

研究

人工知能の応用 ～ 現場スタッフが抱く障害程度の印象に関する研究 ～

特別養護老人ホーム旭川敬老園* 田村 稔
障害者支援施設吉備ワークホーム** 三宅 律子・池 佳子・青江 正博・高安 恵美

要 旨 パターン認識する人工知能に現場スタッフのアンケート回答を学習させ、その人工知能を分析することで現場スタッフの認識を明らかにすることを試みた。

アンケート回答は、当然ながら「人」の回答であるため、それには矛盾した内容が含まれていた。パターン認識の人工知能が学習するデータは、普通、画像や手書き文字であるため、データの内容が矛盾するということがない。そのため、人工知能はアンケート回答を学習できるのかという根本的な問題があったが、推論の正解率は低下するものの、それは可能であった。

しかし、人工知能を作ることができるとしても、大量のデータを人工知能に学習させなければ、一つの人工知能として収束しない。データが僅少な場合、同じような推論をする多数の人工知能が出現する。そのため、人工知能開発では大量のデータを用いて、より推論の正解率が高い、唯一の人工知能を決定するのが常套手段である。その手順に従えば、その唯一の人工知能を分析するところであるが、本研究ではデータが僅少であるため、逆に意図的に人工知能を多数出現させ、その出現頻度分布を分析した。その結果、現場スタッフが抱く障害程度の印象には、意思疎通の印象が強く影響していることが明らかになった。

キーワード パターン認識 人工知能 アンケート 意思疎通

I 目的

人工知能とは、神経細胞間の信号の送受をコンピューターでシミュレートすることで、人の知的行動をまねるシステムであり、実体は一連の計算式である。そのシステムは大量のデータを使って、期待される人の知的行動が実現されるよう、一連の計算式中にある多数の係数を調整して決定される。ただし、計算式が必然的に唯一に決まるのではなく、初期値として係数に与える値を変えるごとに、同じ推論をする異なった人工知能が出現する。

同じ推論をする異なった人工知能が出現するという事は、それらが一定の入力に対して一定の出力をするものの、推論過程が異なるということである。人工知能には複数個の入力に対して、複数個の出力があるのが通常であることから、推論過程の差異とは、どの入力かどの出力に強く影響するかの差異となる。

そうであるならば、初期値として与える係数の値を変えて、意図的に複数の人工知能を出現させれば、それらは同じ推論結果を導くが、個々に異なる推論過程を持っていることになる。したがって、それぞれの推論過程の

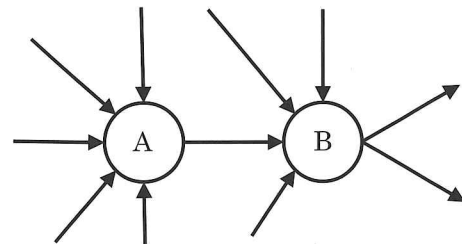
特徴により、それらの人工知能を分類すれば、その出現頻度分布を得ることができる。それら個々の人工知能がアンケート回答を学習した人工知能であり、統計物理学的に考えることが妥当であれば、その出現頻度分布が人の認識の仕方を表すと予想される。

この「予想」の検証のために、現場スタッフに実施したアンケートから人工知能を作成し、その出現頻度分布から人の認識、すなわち、現場スタッフが抱く障害程度の印象について考察する。そして、最後に小規模な人工知能について言及する。

