーパーコンピューターやチェス専用マシンを使うことによって探索の速度を上げようという試みが盛んになされた。また並列に探索するアルゴリズムもチェスを例題にして盛んに研究された (アルファベータ法は探索全体をアルファ値、ベータ値によって制御するので並列に探索するには困難があった)。またチェスは駒の再利用ルールがないのでゲームの進行に伴って駒の数が単調に減少していく。駒が盤面に数個しか残っていない局面になると、コンピューターは (ほぼ) しらみつぶしの探索によってその局面を解く (双方が最善手を続けたら先手が勝つのか後手が勝つのか引き分けになるかを求める) ことができる。この探索をあらかじめ行ってデータベース化したものが終盤データベースである。コンピューターはこれを持っていればこのデータベースに含まれる局面で最善手を指すことができる。1980 年代には盤面残り 5 駒のすべての局面の終盤データベースが作られた。1990 年代から 2000 年代にかけて盤面残り 6 駒のほとんどの局面の終盤データベースが作られた (その間にコンピューターが世界チャンピオンに勝ってしまったので、終盤データベースを作る意味が薄くなったと言える)。

チェスはコンピューターにとってかなりむずかしいゲームであったので、チェスよりも場合の数が小さいチェッカー (場合の数は 10^{30})、オセロ (場合の数は 10^{60}) なども例題として取り上げられた。チェッカーは 1994 年に、オセロは 1997 年にコンピューターが世界チャンピオンに勝利した (チェッカーはその後 2007 年に引き分けのゲームであることが判明した)。

チェスは何度も人間との対戦を経たのちに 1997 年に Deep Blue が世界チャンピオンの

Garry Kasparov に勝利した。6 回戦で 5 回戦が終わった時点では 1 勝 1 敗 3 引き分けのイーブンであったが、最終戦で Kasparov が緊張のあまり序盤で大悪手を指して負けてしまった。これはフロック勝ちで、この時点ではまだ Kasparov の実力が Deep Blue に勝っていたと思われる。その後の進歩によりコンピューターは人間より明らかに強くなっている。Deep Blue はスーパーコンピューターにチェス専用マシンを数百台並べた構成であったが、もはやパソコン 1 台でも人間が敵わないまでになっている。

チェスよりも場合の数が大きいゲームに中国将棋 (10^{150})、将棋 (10^{220})、囲碁 (10^{360}) が存在する。中国将棋は探索問題として見るとチェスに近い（すでに人間よりもコンピューターの方が強くなっている）が、将棋と囲碁はチェスよりはるかに場合の数が大きく、チェスとは異なる手法が必要なので、チェスに続く例題として適切である。将棋はチェスと同じように敵の重要な駒（玉あるいはキング）を捕まえるゲームであるが、チェスが敵から取った駒が使えないのに対して将棋では敵から取った駒が再利用できる（「持ち駒」制度と呼ばれる）ため、終盤は序盤より分岐数が大きくなる。チェスは収束型ゲームであるが、将棋は発散型ゲームなのである。

チェスを対象とした探索手法はほぼすべてが欧米で研究され、日本を含むアジアの貢献はほとんど存在しない。将棋はチェスよりも場合の数ははるかに大きく、チェスで有効であった探索手法がそのままでは使えないので、チェスの次の探索研究のよい対象になった。将棋は日本固有のゲームなので、将棋を対象とした探索の研究は当然のこととして日本が中心になった。このことが日本における探索研究を活発にして、世界の中で探索とゲームにおいて日本が主要な立場を占める原動力になったと思われる。

将棋のプログラムの開発は 1970 年代に始まったが、当時のコンピューターの能力では将棋はチェスのような全数探索は到底無理だったので、前向き枝刈りの探索手法が盛んに研究された。ミニマックス法（アルファベータ法）、反復深化などチェスで有効だった手法で将棋でも使える手法はおよそすべて使った。将棋は発散型ゲームなので、チェスで有効だった終盤データベースの手法は使えない。その代わりに詰め将棋という将棋から派生したパズルを解くアルゴリズムの研究が盛んになされた。詰め将棋の研究は 1990 年前後から本格的に進められ、その中でさまざまな探索の手法が試された。有効だったのはチェスで提案された（そしてチェスではあまり有効でないとされた）証明数・反証数を用いた手法である。詰め将棋のプログラムは 2000 年前後にはすでにプロ棋士を超える能力を示した³⁾。

評価関数はチェス同様に手作業で作成と改良を行っていたが、チェスの評価関数は駒の損得という明快な基準があったものの、将棋の評価関数は複雑でなかなか強くならなかった。2000 年代の半ばに登場した保木のボナンザによってコンピューター将棋は革命的な進歩を果たした。保木の工夫は、

(1) それまで将棋は前向き枝刈りの探索をしていたのをチェスのように全数探索に、
(2) それまで評価関数は手作業で作っていたのを棋譜からの機械学習で作るようになったことの 2 点である⁴⁾。この工夫をしたボナンザが圧倒的な強さでコンピューター将棋のトップに立ったので、他の研究者開発者もこぞってこれらの方法を取り入れた。特に上記の (2) の方法は強豪のプログラムすべてが取り入れており、「ボナンザ・メソッド」と呼ばれている。保木はボナンザのアルゴリズムをすぐに公開し、またプログラムのソースコードも無償で公開した。これは後述するようにコンピューターチェスの文化を引き継いだものである

が、研究成果を公開するという習慣がこの研究領域の発展を支えているものと思われる。

2010年代になってコンピューターとプロ棋士が対戦するようになった。2013年、2014年と電王戦と称してプロ棋士5人とプログラム五つが対戦したが、3勝1敗1分け、4勝1敗とともにコンピューターが圧勝した。すでにコンピューターはトップクラスのプロ棋士（竜王、名人）のレベルに達したと思われる。2015年以降にトッププロ棋士とコンピューターが対戦すれば勝率的にはコンピューターが勝ち越す可能性が高い。対戦はすぐには実現しないことが危惧されるが、実力としては2015年に追い越したと言ってよいであろう。

囲碁は中国発祥のゲームであるが、中国では廃れて日本で盛んになった（いま中国で盛んになったのはいわば日本からの逆輸入である）。囲碁は、他に似たルールのゲームが存在しない、漢字を使っていないので親しみやすい、などの理由で世界的に普及している。最初にコンピューター囲碁の研究がなされたのは1960年代のドイツである（チェスよりは遅いが将棋より早い）。囲碁もチェスのように探索によって次の手を決めようとしたが、囲碁の場合の数は 10^{360} とチェスや将棋よりはるかに大きく、ふつうの探索によっていい手を見つけるには候補手が多すぎて強くならなかった。2000年代になってもまだとても弱い状態であった（初心者レベルよりはましでもせいぜい初級者レベルであった）。

囲碁も将棋のボナンザ・メソッドのような革命的な手法が現れた。それがモンテカルロ木探索である。この元となったモンテカルロ法は von Neumann の命名と言われるシミュレーションによって解を求める方法である。1990年代にこれを囲碁に適用するというアイデアが発表されたものの、そのときは成功しなかった。2000年代になって Coulom が Crazy Stone という囲碁プログラムの中で、モンテカルロ法を応用した（UCT: Upper Confidence bounds applied to Trees というアイデアを付け加えた）モンテカルロ木探索を採用し、Crazy Stone は圧倒的な強さを示した⁵⁾。囲碁にモンテカルロ法を適用するという事は、ある局面から白と黒が交互にランダムに終局まで打ち進めるというシミュレーションを多数行って勝つ確率が一番高い手を選ぶということである。そこには囲碁の知識はほとんど何もはっていない。この一見単純な方法（実は UCT など細かい工夫が重要なのではある）で強くなることに驚き、その後の囲碁プログラムはみんなこの方法を取り入れている。その結果、囲碁プログラムは一気にアマチュアの6段程度の実力に達した。現在は日本の ZEN（これもモンテカルロ木探索を用いている）が Crazy Stone を抜いて最も強い囲碁プログラムである。プロとまだ互先（ハンディなし）で戦うのは無理であるが、トッププロ棋士と4子（初期局面に4個の石をあらかじめ置く）のハンディで勝つまでになっている。このモンテカルロ木探索の手法だけでトッププロ棋士に勝つのは無理で、更なるブレークスルーが一つか二つ必要と思われるが、これから十数年で囲碁もコンピューターがトッププロ棋士に勝つようになるはずである⁶⁾⁷⁾⁸⁾。

2人・零和・有限・完全情報・確定のゲームで世界的に有名なものの中では囲碁の場合の数が最も大きい。したがって、もし囲碁で人間よりもコンピューターの方が強くなってしまえば、もはや残っているゲームは存在しない。前述したように流れとしては完全情報ゲームよりもコンピューターにとって扱いがむずかしい不完全情報ゲームに関心は移りつつある（囲碁は完全情報ゲームであるが場合の数が 10^{360} と圧倒的に大きく、その点で完全情報ゲームと不完全情報ゲームの橋渡しの役割を担っていると言える）。

不完全情報ゲームとしてはバックギャモン、コントラクト・ブリッジ、ポーカー、麻雀な

どが研究の題材として取り上げられている。バックギャモンは強化学習（試行錯誤で成功したら正の報酬、失敗したら負の報酬を与えることによって環境に適応させる学習の手法）によって世界チャンピオンに勝つようなプログラムが開発された（強化学習の成功例として有名である）。コントラクト・ブリッジはトランプのゲームとして世界でもっともプレイされているゲームで探索を含めてさまざまな研究がされているがまだ人間に追いついていない。ポーカーはさまざまなルールが存在するが、その一部のルールのポーカーについてはプログラムが世界チャンピオンを破っている（後で述べるようにあるルールのポーカーは「解かれて」いる）。麻雀は日本や中国などで非常に盛んで、敵が3人もいる4人ゲームで現実の社会に近く例題としてすぐれているが、ギャンブル性が高く不健全な雰囲気がある（麻雀というゲーム自体に罪はないが賭けることが日本では非合法である）、世界的にさまざまなルールがあって統一されていない（標準となるルールを仮定しにくい）などの理由で以前は研究が少なかった。最近インターネット上で（賭けない）標準ルールの麻雀が盛んになってきたので、それを対象とした麻雀の研究が盛んになってきた。例えば多数の牌譜（麻雀のプレイ記録）のデータをインターネット麻雀から集めていわゆる格言の妥当性を統計的に調べる研究がおこなわれている⁹⁾。

ゲームを解く（一般的な言い方であれば「必勝法を見つける」）のも探索のよい例題である。（最強の）人間に勝つよりもそのゲームを解く方が一般に探索問題としてはむずかしい。

五目並べ（連珠）はハンディなしだと先手がとても有利なので後手にハンディを与えて対戦するのがふつうであるが、ハンディなしの五目並べは先手必勝であることが1990年代に解明されている。オセロの盤面は8x8であるが、それを6x6に小さくした「ミニオセロ」は後手必勝であることが同じく1990年代に解明されている。8x8の本当のオセロは現在解く試みがなされているが、まだ解かれたという報告はない（おそらく6x6と同様に8x8も後手必勝と想像されている）。チェッカーは1990年代にコンピューターが世界チャンピオンに勝った後に解く試みがなされ、2007年に解かれている（引き分けであることがわかった）。不完全情報ゲームは偶然性があるので完全情報ゲームと同じ意味では解けない（いわゆる「必勝法」は存在しない）が、最適戦略を見つけることを解くと見なせば解くことは可能である。最近掛け金に上限のある2人のテキサス・ホールデムというポーカーが解かれている。統計的に必ず勝ち越す最適戦略を見つけたという論文がサイエンスに載った。¹⁰⁾

（4）科学技術的・政策的課題

この研究開発領域はゲームを例題としているために日本では長いこと疎外され続けてきた。ゲームという遊びを研究の例題にするなどのもつての外であるという風潮が強かったためである。一方でアメリカとヨーロッパはチェスを中心としたゲームを例題にして探索を中心とした手法の研究開発を盛んに進めてきた。例題はゲームであるが、その研究成果はゲーム以外の多くの現実の社会の問題に対して広く使われている。「チェスは人工知能のハエである」という言葉もあるほどである（これはハエによって生物学特に遺伝学の研究開発が大きく発展したことになみ、チェスによって人工知能の研究開発が大きく発展したことを言っている）。Shannon と Turing というコンピューターのパイオニアがチェスを例題にした研究をしたことも大きかったと思われる。日本のコンピューターのパイオニアは、日本には将棋と囲碁というゲームの中でもコンピューターにとってとてもむずかしい、すなわちとてもよい

例題が存在するのに、長い間、見向きもしなかった。探索は地味な研究開発領域であるが、人工知能の基本中の基本であり、人工知能のすべての応用の元となっている。日本は長い間それを疎外し続けてきたために、人工知能の極めて大事な部分で大きな出遅れをしてしまったことを認めなくてはならない。

幸い 2000 年前後に情報処理学会にゲームをテーマにした研究会（ゲーム情報学研究会）が発足し、ゲームの中心がチェスから将棋と囲碁に移行してきたこともあって日本にも探索とゲームの研究者が増えてきていい研究成果を出しつつある。かつてチェスがそうであったように、将棋と囲碁を例題とした研究からゲーム以外の現実の社会に適用される研究成果が日本から出ることが強く期待される（例えばボナンザ・メソッドを将棋以外の対象に適用する試みが始まっている）。しかしこの研究開発領域の研究者はまだ質も量も不十分である。これからの人工知能において日本がリーダーシップを発揮するためには、例えば「囲碁でトッププロ棋士にコンピューターが勝つ」などという 10 年後を目標にしたグランドチャレンジのプロジェクトを始めることも有効と思われる。

（5）注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

世界的に対象とするゲームが完全情報から不完全情報に移行しつつある（囲碁がちょうどその中間にある）。前述したように不完全情報ゲームの方が現実の社会に近いので、この研究領域が基礎から徐々に応用の方にシフトしていくと思われる。例えばシミュレーション技術やVR技術などと結びついて人生のシミュレーションを行うことも視野にはいつてくるであろう（例えば、「人生ゲーム」というボードゲームを精緻かつ遊びではなく人生の分岐点での意思決定を支援する道具として実現するなど）。またこの研究開発領域はデジタルゲームのビジネスに深く関係する。いまデジタルゲームは韓国、中国、シンガポールなどが盛んに研究開発を進めている。

いま将棋プログラムでは **Stockfish** というチェスのプログラムで使われている探索手法を応用することが盛んに行われている。これはこの研究開発領域がオープンで **Stockfish** のアルゴリズムだけでなくソースコードも公開されていることが大きい。異なるゲーム間での技術の転移が進んでいることも示している。これまでチェスのプログラムはチェスだけ、将棋のプログラムは将棋だけ、であったが、あるゲームのルールを入力すればそのゲームをプレイする（できるだけ強い）プログラムを出力するという汎用ゲームプレイの研究が盛んになりつつある。これは最近盛んになりつつある汎用人工知能(**artificial general intelligence**)の一つの例であり、今後の人工知能の研究開発の流れを示すものとして注目される。

（6）キーワード

ボナンザ・メソッド、（静的）評価関数、モンテカルロ木探索、チェス、将棋、囲碁、機械学習

(7) 国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	△	↑	将棋や囲碁を例題とした研究が盛んになり、強いプログラムが開発されている
	応用研究・開発	△	↑	ボナンザ・メソッドやモンテカルロ木探索のゲーム以外への適用が盛んに試みられている
米国	基礎研究	○	→	潜在能力は高いが、チェスが終わってからやや勢いに陰りがみられる
	応用研究・開発	◎	→	思考ゲームの研究成果をデジタルゲームに生かすのが盛んで毎年開催されるGDC(game developers conference)は世界中から関係者が集まる。
欧州	基礎研究	○	→	この研究領域はオランダが非常に強い。フランス、イギリス、ドイツなども盛んである。ゲームの国際的な学会誌は欧州が中心である。
	応用研究・開発	○	→	ゲーム研究の成果を意思決定の支援に生かす試みが活発である。
中国	基礎研究	×	→	以前の日本同様に応用志向で基礎が軽視されている印象を受ける
	応用研究・開発	△	↑	一方で諸外国で開発された技術をデジタルゲーム開発に生かす研究は非常に盛んになっている。
韓国	基礎研究	△	↑	囲碁を例題とした研究などが盛んになりつつある。
	応用研究・開発	○	↑	デジタルゲーム研究が非常に盛んである。

(註1) フェーズ

基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル
 応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル
 産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

(註2) 現状

※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。
 ◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、
 △：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

(註3) トレンド

↑：上昇傾向、→：現状維持、↓：下降傾向

(8) 引用資料

- 1) Shannon, Claude E.: "Programming a Computer for Playing Chess", Philosophical Magazine, Ser.7, Vol. 41 (1950)
- 2) Knuth, D. E., and Moore, R. W.: "An Analysis of Alpha-Beta Pruning". Artificial Intelligence 6 (4): 293-326 (1975)
- 3) 松原仁編著：コンピューター将棋の進歩 1－6，共立出版(1996-2012)
- 4) 保木邦仁：局面評価の学習を目指した探索結果の最適制御，ゲームプログラミングワークショップ 2006，情報処理学会(2006)
- 5) Coulom, R.: Efficient selectivity and backup operators in Monte-Carlo tree search, Computers and Games 2006 (2006)
- 6) 山下宏・美添一樹著 松原仁監修：コンピューター囲碁 モンテカルロ法の理論と実践，共立出版 (2012)

- 7) Gelly, S. et al.: The grand challenge of Computer Go: Monte Carlo tree search and extensions, *Communications of ACM*, vol.55,no.3, pp.106-113 (2012)
- 8) Brownw,C. et al.: A survey of Monte Carlo tree search methods, *IEEE Transactions on computational intelligence and AI in games*, vol.4, no.1 ,pp.1-49 (2012)
- 9) とつげき東北：麻雀を科学する、講談社現代新書(2004)
- 10) Bowling et al.: Heads-Up limited Hold'em poker is solved, *Science*,347, pp.145-149,2015

3.7.2 機械学習、深層学習

(1) 研究開発領域名

機械学習、深層学習

(2) 研究開発領域の簡潔な説明

機械（コンピューター）がデータから知識やルールを自動獲得するための学習アルゴリズムを中心とした領域である。データが存在する分野に適用することが可能なため、データ種類としては言語、画像、ログ、遺伝子、センサー、利用領域としてはウェブ、金融、バイオ、ロボティクス、宇宙科学、化学などで利用されている。基礎研究ではパターン認識、データマイニング、確率論、統計、情報理論、分散並列処理、データベース、アルゴリズム、数値最適化領域と深く関係している。また、本研究開発領域の中でも特に深層学習と呼ばれる分野がこの数年急拡大しており、研究だけではなく産業領域での利用が急速に進んでいる。深層学習は幅、深さともに大きいニューラルネットを利用した機械学習である。これまでの機械学習と比べて多くの優れた特性があるため、かなり広い分野でこれまでの機械学習の手法から深層学習ベースの手法に置き換わっている。

(3) 研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

[背景と意義]

機械上に人と同様の知能を実現しようとする人工知能の試みは 1950 年代にはじまった。この研究の中心となったのは知識・ルール・記号ベースの人工知能であった。しかし、このアプローチは人が意識的に解いている問題についてはうまくいくが、無意識的に解いている問題については総じてうまくいっていないことがわかり限界がみられた。言語/画像理解や高度な判断など後者の例である。

意識的に解いている問題については、人はどのような手順で実現すればよいかを理解しているため、それらの知識を機械上でプログラムやルールとして表現しやすい。一方で無意識的に解いている問題については機械上でどのように表現すればよいか分からない。人は与えられた文や画像が正しいか間違っているかを無意識に判断できるが、なぜそうなのかと説明することは難しい。

こうした背景から、機械自身に人と同様に経験（データ）を通じて学習させる機械学習という分野が急速に成長してきた。機械学習では人が明示的にルールや知識を教えるのではなく、データを与えそれを元に機械自身に学習させる。スパムメールの分類問題の場合、機械にはどのメールがスパムかどうかを与え、機械自身にどのように判断するかを学習させる。この学習のほとんどは数値最適化問題として解かれる。

有限のデータからその背景にある規則性を推定するという点で機械学習は統計と似ている。機械学習が従来の統計と大きく違う点として、機械学習はアルゴリズムに重点をおき、大量のデータをいかに効率的に処理するかに興味がおかれる。また、機械学習はよりタスクに特化し、そのタスクを達成することに重点が置かれる。これは統計的学習理論の創始者である Vapnik による原則「ある問題を解くために、その途中段階でより難しい問題を解いてはならない」にも現れる。例えば与えられた画像に人が含まれているかどうかを推定するにあたって、一般的には人の（生成）モデル、画像のモデル、人がどのように画像で表現される

のかのモデルを作った上で、ある画像に人が写っているのかを推定するが、機械学習では入力画像、出力が人かどうかであるかを求める関数を直接推定する。

また、統計の場合はデータが無限大に増えた場合の漸近的な挙動に興味がかかるのに対し、機械学習の場合は学習データが有限の場合に、いかにうまくその知識を一般化するかに興味がおかれる。ただし、この境界は両者が技術をお互い取り込む中で曖昧となっている。

機械学習は必ずしも複雑な問題を解くだけでなく、完全に自動で解けることも重要である。金融取引においてはアメリカで6割弱、欧州でも4割弱を機械が行うアルゴリズム取引が支えている。このアルゴリズム取引では人では把握しきれない大量の因子を考慮した上で高速（数ミリ秒）で取引を判断する必要があり、機械学習が積極的に利用されている。

今後はモバイルデバイス、センサーの普及によってコンピューターが解釈できるデータが爆発的に増加するにつれ機械学習の重要性はさらに増してくる。機械学習は学習に利用するデータ自体の量、質に応じて学習能力を増すことができるため、データが大量に得られる環境下では機械学習に基づく単純なシステムが、専門家が構築した複雑なシステムを凌駕することも多い。

機械学習は次のような問題に適している。(1)人にはできるがプログラムをするには複雑すぎるタスク、例えば自動運転、音声認識、言語理解、画像認識などである。この場合人が学習データを作ることが可能である。(2)人（専門家）の能力を超えたタスク、例えば天文データの解析、医療解析データからの情報抽出、ゲノム解析、ウェブ検索、広告自動最適化などである。(2)の場合の能力は複雑なことを実現する能力以外にも、人には処理することができない大量のデータを高速に処理する場合も含まれる。

