解 説

ロボット産業の広がりを阻む未踏の研究課題

Unconquered Subjects of Research Preventing Further Expansion of the Robot Industry

有 本 卓
Suguru Arimoto

1. は じ め に

年齢を重ねると、眼は遠視になる。ロボット研究の現場を離れると、生々しい研究発表の場であったロボット学会や関連の国際会議に出向く必然性がなくなって来た。そして、身内の世界であったロボティクス研究の現状は見えにくくなった。良いこともあって、ロボティクスの親戚筋にあたる人工知能 (AI) や情報科学技術の外なる世界に遠視の眼が行き届き始めた。昨年は2014年、外の世界に何が起こったか、どんな研究目標が達成されたか、振り返ってみたい。それらの目標達成がロボティクス研究の近々の未来にどのように関係するか、遠目を効かしてみたい。

結論を先に述べる。AIは、昨年、半世紀に及ぶ未踏問題に多大の成果を挙げたが、AIとロボティクスの双方の課題として指摘されていた常識推論 (commonsense inference) と日常物理学 (everyday physics) については、まだめばしい成果は出ていない、と結論する。実際、1台のアンドロイド・ロボットが日常生活の場である家庭に入り、種々雑多な日常作業をこなしている姿が近々に見えてくるとは思われない。今年 (2015年)、1月24日に放送されたNHKの「ネクスト・ワールド (私達の未来)」では、2045年のロボット社会をドラマに仕立てていたが、ロボットの“知”については想像力がまったく働いていなかった。日本ロボット学会が創立した間もないころ、1980年代の後半には、早くも、第Ⅲ世代ロボットが“知能ロボット”になると言われた。しかし、21世紀に入る前には、それが遠い将来になることが上述の二つの未踏課題にあると指摘されていた [1]。

21世紀のロボティクスも早や15年、二つの未踏課題に挑戦できる技術環境が整い、重要なツールが揃って来た。そして、問題点が明確になって来た。本論では、日常物理学の課題克服を目指し、“未踏の人工知”を創造する方法があり得るか、考えてみたい。最後の章では、細部にわたるが、筆者の専門であった“ロボット制御”の未解決問題に触れる。

2. 2014年のイノベーション

人工知能学会も日本ロボット学会と同じ1983年に創設された。両者の交流は、現在に至るも、ほとんど見られず、共通の課題を掲げて激論を交わすことはなかった。昨年、人工知能の世界では、飛び切りのニュースがあった。1) 遂に、一つの機械 (コンピュータ) がチューリングテストに合格した。人と機械が対話し、別室で聞いた審査員には、どちらがどちらか、判定できなかったのである。2) 同じく、2014年には、東大合格を目指す人工知能「東ロボくん」が「全国センター模試」に挑戦し、合格点にははるかに及ばなかったが、相当な成績 (偏差値が50に近く、相当数の大学に合格できるはず) を挙げたことが報じられた (朝日新聞11月3日号)。3) 同じ年に、コンピュータ将棋のソフトウェアの幾つか (ソフトウェアの選手権の1位から5位まで) が精鋭のプロ棋士5人との団体戦 (電王戦) に挑み、勝利した。プロ棋士側から見て1勝4敗であった。伸び盛りの豊島将之七段に負けただけであった。

すでに、チェスの競技では、IBMが開発したコンピュータ “Deep Blue” が、1997年、当時の世界チャンピオン Karry Kasparov に2勝1敗3引分で勝っていた。チェスの指し手の複雑度 (complexity) の 10^{45} に対比し、将棋のそれは 10^{70} であるといわれる。碁のそれは 10^{172} である。ゆえに碁のコンピュータプログラムはプロ棋士に、到底、勝てない。それでも、2014年、“Crazy Stone” と命名された碁プログラムが、4子の置き碁ではあるが、元本因坊のプロ棋士に勝った。そのプログラムの基本戦略はランダム木探索 (MCTS, Monte-Carlo Tree Search) に基づく。単純化した 9×9 路盤では (その複雑度は 10^{38} である)、知識をもたせない MCTS 戦略に基づいて作られた “Fuego” と呼ぶプログラムが、2009年にはプロ棋士を負かしていた。この戦略の基本的な考え方は将棋プログラムの開発にも生かされている。ただし、将棋プログラムが、ここ数年、急速に強くなったのは、知識 (knowledge) と学習 (learning) の連携がプログラムに機能し始めたからである。