II 方法

1. 人工知能の作成方法の概要

1) 神経細胞間の信号の伝播



矢印の軸が軸索、先端がシナプス結合、○が神経細胞

図1 信号の伝播のモデル

社会福祉法人旭川荘（理事長 末光 茂博士）

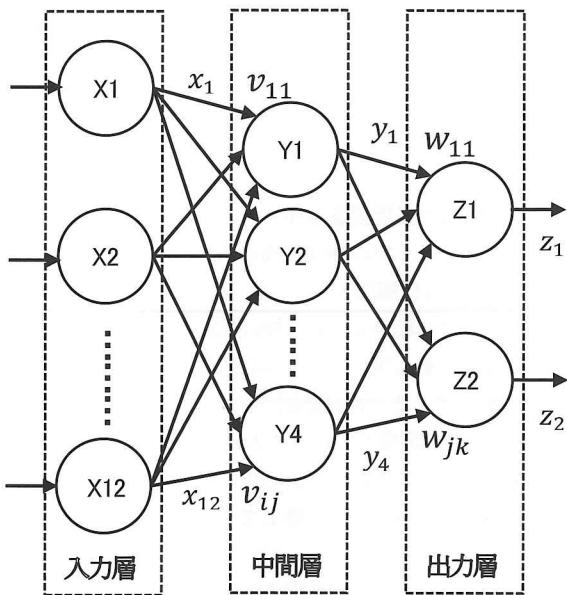
* 特別養護老人ホーム

** 障害者支援施設

神経細胞AとBがあるとする(図1)。神経細胞Aには、複数の神経細胞からの信号が、軸索→シナプス結合という経路を経て入力される。その信号を受けた神経細胞Aは、入力信号の重要度に応じてシナプス結合の強度を調整して信号を受け取り、それらを細胞内で足し合わせる。足し合わせた結果が特定のレベル(閾値)を超えると、神経細胞Aは信号を出力し、その信号が再び軸索→シナプス結合という経路を通じて、次の神経細胞Bへと伝播していく。

2) 神経細胞のモデルから神経回路網のモデルへ

人工知能は図1に示した神経細胞のモデルを組み合わせて構成される。ここでは、図2に示すような3層構造(入力層、中間層、出力層)の神経回路網のモデルとした。



$$i = 1 \sim 12, j = 1 \sim 4, k = 1, 2$$

図2 神経回路網のモデル

$i=1 \sim 12, j=1 \sim 4, k=1, 2$ として、 X_i, Y_j, Z_k は神経細胞を表す。神経細胞 X_i と Y_j 間のシナプス結合の強度を v_{ij} とし、神経細胞 Y_j と Z_k 間のシナプス結合の強度を w_{jk} とする。 x_i は神経細胞 X_i が神経細胞 Y_j に出力する信号で0か1であり、人工知能への入力信号そのものと等しいものとする。また、 y_j は神経細胞 Y_j が神経細胞 Z_k に出力する信号である。

入力信号 x_i から人工知能の最終出力信号を求める計算式 z_k は、式1で与えられる。ただし、 s_j は神経細胞 Y_j の閾値、 t_k は神経細胞 Z_k の閾値とする。

$(x_1, x_2, \dots, x_{12})$ という1件の入力信号に対し、 (z_1, z_2) という出力信号が観測される現象があるとする。この場合、入力信号 $(x_1, x_2, \dots, x_{12})$ に対する出力信号 (z_1, z_2) の組み合わせを多数集め、そのような対応が実現するよう、式1の v_{ij}, s_j, w_{jk}, t_k を調整する。この調整を最適化

をといい、この最適化が人工知能の学習となる。

$$\left. \begin{aligned} y_j &= f(\sum_{i=1}^{12}(x_i v_{ij} - s_j)) \\ z_k &= f(\sum_{j=1}^4(y_j w_{jk} - t_k)) \\ f(x) &= \{1 + \exp(-x)\}^{-1} \end{aligned} \right\} \text{(式1)}$$

$$\left\{ \begin{aligned} z_1 \geq z_2 \text{ のとき } z_1 &= 1, z_2 = 0 \\ z_1 < z_2 \text{ のとき } z_1 &= 0, z_2 = 1 \end{aligned} \right.$$

3) アンケート回答のパターン化

図3のようなアンケート回答用紙を用意した。回答用紙の横方向に利用者氏名、縦方向に評価項目を並べた表である(実物とは行と列を反転させている)。

利用者氏名			A	B	C	...
社会性	低	X_1	1			...
	中	X_2		1		...
	高	X_3			1	...
意思疎通	難	X_4				...
	中	X_5	1		1	...
	易	X_6		1		...
ADL 介助の 必要性	高	X_7	1		1	...
	中	X_8				...
	低	X_9		1		...
知的障害	重	X_{10}				...
	中	X_{11}	1			...
	無	X_{12}		1	1	...
障害程度	重	Z_1	1			...
	軽	Z_2		1	1	...

