

# 人工知能進化のインパクト

最近、ますます人工知能（A I : Artificial Intelligence）に関するホットな話題が多くなり、金融業界などでもビジネスへの応用が始まっており、まさにA Iブーム状態と言えそうである。世界的にもA Iに対する期待感が盛り上がる一方で、「A Iにより人間は仕事を奪われるのではないか」といった懸念も話題になっている。

これが過去にあった一時的なA Iブームの再来に過ぎないのか、あるいは今回は本当に画期的なブレイクスルーが実現しそうなのか、現状を検討した上で私見を交えて将来を見通したい。

## 1. A Iブームの現状

ビジネス分野では、一時的な“流行り言葉”も多く存在する。一時的なものかどうかは、ある程度年月が経過しないと判らないことが多い。

A Iは図1のように過去に2回のブームがあった[1]。1回目はS F的で夢のような期待感が先行したが、コンピュータのHW、当時のA I技術の限界が明らかになるとともにブームが終わり、2回目はエキスパートシステムなどで期待感が再び膨らんだが、必要な知識・ルールを入力することの難しさが質と量の面で分かってきてブームは再び萎んだ。そして今回は3回目のブームと言えるが、果たして三度目の正直となるのか。

今回のブームでは、期待外れになる懸念も残る一方で、A Iの脅威がシンギュラリティ（技術的特異点）として言及され、物理学者ホーキング、米国テスラモーターズCEOイーロン・マスク、マイクロソフト創業者ビル・ゲイツなどの著名人もA Iへの懸念を表明している[1]。シンギュラリティは、A Iが進化して自分自身より賢いA Iを創り出し、未来を人間が予測できなくなる時点を指し、それは2045年に迫っているとも言われる[2]。

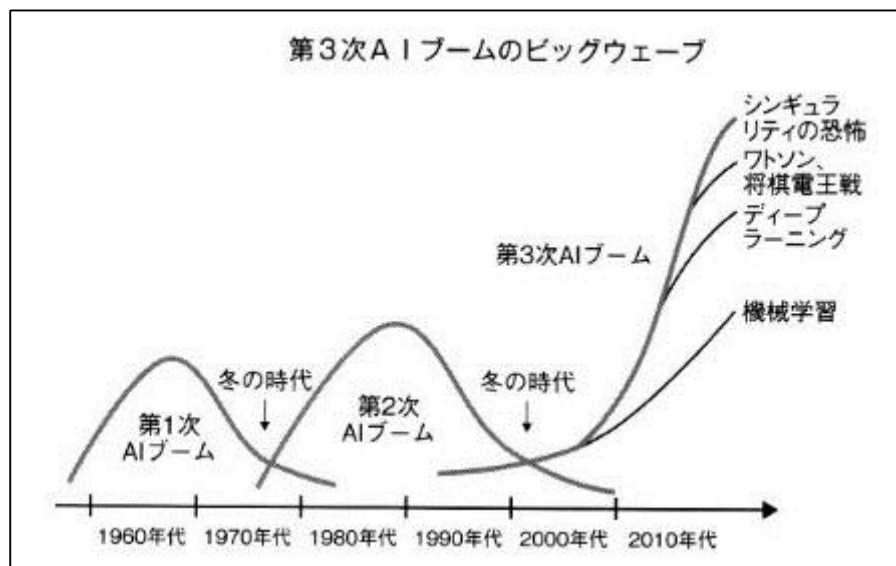


図1 A Iブームの変遷[1]

またA Iの高度な進化による潜在的なリスクは、オックスフォード大学の有名な研究報告(2013年)にあるように、近い将来に多くの職業が人間から奪われるような予測にもつながる[1][3]。その研究では今後10~20年ほどで、米国労働省による職種702分類のうち47%の仕事がコンピュータに代わられるリスクが高い、とされる。

このような脅威やリスクが言われる背景には、A Iを構成する技術である機械学習の技術革新により、ソフトが自律的に学習できる機能が大きく発展したことがある。これにより例えば、コンピュータ将棋が飛躍的に強くなったし、自然言語処理、パターン認識などの分野でも著しい進歩があった。

ガートナー社の新興技術に関するレポート(2015年版)[4]によれば、機械学習(Machine Learning)が「ハイブ

サイクル」図に “期待過剰のピーク” を越えた技術として初めて登場している。「ハイプサイクル」とは、新しい技術が登場した後の動きを類型化したもので、同図では機械学習は2～5年で安定期に入るとされている。ちなみに “ビッグデータ” は前年版まで今回の機械学習と似たポジションにあり 2015年版では消えたが、これは “ビッグデータ” が既に実践段階に入り、期待過剰の期間は過ぎたと評価されたようである。

「A I」の世界的な関心度の推移を、Google トレンド（各検索語がどれほど検索されたかを相対スケールで示すグラフ）で 2004 年からたどってみると下図の通りで、数年前まで関心度が衰退していたことが分かる。検索語 A I の検索ピークは 2004 年 2 月で（相対指標＝100）、同月のニューラルネット、機械学習の指標値は、それぞれ 64、26 であった。その後 2011 年 7 月と 2015 年 9 月の 3 検索語の指標値は、それぞれ 20→30、11→15、9→31 で、関心度の低下が底を打った後に反転し、現在は上昇が始まったところと見られる。

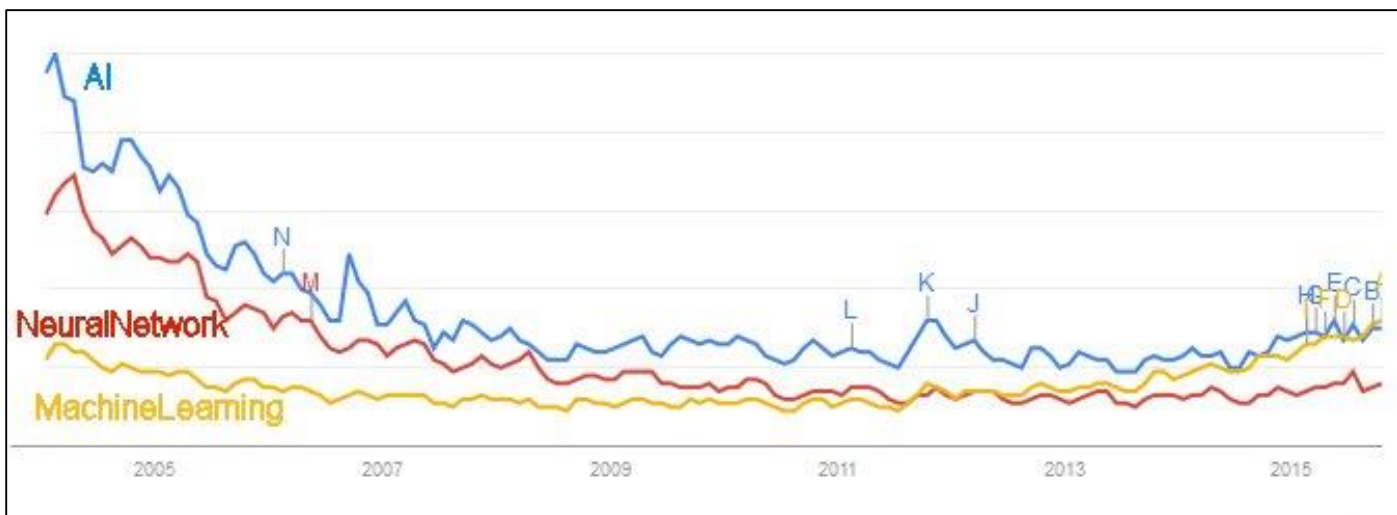


図2 Google 検索の推移（図中のアルファベットはニュース・ヘッドラインの存在を示す）

A I 関連のネット記事などを見ていると、一部で過熱報道され拡大解釈される傾向も感じられるが、指摘されるような期待やリスクは現実になるのだろうか。まず、A I の技術面をおさえることにする。

## 2. 注目される技術的ポイント

現在の A I の最大の革新は、自己学習する機能の進化である。インターネット環境で膨大なデータが利用可能になり、ソフトウェアが自律的に学習できるようになって、分かりやすい例で言えば、将棋ソフトは開発者の棋力を超えて強くなることができ、一流のプロ棋士にも匹敵する棋力を持つようになった。米国 I B M が開発したワトソンは学習を重ねて 2011 年にクイズ番組「ジョパディ！」で人間のチャンピオンに勝つことができた。

ここでは、ディープラーニングなど学習機能の実現手法を 2 つのポイントから紹介し最後に課題を検討する。

### A. 帰納的アプローチ

推論(reasoning)は新しい情報を生み出すための手続きであり、三種類の推論形式がある。

三段論法の演繹(deduction)では常に正しい結論が得られ、ルール・ベースの A I や「定理の証明」などでも用いられる。いまの A I が知識を獲得するのに欠かせないのが帰納(induction)で、関連する多数の情報をまとめて一般化した情報を導き出す。この推論結果は概ね正しいが、常に正しいという保証はない。さらに一般的な知識だけでは説明できないことに対して推論する仮説形成(abduction)もある。診断型の問題（不具合、病気など）では、未知の事態に対し仮説を生成して検証を行う必要があるが、うまく推論を行うことは難しさがある。

これらを図式化して例示すると図 3 のようになる。

### 演繹的推論：

「返済意思のない人は貸し倒れを起こす」(一般的知識) & 「X氏は返済意思がない」(個別知識)  
⇒ 「X氏は貸し倒れを起こす」(結論)

### 帰納的推論：

「X氏(…)は返済意思がない」(個別知識) & 「X氏(…)は貸し倒れを起こす」(関連事実)  
⇒ 「返済意思のない人は貸し倒れを起こす」(一般的知識)

### 仮説形成推論：

「X氏は貸し倒れを起こす」(観測事実) & 「返済意思のない人は貸し倒れを起こす」(一般的知識)  
⇒ 「X氏は返済意思がない」(仮説)

## 図3 推論の基本構造イメージ例

現在のインターネット環境にはウィキペディアをはじめとして膨大な情報が蓄積されており、適切な枠組みの中で自律的、帰納的に情報を取り込めれば、ワトソンのような学習成果をもたらすことができる。

自然言語処理においては、かつてのルールに基づいた演繹的アプローチから、実際の文の集積であるコーパスを利用するようなデータに基づく帰納的アプローチが中心になっている。

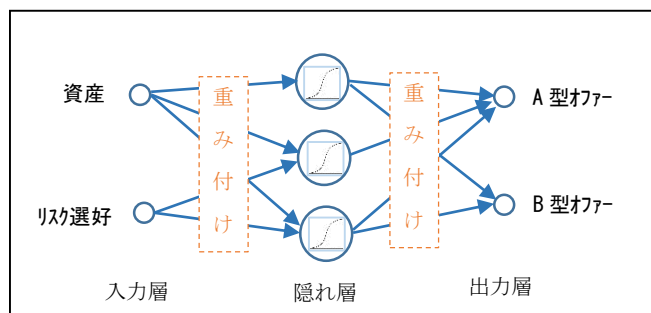
パターン認識の分野でも手書き文字認識、音声認識などで、統計的处理によるデータ学習から高い精度のモデルが得られている。

現在のAIでは統計学的なアプローチが重要な役割を果たしている。データに基づく統計的推論は帰納的であり、ビッグデータから新しい知見を得る探索的なデータマイニングなども、この範疇に入れることができよう。

ネット記事[5]を引用すると、「以前のAIは演繹的なアプローチが中心だった。専門家の持つ知識を『もし…ならば～である』というルールの形で表現し、そのルール群を『知識ベース』として活用することを狙ったエキスパートシステムのような試みは結果的につまづいた。このアプローチで、人と同様の思考や認知の仕組みをモデル化するのは非常に困難だからだ。」

## B. 進化したニューラルネットワーク

人間の脳神経回路網を真似る仕組みで大量データを学習することにより、パターン認識などの機能を構成できるニューラルネットワークには長い歴史があったが、最近の技術革新で大きく進化した。ポイントはネットワークの多層化を構造的・内容的に現実化できたディープラーニング(深層学習)で、それによって質的に高度な学習が可能になった。



従来のニューラルネットは、入力層と出力層の間に中間層(隠れ層)が一つ入る3層のものが一般的であった。技術的な詳細説明は割愛するが、学習用データからニューロンの結合の重み(パラメータ)を学習してニューラルネットを構成した後は、それに新しいデータを入力して適切な出力を得ることができる。学習は逐次繰り返して続けることもできる。

