

# 深層学習時代のIoTサービスと人材育成に関する展望と課題

大野邦夫\*

\*株式会社モナビITコンサルティング  
Email \* k-ohno@star.ocn.ne.jp

## 1. はじめに

本ワークショップは、デジタルサイネージとインタラクティブ研究会が担当しているが、デジタルサイネージが、オフィスでも家庭でもない地域コミュニティにおける情報サービスを担うことから地域コミュニティに関連するビジネスや人材育成に関するテーマを扱っている。最近、深層学習に基づく人工知能が注目を集めていることから、今回はそのテーマを検討することとした。深層学習のブームは、失敗に終わった従来の人工知能ブームと異なるインパクトを持ち得るのだろうか。

個人的には、今回のブームは人間の知的活動における感覚機能の高度化と感じる。ドナルド・ノーマンによる人間の情報処理モデル[1]を図1に示すが、深層学習がカバーするのは、図の左下の「感覚変換」、「予備的分析」、「パターン認知」が基本であり目標値（教師データ）を管理し結果を比較修正する程度の「記憶構造」の範囲に過ぎないのではないだろうか。とは言い、ロボットと組み合わせれば、右下の「運動プログラム」、「運動制御」、「効果器」についても包含することになる。

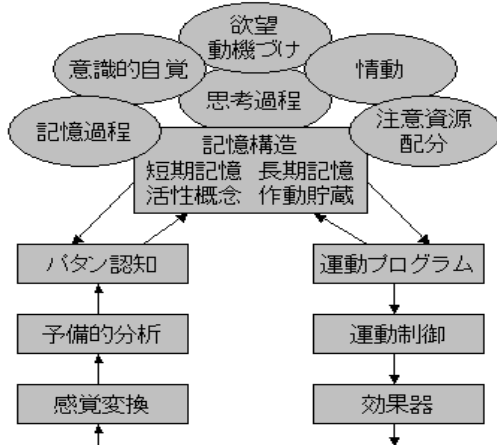


図1 人間の情報処理モデル

「記憶構造」の上の部分、すなわち「思考過程」、「記憶過程」、「意識的自覚」、「欲望動機づけ」、「情動」、「注意資源配分」などに関しては未着手ということである。なお、1980年代のエキスパートシステムが実装を試みた知識ベースのフレームや推論エンジンは、「思考過程」、「記憶過程」の一部の実装を実現したと見なすことは可能であろう。

現状の人間の多くの職種を奪うとか、シンギュラーポイント云々の議論があるが、ノーマンの図の、「意識的自覚」、「欲望動機づけ」、「情動」、「注意資源配分」などに対応する機能をコンピュータが実装するという議論は当面は

現実的ではなさそうだ。これらの機能は人間の価値観に係るものであり、哲学、宗教、倫理、文化といった多面的な評価を必要とする対象で、現状のノイマン型コンピュータが得意とする論理演算や数値計算といった機能に馴染む対象ではない。このような多面的な価値観をニューラルネットワークの目標値に反映できるような方法論の道筋が見えてくれば、議論の可能性はあるのかもしれない。

AIの進展で消滅する職業の議論も盛んである。だがコンピュータやネットワークに奪われる職種は、人工知能が進展しなくても消滅するものが大半ではないだろうか。それらの職業は基本的に市場ニーズが無くなるからであり、産業構造の変化に伴い職種が消滅するのである。人工知能が人間の代わりをするからではないであろう。そのように考えるが、この問題は今後の地域コミュニティにとっても重要な問題と考えられる。

そのようなことから、深層学習に関する技術的な内容を紹介すると共に、この技術を包含する人工知能技術が地域社会に与えるインパクトと、職業変化、さらに人材育成についての検討を試みる。

## 2. 深層学習技術の概要

### 2.1 神経回路と接続ノイズム

#### 2.1.1 神経回路

深層学習はニューロコンピューティング技術の発展型であり、図2に示すような生体の神経細胞を真似たものである。神経細胞は、細胞核を有する細胞本体、他の細胞から

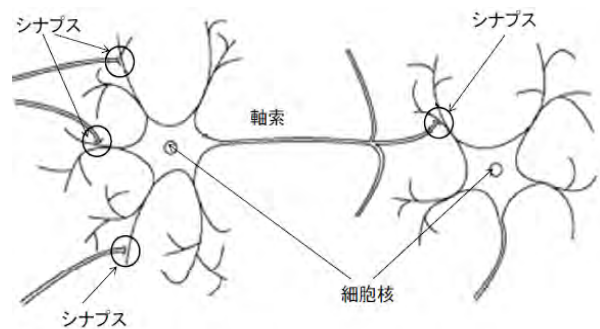


図2 生体の神経細胞

の入力を受ける樹状突起、他の細胞に出力する軸索から構成される。前の細胞の軸索終末と後ろの細胞の樹状突起の間の情報を伝達する部分には、微小な間隙を持つシナプスと呼ばれる化学物質による伝達構造が形成されている。神経細胞の基本機能は、神経細胞へ入力刺激が入ってきた場合に、活動電位を発生させ、他の細胞に情報を伝達することである。ひとつの神経細胞に複数の細胞から入力し、活

動電位がおきる閾値を変化させることにより情報への加工が行われ、これが記憶や発想のような知的機能を担う。

### 2.1.2 ニューラルネットワーク要素モデル

神経回路は、負性抵抗素子による双安定回路を分布的に直列に結合した回路でシミュレート可能である。その分布回路は、ある閾値以上であれば伝達し、それ以下だと減衰して消滅するという非線形な特性を持つ[2]。その原理による回路網の結合に重み付けを付加したのがニューラルネットワークであり、コネクショニズムとして知られている[3]。その要素モデルを図3に示す。

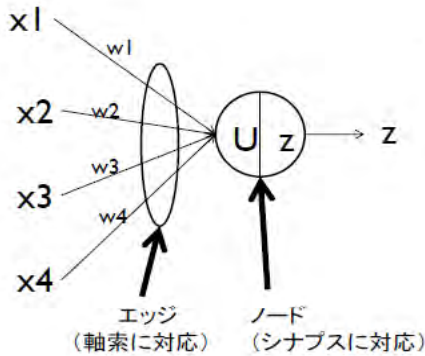


図3 ニューラルネットワーク要素モデル

$x_1 \sim x_4$ の入力信号が、軸索に対応するエッジを経由してシナプスに対応するノードに伝達され、 $U$ というレベルの信号を生じている。エッジを経由する信号は、 $w_1 \sim w_4$ の重みが作用し、下記のような線形関係で示される。

$$U = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + w_3 \cdot x_3 + w_4 \cdot x_4$$