ロボティクスをめぐる話題は、2014年、政治経済の世界で際立った。サイバーダイン社が東証マザーズ市場に上場

原稿受付 2015年2月26日

キーワード: Artificial Intelligence, Turing Test, 3D-Knowledge Base, Generic Control Law, Redundant Robot, Bernstein Problem

し、何千億円の市場価値を産み出した。ソフトバンク社がアンドロイドロボット“Pepper”を新聞発表したのも2014年であった。それはフランスのAldebaran社が開発したが、製作は台湾のFoxconn社が担い、ソフトバンク社は、2015年2月には、1台19,800円と月々の加入料で売り出す。画期的なことは、Pepperはインターネットにつながる点であろう。それは、IoT (Internet of Things) の先鋭となり得る。現時点のPepperの対話能力は貧弱であろうが、様々なアプリが開発され、ダウンロードできるようになり、進化し続ければ、“Household Robot”の先駆けとなり得るかもしれない。

ロボット周辺技術には、Google社が先頭を切った車の自動運転があり、2014年には、各社が参入し、その技術開発が急ピッチに進んでいる様が報じられた。もっと急速に技術開発が進んだのは、ドローン (drone) のハードとソフトであろう。4本のロータをもつ民生用のマルチコプタと自動操縦プログラムのことである。角速度センサや加速度センサを搭載し、GPSと地図およびカメライメージを照合できれば、用途は広がる。オープンイノベーションを目指して、2014年、ドローンコード (dronecord) が発足した。

3. 知識と学習

2014年に帰らぬ人となった高倉健氏と菅原文太氏の名は、4半世紀以上は語り継がれ、記憶されるだろう。ロボティクスに関係した人には、ハリウッドの名優、ロビン・ウィリアムズ (Robin Williams) の名を同じように忘れないだろう。2014年8月、ロビンの訃報に接したとき、2世紀にまたがって生きた男 (bicentennial man) を演じた“アンドリュー”の記憶がよみがえった。不老不死であったはずのアンドロイド・ロボット“アンドリュー”が恋に落ち、死を選んだ悲喜劇とともに、演じた彼自身が不治の病を知って自死したことに悲しい思いが重なった。

アンドリューは御主人一家に雇われ、執事役とともに家庭内のすべてのサービスを引き受けるサーバントロボットであった。原作は有名なSF作家であったアイザック・アシモフである。アンドリューには、最初は、チューリングテストに合格した程度の対話力しかなかった。御主人との成人男性同士の対話は滑らかにできても、幼い娘との会話はうまく運ばない。話しかけても、気味悪がられ、嫌われすらした。年月を経て、娘は成長し、大学生になるころには、アンドリューの対話力は大いに進み、ウィットに富んだ会話が二人の間を心地良く包み込むようになった。しかし、娘は、アンドリューの意に反して、面白味の少ない男 (人間) と結婚する。やがて年老いた御主人の最後をみとり、アンドリューは長い旅に出る。数十年を経て元の家を再訪したとき、娘は100歳に近く、再び冥途への見送りを体験する。人の回避しようのない死に対するおののきを知り、死に行

The trophy doesn't fit in the brown
suitcase because it is too big/small.
What is too big/small?

図1 人工知能のテスト“Winograd schemas”の一例。IEEE Spectrum 2014年10月号のp.17より引用。

く者への哀悼の心を学ぶ。話は続く。見送った祖母が残した孫娘が現れ、アンドリューは恋におちいり、今度こそは対話の中で明確にプロポーズするのであった。

アンドリューは200年近くにわたって人として生きる知識と心を獲得したが、永遠に生き得る能力は放棄した。

チューリングテストに合格した程度の会話能力では、日常生活にそれほど役立たない。AIの研究者には、早くから、チューリングテストを超えるもっと困難な課題が提案されていた。それは深い知識から推論する力を験す“Winograd schemas”である。その一例を図1に示す[2]。英文の“it”が何を指すか、それが何であるか、“big”の場合と“small”の場合に応じて、正しく答えないといけない。正解に達するためには、トロフィーとスーツケースに関する深い知識が必要である。また、知識とともに、トロフィーをスーツケースに入れる日常物理学の状況が想定できる理解力 (reasoning) が必要である。

