

修士論文

2019 年度

# 俳句生成を題材とした機械創造性の研究

武藤 英樹

(学籍番号 : 81833675)

指導教員 教授 小木 哲朗

2020 年 3 月

慶應義塾大学大学院システムデザイン・マネジメント研究科  
システムデザイン・マネジメント専攻

# 論 文 要 旨

学籍番号	81833675	氏名	武藤英樹
論文題目： 俳句生成を題材にした機械創造性の研究			
(内容の要旨) <p>本論文では、機械(深層学習を用いたコンピュータ)が創造的なふるまいをするためにはどのようなアプローチがあるか、またどう実装するかを論じる。</p> <p>深層学習を用いた創造的なアプローチは、深層生成モデルによるものが中心である。深層生成モデルによるアプローチは、学習データ中心の複製アプローチであり、創造的なふるまいとはいきれない。</p> <p>本論文では、創造性の定義を、「解の集合(解空間)の外にあり、かつ妥当である解を発見するもの」と定義した。その発見アプローチを、チェスの名人であるカスパロフを破った Deep Blue、囲碁の名人であるイ・セドルを破った AlphaGo の対比から、芸術作品をはじめとする生成物に対して、本論文で定義する創造的なものにするための 2 つのアプローチを考えた。本論文では、その内の一つに対して深層学習を用いて設計し、検証した。</p> <p>今回、深層学習を用いて俳句を生成し、その創造性を考える材料とした。俳句を題材として選んだ理由は三点ある。一つは、明確なルールがあること、もう一つは、長い歴史があり良質な教師データが沢山あること、最後に、日本語というコンテキスト内においては、専門家か否かに関わらず、比較的評価しやすい芸術であること、である。</p> <p>先行研究から、解空間の外の創造性には、Borden の心理的創造性と Newell が定義した創造性の新規性と有用性、それらをブント曲線に基づいた適切な範囲の中でコントロールするものであると考えた。また、そのものの生成物の価値も心理的創造性の評価が高いものが前提である。</p> <p>本研究では、実験において LSTM(Long Short-Term Memory)による生成を行なった。また、イテレーティブな生成と評価を敵対的生成ネットワークにより行なった。同時に、解空間を飛び出すために、言語ベクトルを利用して、似た意味を持つ言語の割り当てを行なった。</p> <p>実験結果を評価したところ、生成俳句 15 件のうち 6 件が人の詠んだ俳句と遜色ない(<math>p &lt; 0.01</math>)という評価をした。最後に俳句評価者に共通する暗黙の指標で評価したところ、俳句の評価に足り、かつ優れた評価の俳句があることがわかった。</p> <p>俳句の生成としてはある程度成功し、定義した創造性についても、創造的であるということができた。しかし、俳句の特性から偶発的に良句が生まれた可能性も否定できない。</p> <p>最後に、今後の課題を提示する。</p>			
キーワード(5 語) 機械創造性, 計算論的創造性, 俳句, 深層学習,			

## SUMMARY OF MASTER'S DISSERTATION

Student Identification Number	81833675	Name	Hideki Muto
<p>Title</p> <p style="text-align: center;">A Study on the Creativity of Deep Learning with Haiku Generation</p>			
<p>Abstract</p> <p>In this paper, we discuss what approaches and how to implement creative behavior of machines (computers using deep learning). Creative approaches using deep learning are mainly based on deep generation models. The approach based on the deep generation model is a learning data-centric replication approach, and cannot be regarded as a creative behavior.</p> <p>In this paper, the definition of creativity is defined as "finding solutions that are outside the set of solutions (solution space) and are valid". We define this discovery approach in terms of products such as works of art by comparing Deep Blue, who defeated the chess master Kasparov, and AlphaGo, who defeated Go master Lee Sedol. We considered two approaches to be creative. In this paper, we designed and verified one of them using deep learning.</p> <p>This time, we created a haiku using deep learning and used it as a material to think about its creativity. There are three reasons why I chose haiku as the subject. One is that there are clear rules, and the other is that there is a long history and a lot of high-quality teacher data. Finally, in the context of Japanese, whether or not an expert The art must be easy to evaluate.</p> <p>Previous studies have shown that creativity outside the solution space includes Borden's psychological creativity and the novelty and usefulness of creativity defined by Newell, controlling them within an appropriate range based on the Bundt curve. Thought. It is also assumed that the value of the product itself has a high evaluation of psychological creativity.</p> <p>In this study, we generated LSTM (Long Short-Term Memory) in the experiment. In addition, iterative generation and evaluation were performed by a hostile generation network. At the same time, in order to jump out of the solution space, we assigned languages with similar meanings using language vectors.</p> <p>When the experimental results were evaluated, 6 out of 15 generated haikus were evaluated to be comparable to those written by humans (<math>p &lt; 0.01</math>). Finally, we evaluated the haiku with an implicit index common to haiku evaluators, and found that there was a haiku that was sufficient for haiku evaluation and had a good evaluation.</p> <p>He succeeded in creating haiku to some extent, and was creative in the creativity he defined. However, it cannot be denied that good haiku was accidentally born from the characteristics of haiku.</p> <p>Finally, we present future work.</p>			
<p>Key Word(5 words)</p> <p>Machine Creativity, Computational Creativity, Haiku, Deep learning</p>			



## 目次

第1章	序論	6
1.	本論文の背景	6
	深層学習の先にある課題	7
	なぜ創造性なのか	7
2.	本論文の目的	8
3.	本論文の構成	8
第2章	提案する機械創造性の定義と境界	9
2.1	機械創造性とは何か	9
2.1.1	機械創造性をめぐる状況	9
2.1.2	機械創造性を実現している既存手法	13
2.1.3	深層生成モデルとは何か	13
2.1.4	識別モデルと生成モデルの違い	13
2.1.5	主要な深層生成モデルのアルゴリズム	14
2.2	本研究の機械創造性の定義	17
2.2.1	創造的な解の定義	17
2.2.2	創造的な解の導出方法	20
2.3	機械創造性に関する定義と境界	26
2.3.1	機械創造性の定義と評価に関する先行研究	26
2.3.2	考察	31
2.3.3	結論	32
第3章	提案する機械創造性とその手法	33
3.1	題材としての俳句生成	33
3.1.1	なぜ俳句生成なのか	33
3.1.2	深層学習での俳句生成のコンセプト <音の組み合わせ>	33
3.1.3	深層学習での俳句生成のコンセプト <形態素の組み合わせ>	34
3.1.4	LSTM を用いた生成	35
3.2	何が良い生成物であるか	39
3.2.1	生成物の評価	39
3.2.2	生成物の評価手法	39
3.2.3	何がよい生成物なのか	46
第4章	実験	49
4.1	構成	49
4.2	動作環境	49

4.3	実験データ .....	49
4.4	実験設定 .....	50
4.4.1	俳句生成器の設定 .....	50
4.4.2	俳句識別器の設定 .....	50
4.4.3	敵対的生成ネットワークの設定 .....	50
4.5	実験経過 .....	50
4.6	実験結果 .....	51
第5章	評価 .....	55
5.1	評価 .....	55
5.1.1	人による生成物の評価 .....	55
5.1.2	人による生成物の評価結果 .....	57
5.1.3	俳句の生成物そのものの評価 .....	59
5.1.4	機械創造性の視点からの評価 .....	62
第6章	結論と今後の展望 .....	64
6.1	結論 .....	64
6.2	今後の展望 .....	64
第7章	参考文献 .....	66
	謝辞 .....	70

## 図目次

図 1	人工知能による肖像画「Edmond de Belamy」 [6]	10
図 2	The Next Rembrandt プロジェクト[7]で作成した絵画	11
図 3	A Neural Algorithm of Artistic Style のアルゴリズムフロー [10]より引用	12
図 4	chainer-gogh[11]でスタイル変換した画像	12
図 5	識別モデルと生成モデルの違い	14
図 6	オートエンコーダ	15
図 7	変分オートエンコーダ(VAE)	16
図 8	(芸術作品などの特徴を) 便宜的に 2次元に次元圧縮した表現	17
図 9	集合 $Px$ の解空間	18
図 10	解空間から導出する生成データ	19
図 11	創造的な解の定義	20
図 12	深層学習を用いた解の導出フロー	21
図 13	芸術作品等の解の導出フロー	21
図 14	機械特有のロジックを用いた解	22
図 15	AlphaGo の入出力 [22]を元に図式化	23
図 16	さらに抽象化した出力を仮に設定する	23
図 17	アプローチ 1 の手法	24
図 18	アプローチ 2 の手法	25
図 19	ブント曲線 [24]をもとに図式化	25
図 20	Boden の H 創造性と P 創造性の概念をもとに図式化	27
図 21	映画の Unexpectedness の可視化 [32]から引用	31
図 22	borden が触れていない創造性の領域	32
図 23	RNN 「古池」->「や」のシーケンス	36
図 24	RNN 「や」->「蛙」のシーケンス	36
図 25	時系列順に多層パーセプトロンを並べて、隠れ層を次のパーセプトロンに引き 継ぐ	37
図 26	リカレントニューラルネットワーク(RNN)の概念図	37
図 27	LSTM の概念図	38
図 28	俳句のチューリングテスト	39
図 29	深層学習によるチューリングテスト	40
図 30	GAN のアルゴリズム [17]より引用	42
図 31	俳句チューリングテストの V&V アクション	43
図 32	イテレーティブな V&V	44

図 33	Requirements と俳句の関係 .....	45
図 34	本研究の俳句生成評価プロセス.....	46
図 35	俳句の V モデル.....	47
図 36	創造的俳句を実現する 2 つの機能.....	48
図 37	実験に利用したソフトウェア構成.....	49
図 38	事前学習の様子(縦軸: loss 横軸:エポック) .....	51
図 39	設定した敵対的生成ネットワークの様子(縦軸:loss 横軸:回数) .....	51
図 40	人による妥当性確認 [39]を参考に作図.....	55



## 表目次

表 1	形態素解析結果の例.....	34
表 2	本研究と先行研究との違い.....	46
表 3	実験サーバ環境.....	49
表 4	生成俳句 15 句.....	56
表 5	現代俳句 15 句.....	57
表 6	生成俳句の評価結果.....	58
表 7	現代俳句の評価結果.....	59

# 第1章 序論

## 1. 本論文の背景

人工知能の定義を初めて行ったダートマス会議(1956年)では、人間と同じような知的能力をもつ計算機(人工知能)の実現のために7つの課題を提示している。[1]

1. Automatic Computers (自動コンピュータ)
2. How Can a Computer be Programmed to Use a Language (言語を使うようにコンピュータをプログラムする方法)
3. Neuron Nets (ニューラル・ネットワーク)
4. Theory of the Size of a Calculation (計算規模の理論)
5. Self-Improvement (自己改善)
6. Abstractions (抽象化)
7. Randomness and Creativity (無作為性と創造性)

上記7つの課題のうち、人工知能の創造性が本格的に議論されるようになったのは、2012年にILSVRCでSuperVisionが畳み込みネットワークを用いて圧倒的な成果を上げて深層学習が注目されるようになってからである。

人工知能の創造性は、ICCC(International Conference on Computational Creativity)[2]でも議論されているが、未だ定まった見解は存在していない。[3]

本論文では、先述の人間に似た知的能力を持つ計算機(人工知能)が可能にする創造性を、「機械創造性」と定義する。

## 深層学習の先にある課題

現在、深層学習の成果により人工知能は再び脚光を浴び、加えて目覚ましい成果を挙げている。しかし、深層学習が達成していることは数学的な処理であり、より端的にいうならば、空間  $X$  を空間  $Y$  に写像するだけの仕組みである。

