特集論文 「人工知能学会設立 30 周年記念論文特集」

情報の伝達から理解へ

From Transmission to Understanding of Information

日高 昇平 北陸先端科学技術大学院大学
Shohei Hidaka Japan Advanced Institute of Science and Technology
shhidaka@jaist.ac.jp, http://www.jaist.ac.jp/˜shhidaka/

keywords: understanding, information, strong AI, symbol grounding problem, frame problem

Summary

A long-standing dream in research on artificial intelligence (AI) is to build a *strong* AI, which *understands* and processes the input, unlike a *weak* AI which just processes it as programmed. Toward realization of this dream, we need a mathematical formulation on what understanding is. In the present study, starting off by revisiting Shannon's mathematical theory of communication, I argue that it is a model of information transmission but not that of information understanding, because of its common codebook shared by the sender and receiver. I outline the steps to build a model of information understanding, by seeking possibilities of decoding without the shared codebook. Given the model of information understanding, I discuss its relationship to other known problems in AI research, such as the symbol grounding problem and frame problem.

1. 理解：強い AI と弱い AI を分かつもの

1·1 中国語の部屋

人工知能 (以下 AI) の研究における哲学は、大きく二つに分けられる。一つの流儀は、ある特定の機構をもった機械あるいは計算プログラムを作り、人あるいはその他動物の行動や心の働きとその機械を比較し、人の心の働きと同種の機構を実現する一例として機械をみなす方法論である。もう一つの流儀は、人を含め「知能」をもつものは、特定の機能の実現によって定義できるとし、逆にそうした機能実現こそが「知能」の本質であると考える方法論である。前者は対象となる認知過程の機能実現可能性の証明としての AI、後者は機能が実現できる限り人と機械を区別せず、高い機能をもった AI により人と同等の「知能」を人工的に実現できると考える。Searle [Searle 80] は前者を弱い AI、後者を強い AI と呼び、強い AI の思想に懐疑的な批判を行った。

Searle の強い AI に対する批判は、「中国語の部屋」と呼ばれる思考実験に集約される。中国語の部屋の思考実験では、中国語を知らない Searle 自身が、小窓からスクリプトの出し入れが可能である部屋に入り、彼にとっては理解できない中国語のスクリプトおよび問いを受け取り、Searle の母国語である英語で教示されるルールに従って中国語の答えを返す。もし英語で書かれたルールが十分に洗練されていれば、Searle 自身が中国語を全く理解できないとしても、部屋の外に出てくる中国語の答えは、外の観察者からは中国語話者と違いが判別できないであろう。従って、この中国語の部屋における、英語の教示 (プログラム)、そしてそれを実現する Searle 自身 (機械・AI) は中国語を理解できずに、しかし Turing test [Turing 50]*1 に合格するはずである。多くの AI プログラムは、このように書かれたプログラムどおりに入･出力を対応付けるものであるから、そこに「理解」は必要でなく、「理解」をする人の知能と同等には扱えない (つまり、強い AI になりえない) とする。一方、「英語の部屋」に Searle が入り、外から与えられた教示なしに自身の英語の理解に基づいて英語のスクリプトに回答することができるのなら、それは知能と呼んでよいとする。

以上の Searle の中国語の部屋論法から察せられるとおり、強い AI と弱い AI をわける鍵となるのは、「意味」あるいは「理解」である。Searle の批判は、単に特定の機能あるいは入出力の対応関係の実現だけにとどまらない「理解」なるものが知能の本質であるという点にある。しかし、Searle 自身は「理解」が何であるか明確な定義を与えておらず、直感的な事例の列挙による説明にとどまっている。上記の中国語の部屋論法において、Searle 自身が部屋に入る理由は、Searle が自身の中国語および英語の理解について明確に宣言できるからである *2。一方、他者が中国語の部屋に入った場合、Searle がその部屋が知能をもつか否か (部屋の主が外からの教示を必要とするか否か) を明確に判別する手段はない。つまり、中国語

*1 言語的な応答能力によって知能を定義する試み.
*2 Searle によれば、Searle が英語の教示をすべて「理解」し (understand everything)、中国語のスクリプトを全く「理解」しない (understand nothing)。さらに、英語教示に従う (program として) ことと、部屋として「理解」することには関係がないとする。これが明確に宣言できるのは Searle のみであろう。

の部屋論法は知能の定義を理解に置き換えており、理解の定義は「私が胸を張って理解できると言えるか」という Searle 自身の主観的な判断に委ねられている。それでも中国語の部屋論法が広く受け入れられたとすれば、それは論理ではなくむしろ人の共感あるいは「理解」に依拠していると考えられる。

1·2 マネ碁 AI と情報の伝達

本稿において私は、「理解」とは何かという問いに対し、直観や共感に訴えることなく定式化を与えたい。まずは直観に訴えるために作られた中国語の部屋論法を、その本質を失わずより簡潔にしよう。

次のような思考実験を考える：
チェスや将棋ではトップレベルの人間プレイヤーと同等あるいはそれ以上の強さをもつ AI がすでに存在する。一方、本稿執筆時点で囲碁では人のほうがまだ強い。そこで囲碁において、名人と同等以上の強さをもつ AI プログラムが作れたなら囲碁版の Turing test に合格と認めよう。それには、以下のようなごく簡単なプログラムを作ればよい。碁盤 A では名人と AI プレイヤーが、碁盤 B では名人と肩を並べる挑戦者と AI プレイヤーが対局する。碁盤 A では AI プレイヤーが後手番となり、碁盤 B では AI プレイヤーが先手番とする。碁盤 A で名人の第一手をまち、それと同じの手を AI プレイヤーは碁盤 B で打つ。碁盤 B での挑戦者の第二手をまち、それと同じ手を AI プレイヤーは碁盤 A で打つ。以下これを繰り返すと、AI プレイヤーは二局とも引き分けあるいは、一勝一敗の結果を得るはずである。従って、この AI プレイヤーは名人と同格であり、囲碁版の Turing test を合格する。

このマネ碁をモチーフにした思考実験は、中国語の部屋の外にいる中国語話者を名人、また Searle に英語の教示を与える翻訳者を挑戦者とすると、本質的に中国語の部屋論法と同型である。しかし、Searle の「理解」の直観的な判断をまたずに、このマネ碁 AI が囲碁を理解する必要がないことは明白であろう [*3]。マネ碁論法における囲碁 AI は、囲碁に関する知識や計算を必要とせず、碁盤 A と碁盤 B の間の通信あるいは情報の伝達をしているに過ぎない。これは中国語の部屋論法において、Searle が中国語話者と翻訳者の問答を媒介するのと同じである。従って、中国語の部屋論法は、本質的に情報の伝達と理解の違いを指摘しようとしているのである。重ねて言えば、弱い AI とは AI の設計者と AI が機能する対象者の間の情報伝達を行う媒介といえる。