図3 アンケート回答用紙

この回答用紙は、利用者Aについて社会性が低いと感じれば、社会性の「低」の行に1を記入し、意思疎通が中程度可と感じれば、意思疎通の「中」の行に1を記入するというものである。以下、ADL介助の必要性～障害程度の欄についても同様に記入する。利用者B、C、...についても同じ様に記入する。

社会性～知的障害のアンケート回答から、利用者Aについて空欄をゼロとして、(1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0)を得る。これを入力信号と見なす。利用者Aの障害程度は出力信号であり、(1,0)となる。利用者Bについても、同様な対応付けを行えば、(0,1,0,0,0,1,0,0,1,0,0,1)が入力信号、(0,1)が出力信号となる。

4) アンケート回答と神経回路モデルの対応付け

アンケート回答から得る1件の入力信号は12個の0と1で構成されている。それらを信号 $x_1 \sim x_{12}$ に対応させる。

一方、出力信号は2個の0と1で構成され、出力信号 z_1 と z_2 に対応させる。これにより式1を介して、人工知能は社会性～知的障害の4評価項目から障害程度を推論するようになる。

5) 人工知能の作成

ゼロより大きく1未満の62個の乱数を発生させ、その値を式1の v_j, s_j, w_{jk}, t_k の初期値として設定する。その上で、一般的に利用されているMicrosoft Excelのソルバーを利用(GRG法による最適化)して、何度も人工知能の学習を繰り返す(涌井良幸, 涌井貞美, 2018)。この学習1回ごとに人工知能がひとつ出現するため、複数回の学習の繰り返しで複数の人工知能を得る。

2. アンケートの実施環境

身体障害者が主で、少数の知的障害者、精神障害者も利用している障害者支援施設で現場スタッフのアンケートを行った。

利用者46名の障害状態を尋ねるアンケートを2名の職員に実施し、有効なデータ85件を得た。ただし、現場スタッフは日常的に用語の概念を定義しながら会話している訳ではないため、社会性、意思疎通、ADL介助の必要性、知的障害、障害程度用語のいずれについても概念定義はしないでアンケートに回答してもらった。

3. 有効な人工知能の選択

アンケート回答には、矛盾したデータが含まれていた。社会性、意思疎通、ADL介助の必要性、知的障害の回答が同じであっても、障害程度の回答が相反するデータがある。人工知能がどちらかを正しく推論した場合、相反するもう一方は正しく推論できないことになる。

このような矛盾したデータが12組あったことから、85件中12件は正しく推論できないことになる。したがって、推論の最高正解率は85.9%(85分の73)と推測された。したがって、推論の正解率が85.9%となるものを有効な人工知能とし、それらを50個得るまで人工知能の作成を繰り返すこととした。

III 結果

1. 2名の回答が一致する程度

対象利用者全46名中40名については、2名のスタッフからの回答が得られた。

2名の回答が一致した件数は、表1の通りである。ADL介助の必要性以外の項目は、有意な一致をしている。アンケート回答はランダムな数字の並びではなく、現場スタッフが共通に認識している何らかの情報が含まれていると考えられる。

表1 2名のスタッフの回答一致件数

評価項目	2名の回答が一致した件数	検定
社会性	20	*
意思疎通	32	**
ADL介助の必要性	15	
知的障害	25	**
障害程度	29	**

(*: $\alpha=0.05$, **: $\alpha=0.01$)

2. 一部矛盾しているデータからの人工知能の作成

ここでの人工知能は、パターン認識の人工知能の応用である。その人工知能が学習するデータは、画像や手書き文字のようなもので、通常はデータの矛盾ということがない。そのため、II-3で述べたような矛盾の影響がどうなるかが根本的問題であったが、予測どおり、推論の正解率85.9%の人工知能が出現した。12件の矛盾データがなければ、50個出現した個々の人工知能の推論正解率はほぼ100%であった。

3. 人工知能の出現頻度分布

神経細胞Z1までの神経経路は $X_i \rightarrow Y_j \rightarrow Z1$ と表すことができる。神経細胞Z1につながる神経細胞 Y_j の内、最も強くシナプス結合している神経細胞を選び、さらに、その神経細胞に最も強くシナプス結合している神経細胞 X_i を特定すれば、その神経細胞からの入力信号が神経細胞Z1に最も強く影響していることになる。神経細胞Z2までの神経経路 $X_i \rightarrow Y_j \rightarrow Z2$ についても同様に考えれば、神経細胞Z2に最も強く影響している神経細胞 X_i を特定できる。

このようにして、神経細胞Z1とZ2それぞれに最も強く影響する神経細胞 X_i 二つを特定し、それらで50個の人工知能をタイプ別に分類し、出現頻度を示したものが表2である。

表左端の縦に並んだ数字と表上端の横に並んだ数字は、神経細胞 $X1 \sim X12$ を表している。行の数字は、 $X1 \sim X12$ の神経細胞の内、神経細胞Z1に最も強く影響しているものを表し、列の数字は、神経細胞Z2に最も強く影響しているものを表している。