東ロボくんが挑んだ模試について、2014年度には英語の解答にNTTが協力した (全体プロジェクトは国立情報学研究所が始めた)。千億個の英単語のデータベースを基にスマホ向けに開発した対話アプリを用いた。英語偏差値は2013年度の41から50.5にまで上がった。全国平均を上回った科目は、ほかに国語がある。対話文の穴埋め問題では、“会話の流れに沿っているか、相手の感情に寄り添っているか点数化して判定する手法” (朝日新聞11月3日号) が成功をおさめた。ロビン・ウィリアムズが演じたアンドロイド“アンドリュー”も、学習によって対話力を磨いていったように。

学習の力は、今やプロ棋士並みになったコンピュータ将棋の棋力向上の基本である。序盤から中盤に差しかかるころ、一手一手が難しくなる。ある局面の強さは、盤面に置かれた駒の相対位置関係や、取った駒や取られた駒も含めた相互の関係によって強さが点数化される。自分の次の一手を決めるには、相手の手を探索し、枝分かれしつつ木探索を続け、点数が高くなる手を定める。この盤面の点数化には、プロ棋士の過去の莫大な量の対戦局面と勝敗が参照されている。ここには、ビッグデータ (big data) の解析方法の典型例がある。更に、ゲームであることを利用し、強い将

棋プログラム同士を自動的に対戦させ、勝敗によって点数化の修正を続ければ、強さは自己増殖可能になる。2014年度の電王戦では、豊島7段はあらかじめ対戦相手の将棋プログラムと1,000局近く、練習将棋を差し込んでいた（結果は5分5分に近かったようである）上で、対局にのぞんだ。プロ棋士も、当然ではあるが、将棋プログラムと対戦することで棋力を上げることもできるはずである。

2015年には、将棋プログラムは名人に勝つであろうと予測されていた。現在の名人（羽生善治）も10年以上も前において名人であったころ、そう予想されていた。ただし、日本将棋連盟は、タイトル保持者とコンピュータとの正式な対戦は、当面は認めていない。

4. IoT と 3D 知識ベース

2015年は、ヒューマノイド“Pepper”が初めて一般家庭に入った年として、記憶されるかもしれない。ただし、家族のためにコンパニオンの役を演じたとして。それは、まだ、家事を実際に手伝える“utilitarian automaton”の役を担うようには設計されていない。手指の機能は非常に限定的である。それでも、NTTが開発し、東ロボくんの英語テストで活躍した人工知能と同様に、ソフトバンク社は、IBM社と提携し、Pepperを同社の人工知能“Watson”と連携させれば、店頭や窓口の案内役には十分に力を発揮できる、としている。

問題は、ヒューマノイドを家事労働の万端を担う“utilitarian robot”に成長させるには何が要するか、となる。双腕にずっと機能的なハンドを装着するだけでは、目的は達成できない。例えば、どの食器棚のどこに取り出したい皿があるか、ナイフや包丁はどこにあるか、すぐに分かるようになっていなければならない。家庭にはおびただしい物品があり、それらがどのように配置され、収納され、卓上や棚に置かれているか、これらすべての幾何学的情報を知識ベースとして取り込んでおく必要がある。幸いに、2015年はIoT（Internet of Things）とビッグデータ処理（big data）が普及し出した元年となった。大型の家電製品には、すべて、インターネットを介して送受信できるIC-tagが付与できると考えてよい。食器や台所用具等、日用品の個々は、沢山のカメラ画像からのビッグデータ処理に基づいて、個々を特定し、それらの幾何学的情報とともに、三次元データベース（例えば、空間領域を次々と8分枝するOctreesベース）に登録されねばならない。家事ロボットの動作はOctreesの中でfreeに移動できることを確認しつつ、身体が余計な物に衝突することなく、目的の物品にアクセスできねばならない。実際に作業し、物品を移動させれば、Octreesの該当部分を別の新しい場所に置き換える。居間（Living）の3D知識ベースは簡単だが、台所（Kitchen）の3D知識ベースの構築には様々な工夫が必要になろう。物品の置か