1·3 情報の 3 問題

マネ碁論法から、情報の伝達と理解の違いに本質があることが明らかになった。情報の伝達に関しては、すでに Shannon によって定式化された情報理論があり、伝達可能性を与える通信容量定理により明確な定義が存在する。これに加えて、情報理論は Searle の指摘より 30 年以上前に定式化されているが、その定式化には情報の伝達と理解の違いを表現するための洞察が含まれている。なぜなら、情報の理解という問題の定式化を巧妙に避けて、情報の伝達のみに焦点を絞って数学的に表現したのが情報理論といえるからである。実際、Shannon と Weaver は、明確に情報の伝達・理解・因果性の 3 つを区別し、情報理論によって伝達の問題だけを解くことを宣言している [Shannon 49]。

本稿の 2 章では、まず情報理論を概観し Shannon の情報伝達モデルを再考し、情報の理解を定式化の基礎とする。Shannon の情報伝達モデルの再考から得られる洞察は、伝達される符号列と元の信号との対応表である符号器が、情報の送り手と受け手の間で事前に共有されているという仮定が、この定式化において重要な役割を果たしているという点である。この仮定により、最も重要な伝えられた符号列の「解釈」あるいは「理解」の問題に悩まされることなく符号列が誤りなく伝達可能な条件にのみ焦点を絞って数学的な議論を展開できる。本稿では、この共有符号器の仮定を緩和することで、情報の理解の数学的な定式化を模索していく。

2. 情報の伝達モデル再考

そもそも情報とは何だろうか。Shannon の定式化では、情報量は確率的な不確定性の減少により定義される。ある事象の集合とその確率測度が与えられた場合、その事象に関する何らかのメッセージにより、その事象の生起する確率的な不確定性を減少できるならば、そのメッセージに “情報” があったとみなす。Shannon 自身による原著論文 [Shannon 48] および著書 [Shannon 49]、あるいは情報理論に関する多くの入門書 (たとえば [Cover 91]) が、基本的にこうした直感に沿う情報および確率的不確定性の定義を導入する。具体的に、確率的不確定性の指標として、確率変数 X のエントロピーを以下のように定義する。

$$H(X) := -\sum_{x \in S} p(x) \log_2 p(x).$$

ここで S は確率変数 X が正の確率で生起する事象の集合で，$p : S \mapsto R$ は事象 x の確率測度を与える関数である．ある別な確率変数 Y の実現値を知ることにより、確率的不確定性が減少し、それは条件付エントロピーで与えられる。

$$H(X \mid Y) := -\sum_{x \in S_1, y \in S_2} p(x,y) \log_2 p(x,y).$$

*3 しかも、全く同じ AI でチェスや将棋などを含むいかなる 2 人ゼロ和完全情報ゲームを用いるすべての Turing test にも合格できる。

従って、Y を知ることの X に対する “情報量” は、以下の相互情報量によって与えられる。

$$I(X;Y) := H(X) - H(X \mid Y).$$

条件付エントロピーは任意の確率変数 X,Y に対して $H(X) \geq H(X \mid Y)$ を満たすため，相互情報量 $I(X;Y)$ は非負の実数である。相互情報量が $I(X;Y) = 0$ のとき，Y の X に対する情報量が 0 であり，またこのときに限り X と Y は確率的に独立である。従って、相互情報量は確率的従属性の指標としても用いられる。

この情報概念の導入は、直感に沿う。一方、この導入では、なぜエントロピーがこの形式で定義されるべきか、あるいは相互情報量でその量が測られる “情報” とはそもそも何であるか自明ではない。こうした正当化について考察するには、Shannon によって与えられた通信容量定理を理解する必要がある。この定理から、情報理論における情報とは、任意に小さな誤りで構成可能な 1 対 1 対応付けであり、情報量とはその対応付けを構成する媒介の利用 1 回あたりの平均指数増加率であることが明らかになる。本稿では、この定理およびその証明を簡略化した形で述べ、この定理の重要な前提である符号器の共有について考察したい。

最も基本的な確率的現象として、コイントスを考え、エントロピーを導出しよう。コイントスの結果は毎回独立に確率 p_0 で表、p_1 で裏の 2 種類であるとする ($p_0 + p_1 = 1, p_0, p_1 \geq 0$)。このとき確率変数は Bernoulli 過程に従い、n 回のコイントスの結果得られる (表の回数, 裏の回数) $= (k, n-k)$ は二項分布 $B(k,n,p_0)$ に従うという。n 回のコイントスの系列 $(c_1, c_2, \ldots, c_n)$(ただし表を 0, 裏を 1 と表し，$c_i \in \{0,1\}$ とする) の組み合わせは 2^n である。ここでの基本的な問題は、十分に大きな n に対して、どれぐらいの数のコイントス系列の「実質的な」あるいは 0 でない確率で現れる組み合わせがあるか、という問いである。仮に $p_0 = p_1 = 1/2$ の場合、このすべての組み合わせが等確率で現れるとみなせるため、n に対して実質的な組み合わせ数は 2^n である。では他の p_0 に対してはどうだろうか。二項分布 $B(k,n,p_0)$ は平均 $\mu := np_0$、分散 $\sigma^2 := np_0(1-p_0)$ をもち、適当な $m > 0$ に対し Chebyshev の不等式より

$$P(|k - \mu| \geq m\sigma) \leq m^{-2}.$$

つまり、二項分布に従う表の回数 k が、その平均 μ の中心とする区間 $[\mu - m\sigma, \mu + m\sigma]$ に入る確率は $1/m^2$ である。m を $n^{1/2} < m < n$ とすると、$n \to \infty$ に対し確率収束 $m\sigma/n \to 0$ かつ $m^{-2} \to 0$ を得る。つまり、十分大きな n に対して、無限に小さい区間の外で k を観測する確率は 0 である．従って、$n \to \infty$ の極限ではほとんどすべての系列が回数あたり $\mu/n = p_0$ 回の表を持つ系列である。上記のとおり、$p_0 = 1/2$ の場合、すべての系列がこれにあたり 2^n でその組み合わせが増える。従って、一般の p_0 に対して系列組み合わせ数の増加関数を $2^{h(n)}$ とすれば、十分に大きな n に対し $[np_0]$ ($[x]$ は x を超えない最大の整数) 回の表をもつ系列の数は ${}_nC_{[np_0]}$ で、$\lim_{n\to\infty} 2^{h(n)}/({}_nC_{[np_0]}) = 0$ を満たす。これを解き、X を Bernoulli 過程に従う確率変数とし、上記のエントロピーの定義 $h(n) = nH(X)$ に一致する式を得る。つまり、十分に大きな n に対して、エントロピーは確率 0 ではない組み合わせ $2^{h(n)}$ の指数として定義できる。上記のコイントスの 2^n 通りの結果は n 文字の 0 または 1 で表せる。しかし、実質的には $2^{h(n)} \leq 2^n$ しか組み合わせがないので、適当な文字割り当ての写像 $e : 2^n \to 2^{h(n)}$ を使い、$h(n)$ 文字の系列で、コイントスの結果を表すことができる．こうした写像を符号化と呼び、その射影先を符号と呼ぶ。また符号化の逆関数を復号化と呼ぶ。この例では n 文字から $h(n)$ 文字の符号へと表現を節約でき、これは符号化による情報圧縮とみなせる。本来、小さい確率で起こりうる対応付けの誤りなどについて議論する必要があるが、本筋を外れるため厳密な議論はここではしない。