例えば、表2の4行6列目の32は、神経細胞Z1に最も影響している神経細胞が $X4$ 、神経細胞Z2に最も影響している神経細胞が $X6$ であるような人工知能を表し、そのタイプが32個出現したことを意味している。

なお、有意水準を0.01とした場合、それぞれのタイプの人工知能については3個以上の出現が、縦計・横計については10個以上の出現が有意である。

表2 人工知能の出現頻度分布

Xi	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	計
1													0
2													0
3													0
4					1	32			1		5		39
5						3			1				4
6													0
7						3					2		5
8													0
9													0
10											1	1	2
11													0
12													0
計	0	0	0	0	1	38	0	0	2	0	8	1	50

3. 回帰分析

回帰分析を行うために、図3のアンケート回答用紙の項目にスコアを与えた。各項目3段階評価であるから、それぞれについて、上側の項目に3、中央の項目に2、下側の項目に1を与えた。例えば、社会性の項目であれば、低を3、中を2、高を1とした。障害程度については、重を1、軽を0とした。社会性～知的障害の項目を独立変数、障害程度を従属変数とした回帰分析の結果は表3の通りである。

表3 回帰分析の結果

評価項目	回帰係数
社会性	0.00
意思疎通	0.33
ADL 介助の必要性	0.17
知的障害	-0.03

(重相関係数 0.54)

IV 考察

1. 社会性の印象と障害程度の印象

表2において、社会性に関わる部分に影を付けたが、その部分に該当するタイプの人工知能は出現していない。一障害者支援施設の、僅か2名のアンケート回答であるため、この結果のみでは一般的にはいえないが、社会性の印象は、他の印象に比べて、障害程度の印象への影響は極めて小さい。表3の社会性の回帰係数においてもそれがほぼゼロであることから、人工知能の出現頻度分布が意味を持っていると考える。

2. 意思疎通～知的障害の印象と障害程度の印象

表2右端の横計の4行目、5行目、7行目、10行目に数字が現れている。これらはそれぞれ、神経細胞X4,X5,X7,X10に相当し、それらが神経細胞Z1に強く影響していることを示している。

図3を参考にすれば、神経細胞X4からの信号は意思疎通が難しい、神経細胞X5からの信号は意思疎通が中程度可、神経細胞X7からの信号はADL介助の必要性が高い、神経細胞X10からの信号は知的障害が重いという意味を持っている。そして、それらが神経細胞Z1に強い影響を与えている。したがって、横計の数字は、「意思疎通が難しい～中程度という印象、ADL介助の必要性が高いという印象、知的障害が重いという印象は、障害程度が重いという印象に強く影響している」ことを表している。横計の数字の分布は、障害程度が重いという判断をする際の、現場スタッフの常識に一致している。

一方、表2下端の縦計では、5列目、6列目、9列目、11列目、12列目に数字が現れている。これらはそれぞれ、神経細胞X5,X6,X9,X11,X12に相当し、それらが神経細胞Z2に強く影響していることを意味している。

図3を参考にすると、神経細胞X5からの信号は意思疎通が中程度可、神経細胞X6からの信号は意思疎通が容易、神経細胞X9からの信号はADL介助の必要性が低い、神経細胞X11からの信号は知的障害が中程度、神経細胞X12からの信号は知的障害が無いという意味を持っており、それらが神経細胞Z2に強い影響を与えている。したがって、縦計の数字は、「意思疎通が中程度～容易という印象、ADL介助の必要性が低いという印象、知的障害が中程度～無いという印象は、障害程度が軽いという印象に強く影響している」ことを表している。縦計の数字の分布も障害程度が軽い場合の、現場スタッフの常識的な判断に一致している。

常識であれば、知的障害が中程度という印象より、それが無いという印象の方が、障害程度が軽いという印象に影響するはずである。そうであるならば、表2の11列目の縦計は12列目の縦計より小さくなければならない。ところが、前者が8で後者が1と逆転しており、常識から予想される出現頻度分布から逸脱している。

原因は知的障害の評価尺度が不適切であったと推測する。知的障害の評価尺度は重・中・軽、あるいは、有る・ある程度有る・無いとし、評価尺度の順序性が保たれるようにすべきであった。ここで実施したアンケートの重・中・無という評価尺度は、程度と有無の混在となっているため、順序性に歪みがある。軽度の知的障害が重・中・無のいずれに該当するかの判断が困難になっているためと考える。