れた物理的状況（位置、傾き、近隣との関係）も重要な情報として取り込んでおく必要があるかもしれない。例えば、包丁などはそのような配慮が要る。そのために、幾何学的な関係を表すために便利な特別な言語体系を導入する必要もあろう。家事ロボットが手にしたい物品を容易に検索し、ロボットハンドが安全にアクセスできるように。

ホームロボットを機能させるためには、家事という日常物理学の常識をもたせねばならない。常識は、ロボットの場合、それが置かれ、働く環境の全知識とみなしていい。2015年、監視カメラの技術開発は進み、ネットワークカメラは工場やプラントに必要な不可欠な存在となっている。広大な地域をカバーするネットワークカメラをダウンサイズして、家庭の台所とその周辺にとどめた“local area cameranetwork”が民生化できれば、LDK（Living, Dining, Kitchen）の3D知識ベースの構築はそれほど困難ではなくなるだろう。

もっと簡単に、赤外線センサなどのイメージセンサを搭載したタブレット端末をロボットにもたせ、室内をくまなく移動させて獲得した画像のビッグデータから、すべての“物”のありかが幾何データとともに3D知識ベースに収めることができるのではないかな。

5. 困難な課題：“Generic”なロボット制御

単純な仕事を繰返し行う特定作業ロボットと異なり、多種多様な日常作業を実行せねばならないホームロボットでは、装着させるべきアームとハンドは、どちらも、冗長自由度にする必要がある（図2参照）。人の肩と手首の関節は、ともに3自由度なので、肘の関節の1自由度を加えて、手首までのアーム部だけで7自由度がある。ただ、アンドロイド型のホームロボットでは、肩は上下と左右に振れる2関節2自由度にとどめてもいいかもしれない。手首には、肘から手首中心に向かう軸まわりの回転自由度は欠かせない。加えて、上下か左右、あるいは両方、に振れる自由度が必要になる。簡単のため、手首に取りつけた指を固定して動かさないとして、指先を空間のある位置に制御したい、

図2 冗長関節ロボット

としよう。そのとき、先端位置は三次元ユークリッド空間の点 $\mathbf{x} = (x, y, z)$ とされ、他方、ロボットアームの姿勢は、単純に1関節1自由度として、関節角 q_i からなるベクトル $\mathbf{q} = (q_1, \dots, q_n)$ で表されよう。ここに、 $n = 4$ or 5 であろう。ロボットの運動は、よく知られているように、ラグランジュの方程式

$$G(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \frac{1}{2}\dot{G}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} + S(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + C\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) = \mathbf{u} \quad (1)$$

で表される[3]。ここに、 $G(\mathbf{q})$ は慣性行列、 $S(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ は歪対称行列、左辺第2, 3項は遠心力とコリオリ力に関する項、 $C\dot{\mathbf{q}}$ は摩擦項、 $\mathbf{g}(\mathbf{q})$ は重力項、 $\mathbf{u}$ はアクチュエータ出力が減速機を通して各関節に働く外トルクであるが、最初に、これを制御入力としよう。

ホームロボットのアーム先端部が対象物体のすぐ手前の位置 $\mathbf{x}_d$ に近づけたいとしよう。その位置 $\mathbf{x}_d$ を実現するアームの姿勢は、関節ベクトル $\mathbf{q}$ の次元 n が指先の位置 $\mathbf{x}$ の次元よりも高いので、単純には定まらない。それでも、何らかの方法を使って、 $\mathbf{x}_d$ を実現する姿勢が $\mathbf{q} = \mathbf{q}_d$ として定まったとしよう（つまり、 $\mathbf{x}(\mathbf{q}_d) = \mathbf{x}_d$ であるとするが、一般には関節 $\mathbf{x}(\cdot)$ の逆 $\mathbf{x}^{-1}(\cdot)$ は、冗長自由度のために、一意に定まらない）。その場合、制御入力を

$$\mathbf{u}_i = g_i(\mathbf{q}) - a_i(q_i - q_{id}) - b_i\dot{q}_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

と設計することをPDフィードバック制御という。ここに、 a_i と b_i はPゲインとDゲインであり、定数としてよい。また、 $g_i(\mathbf{q})$ はロボットの自重を補償するフィードフォワード入力である。