図4 単純な3層ネットワークのイメージ例 予測などの分野で利用され、「良い結果が得られれば十分」

で「何故そのような結果が得られるのか」は不問にされる場合に有用である。たとえば、郵便番号の自動読み取りで手書きの数字を正しく認識したいケース、道路を走行する車の画像からナンバープレートの数字を正しく読み取りたいケースなどである。

ここで重要なことは、ニューラルネットに学習させるための教師データ（「正しい答」付きの入力データ）を十分に用意できること、入力データから適切な特徴量（文字認識の場合ならば、曲がり具合、端からの位置など）を識別して抽出することである。特に後者の「適切な特徴量」は人間が個別の問題ごとに考える必要があり、大量の学習用データを入力するだけで“良いニューラルネット”が構成されるわけではなかったが、ディープラーニングで革新的な進歩があった。

### ① 教師なし学習の活用（自己符号化器）

グーグルは 2012 年に、ユーチューブの動画から取り出した 1000 万枚の画像をニューラルネットに入力して「猫」の写真を見分けることができたと発表した[1][6][7]。これは猫の特徴を事前に教えておいたわけではなく、猫の画像の教師データを学習させたわけでもなく、ニューラルネットが独自に認識した結果であった。

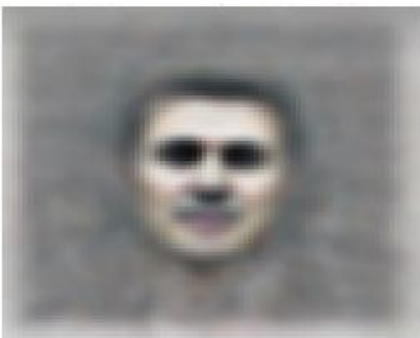


図5 ニューラルネットが独習した「顔」のニューロン・イメージ例 [7]



図6 ニューラルネットが最も「顔」らしいと応答したテスト・データ例 [7]

上図は、同じグーグルの研究チームが「人の顔」を同様に学習させた例である [7]。

このことは AI が画像の特徴を独自に抽出し、人間の手を借りずに自動的に特徴量を生成できたことを意味する。これを実現した技術が自己符号化器(autoencoder)である。

従来からの機械学習は、教師あり学習(supervised learning)と教師なし学習(unsupervised learning)に分けられる。前者は、学習対象の入力データ自体がどのカテゴリーに分類されるかというラベルを含んでいる教師データである場合で、後者は、そのような教師データではない（ラベルなしの）入力データから学習する場合であり、パターン認識、グルーピングなどで利用される。

さらに近年は、自己教示学習(self-taught learning)という分類も存在する。これは、カテゴリー分類ラベルの付いていないデータから特徴表現(representation)を独習した上で、その特徴表現を用いてラベル付きデータの分類を学習するという 2 段階目のものである [8]。その 1 段階目で既に良い特徴表現が得られているので、2 段階目ではラベル付きデータが大量になくてもよい。自己符号化器はこの範疇で利用される。このような学習方法が提唱されたのは、ラベル付きの学習用データを大量に集めることが困難であるため、単純に教師データを用いて学習の精度を上げようとするのが非現実的であることにもよる。

自己符号化器は、符号化と復号化のネットワークから構成される。符号化ネットワーク(encoder)では入力内容の圧縮を行い、それを復号化ネットワーク(decoder)で元の入力内容に近くなるように再構成する（少し詳しい説明は [1] にあり、さらに詳細には [7] を参照）。



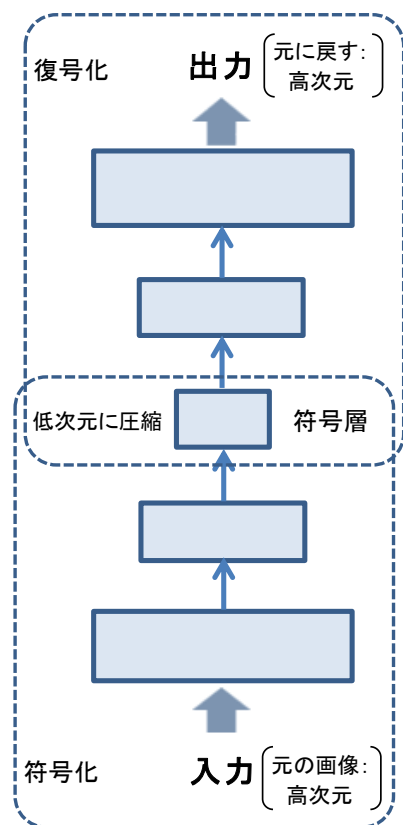


図7 自己符号化器の基本構造

左図は、高次元の画像を低次元に圧縮して復元する仕組みのイメージ図である。(画像データは、たとえば縦横 256×256 に区切られたグレースケールのイメージとすれば、約 6 万 5 千次元のデータになる。)

自己符号化器では、学習プロセスでデータをできるだけ圧縮する際に最も有効な特徴を選ぶようにしており、この手法は非線形の処理に基づいていて、線形の処理の典型である主成分分析と比較しての優位性(圧縮後に再構成したときの元のイメージの再現性の良さ、識別すべきイメージの分離(たとえば手書き数字の識別であれば 0~9 の見分け)の性能)が[9]に例示されている。

イメージ・データ以外に、ドキュメント分類のための特徴抽出の例も[9]で紹介されている。ロイターの約 80 万件の記事を、2000 の共通語に基づくドキュメント固有の確率ベクトルで表現し、自己符号化器を用いて良い結果の得られたことがイメージ例とともに報告されている。

前に紹介したGoogleの「猫」の事例では自己符号化器以外に、別の有力なディープラーニング技術である畳み込みネットワークも利用されていた。

## ② フィルタリングを利用する教師あり学習(畳み込みネットワーク)

2012年にトロント大学の研究チームが、ポピュラーな機械学習分野のコンペティションで画像データの分類に畳み込みネットワーク(教師あり学習)を用いて、これまでにない高い精度(84.7%)の成果を出した[10]。

そこでは、1000カテゴリーから成る120万件の画像データを学習し、15万件のデータで精度を検証している。精度評価では、多くの画像データが複数の対象物を含んでいることから、画像の元々登録されているカテゴリーがアルゴリズムによる判定結果の上位5分類のうちであれば正解としている。

研究チームのネットワークは、入力層: 3(RGB)×224×224個、出力層: 1000個で、7個の隠れ層を持ち、学習されたパラメータは約6000万個であった。これほどのパラメータ数は、計算量の問題以外に、学習用データが多かったとしても、後で触れるオーバーフィッティング(過学習)の問題の対処を必要とする。

このように精度の高い結果が得られたのは、膨大な学習用データ(ラベル付)、強力なGPU、モデル技術が揃ったことであった。

畳み込みネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)は、フィルタによって特徴量を取り出すための畳み込み層と、それを受けて特徴の微小な位置変化に左右されないように小領域単位で集約するプーリング層のペアを複数個結合させて構成される。

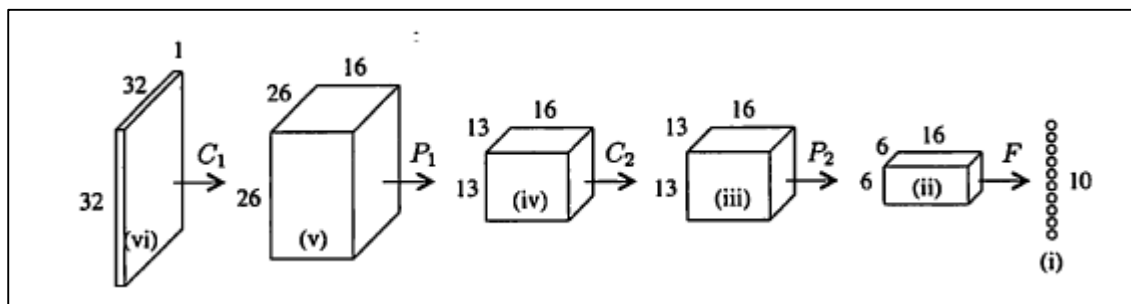


図8 手書き数字を認識するCNNの例[12]

(畳み込み層  $C_x$  とプーリング層  $P_x$  が対になっており、出力層(i)は10個の数字に対応。

(i)~(vi)は図9の記号にも対応する)

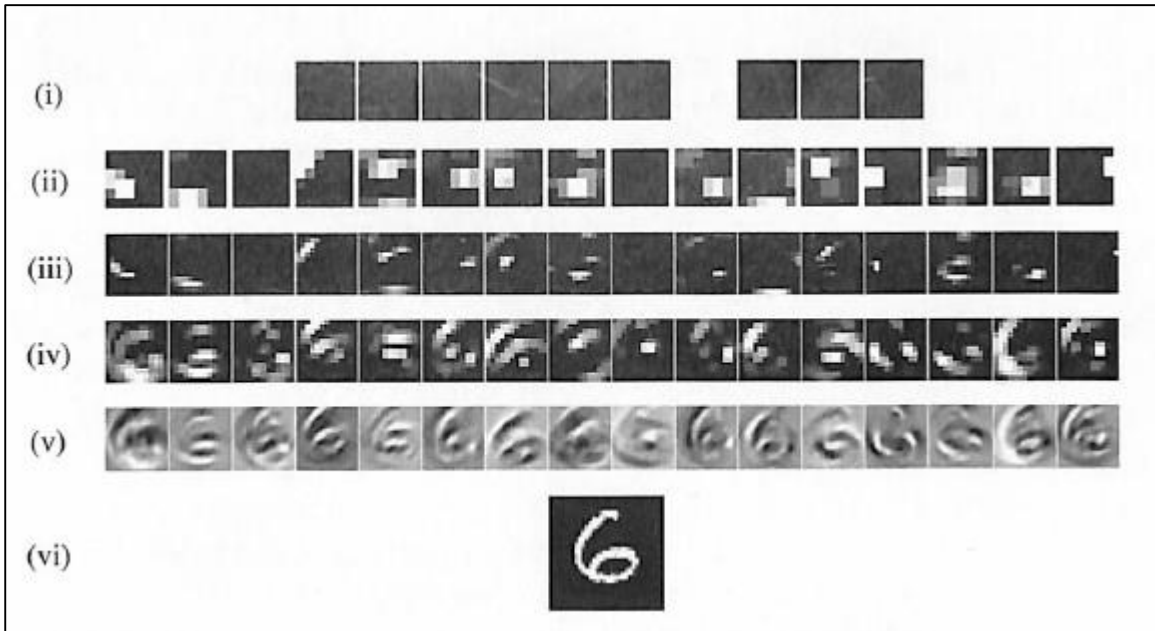


図9 CNNの動作の様子(手書き数字「6」認識の例) [12]

(出力層(i)の「6」に対応するユニットが値1(白)、他の数字に対応するユニットが値0(黒)である。  
(vi)が入力画像)

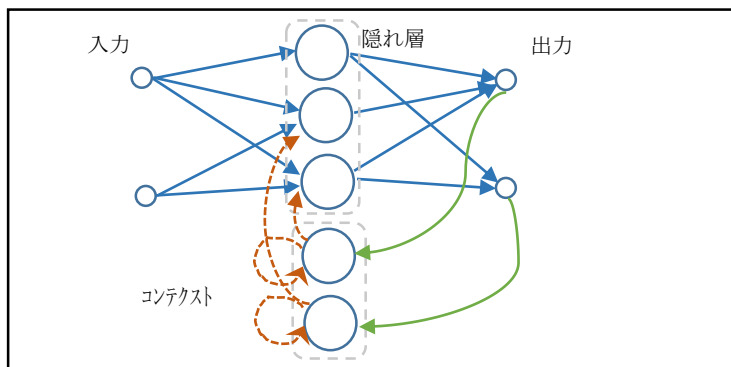
図8, 9の例では、 $32 \times 32$ 画素(図8(vi)の「1」はモノクロ画像を示す)の入力画像に対しフィルタ16種類を畳み込み $26 \times 26 \times 16$ の出力を得た後にプーリングにより $13 \times 13 \times 16$ に集約している。次の層も同様で、最後に $6 \times 6 \times 16 = 576$ の出力を出力層の10個のユニットに全結合させて、総和が1となる10個の出力(判定確率)を得ている。