この議論から、エントロピーは符号化･復号化により元の事象 (コイントス系列) と符号の集合を対応付ける際に自然と導出される量であることがわかる。次に、この議論を符号化と復号化の間に通信が必要であり，その通信の過程で符号転送の誤りが発生する場合を考えよう (図 1)。エントロピーを導出した議論は、この特殊なケースで、誤りのない通信を行う場合である。符号列 $(c_1, c_2, \ldots, c_n)$ を通信路 (Channel) を通して逐次送る。その結果、受け手は $(\hat{c}_1, \hat{c}_2, \ldots, \hat{c}_n)$ を受け取ったする。この通信路が入力文字 c_i に対して $\hat{c}_i$ を出力する確率を $P(\hat{c}_i \mid c_i)$ とする。任意の i に対し $P(\hat{c}_i \mid c_i) = P(\hat{c}_i \mid c_1, \ldots, c_i, \hat{c}_1, \hat{c}_{i-1})$ が成り立つ場合、これを記憶のない (過去の通信によらない) 通信路と呼び、ここではこのケースを考える。送り手が 2^r 通りの事象のそれぞれに n 文字の符号列を割り当て、そのうち 1 つの符号列 $c \in \{0,1\}^n$ を通信路を用いて送る。事象の集合 $E = \{1, \ldots, 2^r\}$ に対して符号列を与える写像 $e : E \mapsto \{0,1\}^n$ を符号器と呼ぶ。受け手は出力列 $\hat{c} \in \{0,1\}^n$ に対し符号器 e を使い元の事象を推論する。出力列から事象を与えるこの写像 $d :\mapsto \{0,1\}^n \mapsto E$ を復号器と呼ぶ。すべての信号に対して、元の事象と推論された事象が一致、つまり $d(\hat{c}) = e^{-1}(c)$ であるとき [*4]、送り手と受け手の間で通信が可能であると定義する。このとき、Shannon の通信容量定理は以下を主張する。

Theorem 1. $r < \max_{P(X)} I(X;Y)$ を満たす限り、十分に大きな n に対して $d(\hat{c}) \neq e^{-1}(c)$ である確率を任意に小さくできる符号器と復号器が存在する。また逆に $r \geq \max_{P(X)} I(X;Y)$ なる符号を送る場合、どんな符号器と復号器を使っても通信には無視できない正の誤り確率が存在する。

*4 厳密には、$d(\hat{c}) \neq e^{-1}(c)$ である確率を任意に小さくできるとき。

この定理の厳密な証明は他に譲るとして (日本語での入門的な解説書として [甘利 70]) 、ここではこの定理の前提として通信する送り手･受け手は符号器 (Codebook) を共有知識として持つ必要があることを強調したい。つまり、受け手が出力符号から元信号を推論するために、送り手の使った符号器を利用する。具体的に、Shannon の証明では、ランダム符号と呼ばれるランダムに発生させた文字列を符号として利用する符号器と、大数の弱法則を利用した復号器を使い、通信容量の限界を満たす一例を示すことで定理の十分性を証明する。その骨子は以下の通りである。

(1) (ランダム符号) 送り手は事象 $i \in \{1, \ldots, 2^{nr}\}$ のそれぞれに対し、 確率 q_0 の Bernoulli 試行を独立に n 回行い、生成された二値系列 $c_i = (c_{i1}, \ldots, c_{in})$ を事象 i の符号とする。$c_{ij} \in \{0, 1\}$ は Bernoulli 試行の実現値である。符号のリストを符号器 $C = (c_1, \ldots, c_n)$ とする。

(2) (誤りのある通信路) ある符号 c_i の各文字 c_{ij} は通信路を通して出力文字 $\hat{c}_{ij}$ へと変化し、確率 $p_{c_{ij}0}$ で $\hat{c}_{ij} = 0$, 確率 $p_{c_{ij}1}$ で $\hat{c}_{ij} = 1$ である。

(3) (最尤復号) 受け手は出力符号 $\hat{c}_i$ に対する入力符号 c_j の対数尤度 $\log P(\hat{c}_i \mid c_j, C)$ を計算し、これを最大にする j を復号された事象とみなす。

復号過程 (3) において、十分に大きい n に対し、正しい入力符号 c_i と誤った入力符号 $c_j, j \neq i$ の対数尤度の差が入力および出力符号の確率変数 X と Y の相互情報量 $I(X;Y)$ 以上であることが示される。すべての他の符号に対して対数尤度が高いという条件から、$2^{nr} < 2^{nI(X;Y)}$ を満たす限り符号器・復号器を構築可能であることが示せる。こうして構成可能な符号器と復号器の対は、特定の誤り通信路を経由して、送り手と受け手の事象の間に、任意に小さい誤り確率を許容して 1 対 1 に対応を付ける。また、その平均指数増加率が相互情報量である。つまりこの意味で情報とは、任意に小さい誤り確率を許容した 1 対 1 の対応である。

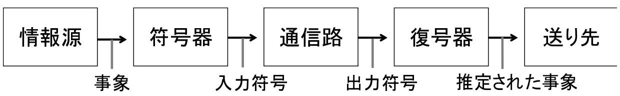

図 1 情報伝達モデル

3. 情報理解の定式化

3·1 共有符号器のない通信

前述の Shannon の情報伝達モデルにおいて、誤りを最小化しながら復号するためには、受け手の持つ符号器 C が肝要である。しかし、符号器 C 自体も単なる符号列と同等であることを考慮すれば、符号器 C なる符号がいかに送り手と受け手の間で共有されたのかという素朴な疑問が残る。符号器 C は、Shannon モデルで通信をする「前」に，送り手から受け手に (あるいは逆に)“伝達” しなければならないはずである。Shannon モデルでは送り手と受け手の C は同等であるので、C は誤りのない通信路を通って送り手と受け手の間で共有されたことになる。しかし、これは奇妙である。もし符号器を誤りなしに C を伝達する手段があるのなら、Shannon モデルで想定するように誤りのある通信路を使う必要がない。

この奇妙な前提を理解するには、Shannon モデルが主に通信機器あるいはアルゴリズムを設計する電気工学的な立場から利用されてきた背景を考慮する必要がある。この立場では、送り手・受け手は、設計者により設計時に一度だけ同一の符号器を与えられており、それ以降、「設計者」という誤りのない通信路を使わず独立に通信することが想定されている。つまり、ここには、通信主体とその設計者という分離がある。通信主体は与えられた符号器を使って決められた手順で通信を行うのみであり、符号の解釈 (信号) は送り手・受け手の設計者によってなされる。言い換えれば、Shannon の情報伝達モデルは巧妙に解釈の問題を避け、通信容量および符号器・復号器の設計可能性の問題を切り出した点で秀逸であるといえるだろう。