3. 意思疎通の印象と障害程度の印象

表2の4行6列目のタイプが最も多く出現していることから、このタイプが現場スタッフの認識の特徴を最も表していると考えられる。

このタイプの人工知能は、神経細胞X4が入力層の他の神経細胞よりも神経細胞Z1に強く影響し、神経細胞X6も同様に、神経細胞Z2に強く影響する特徴を持っている。図3を参考に考えれば、この神経経路のつながり方は、「意思疎通が難しいという印象が、障害程度が重いという印象に最も強く影響し、意思疎通が容易という印象が、障害程度が軽いという印象に最も強く影響している」ということを意味している。このことは、現場スタッフが障害程度の重軽に抱く印象が、意思疎通の難易の印象に最も強く影響されていることを示している。

さらに、表2において意思疎通が全く関係していない人工知能があれば、太線で囲んだ領域に出現することになる。実際、この領域に出現する人工知能は50個中4個しかなく、意思疎通に関係する人工知能が大部分であることが分かる。このことから、現場スタッフが障害程度に抱く印象に意思疎通の印象が関係していることが分かる。

これらの結果は、表3の回帰係数からも支持される。意思疎通の回帰係数が0.33であり、他の項目の係数よりも大きい値となっている。

田村(1998)では、重症心身障害児と思えるかどうかという主観的判断を現場スタッフにアンケートし、ファジィ推論で分析した。その結果、現場スタッフの判断には、知的障害、肢体不自由よりも、コミュニケーション障害が強く影響していることが示唆された。

本研究では、それとは全く異なるアンケートの実施環境、全く異なる方法で分析したが、意思疎通の影響が大きいという状況は同じであった。したがって、**現場スタッフが利用者の障害程度を認識する際、「意思疎通評価の優位性」が存在している**と考える。

4. 意思疎通評価の優位性による現象

田村(2010)では、現場スタッフは重症心身障害児と思えるかどうかという主観的判断をする際、コミュニケーション障害の印象の影響が強いため、軽度の肢体不自由と重度のコミュニケーション障害のある児童を重症心身障害児として認識していることを述べた。さらに、この認識が「歩く重症児」となっており、肢体不自由と知的障害の2軸で障害児の分類を行う大島分類とのズレが生じていると推測した。

意思疎通評価の優位性の存在は、障害程度の認識において一般的傾向である可能性が高い。重症心身障害児であるかどうかの一判断基準として利用される大島分類と現場スタッフの認識とのズレがそれに起因するものであ

るとすれば、自立支援区分判定、要介護認定にもそのようなズレが生じている可能性がある。

「障害者総合支援法における障害支援区分 市町村審査会委員マニュアル(2頁)」では、自立支援法による自立支援区分(現在の障害支援区分とは算出方法が異なる)について「知的障害者や精神障害者について、コンピューターによる一次判定で低く判定される傾向があり、市町村審査会による二次判定で引き上げられている割合が高く、その特性を反映できていないのではないか、等の課題が指摘されていた。」とある。

自立支援区分は、要介護認定の一次判定の方式を引き継いでいる。そこで、要介護認定について「介護認定審査会委員テキスト2009改訂版(平成30年4月改訂)」を参照すれば、一次判定において「運動能力の低下していない認知症高齢者に対する加算」という配慮がなされていることが分かる。

以上のことから、現場スタッフが認識する知的障害、精神障害、認知症に対する障害程度の印象と、自立支援区分、要介護認定の一次判定を決定するための公的な評価基準との間にズレがあるのではないかと推測する。

この優位性があるとなれば、認知症高齢者介護の技法として、この優位性を利用できると考える。実際に、ユマニチュードという認知症高齢者を混乱させないコミュニケーション技法があり、この技法により認知症高齢者の精神の安定を図ることができるのみならず、介護者のストレスまでもが軽減されると言われている。

表2の4行6列のタイプの人工知能は、前述の3で述べたように「意思疎通が容易という印象が、障害程度が軽いという印象に最も強く影響している」のであるから、ユマニチュードなどのコミュニケーション技法により、利用者本人との意思疎通が容易になったことで、障害程度が軽くなったように現場スタッフが感じるのではないかと推測する。

このことは、認知症高齢者についてのみ言えることではなく、一般化できると考える。すなわち、利用者との意思疎通性が高まれば、利用者の客観的変化がなくても、生活支援・介護の効果があつたと、現場スタッフ側で感じられるのではないかと推測する。