CNNの認識力の高さは、学習の過程でフィルタリングとプーリングを繰り返すことにより、大域的~局所的な特徴の抽出を可能にしたことから得られた。これにより、同じものならば画像の角度や見かけ上の違いがあっても同じと見分けがつくこと(同一性の把握力)と、別物ならば似ていても違いがきちんと判ること(弁別力)を両立させることができている。

### ③ フィードバックのある学習の実用化(再帰的ネットワーク)

学習の際に順序のあるデータを扱う場合も多い。たとえば、自然言語の翻訳、人との対話、ロボット制御などでは、入出力ともに順序がある。このような場合、サンプルデータ間の独立性を仮定する通常のニューラルネットでは必ずしも良い結果は得られない。また、先の固定長・固定次元の画像データなどの場合と異なり、このような時系列データは一般に可変長である。

従来からのニューラルネット(feedforward neural network)のように層ごとに前に向かって進むだけでは



なく、再帰的ネットワーク(RNN: Recurrent Neural Network)はフィードバックによってダイナミックに変化するニューラルネットである。左図はRNNの自然言語モデル化への応用を簡略化したイメージ図で、1時点前のコンテキストが次の時点のコンテキストにダイナミックに反映されるような形を示している。

RNNを用いて、グーグルは英語からフラン

図10 RNNのアイデアの単純なイメージ例

ス語への翻訳を試みている[13][14]。RNN モデルでは語彙の使用頻度の多さをベースに、入力される英単語は 160,000 次元、ターゲットの仏単語は 80,000 次元のベクトル表現が用いられた。言い換えれば、次元数が語彙の数を表し、そこから外れる言葉は「不明(UNK)」と印される。実際には、12 百万の文章 (348 百万の仏単語、304 百万の英単語を含む) の一部を利用してモデルに学習させ、8000 個のパラメータ (実数値をとる) で文章の特徴を表現させた。元の英文の特徴が数量化された様子を、ニューラルネットの内部状態の値を主成分分析した結果 (スコア値) のプロット図で例示したのが下図である。

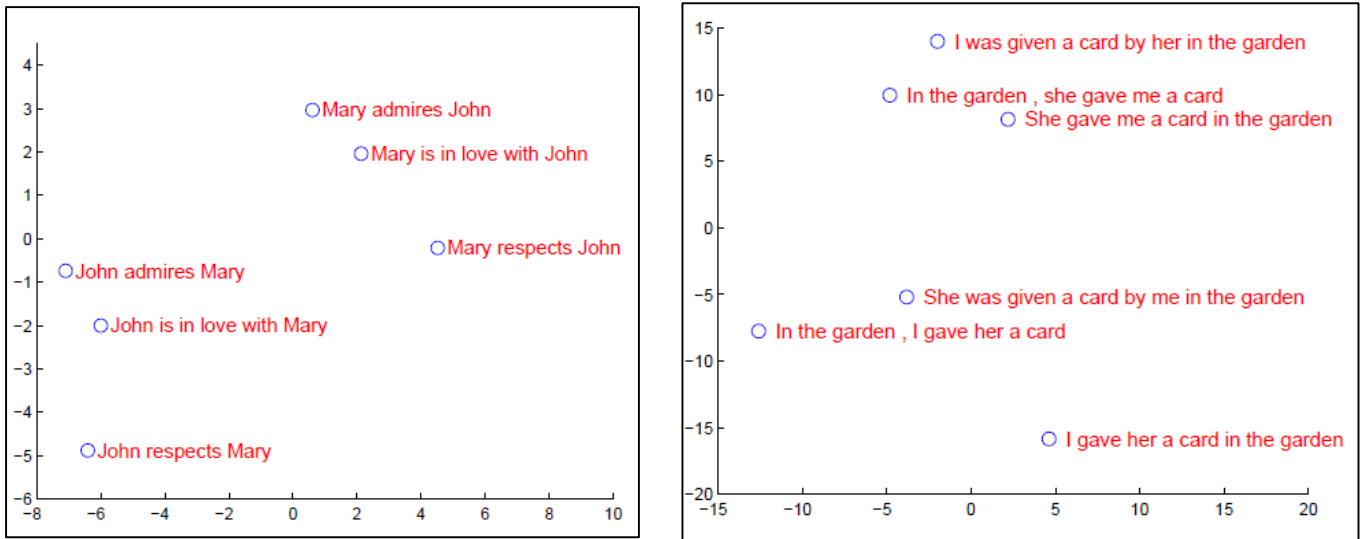


図 1.1 ニューラルネットによって英文の特徴が数量化された様子を示すプロット図 [13]

上図(左)では、意味の類似性が把握できているとともに語順に敏感に反応している様子が分かり、上図(右)からは、文章の能動態と受動態の違いに対しては敏感には反応していない様子が分かる。

翻訳の品質は、指標的に高い評価が得られたようである[13]。([13]には、少し長い文章についてモデルが出力した翻訳と“正解”の例(仏語)が示されている。)

ここで改めて注目すべきは、ニューラルネットにベクトル表現した言葉を逐次入力しただけで、文章の特徴を一定の精度で抽出できていることであり、ニューラルネットの利用範囲、利用可能性が非常に広がることを期待できそうである。

### C. 今後の課題

AI 技術は、ディープラーニングという言い方とともに 2010 年代になって急速に発展し、今も日進月歩のような状況が続いている。さまざまな試行錯誤が続く中で、少なくとも当面の課題として考えられる事項を以下に挙げる。

#### ① データの問題

現在のインターネット環境の下では、さまざまな形態のデータが無尽蔵にあるようにも見えるが、学習用データとして利用可能なものは、目的や領域ごとに見ていくと、必ずしも十分に多くあるとは言えない。例えば、学習用に使える手書き文字データとしてラベル付きの「草書体」の文字データがどれほどあるか、などは疑問である。また、全国のご当地案内用の画像を学習させようとしても、有力都市のデータは多く見つかるだろうが、学習用のラベル付きデータが十分に多く存在する地域はあまり多くないであろう。

先に見たように、ディープラーニングのモデルのパラメータ数は膨大なもので、それに見合う以上の学習用データの量的な確保が重要である。ネット上で一般的なデータについては公開されていたりして、共有可能なものもあるが、全体として見れば未だ十分とは言えない。

学習サンプルを増やすために、データ拡張 (data augmentation) のような手法も考えられている。これ

は、たとえば画像の場合は、サンプルに微小な変形（平行移動、回転、鏡像反転）を加えるなどして、学習用データを「水増し」するものである[12]。あるいは、適当にノイズを加えることも考えられる。

A Iをビジネス分野で利用する際は、国内外の業界固有データ等も収集、蓄積、更新する必要があるが、現実に利用する範囲を決めるためには、その作業負荷やコストの観点からモデルの価値とデータの価値を総合的に評価することも必要であろう。

また、インターネットから膨大な情報やデータを取り込めても、内容の信頼性、精度や鮮度あるいは相互間の整合性など質的な面をどのように確保、維持するのか、は大きな課題として残りそうである。

## ② アルゴリズムに関わる問題など

A Iやディープラーニングの世界は未だ発展途上で、ディープラーニングと言われるニューラルネットでも“ディープ（深層）”の意味は曖昧であるなど、基本的な用語でも意味や使い方の定まらないものも多い。A Iのアルゴリズムの開発、改良でも様々な試行錯誤が重ねられているが、ここでは詳細には立ち入らずに基本的な話題のみを取り上げる。

一般的にディープラーニングの品質を高く保つためには、適切なアルゴリズムのモデルを選択した上で、質の良い学習用データを多く用意して、モデルのチューニングをしながら、過学習を抑える必要がある。

グーグル、フェイスブックなど各社は「パワフルな汎用の学習アルゴリズムの構築」を期待している、という[15]が、その実現する日が来ればアルゴリズムの使い分けは必要なくなるかもしれない。「我々のサービスを使えば、機械学習やニューラルネットの知識がなくても高度な分析ができる」とする米国ベンチャー企業もあるようだが[15]、少なくとも現時点では「高度な分析ができる」ということと「良い結果が得られる」ということは別であろう。

また、先に参照したニューラルネット関係の各文献を見る限り、現時点では単純に学習データをニューラルネットに入力すれば、良い出力結果が得られて“終わり”ということではなく、技術的なことは割愛するが、適切なアルゴリズムの選択とモデル（定数パラメータ）のチューニングの繰り返しが重要と考えられる。

大きな課題としては、学習用データに比してモデルのパラメータ数が多すぎることによる過学習（オーバーフィッティング）の問題に対処する必要がある。そのためには、学習用データを多く用意し、検証用データでモデルの精度をテストすることが基本であるが、一方でパラメータ数が増えすぎないようにアルゴリズム面でも工夫が必要である。たとえばCNNなどは、アルゴリズム的にそのような工夫がなされたものと言える。学習過程において過学習を避ける工夫もあり、「ドロップアウト」という手法では、隠れ層のニューロンをランダムに一時的に間引くことで過学習を回避させる。

処理効率関連については、ハード面（GPU）の強化、モデルのパラメータ数の限定、モデル内部の定数の調整、ニューロンの出力関数の修正などが考えられるが、内容が技術的になるので説明は割愛する。

最後に、進化したニューラルネットについて現時点では「何故そのような手法でうまく行くのか」が必ずしも理論的に全てが解明されていない。そこで、今後アルゴリズムを裏付ける理論面の進展があれば、新手法の開発とともに既存のアルゴリズムの改良も期待される。

## ③ 実施上の課題

実際にA Iを利用する場面で想定される課題の要点を挙げる。

### ・適切な学習用データ、検証用データの確保

データ領域（たとえば金融）の知識を十分に持つ分析者がデータの性格（特性）を事前に把握した上で、データを収集・整備する必要がある。

### ・プラットフォームの準備

クラウドサービスも含めて多くのプラットフォームが利用可能なので、ニーズや条件に合致するものを



選ぶ必要があるが、日経BP社が「機械学習ツール最前線」と題して各社のサービス、プラットフォームを紹介しているので参考にできる：<http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/15/091600220/?TOC=1>

- **モデルチューニングを行うこと**

アルゴリズム、モデル定数の十分な理解が必要である。

- **複数のモデル手法の比較・検討**

単一の手法しか使えない場面は多くないので、合せ技も含めて試行錯誤が重要である。

- **過学習（オーバーフィッティング）に対する注意**

前にアルゴリズムに関わる問題でも触れたように十分な対策が必要である。

- **人材の確保**

東京大学の松尾豊准教授は「日本には、AI 研究をディレクションできる指導者層は豊富だが、実際に手を動かせるエンジニアは圧倒的に少ない」と言う[16]。したがって現時点で、既にスキルを持つ人材を探し出すのは困難とも考えられるが、基本的な素養のある人材がいれば、米国 MIT などが開講している多くの MOOC(Massive Open Online Courses)から適当なコースを選んで受講し、スキルを身に付けることも現実的に十分可能であろう。

### 3. AI の応用例

AI と名付けられているか否かにかかわらず、現在は非常に多くの AI 応用例が存在し、広く報道されている。ここでは、典型的な利用ケースで特に注目されるものに絞って取り上げる。

#### A. ワトソン (IBM)

IBM 社のワトソンは現時点でビジネスへの幅広い展開が最も注目されるシステムであり、その意味での基本事例として取り上げる。

2011年2月、米国の人気クイズ番組「ジョパディ！」で人間のチャンピオン2人に勝利した「ワトソン(Watson)」システムは一躍有名になった。4年間かけて開発されたワトソンを、IBM 社はAI と呼ばず「認知的(cognitive)コンピューティング/システム」と言う。これは「人工知能」という既成概念の枠に入れられるのを嫌ってのことのようでもあるが、現在は認知的システムの構成条件として、自らの行動を学習、人間の全ての表現形式を理解、自らの知識の確かさを証明可能、推論戦略を発展可能、の四条件を挙げている[17]。

現在のワトソンは「ジョパディ！」対戦時よりも進化しているが、当初のワトソンの基本形は[18]によれば、「最初は“Question Analysis”で、何が問われているかを解析。次は“Hypothesis Generation”で、回答候補を生成する。“Hypothesis & Evidence Scoring”では、解答候補が正しいかどうかを検証し、その確度を算定する。最後は“Final Merging & Ranking”で、過去の Jeopardy の質問の解析から、経験的に正解率を算定する。つまり、Watson はまず 100 件を越える解答候補を見つけ、独自の手法で解答候補を評価する（プロセッサ上で並列処理する）。」

