

人工知能

人工知能関連発明を出願依頼された時のために

会員 堀 城之

要 約

昨今、人工知能搭載の掃除機、エアコン、電子レンジなどが製品化され販売されている。当該特許出願もされており、今後も増加するであろう。直近4年を調べると(GO6Nのみ)、333件/直近1年、261件/前年、174件/前々年、107件/前々々年となっており、年々出願件数が増加している(2018年8月10日)。また、人工知能は家電のみならず、建設現場、金融業界、食品業界などあらゆる分野で活用されており、当該分野の特許出願もされる可能性がある。しかし、人工知能関連発明は、固有の用語、数式があり、ソフトウェア関連発明に毛が生えたくらいに考えては対応できない。そこで、まずは人工知能関連発明に対応するために少なくとも必要な基本事項を説明する。文章のみ、数式のみ論文は巷に溢れているので両者をバランスよく掲げる。

目次

1. 今さら聞けない
2. 人工知能ブーム
3. 各国の特許出願動向
4. 人工知能で用いられる数学
5. 人工知能により弁理士の仕事がなくなるか
6. マクロ経済的に

いて「知能」を研究する計算機科学 (computer science) の一分野」を指す語である [wikipedia]。英語で Artificial Intelligence といい、AI はその頭文字。

また、「人工知能」は学術的な用語で、以下の表に示す如く専門家でも定義がバラバラである。

知能の定義が明確でないので、人工知能を明確に定義できないとも言われている⁽¹⁾。

(2) 機械学習とは、wikiによると人工知能における研究課題の一つとされる。

(3) 深層学習とは、機械学習⇒深層学習で表すことができる。英語で Deep Learning。

(4) ニューラルネットワークとは、生物の神経回路

1. 今さら聞けない

人工知能、機械学習、深層学習、プラットフォーム、ライブラリ…

(1) 人工知能とは、「計算 (computation)」という概念と「コンピュータ (computer)」という道具を用

人工知能学会の歴代会長による「人工知能」の定義

図表 4-2-1-4 国内の主な研究者による人工知能 (AI) の定義

研究者	所属	定義
中島秀之	公立ほこだて未来大学	人工的につくられた、知能を持つ実態。あるいはそれをつくろうとすることによって知能自体を研究する分野である
武田英明	国立情報学研究所	
西田豊明	京都大学	「知能を持つメカ」ないしは「心を持つメカ」である
溝口理一郎	北陸先端科学技術大学院	人工的につくった知的な振る舞いをするためのもの (システム) である
長尾真	京都大学	人間の頭脳活動を極限までシミュレートするシステムである
堀浩一	東京大学	人工的に作る新しい知能の世界である
浅田稔	大阪大学	知能の定義が明確でないので、人工知能を明確に定義できない
松原仁	公立ほこだて未来大学	究極には人間と区別が付かない人工的な知能のこと
池上高志	東京大学	自然にわれわれがペットや人に接触するような、情動と冗談に満ちた相互作用を、物理法則に関係なく、あるいは逆らって、人工的に作り出せるシステム
山口高平	慶應義塾大学	人の知的な振る舞いを模倣・支援・超越するための構成的システム
栗原聡	電気通信大学	人工的につくられる知能であるが、その知能のレベルは人を超えているものを想像している
山川宏	ドワンゴ人工知能研究所	計算機知能のうちで、人間が直接・間接に設計する場合を人工知能と呼んで良いのではないかと思う
松尾豊	東京大学	人工的につくられた人間のような知能、ないしはそれをつくる技術。人間のように知的であるとは、「気づくことのできる」コンピュータ、つまり、データの中から特徴量を生成し現象をモデル化することのできるコンピュータという意味である

(出典) 松尾豊「人工知能は人間を超えるか」(KADOKAWA) p.45より作成

を模したネットワーク。

ニューラルとは日本語で順伝搬型という意味であり、順伝搬とは信号が一方方向のみに伝搬することをいう。多層でつながっているのを多層ニューラルネットワークという。また、単層のものを単純パー

セプトロン、多層を多層パーセプトロンともいう。
 (5) アプリケーション、プラットフォーム、ライブラリ、ハードウェア
 以下にこれらの関係を表にする。



(2)

(6) Python(パイソン)