〔これまでの取組み〕

近年の有名な事例として完全情報ゲームにおいてコンピューターは人を凌駕しつつある（将棋や囲碁に関しても数年以内に人のトップを超えることは確実と思われる）。コンピューター将棋はプロ棋士同士、またはコンピューター将棋同士の対戦記録を元に盤面評価を機械学習によって推定している。毎年開催されるコンピューター将棋選手権、およびプロ棋士とコンピューター将棋が対戦する将棋電王戦は機械学習の良いベンチマークとなっており、機械学習における最新研究成果が利用されている。

IBM Watson はクイズ世界王者を同じ環境下で破っている。これらはいずれも内部で機械学習の技術を積極的に用いている。前者では局面の評価関数に利用し、後者では質問文とデータベースのマッチングに利用している。

機械学習を利用して最も成功している企業は Google である。Google の収益の 95%以上が広告収入であるが、それを支えているのが広告配信の自動最適化であり Google の広告配信による年間売上は 6 兆円にも達する。機械学習と広告配信の領域は急速に発展しており、ワークショップなども開かれている。顧客の行動や属性および広告内容にもとづいてどの広告をどの顧客にどのタイミングで配信するのが最適かといった問題を機械学習によって解いている。

1990 年代後半から 2000 年代にかけて、カーネル関数を利用した SVM（サポートベクトルマシン）が大きなブレイクスルーを起こし自然言語処理や画像解析などさまざまな研究領域で利用された。一方でカーネル関数を利用した SVM は学習、推定時に必要な計算量が非

常に大きいという問題があり、実用的ではない問題があった。しかし、この数年、乱択化アルゴリズムを用いることでカーネル関数を線形分類器と同程度に高速に学習、推定できるようになり、大規模なデータに対してもカーネル学習が可能となっている。また、多くの機械学習が損失関数と正則化関数の和の最小を求める最適化問題として捉えられる（SVM はヒンジ損失関数と L-2 正則化の和の最小化）ことが分かり、これを元にした理論解析およびさまざまな拡張が研究されている。

ほぼ同時期に CRF（conditional random field、条件付確率場）やベイジアンネットを利用した機械学習も広く利用されるようになった。これらは問題の構造や制約、事前知識をグラフィカルモデルとよばれるグラフ構造で表し、その上で学習、推定、サンプリングなどの処理を行う。また、パラメータ間の依存関係を、各パラメータを他のパラメータの生成モデルとして表す LDA（Latent Dirichlet Allocation）を代表とするような階層ベイズモデル、ディリクレ混合過程（Dirichlet Process Mixture）を代表とするようなノンパラメトリックベイズの分野も大きく広がった。

これらの実用的な機械学習は既に多くの産業分野でも利用されている。またこれらの機械学習を利用するさまざまなオープンソース・ソフトウェアや R や Python などのプログラミング言語から簡単に使えるようなライブラリ、また機械学習を行うウェブサービスなども徐々に広がりつつある。

近年機械学習の中でも深層学習と呼ばれる分野が急速に成長している。深層学習は深さ、幅ともに非常に大きなニューラルネットである。ニューラルネットは 1950 年頃一度盛り上がったが 1960 年頃に人工知能の中心人物であった Minsky による痛烈な批判（Perceptron という本の中でニューラルネットは図形が連結かという単純な問題すら解けないことを指摘）を受けた後、研究は下火となり注目されてこなかった。

しかし、2006 年にトロント大の Hinton らが巨大なニューラルネットの学習に成功し研究が再燃した。それが決定的となったのが 2011 年から 2012 年にかけて、多くの分野で同時多発的に深層学習が既存手法を大きなマージンで上回ったことが報告されたことである。2011 年に音声認識において深層学習を利用した手法が既存手法を大きく上回り、2012 年に深層学習を利用したチームが画像認識、音声認識、化合物活性化予測など全く異なる分野のコンペティションで既存手法に大きなマージンを持って優勝した。また教師無しの画像だけから猫や人といった高次の表現も学習もできることが報告され、メディアなどに大きく報道された。これを受けて産業界での深層学習の利用も急速に広がり、Google、Microsoft は音声認識システム、画像認識システムを全て深層学習ベースの手法に置き換えている。

深層学習の研究は現在も急速に進んでおり、1 年前に正しいと思われたことが塗り替えられるということがしばらく続いている。現時点で深層学習に対して何らかの仮定を置くことは不可能である。2012 年当初は教師無しデータによる Pre Training が注目されたが、2013 年には ReLu（Rectified Linear Unit）、Dropout という技術が登場し教師有り直接巨大なニューラルネットを学習する手法が主流になりニューラルネットの各構成要素がニューラルネットである、Network in Network (NiN) が注目され、2014 年現在は Recurrent Neural Net と呼ばれるループを含むようなニューラルネットでトランジスタのように短期記憶が可能なニューラルネット（LSTM: Long Short Term Memory）を使うことで記憶をしながら認識できることに注目が集まっている。（コンピューターサイエンスの分野としては）深層

学習の分野は研究のスピードが非常に速く、論文が発表された数週間後に別グループがそれを改良した手法を発表するという速度感である。そのため、1年ごとに開催される国際会議では情報共有が間に合わないため、arXivなどで論文（プレプリント）を共有するサービスでの論文発表が多くみられる。

現時点での深層学習の特長は次の三つである。(1) 表現学習：従来の機械学習においてデータの表現方法は各分野の専門家が設計した特徴関数（による特徴量）に頼っていた。一方、深層学習の場合、データの表現方法も学習により決定する。これにより人が設計した特徴関数が優れている場合や、特徴関数を設計することも難しいデータ（例えばセンサーデータ）に対するデータ表現も行えるようになった。(2) マルチタスク学習：関連するタスクにおいてはデータ表現や各特徴の重要度は共通していることが多い。深層学習においては下層（入力に近い層）を共有し、タスクごとに上位の層を分岐させることで、マルチタスク学習を自然に実現することができる。これにより、あるタスクの学習データの量・質が不十分だったとしても関連するタスクの学習データを利用することで、十分な学習ができるようになる。(3) マルチモーダル学習：出力層を分岐させることでマルチタスク学習が実現できていたが、入力層を分岐させることで、異なるタイプの入力を同じシステムで扱うことができる、マルチモーダル学習を実現することができる。テキストと映像を分岐した別の入力から受け取り、中間層、出力層を共有したような深層学習を用いることで、テキストと映像の意味解釈を同時に学習するといったことが実現できる。

深層学習がどの程度のインパクトを与えたかの例として画像認識の例をあげる。ImageNet LSVRC³⁾では毎年、一般画像認識コンペティションを行っている。各画像について1000クラス中の一つのラベルがつけられ、システムは5個、推定候補を提出し、そのいずれかに正解ラベルが含まれている場合は正解とする（このような方式をとっているのは正解をつける際のコストを抑えるため曖昧性を許容して一つしかつけていないためである）。この2014年のタスクについて、訓練された人による認識エラー率は5.1%でありこれが人による認識率の上限だと考えられる。タスク設定は微妙に変わっているので直接比較はできないが認識精度の推移をみると、2010年、2011年の1位のチームの認識エラー率は28%、26%だったのに対し、2012年に深層学習を利用したチームが登場し、エラー率が16%まで改善された（2位以下のチームは26%とそれまでと同様）。次の年から上位のチームのほとんどが深層学習を利用した手法に置き換わった。その後も改善は続き1位のチームの認識エラー率は、2013年は11%、2014年は6.7%となった。この問題設定においてはほぼ人と変わらない精度を達成できたことになる。なお2012年はHintonのチーム、2013年はMatthew Zeiler（当時LeCunの学生、その後画像分類を行うウェブサービスClarifyを創業）、2014年はGoogleのチームが優勝した。

深層学習の有力な研究者の多くがGoogle、Facebook、Microsoft、Baiduにおいて深層学習の実用化に携わっている。Hintonは2013年企業を設立した直後にGoogleに買収される形でGoogleに加わり、LeCunはFacebook AI Lab、A.NgはBaiduに所属することを表明している。有力な研究者の中でBengioのみがアカデミックに残ることを表明している。

機械学習が強いのはアメリカ、中国、イスラエルである。日本国内でもコミュニティーは存在するが、パターン認識、データマイニングといったグループと機械学習を研究する新しいコミュニティーは比較的独立して存在していた。しかし近年コミュニティーは急速に集結

し、電子情報通信学会の情報論的学習理論と機械学習研究会（IBISML:Information-Based Induction Sciences and Machine Learning）など中核となるコミュニティーができつつある。

国内で機械学習の利用は各分野で急速に進んでいる。自然言語処理での適用は世界と比べてもかなり初期の段階から進んでおり、これら黎明期の頃の研究は世界的にも注目され機械学習普及の先陣を切った。また、この頃に機械学習を研究していた若手の研究者たちが現在、各大学で研究室を持つようになり、機械学習を専門に研究する人は急速に増加している。

また現在の深層学習の研究も甘利氏らによる情報幾何や、福島氏らによる Neo Cognitron を元にしたニューラルネットなどが源流となっているものも多い。一方で現在の深層学習の研究の中心は以前よりニューラルネットの研究を続けていたトロント大、モントリオール大、ニューヨーク大、スタンフォード大、およびその卒業生を多く抱える Google によるものが多い。

国内の企業においては Preferred Infrastructure（Preferred Networks の関係会社）が NTT 研究所と共同で Jubatus とよばれる大規模分散機械学習フレームワークを開発し OSS として公開している。Jubatus は世界初の大規模分散、リアルタイムに機械学習を行うフレームワークであり 2011 年に OSS として公開されて以降、国内外の研究者や企業に利用されている。

Preferred Networks と NTT は 2014 年 9 月に資本業務提携を行い IoT 時代の数エクサバイト級のビッグデータを処理するためのプラットフォームの開発を進めている。また 2014 年 9 月、Preferred Networks はトヨタ自動車と自動運転領域における機械学習、深層学習の応用の可能性をさぐるための共同研究を開始したと発表した。

[今後必要となる取組み]

機械学習はまだ成熟していない技術分野であり、機械学習を活用している企業（Google、Facebook）は主に自社の事業内で利用している、あるタスクをある精度で実現するためにどの程度のコストがかかるのか（学習データを作るのか既存の学習した結果を組み合わせるのか）といった問いに答えることができていない。

また、現在の機械学習の水準では利用者に機械学習のアプローチやアルゴリズムに関する知識を要求する、うまく学習できていない場合にその原因を追究することはこれらの知識無しには困難である。そのため、現在は機械学習や統計などの知識を備えたデータサイエンティストが必要である。しかし今後技術が進展していく中でこれらの知識を必要とせずにご利用できるようになると考えられている。Google Spreadsheet（Excel のような表計算サービス）には機械学習を利用した自動補完が実現されている。

（４）科学技術的・政策的課題

機械学習においてはアカデミアでの研究が成熟・応用段階に入ったため、手法のみで差別化することは困難となりつつあり、学習に利用するデータをいかに作るかが重要となる。Google は音声認識システムを構築するために最初に音声検索サービスをはじめ、それにより集めた音声データを元に膨大な量のデータを短期間かつ低コスト（運用費、開発費以外は無料）で集めることができ、音声認識の精度をあげることができた。今後ウェアラブルデバ

イスが普及するにつれ数億人単位の行動ログ、画像、映像、音声データなどを集めることも可能になると考えられる。

このような大量のデータを元にした大企業の機械学習の研究にアカデミアや小企業が対抗するためには低コスト（できれば無料）なデータ構築、およびデータのオープン共有の場が必要になると考えられる。また、プライバシーは日本や欧州で特に問題となる。プライバシーを保ったまま統計処理をするプライバシー保護データマイニング（PPDM: Privacy Preserving Data Mining）といった技術も急速に進展している。ただ、プライバシーの問題があるのであれば無理にその国で進めるのではなく、障壁の少ない別の国でデータを収集することが進むと考えられる。

機械学習においては個人のデータを扱うことが多くなるのでプライバシー保護も問題となる。一方で機械が自動的に決定していることから人が処理するよりも心理的抵抗が低いことも例として挙げられる。Gmail や Facebook の広告は内容に基づいて自動的に配信されているが、最初は問題視されることもあったが現在は広く受け入れられている。

通信事業者が“通信の秘密”のために通信内容を見ることができない中でデバイス、サービス提供者である Google、Apple、Amazon らは個人がどのようなサービスやアプリ、嗜好を持っているのかをためることができ差がどんどん広がっている。また技術的にもデバイスとサービスの間は暗号化されているだけでなく、サービス提供をするサーバーも仮想化され接続先を見ても何をしているのかが分からないため、通信事業者は個人が何をしているのかはわからなくなりつつある。

一方個別のタスクについての学習データを作ることに関してはクラウドなどで安価、大量、即時にデータを構築できるクラウドソーシングを利用する動きが多い。しかし、クラウドソーシングで最も進んでいるサービスである Amazon Mechanical Turks は米国在住の人しか利用することができない（これはマネーロンダリングの問題および日本国内の労働法など関係すると思われる）。そのため、米国の研究者はクラウドソーシングを利用して研究を進められる一方、国内の研究者は直接行うことができず、米国在住の関係者にお願いをするというように手間がかかり負担が大きくなっている。

機械学習は境界領域であるため、さまざまな分野との連携による研究が望まれる。特に機械学習の第一人者である Michael Jordan⁵⁾はコンピューターサイエンスの各分野との協調の重要性を説いている。現在でも既に自然言語、テキスト、画像、音声、センサーなどの各領域で機械学習を用いたコミュニティーとの交流が続けられている。

機械学習は「総合格闘技」であり、さまざまな分野の専門家が集結することが求められる。カリフォルニア大学バークレー校の AMP Lab では、データベース、分散処理、統計、機械学習の専門家が同じ研究チームで研究を行い、次々と成果を生み出している。現在注目を集める Apache Spark も AMP Lab の成果である。また、Google Brain チームは機械学習の専門家に加え、Google のインフラの開発ほぼ全てに関わった Jeff Dean や技術特異点に関する著書で有名な Ray Kurzweil などがチームとなり研究している。

（5）注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

〔新たな技術動向〕

深層学習周辺に現在非常に注目が集まっている。Google Brain や Google DeepMind など

は非常に多くの研究成果を上げつつある。

また、機械学習においては、モデルパラメーターはデータから自動で求めることができるが、自動で決めることができないモデルの選択やパラメーター（ハイパーパラメーターと呼ばれる）の選択などがボトルネックとなっている。これに対して、機械学習タスクをブラックボックス最適化として、これらを自動決定するような研究も急速に進んでいる。

（6）キーワード

深層学習（deep learning）、表現学習（representation learning）、ベイジアンネットワーク（Bayesian network）、データサイエンティスト（data scientist）

（7）国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	○	→	<ul style="list-style-type: none"> ・ゲームAI（将棋AI、囲碁AI）が元名人やプロ棋士に勝利し、急激に実力は向上しており、数年以内にプロのトップを追い抜くことは確実とみられている。 ・ERATOの離散情報構造プロジェクト、情動情報プロジェクトでAI基礎研究がされている。 ・機械学習のコミュニティーは育っており、IBISMLは700人、人工知能学会は1000人を超える参加者がいる。 ・Top Conference（ICML、NIPS、AAAIなど）に採択される人数は数が限られている。
	応用研究・開発	○	→	情報学研究所において「人工頭脳プロジェクト・ロボットは東大に入れるか？」が2012年より開始されている。
	産業化	○	↗	<p>機械学習の“ユーザー”として既存のサービスが付加価値をつける動きは、ウェブ広告自動配信、セキュリティ、ソーシャル分析で進められている。またロボットなどで機械学習や深層学習を利用する動きも増えつつある。</p> <p>特にウェブ広告自動配信、レコメンドなどに力を入れており、Yahoo、Recruit、楽天などが力を入れている。</p> <p>一方で機械学習の“メーカー”は少なく、海外発OSSや、ソフトウェア、サービスを利用している場合がほとんどである。国内の産業化の動きとしてはNTTとPreferred Infrastructure（PFI）が共同で開発しているJubatusなどが挙げられる。PFIからIoTと深層学習に特化したPreferred Networks（PFN）2014年3月にスピノフした。PFNは2014年10月にトヨタ自動車と自動運転領域における機械学習、深層学習の共同研究を行うと発表。</p>
米国	基礎研究	◎	→	理論・解析・大規模化、また機械学習と他領域との多方面にわたる研究開発が行われている。 また、Google、Facebook、Microsoftが積極的に機械学習、深層学習の基礎研究を行っている。
	応用研究・開発	◎	→	DARPAにより機械翻訳に十分な研究資金を投入し、Google Translateをはじめ、実用化レベルに達しているものもいくつかみられる。 IBM Watsonが質問応答を実用レベルまで高精度化することに成功した。現在の深い言語処理の成功例である。現在医療診断への応用が研究されている。
	産業化	○	→	<ul style="list-style-type: none"> ・Googleの収益のほとんどを占める自動広告配信（年間売上6兆円）が機械学習によって実現されている。Googleの研究部門のトップであるPeter Norvigは人工知能の第一人者であるが、彼は機械学習を社内の一部門ではなく全部門に浸透させると表明している4) 2014年1月、Googleはスマートホームを機械学習で実現するNestを32億ドルで買収。 ・主要IT企業（Google、Facebook、Microsoft）は画像認識、音声認識などを深層学習ベースの手法に全て置き換えたと発表。各社、深層学習の人材獲得に力を入れている。 ・Googleは2013年、深層学習の中心人物である、G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskeverが所属するDNN researchを買収。 2014年1月 深層学習の研究者が多く所属するDeepMindを5億ドルで買収。DeepMindはGoogleに買収された後、オックスフォード大の深層学習のベンチャーを次々と買収している。 ・Yahooは画像認識スタートアップIQ Engine、Lookflowを買収 ・FacebookはFacebook AI Labを設立、深層学習の中心人物である、NYUのY. LecunとM. Ranzatoが所属している。 ・このように機械学習を社内の事業に利用する動きは非常に盛んである。 ・一方で機械学習自身をビジネスとする動きはまだ萌芽の段階である。例えばGoogle Predictionなどがサービスを行っているが利用は限定的であり、大きく成功している事例はまだみられない。データベースと同様に機械学習の技術がまだ成熟しておらず、産業のように使われるにはまだ技術的障壁は大きい。しかし、今後10年間の間にIoTの分野を中心に利用は急速に進むと考えられる。

欧州	基礎研究	○	→	欧州は多言語コミュニティーであるため、言語解析の研究に関してEUを中心に多くのファンディングが存在し、基礎研究のレベルが高い。自然言語処理や深い意味理解に関してドイツ、イギリスを中心に大規模予算が割り当てられており、活発な研究がされている。機械翻訳に関する研究は継続的に活発である
	応用研究・開発	△	→	知識ベース、ルールベースに基づく手法が主流であり、機械学習ベースの研究は限定的である（University College LondonのCentre for Computational Statistics and Machine Learningなどは強い）
	産業化	△	→	機械学習を利用した企業はまだ成功していない。人工知能に関しては知識ベース、ルールベースに基づく手法が主流である。
中国	基礎研究	◎	→	清華大、Microsoft Research Asia（北京）などを中心に機械学習の国際学会で中国からのグループの論文が非常に多く採択されている（国別で米国に次ぐ）。
	応用研究・開発	○	↗	BaiduがInstitute of Deep Learningを設立。最初の研究者としてKai Yuを迎え入れ、またDeep Learning研究の中心人物であるAndrew Ngを迎え入れる予定。Google Brainの約100倍のニューラルネットを構築する予定。また、Baidu international R&D をシリコンバレーに設立し、200人の研究者を迎え入れる予定。
	産業化	○	↗	Baidu、Alibaba、Tencentなどが積極的に機械学習技術を利用している。
韓国	基礎研究	△	→	KAISTのNLP labやSemantic Web Centerなど、自然言語処理や知識処理を研究しているグループがいくつか見られるが、数は少ない。深い自然言語処理や深層学習を対象とした大規模プロジェクトはみられない。
	応用研究・開発	△	→	KAISTを中心にテキストマイニングの研究が推進されている。
	産業化	△	→	情報産業は活発であるが、機械学習、深層学習を応用する動きはみられない。

（註1）フェーズ

基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル

応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル

産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

（註2）現状

※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。

◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、

△：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

（註3）トレンド

↗：上昇傾向、→：現状維持、↘：下降傾向

（8）引用資料

- 1) 国際会議報告（ICML, NIPS, AAI, COLT, KDD, ICLR）
- 2) 国内会議報告（IBISML, 人工知能学会全国大会）
- 3) LSVRC 2014 <http://image-net.org/challenges/LSVRC/2014/results>
- 4) グーグル ネット覇者の真実, 阪急コミュニケーションズ
- 5) http://www.reddit.com/r/MachineLearning/comments/2fxi6v/ama_michael_i_jordan/

3.7.3 オントロジーとLOD

(1) 研究開発領域名

オントロジーとLOD

(2) 研究開発領域の簡潔な説明

「オントロジー」とは、基盤的概念の意味を計算機的に定義した「概念体系」を指し、知識・データ・テキストの意味的处理を可能にするものである¹⁾。「Linked Open Data」とは、オントロジー／スキーマ情報に基づいて、大規模な Web 上で公開されたオープンデータを、意味的關係に基づいて結合し利活用する技術である^{2)・3)・4)}。近年の大規模で多様なデータ・Web ページなどを、意味レベルにおいて知識処理する基盤技術の実現へ貢献する。

(3) 研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

[背景と意義]

人間の知的能力の源泉のひとつは知識であり、計算機による人間の知的活動の支援のためには、計算機が多く豊かな知識を持ち、推論する能力を備えることが必須である。近年の Web を中心とする IT 技術の進展により、計算機がアクセスできる情報資源は飛躍的に増大している。しかしながら、それらの多くは、独自のデータベース(DB)、自然言語文で記述されたドキュメント、半構造化ドキュメントである Web ページであり、計算機処理のためには、その「多様性」と「意味的暗黙性」を克服することが必要である。

「多様性」とは、データやドキュメントなどが情報源によって異なるスキーマ（データ構造）や語彙によって記述されていることであり、そのために複数の情報資源を結びつけて串刺的に計算機処理を行うことが容易ではない。「意味的暗黙性」は、その原因でもあり、計算機による一般的な情報検索においては、データやドキュメントをコード列としてしか扱っておらず、「意味的關係」を扱うためには（自然言語処理などの）なんらかの処理によって意味のレベルへ情報とその処理を持ち上げることが必要である。