ノードの入力と出力の関係は図4の活性化関数 (activation function) で示される。 $U$ の値が閾値を超えると1に

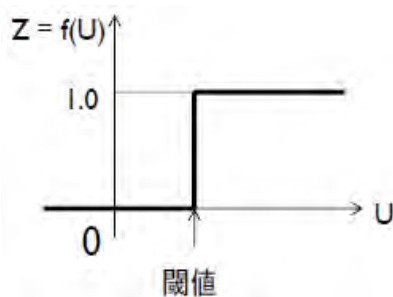


図4 活性化関数

なり刺激が伝達され、それ未満では0となり刺激は消滅する。この閾値は固定ではなく、履歴によるフィードバックを受ける。このフィードバックは、誤差逆伝搬 (back propagation) として別途説明するが、これがコネクショニズムにおける知的活動の要因となる。

### 2.1.3 パーセプトロン

コネクショニズムの原型モデルはパーセプトロンに代表される。この単純なモデルを図5に示す。パーセプトロン

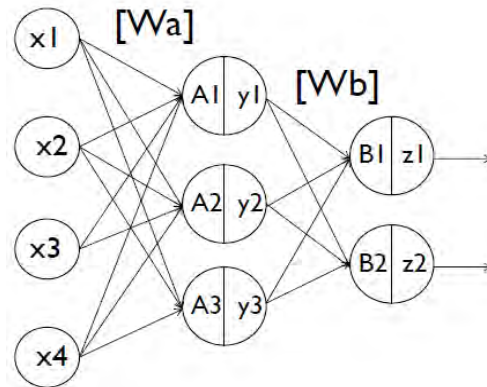


図5 3層のパーセプトロンのモデル

は、図3のニューラルネットワーク要素モデルを組み合わせて構成される。図5のモデルは、3層のパーセプトロンで、4個の入力ノード、3個の中間ノード、2個の出力ノードから構成されている。個々の中間ノードは、先の式で示した通り入力ノードの値に重みを乗した値の総和で示される。この原理はベクトル・マトリクス式で表現され、入力ノードと中間ノードとの間の情報伝搬は、下記の式で表される。

$$\begin{bmatrix} A1 \\ A2 \\ A3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Wa-11 & Wa-12 & Wa-13 & Wa-14 \\ Wa-21 & Wa-22 & Wa-23 & Wa-24 \\ Wa-31 & Wa-32 & Wa-33 & Wa-34 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x1 \\ x2 \\ x3 \\ x4 \end{bmatrix}$$

入力情報は $x_1 \sim x_4$ がマトリクス $[Wa]$ により変換され、 $A_1 \sim A_3$ の値に線形変換される。 $Wa-11 \sim Wa-34$ が重みのパラメータであり、この値のコントロールが知的な機能を果たしている。 $A_1$ の値は $y_1$ の値に反映されるが、この非線形性が活性化関数の本質である。すなわち、

$$y_1 = f_1(A_1)$$

$$y_2 = f_2(A_2)$$

$$y_3 = f_3(A_3)$$

となり非線形性の履歴効果が知的な機能を実現する。人間の脳はステップ関数的な0か1かの値を取るが、コンピュータでは処理の都合上不連続なステップ関数よりは、連続なシグモイド・ロジスティック関数やハイパボリック・タンジェント関数を用いることが多い。

中間ノードと出力ノードの間も同様に考えることが可能である。中間ノードの結果である $y_1 \sim y_3$ の情報は、下記の

ようにマトリックス[Wb]を介して出力ノードに伝達される。

$$\begin{bmatrix} B1 \\ B2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Wb-11 & Wb-12 & Wb-13 \\ Wa-21 & Wa-22 & Wa-23 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y1 \\ y2 \\ y3 \end{bmatrix}$$

B1、B2の値が活性化関数を介してz1、z2として出力されることになる。

#### 2.1.4 応用例としてのOCR

パーセプトロンの具体的な応用事例としては、図6のような文字（数字）認識が挙げられる。文字パターンを白と黒（0と1）の値が入り得る縦横30×20程度のグリッドによる入力ノードとして設定し、出力ノードを0～9の数を区別するノードとして設定し、中間ノードを設定してエッジの重みを調整すれば、入力ノード上の文字パターンから数値を識別するOCRを実現することが可能である。

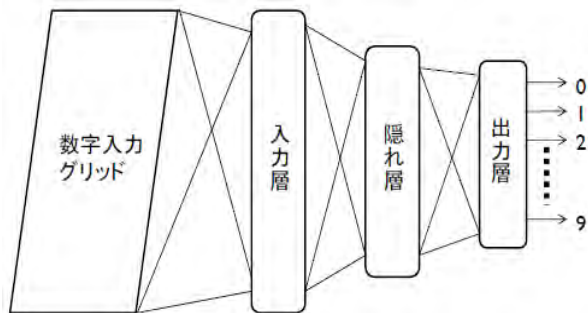


図6 数字OCRへのパーセプトロン適用例

さらに入力ノードを100×100程度とし、出力ノードを約3000個のJIS第一水準の漢字を区別するノードとして設定し、隠れ層の中間ノード層を必要であれば複数設定してエッジの重みを調整すれば、入力ノード上の文字パターンからJIS第一水準の漢字を識別する漢字OCRを実現することが可能となる。この原理で、NHK技研は漢字OCRのプロトタイプを福島邦彦氏が発明したネオコグニトロン[4]を用いて検討していたように記憶しているが、古い話なので定かではない。

コネクションズムの知識は、最初は「白紙」の状態であるが、多数の事例を与えられ、「経験」することで、自らゆっくりと「学習」してゆく。出力結果の正誤に基づき行列係数を逐次修正するが、データを沢山読ませれば、精度は向上する。さらに隠れ層を多重にすれば、多くの区分を判定できるようになる。

深層学習は、以上のパーセプトロンの中間ノードを多重に設定することにより、識別能力を向上させると共に付随的に生成される新たな可能性を秘めたシステムと考えることが可能である。

## 2.2 深層学習

### 2.2.1 CNNアルゴリズム

深層学習の基本的なアルゴリズムとしては、CNN、RNN、AutoEncoderが挙げられる。CNNは、Convolutional Neural Networkの略で、前段の各ノードの値とエッジの重みを畳み込み演算（convolution）で計算し、当該ノードへの入力強度を算出する[5]。当該ノードの出力とこの入力との関係は、先に図4で紹介した活性化関数（activation function）で与えられる。図4における活性化関数は単純なステップ関数であったが、深層学習アルゴリズムでは、ハイパボリックタンジェント関数、シグモイド関数、ReLU（Rectified Linear Unit）関数等が用いられている[6]。CNNアルゴリズムは、深層学習の画像や物体の認識において最も汎用的に用いられる機能で、これを実現する層は畳み込み層（convolution layer）とプーリング層（pooling layer）により実現される。畳み込み層は、入力ノードにおける画像の局所的な部分を抽象化してその結果を自身の中間ノードに取り込む。プーリング層[7]は、畳み込み層におけるデータをノーマライズする機能を有し、データの相対的な普遍化（強硬化）を行う。