それらは、ある設計されたフレーム内で、局所的な解を導きたい場合には有効である。局所的な解を導く場合には、設定した出力に従い、解が導き出せるようにチューニングを行う。しかし、ある対象について一般的な最適解を出すことは難しい。

今後、社会がより多様化し複雑化していく中で、十分にチューニングされた計算機や知覚機械としての人工知能は、もちろん重要な役割を果たしていくことは間違いない。

しかし、指数関数的に増える課題を抱える社会の中で最も重要になってくることは、限定された問題を解決することではなく、問題を限定する能力であり、問題を発見する能力である。

そのような人材が増えることが最適解ではあるが、問題に比例して人の数や教育水準が上がるわけではない。高度な能力を担う人をアシストする、もしくは高度な能力を担う人の一部を代替する機能が必要になる。

そのような状況下において、人の高度な能力を代替するような能力を兼ね備えた人工知能が求められることとなるだろう。

将来の技術革新と計算機性能の向上、量子計算機の実用化に伴って、人工知能が高度な知性を持つ未来は予想されている。しかし、アーキテクチャレベルで高度な知性を達成する人工知能は未だ提案されていない。(2020年1月現在)

自ら問題を発見し、発見した問題をフレームし、解決の糸口を見出していく人工知能があるとしたら、どのような機構が求められるのだろうか。それが、本研究に至った契機である。

## なぜ創造性なのか

人工知能研究は、多くの脳科学研究の知見をモデル化することによって成果を上げてきた。ニューロコンピュータは脳のニューロンをモデル化したものであるし、AlphaGo の開発者で有名な Demis Hassabis は、脳研究の知見をもとに AlphaGo を開発したと言われている。[4]

脳研究の見地では、問題を発見する、フレームする、解決の糸口を見出す、といった機能は前頭前野にあるとされ、それらの前頭前野の機能を担うメカニズムは、創造性やひらめきに大きく関与していることがわかっている。[5]

まず前提として、機械と人の脳は全く異なる仕組みである。そもそも並列に並べて議論する

ものではない。

しかし、人工知能の発展と発見の歴史から、脳の機構を参考にすることや、脳との比較をおこなうことは決して間違いではないのかもしれない。

今回、多くの問題解決の糸口となりそうな創造性と、2015 年前後から議論が活発になってきた機械学習や深層学習の創造性研究を契機に、どういう創造性があり、創造的な機械とはどういうものかを、実装と研究、学習も含めて行ってきたのが今研究と創造性の関わりである。

## 2. 本論文の目的

本研究の目的は、機械学習が目指すべき創造性を定義し、それを先行理論や先行アルゴリズムを活用しつつ実装することによって、創造性の出現に必要なアプローチや手法、効果的な手法などを、仮説設定から設計、開発、検証の各段階を通して検証していくことを目的とする。本研究では、その検証の素材として俳句生成を題材に選び、設計と開発、検証までを行った。

## 3. 本論文の構成

本論文の構成は、第 1 章から第 6 章で構成する。

第1章では序論として、本研究の背景とその課題、本研究の目的を述べる。第2章では、機械学習によってもたらされている創造性とはどのようなものであるか、また、それらを実現しているアルゴリズムがどのような理論に基づいているのかを説明する。加えて、それらのアルゴリズムによる創造性の限界と、本論文で考える創造性の定義について説明する。第3章では、その機械創造性の応用例として俳句生成を用いて実際に実装を行う。また、本研究の新規性もここで説明する。第4章は、実験と実験結果について述べ、第5章で評価を行う。第6章では、本研究の結論と今後の展望を述べる。

## 第2章 提案する機械創造性の定義と境界

### 2.1 機械創造性とは何か

#### 2.1.1 機械創造性をめぐる状況

2018年10月25日、ニューヨークのオークション「クリスティーズ」で、AIによる肖像画「Edmond de Belamy」が43万2500ドル(日本円で約4750万円:ドル円110円として換算)という高値で落札された。[6]

フランスを拠点にAIを使った絵画を研究しているチーム「OBVIOUS」による作品である。この作品は、14世紀から20世紀に描かれた肖像画1万5000点のデータを基に生成された作品である。

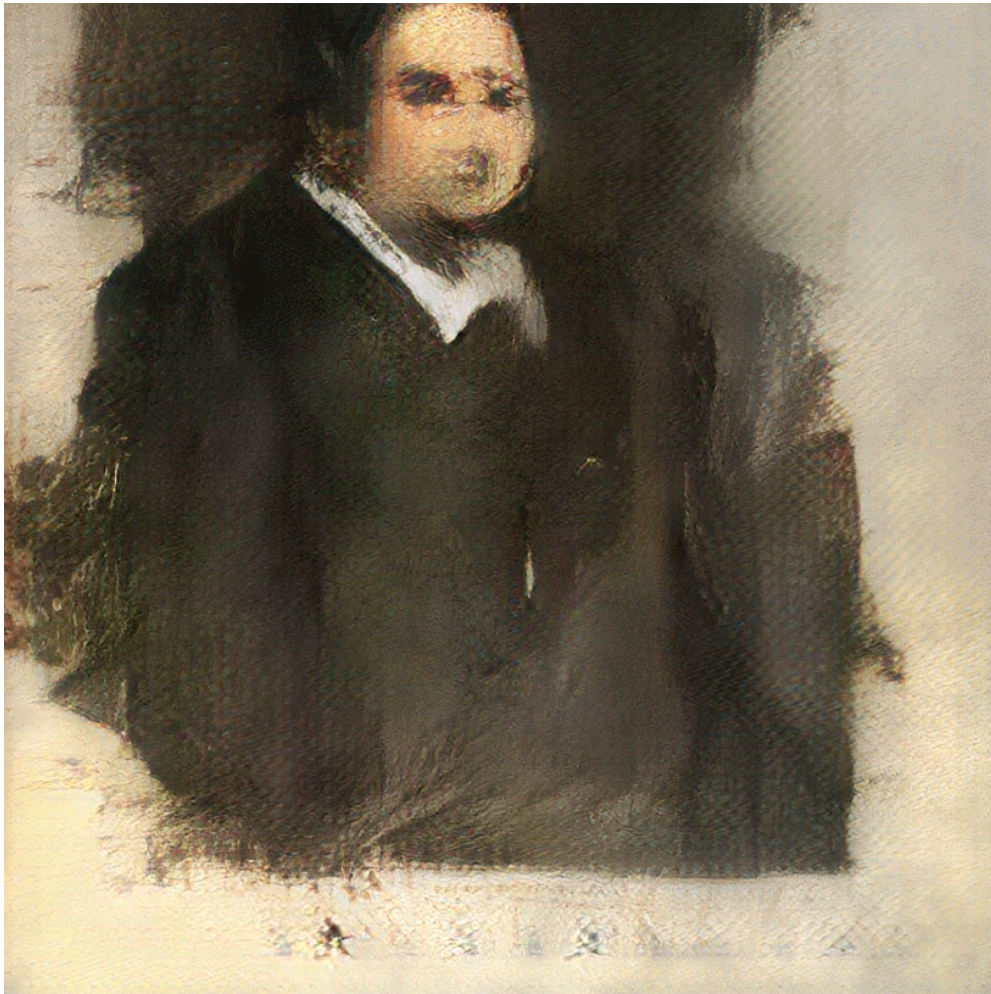


図 1 人工知能による肖像画「Edmond de Belamy」 [6]

この絵画の右下には、この生成に利用されたアルゴリズムの価値関数が記載されている。

「The Next Rembrandt」[7]は、バロック絵画の代表的な画家レンブラントの作風をコンピューターで再現するプロジェクトである。レンブラントの絵画すべて(346 作品)をデジタルスキャンし、タッチ/色使い/レイアウトの特徴などを学習データとして学習させる。それらの学習データから、新しいレンブラントの絵画を作成するものである。(図 2 The Next Rembrandt プロジェクト[7]で作成した絵画)

「The Next Rembrandt」は、その生成のクオリティから、「カンヌライオンズ」(2016 年)のサイバー部門とクリエイティブデータ部門にてグランプリに輝いた。[8]



図 2 The Next Rembrandt プロジェクト[7]で作成した絵画

これらの事例から、ここ数年の成果により、深層学習は芸術分野でも大きな成果を上げているように思われる。

「A Neural Algorithm of Artistic Style」[9]は、葛飾北斎やゴッホらの画風を特徴量(「スタイル」と呼ばれる)として学習し、任意の画像にスタイルを重ねて出力することで、北斎風やゴッホ風のように変換できるアルゴリズムである。

「図 3 A Neural Algorithm of Artistic Style のアルゴリズムフロー」中の上図の左がスタイルを抽出するプロセス、右がコンテンツ(写真の対象物)を抽出するプロセス、真ん中がこれらを合成するプロセスとなっており、左右から中央に伸びる矢印は損失関数の要素を意味している。

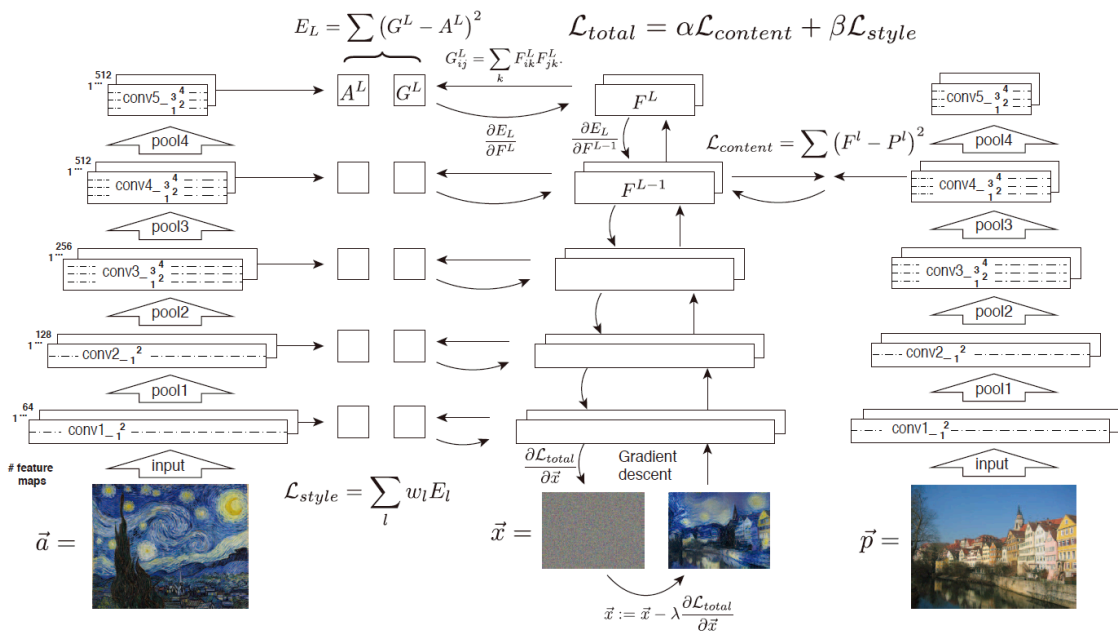


図 3 A Neural Algorithm of Artistic Style のアルゴリズムフロー [10]より引用



図 4 chainer-gogh[11]でスタイル変換した画像

以上のような視覚的な創造性の他にも、文章や物語を生成する言語的創造性、クラシック音楽やジャズなどの音楽を生成する音楽的創造性の事例もある。

DeepJazz[12]は、MIDI ファイルを与えることで、オリジナルのジャズ楽曲を作成するアプリケーションである。実装には、Machine Learning of Jazz Grammars[13]を参考にした JazzML[14]を利用しており、Keras と Theano によって開発が行われている。