人工知能分野における「オントロジー」と「Linked Open Data (LOD)」はこのような問題を解決することを目指す基盤技術である。まず、オントロジーは、計算機システムに人間の持つ知識を記述・格納・利用する際に共有される基盤として用いられる「概念体系」を指す¹⁾。オントロジーで明確に關係性が定義された概念群を語彙と意味制約として用いて計算機上で知識を記述することで、知識の明確性、一貫性、再利用性などの質が向上する。また、オントロジーをメタデータスキーマとして用いて、Web ページなどの情報資源に計算機的な意味情報（メタデータ）を注釈（アノテーション）として付加することで、情報資源の意味的处理が可能になる。これはセマンティックウェブ (Semantic Web、SW)²⁾と呼ばれる枠組みであり、Web の特徴である分散性・非均一性・オープン性に適合するように技術要素がデザインされており、LOD と共通する技術基盤を構成している。

次に、Linked Open Data (LOD) は、Web 上で公開された大規模なオープンな情報（オープンデータ）を共有し構造的に結合することで、世界規模の「データの Web」における意味的關係に基づく処理の実現を目指している³⁾。技術的には、大規模なデータを意味的關係を表すグラフ構造で構造化する Linked Data (LD) 技術が基盤となる。これは人工知能分野の知識表現形式としては新規性があるものではないが、シンプルな形式で大量のデータ

（知識ソース）に関係に基づく意味付けを行うことに意義があり、Knowledge Graph とも呼ばれることがある。Linked “Open” Data (LOD) は、その技術基盤に基づいて、オープンデータを結合する枠組みである。提供側は、まず、情報リソースに対して URI (Uniform Resource Identifier) または IRI (Internationalized Resource Identifier) を用いてグローバルでユニークな ID を与える。次に、そのリソースに関する情報を（後述する RDF: Resource Description Framework 言語で）グラフ構造化し、外部に公開されたレポジトリに格納する。その際にオントロジーやスキーマ情報が、記述語彙や意味的関係の構造を規定する。利用側は、その URI に基づいて情報にアクセスでき、レポジトリのアクセスポイントに標準化された問い合わせ言語（後述の SPARQL など）でクエリをかけることで、データを取り出し、他の情報源からのデータなどと結合や統合などを行うことができる。

一般にオープンデータ (OD) には五つのレベルがあり、Web 上で公開されている（第 1 レベル）、データが構造化されている（第 2、第 3 レベル）、URI でアクセス可能（RDF によるグラフ構造化、第 4 レベル）、他と関係づけられている（第 5 レベル）という条件を満たしていくことで、よりメリットが増える⁴⁾。LOD はその第 5 レベルに対応する。

これらに共通する根底または理想としての思想は、従来の集中的に厳密に管理された一様で無矛盾な孤立的知識ベースから、分散的に弱く管理された（集合知的アプローチで集積されたものを含む）大量で多様な情報資源に対して、オントロジーやスキーマが関係性の意味的情報を与え、それに基づいて関係づけられたデータを用いて、大量で異種の情報を用いた知的処理、共有・再利用・相互運用を可能にすることである。そのような技術は”Semantic Technology” とも総称される。

〔これまでの取組み（歴史的発展）〕

オントロジーという概念は、元来、哲学用語で「存在論」という意味であるが、知識工学の分野には、1990 年前半に、知識モデリングの際に用いられる概念体系の明示的記述という意味で導入された⁴⁾。統一された定義はないが、Tom Gruber（当時、スタンフォード大学。近年では Siri を開発している）による“an explicit specification of a conceptualization”⁵⁾（概念化の明示的規約）がポピュラーである。90 年代にはエージェント間の通信プロトコルとしての利用や、エキスパートシステムの知識獲得ボトルネックを解消するための基盤的知識としての研究が行われた。また、人間が用いている「常識知識」を計算機に格納することを目指して、大規模知識ベースの開発も行われた。言語的オントロジーである Wordnet や、上位レベルオントロジーを含む常識知識ベースである Cyc が代表的である。その後のオントロジー研究は、哲学の知見を踏まえた非常に深い基盤的研究から、各領域における実用的なオントロジーの開発まで、学際的で幅広い研究がなされている。米国とヨーロッパを中心に研究が発展しており、国際学会⁶⁾のもとで権威ある国際会議や国際論文誌が開催・発刊されている。

次に、2001 年に、WWW の提唱者である Tim Berners Lee により、前述のセマンティックウェブが次世代の Web として提唱された²⁾。Web を人間のみが理解できるものから計算機に理解できるものに変える試みとして大きな研究の流れとなり、米国・ヨーロッパ・日本・韓国などで盛んに研究が行われた。特に、標準化団体 W3C によって、Web 上でのグラフ型知識表現言語 RDF、RDF 用スキーマ言語 RDFS、RDF 知識問い合わせ言語 SPARQL、

オントロジー記述言語 OWL²⁾、ルール記述相互運用言語 RIF などの主要な要素技術の標準化が行われ⁷⁾、その後の LOD 技術的基盤が整備された。一般的な Web ページに対するアノテーションは、schema.org⁸⁾ などのシンプルなスキーマに基づいて、2013 年に全ページの 15%、約 250 億ページにいたるなど普及が進んでいる。

次に、2006 年に、再度 Tim Berners Lee により、データを基盤にした Linked Open Data³⁾が提唱された。LOD は前述したように LD や OD とも関連しつつ研究と実際のデータの構築が活発に行われ^{9)・10)・11)}、近年、実用段階であると認識されている¹²⁾。2014 年 4 月段階で収集された約 800 万リソースに関する LOD データの広がりを LOD Cloud Diagram 2014¹³⁾で概観することができる。その結合の中心的ハブは Wikipedia を LOD 化した DBpedia¹⁴⁾であり、日本においても DBpedia Japanese¹⁵⁾や日本語 Wikipedia オントロジー¹⁶⁾、LODAC プロジェクトの各種データ¹⁷⁾がハブとなりつつある。前述した常識知識のモデリングも、集合知アプローチ・Web ページからの自動抽出・グラフ的意味表現に基づいて、OpenCyc、Wordnet、DBpedia とも結合された大規模常識知識ベース ConceptNet¹⁸⁾、ゲームに基づく集合知収集サイト¹⁹⁾、英文からの関係的知識抽出ツール²⁰⁾に基づいた 50 億を超える大規模関係的知識ベース²¹⁾などに進化している。

分野ごとにみると、特に行政の情報のオープンデータ化が、透明性・市民参加・協働を目指して、2013 年の G8 サミットでオープンデータ憲章²²⁾が制定されるなど、国際協調の上で展開されている。各国政府の情報公開度を評価する Global Open Data Index²³⁾によれば、英国 1 位、米国 2 位、日本 14 位、韓国 23 位などとなっている。日本政府の取り組み²⁴⁾も進んでおり、データカタログサイト²⁵⁾が 2014 年 10 月から本格運用されている。バイオ・医療分野は以前から先進的であり、オントロジーの開発・集積^{26)・27)}や LOD の構築が進んでいる。後者では、例えば、ヨーロッパの EMBL-EBI が 2013 年 10 月から UniProt や ChEMBL などの生物学データベースを LOD として公開している²⁸⁾。日本でも、DBLCS による統合データベースプロジェクト²⁹⁾や NBDC によるデータベースポータル事業³⁰⁾が行われている。地理的空間情報分野では、オープンデータ化がスマートシティと関連して発展しており^{31)・32)・33)}。日本でもアーバンデータチャレンジ³⁴⁾などが行われている。放送情報では、英国 BBC が番組情報をクラウドソーシングなども用いて LOD データとして公開しており³⁵⁾、オントロジーライブラリも整備している³⁶⁾。日本では、NHK が 2014 年 1 月から NHK 番組表 API³⁷⁾を公開し、番組情報データハブが開発されている³⁸⁾。

このように、(Linked) オープンデータは、データの構築・公開に加えて、どのように利用するのかというアイデアの集積やアプリケーションの研究・開発を通して、LOD を活用した価値あるサービスや新たな IT ビジネスの創出への期待が高まっている。

[各国の動向]

米国は Google に代表される Web 検索技術、Siri に代表される自然言語処理、Wordnet や Cyc、ConceptNet に代表される基盤的オントロジーや大規模知識ベースなどの技術の蓄積を生かして、特に産業応用において、先駆的存在となっている。特に、IBM Watson はそれらを統合して医療診断支援などの現実的問題解決サービスへの応用を試み始めている³⁹⁾。Google は検索の際の情報提示の背後に、Google Knowledge Graph と呼ばれるグラフ構造の大規模知識ベースを用いている⁴⁰⁾。同様に、Yahoo、Microsoft、Facebook などの多くの

Web サービス企業はグラフ構造でデータを結びつけた Knowledge Graph を用いていると言われており¹²⁾、これらの Web サービスの競争力の根源となっている。また多くのベンチャー企業、例えば、オントロジー構築ツールなどの TopQuadrant⁴¹⁾、メタデータ統合ツールの Meta Integration Technology⁴²⁾などが活発に活動している。また、Lisp で有名な Franz 社も大規模 RDF ストアの AllegroGraph⁴³⁾を製品化している。

欧州は伝統的に論理に基づく理論的研究が強く、特に、オントロジーの基礎分野においては英国・ドイツ・イタリアなどが先導的な成果を挙げている⁶⁾。オントロジー、Semantic Web、LOD などの “semantic technology” 研究は、2013年までの EU FP7⁴⁴⁾によって、中核的テーマとして大規模な支援が行われた。例えば、LOD2⁴⁵⁾など、ICT 分野のプロジェクト成果の要約に “Semantic” を含むプロジェクトは 78 件もある⁴⁴⁾。近年の ISWC¹¹⁾の採録論文など、SW/LOD 分野におけるドイツ・英国・アイルランドの存在感は非常に大きい。例えば、ドイツのライプツィヒ大学やカールスルーエ工科大学 AIFB⁴⁶⁾、アイルランドの DERI⁴⁷⁾（現在、INSIGHT⁴⁸⁾の下部組織）などであり、英国では Open Data Institute⁴⁹⁾が Berners-Lee と Nigel Shadbolt（サザンプトン大学）によって設立されている。また、ベンチャーとしての産業化もドイツを中心に OntoText⁵¹⁾、Fluid operations⁵²⁾、Semafora systems⁵³⁾（1999 年に設立されたオントロジーに関する草分けのベンチャー Ontoprise を 2012 年に継承）、Openlink Software⁵⁴⁾（英国）、Semantic Web Company⁵⁵⁾（オーストリア）などが活動している。

日本でも前述したように（Linked）オープンデータの開発の機運が非常に高まっており、一般社団法人⁵⁶⁾⁵⁷⁾、NPO 法人⁵⁸⁾、コンペティション⁵⁹⁾、民間マッチング支援⁶⁰⁾などが運営されている。民間においても、富士通研究所が上述の欧州 INSIGHT⁴⁸⁾などとの共同研究によって LOD の活用基盤⁶¹⁾を開発・提供しており、東芝が社内で適用⁴⁹⁾、プラットフォーム製品⁶²⁾など、産業化に向けた動きが出てきている。一方で、オントロジーに関する研究は基礎理論・半自動構築・マッピングなどに関して大学を中心に着実に行われるとともに、さまざまな領域においてオントロジーが構築され、現場への適用などが行われている⁶³⁾。また、トップカンファレンス ISWC の 2016 年の日本開催が決定している¹¹⁾。

韓国では、ソウル大学と Korea Institute of Science and Technology Information (KISTI) が、上述の欧州の DERI⁴⁷⁾と共同研究を行うなど積極的に国際共同研究を進めている。KAIST は上述の LOD2 にも参加しており、活発に研究が行われている。開発レベルでは気象情報や高齢者のモニタリングなどへの SW 技術の適用¹¹⁾などが行われている。また、意味処理に関するベンチャー SALT LUX⁶⁴⁾が設立されている。

中国では、学術分野では、ISWC¹¹⁾に連続的に採録論文を発表するなど優れた研究グループが出現している。しかし、実用レベルでは独自の LOD ハブとして Zhisi.me が 2011 年に構築され⁶⁵⁾、2014 年に統合的スキーマ Zhishi.schema が提案された⁶⁶⁾といった初期段階のようである。

また、アジア地区では、共同で国際会議 Joint International Semantic Technology (JIST) Conference シリーズを 2011 年から中国、日本、韓国、タイ⁶⁷⁾で順次開催するなど、地域内の機運も高まっている。

[今後必要となる取組み]

これまでの知識処理の実用における大きな課題は、エキスパートシステムの知識獲得ボトルネックやセマンティックウェブにおけるアノテーションの労力など、意味的記述の付加におけるコストであった。近年の LD/LOD 技術の実用化は、比較的簡単な知識表現形式やスキーマに基づく意味記述と、大量の Web 上のデータや半構造化情報源である Wikipedia に対して、自然言語処理や機械学習技術を用いて、半自動的に意味付けを行う技術⁶⁸⁾が発達したことが大きい。その代表例が、DBpedia、Watson、Google Knowledge Graph、ConceptNet などのグラフ型大規模知識ベースである。

今後は、その意味レベルの深化によって、より多様なデータの意味的な結合と相互運用性の向上が求められている。現在の LOD は、主にデータ構造を表す簡素なスキーマに基づいているが、概念間のより多様な関係性(RDF property)をより形式的(formal)で一貫性(consistent)をもって定義したオントロジーに基づくことで、より深い意味的なギャップを超えたデータ検索/結合が期待できる。また「データの意味的結合」のレベルから「知の集積・伝播・探索」レベルへの深化によって、「知のコンピューティング」⁶⁹⁾の基盤技術となる。そのためには、スキーマやオントロジーを、領域から独立した基盤的なものと領域固有のものが結合された体系として扱う必要がある。これは従来それぞれ一般上位レベルオントロジーとドメインオントロジーと呼ばれてきたものに対応するが、LOD に基づいた構築技術のさらなる進展と実際の構築が今後求められている。

(4) 科学技術的・政策的課題

まず、基礎的研究のより一層の推進が課題である。オントロジーや LOD の基礎的研究は、上述したように、深い意味レベルにおける「知」の集積・流通のための基盤的研究であると位置づけられる。特に、社会における多様な価値観に基づいた異種の知の集積と流通を可能にするオントロジー/LOD に関する研究の推進が求められる。

次に、日本における LOD の応用研究と開発が幅広い産学官連携によって活発に行われているが、その産業化が課題である。LOD の基礎技術の研究と実験的構築のさらなる推進とともに、それを社会（特に地方社会）におけるデータと結びつけて、新規な IT サービスとして産業化を進める必要がある。そのために、人材の育成、科学技術研究の振興、産業化パイロット事業の支援などを府省連携によって適切に支援していくことが望まれる。

(5) 注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

[新たな技術動向]

近年のビックデータに基づくデータドリブンな科学技術において、LOD 技術とオントロジー工学は、データの多様性を意味的明示性に基づいて乗り越えて統合し利活用するための基盤技術と位置づけられる。実際、オントロジーに基づくデータアクセス技術は“Ontology-based data access and management (OBDA)”⁷⁰⁾⁷¹⁾と呼ばれる研究分野を構成しており、例えば EU FP7 の Optique Project⁷²⁾ の主要なテーマである。これまでは SPARQL クエリの最適化などが主な研究課題となっているが、今後は形式論に加えて、実際のオントロジーをどのように構築していくかが重要なテーマとなるであろう。

Web マークアップ用の de facto 的な標準スキーマは、Microsoft や Google などとの協

同のもと schema.org⁸⁾などで進められている。2014年には Action（行為）や Role（役割）概念が導入されるなど深みを増している⁸⁾。一方、政府系データ統合のための基盤づくりは政府によっても推進されている。特に人、場所、組織といった共通的なプリミティブな概念に関するデータ構造を定めることが、米国 NIEM⁷³⁾、欧州 Joinup⁷⁴⁾、日本では共通語彙基盤（Infrastructure for Multilayer Interoperability: IMI）⁷⁵⁾として進められている。Joinupの一部は W3C で Registered Organization Vocabulary⁷⁶⁾として WG ノートとして規定されている。IMI においては語彙を前述のように Core、Cross Domain、Domain-Specific という三つの階層に分けて定義しようとしている⁷⁵⁾。現在は、共通するデータに関する構造を定めることが中心となっているが、今後、抽象的な概念や他の概念との関係性を定義することが望まれる。

参考となるのは、オントロジー工学の先進的分野であるバイオ／医療分野の取り組みである。WHO による ICD11⁷⁷⁾などの現場のニーズに基づく大規模なオントロジーの開発とともに、OBO foundry²⁷⁾を中心に哲学的な深みを持った基盤的オントロジーの標準化とそれに基づくオントロジー群の開発が進められている。今後は、Ontology Summit 2013 のコミュニケの「オントロジーの評価基準」⁷⁸⁾が推奨するように、しっかりした基盤的オントロジーとの明示的關係性のもとで分野ごとのオントロジーやデータを積み上げていくことが、大規模なデータの意味的な相互運用性の確保のために重要であろう。

（6）キーワード

知識、意味、多様性、結合、相互運用性、Web、セマンティックウェブ、Open Data、Linked Open Data、Wikipedia、政府、情報公開、地方自治体

（7）国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	△	→	・オントロジーに関する基盤研究が着実に進められている
	応用研究・開発	○	↗	・オントロジーについて、さまざまな領域において応用レベルのものが構築され、現場への適用などが行われている。 ・LOD について、産学官の協同で、データ公開やアプリケーションの開発が盛んに行われている。
	産業化	△	↗	・オントロジーに基づく応用がいくつかの領域で行われている ・特にLODについて民間企業の動きが活発になっていることなど、産業化に向けて進展が進んでいる。
米国	基礎研究	○	→	・バイオ分野のオントロジーを中心に基礎的研究に厚みがある。
	応用研究・開発	◎	→	・Wordnet、CYC、ConceptNetなどの大規模知識ベースが構築され、一部は公開されている。 ・バイオ分野におけるオントロジー群の構築にもNCBO や OBO foundry が大きな役割を果たしている。
	産業化	◎	↗	・IBM によって Watson の技術の医療診断といった分野への産業応用が進められている。 ・Google など大手サービス業ではKnowlegde Graphに基づくサービスが行われている。 ・多くのベンチャー企業が活発に活動している
欧州	基礎研究	◎	→	・オントロジーやLODの基礎分野において、英国・ドイツ・イタリアなどが先導的な成果を挙げている。
	応用研究・開発	◎	↗	・2013年までのFP7において、LOD2、PlanetDataなどの意味処理に関わる多くのプロジェクトが行われた ・ドイツ・英国を中心にLOD の応用研究・開発が精力的に行われている。
	産業化	○	↗	・ドイツを中心に、オントロジーとLODに関するベンチャーなどが設立されている。2014年から開始されているEUの Horizon 2020によって産業化の支援が行われる予定である。
中国	基礎研究	△	↗	・中国語の意味処理基盤が構築され、近年、トップカンファレンスでも研究論文を発表している。
	応用研究・開発	△	→	・独自のLODハブや統合的スキーマが開発された段階であり、未成熟である。
	産業化	×	→	・まだ顕著な産業化は見えてこない。
韓国	基礎研究	△	→	・複数の共同機関が欧州のDERI と共同研究を行うなど積極的に国際共同研究を進めている。
	応用研究・開発	○	→	・気象情報や高齢者のモニタリングなどへのSW技術の適用などが行われている。
	産業化	△	→	・意味処理に関するベンチャーが設立されている。

（註1）フェーズ

基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル

応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル

産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

（註2）現状

※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。

◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、

△：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

（註3）トレンド

↗：上昇傾向、→：現状維持、↘：下降傾向

（8）引用資料

- 1) 溝口理一郎：オントロジー工学，オーム社（2005）
- 2) Berners-Lee, T., Hendler J., Lassila, O.: The Semantic Web, Scientific American, 284, 5 (2001), 34-44. 自分で推論する未来型ウェブ，日経サイエンス，31, 8 (2001) 54-65.
- 3) Tom Heath and Christian Bizer, Linked Data: Evolving the Web into a Global Data Space, Morgan & Claypool (2011), 武田 英明（監訳），Linked Data: Web をグローバルなデータ空間にする仕組み，近代科学社，2013.
- 4) 5 つ星オープンデータ，<http://5stardata.info/ja/>
- 5) Gruber, T. R.: A translation approach to portable ontologies, Knowledge Acquisition, 5(2):199-220, 1993
- 6) The International Association for Ontology and its Applications, <http://iaoa.org/>, The Conferences on Formal Ontology in Information Systems, <http://iaoa.org/fois/>, Applied Ontology, An Interdisciplinary Journal of Ontological Analysis and Conceptual Modeling, <http://www.iospress.nl/journal/applied-ontology/>, IOS Press
- 7) W3C セマンティックウェブ関連標準規格, W3C : Semantic Web Standards, <http://www.w3.org/standards/semanticweb/>
- 8) <https://schema.org/>
- 9) Linked data - Connect Distributed Data across the Web, <http://linkeddata.org/>
- 10) <http://datahub.io/>
- 11) The Semantic Web Science Association (SWSA), <http://swsa.semanticweb.org/>, The International Semantic Web Conference (ISWC), <http://swsa.semanticweb.org/content/international-semantic-web-conference-iswc>, Journal of Web Semantics: Science, Services and Agents on the World Wide Web, Elsevier. <http://www.journals.elsevier.com/journal-of-web-semantics>
- 12) Mika, P., et al., Preface, Proc. of ISWC 2014, Springer, 2014.
- 13) Schmachtenberg, M., Bizer, C., Jentzsch A., and Cyganiak, R.: Linking Open Data cloud diagram 2014, <http://lod-cloud.net/>, <http://linkeddatacatalog.dws.informatik.uni-mannheim.de/state/>
- 14) DBpedia, <http://dbpedia.org/>
- 15) 日本語版 DBpedia, <http://ja.dbpedia.org/>
- 16) 日本語 Wikipedia オントロジー, <http://www.wikipediaontology.org>
- 17) LODAC, <http://lod.ac/>
- 18) Commonsense Computing Initiative, ConceptNet 5, <http://conceptnet5.media.mit.edu/>
- 19) 「空気が読めるコンピューターをつくろう」プロジェクト，ナージャとなぞなぞ，<http://nadya.jp/>，中原和洋，山田茂雄，日本でのCOMMONSENSE知識獲得を目的とした Web ゲームの開発と評価，UNISYS Technology Review, 第 107 号，2011, http://www.unisys.co.jp/tec_info/tr107/10702.pdf
- 20) Reverb: Open Information Extraction Software, <http://reverb.cs.washington.edu/>
- 21) Open Information Extraction, <http://openie.cs.washington.edu/>