### 2.2.2 勾配降下法による学習

入力層のデータに対する出力層の結果の適さないしは正誤の差分が問題である。教師付きデータであればその正誤結果、又は正解標準データとの差分値を各ノード間のエッジの重みを変更し、正解率を上げること又は、差分値を下げることで学習になる。実際のデータを扱う手法は、正解率を上げることと差分値を下げることは同じことである。差分値を最適に下げる手法は物理学における変分法や、制御工学分野における最適制御理論[8]などで検討されてきたが、深層学習で広く用いられている手法は勾配降下法（gradient descent method）と呼ばれるものである[9]。

勾配降下法は、ある変数値における関数の値を初期値にして、その変数を微小に変化させた際の関数値の勾配からその関数値の最小値を求める手法である。全てのノードとエッジに関してこの計算を行う場合をバッチ法と呼ぶが、ノード数が多いと膨大な計算量になる。そのために、確率的勾配降下法（stochastic gradient descent method :SGD）やミニバッチ法（mini batch method）と言った計算量を減らす工夫が行われ使用されている[9]。

### 2.2.3 誤差逆伝搬法

勾配降下法の計算は、出力層から開始される。というのは、正誤の差分は出力層で明確になるからである。出力層から入力層に向かって、中間層のノードを逆に伝搬させて差分の自乗の総和としての誤差量を計算することが出来る。この量が最小になるように各エッジの重みを変更し最適化することにより、ニューラルネットワークの学習が行われる。このように誤差の計算を逆方向に伝搬させることにより学習が行われることからこのプロセスは誤差逆伝搬法（back propagation method）と呼ばれている。

なお、階層が深いニューラルネットワークの場合、全てを計算すると計算量が膨大になるために、それを減少させるDropOut手法が検討された。これは、計算量を減らすためにノードとエッジを間引いて計算する手法である[10]。

### 2.2.4 RNNアルゴリズム

ニューラルネットワークの入力データは、一定サイズではない可変長の場合もある。音声認識や自然言語処理分野が代表的である[11]。RNNはそのような用途での活用のために開発された手法である。RNNは、Recurrent Neural Networkの略で、中間ノード層をバッファ的なデータ蓄積に使用し、それを再帰的にフィードバックして逐次処理することからRecurrentという形容詞が付けられている。

### 2.2.5 AutoEncoderアルゴリズム

AutoEncoderは、日本語に訳すと自己符号化器であるが、入力層と出力層のサイズが同一で、中間ノードの層を用いて情報を圧縮し(符号化)、その後の処理で復元(復号化)する機能を提供する[12]。中間ノードで情報が圧縮されることから、砂時計型ニューラルネットワークとして構成される。自己符号化器が行うのは、多様な入力データの主成分を取り出す(エッジの重み行列の直交化に相当)ようなものである。この過程における圧縮されたデータを入力にして、さらに自己符号化を行うと、高度に圧縮されたデータとなる。このプロセスを繰り返すことにより、膨大なデータから洗練された特徴量を抽出することが可能になる[13]。

### 2.2.6 頑強性の付与

深層学習は、膨大なデータから繰り返し情報圧縮された特徴量を用いて情報を認識することであるが、それが正確であるためには頑強性(ロバスト性)が要件となる。そのためには、実際のデータ以外に意図的に誤差を含むデータを入力し、それでも誤らないようにすることが必要とされる。そのようなプロセスを経て、確立された特徴量が深層学習システムの基本的概念として形成される[14]。

### 2.2.7 教師あり学習と教師なし学習

教師あり学習は、結果の正誤が明確で直ちに行列パラメータにフィードバック可能な学習である。文字認識や画像認識、物体認識などではこの手法が用いられることが多い。それに対して、教師なし学習は、与えられたデータから共通と思われるグループを抽出し、自らカテゴリを抽出し、分類を行いその正誤を再帰的に学習する。そのために入力データを多次元の情報空間における状態点として位置付け、それらをグループ化することによりカテゴリを生成する。カテゴリの区分法としては、最近傍法、ナイーブベイズ法、決定木(デジジョンツリー)、SVM(サポートベクターマシン)、ニューラルネットワークといった手法が用いられている[15]。

## 3. 人工知能技術の歴史的進展経緯

### 3.1 リスプ言語による第1次人工知能ブーム

多くの関係書籍では過去2回の人工知能ブームがあり、共に失敗したが今回は期待が持てるのではないかと書かれている。しかし筆者から見るとそれは表層的な見方である。過去2回のブームを通じて多くの成果が蓄積され、広範な分野における情報処理技術を活性化させたと考えられるからである。最初のブームはメインフレームの大形コンピュータ上のTSSシステムで試みられた。その代表は、MITを中心に検討が試みられたプロジェクトMACである[16]。このプロジェクトの目標は、コンピュータユーティ

リティーにあり、そのためにMULTICSという大規模化したTSSオペレーティングシステムの開発を試みたが成功しなかった[17]。併せて人工知能言語としてのLispの優秀性が認められ、プロジェクト名を冠したMACLispの仕様が確立された。しかし大量のリソースを要するその性能がシステム開発のネックになった。その解決のためにLispの処理環境の改善が大きくなねらいになり、Lisp言語専用的高级言語マシンの開発がその後の人工知能実現の目標になった。

### 3.2 高級言語マシンの開発

#### 3.2.1 ALTOマシン

その後、高級言語マシンの開発がXerox PARCとMITで行われ、第2次人工知能ブームへと進展した。Xerox PARCでは最初のプロトタイプであるALTOパーソナルコンピュータ[18]が1971年に開発されたが、このマシンはマイクロコードを入れ替えることにより種々の言語の専用マシンとすることが可能であった。アラン・ケイを中心とするグループがALTOのマイクロコードにSmalltalkを実装し、ダイナミック構想を打ち上げたのは有名なエピソードである[19]。これはXeroxという企業がドキュメント・カンパニーであり、そのビジネスに高級言語マシンを適用するというコンテキストが背景に存在した。だが、PARCにおける高級言語マシンの主流は、Interlisp-Dをコア言語とするリスプマシンであり、ALTOの後継として、ドラド、ドルフィン、デンダリオンといった機種が開発された。

#### 3.2.2 MITのリスプマシン

他方、MITではハッカーとして知られたグリーンブラットが最初にCONSマシン、次にCADRマシンと呼ばれるリスプマシンを開発した。CADRマシンはその後LMI社とSymbolics社により商品化され、そのアプリケーションとして想定されたエキスパートシステムが第2次のAIブームを創り上げた。MITのリスプマシンは、ハードウェアによるデータ識別を行うタグ・アーキテクチャと、スタック処理の高速化を実現するハードウェア・スタックにより高性能化を実現すると共に、PARCがSmalltalkで実現したオブジェクト指向を、フレバという名称で実現した。Smalltalkが単一のクラスからしかクラス継承が出来ないのに対し、フレバは複数のクラスからの継承が可能な多重継承を実現していた。その結果、MACLispを拡張した異質の言語仕様として制定され、リスプマシンの言語はZetalispと呼ばれるようになった。