DeepBach[15]は、バッハの賛美歌曲 352 曲とそれを転調させたもの 2503 曲を元に学習し、統計的なモデルでバッハ風の楽曲を生成する事例である。



## 2.1.2 機械創造性を実現している既存手法

先に述べた機械創造性を実現するアルゴリズムは、深層生成モデルによって多くを実現されている。主要な深層生成モデルは、Kingma らの VAE (変分エンコーダ) [16] や Goodfellow らの GAN(敵対的生成ネットワーク)[17]、Hochreiter らの LSTM(Long short-term memory)[18]等が比較的高頻度で利用されるアルゴリズムである。

それらの手法は、一般的に深層学習で利用される畳み込みニューラルネットワーク(CNN)のような分類・識別する「深層識別モデル」とは異なり、「深層生成モデル」と呼ばれるものに基づいている。

## 2.1.3 深層生成モデルとは何か

深層生成モデルは、深層ニューラルネットワークを用いて生成される生成モデルである。

深層生成モデルは、学習データから、その裏に潜む統計的な法則や共通性を学習し、その学習結果によって形成された解空間から、ランダムにサンプリングすることにより作品の生成を実現させている。

## 2.1.4 識別モデルと生成モデルの違い

生成モデルとは、観測データを生成する確率分布を想定し、観測データからその確率分布を推定する手法である。

識別モデルは、データに決定境界を設けることで分類する手法である。

識別モデルは、例えば、

観測データ  $x$  がクラス  $y$  に分類される条件付き確率  $P(y|x)$

と表す時に、個々の観測データ  $x$  がどこに分類されるか、その確率を求めるモデルである。

一方、生成モデルは、データ分布に近いモデル分布を求める手法である。

観測データ  $x$  がクラス  $y$  に分類される条件付き確率  $P(y|x)$

と表記されるのは同じであるが、これらを事後確率と捉えて、ベイズ的に求めるのが生成モデルの特徴になる。

生成モデルの場合、観測データ  $x$  がクラス  $y$  に分類される条件付き確率  $P(y|x)$  であれば、ベイズの定理を用いて以下のように書き直される。

$$P(y|x) = \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)}$$

つまり、 $x$  の状態のとき、 $y$  である確率は、 $\frac{y$ になったときに $x$ である確率 $\cdot y$ である確率}{ $x$ になる確率} と表現できる。

識別モデルと生成モデルの考え方を図式化すると、下記のようになる。

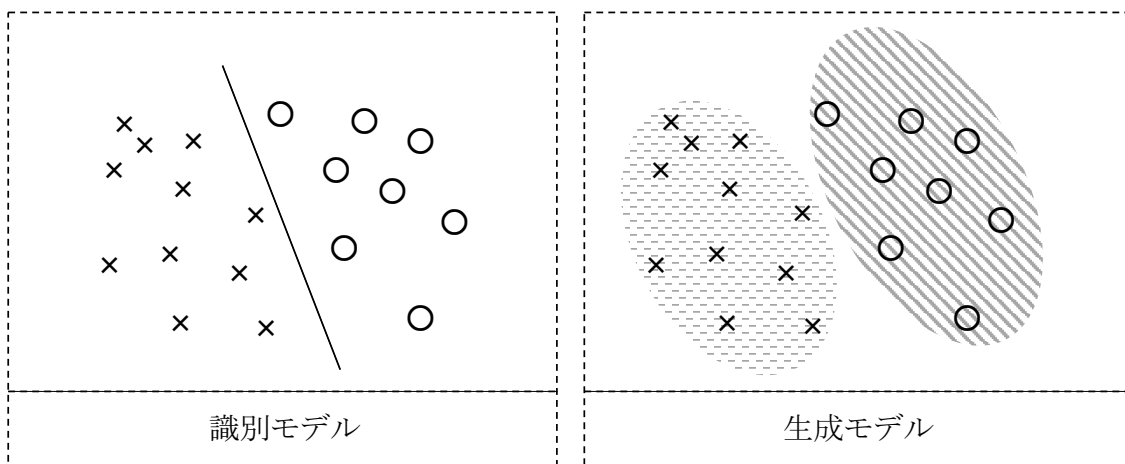


図 5 識別モデルと生成モデルの違い

データを分類する決定境界を求めるのが識別モデル、データ分布に近いモデル分布を求めるのが生成モデルである。

## 2.1.5 主要な深層生成モデルのアルゴリズム

### (1) 変分オートエンコーダ

#### ① オートエンコーダ

オートエンコーダは、自己符号機と呼ばれるものであるが、これ自体は生成モデルではない。一般的なオートエンコーダのモデルは図 6 にあるような、[入力層 - 隠れ層 - 出力層]のネットワークというシンプルな構造である。

オートエンコーダの特徴は下記である。

- ・ オートエンコーダは、入力と出力が同じになるよう学習を行う。

- ・ 隠れ層の次元は入力層・出力層の次元より小さくする

オートエンコーダの目的は、次元削減によりデータから圧縮された特徴表現を抽出することにある。モデルが上記 2 つの特徴を満たすことによって、データの潜在的な特徴が隠れ層の値  $z$  としてモデル内に保持される。

入力層から隠れ層に到る間で、データの特徴が少ない次元に圧縮され、隠れ層から出力層に到る間で、圧縮された特徴が復元される。

この入力層から隠れ層にいたる処理をエンコーダと呼び、隠れ層から出力層にいたる処理をデコーダと呼ぶ。

エンコーダで圧縮した特徴をデコーダで復元できれば、入力  $x$  の不要な次元を削減した潜在変数を得ることができる。機械学習の方法としては、出力  $x'$  が入力  $x$  と一致するように、両者を比較して復元誤差を求め、誤差逆伝播によりエンコーダとデコーダの 2 つの重みを調整する。

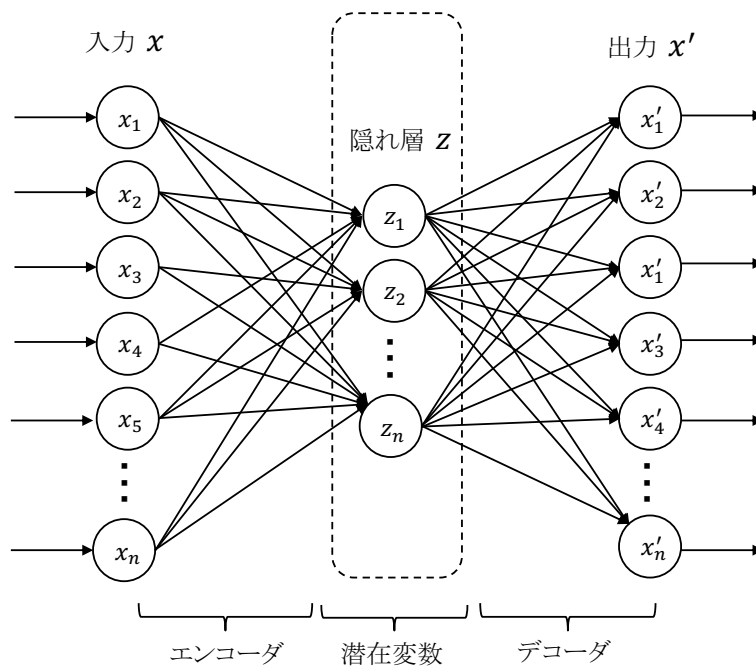


図 6 オートエンコーダ

## ②変分オートエンコーダ

変分オートエンコーダ(VAE)[16]は、ネットワーク構造はオートエンコーダと同じものであるが、オートエンコーダの潜在空間のデータ構造が正規分布になるように条件を追加したものである。生成モデルとして機能する VAE には、デコーダ  $P(x|z)$  を正規分布として明示的にモデル化する。

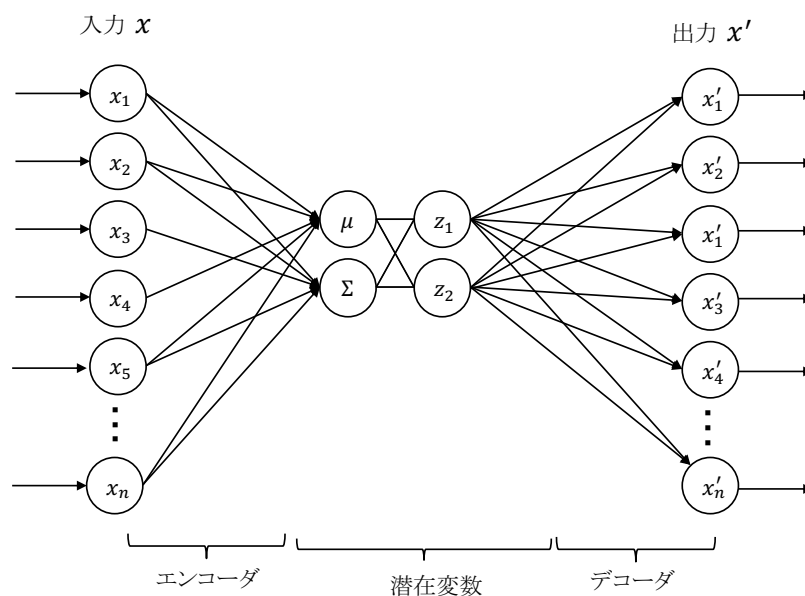


図 7 変分オートエンコーダ(VAE)

上図の  $\mu$  はガウス分布の平均、 $\Sigma$  はガウス分布の分散を表す。VAE は、確率分布を導入することによって、多様な潜在変数をサンプリングできる手法である。

## (2) 敵対的生成ネットワーク(GAN)

敵対的生成ネットワークは、2015 年に Ian Goodfellow らが提案した深層生成モデルを活用したフレームワークである。詳しくは 3.2 で後述するが、先の変分エンコーダ(VAE)と同じく統計モデルをもとにデータを複製するモデルである。

## 2.2 本研究の機械創造性の定義

### 2.2.1 創造的な解の定義

先の機械創造性を実現する生成モデルは、人が過去に作成した素晴らしい芸術作品（絵画、写真、音楽、小説など）を入力データとして、その裏側に潜んでいる統計的な手法や法則性を学習し、その潜在空間からサンプリングをする手法であった。

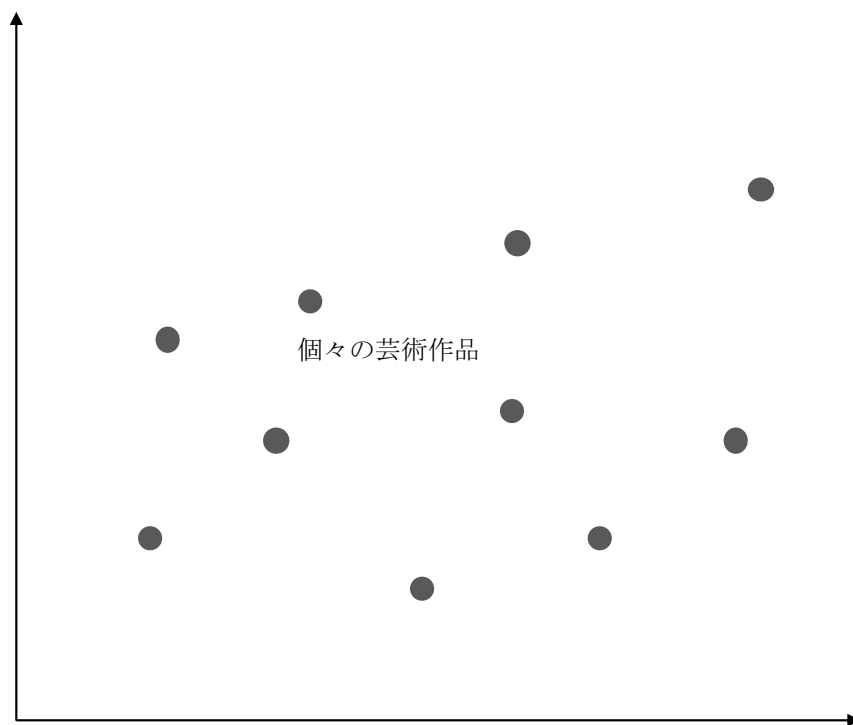


図 8（芸術作品などの特徴を）便宜的に 2 次元に次元圧縮した表現

図 8 は、多様体仮説[19]に基づき2次元で表現したモデルである。

多様体仮説とは、「この世界で人が認識できるデータは、非常に低次元の非線形多様体に集中している」という実証の中から確認されてきた仮説である。この仮説に基づいて開発された多くの機械学習アルゴリズムのパフォーマンスが高いことから、経験的に仮説が支持されている。