- 22) G8 オープンデータ憲章, http://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/page23_000044.html
<https://www.gov.uk/government/publications/open-data-charter/>
- 23) Global Open Data Index, <http://global.census.okfn.org/>, 2014年11月27日におけるデータを参照
- 24) 世界最先端 IT 国家創造宣言における「オープンデータ・ビッグデータの活用の推進」, 2013年6月14日閣議決定
- 25) 日本政府, データカタログサイト, <http://www.data.go.jp/>
- 26) The National Center for Biomedical Ontology, <http://www.bioontology.org/>, [BioPortal, http://bioportal.bioontology.org/](http://bioportal.bioontology.org/)
- 27) OBO Foundry, <http://www.obofoundry.org/>
- 28) RDF Platform, EMBL-EBI, <http://www.ebi.ac.uk/rdf/>, Redaschi, Nicole and Consortium UniProt: UniProt in RDF: Tackling Data Integration and Distributed Annotation with the Semantic Web. Nature Precedings, <http://dx.doi.org/10.1038/npre.2009.3193.1>, 2009
- 29) ライフサイエンス統合データベースセンター(Database Center for Life Science: DBCLS), <http://dbcls.rois.ac.jp/>, ライフサイエンス統合データベースプロジェクト, <http://lifesciencedb.jp/>
- 30) JST バイオサイエンスデータベースセンター (National Bioscience Database Center: NBDC), <http://biosciencedbc.jp/>
- 31) 世界銀行グローバル・ファシリティ, <http://www.opencitiesproject.org/>
- 32) 米国 地理空間情報プラットフォーム, Geoplatform, <https://geoplatform.gov>
- 33) 英国 リアルタイム都市情報, <http://citydashboard.org/>
- 34) (一社) 社会基盤情報流通推進協議会, アーバンデータチャレンジ 2014, <http://aigid.jp/?p=825>
- 35) BBC, World Service Radio Archive Prototype, <http://worldservice.prototyping.bbc.co.uk/>
- 36) BBC, Ontologies, [E-2] <http://www.bbc.co.uk/ontologies/>
- 37) NHK, 番組表 API, <http://api-portal.nhk.or.jp/>
- 38) 宮崎勝, 浦川真, 山田一郎, 三浦菊佳, 住吉英樹, 藤沢寛, 中川俊夫: 番組情報データベースの LOD 化の検討, 人工知能学会セマンティックウェブとオントロジー研究会, SIG-SWO-A1402-01, 2014.
- 39) IBM Watson, <http://www.ibm.com/smarterplanet/jp/ja/ibmwatson/>
- 40) Google Knowledge Graph, <http://www.google.com/insidesearch/features/search/knowledge.html>, <http://googleblog.blogspot.co.uk/2012/05/introducing-knowledge-graph-things-not.html>
- 41) <http://www.topquadrant.com/>
- 42) <http://www.metaintegration.net/>
- 43) <http://franz.com/agraph/allegrograph/>
- 44) EU, The Seventh Framework Programme for research and technological development (FP7), http://cordis.europa.eu/fp7/home_en.html.
- 45) LOD2: "Creating Knowledge out of Interlinked Data" Project, <http://lod2.eu/>
- 46) <http://www.aifb.kit.edu/web/AIFB/en>
- 47) The Digital Enterprise Research Institute (DERI), <http://www.deri.ie/>

- 48) The Insight Centre for Data Analytics, <http://www.insight-centre.org/>
- 49) Kawamura T., Nagano S., and Ohsuga A., Deployment of Semantic Analysis to Call Center, In Extended Abstracts of ISWC2014 Industry Track, 4 pages.
- 50) <http://opendatainstitute.org/>.
- 51) <http://www.ontotext.com/>
- 52) <http://www.fluidops.com/en/>
- 53) <http://www.semafora-systems.com/en/>
- 54) <http://www.openlinksw.com/>
- 55) <http://www.semantic-web.at/>
- 56) 一般社団法人オープン&ビッグデータ活用・地方創生推進機構（旧オープンデータ流通推進コンソーシアム）, <http://www.vled.or.jp/>
- 57) 一般社団法人リンクデータ, <http://linkData.org>
- 58) 特定非営利活動法人リンクト・オープン・データ・イニシアティブ, <http://linkedopendata.jp/>
- 59) Linked オープンデータチャレンジ, <http://lod.sfc.keio.ac.jp/>
- 60) 経済産業省, オープンデータを活用したビジネス創出のためのマッチング支援サイト Knowledge Connector (β版), <http://idea.linkdata.org/>
- 61) 富士通, LOD4ALL, <http://lod4all.net/>
- 62) インフォコム (株), InfoLib-LOD, <http://www.infocom.co.jp/das/product/infolib/lod.html>
- 63) オントロジーの普及と応用, 來村徳信 (編著), 人工知能学会 (編), オーム社, 2012.
- 64) <http://www.saltlux.com/>
- 65) Nju, X., Sun, X., Wang, H., Rong, S., Qi, G., Yu, Y.: Zhishi.me - weaving chinese linking open data. Proc. of ISWC 2011, pp. 205-220 (2011).
- 66) Wang, H., Wu, T., Qi, G., Ruan, T., On Publishing Chinese Linked Open Schema, In Proc. of ISWC 2014, pp. 293-208, 2014.
- 67) The 4th Joint International Semantic Technology (JIST2014) conference: JIST 2014, <http://language-semantic.org/jist2014/>, Chiang Mai, Thailand, November 9 to 11, 2014.
- 68) 森田武史, 山口高平, オントロジー学習の現状と動向, オントロジーの普及と応用, pp. 39-65, オーム社, 2012
- 69) JST , 戦略プロポーザル: 「知のコンピューティング」, <http://www.jst.go.jp/crds/pdf/2013/SP/CRDS-FY2013-SP-07.pdf>
- 70) Poggi, A., Lembo, D., Calvanese, D., De Giacomo, G., Lenzerini, M., Rosati, R.: Linking data to ontologies. In: Spaccapietra, S. (ed.) Journal on Data Semantics X. LNCS, vol. 4900, pp. 133-173. Springer, Heidelberg (2008)
- 71) Gottlob, G., Orsi, G., Pieris, A.: Ontological queries: Rewriting and optimization. In: Proc. of ICDE, pp. 2-13. IEEE Computer Society (2011)
- 72) Optique, Scalable Data Access to BigData, <http://www.optique-project.eu/>
- 73) The National Information Exchange Model (NIEM), <http://www.niem.gov/>, Version 3 (<https://www.niem.gov/technical/Pages/version-3.aspx>), 2013年11月公開
- 74) Joinup: Share and reuse interoperability solutions for public administrations, <http://joinup.ec.europa.eu/>

- 75) 共通語彙基盤プロジェクト(Infrastructure for Multilayer Interoperability: IMI), <http://data-meti.go.jp/goikiban>, <http://goikiban.ipa.go.jp/>
- 76) W3C, Registered Organization Vocabulary, <http://www.w3.org/TR/vocab-regorg/>
- 77) WHO, The International Classification of Diseases 11th Revision (ICD 11), <http://www.who.int/classifications/icd/revision/en/>
- 78) OntologySummit2013 Communique, http://ontolog.cim3.net/file/work/OntologySummit2013/OntologySummit2013_Communique/
- 79) EU, Horizon 2020, <http://ec.europa.eu/programmes/horizon2020/en/>

3.7.4 Web インテリジェンス

(1) 研究開発領域名

Web インテリジェンス

(2) 研究開発領域の簡潔な説明

Web インテリジェンスとは、人工知能に代表される知的処理技術を用いることにより、Web 上の情報基盤を発展させようという研究領域である。研究内容としては、多岐にわたるが、情報推薦、情報検索、ソーシャルネットワークやソーシャルメディア、コミュニティ抽出や情報伝搬、感情分析やイベント検出等のコンテンツ分析、ユーザー行動分析やユーザーモデリング、固有表現抽出や関係抽出、オントロジー抽出、セマンティックウェブ、エージェント技術、E コマースやオークション、広告技術等に関する研究が挙げられる。

これらは、ひとことで言うと、Web をより知的に、使いやすいものにするという目的に向けた技術である。その技術が、Web 上の新しいサービスの発展や、人々の Web の使い方の変化、人工知能技術等の基礎技術の発展といった、さまざまな環境要因の変化とともに進展しており、研究テーマが波状的に進化するという特徴を持っている。例えば、Facebook などのソーシャルネットワークが世の中で多くのユーザーに使われるようになったがゆえに、ソーシャルネットワークにおけるデータを用いた情報伝搬の研究が行われ、それが数理モデルの形で抽象化され、そして、最近注目を集めているクラウドソーシングの研究に活用される、といった具合である。

また、研究内容が、サービスの提供、データの分析と密接に関わることが多いため、産業界とも密接な関係を持っているというのも領域の特徴である。

(3) 研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

[背景と意義]

Web は今日ではなくてはならない情報基盤である。物理的なインターネットの層から、そのイノベーションは時代とともにより上位に移っており、検索や推薦、あるいはコミュニケーション、さらには意味を扱う世界に徐々にシフトしている。Web 上での情報流通が、より意味のレベルに近くなると、これまでに蓄積されてきた人工知能による知的処理技術が大いに役に立つ。実際、検索エンジンを高度化しようとする、現実の世界を表現する固有表現をいかに抽出し、その属性をいかに取得するか、さらにはそういった概念を記述するオントロジーをいかに抽出するかという問題にすぐにぶつかるが、それらは人工知能の領域で長らく研究されてきたテーマである。また、コミュニケーションを高度化しようとする、ユーザーの意図は何か、コミュニケーションのパターンから何が読み取れるかという話になり、人工知能におけるインタラクションやコミュニケーション、あるいは意図理解などの文脈で、長く研究されてきたテーマとつながる。このように、知的処理技術が Web という新しい環境と出会うことで大きな発展を遂げているのがこの Web インテリジェンスの研究領域である。

Web インテリジェンスという言葉自体は、前橋工科大学の鐘、早稲田大学の須賀らが、2000 年代初頭に用い始め、Web インテリジェンスという国際会議が 2001 年から開かれている（その後、IEEE を冠した国際会議となった。）国内でも、Web インテリジェンスとい

う名前の研究会（WI2（Web Intelligence & Interaction）研究会）が、2004年から2012年までは電子情報通信学会のもと、その後、独立して運営されている。科研費の細目では、平成20年度から、ウェブ情報学のなかの1項目として、推薦システムやウェブマイニング、社会ネットワーク分析と並んで、「ウェブインテリジェンス」と定められている。

こうしたWebインテリジェンスという名前を冠した学会や研究会は、Web全体の研究領域の中ではごく一部であるが、WebインテリジェンスをWebという基盤における知的処理と捉えると、より広い範囲の研究コミュニティが該当する。例えば、ICWSM（International Conference on Weblogs and Social Media）という国際会議では、ソーシャルメディアにおける情報の流通やユーザーの行動等について研究されており、Webインテリジェンスのひとつと考えられる。WSDM（International Conference on Web Search and Data Mining）も、検索やユーザー行動の分析を扱う国際会議であり、広い意味でWebインテリジェンスに該当する。ISWC（International Conference on Semantic Web）も同様に、セマンティックWebという切り口から、Webにおける意味の世界を取り扱っている。Web領域で最も大きな会議であるWWW（International Conference on the World Wide Web）では、セキュリティやソフトウェアエンジニアリングといった一部のトピックを除けば、多くの領域がWebをより知的に便利にしようというものであり、Webインテリジェンスの分野に該当する。

〔これまでの取組み〕

Webインテリジェンスの研究領域は、複数の要素が重層的に積み重なっているため、きれいに切り分けることは難しいが、いくつかの研究分野としてのかたまりがある。

コミュニティに関わる研究は、ソーシャルメディアやソーシャルネットワーク、あるいはWebのリンク構造を扱う。コミュニティ抽出というテーマは、Webの研究の初期から行われており、グラフ構造から密なクラスターを抽出する。コミュニケーションが密に行われている背景や中心的なトピックを知ることができる。これを時系列に捉えたコミュニティの変化や、またコミュニティ内でどのように情報が伝搬するかという研究も活発に行われている。

推薦の研究では、古くからの協調フィルタリング、コンテンツベースの推薦という手法に、さまざまな新しい要素（例えば友人関係や位置情報）や外部知識（商品の情報やその売れ方の時系列変化）などを入れたモデルが考案されている。また、レビュー文の分析も活発に行われており、テキストの分析とユーザーのログの分析、意味構造が一体となって進展している領域である。

検索の研究は、初期においてはインデックスの作り方や情報の貯め方が重要な課題であった。そこから、例えば、Learning to Rankというランキングを機械学習で行う方法や、Entity Searchのようなウェブページではなく、組織や人物などのエンティティを検索しようという方向にも進んでいる。

以上は、基本的に、Webインテリジェンスの研究の初期から行われているものであるが、近年ではその発展の方向として、i) 意味処理に近づけるもの、ii) ユーザー個人の情報を取得しようとするもの、iii) 社会全体の動きを捉えようとするもの、に大別される。

最初の意味処理に近づけるものとしては、検索の発展系として**エンティティの情報を取得**

する研究がある^[1,2,3]。さまざまなウェブマイニングの手法が有効であり、固有表現抽出、関係抽出といった研究テーマが、広くはオントロジー抽出という文脈で行われている。Wikipedia などの構造化されたコンテンツも、題材として扱いやすいためよく用いられる。Semantic Web や Linked Open Data (LOD) の研究とも関連している。

一方、ユーザー個人の情報を取得しようという研究^[4,5]は、ユーザーモデリングやユーザープロファイリングと呼ばれる。この研究は、広告の提示や検索結果の提示等において Web の世界では非常に重要性を増している。ユーザー行動からユーザーの次の行動を推測すること、そのためにユーザーの興味の移り変わり等を的確に捉えることは重要な課題である。応用サイドを見ると、パーソナルエージェントや Web サービスの発見といったテーマとも関連がある。

社会全体の動きを捉えようとする研究としては、ウェブからのイベント抽出や、場所の特徴の抽出、選挙結果の分析等がある^[6,7]。また、ソーシャルメディアを用いて、センチメント分析がよく行われるが、特定の商品や特定の企業に関しての評判を抽出しようというものもある。

Web を知的にするという活動においては、米国企業である Google や Facebook、Microsoft などが大きなプレゼンスを保っている。研究者も、こうした企業に所属しながら、社内のデータ（検索履歴やユーザー行動）を使って研究をすることも多い。データおよび計算機のリソースなどの点で、有利な状況にある。

[今後必要となる取組み]

意味処理や知識表現に関わる分野は、時代を問わず重要である。最近では、Google が公開した、単語をベクトルで表現する word2vec という技術が注目を集めている。手軽に単語同士の加減等の演算を行うことができるものであるが、古くから同様の技術があり、例えば 2000 年前後にジャストシステムの開発したコンセプトベースが挙げられる。これを Web の規模で行ったところが画期的である。また、公的機関が、情報を LOD として出すといった試みも増えている。こうした研究は、時代に流されずに継続していくべきである。こうした地道な努力が、いつしか一定の閾値を超え、新たな価値を生み出すことになるだろう。

一方で、産業界においては、ここ 1、2 年で、リソースのマッチング技術が本格的に実用化されている。例えば、宿泊の AirBnB や、タクシーの UberX などである。これは従来遊んでいたリソースを、必要な人と結びつけることで有効活用しようというものであり、Web インテリジェンスが社会的なリソースの余剰の問題に適用されたものと考えられる。マッチングの精度を高める技術、ユーザーのコンテキストを読み取る技術は今後、さらに重要になってくるだろう。

リアルな世界や人間系との連携も重要である。位置情報の分析では場所に関するさまざまな知見を得ることができたが、これが Internet of Things (IoT) の世界になり、さらにさまざまな文脈情報を取得することができるかもしれない。ソーシャルメディアはとどまることなく進展しており、新しいコミュニティーの形、さらには、クラウドソーシングのような仕事の分担や、クラウドファンディングのような資金調達など、目的を特化したコミュニケーションがさらに生まれてくる。そうした事象の分析や活動は今後も重要性を増してくるだろう。

（４）科学技術的・政策的課題

日本の Web インテリジェンス領域における課題は、極端に言えば、産業界が弱いという一点に尽きていると言えるかもしれない。Web の世界では、サービスの利用においてユーザーが国境を意識する必要がない。検索やソーシャルメディアでは、「世界で最も良い」ものが使われるのは当然である。残念ながら国内の検索やソーシャルメディアのサービスは、世界的には存在感を示していない。したがって、国内の Web インテリジェンスの研究コミュニティは、グローバルな研究コミュニティに貢献し、それがシリコンバレーを中心とする産業界にも貢献しているものの、国内の研究コミュニティが、直接、国内の産業界に貢献しているという構図になっていない。

このような問題は、以前から指摘されており、国外のサービスを締め出した政策をとる中国のような例は別にすると、米国以外のほとんどの国が直面している課題でもある。国内でも、国産の検索エンジンの議論は以前から行われており、日本発で世界に通用する Web ビジネスの出現は国内でも長年の願望である。しかしながら、国内のユーザー数や消費の規模が比較的大きいこと、一方で、世界に打って出たときに競争が極めて多く、言語や文化の差異によるハードルが高いことから、国内から世界に通用するサービスが生まれるのは難しい状況が続いている。

しかしながら、Web の産業もその規模の拡大とともに成熟し、その知見を科学技術として蓄積し、構造化し、新たな競争力とする必然性が徐々に高まっている。最近では、機械学習やユーザーモデリング、意味処理を競争力としたサービスも少しずつ増えてきた。時代を超えても変わらない普遍性に抽象化し、方法論を蓄積していくのは科学技術コミュニティの役割であり、その役割に適切に応えていくことが必要であろう。

さらに長期的な方向を見据えると、Web インテリジェンスは、徐々にしかし確実に意味処理の世界に近づいていると見ることもできる。そして昨今の人工知能技術の進展は、Web と組み合わせられる形で速やかに社会にインパクトをもたらす。したがって、人工知能技術と連携させながら、知的処理やコミュニティの分析といった研究の基盤を強化していくことが重要であると考えられる。

（５）注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

〔新たな技術動向〕

ここ数年、注目を集めている技術のひとつが、クラウドソーシングである。グローバルには Amazon Mechanical Turk、国内ではクラウドワークスやランサーズといったサービスがある。クラウドソーシングによって、例えば、機械学習の正解データを作るといった簡単だが膨大にやる必要があるタスクを簡単に実現できるようになった。WWW2014 では、Crowdsourcing というセッションが生まれ、関連したワークショップ等も開催されている。クラウドソーシングによるタスクを組み合わせ、より高次のタスクを実現するとか、ゲーム性を取り入れて、より生産性を上げるといった方向性も可能であろう。クラウドソーシングの上位の概念として、制度やシステムをどのように設計するかというメカニズムデザインの研究も以前から経済学と計算機科学の融合領域で行われている。オークションの研究がその代表例だが、人間系が Web のシステムのなかに組み込まれていくなかで、今後重要性が

高まると考えられる。

二つ目に重要なのが、教育に関する技術である。特に、MOOC（Massive Open Online Course）あるいは Education technology と呼ばれることもある。Coursera や Khan Academy、edX などが有名であるが、従来の教育用の動画等のコンテンツに、ユーザーとのインタラクションの仕組みをつけたものである。例えば、機械学習に関する良い教育コンテンツが提供されていることから、ユーザーが急速に増加しており、そのデータを使ったさまざまな分析が行われている。ここ1年で、MOOC に関する発表やワークショップも急に増えている。

三つ目に、Online experiment と呼ばれる技術が進展している。これは、A/B テストあるいは多変量テストと呼ばれるような、オンラインで複数のバージョンをテストし、どちらが良いかをデータによって決めるものであり、ウェブサービスの構築や広告の配信ではよく用いられてきた。これが技術的に発展することで、より大規模なデザインがデータに基づいてできるようになる可能性がある。

最後に、深層学習を起点とする機械学習の進展は、まだ Web インテリジェンスの世界には大きく波及していないが、少しずつ、深層学習を活用した研究も出てきている。特に、関係抽出やオントロジー抽出といった研究テーマにおいて、従来、ルールの塊になって精度が向上せず止まっていた部分が飛躍的に進歩する可能性がある。いまでは、ほとんど技術的進展が飽和しているような検索エンジンの領域においても、より意味処理に近いレベルで、再度、技術的な競争が起こる可能性がある。

（6）キーワード

ソーシャルメディア、ソーシャルネットワーク、コミュニティ、推薦、検索、ユーザーモデリング、ユーザープロファイリング、行動分析、関係抽出、オントロジー抽出、セマンティック Web、ウェブサービス、マルチ・エージェント