#### 3.2.3 日本におけるリスプマシンの開発

第5世代コンピュータプロジェクトも、リスプマシンと同様な高級言語マシンであるが、コア言語をPrologとしたことに特徴があった。NTTのELISは、MITのCADRマシンの問題点を吟味して高性能化とLSI化への適合性を目指してリファインされた純日本製のリスプマシンであった[20]。この製品は私の同僚であった日比野靖がスクラッチのLSIからくみ上げた個人的な労作である。その後ハイドロジェンと命名されたオリジナルの日比野マシンのコピーマシンがソフト開発用に作成された。CPUをLSI化しワー



クステーション化した製品であるELIS8100シリーズが約200セット出荷された。ELIS8100シリーズは、同様のCPU規模のSymbolics3600に比べて、インタプリタで数十倍、コンパイラで数倍の処理性能の差があった[21]。従って、この当時のAI技術を牽引したリスプマシンのアーキテクチャとハードウェア性能に関しては、日本は米国を凌駕していたのである。

ELISにおける当初のLisp処理系はTAOという名称で、MITのZeatalispにPrologの言語仕様を追加したものであった[22]。これは第五世代コンピュータへの配慮という面があったが、後のLisp系のオントロジ言語であるKQML (Knowledge Query Manipulation Language) やKIF (Knowledge Intercange Format) の論理変数を先取りしたものであったが、プログラミングの概念が難解でデモプログラム以外の具体的なプログラム事例には至らなかった。

### 3.2.4 オブジェクト指向技術への貢献

リスプマシンがエキスパートシステム推進のハードウェアとして貢献したのは事実であるが、その本質はむしろオブジェクト指向プログラミングの導入にあったと個人的には感じる。CADRマシンのLispの仕様であったZetalispは、Lisp Machine Lispとも呼ばれ、MITの大形コンピュータで用いられていたMACLispの仕様に先に述べたフレーバと呼ばれるオブジェクト指向パラダイムを追加した。フレーバは多重継承を実現していたが、事物をモデル化するには単純継承よりは人間の概念への制約が少ないので便利であると感じるが、維持管理上は煩雑になるために組織的に開発される高品質のプログラムには馴染まない面がある。

## 3.3 Common LispによるLispの標準化とリスプマシンの終焉

### 3.3.1 エキスパートシステム

エキスパートシステムは、一般にIF~THENルールによるプロダクションシステムとミンスキーのフレームによる知識ベースを用いて専門家の知識を記述して推論するメカニズムを提供するアプリケーションである。KEE、ART、KnowledgeCraftといったエキスパートシェルが商品化され、系統的な概念知識をフレームで定義し、フレームで定義された用語を用いて論理を記述していくと知識ベースが構築されるシステムであった。知識ベースの開発が盛んになると、その互換性や標準化へのニーズが発生する。そのような経緯で誕生したのが Common Lisp である。

### 3.3.2 Common Lispの普及

Common Lispは、従来使用されていた各種のLisp方言を標準化すべく企画された仕様であるが、大きな特徴は型(タイプ)を定めたことにある。これはCommon Lispを普及させるためには、リスプマシンではない汎用のコンピュータにおける処理系の性能が重視されたことに起因する。要するにCommon Lispを汎用のCPUのマシン語に変換する際のコンパイラの効率を高め、エラーチェックを容易にすることがその背景に存在した。だが型はそのような

具体的なメリット以上の普遍性を有することに注目すべきであろう。各種プログラミング言語を型という概念で対応付けるために有効であり、これは分散オブジェクトシステム、CORBAのIDL型の中核的概念となった。オブジェクト指向プログラミングにおけるクラス概念はアプリケーション領域における型と考えられる。SGMLやXMLで用いられるDTDは文書型定義と訳されているが、ドキュメントにおける型概念を形成している。その延長であるXMLスキーマやRELAXNGも文書型に含まれる。

### 3.3.3 エキスパートシステムの失敗

専門家の知識を知識ベースに移行させる専門家はナレッジエンジニアと呼ばれ、一時は非常にもてはやされたが、ナレッジエンジニアの育成がエキスパートシステム開発のネックになった。特に知識ベースの維持管理や機能追加は、開発した人間でないといほぼ不可能であり、そのような経緯から、第2次の人工知能ブームは事業化に失敗し終焉を遂げた。深層学習は、先に述べた通りバックプロパゲーション(誤差逆伝搬法)により、誤りに基づく知識の管理を人間の手から開放し、自動化したことに大きなメリットがあり実践的なビジネスへの可能性を有するといえるのではあるまいか。

## 4. IoT分野への適用と人材育成

### 4.1 IoT分野への深層学習技術の適用

#### 4.1.1 Kojimoriにおける思考実験

深層学習は、大量データによる自動学習を通じた弁別機能を活用する分野に適合する。そのような分野として時代のキーワードとなっているIoTは魅力的な分野と言えるが、実用にはまだ多くの課題が残されていると思われる。とりあえず、思考実験的に、Kojimori[23]の適用分野である酒造、農業、観光、介護、スポーツなどの分野での適用可能性を考えてみた。例えば、日本酒醸造における麹や酒母、もろみなどの温度経過と清酒の品質の対応付けから、温度管理の最適指標などが得られる可能性は存在するかもしれない。だがその他の分野においては、深層学習以前の基本データの蓄積が出来ていないと感じる。そのように考えると、深層学習へのかけ声は高いが一般のセンサーデータを対象とするビジネス分野への普及にはまだ時間を要すると思われる。

#### 4.1.2 自動運転分野からの考察

深層学習を活用する自動車の自動運転が話題になっている。自動車に付けられたセンサーやビデオカメラの情報に基づき、膨大なデータが認識され、それに基づき危険や安全性を察知してエンジンやブレーキ、ハンドルをアクチュエータが制御すると思われる。公道を安全に走行するためには、膨大な失敗事例を含む経験に基づいて膨大なノード群に接続される深層学習システムのエッジの重みを修正しているであろう。さらにそれを頑強にするために、2.2.6項でのべたような処理も行っているであろう。従ってハードウェアとしての装置よりは、膨大な経験データに基づくエッジの重みのパラメータ群に価値があると思われる。このパラメータ群は、現状では企業秘密に隠されており、当分公開されることは無さそうである。

#### 4.1.3 普及のための課題

深層学習分野の有効性が一般的に認識されれば、この技術が大学や専門学校などで教育され、多くの分野で適用が進むであろう。そのような状況になれば、このパラメータ群の相互運用性の確保が必要になる。そのためには、深層学習マシンとその重み付けされたパラメータの標準化が必要であろう。なお自動運転が実用化されつつあるが、以上のような背景から企業グループや業界内では何らかの標準化が進んでいるものと予想される。

