展 望

人工知能から見たロボット界への期待

Expectations of Robot Field from Artificial Intelligence Field

松 尾 豊* *東京大学

Yutaka Matsuo* *The University of Tokyo

1. は じ め に

The main lesson of thirty-five years of AI research is that the hard problems are easy and the easy problems are hard. The mental abilities of a four-year-old that we take for granted — recognizing a face, lifting a pencil, walking across a room, answering a question — in fact solve some of the hardest engineering problems ever conceived... (by Hans Moravec [1])

35年におよぶ人工知能研究の主要な学びは、難しい問題は易しく、易しい問題は難しいということだ。当然のように思う、4歳児の心的な能力—顔を認識したり、鉛筆を持ち上げたり、部屋を横切ったり、質問に答えたり—は、実際、これまでに直面したことのない最も難しい工学的な問題のいくつかを解いている (ハンス・モラベック [1])

これまで、多くの人工知能研究者が、知能の問題を考え、そして壁にぶつかってきた。人工知能の研究は、大雑把に言う、1960年代の推論や探索の研究から、1980年代の知識工学・エキスパートシステム、1990年代から2000年代にかけてのオントロジー、セマンティックウェブや知識発見、あるいは、マルチエージェントや社会性、コミュニティといった変遷を経て、2017年現在、機械学習・深層学習の全盛の時代を迎えている。

私は、人工知能に関する過去の文献や書籍を読めば読むほど、人工知能というのがいかに偉大な分野であり、無数の天才が挑戦しては、ことごとく跳ね返されてきた極めて難しい分野であることを痛感する。例えば、Marvin Minskyの心の社会 [2] にしても、心のあり得る仕組みについて非常によく考えられているし、Douglas Hofstadterのゲーデル、エッシャー、バッハ [3] など、よくここまで再帰という突き詰められるものだと思う。言葉で積み木の世界を操作す

る Terry Winograd の SHRDLU [4] も、なぜ1960年代にここまで思い至ったのか、すごいとしか言いようがない。

ところが、そんな天才たちが束になってかかっても、一向に人間の知能に近づけない。そこで、もっと別のところに答えがあるのではないかと思う。それが、人工知能という分野の研究の変遷を生み出した。

初期の人工知能は、記号処理を中心にしたものであり、人間の知能の根源は記号処理にあるだろうというものだった。ところがそれが行き詰まった。記号処理の中心であった Minsky は MIT で AI 研究所の初代所長であったが、3代目の所長になった Rodney Brooks は「表象なき知能」という概念を提唱し [5]、包摂アーキテクチャを考案した。知的に見える振る舞いも、環境と簡単な処理の相互作用の結果として得られる。その後、例えば、Tom Gruber はオントロジーという考え方を提唱した [6]。また、知識のもつ社会性に注目した研究が出てきた。複雑性やインタラクションを伴ったマルチエージェントの研究 [7] も日本を中心として強い分野となった。

こうした動きは、実は、すべて正しいと私は思っている。「群盲象を評す」の例えにあるように、知能を異なる側面から捉えたものであり、どれも正解であると思う。ただし、一つだけ足りなかったものがあり、それが、高度なパターン処理であり、それが近年の深層学習の進展により解決され始めているというのが私の見方である。本稿ではこの点について詳しく述べる。

2. 知能の全体像

私が考える知能の全体像は、図1のようなものである。ざっぱく図であることはご容赦願いたい。まず、人間も動物も、生物はすべて環境中に生きているので、環境からのセンシングとそれに応じた行動というループが基本である。

それは特定の環境に対してのみ動く、簡単な制御系でも実現できるし、より複雑な環境でロボットに動くようにも設計できる。これは、Brooks が言っていた身体性であり、Rolf Pfeifer の環境における身体性 [8] の重要性である。すべての生物は環境に条件付けられた自己保存装置、あるいは再生産装置であるので、環境にその行動は埋め込まれて

原稿受付 2017年2月2日

キーワード: Deep Learning, Embodiment, Symbol Manipulation, Reinforcement Learning, Image Recognition