図 8 の点は、個々の芸術作品を2次元空間にマッピングした座標である。

これらの座標をもとに、芸術作品などの学習データをもとにした集合 $P(x)$ の分布構造ができる。

(図 9)

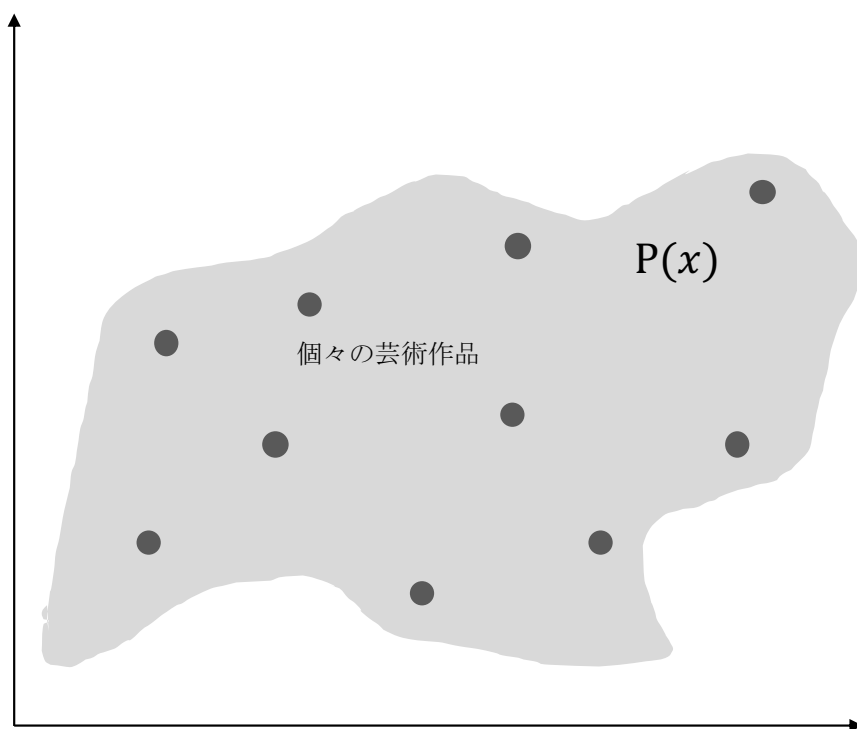


図 9 集合  $P(x)$  の解空間

上記の空間で表現されるこれらのサンプリングした学習データ群に基づいて形成された集合  $P(x)$  が、レンブラントの絵画であれば、 $P(x)$  の解空間からランダムにデータをサンプリングすると「レンブラント風の(特徴を持つ)絵画」、葛飾北斎の絵画であれば、「葛飾北斎風の(特徴を持つ)絵画」となる。(図 10)

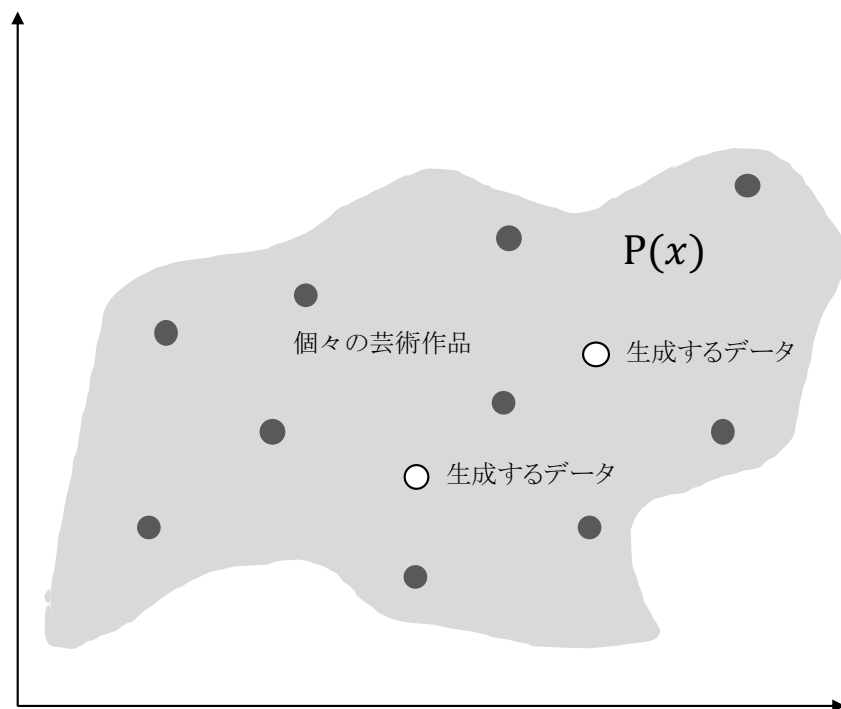


図 10 解空間から導出する生成データ

さて、これらのメカニズムを考えると、深層生成モデルの創造性分野への応用は、過去の人々が作成した芸術作品から、その裏側に潜む統計的な法則や共通性を模倣する手法ともいえる。

人の創造性を模倣することで、機械でも創造的だと感じる(P 創造性)[20]を発揮することができる。しかし、その場合創造力の源泉は人であり、人の作成した作品に依存する。換言すると、機械の創造性とは、結局のところ機械自体のものではなく、人の創造性に依存したものである。

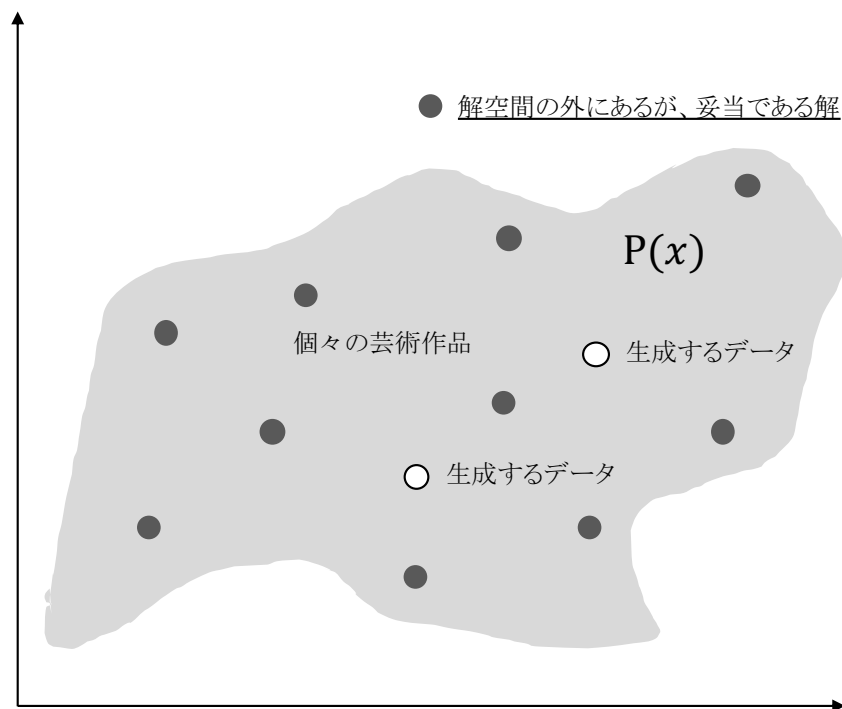


図 11 創造的な解の定義

それでは、以上のような観点から考えた場合、機械の創造性とはなにか。どう定義するべきか。本研究では、潜在空間の外にあるが、妥当とみなされる解に創造性のヒントがあるのではないかと提案する。(図 11)

例えば、IBM のスーパーコンピュータ”DEEP BLUE”とチェスの名人のゲイリー・カスパロフの対戦の際、カスパロフが「究極の知性」と感じた一手があった。その一手は、正しい手筋の解空間内にあったものではなく、バグによって出力された一手であった。しかし、結果としてその解は結果として「妥当な」解であったことがわかる。

## 2.2.2 創造的な解の導出方法

解空間外に妥当な解を求めることは、極めて難しい。一般的には、この条件で解を導出するためには、探索アルゴリズムの利用を考えることになる。また、少ない計算量でより多くの探索を行うことを考えると、遺伝的アルゴリズム(GA)[21]の活用などが候補になる。

しかし、「創造的な解」には、GA でいうところの適応度や適応度地形に基づく最適解を評価する関数がない。その点で、探索アルゴリズムの各種や GA の活用は現段階では難しいことがわかる。



創造的な解の導出方法は、囲碁や将棋のような明確な制約と最終解があるものと、芸術作品のような明確な制約と最終解がないものは異なっている。

囲碁や将棋の場合は、明確な制約と最終解があるため、制約に従い解を導出すれば良い。探索アルゴリズムと評価関数があれば、計算資源次第では人のアルゴリズムや概念を超えることは理論上可能に見える。

図 12 は、深層学習を用いて解を導く際の導出フローを便宜上図式化したものである。

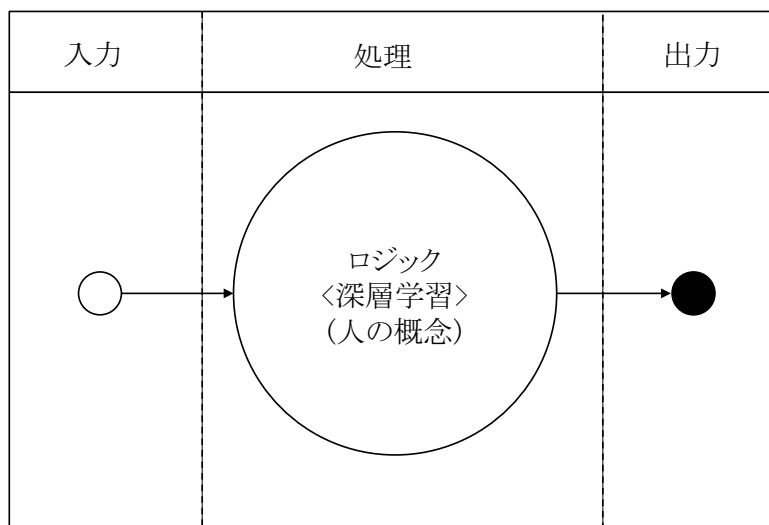


図 12 深層学習を用いた解の導出フロー

一方、芸術作品などの場合は、明確な制約と解が存在しない。

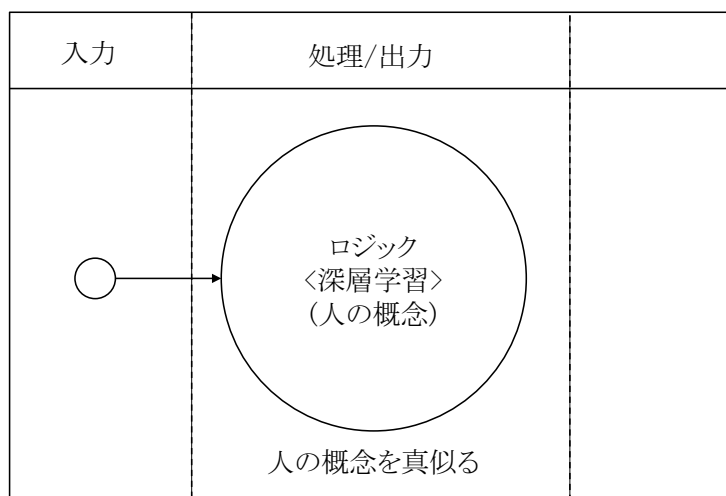


図 13 芸術作品等の解の導出フロー

そのため、最終的なゴールは人の概念に適合していくことになる。(図 13)