というもので、HW 面では総メモリ15TB、2880 プロセッサ・コアの Linux サーバで演算速度 80 テラ FLOPS を実現し、ワトソンは人間を凌ぐ処理能力を持っていたが、エネルギー効率の点では、人間の脳が 20 ワット程度に対して、ワトソンは人間 2 人に対抗するのに 85,000 ワットを消費した[20]。この点は、ワトソンに限らずコンピュータ・システム (AI) の今後の課題であろう。

IBM シニア・バイス・プレジデントのマイク・ローディン氏へのインタビュー記事[24]によれば、図 12 のアーキテクチャ DeepQA は「前段では、与えられた質問文のニュアンスや文脈を把握しながら、質問のテーマや重要なキーワードを抽出し、質問者の意図について仮説 (hypothesis) を立てる。後段では、仮定した質問のテーマやキーワードに基づき、データベースに投入した膨大な資料 (回答の根拠となる百科事典、Wikipedia、医

療書などのデータ) からの確かな答えを探し出している。複数の独立したアルゴリズムを並列に動作させて回答の候補を探索した上で、機械学習に基づいて回答の「自信度」を算出する。」

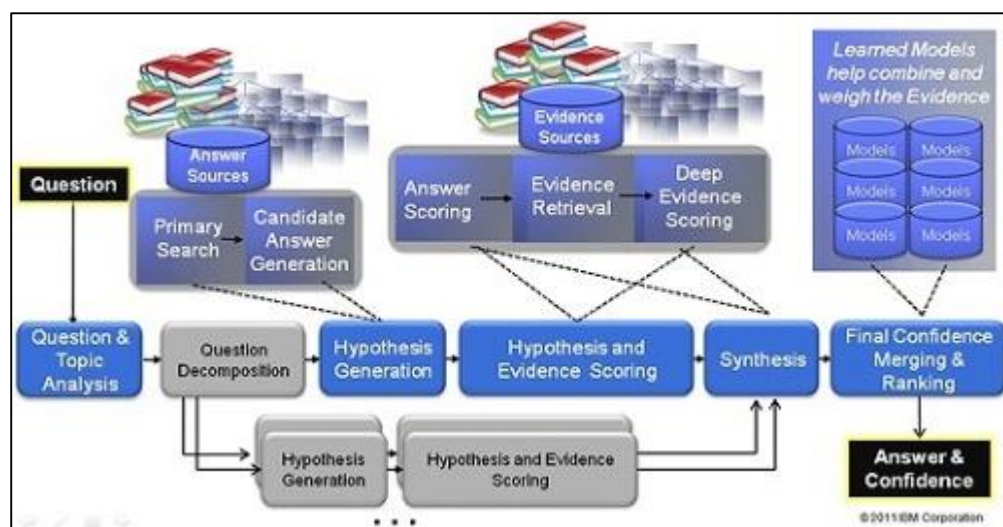


図 1 2 ワトソンの質問応答システムの中核アーキテクチャー-DeepQA (米 IBM の Web サイトより) [24]

上記のプロセスでは自然言語処理の技術が重要であるが、これについては次項で総合的に紹介する。

ワトソン開発時に密着取材していたジャーナリストによれば、ワトソンはプラグマティズム的アプローチの極致で、利用可能な技術を用い要件定義に見合うマシンを厳しいデッドラインまでに作るというエンジニアリングの産物だと言う[21]。それは、日本の自動車メーカーの改善プロセスのようで、車を作る代わりに膨大な統計量(様々な形式の指標)が産出されて、テストと改善が繰り返され、ジョパディの回答は副産物のようなものだった、ともいう。

ワトソンは、技術的な革新で改善されたというより、膨大なデータを教え込まれて漸進的に進歩したシステムであり、一つ特徴を挙げるならば、不確実性への対処がある。ワトソンは、質問を理解した、とは決して考えず、その回答にも 100%の確信度は持たない。ジョパディでは、回答時間に制約がある中で、最も適切な回答は何かを見つけなければならず、これ以上の探索をしてもベターな回答を得る見込みはない、を判断する必要もある。これは哲学的な表現をすると、「自分が何を知っているか」というメタ知識を持っていなければならない[22]とも言える。結果として、ワトソンは多くの回答候補から最も高い確信度のものを選ぶことになる。

ワトソンが回答を間違えた次のケース[23]が示唆に富む。

問題は分野として米国の都市を問うもので、「その最大の空港は第 2 次大戦の英雄にちなんで名付けられました。次に大きな空港の名前は第 2 次大戦中の戦闘に由来します」(正解はシカゴで、空港はオヘアとミッドウェー)だったが、ワトソンは「トロント」と間違えた(確信度 30%)。その理由は、ジョパディの「分野」名は曖昧なので、ワトソンは「分野」の重要性を低く見積もった。さらに、米国内にトロントという名前の都市が複数あり、カナダのトロントには米国メジャー・リーグの野球チームがあることなどで間違えたのだろうという。回答候補の 2 位がシカゴで僅差だったが、ワトソンには人間の常識が未だ足りなかったと言えよう。

現在のワトソンはジョパディ版より進化しており、医療や金融などの現場で試行が始まっている。そこで期待される役割は、必ずしも正確な答えを出すことではなく、意思決定を支援するような情報提供である。

複雑な意思決定が必要な場面で重要なことは、「いかにしてワトソンがその結論に至ったのか」、「情報源は何か」、「なぜワトソンはそのような結論を出したのか」である。したがって、そのような機能をワトソン・システムは提供する必要がある[20]。

現在、IBM 社は様々な形でワトソンのアプリ開発を進めると同時に、ワトソンのクラウドサービスも提供している。下図にワトソンの統合されたアーキテクチャーを示す[17]。

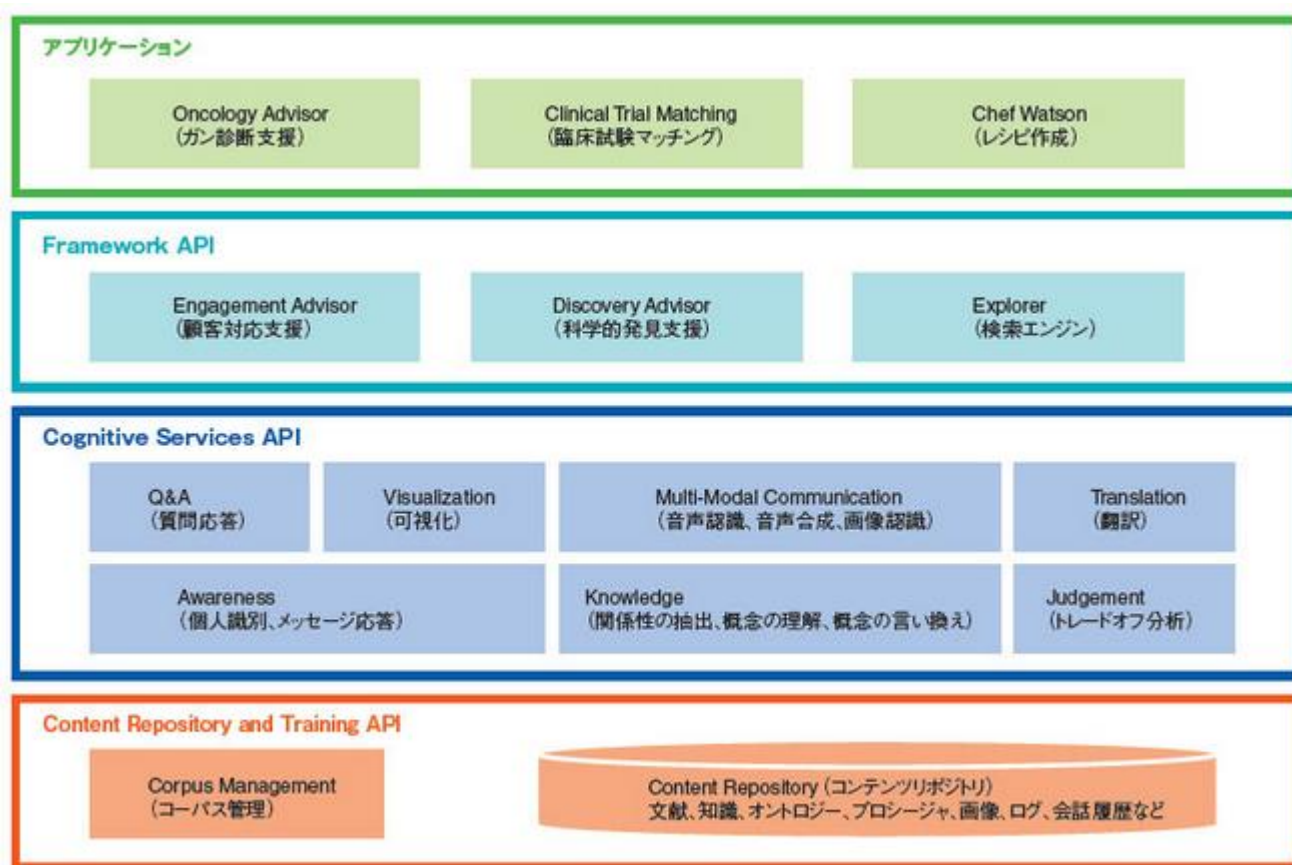


図 1 3 ワトソンの現行アーキテクチャー[17]

現在のワトソンは上図アーキテクチャーに沿い進化していて、医療での治療方針策定支援、新しい料理レシピの提案、銀行コールセンター業務改善支援などでの利用が始まっているのは周知の通りである。

## B. 自然言語処理

自然言語処理では、ウェブ上のものなども含む各種テキスト情報を対象とする。旧来のルール型に代わり、現在は AI を活用した手法が注目されている。ここでは、伝統的な枠組みに基づいたものとディープラーニングによるものに分けて取り上げる。

### ① 自然言語処理の枠組みに基づくアプローチ

自然言語を扱うための一般的な枠組みは図 1 4 のように考えられる[25]。

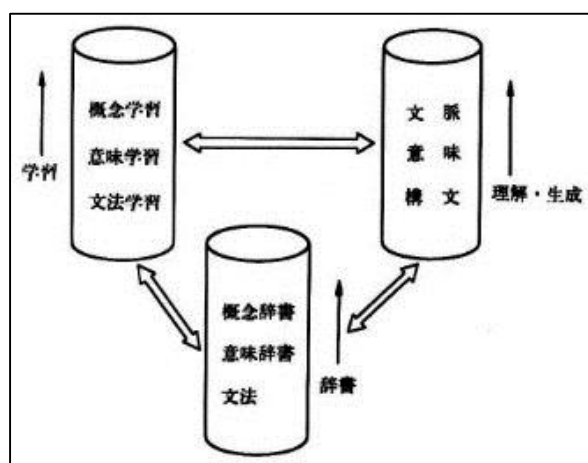


図 1 4 自然言語処理の枠組み[25]

処理の順序としては、まず左図のフレームの「文法」の知識を用いて、形態素解析(文を品詞に基本分解)、構文解析(文の構造把握)が行われ、さらに意味解析、文脈解析に進むが、処理の目的によっては部分的な解析を行うだけで十分な場合もある。なお、形態素(morpheme)という言い方は、動詞、形容詞などでは語幹や変化する語尾に分けて考慮する必要があるためである。

英語などの言語では、通常は単語ごとの区切りが明確に把握できるが、日本語では語の間に切れ目がなく、形態素解析で「分かち書き」の状態にすることが必要である。

自然言語の一般的な解析の流れは下図のようになる[25]。

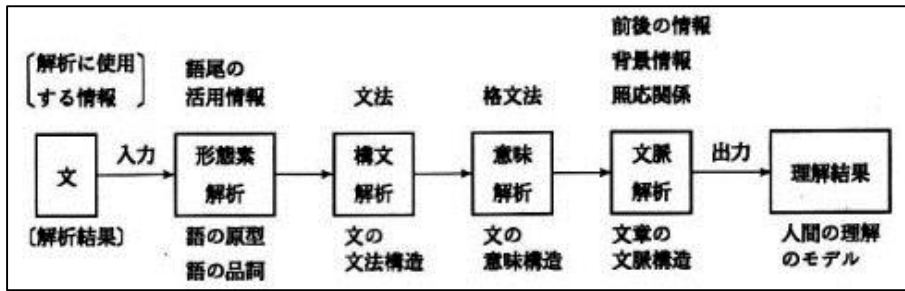


図 1 5 自然言語の解析モデル[25]

一方で、言語データ（コーパス）が充実した結果、それを参照したデータ主導型アプローチとして確率的言語モデルが開発された。これは、文、単語列、文字列などに対して、それらが発生する確率を割り当てるモデルである[26]。このモデルにより、自然言語の統語的曖昧さ、意味的曖昧さにも対応でき、処理効率を上げることもできる。

有名な英文例（理論的には複数の解釈が可能）を示すと、

“Time flies like an arrow.”