式(2)の制御法は、目標姿勢 $\mathbf{q}_d$ が定められているならば、そしてPDゲインをうまく設定すれば、首尾よく機能するが、理論的に確かめられたのは1981年である[4]。それは、 $n > 3$ 、つまり冗長ロボットでも機能し、上で述べたような多関節系という属性をもつグループではほぼすべてで機能する。その意味で、式(2)のPD制御法は“generic”なのである。言い換えれば、多種多様なロボット作業において、対象物にアクセスする位置制御には、不変的にかつ総称的に適用できるのである。しかし、実物としてのロボットアームでは、姿勢 $\mathbf{q}$ が時間の経過とともに $\mathbf{q}_d$ に到達しても、手先の位置 $\mathbf{x}(\mathbf{q})$ は $\mathbf{x}_d$ に精度よく定まらないであろう。それは関節機構には少しずつの“ガタ”があり、それらが積算して手先位置を狂わす。

そこで、手先位置は何らかのイメージセンサによってリアルタイムで計測できる場合を考えよう。つまり、手先位置のずれ $\Delta\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_d$ が分かっており、それを利用して何らかのフィードバック制御が可能になるか、どうかである。制御目標が手先の位置とハンドの姿勢を表し、その次

元が m の場合、もし、アームとハンドの合わせた関節数 n が $m = n$ であれば、フィードバック法

$$\mathbf{u} = \mathbf{g}(\mathbf{q}) - B\dot{\mathbf{q}} - J^T(\mathbf{q})\{k(\mathbf{x} - \mathbf{x}_d) + \zeta\dot{\mathbf{x}}\} \quad (3)$$

が機能することは同じ論文[4]で示されている。ここに、 $\mathbf{g}(\mathbf{q}) = [g_i(\mathbf{q})]$ 、 $-B\dot{\mathbf{q}}$ は関節ダンピング項、 $J(\mathbf{q})$ は $\mathbf{x}$ の $\mathbf{q}$ に関するヤコビアン行列であり、その肩にある“T”は転置を表す。式(3)を転置ヤコビアン制御法と呼ぶ。残念ながら、式(3)は $n = m$ の場合しか、その有効性は示されていない。冗長自由度をもつロボット ($n > m$) の場合、その制御法が定め難いことは、運動生理学のベルンシュタインの自由度問題と対比させて、認識されていた[5]。解決の第一歩が初めて示されたのはごく最近のことである[6]。驚くべきことに、冗長関節ロボットについても、 n と m の差が大きなく（ただか $n - m = 1 \sim 3$ ）、関節ダンピング係数 B と作業座標ベクトル $\mathbf{x}$ に関するPゲイン k とDゲイン ζ を適切に選べば、式(3)はそのままで機能するのである[7]。言い換えれば、式(3)の制御法（これを作業座標PD制御法と呼ぼう）は、冗長関節ロボットについても、“generic”なのである。

6. 数学理論は“Generic skill”を導くか

1980年代、日常物理学は、本来の物理学とは違って、“know-how”の膨大な塊に過ぎないのではないかと主張された[1]。そして、日常作業で培った人々の“skill”は、論理的に構成できるものではなく、ゆえに論証できるものではない、と。現代的に言えば、それは熟練作業が実行される様を何らかの記述法でデータ化して集めたビッグデータであろう。そこで、例えば、熟練者の双腕にエクストラ・アームをつけて作業させ、そのときの動作データを取り込む壮大な実験も行われている（1月24日に放映されたNHK番組「ネクストワールド」）。各関節の加速度センサが記録する時系列データが取り込まれるのであろう。問題は、1) 取り込んだビッグデータを解析して、制御信号を構成し得る know-how の具体的な形式が見出せるか、そして、2) 家事の想定され得るあらゆる作業を実験しておく必要があるか、3) しかも、それぞれ異なる環境と種々雑多な台所用品（Kitchen）をどこまで用意しておくか、ということになる。

典型的な作業が一般的な数学形式で記述できるなら、素晴らしいことである。現代制御理論では、状態方程式

$$\dot{\mathbf{x}} = A\mathbf{x} + B\mathbf{u}, \quad \mathbf{y} = C\mathbf{x} \quad (4)$$

のもとで、理想の入出力特性をもつ制御入力 $\mathbf{u}$ を求める方法論が展開された。もっと一般に、非線形の状態方程式

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + B(\mathbf{x})\mathbf{u}, \quad \mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \quad (5)$$