かつてのエキスパートシステムの経験から類推すると、深層学習分野のための学習マシン（開発マシン）と実行マシンの分離が必要となるであろう。実行マシンの方は、専用チップ化され、重み付けされたパラメータを知識データとしてモジュール化し、より高度な知識を逐次追加するような方式となるであろう。人間が経験を積んで知的になると同様なイメージである。

業界毎の特徴量（概念）パッケージのような中間製品も商品化されるであろう。これはかつての知識ベースにおけるクラスライブラリのようなものである。さらに気になるのは、商品化された際の品質保証やサポートの問題である。エキスパートシステムの際にもこの問題が解決できずにビジネス的に失敗した。当面は先行するグーグルなどの対応を見るしかないであろう。かつて米国勢を脅かした第

五世代コンピュータやELISマシンのような日本独自の技術が育っていないのは淋しい限りである。

#### 4.1.4 画像認識、音声認識分野の進展

他方、深層学習とは別の要因で進展するドローンやロボット技術の活用に基づくIoT技術の進展にも注目すべきであろう。ドローンやロボット分野におけるビデオ映像やデジタルカメラデータに基づく物体認識、画像認識には深層学習が有効に活用可能と思われる。少子高齢化、省資源・省エネルギー、環境問題などのニーズを反映したアプリケーションは期待される分野である。音声認識分野も画像認識に次いで深層学習の活用が期待される。特にスマホにおける認識は、かなり応用が進んでいるようなので、今後も進展する可能性は高い。とは言え、これらの分野は特定の企業の私的な技術となっており、一般の技術者や研究者が関与するのは難しそうである。

### 4.2 無くなる職業と残る職業

#### 4.2.1 オックスフォード大学の論文

以上述べてきた深層技術を背景とする人工知能技術の進展で無くなる職業、残る職業が話題になっている。表1は、オックスフォード大学の論文における無くなる職業と残る職業のリストである[24]。無くなる職業の特徴は、人

表1 無くなる職業と残る職業のリスト

無くなる職業	残る職業
テレマーケティング	レクリエーション療法士
不動産登記の審査・調査	設備設置、整備、修理の現場監督者
手縫いの仕立屋	メンタルヘルス・ソーシャルワーカー
コンピュータデータの収集加工分析	聴覚訓練士
保険業	作業療法士
時計修理工	歯科矯正士・技工士
貨物取り扱い人	医療ソーシャルワーカー
税務申告代行	口腔外科医
フィルム写真現像	消防・防災の監督者
銀行窓口	栄養士
図書館司書の補助員	宿泊施設の支配人
データ入力作業	振付師

工知能やロボットが代行可能な業務、陳腐化したアナログ技術業務、コンピュータの入出力関連業務である。注目したいのは、不動産、保健、銀行窓口といった財務・会計・資金運用的な分野の業務である。フィンテックといったキーワードが流行るご時勢だけあって、利用者が直接自分の口座をネットワークでアクセスすると予想されるためであろう。それに対して残る職業の特徴は、人間の健康や幸福な生活の支援業務、多様な不確実な要因に対処する業務が挙げられる。さらに文化や芸術のような価値観に関係する業務も人工知能が代替することは不可能であろう。

#### 4.2.2 欧米と日本との相違

なお、このデータは欧米人を対象としたアンケート調査に基づくと思われるので、日本の状況とは若干異なるかも

しれない。手縫いの仕立屋やフィルム写真現像は日本ではもはや特殊なニッチ市場しか存在せず、一般的な職業では無くなっていると思われる。不動産、保健、銀行窓口といった業務は、キーボードが普及した欧米と漢字を扱う日本では様相が異なるかもしれない。特に高齢人口が増大する日本社会では、コンピュータリテラシの点で老人や障害者へのサービスは必要であり、不動産、保健、銀行窓口等におけるコンシェルジュ的な職業は必要で存続するであろう。

### 4.3 今後の人材育成への課題

#### 4.3.1 AI分野人材の育成

以上のように深層学習がもたらす人工知能へのインパクトは、まだまだ部分的・局所的と考えられる。無くなる職業も、人工知能に代替されるというよりは、コンピュータ技術の進展と産業構造の変化に伴う職業構造の変化であり、深層学習技術が巨大なインパクトを与えるというセンセーショナルな問題では無さそうである。とは言え深層学習向けの専門家の育成は重要な課題である。

深層学習は、従来のAIのようなプログラミング言語のプログラム実装で実現される技術ではない。むしろCNN、RNN、AutoEncoderのような解析を伴うアルゴリズムに支えられた技術である。特に深層学習に最も寄与すると思われるAutoEncoderは、古典的な情報理論やサイバネティクスに近い考え方であり、その創始者であるシャノンやウィーナのような柔軟な知性を要求されると思われる。シャノンが通信路の帯域圧縮、ウィーナが高射砲の照準の問題の解決からこれらの手法を生み出したように、現場での問題を深層学習の思想に還元して理論化可能な人材を育成すべきであろう。そのような人材が現在の大学や公的な研究機関で育成されるかということそれは若干心配である。受験秀才よりは現場の強いニーズを認識している技術者で、深層学習への興味と素養を持つ人物の方が適合するように思われる。

#### 4.3.2 深層学習応用の現場技術者の課題

現在の深層学習の専門書を読めば、深層学習を応用可能なアプリケーションの開発が出来る訳ではない。むしろそのような詳細な内容を知らなくてもアプリケーションの仕様を記述し、システム開発の旗を振れるようなフィールド人材の育成方法を考える必要がある。

以前のエキスパートシステムでは、知識ベースを開発した人間でないと維持管理が出来ないことがネックになった。深層学習では、エキスパートシステムにおける知識ベースの開発に相当する学習は、マシンが自ら行うので維持管理は容易と思われるかもしれないが、頑強性のためのノイズデータの制作や系統的な管理などは新たな稼働となる。さらにそのデータの制作スキルはこれまた高度なものとなる可能性が高い。

深層学習を活用するシステムの開発、実装、運用、維持管理といった一連の流れを分担する個別の業務の専門家をいかに育成するかの問題である。現状のITSSやETSSの資格を持った技術者が、深層学習分野で活躍できるとは到底思えない。そのような資格自体が陳腐化する過程の中で、新たな技術者に要求されるスキルが見えてくるであろう。

#### 4.3.3 SF指向技術者への期待

深層学習に習熟した現場技術者のような人材の育成は未知の課題であるが、そのような場面に対しても深層学習を再帰的に活用する方式も考えられるのではあるまいか。このあたりの考え方は、仮定の上に仮定を重ねるようなもので、空想的・SF小説的なアプローチと言えるかもしれない。だが人工知能の活用といった場面には、現実主義よりは空想的なアプローチの方がイノベーションを生む素地があるように思われる。