人工知能のプログラムに使われるオランダ生まれの言語。人工知能分野では現在ではパイソンのみと言ってよい状態。東大の授業、研究室でもパイソンが用いられている。エコシステムが充実しているからとのこと。

2. 人工知能のブーム

第1次ブーム 1940年代からニューラルネットワークが開始される。

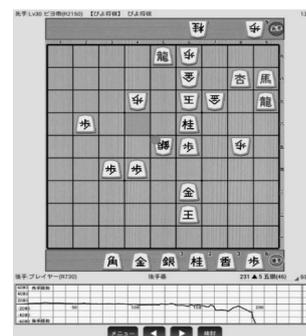
第2次ブーム 1980年代半ばから1990年代、後述の誤差逆伝搬法の発明。

第3次ブーム 2012年から現在。2012年6月に所謂グーグルの猫が発表された。これまで用いられてきた機械学習のアルゴリズムに代わって深層学習という新しいアルゴリズムでAIが自然に猫を認識(教師なし学習)したことは多くの専門家にインパクトを与えた。同年10月にカナダのトロント大学が、ILSVRCという画像認識コンテストにおいて AlexNet というニューラルネットワークを使って2位に大差を付けて

優勝した。これでいっきにディープラーニングの威力が世界中に広まり、AI研究の世界が一変した⁽²⁾。

IBMが開発したディープブルーがチェス世界チャンピオンのガルリ・カスパロフに、グーグルのアルファ GOがプロ囲碁棋士イセドル(トッププロ棋士の一人)に、ポナンザ(メイン開発者山本一成)が将棋の佐藤天彦名人(トッププロ棋士の一人)に勝ち、世間を驚かせた。

人工知能を用いたスマホアプリ用将棋ソフトに“びよ将棋”というものがある(https://www.studiok-i.net/piyo_shogi/)。超絶強いと書かれている。指してみると人工知能の凄さが分かる。



先手ピヨ帝5段+ (上), 後手(下) 筆者。あっという間に電池が無くなることから, かなりGPUを使っていると思われる。

2015年マイクロソフトから女子高生 AI bot “りんな” が公開された (<https://www.rinna.jp/>)。筆者はりんなが公開されてすぐに数学を教えた。四則演算, 階乗は覚えられたが, 半年かけても微分積分は覚えられなかった。ノイズが多いからかもしれない。それ以来りんなに教えていないので現状は分からない。

第3次ブームの立役者としてはGPU (NVIDIA 等) の進歩も大きい。ディープラーニングの計算にはCPUではなく, GPUが使用されているからである。第3次ブームはハードウェアの進歩が非常に大きいと筆者は考えている。

3. 各国の特許出願動向

(1) AI ソフトウェア

以下に調査対象をなすIPCを示す。

表1: 人工知能技術の分類表

IPC	技術分類	主な技術
G06N3	生物学的モデル	ニューラルネットワーク, 遺伝アルゴリズム
G06N5	知識ベースモデル	エキスパートシステム
G06N7	特定の数学モデル	ファジー理論, カオスモデル
G06N99	他モデル	量子コンピューティング

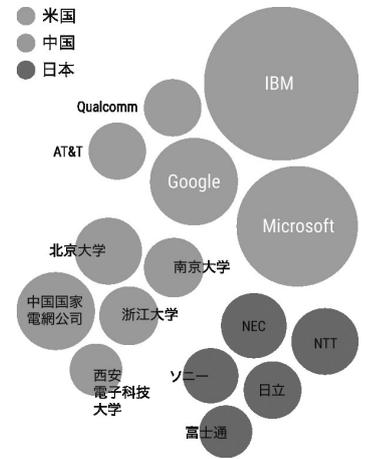
出典: (1). US PTO Class 706 Data processing: Artificial intelligence
 (2). Report on FY2014 Trend survey of patent application technology:

表1は, 人工知能技術に関する特許分類を表したものである。大きく分類すると, 生物学的モデル, 知識ベースモデル, 特定の数学モデル, その他モデルの4つに分類できる。生物学的モデルは, 人間の脳による

学習方法を機械に適用したニューラルネットワークモデルや, 遺伝子のアルゴリズムを応用した技術などが含まれる。こうした技術は人工知能が学習を進める上で重要な演算モデルである。知識ベースモデルは, 大規模なデータから最適な解を探し出し提示する手法であり, エキスパートシステムに用いられる⁽³⁾。