のもとで、入出力の二次形式

$$I[\mathbf{u}] = \int_0^\infty \frac{1}{2} \{ \mathbf{u}^\top \mathbf{R} \mathbf{u} + \mathbf{y}^\top \mathbf{Q} \mathbf{y} \} dt \quad (6)$$

を最小にする最適レギュレータ問題も考察された。そして、線形系については、最適解がリッカチの代数方程式の解から構成できる定係数の状態フィードバックで与えられることが示された。この結果は“general”である。しかし、非線形の式 (5) について、最適レギュレータは“general”な形で定式化できない。一般には、変分問題の解法の鍵となる Hamilton-Jacobi の偏微分方程式が解けないからである。

ロボットアームの運動方程式 (1) は式 (5) の数学形式に表現できる。しかし、冗長自由度をもつアームでは、さらなる注意が必要になる。正確に述べるために、式 (1) の $\mathbf{u}$ に式 (3) を代入した上で、新たに修正制御入力 $\mathbf{v}$ を設計したいと考えよう。ダイナミクスは

$$G(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \left\{ \frac{1}{2}\dot{G}(\mathbf{q}) + S(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + C \right\} \dot{\mathbf{q}} + J^\top(\mathbf{q}) \{ k(\mathbf{x} - \mathbf{x}_d) + \zeta \dot{\mathbf{x}} \} = J^\top(\mathbf{q}) \mathbf{v} \quad (7)$$

と表されよう (ここに $C+B$ を改めて C で表す)。右辺の $\mathbf{v}$ を制御入力とすると、この冗長自由度系は可制御にならない。さらに、 $\mathbf{y} = \dot{\mathbf{x}}$ を出力とみると、これと式 (7) との間に可観測性は成立しない。それでも、式 (7) がもつ物理的意味を考慮して、二次形式

$$I[\mathbf{v}] = \int_0^\infty \left\{ \dot{\mathbf{q}}^\top C \dot{\mathbf{q}} + \frac{c}{2} \|\mathbf{y}\|^2 + \frac{c^{-1}}{2} \|\mathbf{v}\|^2 \right\} dt \quad (8)$$

を最小にする最適レギュレータ問題は考えられ得る。 $I[\mathbf{v}]$ の右辺は、アームの運動で生じる消散エネルギーと入力および出力のエネルギー消費を表している、と解釈することもできる。得られた結果は、 $I[\mathbf{v}]$ を最小にする $\mathbf{v}$ を定める変分問題が解けること、言い換えると、Hamilton-Jacobi の偏微分方程式が解析的に解け、最適解は $\mathbf{v} = -c\dot{\mathbf{x}}$ となる [8]。もっと詳細な解析を進めると、作業座標 PD フィードバックと言うべき式 (3) の形式は、適当なゲイン k と ζ を選べば、ある意味で最適レギュレータ系が構成できたことになる。この結果は、ロボットアームという物理的属性に対して“generic”である、と言えよう。手先を三次元のある位置 $\mathbf{x}_d$ にもっていく作業は手先到達運動 (endpoint reaching) と呼ばれるが、その熟練動作には典型的な特徴が観測されている [9]。そして、冗長自由度系に対して、熟練した reaching 運動の“know-how”が適切なゲイン B , k , ζ の選定に集約された、と言えるのである。このような明確な形式で集約された“know-how”を“generic skill”と呼んでいいのではなかろうか。

ゴルフのドライビング・ショットのように、習い始めのころ、関与させた筋の部位や筋活動は、人それぞれ、ばらばらであるが、熟練してくると、同じ筋活動パターンに収束していくことが観察されている。同様なことは、冗長自由度系のロボットアームでも成立するかもしれない。

7. 未踏研究課題 (拘束のある冗長自由度系とハンド)

多くのロボット作業はリーチングから始まる。ハンドは道具か目標物に触れ、そして把持する。最も単純に、手先が静止した物体に接触した状態を維持しつつ、物体面上の点 $\mathbf{x}_d$ に到達させることが問題になろう。その典型例として、ボールペンを握った状態で卓上に置かれた紙面に字を書く場面が考えられる。紙面は1個の代数方程式 $\varphi(\mathbf{x}) = 0$ で表されるので、ペンとアーム全体の運動方程式は

$$G(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \left\{ \frac{1}{2}\dot{G}(\mathbf{q}) + S(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + C \right\} \dot{\mathbf{q}} + \mathbf{g}(\mathbf{q}) = -f J^\top(\mathbf{q}) \mathbf{n} + \mathbf{u} \quad (9)$$