V 結論

1. 現場スタッフが障害程度に抱く印象

現場スタッフが障害程度に抱く印象には、以下の3点の特徴がある。

1) 障害程度の重軽の印象は、社会性の印象にはあまり

影響されない可能性がある。

2) 障害程度の重軽の印象は、意思疎通、ADL介助の必要性、知的障害の印象に影響されるが、特に、意思疎通の影響が大きい。

3) 上記2) の意思疎通評価の優位性により、現場スタッフと利用者本人との意思疎通を向上させることができれば、利用者の客観的な変化はなくても、障害程度が軽度化したように感じられる。

2. 「予想」について

出現頻度分布の分析では、知的障害の評価尺度の不適切さから、常識に合致しない部分もあったが、全体には良好な結果を得た。神経回路網、すなわち、人の認識が統計物理学的振る舞いをするのかは不明であるが、人工知能の出現頻度分布が人の認識を表しているという「予想」は成り立つ場合があると考えられる。

3. 人工知能の応用 - 小規模な人工知能

当初の根本的問題として、アンケート回答には矛盾があるにもかかわらず、人工知能の学習が成り立つかということがあった。矛盾したデータの存在は推論正解率を低下させるが、学習できなくなるというものではないことが分かった。したがって、用語の概念定義を明確にする、評価尺度を適切にするなどの工夫をし、矛盾したデータを少なくすることで、アンケート回答から推論正解率の高い人工知能を作ること可能である。

福祉分野での人工知能は、既に事例がある。豊橋市は高齢者の自立支援のためのケアプランを作成する人工知能の開発に着手し、現在、実証実験の段階にある((株) CDI, 2018)。豊橋市が持っている要介護認定の基本調査項目等10万件のデータをもとにした人工知能である。

通常、人工知能の開発では、それを一般に利用することが目的であるため、豊橋市の事例のように大量のデータが必要であるが、小規模なデータから開発するシンプルな構造の人工知能もあり得るのではないかと。

本研究でのデータ件数は85件で、豊橋市の10万件に比べれば極めて僅少である。しかし、ここでの社会性、意思疎通、ADL介助の必要性、知的障害の4評価項目の回答パターンは81通りしかないため、必ずしもデータが少な過ぎるとはいえないであろう。

小規模なデータから開発された人工知能は、データを収集した組織内でしか使えないが、そこでの現場スタッフの経験的・主観的判断を保存・管理できるという点では価値があると考えられる。

仮に本研究でも大量のデータがあったとすれば、ミニバッチ学習法(斎藤泰毅, 2018)などにより、唯一の人工知能を決定できると考える。その人工知能は、表2の4行6列目のタイプであって、意思疎通評価の優位性を示すものになると予想する。

参考文献

- 1) (株) CDI (2018): 自立支援型ケアマネジメントに関するセミナーおよび身体的自立支援を促進するAI導入に伴うケアマネジメント業務の変化に関する調査研究報告書, 豊橋市ホームページ (最終閲覧日: 2018年8月20日)
<http://www.city.toyohashi.lg.jp/secure/57091/> 調査研究報告書.pdf
- 2) 厚生労働省 (2018): 介護認定審査会委員テキスト 2009改訂版 (平成30年4月改訂)
- 3) 厚生労働省 (2018): 障害者総合支援法における障害支援区分 市町村審査会委員マニュアル (2018年9月)
- 4) 田村稔 (1998): ファジー理論応用の試み～療育効果測定への応用を目指して～, 旭川荘研究年報 第29巻第1号
- 5) 田村稔 (2010): 施設職員の主観的判断は数式化できるか～「重症心身障害児と思えるかどうか」をファジィ推論式に表現する実験, 岡山県社会福祉士会 社会福祉研究 第5号
- 6) 甘利俊一 (1989): 神経回路モデルとコネクショニズム, 東京大学出版会
- 7) 甘利俊一 (2016): 脳・心・人工知能～数理で脳を解き明かす～ (ブルーバックス), 講談社
- 8) 斎藤泰毅 (2018): 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践, オライリー・ジャパン
- 9) 涌井良幸, 涌井貞美 (2017): ディープラーニングが分かる数学入門, 技術評論社
- 10) 涌井良幸, 涌井貞美 (2018): Excelでわかるディープラーニング超入門, 技術評論社