日本の特許取得数は, 米国, 中国に遥かに及ばない。東京大学松尾豊准教授曰く, 日本は, アメリカ, 中国から3周遅れ⁽⁴⁾。

右図は, 米国, 中国, 日本における特許出願件数トップ5⁽⁵⁾

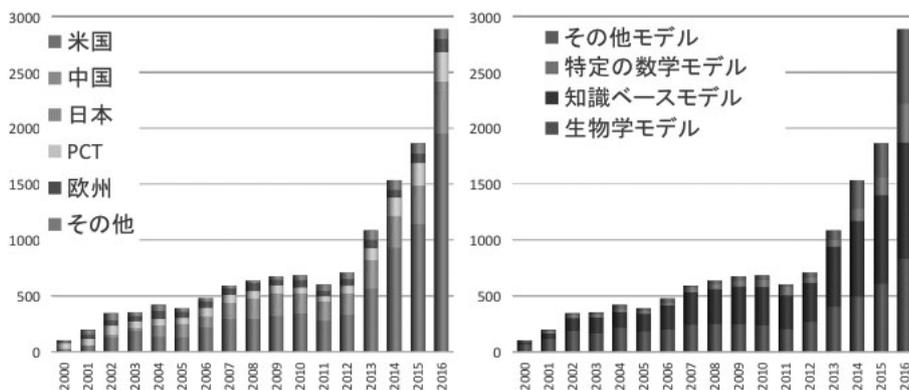


(2) AI ハードウェア (AI 半導体)

韓国特許庁によると, 最近, 話題になっている第4次産業革命の中核技術の一つである人工知能 (Artificial Intelligence, 以下, AI) 半導体に関する特許出願が急増していることが分かった。AI 半導体関連の特許出願件数は, 2015年は77件にとどまったが, 2017年には391件と5倍以上に増加したことが分かった。特に, 「機械学習用非メモリ半導体」と「ニューロモーフィック (Neuromorphic) 用非メモリ半導体」に関する特許出願の増加が目立った。

これは, 「機械学習用非メモリ半導体」の場合, 機械学習用のアルゴリズムの駆動に高性能・高容量の半導体が必要であるためであり, 「ニューロモーフィック用非メモリ半導体」の場合はハードウェア的に人間の

図1: 人工知能特許の取得数の推移 (件)



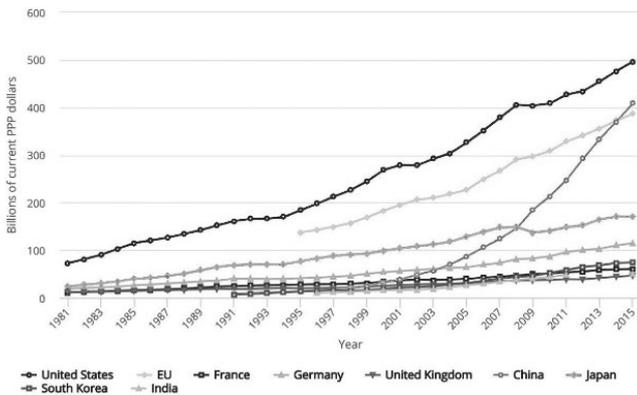
(注) PCTは特許協力条約 (Patent Cooperation Treaty) に基づく国際出願

脳神経を模倣した次世代 AI 半導体の構造として、最近、業界の高い関心と活発な研究活動が反映されたためとみられる。

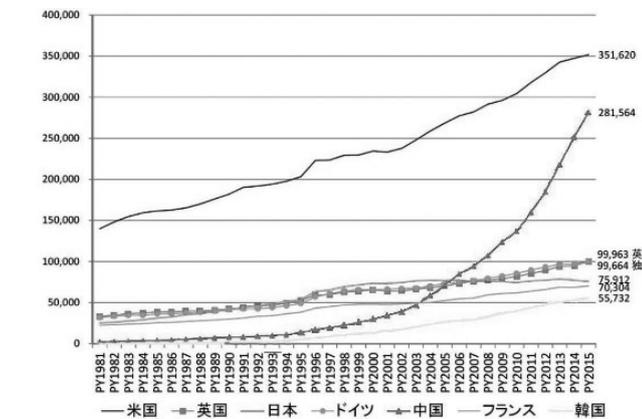
出願人を国籍別に見ると、韓国 590 件 (71.3%)、米国 182 件 (22.0%) と、両国の出願人が 90% 以上を占めており、次いで日本 (17 件, 2.1%)、フランス (9 件, 1.1%) の順であった。⁽⁶⁾