と表されよう。ここに $\mathbf{n} = (\partial\varphi/\partial\mathbf{x}^\top)/\|\partial\varphi/\partial\mathbf{x}^\top\|$ としているが、これは拘束面 (紙面) の単位法線ベクトルである。この場合、アームの自由度が3であれば、一つの拘束 $\varphi(\mathbf{x}) = 0$ によって、書字の力学系の自由度は $3 - 1 = 2$ となり、ベルンシュタイン問題は起こらない。このような単純な拘束力学系の制御問題は早くから研究され、1990 年前後には確証のための実験も行われていた。しかし、アームの自由度が4以上になると、書字の力学系は冗長自由度系となり、制御系設計は複雑になるように思えた。さらに時を経て、冗長自由度系に対する拘束のない場合の制御則 (式 (3)) が成立することを吟味していくプロセスで、書字のように単純な拘束力学系では力フィードバック

$$\mathbf{u}_1 = f_d J^\top(\mathbf{q}) \mathbf{n} \quad (10)$$

を式 (3) の右辺に付加すれば良いことに気づく。物理的直観に合致しているが、数値シミュレーションによっても、 $\mathbf{x}$ と f がそれぞれ $\mathbf{x}_d$ と f_d に収束することが確かめられた。しかし、理論的確証には紆余曲折があった。最後に、確証を得るには、 $\mathbf{q}$ が張る関節空間に近傍概念が入る必要があることに気づき、関節空間をリーマン空間と考え、位置 $\mathbf{q}_1$ と $\mathbf{q}_2$ との間に、自然に、リーマン距離 $d(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2)$ が導入できることを確認した。収束性には、手先拘束がある関節ベクトルの全体が関節空間の部分多様体となるので、そこでの収束性を確かめたのであった [10]。

ロボットハンドによる物体把持の制御問題は本質的にも難しくなる。双腕ロボットによる物体操作についても同様であり、“generic”制御は未踏の研究課題である。複数の関節をもつ2本指ロボットを用いて、運動が平面に限られている場合の物体の動的安定把持は、21 世紀に入って研究

された。ごく最近、二次元物体の側面に相当する曲線が任意形状であっても不変で“generic”な制御則は見出されており、理論的検証と実験例も報告されている[11][12]。

三次元の任意物体を点接触のもとで静的に安定把持するには、指6本を必要とする。動的に安定な把持では、複数関節をもたせた指ならば、指3本でも良いと思える。実際には、物体の重力を支えるためには、指4本がある方が日常作業を容易にする。しかし、指の本数が増えたとき、ハンドと物体の合体した動力学モデル、すなわち、運動方程式、を求めることは困難になる。動力学モデルが立てられないとすれば、運動の数値シミュレーションでさえ実行できていないはずである。

式(3)で示した“generic”なロボット制御では、すべて、制御入力 u が外トルクとして正しく働くと仮定している。実際には、式(3)に基づいて計算された数値は電圧か電流の物理量に変換され、電力増幅されてモータが駆動される。電力増幅の回路と機構は複雑であり、数式モデルも明示できていない。人の手では、拇指の役割が大きい。太く、力強く、動きは柔軟である。そのため、拇指に相当させるロボット指は種々提案されている。そこでは、回路構成を単純化でき、十分な電流を出力し得る電力トランジスタの開発そのものが未踏の研究課題であろう。拇指の力強さをメカニズムで発現させるために、バネの伸縮で関節駆動する方法もある。人差し指や中指の関節には、受動バネを装着させることも考えられる。このように、アクティブでない関節(受動関節)を含んだときの“generic”制御則は、見出されるはずであるが、明解な議論は始まっていないようである。

8. お わ り に

コンピュータ将棋の発達は驚くべきものがある。囲碁ソフトも急速に進歩するだろう。人工知能や機械学習は、2015年、急ピッチで進み、ベンチャー企業が多方面で発展している。ビッグデータから鍵となる幾つかの語彙を探し出し、語と語の関係を条件つき確率モデルに当てはめ、ベイズ推論に基づいて学習させる。何らかの数学モデル(将棋の場合、局面の強さの評価)に従ってビッグデータ解析し、学習する機械学習は、“人工知”の始まりであろう。