*〒113-8656 文京区本郷 7-3-1

*Bunkyo-ku, Tokyo

図1 知能の全体像と人工知能研究の変遷

いる。

そして、人間の場合は、このシステムの上に記号のシステムを載せている。これはまさに「象はチェスをしない」として Brooks が Minsky を批判した [9] ことの裏返しであるが、人間は記号を使ったチェスというゲームをする。言語の使用は、恐らく人間がほかの動物よりも圧倒的に賢い理由であり、また、多くの人工知能研究者が当初、自然言語や推論の研究を志向した理由でもある。したがって、ここから人工知能の研究がスタートしたのは、不思議ではない。

なお、記号といっても様々なレベルがあり、内的な記号と外的な記号（コミュニケーションに用いる記号）を分ける場合もある。我々が例えば、次の打ち合わせに移動しようという行動計画を立てる場合には、ミクロなレベルの身体の動かし方から、マクロなプランニングまで、異なる階層で行うわけであるが、少なくとも上のほうはかなりの部分、記号を用いた処理を行っているように思える。なぜ記号が、よい行動選択や学習速度の向上につながるのであろうか。記号はある種の再サンプリングや条件設定の効果、あるいは転移学習の効果があると考えられるが、機械学習の観点から見た記号の意義は、いまだに明らかにされていないと思う。

そして、その上に、記号を用いた他者とのコミュニケーションがあり、また、知識の蓄積がある。この両者はほぼ同じ現象の表裏であり（例えば、オントロジーとコミュニティは同じものであるという議論 [11] がある）、知識の取得や蓄積の側に目を向けると、情報検索や知識抽出で研究されてきた分野にあたる。コミュニケーションの側に目を向けると、ソーシャルネットワークやソーシャルメディアの研究ということになる。筆者がこれまで研究してきた領域はこのあたりにあたる。

ここで述べた全体像は、必ずしもすべての人工知能研究者が同意するものではないと思うが、大まかには人工知能研究者の見方の概観を表すものであると思う。

ところが、こうした知能の全体像において、これまでの数十年の研究では大きな問題があった。環境中におけるパターンの処理が極めて弱かったことである。Brooks の昆

虫のロボットはできても、それよりも高度なパターン処理をするものが作れなかった。特に視覚的な入力の問題は顕著であった（それがいま、深層学習により画像認識の精度が大きく向上し、大きく進展しようとしている）。したがって、これまでの人工知能の研究は、記号の研究からスタートし、それが立脚すべき身体性の重要性に思い至り、そこまで遡ったまではよかったが、そこで解かれるべきパターン処理が技術的な限界により解けなかった。そこで、今度は答えはほかにあるのではということで、逆に外へ外へと向かったということだと思っている。特にマルチエージェントや社会性といった最近の人工知能における研究は、かなり外に進出しているものだと思う。これを図1における矢印で表している。

拙著 [12] のなかでは、深層学習がいかに様々な問題の根源的な原因を解決するものであるか、そこを起点にして、様々なイノベーションが起こっていくはずであることを述べた。順番としては、認識の問題が解決されれば、次は身体性であるはずである。それが動物としての基本機能だからである。その次に、記号の研究が本格化する。いままでと違って、きちんと「グラウンドした」記号を使っただけの研究である。さらに、知識の抽出や共有、コミュニケーションといった話題が出て来るだろう。現象のモデル化の能力も研究されるようになるだろう。

2年ほど前に、ある研究会で人工知能の古くからの研究者何人かの前でこうした見解を述べたことがあるが、そのときに、「意外に普通だね、古臭いこと言うね」と言われた覚えがある。まさにそうなのだ。人工知能の分野の研究の変遷において、その時代時代で言われてきたことをつなぎあわせただけの普通の話述べているのである。

Ian Goodfellow や Yoshua Benjio らの書いた Deep Learning という本 [13] には次のような一節がある。

One may wonder why deep learning has only recently become recognized as a crucial technology though the first experiments with artificial neural networks were conducted in the 1950s. ... The learning algorithms reaching human performance on complex tasks today are nearly identical to the learning algorithms that struggled to solve toy problems in the 1980s, though the models we train with these algorithms have undergone changes that simplify the training of very deep architectures. The most important new development is that today we can provide these algorithms with the resources they need to succeed.