（7）国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	○	→	検索や推薦、意味処理や自然言語処理に関わる研究は以前から強い。しかし、Web産業が弱いことが出口の制約となって、どうしてもこの領域の研究の重要性が社会的に認識されづらい傾向にある。大学で作られた先進的な技術を維持、改善し続ける仕組みが属人的で、どうしても個人技に頼っており、恒常的な競争力の維持が難しい。
	応用研究・開発	○	→	インタラクション、モバイル等における応用の試みはよく行われている。アイデアも非常に幅広い。しかしながら、産業と結びつくことがほとんどなく、出口がない。
	産業化	×	↑	検索やソーシャルメディアは、Google、Facebook、Twitterなど米国の企業が強い。国内でも、Yahoo、楽天などが自社で技術を開発しているが、ローカライズ（現地化）といった側面が強い。昨今、スタートアップの環境が整ってきたことで、独自のサービスが少しずつ出てきたことは明るい材料である。
米国	基礎研究	◎	→	検索や推薦など、一見すると応用研究に思えるような領域を、早い時期から基礎研究としてしっかりと取り組んでいる。ソーシャルネットワークの分析に関しても数理モデルを使った基礎研究が行われている。スタンフォード大学、CMU、MITなどのトップ校を初めとして、州立大学や企業の研究所でも良い成果を多数挙げている。
	応用研究・開発	◎	→	産業からのデータが活用できることに起因して、応用に関する研究も幅広く行われている。
	産業化	◎	→	単一のアイデアで一点突破を試みるベンチャーが数多く存在し、またAppleやMicrosoft等の大企業もWebインテリジェンス分野に対する投資を怠っておらず、強い競争力を維持し続けている。近年では、Microsoft Researchが最もアカデミックな環境（純粹にトップ国際会議の論文業績でのみ評価）を構築している。
欧州	基礎研究	○	→	伝統的にセマンティックWeb分野は強い。米国が、産業をドライブとして基礎研究、応用研究が力強く進められているのに対し、欧州では、Tim-Berners Leeを中心とするW3コンソーシアムや、それに伴うセマンティックWeb、古典的なAI（論理や知識表現）の研究領域が、ウェブに進出しているという意味合いが強い。
	応用研究・開発	○	→	ドイツDFKIや、アイルランドのセマンティックWebの研究所等、応用を志向した研究は行われている。
	産業化	○	↑	日本と同じく、GoogleやFacebookといった企業のローカライズによって産業化が行われてきた。近年では、ドイツのベルリン等で、新しくスタートアップが多数誕生するような流れになりつつある。
中国	基礎研究	◎	↑	数年前は、論文の量は多くとも必ずしも質は高くなかったが、昨今では、質量ともに急激にレベルを上げている。特に、トップ国際会議に採択される研究も、米国に留学している中国の学生だけでなく、清華大学や香港大学などの論文が目立つようになってきている。北京にあるMicrosoft Research Asiaは、多くの論文を輩出し続けている。
	応用研究・開発	○	↑	中国ならではの言語やWeb環境にあわせた応用研究も多数行われている。

	産業化	○	↗	国策として、グレートファイアウォールを維持しており、GoogleやFacebook、Twitterが中国国内から使えない。したがって、検索、ソーシャルネットワークサービス、ミニブログ、Eコマース、ゲームなどあらゆる領域で、シリコンバレーの企業をミラーするような企業が存在する。そういった企業が、着実に技術力を上げており、すでに日本との彼我の差は大きい。
韓国	基礎研究	○	→	ソウル大学、KAISTを中心に研究が行われている。韓国国内での研究は、研究機関が多くないこともあって量的にはそれほど高くないが、米国内にいる韓国出身の研究者との連携が強く、影響力は高い。
	応用研究・開発	△	→	自国内の産業規模が大きくないため、あまり韓国国内での応用研究や開発は活発ではない。
	産業化	×	→	自国内の産業規模が大きなく、目立ったイノベーションは起きていない。検索大手のネイバーが、Hanゲームを運営しており、また日本のLineも生み出したが、連続的なイノベーションには至っていない。Lineは広告、決裁、Eコマースと着々とその領域を広げている。

(註1) フェーズ

基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル
 応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル
 産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

(註2) 現状

※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。
 ◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、
 △：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

(註3) トレンド

↗：上昇傾向、→：現状維持、↘：下降傾向

(8) 引用資料

- 1) Soumen Chakrabarti. 2007. Dynamic personalized pagerank in entity-relation graphs. In Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web (WWW '07).
- 2) Limin Yao, Sebastian Riedel, and Andrew McCallum. 2012. Unsupervised relation discovery with sense disambiguation. In Proceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL '12)
- 3) Robert West, Evgeniy Gabrilovich, Kevin Murphy, Shaohua Sun, Rahul Gupta, and Dekang Lin. 2014. Knowledge base completion via search-based question answering. In Proceedings of the 23rd international conference on World wide web (WWW '14).
- 4) Quan Yuan, Gao Cong, Zongyang Ma, Aixin Sun, and Nadia Magnenat-Thalmann. 2013. Who, where, when and what: discover spatio-temporal topics for twitter users. In Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining (KDD '13)
- 5) The Dynamics of Viral Marketing. 2007. J. Leskovec, L. Adamic, B. Huberman. ACM Transactions on the Web (TWEB), 1(1)
- 6) Daniel Gayo-Avello, A Meta-Analysis of State-of-the-Art Electoral Prediction From Twitter Data, Social Science Computer Review
- 7) Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, Yutaka Matsuo, 2010, Earthquake shakes Twitter users: real-time event detection by social sensors, Proceedings of the 19th international conference on World Wide Web (WWW2010)

3.7.5 知能ロボティクス

(1) 研究開発領域名

知能ロボティクス

(2) 研究開発領域の簡潔な説明

知能ロボティクスとは、人工知能とロボットを融合した研究領域であるが、見て聞いて（知覚）考えて（知能）動く（操作）の3研究要素の力点の置き方により、知能ロボティクスの幅も広い。歴史的には、SRI(スタンフォード研究所)で、知能ロボット Shakey の開発が1966年に開始されて以来、2015年は半世紀が経過する節目の年となる。Shakey は、STRIPS と呼ばれるプランナーにより移動経路を計画立案するとともに、自然言語理解、画像処理、運動（マニピュレーション）を統合した、人工知能とロボティクスの要素技術を統合した世界初のロボットであった。しかしながら、各要素技術の性能が不十分なため、限定された物理世界でも Shakey はスムーズに動作できなかったことから、1970年代以降、知能ロボットの研究は、推論、自然言語理解、知識処理、機械学習のように、身体性を伴わない記号世界のみを扱う人工知能研究、および、知覚系と運動制御系を中心に身体性と実世界の相互作用を扱うロボティクス研究に分かれて、独自に進展してきた。このような状況下で、Brooks (MIT) は、1986年に身体性を考慮する人工知能の重要性を説き、1994年に低次レベルから高次レベルの認知までを目指したヒューマノイド Cog プロジェクトを開始して以降、人工知能とロボティクスの統合領域が復活し、ICTの進展をもとに新たな融合研究が登場してきた。本項では、人工知能（および認知科学のような関連分野）とロボティクスの統合型研究について概説する。

(3) 研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

ロボティクスの研究3要素が「記号に基づく知能」と「知覚、感覚、感情」と「動作・運動制御」であるので、人工知能とロボットの統合研究は、統合要素と統合方向（例えば、記号から動作に連携させるか、動作から記号に連携させるかで研究成果は異なる）によって、さまざまな研究に分かれる。以下、長年、基本的課題になっている(1)記号接地(Symbol Grounding)、(2)人とロボットのインタラクション・コミュニケーションを重視する HRI (Human Robot Interaction)、(3)認知発達メカニズムとロボットの融合研究である認知発達ロボティクス、(4)WWW とロボットの融合研究であるクラウドロボットの統合研究について述べ、その後、(5)ロボティクスの知能化に関わりの深い人工知能技術について述べる。

記号接地とは、Stevan Harnad によって1990年に提唱された課題であり、物理世界における記号の意味づけ問題であり、換言すれば、異なるモダリティー（視覚、人の表情、聴覚、声の抑揚など）がどのように結びついて記号の意味（あるいは語意）が形成される仕組みを解明する問題であり、さまざまな研究が展開されている。Shakey で採用された STRIPS では、ロボットによる積み木の移動方法について、記号操作のみで推論し、詳細なレベルで物理パラメータを処理する組み込みソフトウェアとは切り離されているため、記号は物理世界に接地されていないと言われる。ロボットに積み木をうまく移動させるには、記号上の推論だけでなく、例えば「大きな積み木を押して動かせ」という文章（記号列）に対して、大きい、積み木、押す、動かすという記号が、物理世界でどのように表現されるのか、物理パラメー

タレベルの表現形式を理解し処理できる必要がある。例えば、Linda Smith らは、2005 年、階層型ニューラルネットワークを利用して、形が明確な物体とそうでない物体（例えば、小麦粉）を分離するパターンを学習させ、知覚情報から記号的パターンが形成される事を示しているが、語意形成過程が明確になったとは言えない。Luc Steels は、2003 年に、2体のロボット間のコミュニケーションゲームにおいて、ロボットが物体を指さし、その物体の色を学習できる事を示し、記号接地問題は解決できたとしたが、色を判別するアルゴリズムが事前に準備されていたため、記号接地問題を解決した事にはならないと指摘されている。Luciano Floridi は、2004 年に、記号接地に関して、(1)ロボットは直接的な意味生成の仕組みを持っていない、(2)ロボットは、外部から直接的に意味が理解できる情報を得ない、(3)ロボットは、語意形成につながる基本的な計算機構やデータを利用できる、という 3 要件を示したが、現状では、これら 3 要件をすべて満足する研究はない。また、知覚情報と記号の結びつけの研究が多いが、人の感情、表情、態度など、知覚以外の多様な非言語情報への記号接地、語意の関係、語意の社会性までも含めて、記号接地から、単語から文まで含めて物理世界に接地させる言語接地(Luc Steels)へと研究が展開されている。

語意形成を扱う記号接地から、語意共有・社会性を基軸にした、構成論的アプローチ（研究対象を作って動かして理解するアプローチの総称であり、ここでは、知能の仕組みをロボットにより設計・実装・実行してみて、その挙動から、知能モデルを研究する）としてヒューマンロボットインタラクション(Human Robot Interaction, HRI)がある。1992 年に安西祐一郎が Human-Robot-Computer Interaction という新しい研究領域を提唱して以来、近年、HRI の研究は増加し、語意の共有や社会性にアプローチする有効な方法論となっている。

人の認知機構と深く関連させた研究が、認知発達ロボティクスである。これは、乳児・幼児・児童がさまざまな未知の環境において、新しい振る舞い・知識・スキルを学んで獲得していくように、ロボットを認知発達させるための研究分野であり、1990 年代後半頃より研究が開始された。認知ロボティクスでは、事前に想定されていない未知のタスクにおける学習が求められ、特定タスクではなくさまざまな（とは言っても無限ではなく、制限は加わる）タスクで実行可能で、継続的な学習が求められる。従って、認知心理学が研究されている、乳児の発話模倣、幼児の動作模倣と言語能力、体験からの概念化などの発達過程、大人における熟達化過程まで、人の生涯すべての発達過程をロボットで実現することを目指しているとも言え、ロボットが自我を見いだす可能性から、汎用人工知能との関わりも議論されている。

Web とロボットの統合を目指した研究が、クラウドロボティクスである。ロボットが所与のタスクを処理できないとき（例えば、目の前の物体が認識できない）、クラウドに問い合わせることで解を得るという枠組みで、高度なロボティクスアプリや複雑なロボット連携を実現する枠組みである。2009 年から開始された欧州の研究プログラム RoboEarth の Rapyuta という研究プロジェクトでは「ロボット向けの WWW 構築」が提案され、ソフトウェアコンポーネント/マップ/オブジェクトなどが存在する「RoboEarth Database」と「RoboEarth Cloud Engine」で構成されている。日本では ATR、米国では Google が Android OS とオープンソースのロボット OS「Robot Operating System (ROS)」の統合を目指している。

上述の 4 研究領域は、機械学習との関わりが深い。パターン情報处理的には、記号はパタ

ーン情報空間を切り出した（分節した）空間へのラベルと捉えられるが、あらかじめ、分節方法は定まっているのではなく、人を含めた環境とのインタラクションから動的に形成される（これを創発と呼ぶ）。谷口忠大らは、このプロセスを記号創発と呼び、人工知能学会全国大会では 2011 年度からセッションが生まれ、活発に議論されている。この記号創発は、パターン情報からの要素記号の創発と言語データからの記号構造の創発に分かれ、前者では、クラスタリング、自己組織化、次元圧縮、ベイズ推定、確率モデリング、多層階層型パーセプトロンや RBN(Restricted Boltzmann Machine)などの深層学習による内部表現獲得、後者では、CRF(Conditional Random Field)によるタグ付け、係り受け、格解析、単語多義性解消、および、確率的に文法規則を推定する研究が実施されている。また、強化学習(Reinforcement Learning)とは、エージェントが環境状態を観測して行動し、その結果、ゴールに近づけば高い報酬を与えるというプロセスを繰り返し、最良の行動連鎖を学習するものであり、ロボットの動作の学習によく使われる。

以下、上述した 4 研究領域に関する国内外の動向について述べる。

[日本の動向]

わが国の大学を中心にした研究活動については、JST ERATO 浅田稔（大阪大学）共創知能システムプロジェクト(2005.10 - 2011.3)がある。本プロジェクトでは、胎児・新生児の筋骨格・神経系発達シミュレーションを実現し、運動機能重視の Neony、対人機能重視の Kindy、コミュニケーション実験用の Synchy、全身感覚運動学習用認知発達ヒューマノイドの Noby、石黒浩（大阪大学）が開発した幼児ロボット CB2(Child-robot with Biomimetic Body)などの認知発達研究用プラットフォームが開発された。

NEDO「次世代ロボット知能化技術開発プロジェクト」（プロジェクトリーダー:佐藤知正（東京大学）、2007-2011)では、ロボット知能ソフトウェアプラットフォームの開発、モジュール型知能化技術の開発、有効性の検証を目標にして進められ、ROS (Robot Operating System) との連携システムの構築、安全認証取得 RT ミドルウェアの開発などの成果があった。

文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究（研究領域提案型）「人ロボット共生学（人とロボットの共生による協創社会の創成）」（領域代表者：三宅なほみ（東京大学）、2009-2014)では、ロボティクスと学習科学（教育工学）の研究者らが協力し、教育・学習の場面で、人とインタラクションするロボットの実践を目標とし、対話が起きている場所と音声・話者の高速高精度同定技術、脳波計測を利用したロボットが備えるヒト性の計測技術などを開発し、教育現場において遠隔操作によるロボットが生徒から学習仲間として認められた。

北野宏明（Sony CSL）、浅田稔（大阪大学）、松原仁（はこだて未来大）らが中心となり、ロボティクスと人工知能を融合し、1995年に RoboCup 構想が提唱された。「2050年に、ロボットのサッカーチームが、ワールドカップ優勝チームに勝つ」という壮大な目標に向かって、さまざまな研究領域の要素技術を育成することを目的としたランドマーク・プロジェクトである。現在は、ロボカップサッカー以外に、災害現場で救助に役立つ自律型ロボットの開発をめざしたロボカップレスキュー、台所や居間でロボットと人間が協働作業を遂行するための技術を競うロボカップ@ホームなどが発足し、研究者も数千人いると言われ、ジュニ

ア部門も発足し、青少年の育成にも貢献している。

産業技術総合研究所の知能システム研究部門では、1993年からアザラシ型メンタルコミットロボット「パロ」が研究開発され、2004年より知能システム株式会社が事業化している。また、NEDOの支援を受け、産業技術総合研究所（産総研）と川田工業と安川電機などが協力して実施した「人間協調・共存型ロボットシステム」（プロジェクトリーダー：井上博允（東京大学）、1998-2006）において、ヒューマノイドロボット研究開発プラットフォーム「HRP」シリーズの研究開発を進め、2009年には、女性型ヒューマノイドロボット「HRP-4C（愛称は未夢（ミーム）」を開発し、高いエンターテインメント性を示した。近年は、知覚・運動を中心にして、社会貢献型ロボットの研究開発に注力している。例えば、生活支援ロボットの安全性評価技術を確立するために、ISO13482を正式に発行し、生活支援ロボット安全検証センターを立ち上げている。また、福島原発内部調査のための高所調査用ロボット、災害現場で機能する人型ロボットなど、社会に貢献するロボットの開発が進められている。

ATR（国際電気通信基礎技術研究所）の知能ロボティクス研究所（萩田紀博所長）が知能ロボットの研究をリードしており、1998年にコミュニケーションロボット Robovie-0を開発し、その後、さまざまな Robovie シリーズを開発している。また、近年、クラウドロボットに注力し、2013年「買い物支援ロボット」の社会実験を実施した。本実験では、高齢者がIT端末のバーチャルロボットと対話して品物を注文し、高齢者の移動情報が、随時、店舗内の案内ロボットに伝送され、高齢者が店舗に到着すると、案内ロボットがお年寄りに近づき、声をかけて店舗へと誘導しながら、買い物中は、お年寄りと会話しながら、買い物カゴなどもロボットが運搬するクラウドロボットである。

一方、民間企業においては、本田は、1996年に、世界初の本格的な二足歩行ロボット P2を開発し、P3を経て、2000年に Asimo が発表され、2011年の3代目 Asimo では、身体能力として、最高時速 9km 走行、両足ジャンプと片足ジャンプが可能となり、凹凸のある路面を踏破可能となり、知的能力としては、3人が同時に発する言葉を聞き分け、人の歩く方向を予測して、ぶつからないように進むことが可能となり、作業機能として、水筒を握り、ふたを開け、紙コップに水を注ぐことが可能になった。

川田工業(株)は、上述したように、ヒューマノイドロボット「HRP」シリーズの研究開発に参画し、技術力を高め、2009年には双腕型産業用ロボット「NEXTAGE」を販売するに至り、多くの製造業から注目を集め、既に150台以上販売している。

ソニーは、1999年から犬型ロボット AIBO シリーズを販売し、2006年3月で生産・販売を終了したが、総販売台数は15万台を超え、ペットロボットというジャンルを確立した。また、試作機にとどまったが、2003年に開発された小型二足歩行ロボット QRIO（キュリオ）は、ダンスを踊り、集団でシンクロするエンターテインメントロボットであったが、2006年にやはり生産が中止された。仏のアルデバラン社は、この QRIO を開発目標として、2009年に小型人型ロボット NAO を誕生させ、現在、既に7000台以上の販売実績がある事を考えると、ソニーのロボット事業からの撤退は誠に残念である。

現在、人型ロボットの事業化については、ソフトバンク社が、2015年2月に、感情認識ロボットと称される Pepper を19.8万円という戦略的価格で販売を開始することが決まっております、社会から大きな関心が寄せられている。

[米国の動向]

米国では、SRIで開発された世界初の知能ロボット Shakey(1966-1972)は、国防高等研究事業局 (DARPA: Defense Advanced Research Projects Agency)から支援を受けたが、その他、国立科学財団 (NSF: National Science Foundation)と航空宇宙局 (NASA: National Aeronautics and Space Administration)も知能ロボット研究を支援してきた。

Shakey以降、知能ロボットは、感覚-モデル化-計画-行動サイクル (SMPA: Sense-Model-Plan-Act cycle) という古典的制御アーキテクチャーにより研究開発が進んだが、SMPAでは、実時間処理や環境変化への動的対応などが困難である事が判明し、1986年、BrooksはSA(包摂アーキテクチャー: Subsumption Architecture)を提案した。SAでは、多数の非同期プロセスが並列かつ緩やかに結合し、低位(レイヤーの)タスクは、高位タスクとは独立に動作可能であるが(例えば、人の動作を認識し続ける)、高位タスクは低位タスクの結果を更新可能なアーキテクチャーであり、高位レイヤーが低位レイヤーを包摂(subsume)することから、SAと命名された。Brooksは、記号処理や表象を扱う高次レベルの認知だけを扱うだけでは、人工知能は不十分であり、実環境との相互作用の重要性を説き、身体性を考慮する人工知能の重要性を主張した最初の研究者と言える。Brooksは、高次レベルの認知を目指したヒューマノイド Cog プロジェクトを実施した(1994-2003)。Cogは、認知(Cognitive)と歯車の歯(Cogs of a Cogwheel)を同時に意味しており、人工知能は、低次知能から高次知能までを統合する必要性を示唆しており、今までに述べたさまざまな知能ロボティクスの研究領域に影響を与えた知能ロボティクスの先駆的研究である。BrooksのMIT AIラボからは、准教授 Cynthia Breazealが、豊かな表情で感情表現する小型パーソナルロボット Kismetを開発し、それらの研究成果をもとに、2015年末に499ドルという低価格で JIBO というパーソナルロボットの販売が予定されている。また、Brooks自身は、1990年に iRobot社を設立し、掃除ロボット「ルンバ」を商品化し、世界中で販売され、既に1000万台以上の販売実績を持つ。さらに、同社を退社後、Rethink Robotics社を設立し、2012年、産業用の双腕ロボット Baxterを商品化している。

宇宙開発において、地球外の天体の表面を移動し、観測するために使われる車両をローバー(rover)と呼び、自律型ロボットとして設計されている。航空宇宙局(NASA)が多くのローバーを開発支援しており、現在、キュリオシティは2012年8月に火星に着陸し、生命の可能性について調査をしている。

DARPAは、2004年~2007年まで、自律走行車のグランドチャレンジを実施してきたが、2013年に、災害救助用のロボット競技大会である、ロボティクスチャレンジ予選を実施し、16チームが参加して、東京大学発のロボットベンチャーSCHAFT(シャフト)が首位で通過した(決勝は2015年6月実施予定)。

SCHAFT、四足歩行ロボットを得意とする Boston Dynamics、ROS(Robot Operating System)を開発した Willow Garage から派生したロボットベンチャーなど、8社をグーグルが2013年末までに買収し、大きなニュースとなった。グーグルは、ロボット用 Androidを開発中と言われ、いずれは、コンピューター、スマートフォン、自動車、ロボット、ウェアラブル機器、家電など、あらゆる人工物をネットワークにつなげる IoT(Internet of Things)の実現を目指している事が予想される。

米 Amazon は、倉庫内の発送業務自動化のために Kiva システムの導入を開始し、業務効率化が達成されている。また、無人機ドローンによる配達業務の自動化実験も開始している。

〔欧州の動向〕

米国では、Brooks が身体性を考慮する人工知能の重要性を主張したが、欧州では、チューリッヒ大学の Pfeifer（ファイファー）らがその先導的役割を果たし、EU FP7 の支援を受けて、認知ロボティクスの研究開発を行った。

Luc Steel（ボンペウ・ファブラ大学、Sony CSL Paris）は、記号接地をさらに発展させて、人とロボット間の言葉遊び実験（Language Game Experiments）を通して、ロボットが実世界と言葉の対応付けを学習する方法を研究しており、統合型 AI の必要性を主張している。

人ではなくロボットが知識・情報共有するための Web を構築するために、アイントホーフェン工科大学（オランダ）、シュトゥットガルト大学（ドイツ）、ミュンヘン工科大学（ドイツ）、チューリッヒ工科大学（スイス）、サラゴサ大学（スペイン）らの研究者が RoboEarth プロジェクトを 2009 年に立ち上げ、EU FP7 の支援を受けている。RoboEarth は、データベースとクラウドエンジンとクライアント（ロボット）の 3 層構造であり、クラウドエンジンは、知識情報処理を担う KnowRob とクラウドエンジンである Rapyuta（この名前は、日本のアニメ「天空のラピュタ」に由来している）から成る。RoboEarth は、クラウドをロボット分野に活用する「クラウドロボティクス」の先駆的な取り組みであり、その意義は大きい。