アーサー・C・クラークの「2001年宇宙の旅」は、人工知能のHALが反乱を起こす物語であるが、スタンリー・

キューブリックの映画の方が有名である。ジェイムズ・P・ホーガンによる「星を継ぐもの」というSF小説では「シャリアピン」という有能な秘書としての人工知能が登場し、種々の問題解決への情報提供を行うが、コンシェルジュとしてのスマホの発展形としての人工知能の進化形態であろう。ジーン・ロッデンベリーの「スタートレック」は、コンピュータを中心とする科学技術と地球の人間との平和的共存を描いたSFテレビ番組のシリーズであるが、科学技術は平和のために用いられねばならないというジーン・ロッデンベリーの思想が背景にある。

今後の深層学習を活用するアプリケーション開発には、個別技術ではなく、人間や社会を背景とする技術観、世界観を持つことが必要と思われる。そのような人材育成のための教育カリキュラムとして、技術と社会との平和共存の重要性を教育・訓練することが重要であろう。

#### 4.3.4 好奇心ある人物の育成

これまで地域コミュニティに貢献する人材として、起業家を検討してきたが、今後のグローバル社会を想定したグローバル人材となることも期待してきた[25]。そのような人材に、さらにAI分野への関心や素養を要求するのは若干無理があるかもしれないと考える。しかし不可能とも言い切れないであろう。

異文化コミュニケーションや人工知能に関心を持つ人材は、要するに未知の世界への好奇心を抱く素朴な人間であろう。異文化コミュニケーションは文系の素養であり、人工知能は理系の素養であると考えられる。しかし未知への好奇心に満ちあふれた人間であれば、理系や文系の枠など無視して知識を獲得し、行動するであろう。

グローバルな異文化社会も、深層学習をベースにする人工知能分野も、このような好奇心に満ちた挑戦的な人材を待ち受けている。このような人材が今後の日本の社会で育成されることを期待したい。

#### 4.3.5 人材育成分野へのAIの活用

日本の企業では企業経営分野へのAIの活用は具体化しているとは思われないが、米国ではかなり活用が進んでいる。社員教育や社員の行動履歴管理、業務成績管理、人事管理などにAIが活用され始めている模様である[26]。これまで検討してきたマトリックス履歴書[27]の生成や解釈に深層学習を用いるような可能性も存在するのかもしれない。

## 5. まとめ及び考察

### 5.1 まとめ

以上、1章で背景を述べ、2章で深層学習に関する技術の概要を紹介し、3章で人工知能技術の発展経緯を考察し、4章で人工知能技術が社会に及ぼす影響と、そのような状況下における人材育成について検討を試みた。

深層学習に関して私は素人に過ぎないが、専門書籍を通じてその内容はある程度把握したと思う。その観点から先ずその本質的なインパクトについて考察した結果を次節で述べる。深層学習による技術の進展が今後の社会に与える影響は大きいであろう。だがその技術が早急に商品化され

て社会的に普及するとは思えない。センセーショナルな書籍や雑誌の特集記事が散見されるが、首を傾げたくなるものが多い。過去の人工知能ブームにおいても同様であった。

過去に失敗したと言われた人工知能が有益だったのは、人間の知識をコンピュータでモデル化することにより、人間の知的活動自体が解明されてきたことではあるまいか。人工知能技術の社会への貢献はその方が大きいように個人的には感じている。その問題についても後続の節で考察する。

## 5.2 深層学習の本質

深層学習の基本アルゴリズムを、CNN、RNN、Auto-Encoderに大別して紹介したが、その機能の有効性に本質的に貢献しているのは、AutoEncoderであろう。砂時計型に絞られたノードの情報は、符号化により的確に圧縮された情報であり、將に情報理論における符号化である。多数のデータを学習することにより、膨大なマトリックス群の膨大な係数群が最適化される状況は興味深い、それがコンピュータハードウェアの進歩に依存している。このことから、ハードウェア性能の向上に対して、人間の思考力の進展の遅さを見せつけられた気がする。

通信技術者の観点からすると、AutoEncoderを用いて通信路を符号化・復号化すれば、状況に応じてダイナミックに最適符号化される通信路を設定することが可能になる。將に特許になりそうな自己符号化・復号化通信システムのモデルであるが既に出願されているであろう。深層学習の本質は中間レベルのノードにおけるAutoEncoderによる符号化情報を教師情報にして、さらに深層レベルのノードの最適化を行うプロセスにあるようだ[28]。グーグルが猫を認識した事例だと、最初に斜め線のような描画レベルの認識を行い、その次に顔の概念レベルが認識され、最後に猫の顔が認識された模様である。

要するに、混沌の無秩序における冗長性を逐次排除して秩序を探索すればそれが知識になるということである。無秩序を洗練した究極の対象が知識であるという哲学的とも思えるメカニズムであるが、その冗長性の排除過程が本質的に重要と考えられる。ダーウィンの進化論は生物の生存に基づき劣った種を冗長と見なして排除過程を実現した現実的な事例かもしれない。この方式における知識の抽出は、明確なアルゴリズム化は困難で、外界の確率過程が要因になると思われる。

## 5.3 人間の知的活動の解明への貢献

### 5.3.1 人間の認識・思考・行動を模したLisp処理系

人工知能という用語は、定義が必ずしも定まっていない。チューリングテストの定義が有名であるが、余りにも漠然としている。人工知能逃げ水論というものもある。かつて文字認識は人工知能と言われたことがあったが、実現されてからはそうは見なされなくなった。エキスパートシステムの知識ベースや推論エンジンも、明確なアルゴリズムであり、もはや人工知能の概念ではなくなった。かつてLisp言語は人工知能言語と呼ばれたことがあり、高度なLispのアプリケーションは人工知能的と考えられたことも

あった。エキスパートシステムは確かにそのカテゴリであったが、遡るとLispの処理系自体が人間の行動パターンに近い面がある。すなわち、Lispリスナ(トップレベル)は、Read-Eval-Printループで駆動されているが、これは人間の認識、思考、行動のパターンを模している観がある。さらにLispは命令とデータを同一のデータ形式(S式)で記述可能でチューリングマシンの要件を満たす点の特徴である。ノイマン式コンピュータはバイナリ形式でこの機能を満たすが、文字レベルでチューリングマシンを実現していることがLispの特徴である。命令とデータの関係を人間の思想や行動のレベルで考察すると、行動予定、行動記録を対象として、行動することが可能ということの意味する。従って計画したり反省したりすることは、LispのS式の処理に対応することになる。さらに、Read-Eval-Printループは基本的にS式を対象に実行されるので、計画や反省を伴う人間の認識、思考、行動のパターンとの類似の深さが明確になる。