他方、台所のすべての物品を登録した3D知識ベースは、将棋ソフトや囲碁ソフトにない有利さをもつ。3D知識ベースの中の探索は自然な辞書引きによってリアルタイムで実行できる。物品には置き場所に相当するアドレスがOctree構造によって自然に付与できるからである。将棋や囲碁のようなゲームソフトでは、中盤のある複雑な局面に差し加かったとき、ずっと以前に戦った非常によく似た局面に気づき、思い出す、ということはしないし、できない。プロ棋士の頭脳では、それに気づき、思い出し、昔の棋譜をざっ

とたどるだろう。

日常作業の“know-how”をどのように構築し、ホームロボットに伝えていくか、これが大きくくりした未踏の研究課題である。

謝 辞 本稿を作成するにあたって、関本昌紘氏(富山大学)からは激励を受け、図2をいただきました。感謝致します。

参 考 文 献

- [1] S. Arimoto: “Robotics research toward explication of everyday physics,” Int. J. of Robotics Research, vol.18, no.11, pp.1056–1063, 1999.
- [2] “A better test than Turing,” IEEE Spectrum, pp.16–17, Oct. 2014.
- [3] S. Arimoto: Control Theory of Nonlinear Mechanical Systems: A Passivity-based and Circuit-Theoretic Approach. Oxford Univ. Press, 1996.
- [4] M. Takegaki and S. Arimoto: “A new feedback method for dynamic control of manipulators,” Trans. of the ASME, J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control, vol.103, no.2, pp.119–125, 1981.
- [5] N.A. Bernstein: “Dexterity in its movement,” in Dexterity and its Development (eds. M. Latash and M. Turvey, Lawrence Erlbaum). pp.1–244, Psychology Press, 1996.
- [6] S. Arimoto, M. Sekimoto, H. Hashiguchi and R. Ozawa: “Natural resolution of ill-posedness of inverse kinematics for redundant robots: A challenge to Bernstein’s degrees-of-freedom problem,” Advanced Robotics, vol.19, no.4, pp.401–434, 2005.
- [7] M. Sekimoto and S. Arimoto: “A natural redundancy-resolution for 3-D multi-joint reaching under the gravity effect,” J. of Robotics Systems, vol.22, no.11, pp.607–623, 2005.
- [8] S. Arimoto and M. Sekimoto: “An optimal regulator for stabilization of multi-joint reaching movements under DOF-redundancy: A challenge to the Bernstein problem from a control-theoretic viewpoint,” J. of Systems and Control Engineering, vol.225, issue 6, pp.779–789, 2011.
- [9] P. Morasso: “Spatial control of arm movements,” Exp. Brain Res., vol.42, no.2, pp.223–227, 1981.
- [10] S. Arimoto, M. Yoshida, M. Sekimoto and K. Tahara: “A Riemannian-geometry approach for control of robotic systems under constraints,” SICE J. of Control, Measurement, and System Integration, vol.2, no.2, pp.107–116, 2009.
- [11] S. Arimoto, M. Yoshida, M. Sekimoto and K. Tahara: “Modeling and control of 2-D grasping of an object with arbitrary shape under rolling contact,” SICE J. of Control, Measurement, and System Integration, vol.2, no.6, pp.379–386, 2009.
- [12] S. Arimoto: Modeling and control of multi-body mechanical systems. in P. Muehlhaupt and J. Levine (eds.): Advances in the Theory of Control, Signals and Systems with Physical Modeling. Part I: pp.3–16 and Part II: pp.17–29, Springer, 2011.

有本 卓 (Suguru Arimoto)

1959年京都大学理学部卒業、1967年工学博士(東京大学)。1973年大阪大学基礎工学部、1988年東京大学工学部、1997年立命館大学理工学部、各教授。2007年退職。大阪大学名誉教授。1997年～1999年本学会会長。2000年紫綬褒章、2006年 the RAS Pioneer Award (IEEE R & A)、2007年 the Rufus Oldenburger Medal (ASME DSCM)、2012年瑞宝中綬章。(日本ロボット学会名誉会員)