は、通常の「光陰矢のごとし」という解釈(a)とは別に、「時蠅は矢を好む」という解釈(b)も成り立つ。

この文の確率モデル（隠れマルコフモデル）は下図の通りである[26]。

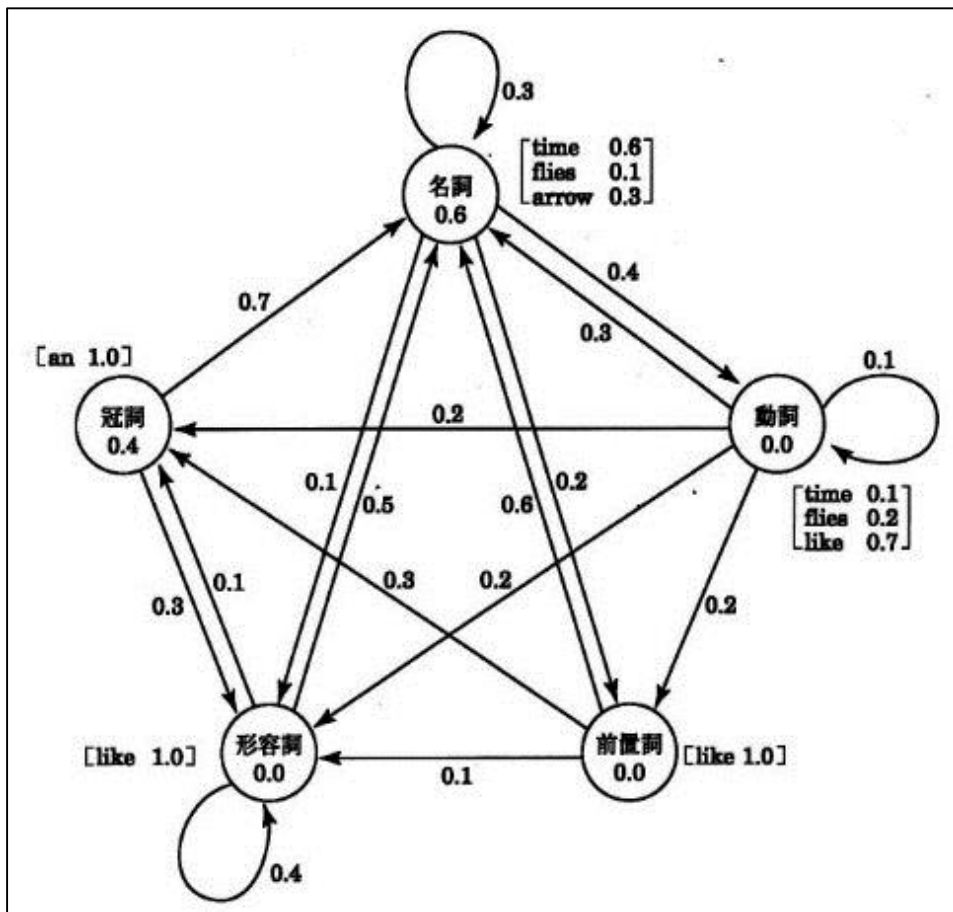


図 1 6 単語／品詞の隠れマルコフモデル例[26]

上図から、たとえば文の最初が名詞である確率は 0.6、“time”が名詞である確率は 0.6、名詞の次に動詞が来る確率は 0.4、名詞が続く確率は 0.3 などと読み取れる。そこで、詳細な説明は省略するが、

解釈(a)が正しい確率 =  $0.6 \times 0.6 \times 0.4 \times 0.2 \times 0.2 \times 1.0 \times 0.3 \times 1.0 \times 0.7 \times 0.3 = 0.0003628$

解釈(b)が正しい確率 $=0.6 \times 0.6 \times 0.3 \times 0.1 \times 0.4 \times 0.7 \times 0.2 \times 1.0 \times 0.7 \times 0.3 = 0.0001270$

となって、解釈(a)が採択されることになる。

応用例Bで説明したワトソンのジョパディ版は、構文解析、意味解析、文脈解析という自然言語処理の技術が深く関わっていて、1980年代頃の第2次人工知能ブームを通じて発展した自然言語処理の集大成といえる[24]。ネット記事[24]を引用すると、「ワトソンは米プリンストン大学が中心になり開発した概念辞書『WordNet』と、Wikipediaの記述から自動生成した概念辞書を組み込んでいるとされる」。意味解析で参照される概念辞書には単語間の意味的なつながりが記されていて、たとえば「『幼児』は『人間』の下位概念」のように、単語の意味が階層構造で位置づけられる。日本語の概念辞書には、WordNet 日本語版の他に、NTTが有償で提供する「日本語語彙大系」、官民の出資で制作された「EDR 電子化辞書」などがある[24]。

先に参照した記事[21]にあったように、エンジニアリングの産物のワトソンは、自然言語処理でもプラグマティズム的アプローチを突きつめることで、出題者のあいまいな意図を読み取ることに成功しており、伝統的な枠組みでの自然言語処理の実用性の高さを証明したと言えよう。

慶応大学の研究者グループがAIに医師国家試験を解かせた結果の発表(2015年9月)によれば、正答率は42.6%だったという[27]。「同義表現の抽出」や「意味解析」などに課題があるとのことなので、ワトソンのような「エンジニアリング」を重ねれば正答率を大きく高めることは可能であろう。

## ② ディープラーニングによるアプローチ

RNNの説明で参照したように、2014年にグーグルは英語からフランス語への翻訳の新しい試みを発表した[13]。現時点で、翻訳の品質が画期的に高いわけではなく、従来と同様に対訳コーパスを利用してはいるが、従来の枠組みによらずにニューラルネットにベクトル表現した単語を逐次入力しただけで、文章の特徴が一定の精度で抽出できて、従来のアプローチに近い品質の翻訳ができたことは革新的である。

単語がベクトル化されることにより、単語(のベクトル)間で「計算」が可能になる[28]。たとえば、

$\text{vector}(\text{パリ}) - \text{vector}(\text{フランス}) + \text{vector}(\text{イタリア}) \simeq \text{vector}(\text{ローマ})$

⇒「フランス」「イタリア」が「国」で、「パリ」「ローマ」が「首都」と実質的に把握

$\text{vector}(\text{王様}) - \text{vector}(\text{男}) + \text{vector}(\text{女}) \simeq \text{vector}(\text{女王})$

⇒「王様」と「女王」の違いが性別であると実質的に把握

が成り立つので、後述するように多様な応用が考えられる。

改めてこのような試みの意義を考えると、従来の自然言語処理の枠組みの中では、コンピュータに言葉の意味を「理解」させるために単語の意味的なつながりを示す概念辞書を使っていた。新しい試みでは、従来のように辞書やWikipediaなどの体系だった資料から概念辞書を作り出すのではなく、単語をベクトル化することによって巨大な生のテキスト・データ(コーパス)だけから概念辞書を構築できる可能性も見えてきた。

単語のベクトル化によって、可能になることとしては、

- ・単語間の距離を調べること
- ・同一カテゴリーの単語から最も近い単語を調べること／近い順に単語を並べること
- ・単語のクラスタリング

などが単純な例として挙げられる。

グーグルの研究チームは、先の英仏翻訳での前段(英語文のベクトル表現)を、画像の中のオブジェクト



ト識別を学習させた CNN（畳み込みネットワーク）の出力ベクトル（正確にはオブジェクトの判定確率に仕立てる前のベクトル）に置き換え、後段の RNN（再帰的ネットワーク）とつないで、画像のキャプションを出力させることを試みた[29]。

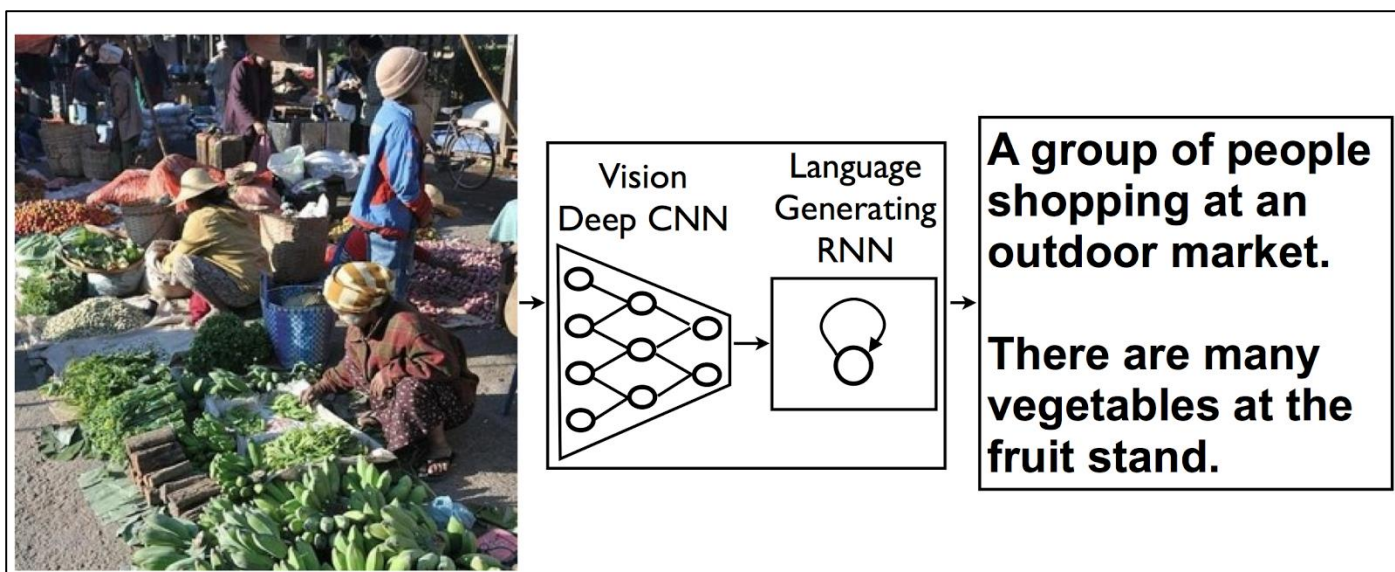


図 1 7 画像のキャプション自動生成の仕組み[29]

この仕組みで自動生成したキャプションの例が下図である。













Describes without errors	Describes with minor errors	Somewhat related to the image	Unrelated to the image
 <p>A person riding a motorcycle on a dirt road.</p>	 <p>Two dogs play in the grass.</p>	 <p>A skateboarder does a trick on a ramp.</p>	 <p>A dog is jumping to catch a frisbee.</p>
 <p>A group of young people playing a game of frisbee.</p>	 <p>Two hockey players are fighting over the puck.</p>	 <p>A little girl in a pink hat is blowing bubbles.</p>	 <p>A refrigerator filled with lots of food and drinks.</p>
 <p>A herd of elephants walking across a dry grass field.</p>	 <p>A close up of a cat laying on a couch.</p>	 <p>A red motorcycle parked on the side of the road.</p>	 <p>A yellow school bus parked in a parking lot.</p>

図 1 8 画像キャプションの自動生成結果例（左側の列がうまく表現できていて、右側の列がうまく表現できていない、と人間が判定）[29]

図 1 8 を見る限り、まだ改善の余地は大きいように思われるが、キャプションの品質が向上すれば、応

用範囲は非常に広いと考えられる。

同様のアプローチを用いる別のアイデアとして、シチュエーションに応じて衣料品を推奨する例[30]がある。品番 X の服が好みの顧客が最近妊娠したとして、どのような服を薦めればよいか、という場面で、「品番 X の服」と「妊娠」のベクトルを用いて、最も近い位置にある服を探せば推奨品が分かる、というアイデアで、米国 Stitch Fix 社が提供するスタイリング・サービス[30a]の一部を構成している。



図 19 衣料品の推薦の例 (Stitch Fix の商品例 : 左が品番 X、右の 3 商品が妊娠後の推薦の品) [30]