人工ニューラルネットワークの最初の実験が1950年代に行われたのに、なぜ最近になってようやく、深層学習が

極めて重要な技術と認識されるようになったかは、不思議に思うかもしれない。(中略) 今日、複雑なタスクで人間の性能に到達する学習アルゴリズムは、1980年代におもちゃの問題を解くのに苦労した学習アルゴリズムとほとんど同一である。これらのアルゴリズムで訓練するモデルは、とても深いアーキテクチャでの訓練を簡略化する変化をしてはいるが、最も重要な新しい進歩は、今日ではアルゴリズムが成功するのに必要とするだけのリソースを、アルゴリズムに提供することができることである。

つまり、計算リソースやデータが足りなかっただけで、アプローチは間違っていなかったのである。深層学習が画像認識や音声認識で大きなブレイクスルーを起こしたあとに来るものは、身体性の研究しかない。BrooksやPfeiferらが間違っていなければ、そして彼らが間違っている可能性があるとは、私には到底思えない。そして、そのあとにようやくMinskyの世界が来る。したがって、今後は、必然的にロボットの研究が重要だということになる。もちろん、これまでのロボットの研究と異なるのは、深層学習の進展とこれまでの研究が融合されるような形で研究の進展が起ってくるはずであるということである。

3. ロボット研究の難しさとチャンス

もちろん、難しいところはたくさんある。私は画像認識やロボットが専門ではないから気楽なことが言えるが、当然、専門家からみると、「そんなことは昔から考えられてきた」「簡単に言うな」と思われることはたくさんあるだろう。

深層学習のロボットにおける研究としては、いま、UC BerkeleyのPieter Abbeelらを中心に、深層学習と強化学習を組み合わせるアプローチが研究されている(文献[14]など)。実ロボットを使い、様々なマニピュレーション、歩行、飛行などのタスクを行っている。もう一方の雄は英国Google DeepMindで、アルファ碁への応用が有名であるがDeep Q Learning (DQN)などの技術が中心に研究されている(文献[15]など)。3Dの迷路やシミュレータ上でのロボットの研究も行われている。ほかにも、CMUやミシガン大、国内でも本特集で掲載されているように、早稲田大学や中部大学、PFNなど様々な機関で研究が行われているが、世界的には、UC Berkeley系と、DeepMind系とざっくり大別することができるだろう。

両者の戦略の違いは面白い。DeepMindの戦略は、とにかくオンライン空間上でできることをターゲットにすることだろう。CEOのDemis Hassabisの話を聞いたり記事を読むにつけ、脳の処理における身体性の重要性は、明確に理解していると思われるが、それを実現するには、オンラインで行くほうが近道であるという戦略であろう。Facebook人工知能研究所のYann LeCunが最近、「実世

界の限界は実時間でしか動かないことである」とたびたび言っており、ごく当たり前のことであるが、非常に重要な指摘である。例えばアルファ碁は1秒程度で1局、自己対局をしているが、オンラインのほうが圧倒的に試行錯誤を重ねることができ、結果的に研究が早く進む。

一方で、Pieter Abbeelらは実世界を対象に研究を進めている。当然、試行回数を減らさないといけないので、よい初期値を与えることが重要である。そのための様々な工夫をしている。行動をいかにチャンク化するか、複数の階層のプランニングを行うか、ある行動を別の機会に転移させるかなどの研究課題がいろいろとある。シミュレータを上手に作る、壊れないように行動を制御する、行動結果を予測するなどの研究も進んでいる。

実世界を対象にした試行錯誤を減らす研究こそが、身体性の獲得においては重要なのだろうか。実世界をいかにシミュレータでモデル化しようが、オンラインのゲームを使おうが、根本的な難しさである実世界の複雑で創造的な非線形性に立ち向かうには、「ほんもの」の実世界を対象にするしかないのではないか。あるいは、「高速に試行錯誤できる」環境で、アルゴリズムを極めた上で、おもむろに実世界を対象にするほうが結局は近道なのではないか。結果的にどちらのアプローチに軍配があがるのか、大変興味深い。

すでのその端緒が見て取れるが、こうした研究は次第に記号処理に近づき、その先に、言語との融合があるはずである。言語との融合も、これまでにロボットの研究として様々に行われてきたが、深層学習をベースにした方法に置き換わっていくだろう(ただし、考え方自体は昔から研究されているものと別段大きく変わるわけではない)。

このように、「普通に」考えると、深層学習のブレイクスルーから、身体性を介した概念獲得、言語理解というふうに進むはずである。したがって、ロボットの研究をしないう限り、人工知能の研究としては先に進めないはずということになる(そう思って、筆者の研究室でも、2012年ごろから、これまでに研究してきたソーシャルメディアや知識処理とまったく別分野になるが、画像処理や強化学習、ロボット、産業機械の研究を進めている)。