一方、こうした工学的立場を離れれば、“通信” は必ずしも完全に互いに符号器を共有して行われるものではない。たとえば、我々の最も身近な符号である言語は、元信号である我々の意図および意味を反映するべく設計されているはずであるが、互いに完全な符号器を共有して会話をしていることは稀なはずである。あるいは、そもそも我々が言葉を交わす目的の一つは、互いの符号器を推定しあうことであるとも言える。ここで、符号としての言葉あるいは符号器としての言語は、音声言語だけでなく、ジェスチャー、スクリプトの交換などのあらゆる知覚可能な記号を広く指しており、当然ながら中国語の部屋もその一種である。また、人と人の通信だけでなく、神経細胞間や、その他生体の間の相互作用もやはりある種の通信とみなせる。こうした生体間の通信では、一定程度遺伝的に固定された性質があり、共有知識とみなせる可能性はあるものの、必ずしも遺伝的に与えられた符号器だけではその挙動すべてを説明できない。もし、遺伝的に固定された符号器だけに基づいて通信をするならば、その範囲を超えた新たな事象の表現が困難であり、柔軟性に乏しく適応的ではないだろう。

従って、完全なる符号器の共有を前提とせず、しかし符号列から、符号器の性質そのものを推測あるいは学習するにはどうするべきかという問いがたつ。もし受け手が符号器を知らず、符号列だけから符号器を推定できる場合、この符号器の推定過程を「理解」(understanding) として定義できるのではないだろうか。

ある種の信号をなんらかの符号とみなす (解釈する) 過程 (符号化) は、ある事象の特定の部分だけに着目し、そ

の他の部分を捨象する過程だとも言える。先に論じたコイントスの例では、現実にはトスを上げる者、その指、腕などの無数の物体の動き、時間的特性など複雑な要素をもつ事象のなかから、ほとんどの要素を捨象し、ある面に落ちて安定した後のコインの表・裏というたった 1 つの側面だけを抽象化して取り出す。つまり、符号化とは事象の解釈そのものであり、符号器の推定によって、解釈の枠組みを得ることができる。我々の言語による通信では、「文脈」に応じて、同じ符号に異なる解釈 (復号) がなされる場合がありうる。あるいは逆に、推定されるべき符号器が動的に変化する場合、一時的に使われる符号器を「文脈」として定義できるだろう。

3·2 メタ復号問題

これまでの議論で、符号器が陽に与えられていない場合に、それを推定する問題を考え、その基本要素に対応する概念を割り当てた。これは、符号器そのものを推定しなければならないため、言い換えればそれに対応する復号器を動的に構築する過程である。従って、我々はこれをメタ復号問題 (復号器の復号) と呼び、いかにこのメタ復号が可能であるかを問いたい。一つの素朴な案は、「メタ符号器」の共有を前提として、同じ Shannon の通信モデルを使い、符号器を伝えるというものだろう。しかし、明らかにこの論法は「ではメタ符号器の通信は $\cdots$ 」という無限後退に陥る。従って、単純に Shannon の通信モデルを入れ子にするだけではこの問題は解決できない *5。一方、いかに生体など自然物であっても、生まれもって何も共有していないわけではなく、物理的・生物的になんらかの制約をもっている。従って、符号器そのものではないとして、どの程度のゆるい条件を共有していれば、後天的・適応的に符号器を推定可能であるかを問うのが妥当だろう。よって戦略的にいくつかの問いに分けて問うべきである。

(1) どのような条件・制約でメタ復号可能であるか
(2) 符号器がどのような性質であればメタ復号可能であるか
(3) 既知の符号器から、未知なる符号器をいかに推定するか

本稿では、これらすべての問題を取り上げるのではなく、これらすべてに共通する最も基本的な問題として、まずそもそもメタ復号化の可能性あるいはその候補となるモデル・定式化について論じたい。

4. 強い制約：環境に埋め込まれた共有符号器

メタ復号化が可能であると考えられる一つのシナリオは、環境あるいは遺伝的に共有している何らかの制約そのものが、複数のエージェントの間で共有の符号器として働く場合である。たとえば、ダーウィン進化論における自然選択および対応する適応度関数、あるいは個体レベルでは、生存に直接かかわる欲求などは、こうした環境や遺伝的にコードされた目的関数であり、これを最適化 (自然選択あるいは学習) することにより、遺伝子あるいは個体は特定の振る舞いを示す。ほぼ同一の目的関数を最適化する複数のエージェントは、結果として遺伝子集団あるいは個体の認知処理として、共通の符号器とみなせる構造を創発することが可能であると考えられる。この場合、エージェントは陽に符号器の発見を目的とするのではなく、自らに与えられた目的関数の最大化を通じて、結果として複数のエージェント間の相互作用の効果あるいは通信容量を最大化させる。

具体的に以下のような二人繰り返しゲームを考えよう。プレイヤー $i \in \{1,2\}$ はステップ $t = 1,2,\ldots,T$ において 2 つの選択肢から 1 つを選び、その選択を $x_{it} \in \{0,1\}$ と表す。二人のプレイヤーの選択の対 $(x_{1t}, x_{2t}) \in \{0,1\}^2$ により決まる利得 $r_i(x_{1t}, x_{2t}) \in \mathbb{R}$ をプレイヤー i は得るとする。プレイヤー i は、T 回の繰り返しゲームの合計利得 $\sum_{t=1}^{T} r_i(x_{1t}, x_{2t})$ を最大化すべく、行動選択の系列 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{iT})$ を選択する。ここまで、標準的なゲーム理論における繰り返しゲームの定式化 [Neumann 44] に準拠している。ただし、1 つだけ標準的な定式とは異なり、各プレイヤーは自分の過去の選択およびそれに対する利得の値だけを知りうるが、利得関数が相手の選択に依存することや相手にどんな選択肢があるのかを知らないとする。従って、利得関数 r_1, r_2 を通じて、二人のプレイヤーは相互作用をし、またそれぞれの利得関数の最大化を行うが、標準的なゲーム理論の定式化と異なり、相手の取りうる選択を考慮した明示的な推論を行わない。この場合、このゲームは確率的に依存する 2 つの一人意思決定問題に帰着し、双方向の利得の同時最適化は行動選択の系列の相互情報量 $I(X_1; X_2)$ の最大化とみなせる。従って、このゲームの利得関数および、それを最大化をする推論によって、間接的に互いに未知である二人のプレイヤーは「通信」を行うことが可能になる。

このように、何らかの共通の目的関数の最大化によって達成される共有符号器の推定が、いかなる条件で可能であるか、それ自体重要な問題である。これは Shannon モデルのように陽に与えられた符号器がない点で、一種のメタ復号問題である。しかし、共通の目的関数によって間接的にそれが表現されている点で、最も困難なクラスのメタ復号問題に比べて相対的により解決が容易な問題である。本論文は、メタ復号化の実現には何らかの共通の制約が必要であると考えるが、一方、こうした共通制約の必要性はできる限り最小化したいという立場をとる。従って、共有目的関数が符号器を間接的に表現するケースの議論は他に譲るとして、本稿ではより本質的な困難を伴う場合を考えたい。