一方、民間では、既に述べたように、仏のアルデバラン社が、ソニーの QRIO を開発目標として、2009 年に小型人型ロボット NAO を誕生させ、既に 7000 台以上の販売実績をあげ、さらに、ソフトバンク社が 2015 年 2 月に販売を開始する Pepper を設計し、ロボットがパソコン、スマートフォンに続いて、新しいコミュニケーションメディアとして定着できるか否かが注目される。

（４）科学技術的・政策的課題

わが国では、人工知能と同様、ロボットの研究開発についても隆盛期と幻滅期を繰り返してきた。特に、2005 年愛知万博では、63 種類のロボットが展示され、サービスロボット市場形成が期待されたが、結局、その市場は拡大しなかった。機能・コスト・安全性など、さまざまな条件が総合的に満足されないと市場は形成されない。

一方、米国では、サービスロボットの市場形成が始まっている。米国では、軍事用のロボット市場があり、その技術が民生用に転換され、サービスロボットの市場形成が始まるケースがある。例えば、iRobot 社の掃除ロボット「ルンバ」のコア技術は、元来、地雷撤去に由来しているが、掃除機に転用されて、ヒット商品になった。また、多くのロボットスタートアップ企業が誕生し、例えば、物流センター向け自律運搬ロボット Kiva は、大手量販店に採用されつつあり、また、オープンロボットミドルウェアの IROS を開発した Willow Garage は解散したが、多くのエンジニアが Suitable Technologies に移籍し、移動式ビデオ会議システムといえるテレプレゼンスロボット Beam+ が 10 万円程度で販売され注目されている。

2013 年 9 月ロボット革命実現会議が発足し、また、平成 27 年度予算として、次世代ロボ

ットに必要な人工知能やセンサーなどの中核技術を研究開発するための予算として 111 億円が計上されており、わが国でもサービスロボット市場形成に期待が集まっている状況である。

（5）注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

2013年に米国は From Internet to Robotics というロボティクスロードマップを発表したが、今後は、クラウドロボティクスの流れがさらに加速するであろう。Google が開発を進めるロボット用 Android、ソフトバンクが進めるインターネットを活用した感情認識ロボット Pepper の機能拡大など、今後、さまざまな動きが出てくることが予想される。

また、ロボットの個性化も進むと予想される。人型ロボットだけでなく、人の話し相手になる小型パーソナルロボット JIBO、在宅勤務している人が映し出されるテレプレゼンスロボット、救急活動に活躍するマルチコプター「ドローン」などが登場し、クラウドネットワークを通して、多くの場面で活躍する事が期待される。

（6）キーワード

Shakey、記号接地、HRI、認知発達ロボティクス、クラウドロボティクス、言語接地、共創知能システム、次世代ロボット知能化技術開発プロジェクト、人ロボット共生学、RoboCup、パロ、HRP シリーズ、生活支援ロボット安全検証センター、Robovie シリーズ、Pepper、SA アーキテクチャー、ヒューマノイド Cog プロジェクト、ルンバ、JIBO、Kiva、DARPA ロボティクスチャレンジ、SCHAFT、RoboEarth、NAO、ロボット革命実現会議、From Internet to Robotics

（7）国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	◎	↑	共創知能システム、次世代ロボット知能化技術開発プロジェクト、人口ロボット共生学、RoboCup、
	応用研究・開発	◎	↑	ATR、産総研、エミュー2(日立)、ロボット革命実現会議
	産業化	○	↑	パロ、Nextstage、介護ロボット、Pepper
米国	基礎研究	◎	↑	From Internet to Robotics
	応用研究・開発	◎	↑	Google
	産業化	◎	↑	ルンバ、Baxter、Kiva、Suitable Technologies
欧州	基礎研究	◎	↑	Robert, cube
	応用研究・開発	○	↑	EU FP7
	産業化	○	→	NAO
中国	基礎研究	△	→	画像処理研究が多い
	応用研究・開発	○	↑	タコ型ロボット（上海交通大学）、可佳（中国科学技術大学）
	産業化	○	↑	愛楽優（ILU）（紫光優藍）
韓国	基礎研究	△	↑	ロボット未来戦略
	応用研究・開発	△	↑	ロボット未来戦略
	産業化	○	→	DARWIN

（註1）フェーズ
 基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル
 応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル
 産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

（註2）現状
 ※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。
 ◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、
 △：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

（註3）トレンド
 ↑：上昇傾向、→：現状維持、↓：下降傾向

（8）引用資料

- 1) 石黒浩, 宮下敬宏, 神田崇行：コミュニケーションロボット一人と関わるロボットを開発するための技術, オーム社（2005）
- 2) 浅田稔：ロボットという思想~脳と知能の謎に挑む, 日本放送出版協会（2010）
- 3) R. Pfeifer, J. Bongard 著, 細田耕, 石黒章夫訳：知能の原理—身体性に基づく構成論的アプローチ—, 共立出版（2010）
- 4) 谷口忠大：コミュニケーションするロボットは創れるか—記号創発システムへの構成論的アプローチ—, エヌティティ出版（2010）
- 5) 今井むつみ, 佐治伸郎編：言語と身体性（岩波講座 コミュニケーションの認知科学）, 岩波書店（2014）

- 6) 麻生英樹: 確率モデルからの記号の創発, 人工知能学会誌, 27 巻 6 号, 546-554 (2012)
- 7) <http://www.robocup.or.jp/original/about.html>
- 8) <http://www.nedo.go.jp/content/100509656.pdf>
- 9) http://www.aist.go.jp/pr2004/pr20040917_2/pr20040917_2.html
- 10) ロボット革命を駆動する産総研のテクノロジー, 産総研 TODAY, 14 巻, 11 号 (2014)
- 11) http://www.irc.atr.jp/research_project-2/unr/shopping/
- 12) <http://j-net21.smri.go.jp/develop/digital/entry/001-20130925-01.html>
- 13) <http://www.honda.co.jp/ASIMO/history/honda/index.html>
- 14) <http://www.sony.jp/products/Consumer/aibo/index.html>
- 15) <http://nextage.kawada.jp/>
- 16) R.A. Brooks: A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 2, No. 1, pp. 14-23 (1986)
- 17) <http://www.ai.mit.edu/projects/humanoid-robotics-group/kismet/kismet.html>
- 18) <http://www.ai.mit.edu/projects/sociable/baby-bits.html>
- 19) <http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1407/17/news057.html>
- 20) Luc Steels: Grounding Language through Evolutionary Language Games, In Luc Steels and Manfred Hild (Eds.), Language Grounding in Robot (2012)
- 21) <http://roboearth.org/>
- 22) <https://robotics-vo.us/sites/default/files/2013%20Robotics%20Roadmap-rs.pdf>
- 23) 爆発前夜 ロボット社会のリアルな未来、日経 BP ムック、日経 BP 社 (2014)
- 24) 今日から始めるロボット事業、月刊事業構想 2015 年 1 月号、事業構想大学院大学出版部 (2015)

3.7.6 統合的人工知能

（1）研究開発領域名

統合的人工知能

（2）研究開発領域の簡潔な説明

人間の問題解決タスク（例：大学入試問題、司法試験問題）をベンチマークとした統合的人工知能の研究開発

（3）研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

人間並みの問題解決能力をもつ人工知能の実現は、人類の夢の一つであると同時に、複雑化した高度情報化社会において効果的な問題解決を行うための強力な武器となる。1980年代以降、人工知能の研究は諸分野（音声処理、自然言語処理、画像処理、ゲーム、形式論理、機械学習など）、さらには個別タスク（音声認識、ウェブ検索、機械翻訳、画像分類、顔認識、チェス、将棋など）に細分化され、現在は大規模データを用いた機械学習により個別タスクは実用レベルまで高度化されつつある。一方で、「人間らしい統合的問題解決能力」の探求は忘れ去られてきたのが実情である。

人工知能の研究が個別タスク主導となった背景には、個別タスクであれば実用化の希望があり、個別タスクを結合すれば人工知能が実現できる、という仮定がある。今のところ前者はある程度正しいといえるが、後者については全く見通しが立っていない。個別タスクをどうやって結合するのか、現在のタスク設定は人間の問題解決能力を十分カバーしているのか、全く不明である。個別タスクを追及するだけでは人間らしい問題解決能力の実現は期待できず、統合的人工知能の実現を目指す新たな枠組みが必要である。

細分化した諸分野・個別タスクを横断し統合的人工知能の研究を推進するためには、多様な問題解決技術を統合しなければならないベンチマークを設定することが必要である。近年、IBM Watson や国立情報学研究所人工頭脳プロジェクト「ロボットは東大に入れるか？（略称：東ロボ）」といった人間を対象とした問題解決タスク（クイズや大学入試）をベンチマークに設定したプロジェクトが現れ始めていることは注目すべきである。クイズや大学入試は人間の知的能力を測定するために注意深くデザインされたタスクであり、人間社会で求められる多様な知的処理・問題解決能力が盛り込まれている。主に自然言語で出題されるため自然言語処理は必須であるが、現在主流の浅い解析技術（検索や情報抽出）だけでは正確に答えることはできない。自然言語の深い意味理解、知識に基づく論理的推論や数学的推論、さらに入試問題では図、グラフ、写真などで与えられた非言語情報を統合的に理解し、答えを導かなければならない。このように多様な人工知能技術を内包する複合的タスクである一方で、だれもが納得する答えが存在することが保証されているため、ベンチマークとして客観的評価がしやすいメリットもある。また、一般社会に対してアピールしやすいことも特筆すべきである。東ロボは2013年、2014年に大手予備校によるセンター模試をベンチマークとするタスクを公開、文系7科目において偏差値47をマークし、私立大学8割以上について合格可能性80%以上との判定を得て国内外で大きく報道された。これに触発される形で、司法試験や医師国家試験を題材に、自然言語処理と知識に基づく論理的推論を融合する試み等が提案されている。

世界的には、ビッグデータをはじめとして大規模データを対象とした研究が主流である。本研究開発領域はこの流れとは対照的な関係にあるといえる。大規模データを活用するアプローチは、コンピューターの圧倒的な計算能力を生かして人間では実現できない価値創造を目指している。一方、本研究開発領域は、対象とするデータ空間は必ずしも大きくないが、人間に匹敵する統合的かつ深い理解を実現することを目的としている。ここで開発する技術は知識の大きさには本質的に無関係であり、大規模データに基づく技術と統合することで新たな価値創造の道が開けると期待される。

自然言語、画像、その他多様な情報の深い理解に基づき問題解決を行う技術は、人間社会において限りない可能性を秘めている。現代社会におけるほとんどの知的活動が包含されるといっても過言ではなく、その応用先は、企業活動、ヘルスケア、研究開発、政策決定などさまざまな場面における問題認識・解決や意思決定にわたる。無論、新しいアイデアを生み出す創造性や、想定外の問題を柔軟に解決する能力は本研究領域でカバーできるものではない。しかし、基本的な情報分析や複雑な情報下での問題解決は統合的人工知能でサポートされるため、人間はより創造的な知的活動にフォーカスすることができる。

統合的人工知能の実現は、細分化・複雑化する科学技術研究自身にとっても有用である。人工知能に限らず現代の科学技術研究は細分化が進み、個々の研究成果の意義や価値が見えづらくなっている。統合的人工知能を応用することで、膨大な学術論文や特許文書から個々の研究の意義や価値を客観的に認識・理解することができる。ある分野における技術を効率的に他分野・実応用へと拡散することができ、研究活動の成果を最大化するための新たな枠組みとなると期待される。これは、トップダウンのリソース集中投下によって技術シードの育成を狙う従来型のハイリスクな科学政策と好対照をなすものである。

このような技術の重要性は欧米ではすでに認識されており、実際、ビッグデータに関するプロジェクトと並行して自然言語などの深い意味理解を目指す大規模プロジェクトが推進されている。米国 DARPA では、自然言語や画像の深い意味理解技術の研究開発に対して大規模な予算が割り当てられており、欧米の有力研究グループの多くが参画している。また IARPA では、深い言語処理技術の応用として世界中の学術論文や特許文書から技術動向を発見し、効率的な技術移転を目指すプロジェクトが進められている。欧州では EU/EC による大規模なファンディングが行われており、**The Seventh Framework Programme (FP7)** では言語解析技術 (**Language Technology**) が 1 項目にあげられ、自然言語を中心とした深い意味理解の研究に対して大規模な予算が割り当てられている。また、欧米ではヘルスケア分野や生命科学分野の質問応答やテキストマイニングの研究が盛んであり、多くのベンチャー企業が生まれ、一つの産業領域となりつつある。実際、**IBM Watson** は医療診断や市場分析への応用のために大規模投資を行っており、具体的応用において成果を挙げつつある。**IBM Watson** 以外にも **Apple** の **SIRI**、**NTT ドコモ** のしゃべってコンシェル、ソフトバンクのパーソナルロボット **Pepper** など、人間的インターフェースに基づく問題解決技術の研究開発が目立っている。

(4) 科学技術的・政策的課題

- ・大規模テキストデータからの知識獲得技術が成熟しつつあり、大規模な言語知識、常識的知識、その他知識リソースが整備されつつある。しかし、これらの知識を組み合わせる意

味理解や問題解決を行う枠組みは全く未開拓であり、現在のボトルネックである。

- ・自然言語処理、画像処理、形式論理、定性的・定量的推論、知識処理、数式処理、会話理解など関連分野はほぼ分断されている。一般性を保ちつつこれらの分野を横断・統合する枠組みは全く未知の領域である。
- ・現在の人工知能技術はタスク依存的に開発されており、個別タスクごとに技術やツールが実装されている。基盤技術がさまざまな分野に応用されるためには技術やツールの再利用性を高めることが必要である。例えば IBM Watson では要素技術はすべて UIMA (Unstructured Information Management Architecture) Framework に統合され、さまざまなツールの接続や再利用が容易に行えるような設計がなされている。
- ・想定される応用の一つである医療診断や法的判断は、人間による判断を前提として法整備が行われているため、実際の利用には規制の見直しや責任の所在の明確化が必要である。特に統計的手法を多用する人工知能技術に関しては、エラー分析の手法を充実させ、機械学習に基づく判断に伴うリスクに関する研究を深める必要がある。

(5) 注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

- ・自然言語解析は長年困難な問題であったが、現在は高精度な構文解析が実現され、述語論理や談話表示理論に基づく意味表現が高精度で計算できるようになった。これら基盤技術の向上により、機械翻訳などの応用技術の性能が飛躍的に向上している。
- ・構造的機械学習、ベイジ統計に基づく教師なし・半教師あり学習、深層学習など、機械学習理論の高度化により、曖昧性の困難に対する効果的な解決策となりつつある。
- ・以前にも増してウェブ上のデータが多様化・大規模化している。Wikipedia や Twitter など、非均質なテキストだけでなく構造化された知識や非言語情報がより整理された形で入手できるようになり、これらを活用して大規模知識を学習する手法が提案されている。
- ・深い意味理解に基づく統合的人工知能技術は、複雑化するいっぽうの現代社会において客観的かつ効果的な問題解決をサポートすることが期待される。期待される応用先として、現在は人間のエキスパートに依存せざるをえない高度な情報分析・判断がある。医療診断や法的判断のように古くから人工知能の応用とされているものに加え、細分化・複雑化した学術研究の成果の効率的な把握・利用、多様な利害関係の中でコストと利得を客観的に考慮する政策判断、といった応用が考えられる。
- ・IBM Watson プロジェクトでは、深い自然言語解析や機械学習を応用することで、米国の人気クイズ番組 Jeopardy!において歴代チャンピオンに勝利するという快挙を成し遂げた。クイズという極めて限定されたタスクであるが、完全にオープンかつ非構造的知識を人間を超える速度・精度で検索できる技術を実現した。現在は医療診断や市場分析への応用が進められており、大規模な投資が行われている（10 億ドル）。クイズという実用性が明らかでないタスクを設定しながら、そこで開発された技術が極めて実用的な応用に有用であることを示している。
- ・DARPA は以前から機械翻訳に対して大規模なファンディングを行っている（現在は年間 6000 万～7000 万ドル）。特に最近では深い自然言語処理 (Deep NLP) が一つのテーマとなっており、2013 年からは Deep Exploration and Filtering of Text (DEFT) プロジェクトが始まる予定である。これは、深い言語理解と人工知能技術を統合することでテキスト

に暗黙的に書かれた情報を獲得することを目指しており、下記の Machine Reading Program とあわせて、テキストの深い理解を目指す研究が集中的に進められている。

- DARPA の人工知能関連のファンディングにおいても、自然言語や画像の深い意味理解が重要な目標に位置付けられている。Machine Reading Program (年間 2000 万ドル) は、コンピューターがテキストを読み、自動的に知識を蓄積することを目指すプロジェクトである。Mind's Eye Program (年間 1600 万ドル) は、画像からイベントを認識しイベントに関する質問応答技術を構築することを目指しており、画像と言語をつなぐ点でも興味深いプロジェクトである。
- IARPA は深い言語処理技術の応用として Foresight and Understanding from Scientific Exposition Program (FUSE) を推進している。このプロジェクトは世界中の学術論文や特許から科学技術の動向を自動的に発見することを目指しており、深い言語理解と大規模テキスト処理を融合した応用の可能性を示している。
- EC の The Seventh Framework Programme (FP7) では、2011 年に自然言語解析技術 (Language Technologies) を Work Program の一つにあげており、年間 5000 万ユーロの予算を割り当てている。代表的なプロジェクトとして、欧州地域のさまざまな言語リソースや言語解析ツールを相互運用することを目的とした META-NET、欧州言語を中心とした機械翻訳の大規模プロジェクト EuroMatrixPlus、世界的に使われている統計的機械翻訳ツール Moses の研究開発プロジェクト MosesCore などがあげられる。
- Apple の Siri、NTT ドコモのしゃべってコンシェル、ソフトバンクの Pepper など、一般ユーザー向けの産業でも自然言語インターフェースが実用化されつつある。技術的には従来の質問応答や音声認識を応用したものだが、一般向けに提供できるまでに高精度化・安定化を実現している。今後、モバイルデバイスの普及にともない同様のサービスが世界的に求められると考えられる。
- 2011 年から国立情報学研究所が人工頭脳プロジェクト「ロボットは東大に入れるか？」を推進している。目標タスクとして東大入試を設定し、自然言語理解に加えて画像、グラフ、数学的知識、オントロジーなどさまざまな情報を統合的に利用して問題に解答する技術の開発を進めている。自然言語の深い理解に加えて多様な知識の統合的利用を目指す試みであり、今後の進展が注目される。

(6) キーワード

人工知能、自然言語処理、画像処理、知識処理、数式処理、深い意味理解

（7）国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> 国立情報学研究所の人工頭脳プロジェクト「ロボットは東大に入れるか？」は、自然言語、画像、数式など多様な知識を統合して問題解決を行う技術の開発を目指しており、統合的人工知能のグランドチャレンジとして注目される。 深い自然言語処理や意味理解の研究は研究室レベルでは行われているが、大規模プロジェクトは上述のもの以外にはない。 大規模テキストからの知識獲得の研究は世界をリードしており、ALAGIN Forumを中心に日本語の知識リソースは英語に次いで整備が進んでいる。
	応用研究・開発	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> NICTが開発したWISDOM、東北大学の言論マップなど、深い自然言語処理を応用した情報分析システムが開発されている。これらの実用を目指して耐災害ICT研究センターが設置され、応用研究が進められている。
	産業化	○	→	<ul style="list-style-type: none"> NTTドコモのしゃべってコンシェルは、音声認識と質問応答を応用した代表的なサービスであり、AppleのSiriと並んで注目を集めている。 機械翻訳の研究や産業化は欧米と並んで世界をリードしていたが、近年は欧米と比べて研究規模が小さく、後れをとっている。
米国	基礎研究	◎	↑	<ul style="list-style-type: none"> 米国は情報技術や人工知能の研究において世界をリードしているが、深い言語理解や意味理解の研究についても、DARPAやIARPAの大規模予算に支えられ多くの有力研究グループにより先進的な基礎研究が行われている。 DARPAによるMachine Reading Program、IARPAによるMetaphor Programなど、深い言語処理・意味理解を目指す大規模プロジェクトが複数進められ、産業応用を視野に入れた研究が行われている。 2013年から、深い言語理解と人工知能技術を統合しテキストに暗黙的に書かれた情報を獲得することを目指すDEFT Program 1やProject Aristoが開始された。上記のプロジェクトとあわせて、統合的人工知能の研究がさらに進展すると考えられる。
	応用研究・開発	◎	↑	<ul style="list-style-type: none"> DARPAにおいて機械翻訳はICT分野の四つのプログラムのうちの一つであり、大規模予算のもとで音声翻訳からインフォーマルテキストの翻訳まで幅広い研究開発が行われている。 IARPAは深い言語処理技術の応用として、世界中の学術論文や特許から科学技術の動向を自動的に発見することを目指すFUSEプロジェクトを推進している。深い言語理解と大規模テキスト処理を融合した一つの応用を提示している。 医療や生命科学分野を中心に、今までの検索・質問応答を超えた深い情報抽出や推論を行う技術の研究開発が行われている。
	産業化	◎	↑	<ul style="list-style-type: none"> IBM Watsonを医療診断や市場判断へ応用するために大規模な投資が行われており、すでに具体的成果を挙げつつある。また、自然言語テキストや画像の意味解析によりさまざまなサービスを提供するベンチャー企業が多数生まれており、産業化が急速に進んでいる。 Appleが発表したSiriのように、自然言語インターフェースで機器操作や質問応答を行うソフトウェアが実用化され、注目されている。同様のスマートフォンアプリがさまざまな企業から提供されている。