### 5.3.2 行動としてのLisp関数と対象としてのLisp変数

Lisp処理系における変数定義、関数定義を通じたアプリケーションの開発は、人間が概念として認識する対象を変数で定義し、実践としての行動を関数で定義する観がある。さらにオブジェクト指向は、クラス定義で概念としての普通名詞、インスタンス定義で個物としての固有名詞を定義し、形容詞や副詞としての属性を定義し、行動や処理としてのメソッドを定義する。これはミンスキーのフレームに近い概念を提供する。

対向する見方をすると、人間が外界を感覚を通じたパターンとして認識しそれを言語化するのには既存の記憶された概念(ミンスキーのフレーム)に関係付けることである。叙述としての自然言語は、感覚によるパターンの概念フレームのスロットへの格納プロセスとして機能する面があると思う。さらに、多数のフレームの論理的整合性の確認も自然言語のなせる業であろう。自問自答による思考プロセスがその例であり、人間のアイデアの源泉は、概念間の整合であろう。ヘーゲルの弁証法はこのプロセスの一例ではあるまいか。

### 5.3.3 ミンスキーのフレームモデルを模したCLOSの処理系

Common LispのオブジェクトシステムであるCLOS(Common Lisp Object System)は、汎用オブジェクトモデルを採用しているため、Lispの基本関数とオブジェクト指向のメソッドをシームレスに総称関数として統一的に扱うことができる。従ってCLOSによるプログラムの操作は、前項で述べた人間の自然言語によるコミュニケーションと類似の構造を保有していると解釈できる。ということから人間が自然言語で定義する世界に対応する世界を、CLOSで定義することは可能であろう。従ってCLOSのクラスが定義する世界は、一種のオントロジと考えることができる。そのオントロジはCommon Lispのデータ型の上に構築される。

オントロジとしてはXMLによるOWLが標準的な枠組みであるが、プロトタイプを構築するには敷居が高い。むしろ



るCLOSで構築する方が容易なので個人的にはCLOSを好んで用いている。CLOSで電子履歴書[29][30]、個人情報管理[31]などを職業大の修士論文や学部の卒業研究で取り組んだが、学生諸君にとっては迷惑な話だったかもしれない。最近も日本酒の醸造プロセスをCLOSで記述したが、UMLでクラス図を記述した後のクラス構築のプログラミングは非常に楽であった[32]。

20年以上昔の話であるが、イタスカ (Itasca) という Common Lispベースのオブジェクト指向データベース (OODB) をNTTヒューマンインタフェース研究所の在籍時に使ったことがある。これはレナートによるCycプロジェクト[33]の処理系を独立させたOrionをOODBとして製品化したものであったが、CLOSのオブジェクトを永続的に管理すると共に検索用の照会言語を有するCLOSによるオントロジ管理に適合する興味ある製品であった。このような優れた製品が消えてしまったのは非常に残念なことである。

### 5.3.4 専門知識のモデル化を実現したエキスパートシステム

エキスパートシステムは、Cycのような汎用的な知識システムを目指した第2期の人工知能が、汎用性の困難さから専門分野に目標を切り替えて製品化を試みとして位置付けられる。if~thenルールによる演繹による前向き推論と仮説検証のための後ろ向き推論のメカニズムは興味深かったが、ルールとしての知識の抽出が困難で、専門家の知識をデシジョンツリーとして書き出し、それをルール化するのが私の周囲のナレッジエンジニアでは一般的であった。これでは極めて非効率なので、デシジョンツリーのメカニズムをオブジェクト指向の枠組みで構築し、選択プロセスを再帰的な関数で定義したMGSS ( Menu Guided Search Shell) というエキスパート・シェルを作成したら、実装者には喜ばれた[34]。

人間は種々の問題を解決する際に、個別のルールを組み合わせて工夫し解を出す。そのための様々な手法は具体的な推論システムとして提案された。そのような推論手法としては、計画遂行型推論[35]、診断型ベイズ推論[36]、モデルベース推論[37]、エヴィデンシャル推論[38]、非単調推論[39]など、様々なアルゴリズムが提案された。しかし、それはプロトタイプとしては機能しても実用システムには至らなかった。そのような中であって定性推論[40]だけは、語彙照合レベルの浅い知識と意味的普遍性を有する深い知識を区別して対処する考え方が興味深かった。この概念は、チョムスキーの言語生成における表層と深層に対応し、その深い知識の定義からエージェント言語におけるオントロジの概念が生まれ、それが今日のOWLとなった。

### 5.3.5 人間の脳の機能を模したニューラルネットワーク

今回、ニューラルネットワークに関して学び、人間の認識や記憶の基本メカニズムを知ることができた。認識も記憶も、パーセプトロンのノードに結合されるエッジの重みパラメータのフィードバックで管理されているということは、様々な経験や印象を的確に説明するものである。人間の5感には快や不快をもたらすが、それがバックプロパゲ

ションによるフィードバックの源であろう。視覚情報や聴覚情報は、パターン化されて快・不快と結びついて管理されるであろう。快・不快は多くの場面を通じて、喜怒哀楽の感情となり、視覚と聴覚が外界の事物を識別して語彙を形成する。さらに外界と自己とのインタラクションを通じて、知・情・意といった精神的な活動源を形成するのである。ノーマンの図の、「意識的自覚」、「欲望動機づけ」、「情動」、「注意資源配分」などに対応する機能は、快・不快に基づく精神的な活動と思われる。この分野の解明が今後の人工知能における未知の重要な領域となると思われる。

パーセプトロンの識別能力が向上して深層学習のレベルになったことにより、画像認識や物体認識のレベルはかなり高度になった。その背景として、AutoEncoderにおける情報圧縮の繰り返しが貢献しているとのことであるが、コンピュータにおいてこれが最終的に快・不快のレベルに到達するとは思えない。さらにRNNアルゴリズムの活用により音声認識のレベルも向上し、語彙レベルの識別も向上しつつある。しかし物体と語彙との連携、語彙的な関係を通じた世界の認識にまではまだまだ時間がかかりそうである。他方、語彙的な関係による世界の記述はCLOSやOWLによるオントロジの分野である。自然言語処理への深層学習の適用も試みられているが、必ずしも明快な展望とは言えないように感じる[41]。

## 5.4 リベラルアーツとしての人工知能技術

以上から、深層学習分野は、情報理論や制御理論のような解析をベースとする技術で、従来のプログラミングによる人工知能とは若干異質の技術と言える。そのためにその活用や、人材育成に関しては新たな発想が必要であろう。他方、従来の人工知能技術との連携の下で、人間の知的活動に対しての新たなヒントを与えてくれそうである。

従ってモデル化された人間の知性として人工知能技術をリベラルアーツにフィードバックすることも考えられて良いであろう。そのためには、専門的なスキルの教育よりは素朴な好奇心に基づく基礎科学、解析的な数学、数理哲学といった分野の習得が期待される。これらは職業訓練教育などよりは、リベラルアーツのカテゴリであろう。高度な専門技術よりは素朴なりベラルアーツの素養の方が深層学習の習熟には適切ではないかと思われる。