*5 入れ子になった Shannon の通信モデルでは、メタモデルの通信容量が入れ子モデルの通信容量を決める。従って、同じメタ符号器問題へと帰着する。

5. 弱 い 制 約

5·1 メ タ 符 号 化

どの程度の条件がメタレベルの情報を伝えるために必要であるかを考察するために、まずごく簡単なケースを考え、その条件を緩和していく。

まずメタ復号問題において、符号器は未知であるものの、仮に答えである事象が与えられたとしよう。この場合、この事象に対応する出力符号を繰り返し観察することで、この出力符号の集合と事象を対応付けることができる。では、次に、どの事象に対応する出力符号であるか不明であるが、同じ事象に対する出力符号が繰り返し観察できるとする。この場合、この出力符号をどの事象 (整数 $i = 1,\ldots,k$) に対応付けるかわからないが、仮にこれを j としておけば、j と j 以外の事象が異なる出力符号に対応する限りこの j の復号は可能である。これは一見自明なことのように思えるが、つまり、事象の同一性さえわかれば、整数の交換に関する対称性を除いて、元の事象と復号した事象の間に 1 対 1 の対応 (i.e., a bijective map $\{1,\ldots,k\} \mapsto \{1,\ldots,k\}$) を付けることができる。情報の本質が 1-1 対応付けであることを考慮すれば、交換に関する対称性は本質的ではなく、こうした写像が構築可能ならば、メタ復号が達成されたと定義する。また、この議論から明らかなように、メタ復号は事象の同一性を伝えることによって達成可能である。

では事象の同一性をどのように伝達すればよいのだろうか。ここでも素朴に思いつく戦略から考察しよう。まず思いつくのは、そもそも 1 つの事象しか送らない場合である。あるいは、受け手の立場では、すべての出力符号は 1 つの事象を表していると解釈する場合である。この場合、復号可能であるのは自明であるが、情報量は 0 となる。次に、2 つの事象 1, 2 に関する符号をランダムに選び送る場合を考える。この場合、どの符号が事象 1 あるいは事象 2 に対応するか、受け手にはわからない。そのため誤りが任意に小さい対応付けができず、やはり情報量は 0 となる。

こうした素朴な議論から、一見、事象の同一性そのものを意味ある形で送るのは不可能に見える。これに対し、事象 1 のみを送る戦略と事象 1 と 2 を送る戦略の二つが識別可能であるか考えよう。前者では、1 つの出力符号の集合が観測されるのに対し、後者では 2 つの出力符号の集合が観測される。従って、後者のほうが出力符号の確率測度のエントロピーは高く、2 つの戦略は潜在的に区別可能である。しかし、2 つの戦略を確率的に混合して事象 1 または 2 を送る場合、それは戦略 2 と同じになってしまい、やはり受け手の側から区別がつかないように見える。

そこで、条件を緩和して、送り手も受け手も以下の事前知識を共有すると仮定する：送り手が戦略 1(事象 1 だけを送る) と戦略 2(事象 1 と事象 2) のいずれかをある時間 t にとると、時間 $t+1$ に同じ戦略を繰り返す確率は 1/2 より高いもしくは低い。この場合、連続する戦略系列が同じ (もしくは異なる) 戦略である確率が高く、戦略 1 と戦略 2 とが区別できる可能性が出てくる。この仮定は、送り手のとる戦略に時間的依存性があることを意味している。たとえるなら、自然物のシステムにはそれ固有の時定数があり、ランダムに急激に変化することはないという仮定である。

従って、こうした時間的依存性の下、上記のように異なる数の符号を混合して符号を送ることを、仮に一つのメタ符号化としておこう。

5·2 メ タ 復 号 器

次の問題は、こうしたシステムの時間依存性があるとして、時間変化する未知なる戦略の系列をいかに復号するか、である。すでに述べたように、異なる数の符号を送る戦略をとっている一定期間は、異なるエントロピーを示すはずである。従って、未知なるシステムについて、かつそのシステムが変化するより高い時間解像度で、各区間のエントロピーを求めることができればよい。送り手は、符号の内容はさておき、時間的に送る事象の数を変化させ、これによりメタレベルの符号化とする。取りうる事象の範囲および数を動的に変化させることによる符号化をメタ符号化と呼ぼう。これに対するメタ復号の可能性を問うのが、時間依存性のあるシステムのメタ復号問題である。

この議論における、システムの取りうる事象の数は、一般に (ある種の) 次元によって与えることができる [*6]。つまり、メタ復号問題のコアとなる問題は、動的な次元推定問題である。上記の議論のとおり、メタ復号問題を動的次元推定問題として捉えるために必要な条件は、ある種のシステムの時間的な一貫性 (局所的に同一) および長期的にはシステムが変化すること (変化しないシステムには戦略 1 と戦略 2 を区別するメタレベルの情報がない) である。こうした、複数の「次元」が混在しうる集合あるいは測度を扱うのに十分な性質を備えた量として、点次元 (pointwise dimension あるいは local dimension) がある。ある測度 μ と正の値 $\epsilon > 0$ に対し, N 次元ユークリッド空間上のある点 x の点次元 d_x は (もし存在すれば) 以下のように定義される。

$$d_x := \lim_{\epsilon \to 0} \frac{\log \mu(B(x,\epsilon))}{\log \epsilon}. \quad (1)$$

点次元は、ルベーグ測度 0 の集合の「大きさ」を扱うのに用いられる Hausdorff 次元や、容量次元 (Capacity; Box-counting dimension) などの複数の種類の次元と関係があり、点次元の分布は、他の次元の上限および下限を与える [Cutler 93, Pesin 93, Young 82]。この意味で、点次元

∗6 Shannon entropy, Lyapnov exponent, Hausdorff dimension の関連性については [Young 82] を参照。

は他の次元より次元の異なる測度の混合に対して、より詳細な情報を持っている。

前節で導入したメタ符号は、符号の数に対応して点次元が時間的に切り替わる系列であるとみなせる。従って、このメタ符号に対応するメタ復号器を構築するには、ある十分に長い有限の符号から、その符号の点次元の変化を任意の精度で推定できればよい。

5·3 点次元推定器

式 (1) の定義に表れているように、点次元は、集合の各点について定義される次元であり、各点の局所的な性質を反映するデータのサンプルは一般には小さいため、点次元の推定法は技術的に困難であると思われる。しかし、先行研究において、我々は現実的に利用可能な点次元の統計的な推定法を提案している。

Hidaka & Kashyap [Hidaka 13, Hidaka 14, Hidaka under review] は、局所的に一様な測度に対し、観察される有限のデータ点間の n-最近傍距離を利用して点次元を推定する方法を提案している。ある点 x に n 番目に近い点までの距離を n-最近傍距離と呼び、r とする。このとき $r \in [0, \infty)$ は以下の確率密度関数に従う。

$$P(r \mid n, d, \lambda) = d\frac{\lambda^n r^{nd-1}}{(n-1)!}\exp\left(-\lambda r^d\right),$$