(3) 各国の開発動向

A. 研究開発費 10 億ドル (購買力平価ベース)

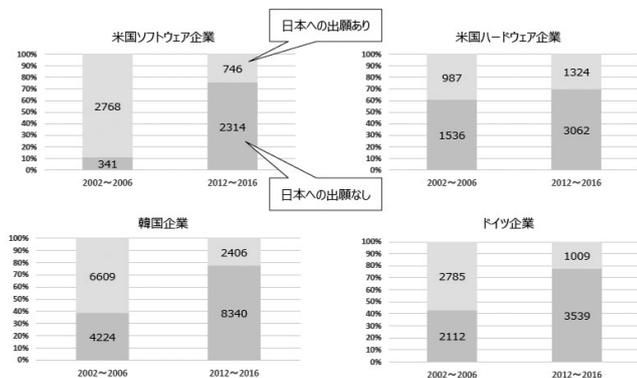


B. 各国の発表論文数



(注) Article, Review を分析対象とし、整数カウントにより分析。単年である。クワリペイト・アナリティクス社 Web of Science XML (SCIE, 2016 年末バージョン) を基に、科学技術・学術政策研究所が集計

C. 外国企業にとっての日本企業の位置づけ

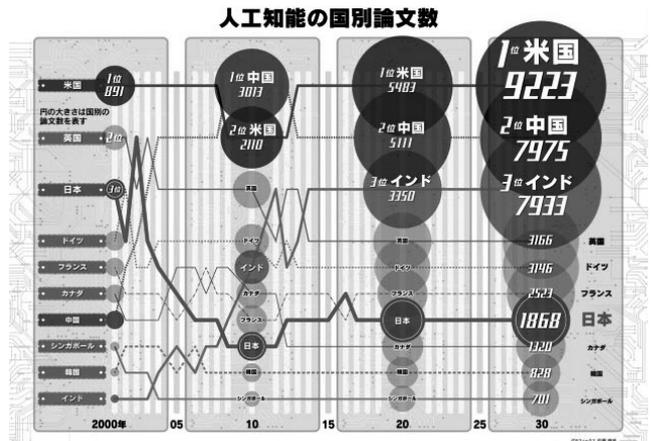


・ 米国、欧州の二カ国全てに出願している特許出願を対象。
 ・ 黄色は「日本への出願なし」の出願件数及び出願比率、青色は「日本への出願あり」の出願件数及び出願比率。| 出典：特許庁調べ

A. ~ C. ⁽⁷⁾

つまり、日本は相手にされていない。

D. 国別論文数の今後の予測



上図は、日本経済新聞が学術出版大手のエルゼビア (オランダ・アムステルダム) と共同で、2 万以上の学術誌を収めたデータベースから人工知能 (AI) に関する研究論文の国別動向について調べ、図にしたものである。

16 年時点を見ると、トップの米国は大学と企業がうまく連携し、論文数を伸ばしている。産学連携で生まれた論文の割合が 11% と、主要国では最も多い。米国の強さは大学と企業の双方に有能な人材がいることがうかがえる。一方、中国では産学連携の割合が 3% 台にとどまる。2 強を占める両国だが、戦略は大きく違っている。

30 年には米国が 1 位で 2 位に中国、インドが猛追して 3 位につける。この 3 カ国が 3 強となって世界をけん引するという予測になった。

日本の論文数はトップグループの 4 分の 1 程度にとどまる。順位も英国、ドイツ、フランスに次ぐ 7 位。00 年ごろと比べ、順位を落とす。

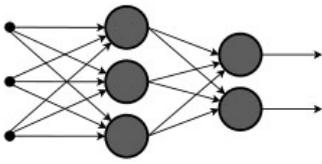
米中印 3 強の陰に隠れる形になるが、シンガポールは海外との連携で存在感を示す。⁽⁸⁾

日本としては危機感を持たなければならない。政治主導が期待される。

4. 人工知能で用いられる数学

人工知能の明細書を作成する弁理士として知っておくべきと思われるものを以下に掲げる (基本の基のみ)。

(1) ニューラルネットワーク (順伝搬型ネットワーク)



input output^[wikipedia]