図 19 の右側 3 商品は、「品番 X」ベクトルに「妊娠」ベクトルを足した結果ベクトルに最も近いものを調べた結果得られたものである。このようなアイデアも活用の可能性が非常に期待できそうである。

### C. ロボット

ここではロボットの身体動作や運動 (サッカーの取り組みや工場での活用など) には触れずに、AI の応用として狭い範囲でのロボットを見ることにする。さらに、前記のワトソンや自然言語処理で既に記したようなことは省略し、大きなテーマとして、常識を持たせることと、「感情」への対応の問題を取り上げる。

私見では、この両者への対応レベルでロボットの人間らしさなどの実現度が変わってくるように思われる (見た目や実装の細かいテクニックは別にして)。

#### ① 常識対応の問題

2021 年までに東大入試合格を目指す AI 「東ロボくん」は、2014 年の全国センター模試で全国の私大の 8 割で合格可能性が 8 割以上という成績だったという [1]。2015 年 9 月には世界史の模試に挑戦したところ「米国から欧州への銀の流入の影響は？」という問いに、常識が足りずに何の関係もない欧州の歴史の記述をして点を落とした (日経新聞記事(9 月 20 日付)より)。

「常識とは何か」は簡単に言えないが、暗黙の前提条件のようなものも含まれるであろう。

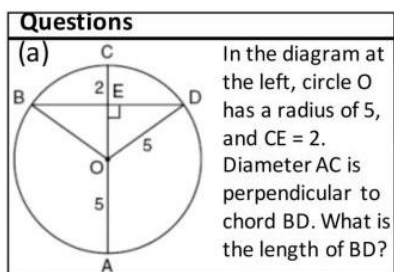


図 20 SAT の幾何問題例 [31] 出力 (この例の正解は 8) するもので、正解率は 49% だったという。

また、次章で触れるヒューリスティックなども一種の「常識」と考えられるかもしれない。

「常識」は時代、文化、民族、国、準拠集団などによって異なると同時に、曖昧な部分もあり、時間の経過とともに変わっていくのもであろう。また、複数の「常識」の間に矛盾があったり、会話の当事者間で食い違いが生じたりすることもある。場合によっては、そもそも「常識」が間違っていたりして、「常識」を



捨てて対応せねばならないこともあるだろう。「常識」がそういうものであれば、AIシステムがそれを完全に自動的に独習することは相当に困難と思われ、これがAIの一つの限界を示すかもしれない。

## ② 感情対応の問題

マイクロソフト社は、LINE ビジネスコネクト上で公開している人気会話ボット「りんな」では、「EQ (感情知能指数) 重視で「できるだけ会話が続くような応答を返すこと」を目指したという[32]。同社は開発にあたり、まずインターネット上で公開されている会話文から 10 代の女子らしいものを選び、別途編集拡充して収録データベースを整備した。さらに、同社の検索技術をベースに会話の候補をディープラーニングで絞り込み、会話に偶発性を加味するなどの工夫で、即座に適切な応答文を選び出す仕組みである。これは自然言語処理によるルールベースで会話をする仕組みの Siri (シリ) とは異なっていて、記事[32]の時点では、「りんな」の利用者数は約 130 万人で、1 日に 3~4 時間チャットするヘビーユーザーが多い、という。

おそらく似たような試みは内外を問わず多くなされていて、雑談的なコミュニケーションの能力は相当高いと思われるが、これらのシステムは実際に対話相手の感情を理解しているわけではなく、その AI システムが「感情」を持っているとも言えないであろう。

一方で、自ら「感情」を持つと称するロボットもある。以下、取材記事[33]を引用して実態を見る。

ソフトバンクロボティクスが開発するロボット「Pepper (ペッパー)」は、発話者の声や表情から喜怒哀楽の感情を読み取る感情認識機能を備えるとともに、「感情生成エンジン」で自身に感情を持たせる、という。

まず同社の会話エンジンは、自然言語処理の構文解析と意味解析を行い、現状のディープラーニングでは難しい「文意の正確な把握」を行っており、その機能だけでも店舗設置の Pepper では会話を成立させることは可能だが、一般家庭向けビジネスのためには、「感情をベースとしたコミュニケーション」が求められる、という。

そこで AGI 社の光吉氏と共同で、辞書から感情に関する表現 4500 語を抽出・分類した上で、脳科学関係の論文等を参照し、「感情モデル」、「感情マップ」を作成して「感情生成エンジン」を開発した。

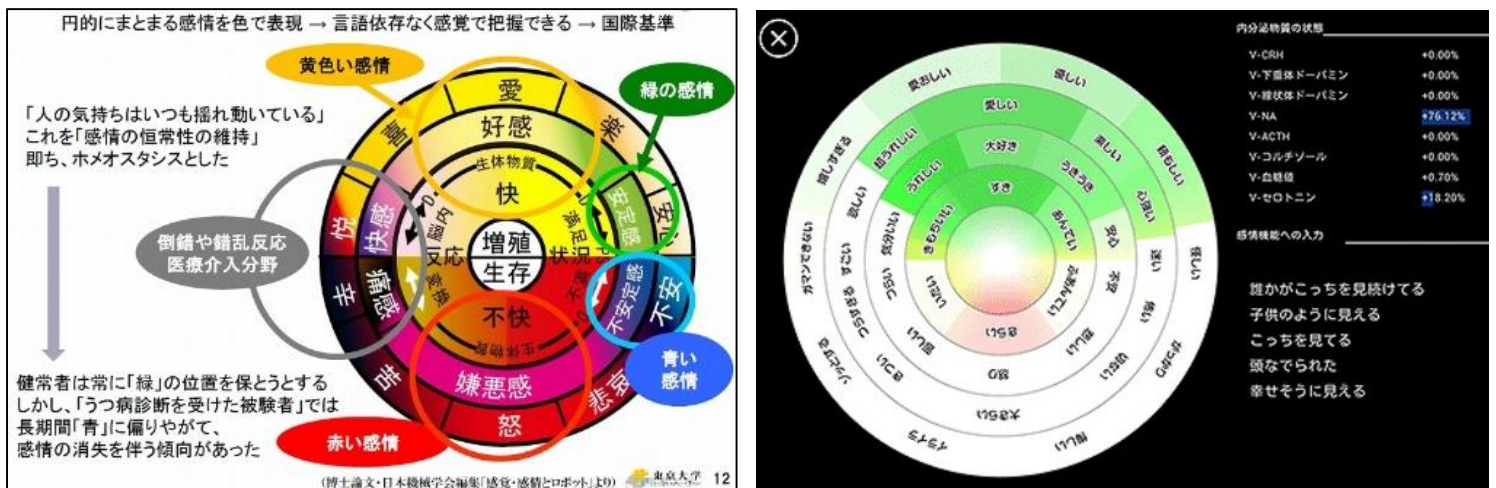


図 2 1 光吉氏の感情モデル (左) と Pepper が内蔵する感情マップアプリ (右) [出典: ソフトバンク][33]

「感情生成エンジン」は、二つの多層ニューラルネットワークからなり、一つは、状況認識センサーの入力を基に「脳内物質」のバランスを変化させるもので、もう一つは「感情地図」を基に設計された、Pepper の行動決定に関わるもので、「脳内物質」の偏りで生じた原始的な感情が、7つの層を経由して、Pepper の行動に偏りをもたらす、とのことであるが、さらに詳しくは記事[33]を参照されたい。

このような仕組みのロボットが「感情を持つ」と言えるのかは、よく分からないが、一つの興味深い試み

とは言えよう。

AIに感情を持たせることが可能かどうか、は簡単に結論を出せないように思われるが、さらにAIの人間の側面を広く考えるとき、次の二人の専門家の意見は意味深長である。

東京大学の松尾豊准教授は、『意識』と呼んでもいいような状態は、自分自身の状態を再帰的に認識すること、つまり自分が考えているということを自分で分かっているという『入れ子構造』が無限に続く際に出現するのではないかと言う[1]。

米国IBM社のロブ・ハイ CTO はインタビューに答えて、「Watsonが『個人的な意見』を言えるレベルまで行かないと、人間の意思決定を支援できない。取り組みはまだ始まったばかりだが、Watsonが人を助けられるようになるうえで人格は必要だ」と述べている[34]。

#### 4. 将来の展望

「AIの知能はどこまで進化するのか」は、古くから議論になってきた。AIが人間を凌ぐほどの知能を持つならば、プラス、マイナスの両面で大変な影響が考えられるからである。しかし、知能を問題にするならば、「知能」あるいは「人間なみの知能」とは何を指すのかを明確にする必要がありそうである。

AIより前に、1950年に科学者チューリングが提唱した「チューリングテスト」という有名な思考実験がある。簡単に言うと、通信端末を介した対話の応答だけから判断して相手が人間か機械かを見分けようという設定のテストで、見分けがつかなければ機械にも人間なみの知能があるとみなしてよい、とする。この考え方に沿って、1991年からコンテストで「人間を最もうまく騙したシステム」を表彰するローブナー賞があり、多くのシステムが人間を騙すことに成功している。ただし、実際には「知能の高さで人を騙す」のではなく、「人間らしく見せかける技術（わざとスペルミスをする、入力タイミングの「間」をとる等）で騙す」ので、チューリングの考えたこととは異なっている[35]、

1966年にワイゼンバウムが発表した対話プログラムELIZA（イライザ：精神科医として応答）は僅か数百行のプログラムだったが、非常にうまく仕組まれていて、同氏の秘書がELIZAに個人的な問題を相談したりしてそのログを秘密にしたほどであった[35]。これはチューリングテストにパスしたとも見なせようが、決してELIZAに知能があったとは言えず、「人間なみの知能」の定義の難しさが分かる。

それでは「知能」をどう考えればよいだろうか。公立はこだて大学学長の中島秀之氏は「知能とは複雑系の中で何とかやっていく能力」として、「本質的な意味でヒューリスティックス（簡略化された推論、判断の方略の総称）に頼らざるを得ない」ものと言う[36]。

人間のヒューリスティック処理は社会心理学などで研究されている。人間が意思決定をする際は一般的に、判断する上で時間的制約があり、十分な情報も入手できるとは限らず、時間と情報が十分だったとしても自分自身に情報などを吟味する能力があるとは限らず、ヒューリスティックが利用される[37]。特定の状況、対象にのみ利用される個別のヒューリスティックと、汎用性が高く、多くの場面で利用されるヒューリスティックがあるが、常に正しいと限らないのはもちろんである。

人間が用いる例として、代表性ヒューリスティックがあり、「ものやできごとが、あるカテゴリーに含まれるかどうかを判断する際に、そのカテゴリーの代表的特徴を用いて判断する方略」で、例えば、十分な知識がなく、ものの品質を自分の目で判断できないときに「値段が高ければ品質が良い」と判断するような方略である[37]。

AI固有のヒューリスティックは、情報の制約と計算資源（時間、メモリ等）の制約がある中で、通常は少ない計算量で正解（近似解）を得られるが、たまには間違ふような方式の意味になり、計算のオーダーを下げても正解率があまり下がらないようなアルゴリズムとも言える[36]。

このように見ていくと、単純にAIが「人間なみの知能」を目指すというような考え方には疑問の余地がある。飛行機は鳥を真似て羽ばたくように作られていないと、よく例えられるように、優秀なAIを開発するのに、必

ずしも人間の脳と似せる必要はないだろう。

いま、専門家による「知能」や「人工知能」の定義[1]を見ても、厳密な定義を追究することにそれほど意味があるようには見えない。

それでは大まかに言って、将来A Iは人間の知能レベルを超えることができるのだろうか。国内でA I技術者取材した記者によれば、A I技術の限界を強調する意見が少なくなかったそうである[38]。ただ、取材記者は、それは視野の狭い「崖をよじ登るロッククライマーの視点」ではないか、とも言う。

2015年1月に物理学者ホーキング氏、テスラモーターズCEOイーロン・マスク氏らは「頑健で有益なA Iのための研究の優先順位」という公開意見書を発表した[39][40]。その記述には、長期的な優先順位に触れる中で「人間の能力を超えられるA Iシステムの開発が成功する見込みの判断は研究者によって大きく異なるが、成功の見込みが無視できるほど低いとする主張はほとんどない。」とある[40]。