## 6. おわりに

深層学習技術を包含する人工知能技術が地域社会に与えるインパクトと、職業変化、さらに人材育成についての検討を試みることを意図したのであるが、文献を調査しかつてのAI技術を反省することを通じて感じたのは、深層学習を直接活用するよりは、そのような技術を通じて人間の知的活動を改めて学ぶことの重要性である。

以前、起業家に要求されるスキルとして、基礎学力、独立心、科学的思考、経済的知識、外国語、執筆力、情報発信力を提案したが、基礎学力と科学的思考は、人工知能を通じて学び取るようなスキルにも対応する。そのような人材の育成を真剣に考えることが、多くの困難をかかえた今後の日本の発展のために必要ではないかと思われる。

そのような人材は、受験競争の勝者を目指して大学に入学し、安定した生活が保障される一流企業や公務員を目指して就職活動を行うような人間ではないだろう。苦勞してアルバイトをしつつ、留学生と付き合って外国語を学び、将来の社会のあり方に興味を持ってサークル活動やボランティア活動を行うような人物ではないかと思われる。

今回はIoTについては導入的な内容のみで十分に記述できなかったが、センサーやビデオカメラと深層学習とは相性が良い技術分野である。フィールドにおける現場の生のニーズを、深層学習で情報圧縮し、それを効果的に活用するのが今後のIoT分野の方向性ではないかと思われる。深層学習のスキルを有する技術者と現場ニーズを把握したフィールドエンジニアが協力して新たな分野を開拓することを期待したい。

### 参照情報・文献

- [1] D.A. ノーマン ( 富田達彦訳 ) ; “認知心理学入門”, 誠信書房, pp.19, (1984)
- [2] 志村正道; “非線形回路理論”, 昭晃堂, pp.99-100, 324-,327 (1969)
- [3] Howerd E. Shrobe; “Symbolic Computing Architectures”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, Inc. pp.606-610 (1988)
- [4] 福島邦彦; “位置ずれに影響されないパターン認識機構の神経回路のモデル - ネオコグニトロン”, 電子通信学会論文誌A, vol. J62-A, no. 10, pp. 658-665, (1979)
- [5] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.154-159, (2015)
- [6] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.142-144, (2015)
- [7] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.160-164, (2015)
- [8] 増淵正美; “最適制御入門”, オーム社 (1964)
- [9] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.126-127, (2015)
- [10] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.139-142, (2015)
- [11] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.211-214, (2015)
- [12] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.91-93, (2015)
- [13] 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”, 角川書店, pp158-162, (2015.3)
- [14] 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”, 角川書店, pp166-175, (2015.3)
- [15] 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”, 角川書店, pp118-127, (2015.3)
- [16] ハワード・ラインゴールド ( 栗田昭平・青木真美訳 ); “思考のための道具”, パーソナルメディア, pp.203-238 (1987)
- [17] E・I・オーガニック ( 菊池・佐々木訳 ); “MULTICSシステム システムのアーキテクチャとソフトウェア (上・下)”, 共立出版, (1973)
- [18] E. Thacker, et al.; “Alto: A personal computer”, Xerox PARC Report CSL-79-11 (1979)
- [19] A. Kay, A. Goldberg; “Personal dynamic media”, Computer, pp. 31-42 (1977.3)
- [20] 日比野靖, 渡邊和文, 河井淳; “ELISハードの歴史”, 北陸先端大ELIS復活祭講演資料 (2010.8)
- [21] 日比野靖, 渡邊和文, 河井淳; “ELISハードの歴史”, 北陸先端大ELIS復活祭講演資料, slide 24, (2010.8)
- [22] 竹内郁雄; “マルチパラダイム言語 TAO”, bit Vol.20, No.1共立出版, pp.25-31, (1988.1)
- [23] 大野邦夫, Biro Attila, Hajdu Csilla, 広浦雅敏; “異文化交流によるM2M・IoT製品Kojimoriの開発と市場開拓”, 情報処理学会研究報告, DC98-17 (2015.7)
- [24] 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”, 角川書店 (2015.3)
- [25] 大野邦夫, 西口美津子, 渡部美紀子; “コミュニティ指向の若手起業家の育成”, 画像電子学会第5回VMAワークショップ(2014.11)
- [26] 大木戸歩; “AI Changes the World - 戦乱のアメリカ、遅れる日本「バックオフィス争奪戦」最新事情”, Forbes Japan, 2016年12月号, No.26, pp84-88 (2016.11)
- [27] 大野邦夫, 西口美津子, 渡部美紀子; “コミュニティ指向の若手起業家の育成”, 画像電子学会第5回VMAワークショップ(2014.11)
- [28] 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”, 角川書店, pp162-166, (2015.3)
- [29] 大野邦夫, 須藤僚; “拡張可能な履歴書管理システムの情報環境に関する研究 - ジョブカード様式を事例とするXMLとLispの比較”, 平成21年度職業能力開発総合大学校紀要 (2010.3)
- [30] 大野邦夫, 角山正樹; “拡張可能な履歴書管理システムの実装に関する検討”, 平成22年度職業能力開発総合大学校紀要 (2011.3)
- [31] 大野邦夫, 王研; “Common Lispによるパーソナル情報の管理とWeb表示に関する研究”, 画像電子学会研究会in鹿児島 (2011.3)
- [32] 大野邦夫, 広浦雅敏; “日本酒製造プロセスのモデル化の検討”, 画像電子学会第6回DSGワークショップ(2015.11)
- [33] 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”, 角川書店, pp90-92, (2015.3)
- [34] NTTインテリジェントテクノロジー社; “MGSS-Menu guided search skell”, NTTインテリジェントテクノロジー社操作説明技術資料 (1989.12)
- [35] Michael P. Georgeff; “Reasoning About Plans and Actions”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, pp.173-196, (1988)
- [36] Ramesh S. Patil; “Artificial Intelligence for Diagnostic Reasoning in Medicine”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, pp.347-379, (1988)
- [37] Randall Davis, Walter Hamsher; “Model-based Reasoning: Troubleshooting”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, pp.297-346, (1988)
- [38] Judea Pearl; “Evidential Reasoning Under Uncertainty”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, pp.381-418, (1988)
- [39] Raymond Reiter; “Nonmonotonic Reasoning”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, pp.439-481, (1988)
- [40] Kenneth D. Forbus; “Qualitative Physics: Past, Present, and Future”, Exploring Artificial Intelligence: Survey Talks from the National Conferences on Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann, pp.239-294, (1988)
- [41] 神鷹敏弘編; “深層学習” 人工知能学会監修, 近代科学社, pp.225-227, (2015)