

## 階層間インターフェイスとしての強度概念

## Intensity as an Interface Between Different Layers

上浦 基（東京電機大学理工学部）

Moto KAMIURA, School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

**Abstract:** We discuss a deep learning system which is called Ohgiri  $\beta$ . You can enjoy the system via the twitter account. If you send a short sentence or question, then the system return a funny reply. This comedy stile is called "ohgiri" in Japan, and Ohgiri  $\beta$  is an automatic relpy system based on ohgiri stile. We can find a new mechanism of funny, intensity is a generalize concept of which, within Ohgiri  $\beta$ .

**Key Words:** Deep Learning, Ohgiri  $\beta$ , Optimization, Problem-Solution, Internal measurement.

## 1. はじめに

深層学習 (Deep Learning) はデータ表現の多層化を特徴とする機械学習のクラスであり，多くの応用で高い性能を示している<sup>(1)</sup>．畳み込みニューラルネットワーク (CNN; Convolutional Neural Network) と呼ばれる深層学習の実装系である GoogLeNet<sup>(2)</sup> は画像認識のコンテスト ILSVRC2014 での勝利<sup>(3)</sup> で知られている．また，数千のランダムゲームを自己駆動させながらそのモンテカルロ木探索を行い価値関数と方策を学習する深層ニューラルネットワーク (DNN; Deep Neural Network) を実装した AlphaGo<sup>(4)</sup> は人間のプロ囲碁棋士を互先で破った<sup>(5)</sup>．

近年のこのような機械学習の急速な進展が，3 度目の人工知能ブームを引き起こしているといわれ<sup>(6)</sup>，またそれに伴っていわゆる強い AI<sup>(7)</sup> や汎用人工知能 (AGI; Artificial General Intelligence)<sup>(2)</sup> に対する関心も再度高まっている．現在の機械学習の能力向上にもかかわらず，人間の知能と機械のそれとの間の本質的な差異が何に由来するのか，という疑問に十分な解答は得られていない．

本稿では，株式会社わたしは<sup>(9)</sup> が開発したディーブラーニングによる大喜利回答システム『大喜利  $\beta$ 』<sup>(10)</sup> が，人間と機械の知能の差異の問題にもたらず含意を検討する．これにより，これまで内部観測<sup>(11)</sup> および原生計算<sup>(12)</sup> が要請してきた観測者概念が機械学習の文脈に沿って再考される．

大喜利回答システム『大喜利  $\beta$ 』は，株式会社わたしはの竹之内大輔と小橋洋平によって 2016 年にリリースされたサービスであり，ユーザーが twitter のアカウント<sup>(10)</sup> に「お題」を投稿すると「ボケ (回答)」を返すようにつくられており，その回答エンジンにはディーブラーニングが用いられている．その株式会社わたしは広報部は，強い AI に関して，次のようなステートメントを示している．

”一言で言えば、「強い AI」とは「最適な答えを出すもの」ではなく、「間違い、チャレンジし、思い込む、主観的な AI」です。<sup>(14)</sup>”

このステートメントを吟味し展開していくことが本稿で行うことである．

2. 『大喜利  $\beta$ 』における解生成

多くの機械学習において，特定の目的関数を最適化するような諸手法が採用される理由は，「問題」に対してある妥当性が認められるような「解」を一意に決定するためである．入力データに特定の分布を仮定する最小二乗推定，最尤推定，ベイズ推定ばかり，強化学習における損失最小化，行動価値最大化ばかり，パーセプトロンにおける勾配降下法ばかり，であり，目的関数の最適化を基本原理におくことは，多層化やチューニングによってシステムを複雑化・高性能化することと無関係である．

回帰問題に対する最小二乗推定の数理構造が提供する基本描像は，目的関数の最適化に思いを巡らせるとき，常に役に立つ．入出力データセット  $(X, y)$  に対して，モデル  $y = Xa + \varepsilon$  を満たすようなパラメータの推定量  $\hat{a}$  は， $X$  の一般逆行列  $G$  を用いて  $\hat{a} = Gy$  と表すことができるが， $G$  は一般に一意ではなく，一意決定するために必要なものが残差平方和等の目的関数の最適化である<sup>(13)</sup>．そこでの入力  $(X, y)$  およびモデル  $y = Xa + \varepsilon$  と出力  $\hat{a}$  との関係は，「問題」と「解」との関係にある．さらに，無限でもあり得る複数の解ではなく，目的関数の最適化が導く一意な解を得られることは，その解を使用する次の過程との接続を自動化する上で重要なこととなる．