東京大学の松尾豊准教授は、「人工知能について報道されているニュースや出来事の中には、『本当にすごいこと』と『実はそんなにすごくないこと』が混ざっている。『すでに実現したこと』と『もうすぐ実現しそうなこと』と『実現しそうなこと（夢物語）』もごっちゃになっている。それが混乱のもとなのだ」と言う[1]。

以下では将来に起こりうることを見通して論点を見ていきたい。

## ① A Iの可能性

遠くない将来に、A I技術は社会の中でパターン化されるものを殆ど学習してカバーできるようになるのではないだろうか。

パターン化できるものは非常に多く、たとえば感性に訴えるような美術でも、既に画家の描くスタイルはA I技術でパターン化が試みられた。下図はCNN（畳み込みネットワーク）を用いたディープラーニングによって、画家のスタイルを学習させた結果の例である[41]。（これ以外にピカソ風、カンディンスキー風の例もある。）



図22 写真画像に画家のスタイルを結合させたイメージ例（左上：元の写真、右上：ターナー風、左下：ゴッホ風、右下：ムンク風）(L.A.Gatys et al.:University of Tuebingen)[41]



音楽分野でも、やはり CNN を用いた進展があり、人手によらず音楽の特性を学習して「消費者にぴったりの曲」を推奨できるようになったという[42]。ネット記事によれば、4 層ネットワークの最終階層を使うと音楽をジャンルごとに把握できて、従来はプロの音楽家が耳で聴いて行っていたことを AI が精度高くスピーディーに行えるとして、音楽の推奨やストリーミングサービスを提供する米国企業は軒並みこの技術の応用に走っている模様である[42]。

東大入試合格を目指す AI 「東ロボくん」は、入試の出題パターンを学習できれば目標を達成できるだろうし、ホワイトカラーの仕事でも決まったパターンでできるものは AI を搭載したロボットに置き換えられそうだ。

ただし、パターンが定まらず変化する場合には AI の活用をあまり期待できないかもしれない。この場合はパターンの予測可能性が問題になり、うまく予測できるケースならば AI 技術を活用できるであろう。

予測可能性の問題は、不確実性への対処につながる。AI (システム) に、先に記したヒューリスティック対応の仕組みなど別の領域科学の知見がうまく取り込まれない限り、想定外の事象への対処は優秀な人間の方がロボットや AI システムよりもはるかに適切にできるだろう。

## ② 全般的な見通し

技術全般については連続的に進歩するというより下図(b)のように不連続に進歩すると考える方が現実的と思われるが、将来を見通すのは下図(a)のように時間とともに拡大する推定誤差があつて困難である。そこで、AI についての見通しも、あくまで一つの可能性として考えるべきで、各種予測も天気予報のようなものとして見るべきではなく、人間の行動によって変えられる部分があることを認識すべきであろう。

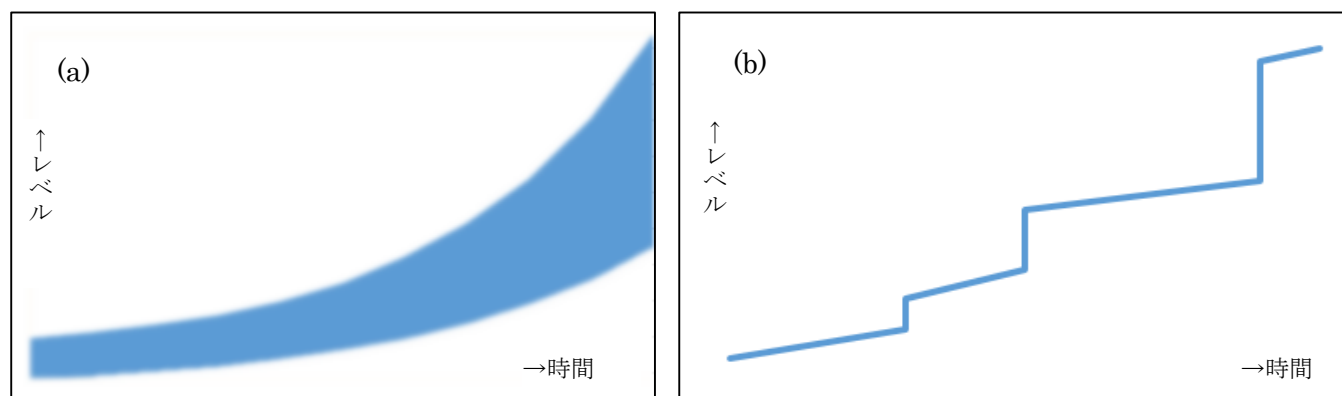


図 2.3 技術レベルの進歩パターンを見通すイメージ例

AI の進展と社会との相互関係は広範囲にわたると予想できるが、最も相互関係の程度に関わるファクターはコストであろう。コスト対効果が高ければ、たとえば企業は投資のウェイトを人から AI システムの方にシフトさせると見込まれる。その他にもコスト以外の要因として、機能性、安全性などが考えられる。

典型的な例として自動運転車について考えてみると、現時点でも実現のための技術開発はかなり進んでいるのは周知の通りである。おそらく技術的には 99% 程度の安全性の確保は見込めるだろうが、決してあらゆる場合に対して 100% の安全性を見込むのは不可能ではないだろうか。そこで、法制度的な検討が必要になるはずである。たとえば、自動運転車が事故を起こした場合の刑事責任、民事上の責任をどのように考えるのか。あるいは、自動運転車が犯罪に使われたとき、法的な責任の所在はどうなるのか。さらに、自動運転車のために社会インフラをどの程度整備すべきか、また、それに要する費用は誰がどの程度負担するのか、等さまざまな問題を検討せねばならないだろう。

スタンフォード大学ロースクールでは、人工知能と法律の関係について研究が進められているという[48]。公開講座では、“ロボットタクシー”と銀行のクレジットカード審査の事例研究が取り上げられた。最初の事例では

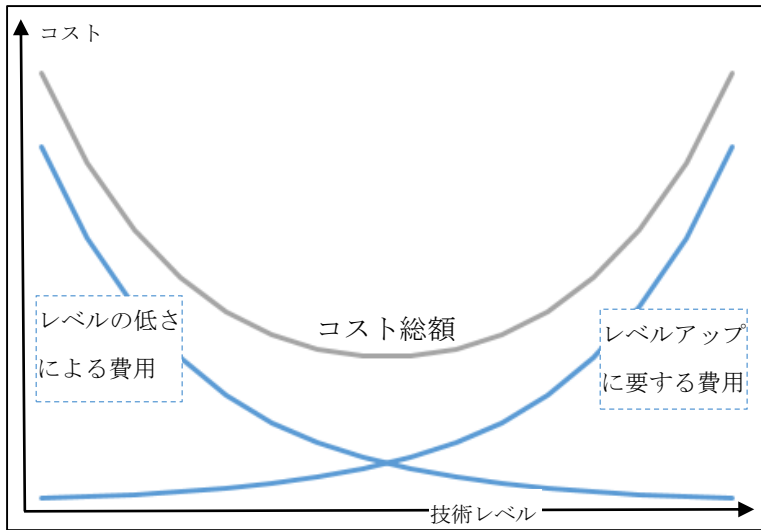


図2-4 AI技術レベルとコストの関係イメージ例

「ロボット自身に責任を問えるか」という問題が提起された。例えば「ロボットは犯罪が起きることを予見でき、それを阻止できる状態」だったかどうかなどという問題である。

後者の例では、銀行のAIシステムがクレジットカード発行を拒否した場合、拒否理由を明確にするよう義務付けられていることに対して、対応可能かどうかが問題になる。

いずれも将来の問題であるが、その他の種々のケースも考えられ、難題であることから、早い時点での検討が必要になるであろう。

上記のような問題の対応には、必ずコストが伴うはずである。完璧なAIシステムを開発しようとするれば、莫大なコストがかかり、低めのレベルで済まそうとするならば、それに伴う社会的なコスト負担が発生するだろう。これは簡単に答えの出ない問題で、図2-4のようなコスト曲線を描いて、コスト総額の最適値で判断するような訳には行かないであろう。

また基本的なことに戻ると、AI技術、アルゴリズムには、明示的かどうかは別にして、それを成り立たせる前提条件が必ず存在するはずである。その前提条件を忘れて、無視したりすると、場合によっては思わぬ落とし穴に入りかねないので、十分に注意が必要である。特に過去のデータを学習したモデルを利用する場合、「現在から将来にも過去の延長が通用する」という暗黙の前提があることに注意すべきである。

さらに、AIを閉じた技術体系の中に限って考えるべきではないだろう。他の分野の手法やアプローチなども含めて、AIシステムは「名称」にもこだわらず、広い視野を持って開発されるべきである。ちなみに、ワトソンがジョパディで人間に勝利した背景には、クイズ番組の中で「うまく賭け金を賭ける」というゲーム理論の取り込みもあった。

全く別の問題として、AIの犯罪利用や軍事利用のリスクがある。前者ではAI技術の革新は犯罪者にとっても多大な“価値”をもたらすであろうし、後者については2015年7月に、リスクを懸念してAIを搭載した軍事兵器の開発を禁止すべきとの書簡が公開された、という[49]。「AI兵器」は高度なインテリジェンスを持ち、人間ではなく人工知能が攻撃対象を決める」というようなものであるが、ここでは深入りせず問題点の指摘のみにとどめる。

AIのような技術の進歩を考える場合、ややもするとプラス面のみに関心が向かいがちであるが、潜在的なリスクにも目を配ることを忘れてはならない。特にAIシステムは本質的にブラックボックスになりやすい性質のものと考えられ、将来を見通すときは、社会の目に見えないところで「脆弱性」が気付かれずに潜むリスク、それが蔓延するようなリスクを看過してはならないだろう。そのためには一定のオーバーヘッド・コストも社会的に見込む必要があるかもしれない。

### ③ 仕事と雇用について

仕事や労働市場に対するAIの影響には直接的なものと間接的なものが考えられ、好ましい側面とそうではない側面が見込まれる。

ここで、直接的なものとは、人間の雇用を機械、ロボットやAIシステムで置き換えたり、雇用の形態や仕事の内容を変えるものであり、間接的なものとは、AIシステムが雇用の管理を支援したり、仕事の管理への関与度を上げるようなことである。

好ましい影響は、AIの補完による生産性の向上、新規雇用の創出、労働の自由度が上がって柔軟な働き方ができること、幅広い仕事に就く機会が広がることなどで、マイナスの影響は、失業や格差の問題、働き甲斐や勤労の満足度が低下する恐れ、従業員が弱い立場に追い込まれることなどであろう。

直接的な影響として広くコンピュータに置き換えられるリスクは二極化していると言われる[43]。スキルをあまり要しない低所得の仕事（飲食店等での作業、用務員、保健介護などのサービス関連）や高スキルを要する高所得の仕事（創造性、問題解決などを求められる）は雇用に対する脅威が少なく、事務系や生産現場などの繰り返し作業（中所得者の）はリスクが高い。さらに詳細な「10～20年後になくなる仕事」のリストは、オックスフォード大学の研究報告にあり[1][3]、「AIと人間のすみわけ」についての専門家のコメントも紹介されている[3]。

とりわけ、高いスキルを持つ者と持たない者との間の収入格差が拡大する可能性は高そうであり、たとえば、特定業務の自動化システムの開発者が巨額の収入を得る一方で、当該業務の従事者が不要になるようなことも起こりそうである。MITのブリニョルソン教授らは「（高所得層の）スーパースター偏向型の技術改革」はますます重要なトレンドになりつつある、と言う[44]。

間接的な影響としては、勤労者のパフォーマンス測定が“改善”され、全てが記録の対象になって、より正確に「労働の価値」が評価されるようになりそうなのがある。もちろん、これらは生産性向上につながり、適材適所や職場のインセンティブを創出価値に直結させるようにもできるだろう。

また、個人的なSNSでのつながりの質、eペイ等での個人評価も情報として市場で売りに出されるかもしれないが、求職者によっては自発的にそのような情報を開示するかもしれない[45]。これらは直ちには起きないだろうが、予想される問題点は、プライバシー以外にも、従業員間の関係が緊張したものになって仲良くしにくくなり、再チャレンジもしにくくなるかもしれない。計測ミス、情報の間違いを訂正できる仕組みも必要になるだろう。