人間の脳の組織を模したものである。上図では左から右へ情報が伝搬される。パーセプトロンともいう。上図で *input* を x_1, x_2, x_3 とすると、ノードが受け取る入力 u_1, u_2, u_3 は、

$$\begin{aligned} \omega_{11}x_1 + \omega_{12}x_2 + \omega_{13}x_3 + b_1 &= u_1 \\ \omega_{21}x_1 + \omega_{22}x_2 + \omega_{23}x_3 + b_2 &= u_2 \\ \omega_{31}x_1 + \omega_{32}x_2 + \omega_{33}x_3 + b_3 &= u_3 \end{aligned}$$

ω は重み, b はバイアス。

一般系で表すと, $\sum \omega_{ji}x_i + b_j = u_j$ ω_{ji} の下付き添え字 j は行, i は列

ベクトルで表すと, $\omega x + b = u$

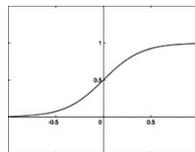
出力を z とすると, $f(u) = z$

これを活性化関数という。

(2) 活性化関数(ジグモイド関数)

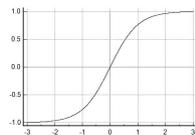
ロジスティック関数ともいう。この方が分かり易いかもしれない。

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$



或いは

$$f(u) = \tanh \tanh u$$



で表される。

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \text{ の微分}$$

$$f(u)' = \frac{e^{-u}}{(1 + e^{-u})^2}$$

$$f(u)' = \frac{1}{(1 + e^{-u})} \left(\frac{1 + e^{-u}}{(1 + e^{-u})} - \frac{1}{(1 + e^{-u})} \right)$$

$$f(u)' = f(u)(1 - f(u)) \quad //$$

近年ジグモイド関数の代わりに正規化線形関数がよく

用いられる⁽⁹⁾。

$$f(u) = \max(u, 0)$$

$u < 0$ の部分を $u = 0$ で置き換えた関数。

(3) 回帰

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \|d^n - y(x^n; w)\|^2; \leq \text{重みづけ}$$

d は目標出力, y をネットワーク出力とした最小二乗である。 w を変化させて $E(w)$ を最小にする。これを回帰という。

(4) 事後確率

小学生でも分かるように簡単なサイコロの例を記載する。

A さんがサイコロを 2 回振って出た目を記録する。その結果を知らない B さんに「どちらかで 2 の目が出た確率は?」と聞く。答えは当然 11/36 となる。これが事前確率である。

次に A さんは「出た目の和は 6 だった」というヒント (新たな情報) を出す。そうすると 2 の目が出た確率は当然 2/5 となる。これが事後確率である^{wikipedia}。

記号で書くと、

$P(X|a)$ 読み方 X given a. 読み方通り, a によって与えられる (a の時の) X の確率

$P(X|a, b)$ 読み方 X given a and b. a 及び b によって与えられる (a, b の時の) X の確率

式で表すと、

$$P(X|a) = \frac{P(X \cap a)}{P(a)},$$

$$P(X|\alpha, b) = \frac{(P(X \cap \alpha) (P(X \cap b)))}{(P(\alpha) (P(b)))}$$

左辺の意味そのまま覚えればよい。

なお、世紀の大論争となったモンティ・ホール問題^{*}も事後確率により解くことができる。

(5) 最尤推定 (さいゆうすいてい: Maximum Likelihood Estimation)

最ももっともらしい値を推定する方法である。統計学において、与えられたデータからそれが従う確率分布の母数を点推定する方法である^[wikipedia]。筆者が換言すると、確率でしか表せないような確率変数の平均や分散などを $\hat{}$ (ケルトと読みます) で表すこと。

以下、人工知能に係る事後確率 p を以下とする。

$$p(d = 1|x) \approx y(x; w) \tag{式 1}$$

$d = 1 \text{ or } 0$ だから、

$$p(d = 1|x) = 1 - p(d = 0|x)$$

$$y(x;w) = 1 - y(x;w)$$

$$\therefore p(d=0|x) = 1 - y(x;w) \quad \text{式 2}$$

$y(x;w) = d$ として d に近づけるように w を調整する。

同じく, $d = 1 \text{ or } 0$ だから,

$$p(d|x) = p(d=1|x)^d p(d=0|x)^{1-d} \quad \text{式 3}$$

w の尤度を尤度関数 $L(w)$ で表すとすると,

$$L(w) \equiv \prod_{n=1}^N p(d_n|x_n;w) \quad \text{各条件付確率の積}$$

式 1 乃至 3 から

$$\prod_{n=1}^N p(d_n|x_n;w) = \prod_{n=1}^N \{y(x_n;w)\}^{d_n} \{1-y(x_n;w)\}^{1-d_n} \quad \text{式 4}$$