この点においては日本の研究にもチャンスがある。深層学習の研究を行っているGoogleやFacebookの研究者、あるいはそれを応用しようと目論むシリコンバレーの開発者たちは、実世界でのロボット技術に対して大きな苦手意識がある(というより別分野だと思っている)。例えば、ICML2015のDeep Learning Workshopのパネルでは、Yoshua Bengio, Yann LeCun, Andrew Ngらが、明らかに身体性の重要性を意識しながらも、ロボットの研究はできないからね、ハハハと笑いあっていたことが印象的であった。オンラインで完結する対象(例えば音声認識や画像認識や自然言語処理)に対する深層学習の研究者の圧倒的な厚みとその成

果の恐るべきスピードに比べると、深層学習とロボットや機械の交わる領域を対象とする研究者は少なく、日本の研究も十分に戦える余地があると感じる。考えてみれば、ロボット研究は、ハードウェアとソフトウェアの知識・ノウハウが必要とされ、一朝一夕にできるものではないので、深層学習が音声・画像・言語処理を席卷してきたようにはいかないだろう。

ここ数年、こうした研究の進展の順序と、日本の（暫時の間の）ロボット研究における優位性に対する確信を強くもってきたが、ところが、1年ほど前から「もしかして」という危惧を抱きはじめた。それは、こういった実世界における身体性という話を全部すっ飛ばして、大量のデータから概念獲得や意味理解ができてしまう可能性が、もしかしてあるのではないかとということである。例えば、体を動かせない人でも、大量の動画を見続けるだけで、現象に対する理解に至らないだろうか。本当に、世界を理解するのに、「実世界の」身体が必要なのだろうか（この議論は哲学者フランク・ジャクソンによって提示された「メアリーの部屋」[10]として知られている）。GoogleやFacebookは、巨大な言語データも映像のデータももっているのだから、そこからの学習だけで相当なところまでいけてしまうのではないかと。そう思っていたところ、昨年秋に、Google翻訳が深層学習バージョンにアップデートされた[16]。8層のbidirectional RNN (LSTM) に、アテンションモデルを入れており、まさに現時点でのできる限りの最新の技術をすべて取り入れた結果、驚くほど精度があがっている。本来は、実世界の認識、身体性なしには、それほど上がらないはずと思っていたが、かなり上がってしまった。

この路線が、本当の意味理解に至るまでいくとは思えない（行くはずがない）のだが、GoogleやFacebookのもつデータ量とオンラインで完結する対象に対する研究者たちのスピードは凄まじく、一瞬、「彼らならやってしまうかも」と確信が揺らいでしまう。そして、こうしたアプローチに多少なりとも画像や映像などの実世界情報のアライン

メント、あるいは獲得した身体性に関する概念とのアラインメントの要素が入ってくれば、大幅にショートカットして、言語理解までたどり着く可能性がある。

その状況を示したのが図2である。普通に身体性から始めると、UCBerkeley路線かDeepMind路線の戦いとなるが、大幅にショートカットするGoogle, Facebook路線があるかもしれないということである。

4. 産業的な重要性

こうした状況に対して、日本の研究の立ち位置はどうであろうか。深層学習の研究では日本は相当に遅れている。ICLR, NIPS, ICMLといった主要な会議でも、深層学習のテーマで論文を通して研究者はごくわずかである。ただ、身体性という観点から技術を産業と結びつけることにより、その状況を打開することもできるのではないかと考えている。その理由を少し自分自身の研究をさかのぼって説明したい。

私は、これまで、人工知能の研究をしてきたが、題材としてはウェブのデータを扱ってきた。ウェブマイニング、あるいはソーシャルメディアの分析と言われる領域である。学生だった当時は、Googleの創業者であるSergey BrinやLarry Pageもスタンフォードの学生であり、伝説的なPageRank論文[17]が出たときにも、後輩と「けっこう良い手法だね」とか言ってすぐに真似をしていた記憶がある。ところが、彼らは大学を辞め、Googleを作り、あっという間に時価総額世界一の企業になってしまった。