欧州	基礎研究	◎	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ 欧州は多言語コミュニティであるため、言語解析の研究に対してEU/ECを中心に多くのファンディングがあり、基礎研究のレベルは高い。 ・ 2011年に設定されたFP7 Work Programmeでは、Language Technologyが1項目にあげられている。大規模予算が割り当てられ、自然言語処理を代表する多くのプロジェクトが推進されている。 ・ 言語処理や深い意味理解に対してはEU/EC以外にもドイツとイギリスを中心に大規模予算が割り当てられており、活発な研究が行われている。
	応用研究・開発	◎	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ FP7の元で進められているEuroMatrixPlusは、欧州言語を中心とした機械翻訳の大規模プロジェクトで、世界の機械翻訳研究をリードしている。FP7では他にも機械翻訳に関する研究がサポートされており、例えば世界的に使われている統計的機械翻訳ツールMosesの開発プロジェクトがある。 ・ 医療および生命科学分野を中心に、複数の研究機関でテキストマイニングや高度な情報抽出の研究が行われている。
	産業化	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ 機械翻訳支援やローカライゼーションは多国籍企業を中心に需要が高く、多くの企業が参入している。大学などの研究機関との連携も盛んに行われている。
中国	基礎研究	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ 検索や自然言語処理の研究は盛んに行われているが、大規模データに基づく機械学習を応用したものが主であり、深い意味理解や統合的的人工知能を目指す基盤研究は少ない。 ・ 国立情報学研究所の人工頭脳プロジェクトを参考にして、大学入試等のベンチマークを設定した人工知能プロジェクトを立ち上げる動きがあり、今後研究が活発化する可能性がある。
	応用研究・開発	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ 大学や企業の研究グループを中心に検索や自然言語処理の研究が盛んに行われており、特にウェブ検索や機械翻訳などでレベルの高い研究が見られる。国際学会におけるプレゼンスも年々高くなっている。
	産業化	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ Microsoft Research AsiaやBaiduでは検索と自然言語処理の研究に多くの投資がされており、レベルの高い研究が行われている。Academic Searchなどテキストマイニングを応用した実用サービスがすでに行われており、言語処理技術を応用したより高度なサービスが提供される可能性がある。
韓国	基礎研究	○	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ KAISTのNLP labやSemantic Web Centerなど、自然言語処理や知識処理を研究しているグループは複数あるが、欧米や中国と比べるとかなり少ない。 ・ 統合的的人工知能やそれに基づく質問応答技術の研究開発を目指すプロジェクトを立ち上げる動きがあり、今後研究が活発化する可能性がある。
	応用研究・開発	△	↑	<ul style="list-style-type: none"> ・ 医療や生命科学分野におけるテキストマイニングの研究が活発に行われている。例えば、KAISTでは生命科学論文から自動的に知識を獲得するプロジェクトが推進されている。今のところ情報抽出やテキストマイニングの応用にとどまっているが、より深い処理の応用が今後見られる可能性がある。
	産業化	△	→	<ul style="list-style-type: none"> ・ 情報産業は活発であるが、深い意味理解や統合的的人工知能を応用する動きは見られない。

(註1) フェーズ

基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル

応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル

産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

（註2）現状

※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。

◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、
△：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

（註3）トレンド

↗：上昇傾向、→：現状維持、↘：下降傾向

（8）引用資料

- 1) DARPA Information Innovation Office. http://www.darpa.mil/Our_Work/I2O/.
- 2) Strassel, S., et al. The DARPA Machine Reading Program - Encouraging Linguistic and Reasoning Research with a Series of Reading Tasks. LREC 2010.
- 3) Foresight and Understanding from Scientific Exposition (FUSE) Broad Agency Announcement (BAA) . http://www.iarpa.gov/solicitations_fuse.html.
- 4) Understanding the Seventh Framework Programme.
http://ec.europa.eu/research/fp7/index_en.cfm?pg=understanding.
- 5) EC ICT Work Program. <http://cordis.europa.eu/fp7/ict/>.
- 6) The DeepQA Project. <http://www.research.ibm.com/deepqa/deepqa.shtml>.
- 7) 新井, 松崎. ロボットは東大に入れるか 国立情報学研究所「人工頭脳」プロジェクト. 人工知能学会誌. (2012)

3.7.7 汎用人工知能

（1）研究開発領域名

汎用人工知能

（2）研究開発領域の簡潔な説明

汎用人工知能は、人間のように十分に広範な適用範囲と強力な汎化能力を持つ人工知能の開発を目指す領域。従来は困難と見られていたが、最近の深層学習技術の進展などを契機として今後のイノベーションが期待される領域である。本技術は任意の分野に適用可能であり、そこでの研究開発を加速することで、結果として経済成長および生活レベルの向上に大きく資する。そして今世紀半ば頃には、人間個人の知能全般を凌駕し、われわれの生活を支える生産者とその管理者の役割をおおむね担う技術となる。

（3）研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

〔背景と意義〕

人間の知能を包括的に凌駕する人工知能技術は、人類社会の多岐にわたる生産活動・科学技術研究・問題解決等において、人間の活動を代替し効率化できる。汎用人工知能は、こうした人工知能を実現するために、人が経験を積むことでさまざまな課題やタスクに対処できる汎用能力をもたせることを目標とする研究開発領域である。なお 1960 年頃の黎明期における人工知能研究は、楽観的に上記のような汎用の知能技術を目指したが、その実現は容易ではなく、現在実用化されている人工知能は特定の問題領域に限定されて使用される「特化型人工知能」である¹⁾²⁾。

比較的短期間に想定しうる汎用的な知能技術の意義とは何だろうか。明らかに、汎用技術に対して領域に依存した何かを付け加えれば、専用技術は常に汎用技術を性能面で上回る。しかし開発や運用等のコストを考慮すればその形勢は逆転する。例えば今日、日本語ワープロソフトに特化した配列をもつキーボードを選ぶ人はいない。多様なニーズにとって十分な性能をもつ汎用技術が存在すれば、しばしば専用技術は駆逐される。今後、ホームロボットにおける複雑な行動決定を担う知能ソフトウェア開発等において、汎用人工知能は威力を発揮すると予想される。こうして汎用人工知能は、広範な知能技術開発のためのインフラ（OS のようなもの）になってゆくと、この分野で後れを取るとは、将来あらゆる分野の知能技術開発において不利になると思われる。

長期的には、今世紀の半ば頃に想定される汎用人工知能の実現は、実質的に人間レベルを超えた人工知能に直結する。なぜならば、すでに多くの特化型人工知能の能力は個別には人間を超えており、現状の人工知能に最も不足している能力がさまざまな問題領域に柔軟に対応する汎用性だからである。いったん、人間レベルの人工知能が作られれば、それ自身を使って新たな人工知能を設計・製造（再帰的自己改修）することが可能になる。すると生物の進化とは比較にならない速度で自己再帰的に発展し、人類がこれまで行ってきたペースに比べると格段に速い速度で、知を蓄積することができる。この大きな変化は、しばしば「技術的特異点（Technological Singularity）」と呼ばれる。

つぎに歴史的経緯を追って、今日、汎用人工知能が再度注目されつつある背景を説明する。このためにはまず、あらゆる人工知能システムにおいて、適用する問題を記述する何らかの

知識表現を設定し、その上で知識表現上のデータを用いて推論や予測を行う必要があることを知っておく必要がある。

初期の人工知能研究は、ゲームなどのトイプロブレムを題材として主に推論技術の開発に力が注がれたため適用範囲が非常に限定されていた。1980年代に入り、主に専門家が記述した知識に基づいて推論を行うエキスパートシステムがブームとなった。しかし専門家が知識を明示的に書き下しうる問題領域は限定的で、知識の設計や更新（特に変化の速い分野で）のコストが大きいという知識獲得のボトルネックがあった。このため従来的人工知能は、設計者が扱い得る程度に限定された範囲で機能する「特化型人工知能」にならざるを得なかった。最近の20年間を通じて、インターネットによる知識の共有や、オントロジーによる記述表現の体系化などによりこの問題は大幅に改善され、IBMのワトソンがクイズチャンピオンを打ち負かすなど、特化型人工知能はその成熟の度合いを高めてきた。しかし最終的には、人間が知識を記述しなければならないという意味でのボトルネックは解消されていない。この課題に対して近年、大脳新皮質の計算機構を模した深層学習と呼ばれる汎用性の高いパターン認識技術（機械学習技術）が現れた³⁾。この技術は、データから表現を生成する、表現獲得課題に対して大きな可能性を示した点において、人工知能におけるクリティカルなイノベーションである。現時点においては深層学習の表現獲得能力は、主に知覚処理でその有効性が示されている段階であり、静的かつ単一のモダリティ（例えば静止画など）しか扱うことができない。今後、ロボットなどの制御に本格的に適用してゆくためには、複数の情報モダリティを扱えるように、また時系列情報を扱えるように拡張された機械学習技術を開発してゆく必要がある、さらに言語処理や意味処理レベルにおいて人間を凌駕する機能を発揮するには〔今後必要となる取組み〕で述べるような記号接地に関わる課題を克服する必要がある。そうでありつつも、今後さらに深層学習技術を進展させながら、多様な既存技術と統合することで、汎用人工知能が実現される可能性は必ずしも否定できない段階といえる。こうした技術状況に鑑み、汎用人工知能の研究を本格的に進める時期に来ている。

なお、問題領域ごとの特化型人工知能を積み上げることで、あらゆる問題領域に対応する人工知能を実現するアプローチも広い意味での汎用人工知能ということもできる。このアプローチは本報告書における統合型人工知能(3.7.6)に近く、長大なスイッチ文(Big switch statement)と呼ばれることもある。これに対して、ここで取り上げる汎用人工知能は、設計者があらかじめ想定していないタスクに対して柔軟に適応する能力を持たせることを目指すため、特化型人工知能とは一線を画し、その開発とは本質的に異なっている。

〔これまでの取組み〕

汎用人工知能を目指す技術のいくつかのアプローチについて述べる。

認知アーキテクチャー

外界から情報を取り入れて、何らかの意味で適切な意思決定や行動や制御（もしくはその支援）を行うための認知アーキテクチャーの研究がある。認知アーキテクチャーでは、人間の総合的な認知機能をモデル化しており、人工知能の創成期よりさまざまなモデルが研究・開発されており次のようなものがある。

カーネギーメロン大学のJohn Andersonらによって作られたACT-R⁴⁾では、人間の認知機能を外界のオブジェクトを認識するための視覚モジュール、目標と意図を記録している意

図モジュールなどに分解し、それらが協働することによって、人間と同じような機能を実現する。記号ベースの伝統的なアーキテクチャーとしてはこの他に、Soar、ICARUS、PRODIGYなどが有名である。なお従来は、心理実験などを通して、認知アーキテクチャーの妥当性が測られることが多かったが、近年の脳計測技術の発展により、脳を直接分析することで認知アーキテクチャーを構成しようとする、生物からヒントを得た認知アーキテクチャー(BICA: Biologically Inspired Cognitive Architectures)も注目を浴びており、代表的なアーキテクチャーとしてLEABRA、Micro PSI、LIDA等がある⁵⁾。

認知ロボティクス

汎用人工知能を実現するために、人間の身体性の観点からアプローチする研究である⁶⁾。人間のような知能をもつ機械を作るためには、ロボットに人間並みの汎用的な知能をもたせることであり、そのためには汎用人工知能の研究を伴う。このような研究分野は、認知（発達）ロボティクスと呼ばれている。ロボットは、知識や能力が組み込まれていない状態で、ある環境下に置かれ、そこから世界を探索することによって、うまく動作できるようになっていく。そのような機構を研究することがこの分野での焦点となる。欧州における iCub (<http://www.icub.org/>)等が知られている。

機械学習

汎用人工知能へのアプローチとして、学習からのアプローチも重要である。機械学習は、人工知能研究の中心トピックとして、近年、特に注目を浴びている（前述した、深層学習もその一つ）。機械学習技術が実用的になった理由の一つは、多様な現実的なデータが収集され、容易に利用できるようになったことである。それにより、さまざまな事象の間の微妙な関係性を機械が取り扱うことができるようになった。

[今後必要となる取組み]

汎用人工知能の実現に向けて、今後さらに必要となる取組みは多岐にわたるが、以下では、不可避と思われる重要な研究開発項目として四つあげる。

領域固有知識の学習技術

すでに述べたように、特化型人工知能が実用的な性能を持つことを踏まえれば、その性能を支えるのは問題領域ごとに個別に存在する領域知識である。それゆえそうした領域知識自体を自動獲得する技術の開発を進める必要がある。このためにはより汎用的な事前知識と入力データから領域固有知識を学習する必要がある。

この種の先進的研究として例えば、時間変化の小さな特徴量を抽出しようとする Slow Feature Analysis や、視覚的な不変性（回転不変性／並進不変性）を担う表現等を獲得する等価性構造抽出、Group Invariant Representation といった技術、さらに深層学習の表現獲得能力を拡張する方向が考えられる。

記号接地問題の解決

汎用人工知能はデータから得られた知識表現を、言語的なシンボルに結びつける記号接地の問題を解決する必要がある。現段階では、画像情報に対する深層学習により個物についての概念を得ることには見通しが得られた。しかし人間が扱う言語のレベルに到達するには、少なくともさまざまな物理的關係（時間、空間など）、概念間関係（クラスとインスタンス、カテゴリー等）などを含む多くの関係概念を利用できる必要がある。よって作りこむ事前知

識を適切な範囲に限定しつつ、関係概念を獲得する技術開発が必要となる。

脳に学んだ認知アーキテクチャー

人工知能技術では、本来的には人間の脳を参考にする必要はなく、脳の模倣は時として足かせにもなる。しかし人間のレベルを凌駕するまでの人工知能技術開発においては、技術的な突破口をえるためのヒントが脳から得られた実績は有り、今後も期待される。特に今日、神経科学が長足の進歩を遂げ、膨大な知見が蓄積されつつある背景を考えれば、そこから得られる情報処理に関わるエッセンスを効果的に拾い上げる仕組みが必要である。このために人工知能と神経科学などの分野の情報交換を活性化しうる研究所の設立、さらには人工知能研究者が膨大な神経科学の知見を情報処理機能の側面から総合的に理解・整理する事を可能とするニューロ・インフォマティクスの開発が望まれる。例えば神経科学の知見についてのIBMワトソンのような質問応答システムの出現が望まれる。

また認知アーキテクチャーは、歴史的には問題領域ごとに設計されてきたために、多種多様になってしまっている。人間のように、経験を積むことで汎用的な課題に対応できる能力をもたせる研究開発が必要である。こうした課題意識からわが国において2013年より活動が開始された全脳アーキテクチャー⁷⁾は、急速に蓄積しつつある神経科学の知見をガイドとして、脳器官に対応する機械学習装置の統合を目指す国内の活動である。

汎用知能の評価基準の構築

特定の問題領域に特化した特化型人工知能であれば、基本的にその評価は特化した問題についてのパフォーマンスを測定すれば良い。しかし汎用人工知能の場合には事前には必ずしも想定されないさまざまな問題を解決する能力を評価する必要がある。複数の人工知能システムの性能を比較するには評価方法を何らかの問題に固定化したいが、固定化した瞬間にその問題に特化した特化型人工知能が有利になり、汎用性を評価できないというジレンマを抱える。こうした評価における困難さを克服するために、評価する時点まで詳細を明らかにしないゲームを用いてパフォーマンスを競ったり、人間の認知発達過程を追った研究開発ランドマークの設定などが行われたりしている⁸⁾。

(4) 科学技術的・政策的課題

この分野では特に2013年以降、潤沢な資金をもつ米国IT企業等が、世界中から好待遇で研究者を招聘して強力に研究を加速している。一方で国内のIT企業等は、これらに対抗しうる状況にない。よって、将来において日本が世界的に主導的な地位を確保するためには、戦略的な政府支援が必要になる。

幸い日本には、20世紀後半の人工知能やニューロコンピューティングのブーム時に実施されていた、第5世代コンピューターやリアルワールドコンピューティングなどの大型プロジェクトを通じた人材育成により、50～65歳のシニアは層が厚く、国外への人材流出も少ない。技術的にみても、以前に開発されていた技術を、増大した計算リソースに組み合わせることで実効的な威力を発揮する例が多く、このシニア層に強みがある。例えば、近年成功した深層学習は、日本の福島邦彦氏が1980年台に、基本的アイデアを提案している。しかし現在、こうした研究者らは、国内の各所の大学などに分散しており密な連携ができないという現状がある。

一方で、21世紀に入ってから、基礎研究に関わる投資が減少し、45歳以下の中堅では

国内の研究者層はやや薄い。また 30 歳前後の優秀な若手研究員の海外 IT 企業への人材流出が問題である。特に汎用人工知能は総合技術分野であるために、人工知能、機械学習、認知科学、発達科学、ロボティクス、さらには神経科学などといった多様な分野の知識を必要とするが、これらの分野を跨いだ知識をもつ中堅・若手研究者が少ないことが課題である。

研究ペースを最大限に加速して世界をリードすることを目指す方策としては、高価な実験装置等を必要としないこの分野において、多彩なタレントを持つハイレベルな研究者を集結させ（40 人程度）、日常的に議論を行える場を長期間安定して維持することがキーになる。このための具体案は、10 年程度の長期間にわたり国内トップレベルの研究者が集う、海外への交通アクセスの良い、世界的にみても求心力のある研究拠点を一気に作り上げ、その中で次世代を担う若手研究者を育成することである。

（5）注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

プログラミングするプログラム (Seed AI)

優秀な人工知能研究者のレベルの創造性をもってさらに高度な人工知能をプログラミングできる人工知能が造られれば、人工知能自身による自己再帰的な改良が可能になる。そのレベルに達した最初の人工知能は、Seed AI と呼ばれ、その出現が技術的特異点の起点となる可能性が高い。1980 年代頃までに行われたプログラミングを行う人工知能研究はその後収束していた。しかし Google が買収した DeepMind のチームが本年 10 月に深層学習にメモリを結合した Neural Turing Machine を提案し、ソートアルゴリズムを自動学習しうることを示すなど、Seed AI につながりうる研究成果を示したことから、今後はプログラミング機能に注目した人工知能研究が再燃する可能性もある。

ニューロモーフィック・コンピューティング

人と同様な知能を創造するアプローチとして、学習機能を担う分子レベルを起点として、脳の神経回路をエミュレートする研究もはじめられている。これは、人間の脳の全てに対して再現を行う全脳エミュレーション (WBE: Whole Brain Emulation) と呼ばれ、実現に向けたロードマップも作製されている。この種の研究としては H. Markram の主導により欧州の Human Brain Project 内で大規模に進められている。関連して、脳をまねたニューロモーフィック・チップという計算デバイスは、1980 年台に提案されたが、近年、この分野の研究も再燃している。IBM が 2014 年 8 月に発表した非ノイマン型のアーキテクチャーを採用した TrueNorth チップは 100 万個のニューロン、2 億 5600 万個のシナプス（ニューロン間結合）を備えたニューラルネットワークとして機能し GPU と比べても低消費電力であるとのこと。

ヒューマノイドロボット

人間に近い環境で動作するヒューマノイド・ロボットは、汎用人工知能の応用先および評価プラットフォームとして有用である。欧州における iCub というオープンなロボットプラットフォームの開発はすでに 10 年目を迎えており、記号創発の研究プロジェクト ITALK project にも利用されている。また米国では人工的な感情に応じて顔の表情を詳細に再現できるヒューマノイド・ロボットを Hanson robotics が開発している。国内関連では 2014 年に、ソフトバンクモバイルとアルデバランロボティクスの共同開発により感情認識に力点をおいたヒューマノイド・ロボット Pepper が発表された。

関連組織の動向

国内では、2013年より、汎用人工知能研究会が当分野の調査を開始しておりその成果をウェブページや人工知能学会などで発表している⁹⁾。これと連携した前記の全脳アーキテクチャ勉強会はすでに8回の勉強会を開催し毎回200名近くの集客があり、若手の会も結成されるなど、この分野に対する興味の高まりを示している。

一方でこうした汎用人工知能と人類が歩んでゆくべき未来を見据えた活動としては、シンギュラリティ大学、Future of Humanity Institute, Humanity+等がある。国内では2012年にW3Cが主催するトポス会議で取り上げられ、人工知能学会が他分野の専門家も交えた倫理委員会の活動を開始したほか、AIR (Acceptable Intelligence with Responsibility) では人工知能が浸透する社会についての議論を行っている。

(6) キーワード

汎用人工知能、技術的特異点（シンギュラリティ）、人間レベルの人工知能、特化型人工知能、ノー・フリーランチ定理、事前学習、表現獲得、フレーム問題、記号接地問題、知識獲得ボトルネック、認知アーキテクチャー、機械学習、深層学習

（7）国際比較

「基礎研究」、「応用研究・開発」、「産業化」の3つのフェーズについて、現状およびトレンドを専門家としての見識に基づき、主観的に記す。また、これらの根拠について、エビデンスなどと併せて文章にて記す。日本、米国、欧州、中国、韓国について記載するが、他の国についても当該技術について重要な国については行を挿入して記載する。

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	△	↗	AGI国際会議では1%程度の発表だが、かつての大型プロジェクト投資などを通じてシニア人材には強みがある。発達ロボティクスの研究の歴史も長い。また最近に入り全脳アーキテクチャ勉強会、汎用人工知能研究会などの活動も活性化。また汎用人工知能の開発評価環境になりうるRobocup@Home研究も世界的に認知されている。
	応用研究・開発	×	↗	要素技術である深層学習の応用を目指すPreferde Networksが設立され、研究が加速されると思われる。
	産業化	△	↗	周辺技術として感情認識に力点を置いたPepperがソフトバンクモバイルから発表された。ロボット革命の動きから、汎用人工知能への期待が高まると思われる。
米国	基礎研究	◎	↗	認知アーキテクチャーの実装や、理論の両面において研究が盛んである。AGI国際会議では4割の発表を占めやや伸びている。
	応用研究・開発	○	→	IBMによるSynapseプロジェクトや、DARPAを中心とした軍事利用にむけた認知アーキテクチャーなどの応用開発が進んでいる。
	産業化	×	→	要素技術としての深層学習は、GoogleやFacebookなどのマーケティングなどに利用されている。
欧州	基礎研究	◎	→	欧州は理論的な研究に強みがありつつ、Micro PSIなどアーキテクチャーや、ITALKなどの言語獲得のプロジェクトもある。AGI国際会議の約半分の発表を占めているが、ここ数年の発表件数はやや低調気味。Human Brain Projectの主要出口は医療だが、知能技術についても一定の後押しがあり、今後はこの分野の研究もある程度加速すると思われる。
	応用研究・開発	×	→	Human Brain Projectで開発されるNeuromorphic Computingを利用した応用や開発の準備が進められている。
	産業化	△	→	特筆すべき産業化事例はみあたらない。
豪州	基礎研究	○	→	AGI国際会議の7%程度の発表をしめる。理論的研究に強みがあり、Googleが買収した英国のDeepMindとの繋がりがある。
	応用研究・開発	△	→	海馬のナビゲーション機能をヒントとして、ナビゲーションを行うRatSLAMという認知アーキテクチャーの研究などがある。
	産業化	×	→	特筆すべき産業化事例はみあたらない。
その他アジア	基礎研究	?	?	中国・韓国などを含めてAGI国際会議の4%程度の発表をしめるが、現段階では米国との共同で、研究が根をおろしている段階ではない。
	応用研究・開発	×	→	特筆すべき応用研究・開発事例はみあたらない。
	産業化	×	→	特筆すべき産業化事例はみあたらない。

- (註1) フェーズ
基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル
応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル
産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル
- (註2) 現状
※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。
◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、
△：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない
- (註3) トренд
↑：上昇傾向、→：現状維持、↓：下降傾向

(8) 引用資料

- 1) ベン。ゲーツェル, “汎用人工知能概観,” 人工知能, vol.29, no.3, pp. 228-233, May, 2014.
- 2) 荒川直哉, 山川宏, 市瀬龍太郎, “汎用人工知能の研究動向,” 人工知能学会全国大会(第 29 回), 2C4-OS-22a-1, May, 2014.
- 3) Yoshua Bengio, Aaron Courville, Pascal Vincent, “Representation Learning: A Review and New Perspectives”, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 35, No. 8, pp. 1796-1828, 2013.
- 4) John R. Anderson, Daniel Bothell, Michael D. Byrne, Scott Douglass, Christian Lebiere, Yulin Qin, “An Integrated Theory of the Mind”, Psychological Review Vol 111, No. 4, pp. 1036-1060, 2004.
- 5) The Biologically Inspired Cognitive Architectures Society: <http://bicasociety.org/>
- 6) Minoru Asada, Koh Hosoda, Yasuo Kuniyoshi, Hiroshi Ishiguro, Toshio Inui, Yuichiro Yoshikawa, Masaki Ogino, and Chisato Yoshida. 2009, Cognitive Developmental Robotics: A Survey. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development. 1(1), (MAY 2009), 12-34.
- 7) 全脳アーキテクチャ勉強会, <http://www.sig-agi.org/wba/>
- 8) アダムズ サム S.・アレル イタマール・バッハ ヨシヤ・クープ ロバート・ファーラン ロッド・ゲーツェル ベン・ストアズ ホール ジョシュ・サムソノヴィッチ アレクセイ・ショイツ マティアス・シュレジンガー マシュー・シャピロ スチュアート・ソワ ジョン, 監訳：篠田孝祐, 共訳：市瀬龍太郎・ラファウ・ジェブカ・寺尾敦・船越孝太郎・松島裕康・山川宏, “人間レベルの汎用人工知能の実現に向けた展望,” 人工知能, vol.29, no.3, pp. 234-250, May, 2014.
- 9) 山川宏他, “特別企画「シンギュラリティの時代:人を超越ゆく知性ととともに」,” 人工知能学会誌, vol.28, no.3, pp.424-471, May. 2013.