式 4 の対数をとると,

$$\sum_{n=1}^N [d_n \log y(x_n;w) + (1-d_n) \log \{y(x_n;w)\}] \equiv E(w)$$

とする。これを誤差関数と定義できる。

(6) 確率勾配下降法 (Stochastic Gradient Descent)

確率的勾配降下法は 1960 年に B. Widrow と M.E. Hoff, Jr. らが Widrow-Hoff 法 (デルタルール) という名称で発表した^[wikipedia]。

目的関数を誤差関数 $E(w)$ とすると, $E(w)$ はデジタル的に

$$E(w) = \sum_{n=1}^N E_n(w)$$

だから, これが最小となるように w を変化させることを考える。

単純な話で w から E の勾配を引いて次の w を決める (誤差から誤差の勾配分を引いてやれば誤差が小さくなるのは当たり前)。これをそのまま数式で表すと,

$$w^{(k+1)} = w^{(k)} - \eta \nabla E_n$$

$$\nabla = \frac{\partial}{\partial x_1^{(k)}} + \frac{\partial}{\partial x_2^{(k)}} + \dots + \frac{\partial}{\partial x_n^{(k)}} \quad \eta \text{ を学習率という。}$$

この反復を繰り返す。

これを確率勾配下降法という。頭文字をとって SGT と呼ばれることもある。

(7) 誤差逆伝搬 (Backpropagation)

誤差逆伝播法は, 機械学習において, ニューラルネットワークを学習させる際に用いられるアルゴリズムである。1986 年に backwards propagation of errors (後方への誤差伝播) の略からデビッド・ラメルハートらによって命名された^[wikipedia]。具体的には,

ある入力に対して得られた出力と目的とする出力の誤差の 2 乗を取り, 出力に近い層からこの差をゼロに近づけるような修正を行なっていく方法である⁽¹⁰⁾。

誤差逆伝搬の導出。

重みの誤差の伝搬を考える。重みの誤差の伝搬だから, 重みによる誤差の傾きを考えると, l 層では

$$\frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}^{(l)}}$$

誤差関数は, 重み $w_{ji}^{(l)}$ と出力 $u_j^{(l)}$ との関数であるから, 合成関数の微分をとると,

$$\frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}^{(l)}} = \frac{\partial E_n}{\partial u_j^{(l)}} \frac{\partial u_j^{(l)}}{\partial w_{ji}^{(l)}}$$

右辺第 1 項はチェーンルールにより,

$$\frac{\partial E_n}{\partial u_j^{(l)}} = \sum_k \frac{\partial E_n}{\partial u_k^{(l+1)}} \frac{\partial u_k^{(l+1)}}{\partial u_j^{(l)}} \quad \text{式 5}$$

と表される。

式 5 右辺第 2 項における $u_k^{(l+1)}$ は, $(l+1)$ 層における k 行の u への入力であるから, $(l+1)$ 層における k 行 j 列の重み $w_{kj}^{(l+1)}$ に, 入力 (1 つ前の層の出力) $z_j^{(l)}$ をかけたものから求められるから,

$$u_k^{(l+1)} = \sum_j w_{kj}^{(l+1)} z_j^{(l)} \quad \text{式 6}$$

となる。

$z_j^{(l)} = f_j^{(l)}$ だから, これを式 6 に代入すると,

$$u_k^{(l+1)} = \sum_j w_{kj}^{(l+1)} f_j^{(l)} \quad \text{式 7}$$

となる。

$u_j^{(l)}$ で偏微分すると, 式 5 の右辺第 2 項は

$$\frac{\partial u_k^{(l+1)}}{\partial u_j^{(l)}} = w_{kj}^{(l+1)} f'(u_j^{(l)}) \quad \text{式 8}$$