さらに、この先は「アルゴリズム雇用」の時代が来るかもしれない[46]。既に、「この求人票で適切な人材を引き付けられるか」の評価、ヘッドハンターが「この業界、土地での有効なリーダー像」を求めることなどが、アルゴリズム化され始めているようである。従業員の行動予測モデルは、従業員のEメール、通話、チャットなどを分析して不正行為を予防できるかもしれないが、企業では従業員の離職リスク・スコアを計算する精度の高い予測モデルも開発されるだろうし、従業員も転職先を見つけるためのモデル・アプリを利用するだろう。雇用の領域でもデータマイニングからAIの活用が始まろうとしているようである。

そのような時代に備えるために重要なことは、スキルや知識を身につけるための教育であり、創造性があるイノベーションに対応できる人材育成も求められるであろう。

AIなどが浸透すると見通されるとき、ダベンポートは「自動化の脅威を、拡張（オーグメンテーション）の機会という枠組みでとらえ直すことができるだろう」と言う[47]。オーグメンテーションは、「現行の人間による作業を基準とし、機械処理の拡大によっていかに人間の作業を深められるか（削減できるか、ではなく）を見極める」。そこでは、雇用可能性を増すために、「STEP UP（向上する）、STEP ASIDE（譲る）、STEP IN（介入する）、STEP NARROWLY（絞り込む）、STEP FORWARD（前進する）」という「五つのアプローチ」があるとして、「オーグメンテーションを機能させるためには、人間とコンピュータは別々に使うよりも組み合わせを使ったほうがよいと経営者が確信している必要がある」という[47]。

実際、米国IBM社のロブ・ハイ CTOはWatsonの目標として「コンピュータで人間を代替させたいとは思わない。コンピュータで人間の力を補完し、認知を増幅させて、より良い意思決定ができるようにしたい」と言う[34]。

## 5. 最後に

ここまで見てきた結果、現在の「AI」は過去のブームの時とは質的に異なっていて、今回こそは一過性のブームではなく、今後も社会的に大きな影響を与え続けるような大きな流れを構成するものと考えられよう。

いま人間にしかできないと思われていることにも、AI技術の挑戦が試みられている。

例えば、創造性はどうか。断定的なことは言えないが、私見では長い目で見れば、図3に示した仮説形成推論についてパターンが見出されて、それをAIが学習できるならば、創造性を持つAIシステムも実現する可能性が高いように思われる。ただし、そのようなシステムは「間違えること」も必ず内包するはずなので、使い方に細心の注意が必要であろう。

やはりAIに対して社会的には、過剰な期待と過小評価を戒めつつ、適正な付き合い方を模索していく必要がありそうである。

ビジネスの現実を目を向けると、既にAIの活用は、Googleでは検索で、Facebookはホームページのカスタマイズに、のように本業の中で本格的に始められており、Microsoft、中国のバaiduなど有力企業も積極的に取り組み出している[50]。

ビジネスの世界では、ベストのアルゴリズムとともに大量データを持つ者が勝者になる、とも言われる[51]。そのような企業では、市場に選択肢が多くあり大量のデータが存在するならば、AIに逐次データを学習させることで絶えずビジネス活動を改善させていくようなダイナミックな好循環も実現できそうである。

以上、筆者が集めたネットからの情報を中心に私見も交えてAIを概観した。執筆時点(2015年10月)では、最新に近い情報をカバーしたつもりであるが、この分野は急速に発展する途上にあり、いつ画期的な進展が起きるか分からない。その意味ではAIは大変刺激的で興味深い領域と言えよう。

拙稿が多少なりとも読まれる方の参考になれば幸いである。

塩田千幸

#### 【参考文献】

- [1] 松尾豊「人工知能は人間を超えるのか」角川Epub選書(KADOKAWA)、2015
- [2] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/091000064/100200011/> 山口平八郎＝情報通信総合研究所 副主任研究員「人工知能の進化による「特異点」、2045年問題は本当に来るか」日経BP, 2014.10.10
- [3] 特集記事「AIでなくなる仕事」AERA、2015.6.15
- [4] “Gartner's 2015 Hype Cycle for Emerging Technologies Identifies the Computing Innovations That Organizations Should Monitor” <http://www.gartner.com/newsroom/id/3114217> , August 18, 2015
- [5] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/watcher/14/334361/121600141/> 田中淳＝日経コンピュータ「元専門誌記者が抱く「イマドキのAI」への期待とモヤモヤ感」日経BP, 2014.12.19
- [6] <https://googleblog.blogspot.jp/2012/06/using-large-scale-brain-simulations-for.html> Jeff Dean, “Using large-scale brain simulations for machine learning and A.I.” , June 26, 2012
- [7] Quoc V. Le et al., “Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning” , 2012
- [8] Rajat Raina et al., “Self-taught Learning: Transfer Learning from Unlabeled Data” , 2007
- [9] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov “Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks”, Science, Vol.313, 2006
- [10] <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap6.html> Michael Nielsen, “Neural Networks and Deep Learning”, 2015
- [11] Matthew D. Zeiler and Rob Fergus, “Visualizing and Understanding Convolutional Networks”, 2013
- [12] 岡谷貴之「画像認識のための深層学習」人工知能学会誌、28巻6号、2013
- [13] <http://arxiv.org/pdf/1409.3215v3.pdf> Ilya Sutskever, Oriol Vinyals and Quoc V. Le, “Sequence to Sequence Learning with Neural Networks”, 2014
- [14] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/090100053/022600046/> 浅川直輝「GoogleのAIにみる、コトバと視覚の接点とは」日経BP, 2015.3.4

- [15] 小林雅一「グーグルなどが買収合戦 米ITが人工知能に夢中な理由」日経BP, 2014.7.23  
[http://www.nikkei.com/news/print-article/?R\\_FLG=0&bf=0&ng=DGXNASFK0702I\\_X00C14A7000000&uah=DF170520127708](http://www.nikkei.com/news/print-article/?R_FLG=0&bf=0&ng=DGXNASFK0702I_X00C14A7000000&uah=DF170520127708)
- [16] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/090100053/061800056/> 浅川直輝「米中と日本、AI ビジネスの優劣を分けたのは「実装力」」日経BP, 2015.6.22
- [17] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/15/061500148/090800022/> 中田 敦「Watson は単なる「質問応答システム」にあらず、CTO が語る全貌」日経BP, 2015.9.9
- [18] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/466140/120800020/> 宮本和明「IBMの機軸事業は人工知能、Watsonで知的アプリが続々誕生」日経BP, 2014.12.10
- [19] <http://wiredvision.jp/news/201101/2011011421.html> Sam Gustin, 「人間の「クイズ王」と対戦、IBMの『Watson』」WIRED, 2011.1.14
- [20] <http://www.scientificamerican.com/article.cfm?id=will-ibms-watson-usher-in-cognitive-computing> Larry Greenmeier, “Will IBM’s Watson Usher in a New Era of Cognitive Computing?”, ScientificAmerican, Nov. 13, 2013
- [21] <http://www.scientificamerican.com/article.cfm?id=watson-the-computer-jeopa> Gareth Cook, “Watson, the Computer Jeopardy! Champion, and the Future of Artificial Intelligence”, ScientificAmerican, March 1, 2011
- [22] <http://wiredvision.jp/news/201102/2011022121.html> Jonah Lehner, 「スパコン『Watson』が脳にかなわない理由」WIRED, 2011.2.21
- [23] <http://wiredvision.jp/news/201102/2011021720.html> Sam Gustin, 「IBMのスパコンが、クイズ問題を間違えた理由」WIRED, 2011.2.17
- [24] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/090100053/022600045/> 浅川 直輝「Watson テクノロジーの全貌、IBMはなぜAIと呼ばないのか」日経BP, 2015.3.3
- [25] 石崎俊「自然言語処理」昭晃堂、1995
- [26] 北研二「確率的言語モデル」東京大学出版会、1999
- [27] <http://techon.nikkeibp.co.jp/atcl/feature/15/327442/100300011/> 大下 淳一「人工知能が医師国家試験に受かる日自動解答プログラム、開発者が語る」日経BP, 2015.10.6
- [28] Tomas Mikolov et al., “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space”, Sept. 2013  
<http://arxiv.org/pdf/1301.3781.pdf>
- [29] Oriol Vinyals et al., “A picture is worth a thousand (coherent) words: building a natural description of images”, Nov 17, 2014 <http://googleresearch.blogspot.jp/2014/11/a-picture-is-worth-thousand-coherent.html>
- [30] Chris Moody, “A Word is Worth a Thousand Vectors”, 2015  
<http://multithreaded.stitchfix.com/blog/2015/03/11/word-is-worth-a-thousand-vectors/>
- [30a] StitchFix | Online Personal Stylists for Women : <https://www.stitchfix.com/>
- [31] <http://techon.nikkeibp.co.jp/atcl/news/15/092400430/?ST=tomict> 野澤哲生「幾何の問題を解く AI が登場、正解率は高2並み」日経BP, 2015.9.24
- [32] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/090100053/082700080/> 浅川 直輝「女子高生 AI りんな、4時間も会話が続く理由」日経BP, 2015.9.3
- [33] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/090100053/082700078/> 浅川 直輝「なぜロボットに感情が必要なのか、ソフトバンクの熟慮」日経BP, 2015.8.31
- [34] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/news/15/093003126/> 清嶋 直樹「コンピュータに人格は必要？ Watson 開発者に公開質問」日経BP, 2015.9.30
- [35] 松原仁「チューリングテストとは何か」人工知能学会誌、26巻1号、2011
- [36] 中島秀之「中国語の部屋再考」人工知能学会誌、26巻1号、2011



- [37] 池田謙一、唐沢穰、工藤恵理子、村本由紀子「社会心理学」有斐閣、2010
- [38] <http://techon.nikkeibp.co.jp/article/COLUMN/20150626/425124/> 野澤哲生「“人工知能 3 原則” が登場へ」日経 BP、2015.6.29
- [39] [http://futureoflife.org/AI/open\\_letter](http://futureoflife.org/AI/open_letter) Open Letter “Research Priorities for Robust and Beneficial Artificial Intelligence”, 2015
- [40] [http://futureoflife.org/static/data/documents/research\\_priorities.pdf](http://futureoflife.org/static/data/documents/research_priorities.pdf) “Research priorities for robust and beneficial artificial intelligence”, 2015 ([39]の添付文書)
- [41] <http://arxiv.org/pdf/1508.06576v2.pdf> Leon A. Gatys, Alexander S. Ecker, Matthias Bethge, “A Neural Algorithm of Artistic Style”, 2015
- [42] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/466140/083100051/> 宮本 和明「21 世紀の Beatles は Deep Learning、人工知能が音楽産業を救う」日経 BP、2015.9.2
- [43] <http://www.technologyreview.com/featuredstory/515926/how-technology-is-destroying-jobs/> David Rotman, “How Technology Is Destroying Jobs”, MIT TechnologyReview, June 12, 2013
- [44] ブリニユルソン、マカフィー「機械は我々を幸福にするのか」、DIAMOND ハーバード・ビジネス・レビュー 2015 年 11 月号、2015
- [45] <http://www.technologyreview.com/news/541531/the-measured-worker/> Tyler Cowen, “The Measured Worker”, MIT TechnologyReview, Sept. 28, 2015
- [46] <http://www.technologyreview.com/news/541576/hired-and-fired-by-algorithm/> Julia Sklar, “Hired and Fired by Algorithm”, MIT TechnologyReview, Sept. 28, 2015
- [47] ダベンポート、カービー「オーグメンテーション：人工知能と共存する方法」、DIAMOND ハーバード・ビジネス・レビュー 2015 年 11 月号、2015
- [48] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/466140/032300034/> 宮本 和明「ロボットの犯した罪をどう裁くのか？スタンフォード大学の法研究は先進的！」日経 BP、2015.3.31
- [49] <http://itpro.nikkeibp.co.jp/atcl/column/14/466140/082400050/> 宮本 和明「人工知能の軍事利用への危機感が高まる、“AI 兵器” の開発が進む？」日経 BP、2015.8.26
- [50] <http://www.bloomberg.com/news/articles/2015-10-26/google-turning-its-lucrative-web-search-over-to-ai-machines> Jack Clark, “Google Turning Its Lucrative Web Search Over to AI Machines”, BloombergBusiness, Oct. 26, 2015
- [51] <http://www.scientificamerican.com/article/why-businesses-embrace-machine-learning-excerpt/> Pedro Domingos, “Why Businesses Embrace Machine Learning [Excerpt]”, ScientificAmerican, Oct. 29, 2015