その場合、実際の出力結果は創造的な作品に見えるかもしれないが、本研究で扱う創造性とは異なる。これらは、深層生成モデルを利用して生成される芸術作品などを含む。

囲碁や将棋のような、明確に評価可能なものについては、人の概念に依存しない、機械特有のロジックを用いても解を導くことができる(図 14)。このアプローチを用いると、人の創造的解法とは異なる解を導くことができる。

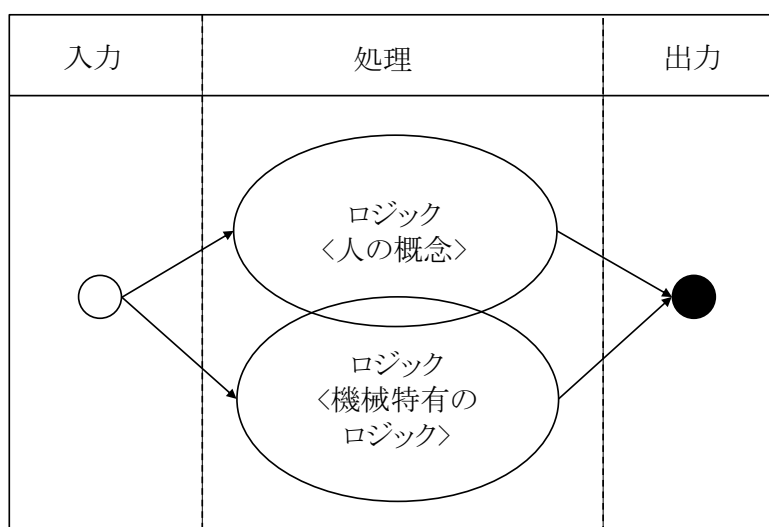


図 14 機械特有のロジックを用いた解

これに類する事例としては、2016 年囲碁ソフトウェアの AlphaGo に敗れたイ・セドル(世界トップ棋士)が、人の過去のどの対戦結果にも属さない優れた手が出たことにより「自分が知っていた囲碁は、囲碁の一部でしかなかった」と表現された、神の一手と呼ばれた手である。これは、機械特有のロジックのみでは成し得ず、ディープラーニングを用いた人の概念の学習(直感的な打ち手)と機械特有のロジック(モンテカルロツリー探索と強化学習)によって成し得た手[22]であり、これは人の作成したデータによる解空間を超える事例、本研究で扱う創造的な解と言える。

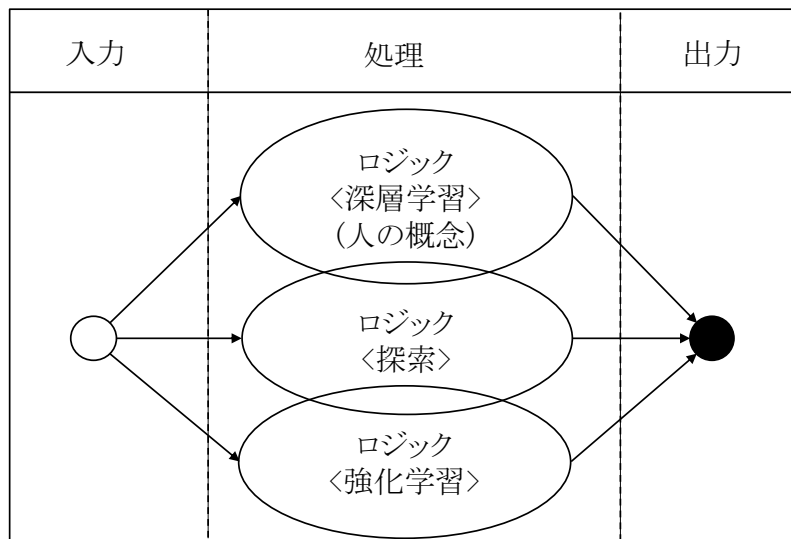


図 15 AlphaGo の入出力 [22]を元に図式化

では、図 13 のような、芸術作品等の創造的な解の導出において、本研究で扱う「創造的な」解を導くためにはどのようにするか。

本研究では、2 つのアプローチを考えている。

(1)アプローチ 1

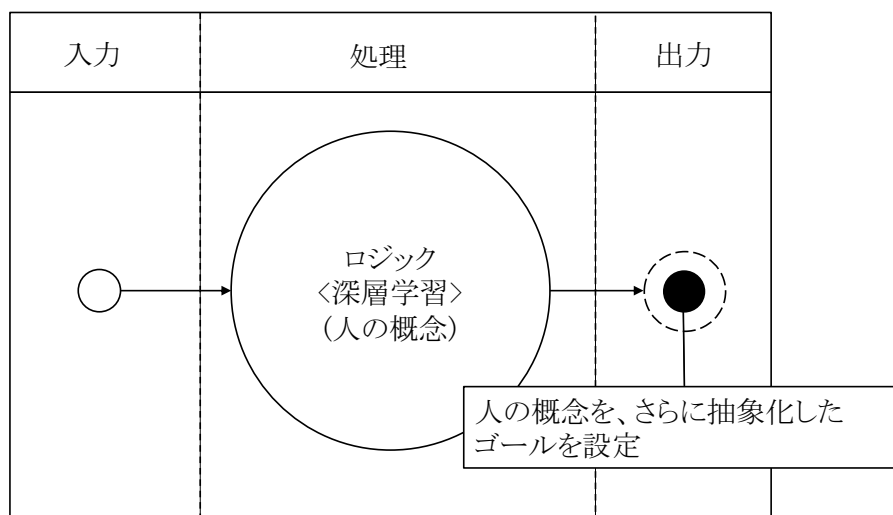


図 16 さらに抽象化した出力を仮に設定する

図 16 にあるように、本来はないゴールを設定してしまう手法である。解空間をさらに抽象化(次元圧縮)などした上で、それを抽象的な仮ゴールとして設定する。その上で、図 17 にあるように、出力結果に合わせて、探索や強化学習も用いた生成を行う。

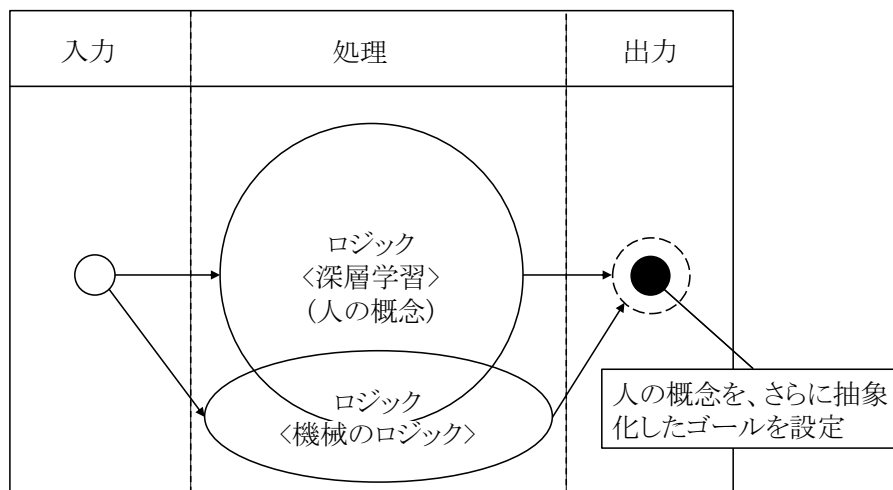


図 17 アプローチ1の手法

このようなアプローチを採用することで、中心となる概念をぶらさず、人とは異なるアプローチでの導出が可能になる。

## (2) アプローチ 2

深層学習によって導いた解空間の外に、

- (1) P-創造性[20]に該当する心理的創造性を刺激する
- (2) Newell の創造性[23] にあるような新規で有用であるもの

を参考に、小さな振れ幅で解空間から少し離れたデータを生成するアプローチである。小さな振れ幅に関しては、(1)かつ(2)を満たすような、ブント曲線(図 19)に基づいた新奇性の適切な幅が最適かと思われる。

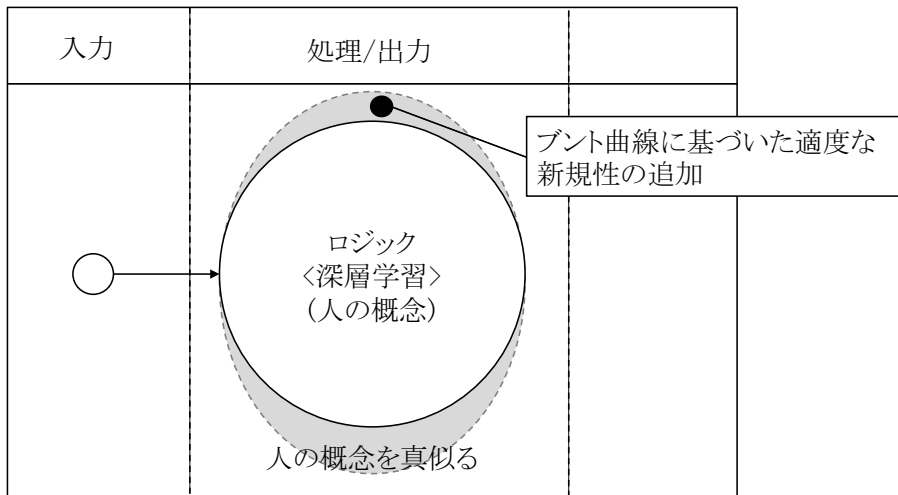


図 18 アプローチ 2 の手法

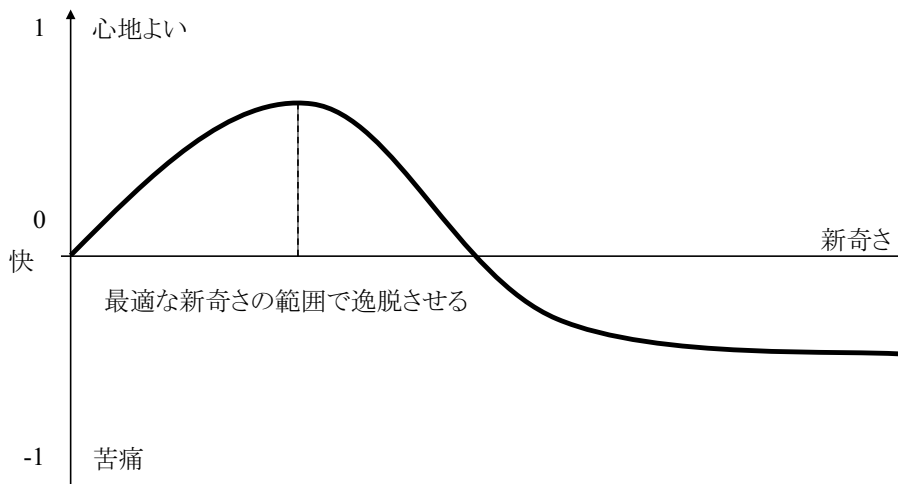


図 19 ブント曲線 [24]をもとに図式化

## 2.3 機械創造性に関する定義と境界

### 2.3.1 機械創造性の定義と評価に関する先行研究

#### (1) 機械創造性の定義

機械(計算機)は、そもそもただの計算機である。その計算機が、創造的な力を持つというのはおかしな話である。

そもそも、人間の創造性自体が解明されていない機構であり、メカニズムがわからない以上、計算機に実装することは難しい。

しかし、出力結果のみを評価するのであれば、人間も機械も同じ評価点での評価が可能である。

計算機の創造性について、早くから考えたのは、Newell, Shaw, Shimon である。

彼らは、計算機の創造性を考えるにあたり、人の創造性の特徴を捉え、創造的なふるまいとは、単に特別な種類の問題解決行動であると仮定した。

その仮定から創造的なふるまいによる問題解決と一般的なふるまいによる問題解決は何が違うのかを比較し、下記 4 つの指標を提示した[23]。

- The answer is novel and useful (either for the individual or for society).
- The answer demands that we reject ideas we had previously accepted.
- The answer results from intense motivation and persistence.
- The answer comes from clarifying a problem that was originally vague.