となる。ここで,

$$\frac{\partial E_n}{\partial u_j^{(l)}} \equiv \delta_j^l \quad \text{式 9}$$

と定義すれば,

$$\frac{\partial E_n}{\partial u_k^{(l+1)}} = \delta_k^{l+1} \quad \text{式 10}$$

となる。式 8~10 から式 5 は

$$\delta_j^l = \sum_k \delta_k^{l+1} (w_{kj}^{(l+1)} f'(u_j^{(l)})) \quad \text{式 11}$$

となる。

式 11 を見ると $l+1$ から l , すなわち, 次の層から前の層を計算できることになる。それ故, 逆伝搬というのである。

まだまだ, 多数の数式が存在するが, 紙面の都合上これ以上は書けない。それらについては人工知能に係る書籍に譲ることとする。

なお、AI プログラマーと呼ばれる人は日本に 500 人程度しかいないと言われており、彼らの年収は 1 億円以上とされている（グーグルでは 10 億円以上とも）。なぜ少ないかと言えば、数学（上記は基礎の基礎）とプログラムとの両者を習熟していなければならないからである。

5. 人工知能により弁理士の仕事なくなるか

機械に奪われそうな仕事ランキング 1~50 位が発表された⁽¹¹⁾。2017 年、メガバンクは大規模な構造改革に踏み込んだ。メガバンク主力 3 行は人工知能（AI）などを活用して効率化をはかり、今後 10 年間で合わせて 3 万人分を超える業務を削減する計画を掲げている⁽¹²⁾。

弁理士の仕事も人工知能に代替されるのであろうか。

人工知能による東大合格する東ロボプロジェクトが行われた⁽¹³⁾。

【成績概要：2015 年度進研模試 総合学カマーク模試・6 月】

	国語 (200)	数学 I A (100)	数学 II B (100)	英語 (筆) (200)	英語 (口) (50)	物理 (100)	日本史 B (100)	世界史 B (100)	5 教科合計 (950)
全国平均点	105.4	45.5	42.8	86.0	24.6	49.4	46.6	45.9	416.4
得点	90	75	77	80	16	42	55	76	511
偏差値	45.1	64.0	65.8	48.4	40.5	46.5	54.8	66.5	57.8

(注) 5 教科 8 科目文系型 (国、数 2 科目、英 (筆記およびリスニング)、地歴 2 科目、理 1 科目) での受験者約 11 万 6000 人 (受験者総数は約 44 万人) で集計した偏差値。科目名の下のカッコ内は各教科の配点。英語の (筆) は筆記、(口) はリスニング。

各偏差値を見ると知識系の日本史、世界史の偏差値が高いのは蓋し当然であり、数学も計算するのは PC が得意なところであるから高い。これらに反して、国語、英語の偏差値は低い。つまり、人工知能は“意味”を理解できない。点数がとれたのは、単語、熟語、穴埋め問題等の知識系問題だったのであろう。

よって、明細書を人工知能が書けるか？といったら、発明という思想を理解し、それを文章化・図形化することは、現在の我々の想像をはるかに超えたブレークスルーがない限り不可能と思われる。最近では、小説や、レンブラント似の絵画が創作されているが、過去の膨大な文書、絵画データから創作した単なるアグリゲーションなのである。

翻訳については、例えばグーグル翻訳の精度は 5 年前に 100 万円で買った翻訳ソフトを遥かに凌駕する。特に特許翻訳については親和性が高い。テクニカルトランスレートは英単語と日本語との対応関係が明確であるからである。実際、グーグル翻訳を使ってみたが、人間による翻訳と径庭は存在しない。例えば世界統一特許に係る公開公報等であれば、誤訳が含まれていることを前提に公開されるかもしれない。

しかしながら、AI 翻訳は完全ではない。例えば、グーグル翻訳を使ってみたが同一文書に出てくる同じ単語を異なって訳することや、発明からずれたのはノイズが多いのが原因であろう。グーグル翻訳は素晴らしいが意味を理解して翻訳しているわけではなく、ファミリーから和文英文を探し似ているものを探して記載しているだけなのである。これからも AI の進歩は HD の進歩への依存度が高いのが理解できる。侵害事件では一つの単語で勝敗が決まることは少なくないから誤訳は許されないから、結局人間が一文ずつチェックしなければならない。故に、翻訳についても人間が介在しない限り完全なものは不可能であり、我々 (翻訳者) の仕事なくなることはないであろう。