2002年ごろは、ウェブ上のソーシャルネットワークが面白いと思い、ウェブのデータをマイニングしてソーシャルネットワークを表示するような研究[18]をしていた。Facebookも、その前にあったFriendsterもなかったころである。我々が人工知能学会で地道にデモなどをやっているうちに、Facebookが出てきて、あっという間に世界的な企業になってしまった。いまでは時価総額で世界5位である。

そして、GoogleやFacebookなどの企業が、大量にウェブのエンジニアや研究者、あるいは人工知能の研究者を雇用している。Googleの年間の研究開発費は1兆円を超える。どう考えても勝ち目がないほど、GoogleやFacebookの研究者の層は厚い。つまり、事業を作り出し、そこから技術に再投資するサイクルを作ったものが結局は勝つということを感じてきた。それがここ20年で最も激しかったのがウェブの領域だったのではないと思う。そして、深層学習の研究についてもあてはまる。

したがって、この状況を打開しようと思えば、深層学習をベースに大きく利益を生み出すような事業を作り出し、技術に再投資するしかないわけである。その観点からは、深層学習が破壊的な変化をもたらす領域がどこか。それを見極めることが極めて重要である。まずは画像認識の領域、例

図2 身体性をめぐる深層学習領域の戦況

えば、医療画像や監視カメラ、写真の分類やユーザの表情の読み取りなどが対象になるだろう。これらは比較的、シリコンバレーのベンチャーでもやりやすいところであり、すでに多くの企業が取り組み始めている。

そして、次に起こるのは、身体性の技術の活用である。認識の技術と、ロボット・機械系の技術の融合で新しい付加価値が生み出されるはずである。私は典型的には、農業、建築、食品加工といった。これまで自動化、機械化するのが難しく、かつ産業として巨大な分野だからだ。産業用ロボットなどの活用もあるが、これまでの工業化はいわば「目の見えない機械」を使って環境を整えることによって自動の処理を実現してきた歴史であった。したがって、今後起こる変化は、環境が整っていないところでの自動化が起こることである。そのなかで産業として大きいのが、農業や建築、食品加工などであろう。それ以外にも、例えば、片付けというのは巨大な市場を構成するのではないかなと思う。認識し、ものをあった場所にしまうというだけだが、それだけで家事労働が非常に楽になるし、生活の質が大きく向上する。

私は、カンブリア爆発といっているが、トヨタ TRI の Gill Pratt 氏 [19] やソフトバンクの孫正義氏も同じ表現をしている。地球ができて 46 億年だが、カンブリア爆発は 5 億 4,200 万年前から 5 億 3,000 万年前という短時間に現存するすべての生物の門が出揃ったという現象だ。これは「眼の誕生」が原因だとする説をアンドリュー・パーカーが提唱した [20]。深層学習は「目」の技術であり（視覚野の処理を実現にするものであり）、ロボットや機械の世界でカンブリア爆発が起こることである。

こうした片付けや調理、あるいは農業や建設などの作業を実現することは、ロボットの研究コミュニティでは古くから試みられている。しかし、今がタイミングなのではないかなと思う。ウェブの世界でも、情報検索という技術は昔からあったにもかかわらず、ウェブページを対象とする検索エンジンで一気に商用化した。ソーシャルネットワークの研究は社会学の分野で何十年も行われていたが、SNS が一気に広がった。つまり、昔からあるアイデアが、何らかの現実的な条件が満たされて一気に広がることはよくある。

技術的には、深層学習により画像認識の精度が非常に上がり、強化学習との連携が使えるようになってきたことは極めて大きな変化だと思う。あとは、ハードウェアの問題と、製造コストがどこまで下がるかである。ここがクリアされれば、大きな事業につながるかもしれない。そして、ハードウェアの問題、コストの問題は、日本の研究者や日本企業が強みを発揮できる部分ではないかなと思う。いつ

たん事業として成立し始めれば、さらに精度の良い学習を行うことに対して、事業者は強いインセンティブをもつはずである。それが研究の後押しとなり、技術を大きく前に推し進めることになる。

深層学習を起点にした事業化をうまく進めることができれば、インターネットの分野における Google や Facebook のような地位を日本が取れる可能性があるのがロボット・機械の分野であると思う[†]。したがって、人工知能の研究者という立場からみて、ロボット研究に対する期待は極めて大きい。

5. お わ り に

本稿では、近年の深層学習の進展に対する見解を述べた。知能研究の全体像は、なかなかきちんとした論拠をもって説明することが難しいが、人工知能の研究者からみて、なぜロボットの研究が重要なのか、どういうチャンスを持っていると見えているかが大まかに伝われば幸いである。