ただし、λ は測度および標本数に依存する定数である。従って、複数の点次元の混合である系は、その n-最近傍距離データ $R = (r_1, \ldots, r_N)$ が $\theta = (\theta_1, \ldots, \theta_M), \theta_m \geq 0, \sum_m^M \theta_m = 1$ による混合分布 $P(r_i \mid \Omega) = \sum_m^M \theta_m P(r_i \mid n, d_m, \lambda_m)$ から生成されるとみなし、そのパラメータ $\Omega = (d_m, \lambda_m, \theta_m)$ を推定すればよい。適当な事前分布を置いた変分ベイズ法 [Attias 99, Ghahramani 99, Jordan 97] や EM 法 [Dempster 77] による最尤推定などでこのパラメータは推定できる。

5·4 点次元の推定例

実際、点次元の切り替わりの起こる乱歩からデータを生成し、これに対して混合数 M および次元 $D = (d_1, \ldots, d_M)$ を変分ベイズ法により推定した結果を図 2 に示す。この事例では、10000 点分の 1 次元または 2 次元標準正規分布に従う乱歩を生成した。最初の 2500 点は、原点 (0, 0) から X 軸上での 1 次元乱歩、次の 2500 点は 2 次元乱歩、3 セット目の 2500 点では Y 軸上での 1 次元乱歩、4 セット目の 2500 点は再び 2 次元乱歩によりデータ生成した (図 2A)。

この事例では、2 次元上の乱歩列が符号であり、1 次元・2 次元の異なる乱歩列を生成する信号源の切り替わりに対応して性質の異なる乱歩列が混合している。従って、符号器は標準正規乱数に従う確率変数を (N_x, N_y)(ただし、次元の切り替わりによって $(N_x, 0)$ あるいは $(0, N_y)$ に切り替わる) とすると、乱歩の生成器 $(x_t, y_t) = (x_{t-1} + N_x, y_{t-1} + N_y)$ である。これに対応する復号器は、モデル (A) 正規確率変数 (N_x, N_y) か、モデル (B)$(N_x, 0)$ または $(0, N_y)$ のいずれかが差分 $(x_t - x_{t-1}, y_t - y_{t-1})$ を生成したか最尤推定することで得られる。十分に長い系列に対して、この復号器で任意に小さい誤り確率で元信号を推定可能で、通信容量 (Theorem 1) を達成できる。

この復号器では、データの生成過程 (符号器) に関する知識が必要で、差分 $(x_t - x_{t-1}, y_t - y_{t-1})$ という前処理、そして生成モデル (A),(B) という符号器を明示的に利用している。この問題において、この符号器を利用した復号器と同等な結果を、データ生成過程 (符号器) の知識なしに、より一般的な復号器で 5・1、5・2 節で議論した信号の同一性を得られるならば、メタ復号器の満たすべき性質を持つと考えよう。

前述の方法で生成したラベルのない 2 次元データ (図 2B) に対し、混合点次元推定を行ったところ、2 つの異なる次元に相当する分布が推定された (図 2C, クラスタ 1 と 2)。推定されたクラスタは、97.1%の確率でデータ生成時の次元と対応し、1 次元/2 次元乱歩過程を切り分けることが可能であることがわかる。

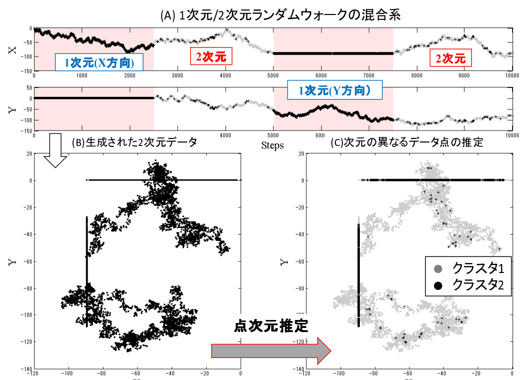

図 2 次元を切り替える乱歩に対する次元推定.

以上のとおり、それぞれのデータ生成過程に対し十分に大きなサンプルがあれば、高い精度で異なる点次元をもつ部分列を推定することが可能である。つまり、あるメタ符号列が、複数の異なる事象の数に対応する部分列をもつ場合、それは異なる点次元を持つので、点次元推定法により、ラベルなしで部分列を特定することが可能である。また、点次元の性質上、距離関数の種類や特異的ではない座標変換 (bi-Lipschitz 変換) などに依存しないため、幅広いクラスのメタ符号に対して有効なメタ復号であると考えられる。他のデータに対する応用例については、Hidaka らの研究 [Hidaka 13, Hidaka 14] を参照。

5·5 まとめ：メタ符号化/復号

以上の議論から、共有符号器を前提とせず、私の考えうる最も弱い制約の下で情報の伝達可能性のある一つの

手順は以下のとおりである。

(1) (メタ符号) 送り手は事象 $i \in \{1, \ldots, k\}$ のそれぞれに対し、$(i+1)$ 種の記号からなる符号を生成する。あるいは、i 次元乱歩列を符号とする。

(2) (誤りのない未知の変換が行われる通信路) 入力列に対する未知の bi-Lipschitz 変換を出力列とする。

(3) (メタ復号) 受け手は出力符号に対して点次元推定を行い、同一の次元を持つ列が同一の事象を表すとみなす。

最尤法など適当な推定法を用いることで、任意に符号長を大きくすれば、復号誤りの確率を任意に小さくできるため、受け手は点次元の異なる k 種類の信号を受け取ることが可能である。この通信において、受け手は送り手がどのような空間を利用してデータを符号化するか事前に知る必要はなく、また通信路としても任意の未知なる bi-Lipschitz 変換を仮定している。この条件でも、事象の番号の交換に対する対称性を除き、点次元推定により事象の同一性を復号することが可能である。ここでは単純化のため、誤りのない通信路に焦点を絞った。もし誤りのある通信路である場合、通信路自体が点次元を変化させるため、それを考慮する必要がある。しかしこのノイズが符号と独立な確率変数である場合、受け手の推定する各事象の点次元はある定数だけ高くなるだけであり、本質的には通信に影響しないと考えられる。一方、符号列の性質と相関するようなノイズに関してはより深い考察が必要である。

6. 総 合 考 察

6·1 ま と め

Searle の定義する強い AI と弱い AI を分かつ壁を乗り越えることは、人工知能研究者の長年の夢である。あるいは、それは Shannon の情報伝達モデルとして切り離すことであきらめた情報の理解の数学的な定式化でもある。