このような，通常想定される機械学習や統計的推定の文脈を援用するとき，我々は『大喜利  $\beta$ 』をどのように理解することになるか．

人間からの質問に回答するようなシステムにしても，例えば明確に定義された業務内容に関する受け答えなどであれば，最尤推定やベイズ推定によって原理的には可能かもしれないという期待も持てる．他方，『大喜利  $\beta$ 』における「問題」は我々が twitter に投稿する「お題」であり，「解」は「面白い回答 (ボケ)」である．

「面白さ」ということは目的関数として成立するだろうか．「面白い回答」の難しさは，文字列自体の情報やその文字列の発生頻度の高さが「面白さ」を担っているのではない点にある．したがって「面白さ」を，文字列を状態 (引数) とする目的関数を直接実装できるわけではない．しかし，そうであるにもかかわらず，「面白い回答」が不可能かといえばそうではなく，実際に過去の回答を読めば「面白い回答」も少なくない．『大喜利  $\beta$ 』が機械学習システムとして実装されている以上，列挙可能な形で解の候補となる文字列が実在しており，その中からの機械的な選択の結果としてさえ「面白い回答」は発生し得る，といえる．

「面白さ」が文字列の担う情報に内在しておらず，かつ列挙可能な解候補からの機械的な選択結果として「面白さ」が可能である，とは，一見すれば矛盾であるが，ここには，通常の機械学習においては陽に想定されていない要素がひとつある．「お題」出題者あるいは大喜利の一読者である個人としての我々，すなわち回答の観測者である．

大喜利読者 = 観測者は，読者自身が事前に想定していないような単語や文字列の空間の中に，読者が解とみなすものを事後的に位置づけることで，機械が返答した文字列を「面白い回答 (ボケ)」として受け入れることになる．これは，読者が想定していた範囲 (あるいは大抵は想定などそもそもしていない) の外側にあるような意外な文字列を機械が返答することで，予め「面白い回答」の正解がないままに，事後的に「正解」としてその文字列を受け入れることである．このとき，解空間は，通常の機械学習で想定されるようなシステムの状態空間の部分空間として記述されるものではなくなっている．機械が返答する瞬間の事後におい

て、読者が自身のうちに持つ解空間を拡張することにより（あるいは解空間自体を生成することにより）、機械が返答した文字列を解＝「面白い回答（ボケ）」たらしめる。

これは、読者個人が予め持っている目的関数を最適化するような文字列集合と『大喜利  $\beta$ 』が返答する文字列集合の共通部分をとるということではない。読者＝観測者個人が、解でないものを新たに解とみなすようになる、という過程に他ならない。

「面白い回答」は、まったくの意味不明であっても成立せず、「ほどほどのズレ」を要求するが、ではそのようなズレこそ、目的関数の値として実装すべき測度なのだろうか？

否、観測者が想定する解空間が事後的に生成され、そこで文字列が解として位置づけられ解たらしめられる、とは、それよりもっと、観測者の能動的な関与を要求するものである。定量的に評価できる可能性がある、「ズレのほどほどさ」に秘密があるというよりも、むしろ、読者がその回答を積極的に面白がること、さえ、回答を「面白い回答（ボケ）」として成立させる上で不可欠であると考えるときに、逃れるべくもなく機械的・定量的であるような機械学習システムを前提としつつ笑いという人間的なものの立ち上がり最終的に定量的なものに回収されることを拒否する、という、二律背反が可能になる。すなわちそれは、『大喜利  $\beta$ 』の成立において、定量化可能な返答機械の返答文字列を、読者＝観測者が、受動的かつ積極的に「面白いもの」として受け入れようとする、読者のその態度なくして「面白い回答（ボケ）」は成立しないと認めることに他ならない。大した変哲のない文字列の組に対して、何かきっかけがあればそれを捉えて面白がってやろうと、意識の罫をしかけながら待ち構える読者の態度こそが「面白さ」の成立に不可欠な、返答機械と読者の結合系を成立させる文脈なのであり、この、(1) 返答機械、(2) 機械返答の瞬間に解空間を拡張／生成する読者＝観測者、(3) 返答を「面白いもの」として受け入れよう待ち構える読者＝観測者の積極性という文脈による連動によってはじめて、機械による大喜利が可能となる。(2) や (3) を要請することは、機械学習の価値を貶めるものではなく、機械学習の高度化にもかかわらず人間精神がどこまでもそれ自身の成立に不可欠であることを示していることと理解すべきである。