深層学習の研究は急速に進展している。古くから研究している方は、深層学習といっても昔の技術と変わらないと思われるかもしれない。そして実際のところそうなのだが、やはりそれが現実的に簡単に導入できるようになったことは大きい。ぜひ新しい技術を取り入れ、これまでの研究に裏打ちされた深い洞察を融合した研究を進めていただきたいと思う。そしてそれが人工知能研究にとっても、知能の研究を進めるための大きな推進力になるはずだと思う。

参 考 文 献

- [1] H. Moravec: Mind Children. Harvard University Press, 1988.
- [2] M. Minsky: 心の社会. 産業図書, 1990.
- [3] D. Hofstadter, 野崎昭弘 ほか 訳: ゲーデル, エッシャー, バッハあるいは不思議の環. 白揚社, 1985.
- [4] T. Winograd: Procedures as a Representation for Data in a Computer Program for Understanding Natural Language, MIT AI Technical Report 235, 1971.
- [5] R. Brooks: "Intelligence Without Representation," Artificial Intelligence, vol.47, no.1-3, pp.139-159, 1991.
- [6] T. Gruber: "Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing," International Journal of Human-Computer Studies, vol.43, no.5-6, pp.907-928, 1995.
- [7] T. Ishida, L. Gasser and H. Nakashima: Massively Multi-Agent Systems I: First International Workshop MMAS 2004. 2004.
- [8] R. Pfeifer and C. Scheier: 知の創成—身体性認知科学への招待. 共立出版, 2001.
- [9] R. Brooks: "Elephants Don't Play Chess," Robotics and Autonomous Systems, vol.6, no.1-2, 1990.
- [10] P. Ludlow, Y. Nagasawa, D. Stoljar: There's Something About Mary: Essays on Phenomenal Consciousness and Frank Jackson's Knowledge Argument. A Bradford Book, 2004.
- [11] P. Mika: "Ontologies are us: A unified model of social networks and semantics," Proc. ISWC2005, pp.5-15, 2005.
- [12] 松尾 豊: 人工知能は人間を超えるか ディープラーニングの先にあるもの. KADOKAWA/中経出版, 2015.
- [13] I. Goodfellow, Y. Bengio and A. Courville: Deep Learning. MIT Press, 2016.
- [14] S. Levine, C. Finn, T. Darrell and P. Abbeel: End-to-End

[†]私見ではヒューマノイドロボットより産業機械に可能性が大きいのではないかなと思っている。

- Training of Deep Visuomotor Policies. CoRR abs/1504.00702, 2015.
- [15] V. Minh, et al.: Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 2015.
- [16] M. Johnshon, et al.: Google's Multilingual Neural Machine Translation System: Enabling Zero-Shot Translation, arXiv:1611.04558, 2016.
- [17] S. Brin and L. Page: "The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine," Proc. 7th WWW Conference, 1998.
- [18] Y. Matsuo, et al.: "POLYPHONET: An advanced social network extraction system," Proc. WWW 2006, pp.397-406, 2006.
- [19] G.A. Pratt: "Is a Cambrian Explosion Coming for Robotics?," Journal of Economic Perspectives, vol.29, no.3, pp.51-60, 2015.
- [20] アンドリュー・バーカー：眼の誕生—カンブリア紀大進化の謎を解く。草思社，2006。

松尾 豊 (Yutaka Matsuo)

1997 年東京大学工学部電子情報工学科卒業。2002 年同大学大学院博士課程修了。博士（工学）。同年より、産業技術総合研究所研究員。2005 年 10 月よりスタンフォード大学客員研究員を経て、2007 年より東京大学大学院工学系研究科総合研究機構／知の構造化センター／技術経営戦略学専攻准教授。2014 年より東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻グローバル消費インテリジェンス寄付講座共同代表・特任准教授。専門分野は、人工知能、ウェブマイニング、ビッグデータ分析。人工知能学会からは論文賞（2002 年）、創立 20 周年記念事業賞（2006 年）、現場イノベーション賞（2011 年）、功労賞（2013 年）の各賞を受賞。人工知能学会学生編集委員、編集委員を経て、2010 年から副編集委員長、2012 年から編集委員長・理事。2014 年より倫理委員長。