3.7.8 認知科学

(1) 研究開発領域名

認知科学

(2) 研究開発領域の簡潔な説明

認知科学は人間、動物、機械、社会にさまざまな形で実現されている知の構造、機能、発生を扱う研究領域である。方法としては、心理実験、脳計測、コンピューターシミュレーション、統計解析、エスノグラフィーなど多様な方法を用いる。

(3) 研究開発領域の詳細な説明と国内外の動向

歴史的背景

認知科学は1950年代後半に米国における認知革命をその起点とする。それ以前に主流であった行動主義は刺激と反応との間の関数関係の同定のみを行い、内的情報処理過程についての言及を避けてきた。しかしこの時期に G. A. Miller による短期記憶の研究、Chomsky による生成文法、A. Newell や H. A. Simon による問題解決の計算モデルなどの提案がこの時期に行われ、入力情報を加工、精緻化し、内的表象を作り出すものとして知性を捉える立場が一举に普及した。

この後、認知科学は情報科学、特に人工知能との密接な関係を築き、人間の知性の基盤となる構造（アーキテクチャー）の解明、知識の表現と利用に関わる研究を、主に認知（知覚、記憶、言語、思考等）領域において行ってきた。この過程において、D. Rumelhart や J. L. McClelland によるニューラルネットワーク、認知神経科学、進化心理学、ロボティクスとの共同などを通して、その研究領域を拡大してきた。また、コンピュータービジョン、翻訳を含む自然言語処理、経済活動における意思決定、学校教育プログラム、ユーザーインターフェース分析、改善などに大きな影響を与えてきた。

近年の学術的動向

他研究領域との協働を行うことで認知科学はさまざまな展開を遂げた。これらの中で実社会での応用の可能性を含むものを四つ取り上げる。

1. 感情・情動的知性：

初期の認知科学では知覚、記憶、思考など知的機能の研究が焦点化されていたため、感情、情動を扱う研究は限られていた。しかし、神経科学および脳機能計測を含むさまざまな生体計測が用いられるようになり、この分野の研究は認知科学の重要な研究対象となった。その結果、感情、情動は決して認知と対立するものではなく、認知が適切に働くためのパートナーであることが徐々に明らかになっている(Damasio, 2003; 藤田, 2007; Ledoux, 1996)。

さまざまな感情状態と認知（知覚、記憶、思考）との間の関係の解明は、この分野の中心的な研究テーマである。ポジティブ状態（快、喜、楽など）の時には全体的、創造的な処理が促進される一方、ネガティブ状態（不快、悲、不安）の時には分析的、アルゴリズム的な処理が促進される。また JST 戦略的創造研究推進事業として展開された岡ノ谷情動情報プロジェクトでは、情動が伝える情報の規則性、その進化、発達過程が研究されている。特

に乳児の人見知り行動が伝達する情動情報、および謝罪が相手の攻撃性、不快感に与える影響などを生理指標を用いて検討した成果は注目を集めた。

2. 知の社会性：

近年、ヒトの知性、およびそれを支える脳の進化が、われわれ人間の社会性に由来すると言う考え方が広まってきている。つまりヒトの知性は比較的大きな社会集団においてその規範を守りつつ、協力し合うことから生じたという考え方である（荻阪, 2013; 開・長谷川, 2007; Tomasello, 2010）。

こうした流れは乳幼児発達研究、人の近縁種を用いた比較認知科学研究、また進化心理学、社会心理学分野の研究者と認知科学者との協働を促し、その知見は知の社会性という仮説の確実性を高めている。この分野、特に比較認知研究は、京都大学霊長類研究所、東京大学進化認知科学研究センターなど世界有数の研究機関を有する日本が国際的にも先導集団の一角を占めている

また、1990年代から活発に進められている共同認知（collaborative cognition）も知の社会性を強く意識したものとなっている。ここでは人同士の共同が学習、問題解決にどのような影響を与えるのかをパフォーマンスレベルではなく、プロセスレベルで解明することに成功している（植田・岡田, 2000）。この成果は21世紀型スキルの育成と深く関わる学習科学の理論的支柱の一つとなっている。また近年設立されたMITのCenter for Collective Intelligenceでは、こうした知見をベースにしながら、新規で魅力的な商品開発や市場での成功を生み出す組織の知性の特性の解明も行っている。

一方、L. S. Vygotskyなどの思想の流れを現代的に展開した状況的認知も認知の社会的側面を前提とした研究を勧めてきた(Lave & Wenger, 1991)。この立場では共同体における人同士の関係のあり方、人と環境内の人工物との関係のあり方から、認知を捉えるという立場を取る。

3. 知の身体性：

従来、身体は脳、あるいは中央制御系のシステムの命令を受けて受動的に働く器官であると考えられてきた。しかし生態心理学、ロボティクスなどの研究領域との共同により、脳や中央制御系は身体の動きや働きを前提としたコントロールを行う、ある意味で折衷的な機能を果たしているに過ぎないという見解が主流である（Barrett, 2011; Pfeifer & Bongard, 2007）。

生態心理学の研究は、人間の行為を微視的に分析し、環境情報、各身体部位の協調関係を明らかにしてきた（佐々木, 2013）。またさまざまな環境下で運動、行為を行わせつつその入力と運動情報を組み合わせながらシンボル、概念の学習を行う記号創発ロボティクス、乳児様のロボットにさまざまな経験をさせ、そこから人間の発達過程を探る認知発達ロボティクスなどが展開している（谷口, 2014）。加えて、視覚、聴覚等さまざまなモダリティからの情報を統合する仕組み、それらが相互に与える影響を検討する多感覚統合研究は認知科学において急激に発展を遂げているが、これも知の身体性の流れの一つと考えられる（特集「多感覚コミュニケーション」、2011; Special Issue: Action and language integration, 2014）。

4. 知の創造と創発：

最後に知の創造と創発についての研究分野が挙げられる。知性は蓄えた知識を利用するだけでなく、与えられた環境の制約の中で、新たな知を絶えず作り出している。こうした活動が顕著な形で現れているのは、科学的な発見、工学的な発明、芸術、スポーツなどの分野においてである。これに加えて問題発見などの創造的能力を含む 21 世紀型スキルを育成する学習科学研究も展開している (Griffin, et al. 2011; 特集「批判的思考」、2012; 特集「ヒューマン・ロボットラーニング」、2012)。

この分野では実験室における研究、フィールド調査に加えて、脳計測、モーションキャプチャーなどの新しい技法による研究も行われている。この分野での研究センター、大型プロジェクトは存在しないが、日本の研究者は先端的な研究成果を残している。その結果、創造的活動においては、ローカルなレベルでの揺らぎが組織化され、システム的に共鳴する過程が含まれることが明らかになってきている。特に意識的な思考とは別の系の思考が先行的に働き、両者の相互作用が創造の核に存在するという知見が提出されている (特集『高次認知過程における意識的、無意識的处理』, 2013)。

諸外国に比べて研究活動が活発な領域である芸術の認知科学も、まさにこの知の創造と創発に深く関わる。この分野では、音楽、美術などに加えて、日本の伝統芸能の研究も活発に行われ、ここでは「息」、「間」など暗黙知とされてきたものへの科学的アプローチも始められている (特集「芸術の認知科学」, 2014)。

応用、社会との関わり

グローバル化に伴い、日本は戦後の労働集約的な産業形態から、知識集約型のそれへの転換が強く求められている。特に新たな価値を生み出すイノベーションのメカニズムの解明とそれを生み出す環境の設計は急務である。これについては経営学の一部の分野での研究がなされているが、基本的に事例研究にとどまっており、応用、再利用可能な形の知が蓄積されているとは言い難い。こうした現状を打破し、持続可能なイノベーション社会を築き上げるためには、人の思考、学習、発見についての認知科学の知見をベースにした、さらなる研究の展開が必要となる。

現代日本は超高齢化社会への突入に伴う問題 (介護、認知症、独居老人等々)、また発達障がい の顕在化などさまざまな医療、福祉上の問題を抱えている。この分野の充実においても、認知科学の貢献は多岐に亘る。まず自閉症スペクトラムに代表される発達障がいについては、自己、他者認知について長年の知見を積み重ねてきた発達認知科学の知見が診断、支援に大きな役割を果たしてきたし、今後もさらにその役割は大きくなると考えられる (Baron-Cohen, 1995)。また人とロボットの関係の構築についての研究を行ってきた HAI の研究は、介護の現場においての利用が期待されるロボットの開発にとって重要である (山田, 2007)。

今後の教育に関する認知科学の役割は極めて大きい。特に新世代の持つべき能力として注目されている 21 世紀型スキルの育成については、問題解決、創造、批判的思考などについて蓄積を行ってきた認知科学の知見を抜きに進めることは困難である。またその教育の実施の形態についても従来の講義型の一方的な伝達ではなく、学習の場のデザインを共創とい

う側面から探究してきた学習科学の知見も不可欠である。

日本は古来さまざまな文化のエッセンスを巧みに吸収し、独自の価値を持つ文化、芸術を生み出してきた。こうした文化、芸術の伝承、そして新たな創造は今後もその重要性を失うことはないだろう。認知科学ではデザインや芸術に関する研究が他国と比べても非常に活発に行われており、その研究コミュニティも作り出されている（日本認知科学会における『デザイン・構成・創造』、『芸術と情動』分科会等）。こうした知見を集約し、今後の展開につなげる取り組みが必要である。

（4）科学技術的・政策的課題

これまでに述べてきたように、認知科学がこれまでに蓄積した知見は産業、医療・介護、教育、文化・芸術などさまざまな分野の発展に重要な役割を果たす可能性がある。ただし、これらは認知科学内部だけで完結するものではない。関連分野との連携、協力が不可欠である。残念ながらこの連携、協力は現時点まで十分な形で行われているとは言えない。

そこでこの現状を改善し、関連分野との連携の強化を行い、今後の日本社会の維持、発展につなげるために必要な取り組みについて述べる。

イノベーションに向けた取り組み：日本企業の国際競争力を高め、付加価値の高いプロダクトを生み出すために、認知科学、心理学、経営学、企業の相互交流を促進するための研究プログラムの設置、また研究センターの設立が急務である。特に企業の中で育まれている潜在的な知、暗黙知を明らかにし、その構造、機能、発生、伝達を一貫した形で明らかにすることは科学的にも社会的にも重要性が高い。この取り組みにおいては、(3)で挙げた知の創造、創発の研究が大きな役割を果たすであろう。

教育改革に向けた取り組み：21世紀型スキルの実質の解明および教育カリキュラムの策定のために、認知科学、学習科学、教育学などの連携を強化する必要がある。従来の知識伝達型の教育から、知識創造の教育への移行のための教育の具体的な姿を明らかにするプロジェクトが必要である。効率的にたくさん覚え、それを上手に使うための教育だけでなく、新たなアイデアを生み出し、意外性に関する好奇心を持ち、適切な評価眼を備えた人材を作り出す必要がある。またこうした研究の展開は、新たな大学入学者選抜方法の策定にも極めて重要である。

超高齢化社会に向けた取り組み：高齢者の介護、リハビリ、社会適応を促進するために、認知科学、ロボット科学、医学、理学療法など関連分野の交流が必要である。ここでは単に自動化された、効率的な介護システムではなく、高齢者が安心し、豊かな生活をおくれる、温かいシステムの開発を目指すことが重要である。この取り組みにおいては、(3)で挙げた感情・情動的知性、知の身体性に関わる研究の役割が期待される。

芸術・文化を伝承、発展させるための取り組み：新たな価値の創出は産業界だけではなく、芸術、文化においても必要となる。この分野は各芸術領域の専門家の独占物となっているが、これをより活性化させ、次世代へとつなげる取り組みが必要であり、認知科学はその中核に位置すると考えられる。この取り組みにおいては(3)で挙げた知の創造、創発に関わる研究が大きな役割を果たす。

（5）注目動向（新たな知見や新技術の創出、大規模プロジェクトの動向など）

- ・社会脳：新学術領域研究『共感性の進化・神経基盤』（代表：長谷川寿一）では、共感に着目した人間の知の社会性を探究する試みが行われている。基盤研究（S）『社会脳を担う前頭葉ネットワークの解明』（代表：苧坂直行）では、前頭葉ネットワークに注目し、さまざまな脳計測手法を用いて知の社会性の解明のための研究を行っている。
- ・デザイン：新学術領域『認知的インタラクシオンデザイン学』（代表：植田一博）では、人間同士、人間と動物の相互適応のメカニズムの解明に基づき、ロボットや人工物のデザインへその成果を応用する取り組みを始めている。また科学技術振興機構の助成を受けた『みんなの使いやすさラボラトリー』（代表：原田悦子）では、さまざま人工物の使いやすさを高めるために、ユーザー心理、製品デザインの観点からの研究を進めている。またここでは新しい製品への適応に困難を覚えやすい高齢者を対象とした研究も行われている。

（6）キーワード

情動知能、知の社会性、知の身体性、創造と創発、イノベーション、21世紀型スキル、文化と芸術、医療と介護

（7）国際比較

国・地域	フェーズ	現状	トレンド	各国の状況、評価の際に参考にした根拠など
日本	基礎研究	◎	↓	研究テーマが細分化する傾向にあり、「人間の知の理解」などの基礎的研究に取り組む研究者は少ない。
	応用研究・開発	○	↑	人間行動の理解（消費者行動や災害時の避難行動など）に基づく、サービス工学研究が立ち上がりつつある。
	産業化	○	→	工業製品のユーザビリティを反映した製品開発が行われている。
米国	基礎研究	◎	↑	認知科学は心理学や脳科学、工学の融合分野に位置づけられており、企業を含め基礎研究は充実している。
	応用研究・開発	◎	↑	脳活動を計測することで人間行動の情動面での理解を目指した研究が立ち上がりつつある。消費者の購買行動や政治活動（投票行動など）を脳活動から推測するニューロマーケティングが盛んになっている。
	産業化	◎	↑	認知科学的視点に基づくコンサルタント専門の企業も立ち上がり、製品展開している。
欧州	基礎研究	◎	↑	認知科学は特に医学分野との連携を深め、医療分野での基礎研究が盛んである。
	応用研究・開発	○	↑	自閉症の早期発見・治療プロジェクトを代表として、認知科学の成果を応用した治療法の開発が盛んである。
	産業化	△	→	基礎研究に重点が置かれ、特筆すべき産業化の事例は見当たらない。
中国	基礎研究	△	→	fMRIやPETを利用した脳機能計測に基づく認知科学的基礎研究が行われている。
	応用研究・開発	×	→	ベンチャー企業を中心にさまざまな認知科学の知見を応用した教材や知育玩具は開発されているが、特筆すべき活動は見えていない。
	産業化	×	→	認知科学分野において特筆すべき、産業化の事例は見当たらない。
韓国	基礎研究	×	→	韓国科学技術院を中心に基礎研究が行われているが、特筆すべき活動・成果が見えていない。
	応用研究・開発	△	↑	自動車運転時の行動解析の大型プロジェクトが進行している。
	産業化	×	→	認知科学分野において特筆すべき、産業化の事例は見当たらない。

（註1）フェーズ

基礎研究フェーズ：大学・国研などでの基礎研究のレベル
 応用研究・開発フェーズ：研究・技術開発（プロトタイプの開発含む）のレベル
 産業化フェーズ：量産技術・製品展開力のレベル

（註2）現状

※我が国の現状を基準にした相対評価ではなく、絶対評価である。

◎：他国に比べて顕著な活動・成果が見えている、○：ある程度の活動・成果が見えている、
 △：他国に比べて顕著な活動・成果が見えていない、×：特筆すべき活動・成果が見えていない

（註3）トレンド

↑：上昇傾向、→：現状維持、↓：下降傾向

（8）引用資料

- 1) 安西祐一郎他（編）（2014）.『コミュニケーションの認知科学 1-5』岩波書店
- 2) Baron-Cohen, S. (1995). Mindblindness: An Essay on Autism and Theory of Mind. MIT.

- 3) Barrett, L. (2011). *Beyond the brain: How Body and Environment Shape Animal and Human Minds*. Princeton University Press.
- 4) Damasio, A. R. (2003). *Looking for Spinoza: Joy, Sorrow, and the Feeling Brain*. Harcourt.
- 5) 藤田和生（編）（2007）. 『感情科学』 京都大学学術出版会.
- 6) Griffin, P. et al. (Eds.) (2011). *Assessment and teaching of 21st century skills*. Springer.
- 7) 開一夫・長谷川寿一（編）（2009）. 『ソーシャル・ブレインズ：自己と他者を認知する脳』 東京大学出版会.
- 8) Lave, J. & Wenger, E. (1991). *Situated learning: Legitimate, peripheral participation*. Cambridge University Press.
- 9) LeDoux, J. (1996). *The Emotional Brain: The Mysterious Underpinning of Emotional Life*. Simon & Schuster.
- 10) 荻阪直之（編）（2013）. 『社会脳シリーズ 1-3』 新曜社.
- 11) Pfeifer, R. & Bongard, J. (2007). *How the Body Shapes the Way We Think*. MIT Press.
- 12) 佐々木正人他（編）（2013）. 『知の生態学的展開 1-3』 東京大学出版会.
- 13) Special Issue: Action and language integration: From humans to cognitive robots. *Topics in Cognitive Science* (2014). Vol. 6, No. 3.
- 14) Special Issue: The cognitive science of visual-spatial displays: Implications for design. *Topics in Cognitive Science* (2011). Vol.3. No. 3.
- 15) Special Issue: Collective behavior. *Topics in Cognitive Science* (2009). Vol. 1, No. 4.
- 16) Special Issue: Does cognition deteriorate with age or is it enhanced by experience? *Topics in Cognitive Science* (2014). Vol. 6, No. 1.
- 17) Special Issue: Music cognition and the cognitive sciences. *Topics in Cognitive Science* (2012). Vol. 4, No. 4.
- 18) 谷口忠大（2013）. 『記号創発ロボティクス』 講談社.
- 19) 特集『デザイン学』 日本認知科学会（編）（2010）. 『認知科学』 vol.17, No.3.
- 20) 特集『芸術の認知科学』 日本認知科学会（編）（2013）. 『認知科学』 vol.20, No.1.
- 21) 特集『批判的思考』 日本認知科学会（編）（2012）. 『認知科学』 vol.19, No.1.
- 22) 特集『ヒューマン・ロボット・ラーニング』 日本認知科学会（編）（2012）. 『認知科学』 vol.19 No.3.
- 23) 特集『高次認知過程における意識的、無意識的処理』 日本認知科学会（編）（2013）. 『認知科学』 vol.20, No.3.
- 24) 特集『社会性認知のメカニズム』 日本認知科学会（編）（2011）. 『認知科学』 vol.18, No.1.
- 25) 特集『多感覚コミュニケーション』 日本認知科学会（編）（2011）. 『認知科学』 vol.18, No.3.
- 26) Tomasello, M. (2010). *The Origins of Human Communication*. MIT.
- 27) 植田一博・岡田猛（編）（2000）. 『協同の知を探る：創造的コラボレーションの認知科学』. 共立出版.
- 28) 山田誠二（編）（2007）. 『人とロボットの間をデザインする』 東京電機大学出版会.