本稿では、中国語の部屋論法と情報の伝達モデルの本質的な同型性を指摘し、Shannon が情報伝達モデルを考察した。この情報伝達モデルは、送り手を受け手が同一の符号器を共有できるとの仮定から、情報の伝達と理解を切り分けた巧妙な通信モデルである。この考察から、情報の理解の定式化として、共有されていない符号器そのものを受け手が復号するというメタ復号問題を考えた。これは、Shannon の定式化の範疇を超えており、単なる伝達のみならず、元の事象と符号の対応関係を再構築することである。本稿ではこのメタ復号を情報の「理解」のモデルとして提案する。メタ復号が可能であるためには、未知なる符号化をされた符号列を適切に分節化できることが肝要である。本稿では、未知なる符号器および未知なる変換を行う通信路を通った出力符号列からいかに元信号の同一性を抽出できるか、という問いへの 1 つの可能性として、点次元推定法を提案する。点次元は特定のクラスの変換や、また符号の表現される空間の距離関数に対して不変であるため、この未知符号列の分節問題に対する 1 つの答えになりうる。従って、十分な精度で点次元を推定することで、上記のメタ復号問題の鍵となる分節化問題を解消できる。

こうした一連の議論には、メタ符号と相関のある誤りをもつ通信路や、点次元の推定精度の収束性など、いくつかの重要な論点·課題が残されているものの、Shannon の通信モデルの拡張という点では一定の成果であると考えられる。また、本稿の議論は、メタ復号問題の解としての十分性のみに焦点を絞っており、この解が唯一のものである必要性を全く保証しない。今後は、こうした議論・分析を進め理論を発展させる必要がある。

6·2 認知科学における理解研究との関連性

認知科学の各分野の研究において、「理解」とカテゴリ推論、類推、比喩 (メタファー)、数学教育などの関連性が指摘されてきた [佐伯 07]。これまでの理解に関する研究の多くでは、「字義通り」の対象の処理と、その背景に含意されるものを汲み取ることの違いが「理解」を決定的に分けるものであると考えられてきた。

具体的に、数学教育の研究では、特定の計算を誤りなくできることと、その計算を見慣れない場面に応用したり、説明できることには乖離が見られることが知られている [銀林 07]。前者は、繰り返し計算手続きを学習することで可能であるが、後者は計算とその意味、あるいは抽象的操作と具体的参照の間の関係の理解が必要であるとされる。

また、認知言語研究における比喩の分類・分析からは、暗黙的にあるいは明示的に話し手や聞き手のもつ、文脈に依存した背景知識を用いて、比喩の解釈が行われていると考えられている [Lakoff 80, 山梨 07]。

こうした一連の研究の多くでは、「理解」の定義は明確ではない (たとえば、[内海 13] が比喩理解の計算論的な定式化の困難性を解説している) が、概して、(1) 字義通りの文や手続きに加えて、それを解釈あるいは説明をするため (メンタル) モデルの能動的な構築、(2) そのモデルの文脈・状況依存性、(3) モデル適用には、モデルと適用対象との構造的な類似性が要求される、などが「理解」の認知過程の特徴であるという点で共通している。

この点では、本研究は認知科学分野で行われてきた理解研究と目的を共有しており、本稿で提案する「理解」の定式化は、いまだ成熟していないその計算論的な定式化に向けて一石を投じると考えられる。本稿の用語で「符号器」とは、例えば意図から比喩表現 (符号) が生成される計算過程であり、また「復号器」は符号である比喩が解釈する (意図が推定される) のに必要なモデル・文脈である。本論文の対象は、言語的な符号に焦点を絞っておらず、この対応づけはまだ “比喩” に過ぎないが、本定式化の対象領域を絞ってメタ復号問題を具体化することで

既存の各問題の糸口を提示できる可能性がある。

6·3 記号接地問題

最後に、本稿で提案する情報理解のモデルに関連するいくつかの問題に触れて、その関連性を指摘しておきたい。

本稿では、受け手が符号器を知らず、符号列だけから符号器を推定できる可能性を議論し、この符号器の推定過程を「理解」と定義した。この問いは情報伝達モデルを基礎においた記号接地問題 (Symbol Grounding Problem)[Harnad 90] の定式化とも言えるだろう。記号接地問題とは、中国語の部屋論法において、「中国語-中国語の辞書のみを使って第一言語としての中国語を学習可能か」という問いへの反語として、いかに恣意的な記号としての中国語を何らかの非恣意的な対象へと結合すべきかという問いである。

こうした背景を踏まえ、近年の機械学習分野の発達とともに、接地するべき概念が、物理的な世界に埋め込まれた身体的制約に由来するとする立場 [谷口 14] や、カテゴリと特徴空間の同時最適化や構造の階層的確率モデリングによって概念学習の解決を提案する立場 [Kemp 06, Tenenbaum 11] がある。これらのアプローチは、概念の構造、あるいは特徴とカテゴリの関係性が何らかの形で与えられると考え、いかなるモデルあるいは計算論的条件の下であればそれを学習可能であるかを問う。具体的に、あるクラスの確率モデルを概念の内的表現と考え、与えられるデータに適応的に適切な確率モデルを探索する。この意味で、本論文の用語では、確率モデルの予測性や簡潔性を基準として与える「強い制約」下の復号器の探索 (4 章) にあたると考えられる。

これに対し、本稿の定式化では、Harnad の論法のように記号と非記号に二分した後にその結合を試みる必要はなく、対応付けの可能性に関して自然に二つの条件に分けられる。一つは符号器が与えられ、送り手と受け手の間での対応付けが容易な場合 (情報の伝達モデル) であり、もう一つは符号器自体も推定の対象となる場合 (情報の理解モデル) である。いずれの場合も、対応が付く対象あるいは対応付けそのものはいわゆる「記号」の基礎的な単位として扱える。従って、非記号なるものをあえて定義すれば、推定した符号器が必ずしも正しくないあるいはその成否が不明なものを非記号と呼ぶべきであろう。この意味で、逆に共有されていない符号器を含めてメタ復号をすることを記号接地と定義することができると考えられる。

6·4 フレーム問題

3·1 節で触れたように、符号器の推定は、文脈、状況、あるいは何をもって事象とみなすべきか、という選択と密接に関わる。また、6·2 節にて論じたように、「理解」の問題は、概念を取り巻くモデル・文脈の動的な推定と深く関連している。この点で、人工知能の基本問題であるフレーム問題と関連していると考えられる。フレーム問題は、人工知能が網羅的に計算不可能な開かれた世界に置かれたとき、自らの行動に付随して起こりうる副作用に対処することの困難性を指摘する問題である。McCarthy[McCarthy 68] によって初めて指摘され、Fodor[Fodor 83] や Dennett[Dennett 87] に取り上げられ哲学的な問題としても発展した。哲学的なフレーム問題の議論では、ある特定の状況ごとに重要な特徴の集合を与えるのがフレームであり、フレームをいかに決定すべきかという論点が挙げられている。ナイーブな議論では、特定の状況に対して重要な特徴を与える分類器を作ればよいと思えるが、ある仮定を基に作られる分類器はその仮定の範疇にある「特定の状況」でのみ有効に働くので、結局複数の分類器の中から、ある状況に適切な分類器を選ぶメタ分類器を作る必要が出てくる。すべての状況に平均的に有効に働く分類器は存在しないため [Wolpert 97]、メタメタ分類器を作る必要が生じるという無限後退に陥る。