意匠、商標の先願調査については残念ながら我々よりも優れていると思われる。先願並びに査定、審決及び判決というビッグデータから類似するものを探し出すのは AI の最も得意とするところであるからである。

6. マクロ経済的に

シュンペーター⁽¹⁴⁾は、「資本主義の発展は、やがて大企業による寡占化状態を招き、不完全競争に陥る。企業家の意欲は衰退し、イノベーションも起こらなくなる。」、さらに、「十分な富と豊かな生活を手にいれた人々は、自分達の現世生活の維持を第一義に考え、少子化が進む。」、そして、「資本主義は、成功ゆえに巨大企業を生み出し、それが官僚的になって活力を失い、社会主義へ移行していく」と説いた⁽¹⁵⁾。

現在、人工知能の発達により、GAFA⁽¹⁶⁾への富の集中は加速し、資本主義の大原則である富の再分配の瓦解は加速している。シュンペーターが説いた社会主義に移行するのが嫌なら、そうならないための知恵が必要である。知恵の一つとして掲げられるのが昨今話題のベーシックインカムである。財源としては、年金及び生活保護の廃止、AI 税導入並びに累進課税率の強化であろうか。ただし、給付額は仕事をしなければ食べていけない程度にすべきであろう。

以上

(参考図書)

深層学習 株式会社 講談社 著者 岡谷貴之
ゼロから作る Deep Learning —Python で学ぶディープラーニングの理論と実装 著者 斎藤 康毅
ビジネスパーソンのための人工知能 超入門 東洋経済特別編集

(出典)

- (1) 「動向と今後の知財実務へヒント 動向と今後の知財実務へヒント」株式会社リジー 代表取締役／弁理士／博士 (工学) 藤田 肇
- (2) 人工知能を理解する。株式会社システムインテグレーター 代表取締役社長 梅田弘之
- (3) RIETI 独立行政法人経済産業研究所 人工知能技術の研究開発戦略：世界特許分析による実証研究
- (4) 2018年8月31日テレビ朝日 朝まで生テレビ
- (5) 日本経済新聞 数の米国, 攻める中国 AI 特許 6 万件を解剖
- (6) JETRO AI 半導体特許で第 4 次産業革命をリードする
2018年3月15日出所韓国特許庁
- (7) 産業構造審議会知的財産分科会 特許行政が直面する課題 平成 30 年 6 月特許庁「科学研究のベンチマーキング 2017-論文分析でみる世界の研究活動の変化と日本の状況-」(文部科学省科学技術・学術政策研究所, 2017)
- (8) 日経電子版 2018年10月2日(火)
- (9) 深層学習 株式会社 講談社 著者 岡谷貴之
- (10) ブリタニカ国際大百科事典
- (11) 週刊ダイヤモンド 2015年8月22日号
- (12) President Online 2018年2月16日「AI 導入でお払い箱になるメガバンク社員」
- (13) 情報・システム研究機構 新井紀子 (国立情報学研究所)

- プロジェクト・リーダー

- (14) ヨーゼフ・アロイス・シュンペーター (Joseph Alois Schumpeter, 1883年2月8日 - 1950年1月8日) は、オーストリア・ハンガリー帝国 (後のチェコ) モラヴィア生まれの経済学者
 - (15) 資本主義・社会主義・民主主義 ヨーゼフ・アロイス・シュンペーター著
 - (16) Google, Apple, Facebook, Amazon の頭文字
- ※ 3つのドアがあって、1つのドアの後ろには景品の新車が、2つのドアの後ろには、はずれを意味するヤギがいる。回答者は新車のドアを当てると新車がもらえる。回答者が1つのドアを選択した後、司会のモンティが残りのドアのうちヤギがいるドアを開けてヤギを見せる。ここで回答者は、最初を選んだドアを、残っている開けられていないドアに変更してもよいと言われる。回答者はドアを変更すべきか？直感的には変更するしないに拘わらず当たる確率は1/3。しかし、マリリンボスサヴァント (IQ228 MENSA 会員) の答えは“変更すべき”。
- 事後確率による解法：回答者が当たり C を選んで変えない確立は、 $P(C) = 1/3$ 。回答者が A を選んでモンティが B を開けて回答者が正解 C を選ぶ確率は $P(C|B) = P(C) * P(B|C) / (P(B|A) * P(A) + P(B|C) * P(C)) = 2/3$
- (原稿受領 2018. 10. 26)