Newell らは、創造的なふるまいや活動とは、新しくかつ価値のあるものを生み出すものであると定義した。

この定義は、Association for Computational Creativity や ICCC(International Conference on Computational Creativity)の論文の多くに参照されており、機械創造性の研究においては、「新しく」「価値がある」ものを提供する能力が創造性である、という見解は共通した見解のように見える。

では、機械にとって「新しく」、「価値のある」ものとは何なのか。

「新しい」については本章で、また「価値がある」は、本章の機械創造性の評価において FACES/IDEA フレームワーク[25]について少し触れるが、本論文では深入りしない。

FECS/IDEA フレームワークは、colton らによって提案された創造性評価のフレームワークで、FACES は原因、IDEA はその原因として生じた影響力として、影響力がすなわち価値とする考え方を指す。

## (2)「新しい」とは何か

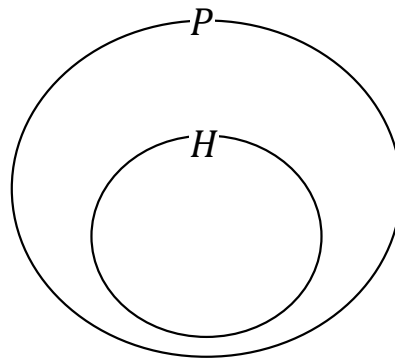
Newell らの創造性の定義で触れられた「新しい」にはかなりの曖昧さを含む概念である。

Boden は、創造性の議論となる「新しさ」について、2つに分類している。

H-Creativity(Historical Creativity)と P-Creativity(Psychological Creativity)である。  
[26][20]

H-Creativity(Historical Creativity)とは、人類の歴史を通して見た上での新しいアイデア、

P-Creativity(Psychological Creativity)とは、人々個々が新しいと感じるアイデアを指す。



$$H - Creativity \Rightarrow P - Creativity$$

図 20 Boden の H 創造性と P 創造性の概念をもとに図式化

Boden によると、H-Creativity(歴史的創造性)はかならず P-Creativity(心理的創造性)でもあるため、P-Creativity がより議論されるべきだと主張する。

本研究では、Boden の主張 (  $H - Creativity \Rightarrow P - Creativity$  ) に対して、 $H - Creativity \cap \overline{P - Creativity}$  の可能性について考え、追って 2.3.2 考察にて提案する。

### ①「新しい」はどのように生み出されるのか

Boden は、「新しい」機械の創造性について、3種のパターンを提案している。[27]

1. 組み合わせによる(新しい)創造性: new combinations of familiar ideas

I/O

<b>input</b>	ideas
<b>output</b>	variations of ideas in the input

2. 探索による(新しい)創造性: generation of new ideas by exploration of a space of concepts

I/O

<b>input</b>	a search space
<b>output</b>	points in the space

3. 変形による(新しい)創造性: involves a transformation of the search space so new kinds of ideas can be generated.

I/O

<b>input</b>	a search space
<b>output</b>	points in a modifies space

Bodenの提案する「組み合わせ」による創造性、「探索による」創造性、「変形による」創造性は、ブルーナーの組み合わせによる創造性[28]や、吉田らのアイデア探索空間[29]など、心理学の分野でも見られる表現である。

今回、本研究では 2.探索による創造性と 3.変形による創造性を機械創造性として扱う。

### (3) 機械創造性の評価

何をもって創造的なアイデアとみなすのか、どのような回答をすると創造的なのか、を定義することは難しい。そのため、人の創造性研究での評価手段としては、専門性のある第三者によって評価するという方法や、アイデア生成数、アイデアの多用性を数値化するという手段がある。[30]

機械創造性の分野においても、創造性評価は非常に難しい。

特に、機械創造性の評価は、まだ始まったばかりの研究分野である。ICCC では 2014 年から議論されている分野であるが、現時点では何を持って評価とするかの定まった軸がない、というのが現時点での状況である。

今回は、定性評価については、多くの論文に参照されている主要2つの評価方法、定量評価についても同じく一つの評価方法を紹介する。



この評価方法については、本研究の評価に関してはマッチしないため、本研究では下記評価方法は利用しない。

### ①創造性の定性評価

#### 評価方法 1: 創造性の三脚

コルトンは、創造性を、3つの関連する要素の出力結果であるとする。

コルトン自身は、「創造的なシステムに必要なアクション」として、コルトン自身の言葉で三脚 (tripod)と呼んでいる。

- skill
- appreciation
- imagination

コルトンは、Newellらの定義を参照した上で、創造的なものの出力は、「スキルなしには生み出せない、感謝がなければ価値のあるものは生み出せない、想像力がなければ他の人の作品のものしか生み出せない」

とする。しかし、機械の創造性においては、上記3脚は出力結果から想像せざるを得ず、また指標としても計量可能ではないため、本研究では扱わない。

※現在、この三脚は多様な評価指標を加えて三脚から12指標に変化している。

#### 評価方法 2: **FACES/IDEA** フレームワーク

**FACES/IDEA** フレームワークは、機械の創造性を定性的に評価するフレームワーク[31]である。この提案は、創造性を記述するための **FACE** モデルと、創造性がどのように影響を与える可能性があるかを示す **IDEA** モデルの二つを使って評価する。

創造的な行為を記述する **FACE** モデルの評価指標は下記の8つ。

$E^g$ : an expression of a concept

$E^p$ : a method for generating expressions of a concept

$C^g$ : a concept

$C^p$ : a method for generating concepts

$A^g$ : an aesthetic measure

$A^p$ : a method for generating aesthetic measures

$F^g$ : an item of framing information

$F^p$ : a method for generating framing information

これらの指標を使い、定性的に評価する。

例えば、ソフトウェア S の創造性評価については、下記のように評価している。

$$\begin{aligned} average(S) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \overline{a^g}(c_i^g, e_i^g) \\ best\_ever(S) &= \max_{i=1}^n (\overline{a^g}(c_i^g, e_i^g)) \\ worst\_ever(S) &= \min_{i=1}^n (\overline{a^g}(c_i^g, e_i^g)) \\ Reliability(S) &= best\_ever(S) - worst\_ever(S) \end{aligned}$$

IDEA モデルとされる創造性の影響力の評価は、

- (I) Iterative
- (D) Development
- (E) Execution
- (A) Appreciation

上記 4 つの評価指標で決まるとする。

#### (4) 創造性の定量評価

先に紹介した創造性の三脚や FACES/IDEA フレームワークは、定性的な創造性の評価であったが、定量的評価については、IBM India の Shrivastava らの論文にある。[32]

Shrivastava らは、Newell らの新規性や価値、colton の FACES/IDEA モデルの影響力などから、4 つの指標を定量評価として提案した。

Shrivastava らの提案指標は下記 4 つ。

- Value
- Novelty
- Influence
- Unexpectedness

Shrivastava らは、創造性の定量評価のために、映画情報を活用した。どれが創造的な映画であるかを定量評価する試みである。

影響力は、PageRank アルゴリズムを活用し、リンク-被リンクの関係性を計測した。

Unexpectedness は、映画の前後に発表した映画の類似度の平均値や最大値から意外性を算出する。( 図 21 )

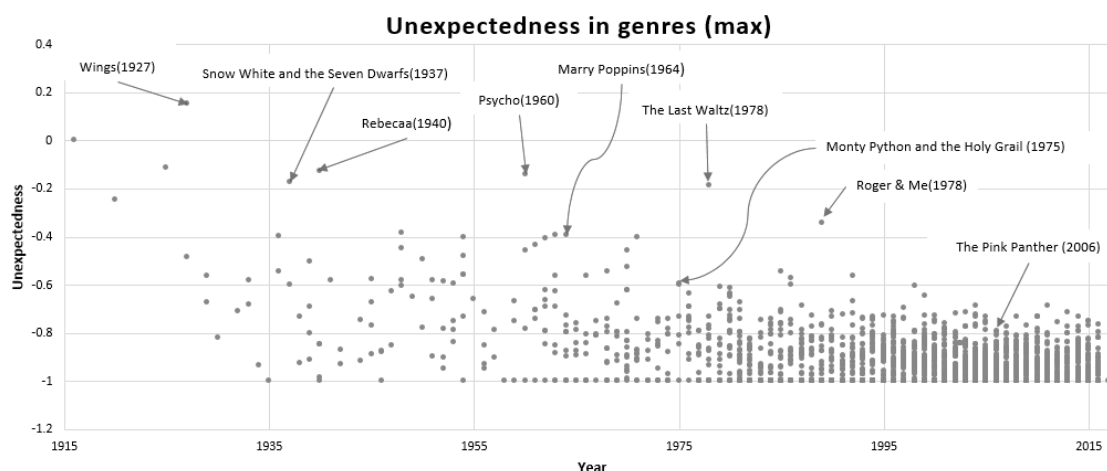


図 21 映画の Unexpectedness の可視化 [32]から引用

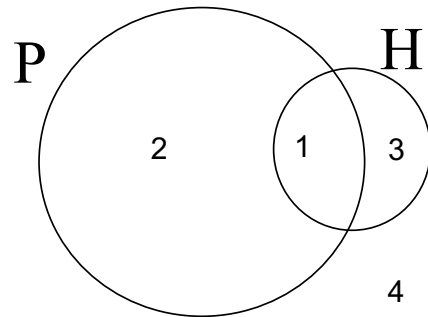
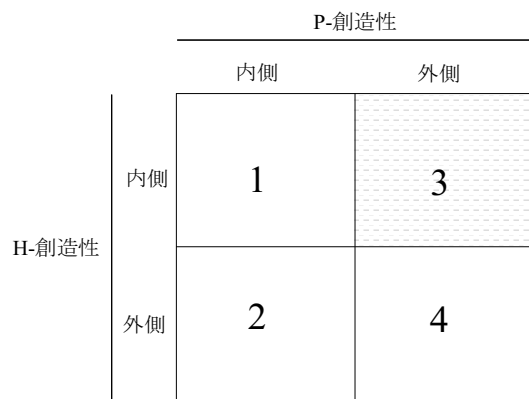
最終的には、上記の創造性の指標の数値をもとに、SVM など映画の評価の回帰予測モデルを作成している。Shrivastavaらの指標をもとにした場合には、視聴者や批評家が予測するであろう映画の評価をよりよく推測できるようになるだろう、と提案した。