### 3. 記号と過程の同一視がもたらす強度概念

上に見てきたように、「面白い回答」とは、文字列が担う情報によって自立するものではなく、「面白さ」を成立させる定量化に回収され切らない過程の存在と不可分であった。しかし、我々は特定の文字列としての回答を、長々とした過程としてではなく、「面白い回答」という個物化した面白さという概念もまた受け入れている。複数の読者が文字列を共有するだけで「面白さ」もまた共有できる、ということが、ここでいう個物化という言葉の意味である。読者が、解でないものを事後的に解とみなすこと、その「解の定着」は、広義の記号接地であり、文字列という記号と「面白さ」を担う過程という、階層の異なるものを同一視して、「面白いもの」＝「面白いこと」を成立させ、「受肉＝記号化＝個物化した面白さ」としての「ボケ」を現前させることである。

ある返答機械－読者系において「面白さ」の過程が個物化した「ボケ」となり、そうであればこそ文字列としてそのときの「面白さ」を切り出しパッケージ化し、別の読者に「面白さ」を受け渡すことができる。記号と過程という異なる階層間の同一視が、記号として個物化された過程を可能にし、さらに異なる観測者間での過程の受け渡しを可能にする。

異なる階層間の同一視は、定量化のみによっては構成することができず、記号の助けを必要とする。定量化と無縁ではないにもかかわらず、決して定量化のみによって語りきることができない、そのようなものこそ、我々が長らく「強度」と呼んで、その科学的な取扱いに呻吟してきたのではなかったか。

人工知能に多くの注目が集まり、人間の特性がビッグデータによって徹底した定量化を通して理解されようとする場において、人間精神がなおそれらの文脈に回収しきれないものを維持することを、『大喜利  $\beta$ 』の事例は示唆している。

### 参考文献

- (1) Yann LeCun, Yoshua Bengio & Geoffrey Hinton, Deep learning, Nature, 521, 436-444, 2015.
- (2) Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich, Going Deeper with Convolutions, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.1-9, 2015.
- (3) Large Scale Visual Recognition Challenge 2014 (ILSVRC2014).  
<http://image-net.org/challenges/LSVRC/2014/results>
- (4) David Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel & Demis Hassabis, Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, Nature, 529, 484-489, 2016.
- (5) BBC, Google achieves AI 'breakthrough' by beating Go champion, 27 January 2016.  
<http://www.bbc.com/news/technology-35420579>
- (6) 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, KADOKAWA/中経出版, 2015.
- (7) John Searle, "Minds, Brains and Programs", The Behavioral and Brain Sciences, 3 (3) 417-457, 1980.  
bibitemkurzweil01 Ray Kurzweil, The Singularity is Near, Viking Press, 2005.
- (8) 新井紀子, 小島寛之 他, 現代思想 2015 年 12 月号 特集 人工知能 - ポスト・シンギュラリティ, 青土社, 2015.
- (9) <http://watashiha.co.jp/>
- (10) 大喜利  $\beta$  [https://twitter.com/ogiribeta/with\\_replies](https://twitter.com/ogiribeta/with_replies)
- (11) 松野孝一郎, プロトバイオロジー：生物学の物理的基礎, 東京図書, 1991.
- (12) 郡司ベギオ・幸夫, 原生計算と存在論的観測, 東京大学出版会, 2004.
- (13) 上浦基, Implicit 相互作用：システムの局所的記述の数理, 計測自動制御学会論文集, Vol. 49, No. 1 p. 190-196, 2013.
- (14) 株式会社わたしは・広報部, 『今のほとんどの人工知能はせいぜい「よく出来たプログラム」という程度です。その先は？』, Book & Apps, <http://blog.tinet.jp/?p=26893>, 2016.