こうしたフレーム問題の基礎的な論理構造に対し、本稿で提案するメタ復号問題の解放は一石を投じる。メタ復号器では、上記の階層的な分類器の構築論法とは異なり、限られた状況で有効な分類器群から 1 つを選択するのではなく、広い状況で一般的に利用可能な「フレーム」を 1 つだけ考慮する。メタ符号およびメタ復号器が有効に働くための仮定 (=フレーム) は、事象が何らかの可測な距離空間上に表現され、符号列の時間的な相関があり、通信路が特定のクラスの変換 (bi-Lipschitz 変換) とみなせることである。これらの仮定には広い種類の系が含まれうる一般的な性質であるが、これらだけから、符号器を推定するのに十分である事象の同一性が復号可能となる。仮にメタ復号問題で推定可能な符号器をフレームの一種とみなせるのであれば、フレーム問題に対して 1 つの解を与えると考えられる [Hidaka 14]。ただし、フレームとは何か、あるいはその有効性とは何か、といった議論が整理されてからメタ復号問題との同一視可能であるか議論するべきであるので、本稿ではこの判断は保留する。

6·5 強い AI の実現に向けて

Searle の中国語の部屋論法によれば、理解の数学的な定式化は強い AI を実現するための必要条件である。実際に人のように話す AI の実現までには長い道のりがあると考えられるが、まずは本稿の議論は強い AI の実現に必要な「理解」の理論化への一歩となったのではないだろうか。

謝 辞

本稿を書くにあたり、議論に加わっていただいた Neeraj Kashyap さん、布山美慕さん、真隅暁さん、鳥居拓馬さんなどの皆様に感謝申し上げます。本研究は科学研究費補助金若手研究 A 16H05860 の助成を受けて行われた。

◇ 参 考 文 献 ◇

[甘利 70] 甘利俊一: 情報理論, 筑摩書房 (1970)

[Attias 99] Attias, H.: A variational Bayesian framework for graphical models, Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 12, No. 1-2, pp. 209–215 (1999)

[Cover 91] Cover, T. M. and Thomas, J. A.: Elements of Information Theory, John Wiley & Sons (1991)

[Cutler 93] Cutler, C. D.: A Review of the Theory and Estimation of Fractal Dimension, Vol. 1, pp. 1–107, World Scientific (1993)

[Dempster 77] Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B.: Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), pp. 1–38 (1977)

[Dennett 87] Dennett, D.: Cognitive Wheels: The Frame Problem in Artificial Intelligence, In C. Hookway (ed.), Minds, Machines and Evolution. Cambridge University Press (1984)

[Fodor 83] Fodor, J. A.: The Modularity of Mind: An Essay on Faculty Psychology, MIT Press (1983)

[Ghahramani 99] Ghahramani, Z. and Beal, M. J.: Variational Inference for Bayesian mixtures of factor analysers, in Neural Information Processing Systems, pp. 449–455 (1999)

[銀林 07] 銀林 浩: 算数・数学における理解, 佐伯胖 (編) 理解とは何か, pp. 37–68, 東京大学出版会 (2007)

[Harnad 90] Harnad, S.: The symbol grounding problem, Physica D: Nonlinear Phenomena, Vol. 42, No. 1, pp. 335–346 (1990)

[Hidaka 13] Hidaka, S. and Kashyap, N.: On the estimation of pointwise dimension, ArXiv e-prints (2013)

[Hidaka 14] Hidaka, S. and Kashyap, N.: The generalist approach to frame problems, in Proceedings of The Third Asian Conference on Information Systems, pp. 318–325 (2014)

[Hidaka under review] Hidaka, S. and Kashyap, N.: Pointwise Dimension Estimator (under review)

[Jordan 97] Jordan, M. I., Ghahramani, Z., Jaakkola, T. S., and Saul, L. K.: An Introduction to Variational Methods for Graphical Models, Springer (1997)

[Kemp 06] Kemp, C., Tenenbaum, J. B., Griffiths, T. L., Yamada, T., and Ueda, N.: Learning systems of concepts with an infinite relational model, in AAAI, Vol. 3, p. 5 (2006)

[Lakoff 80] Lakoff, G. and Johnson, M.: Metaphors We Live by, University of Chicago Press (1980)

[McCarthy 68] McCarthy, J. and Hayes, P.: Some Philosophical Problems from the Standpoint of Artificial Intelligence, Vol. 4, pp. 463–502, Edinburgh University Press (1968)

[Neumann 44] Neumann, von J. and Morgenstern, O.: Theory of Games and Economic Behavior, Princeton university press (1944)

[Pesin 93] Pesin, Y. B.: On rigorous mathematical definitions of correlation dimension and generalized spectrum for dimensions, Journal of Statistical Physics, Vol. 71, No. 3-4, pp. 529–547 (1993)

[佐伯 07] 佐伯胖: 理解とは何か, 東京大学出版会 (2007)

[Searle 80] Searle, J. R.: Minds, brains, and programs, Behavioral and Brain Sciences, Vol. 3, No. 03, pp. 417–424 (1980)

[Shannon 48] Shannon, C. E.: A Mathematical Theory of Communication, Bell System Technical Journal, Vol. 27, pp. 379–423 (1948)

[Shannon 49] Shannon, C. E. and Weaver, W.: The Mathematical Theory of Communication, University of Illinois press (1949)

[谷口 14] 谷 口 忠 大: 記号創発ロボティクス 知能のメカニズム入門, 講談社 (2010)

[Tenenbaum 11] Tenenbaum, J. B., Kemp, C., Griffiths, T. L., and Goodman, N. D.: How to grow a mind: Statistics, structure, and abstraction, Science, Vol. 331, No. 6022, pp. 1279–1285 (2011)

[Turing 50] Turing, A. M.: Computing machinery and intelligence, Mind, pp. 433–460 (1950)

[内海 07] 内海彰: 比喩理解への計算論的アプローチ–言語認知研究における計算モデルの役割, 認知科学, pp. 249–266 (2013)

[Wolpert 97] Wolpert, D. H. and Macready, W. G.: No free lunch theorems for optimization, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 1, No. 1, pp. 67–82 (1997)

[山梨 07] 山梨正明: 比喩と理解, 東京大学出版会 (2007)

[Young 82] Young, L.-S.: Dimension, entropy and Lyapunov exponents, Ergodic Theory and Dynamical Systems, Vol. 2, pp. 109–124 (1982)

〔担当委員：栗原聡，山川宏，矢入健久〕

2015 年 12 月 14 日　受理

著 者 紹 介

日高　昇平（正会員）

平成 14 年九州大学理学部生物学科卒業．平成 19 年京都大学大学院情報学研究科博士後期課程修了．博士（情報学，京都大学）取得．平成 20 年 Indiana University にて博士研究員．平成 22 年北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科助教．言語・認知発達、意味認知の計算論的メカニズムの解明を目的に、心理学実験・情報理論・機械学習・非線形時系列解析などを駆使した研究を行う．