### 2.3.2 考察

Borden の H-Creativity(歴史的創造性)と P-Creativity(心理的創造性)については、Borden の見解とは異なり、H-Creativity ではあるが、P-Creativity ではない領域もあるのではないかと考える。

先に提案した、「解空間の外にあるが妥当な解」は、図 22 部分の”3”に該当する、H-Creativity(歴史的創造性) かつ P-Creativity(心理的創造性)ではない部分で、この”3”部分から”1”部分に持っていくのが創造的活動なのではないか、と考える。

この 3 の領域から 1 の領域にもっていくことが、ひとつ創造的な活動になるのではないか。



P-CreativityとH-Creativityの4象限

P-CreativityとH-Creativityのベン図

図 22 borden が触れていない創造性の領域

### 2.3.3 結論

これらの先行研究の研究結果や定義を基として、本論文では、一旦、機械創造性を「新規性があり有用性がある(Newell[23])」かつ、先の考察を踏まえ、心理的創造性 (P-Creativity) があるものとした。

## 第3章 提案する機械創造性とその手法

### 3.1 題材としての俳句生成

#### 3.1.1 なぜ俳句生成なのか

俳句には明確なルールがあり、その長い歴史によって優れた教師データが数多く存在していることから、他の芸術と比較して評価がしやすい、深層学習に向いているといった多くのメリットがある。そのため、本研究には最適である。

本研究では芸術の生成に深層学習を利用する一例として俳句を使用し、その有用性を検証する。

#### 3.1.2 深層学習での俳句生成のコンセプト <音の組み合わせ>

音の組み合わせのみで俳句を生成する場合、俳句を全てかな表記で 5・7・5 で表現するとすると、

俳句データ  $h$  は

$$h = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, \dots, x_{17})$$

で表せる。

生成する俳句  $h_{gen}$  は、5・7・5 の各音が任意の値をとる同時確率分布になるので、

$$h_{gen} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, \dots, x_{17})$$

と表現できる。

これらから、すべての  $x$  について確率密度分布  $P(x)$  を出すことができれば、確率密度分布に従い俳句を生成できる。

### 3.1.3 深層学習での俳句生成のコンセプト<形態素の組み合わせ>

17 のかなの組み合わせの場合、50 音では、平仮名 46 音、濁音半濁音拗音 61 音の合計 107 音になる。その場合の重複順列は、 $107^{17}$ となる。

これらの解空間を探索し、日本語として成立させるためには、相当量の計算資源が必要となる。当研究では、音の組み合わせではなく、形態素の組み合わせによって俳句生成を行う。

形態素には、現代俳句協会の現代俳句データベース[33]に登録されている俳句を素材とし、形態素解析器の MeCab[34]を利用して形態素解析を行った。

形態素には、「分かち書き」で分割する。

分かち書きは、以下の原則にて行う。[35]

原則 1: 文節は切り離す

原則 2: 文節内の一部分が文節を作れる時は、その部分を切り離す

原則 3: 間に別の言葉を割り込ませることが可能な場合は切り離す

原則 4: 後ろに言葉を続けられる部分は切り離す

例文は下記のようになる。

▶ 古池 | や | 蛙 | 飛び込む | 水 | の | 音

表 1 形態素解析結果の例

書字形	発音形	語彙素読み	語彙素	品詞	活用型	活用形
古池	フルイケ	フルイケ	古池	名詞-普通名詞-一般		
や	ヤ	ヤ	や	助詞-副助詞		
蛙	カワズ	カワズ	蛙	名詞-普通名詞-一般		
飛び込む	トビコム	トビコム	飛び込む	動詞-一般	五段-マ行	連体形-一般
水	ミズ	ミズ	水	名詞-普通名詞-一般		
の	ノ	ノ	の	助詞-格助詞		
音	オト	オト	音	名詞-普通名詞-一般		

抽出した形態素は、ひとつひとつを固有の ID に変換する。

古池: 1

や: 2

蛙: 3  
飛び込む: 4  
水: 5  
の: 6  
音: 7

この結果、俳句は ID の集合、組み合わせになる。  
形態素の ID への変換は、GENSIM[36]の token2id を利用した。

「古池や蛙飛び込む水の音」の場合、下記例のようになる。

[1,2,3,4,5,6,7]

これらを one-hot ベクトルに変換を行う。

one-hot とは、一つだけ High(1)で、他は Low(0)のビット列を指すものである。one-hot ベクトルとは、同様に一つだけ High(1)で、他がすべて Low(0)の n 次元ベクトルである。

「古池や蛙飛び込む水の音」の形態素の組み合わせ[1,2,3,4,5,6,7]の場合、

古池 1 = [1,0,0,0,0,0,0]  
や 2 = [0,1,0,0,0,0,0]  
蛙 3 = [0,0,1,0,0,0,0]  
飛び込む 4 = [0,0,0,1,0,0,0]  
水 5 = [0,0,0,0,1,0,0]  
の 6 = [0,0,0,0,0,1,0]  
音 7 = [0,0,0,0,0,0,1]

注目する形態素組み合わせ $[w_0, w_1, w_2, \dots, w_{n-1}]$ があるとする、単語 $w_i$ は、 $i + 1$ 番目だけ 1 でそれ以外が 0 の n 次元ベクトルで表現できる。

今回利用した形態素の総数は 13803 個であるから、13803 次元ベクトルでの表現となる。

### 3.1.4 LSTM を用いた生成

LSTM(Long short-term memory)[18]とは、リカレントニューラルネットワーク(RNN)の亜種である。

基本的な処理は多層パーセプトロンを前提とし、形態素の組み合わせ[‘古池’,’や’,’蛙’,’飛び込む’,’水’,’の’,’音’]の場合、組み合わせの順に従って、下記のような処理を行う。

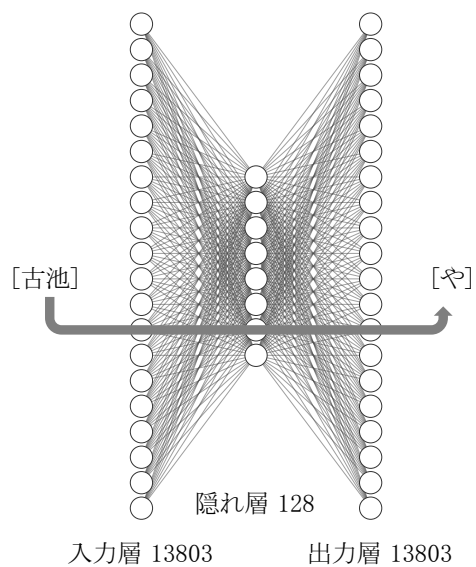


図 23 RNN 「古池」->「や」のシーケンス

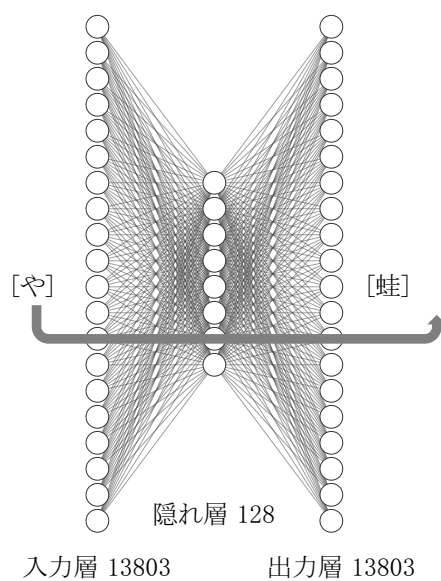


図 24 RNN 「や」->「蛙」のシーケンス

図 23、図 24 にあるように、単語の順に入力と出力を設定し、その隠れ層のパラメータを調整する。



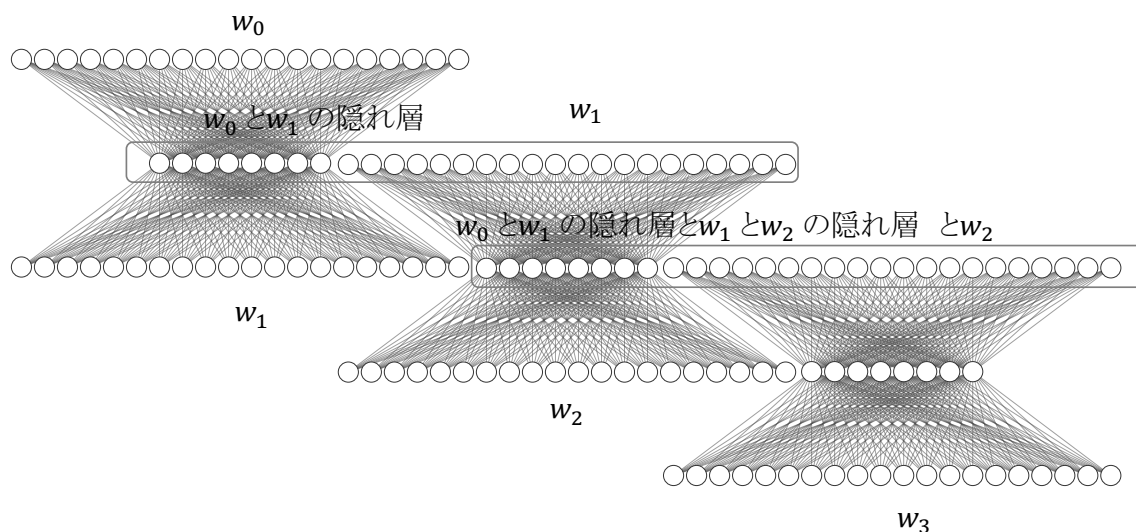


図 25 時系列順に多層パーセプトロンを並べて、隠れ層を次のパーセプトロンに引き継ぐ

これらのパーセプトロンは時系列に沿って循環的に同じ処理を行う。加えて、時系列に沿って先のパーセプトロンの隠れ層の値が次のパーセプトロンの処理として引き継がれる。

具体的には、「古池」の入力で「や」を出力するパーセプトロン、「古池」,「や」の入力で「蛙」を出力するパーセプトロン、「古池」,「や」,「蛙」の入力で「飛び込む」を出力するパーセプトロン、という具合である。

これらは、循環して同じ形の多層パーセプトロンを利用するため、再帰的な(recurrent)ニューラルネットワークと呼ぶ。

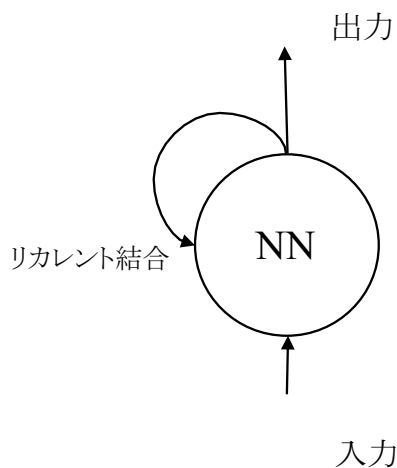


図 26 リカレントニューラルネットワーク(RNN)の概念図

一般的には、RNN は、図 26 のような図で表現される。

上記の図で表される単純再帰型 RNN は、考案者の名前をとってエルマン型ネットワークとも呼ばれる。

RNN は、時系列などの連続したデータ処理に向けたニューラルネットワークで、系列データの順序や記憶を保持できるなど、多くの利点がある。

しかし、再帰が多くなればなるほど、勾配消失により古い記憶のウェイトが弱くなっていく弱点がある。

その弱点を補うために考えられたアルゴリズムが Long short-term memory (LSTM) [18] である。

LSTM は、図 27 にあるようにエルマン型ネットワークの RNN と構造は同じである。

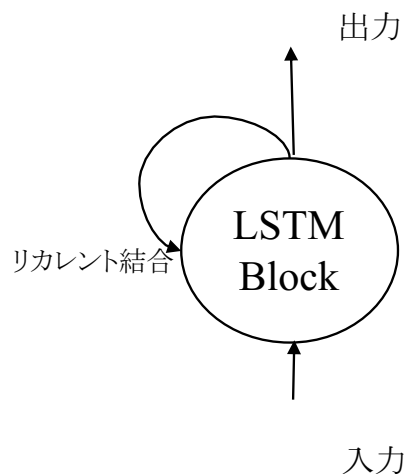


図 27 LSTM の概念図

LSTM は、RNN の弱点(長期の記憶を保持できない)を補うために改良された RNN で、ゲート付き RNN とも呼ばれる。

LSTM は、RNN にメモリセルを追加し、そのメモリセルを 3 つのゲート(入力ゲート・忘却ゲート・出力ゲート)を使って制御するようにしたものである。

これらの処理とフローにより、深層学習を用いて俳句の学習が可能になる。

## 3.2 何が良い生成物であるか

### 3.2.1 生成物の評価

3.1.4によって、俳句の生成が可能になった。では、これらの俳句をどのように評価すれば良いのか。

2.3.1 章の機械創造性の先行研究と定義を参考にすると、創造的な生成物は、ランダムなものでも突拍子もないものでもなく、有用でありながら新規[23]である必要がある。

また、AlphaGo の解の導出方法からも分かる通り、人間の直感に該当する部分(深層学習による潜在空間の学習)は不可欠である。

本研究では、先ず 2.2.2 のアプローチ 2(解空間の外の新規性)に対して実験を行う。

### 3.2.2 生成物の評価手法

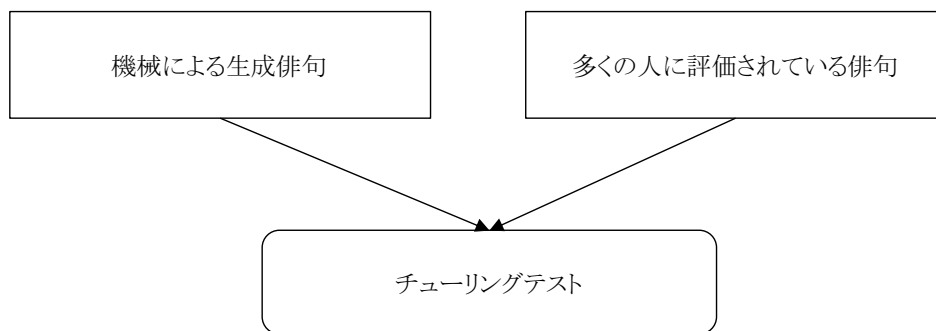


図 28 俳句のチューリングテスト

生成俳句の評価は、過去に詠まれ、多くの人に評価されている現代俳句との比較評価によって行う。(図 28)

生成された俳句を評価する際、多くの人に評価される俳句に比べて遜色がない場合、一定の基準をクリアしていると思わせる。

チューリングテスト[37]とは、1950年にアラン・チューリングが「機械は思考できるのか」という問題意識から提案されたテスト方法である。

チューリングテストのテスト方法は、二つの出力結果のうち、どちらが人間による出力によるものかを判別する。審査員が機械か人間かの判断に困る場合、その機械は十分な知性を持っているものと仮に見なす。

本研究では、チューリングテストを人ではなく機械で行なっている。

そもそもチューリングテストとは、人が行なって初めてチューリングテストといえるもので、機械が行うものではないが、一旦機械で仮チューニングテストを繰り返し行なった上で、最終的に人のチューリングテストを行う。

最終的に人でチューリングテストを行うことは変わらないが、チューリングテストの前に、図 28 と同じ構造のチューリングテストを機械同士で行う。( 図 29 )

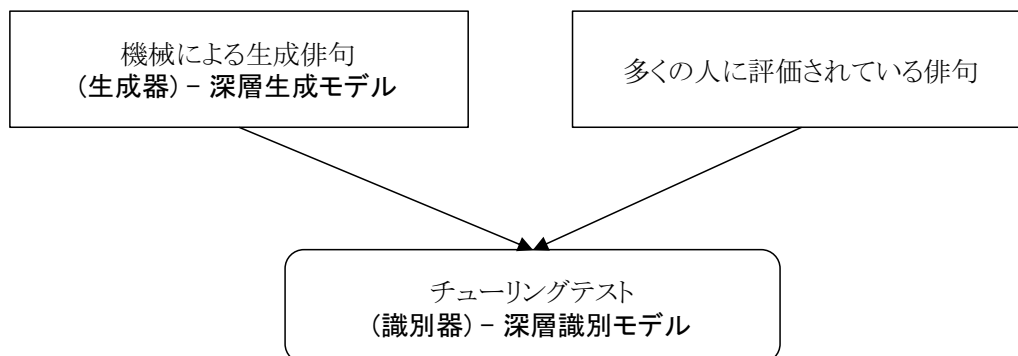


図 29 深層学習によるチューリングテスト

この図 29 の場合の生成器は、3.1.4 にある、LSTM によって生成する俳句である。識別器は、深層識別モデル(CNN など)による二値識別である。深層識別モデルによる識別は、活性化関数に sigmoid 関数を用いることにより、最終的に 0 または 1 を出力する。

深層識別モデルは、チューリングテストと同じく、生成器によって生成された俳句か、俳人の俳句かを伏せた上で評価を行わなければならない。

深層識別モデルの評価結果(0 または 1)は、もし誤答であった場合には、深層識別モデルの損失関数を最小にするように誤差の逆伝播を行い、深層識別モデルの精度が向上するよう調整される。

もし深層識別モデルの評価結果が正答であった場合には、深層生成モデルの精度を向上させるよう、深層生成モデルに対して誤差の逆伝播を行い、深層生成モデルの精度を向上させる。

これらの処理により、深層生成モデル、深層識別モデルの双方の精度が向上し、これらの処理を限りなく連続して行うことによって、直接の比較対象となる人間の俳句を介して、徐々に生成物の精度を高めていく手法である。

これらの基本的な考え方は、2015 年に Ian Goodfellow らが考案した敵対的生成ネットワーク(Generative Adversarial Network - GAN)[38]というフレームワークで提唱されたアプローチで、非常に大きな発見のひとつとされている。現在、敵対的ネットワークを活用した深層学習アルゴリズムは非常に多く提案され、活用されている。

GAN の価値関数は下記のようになる。

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_{\mathbf{z}}(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z})))] .$$

D は深層識別モデルによる識別器、G は深層生成モデルによる生成器を意味する。

左辺は、D が V を最大化する場合、V を最小にする G を選ぶことを表現する。

右辺は、最終的に 0 または 1 を返す深層識別モデルである。

この場合、人のデータには 1、深層生成モデルが生成したデータには 0 が振られているとする。

右辺第一項は、人の俳句が D(識別器)にきたときのスコアである。

人の俳句のため、 $D(x) = 1$  を出力したい。

$D(x)$  が 1 に近いほど、 $\log D(x)$  は 0 (最大) に近づき、 $D(x)$  が 0 に近いほど  $\log D(x)$  は  $-\infty$  に近づく (最小)。

右辺第二項は、深層生成モデルの生成した俳句が D(識別器)にきたときのスコアである。

深層生成モデルの生成した画像であるため、0 を出力したい。

$G(z)$  は、深層生成モデルの出力であり、深層識別モデル D が  $G(z)$  を受けて 0 にできれば  $\log(1 - D(G(z)))$  部分は  $\log(1 - 0)$  となり、0 で最大化できる。

全体のアルゴリズムとしては、この価値関数を用いて D(深層識別モデル)と G(深層生成モデル)の学習を交互に繰り返す。(図 30)

---

**Algorithm 1** Minibatch stochastic gradient descent training of generative adversarial nets. The number of steps to apply to the discriminator,  $k$ , is a hyperparameter. We used  $k = 1$ , the least expensive option, in our experiments.

---

**for** number of training iterations **do**

**for**  $k$  steps **do**

- Sample minibatch of  $m$  noise samples  $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$  from noise prior  $p_g(z)$ .
- Sample minibatch of  $m$  examples  $\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$  from data generating distribution  $p_{\text{data}}(x)$ .
- Update the discriminator by ascending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[ \log D(x^{(i)}) + \log \left( 1 - D(G(z^{(i)})) \right) \right].$$

**end for**

- Sample minibatch of  $m$  noise samples  $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$  from noise prior  $p_g(z)$ .
- Update the generator by descending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log \left( 1 - D(G(z^{(i)})) \right).$$

**end for**

The gradient-based updates can use any standard gradient-based learning rule. We used momentum in our experiments.

---

図 30 GAN のアルゴリズム [17]より引用

まずは  $D$  の学習のために  $G$  を固定して  $V$  を最大化させる。

ついで、 $G$  の学習のために  $D$  を固定して  $V$  を最小化させるように学習していく。

これが、GAN を構成するアルゴリズムである。

さて、俳句のチューリングテストをモデル化した場合、validation を INCOSE SE Handbook[39]

の FIGURE4.18 Alain Faisandier の図に当てはめると、下記

図 31 のようになる。

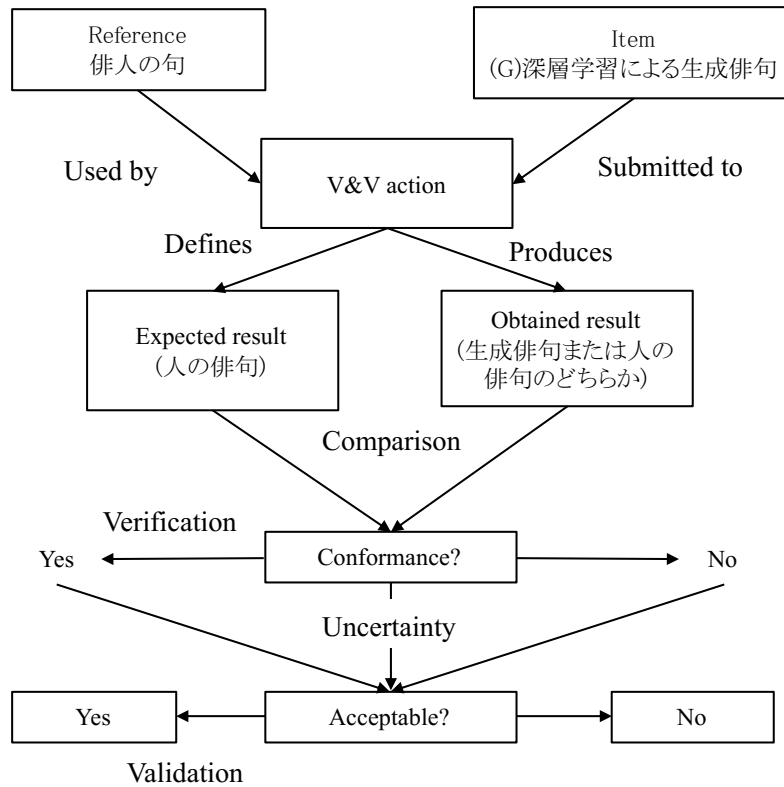


図 31 俳句チューリングテストの V&V アクション

このモデルは、人がチューリングテストを行う場合も、機械がチューリングテストを行う場合も同じである。

最終的には、人の鑑識眼によって **Delivery of validated system** となるが、その前段階で機械によって **Delivery of validated system elements** となるべき妥当性確認が繰り返し行われる。(図 32)

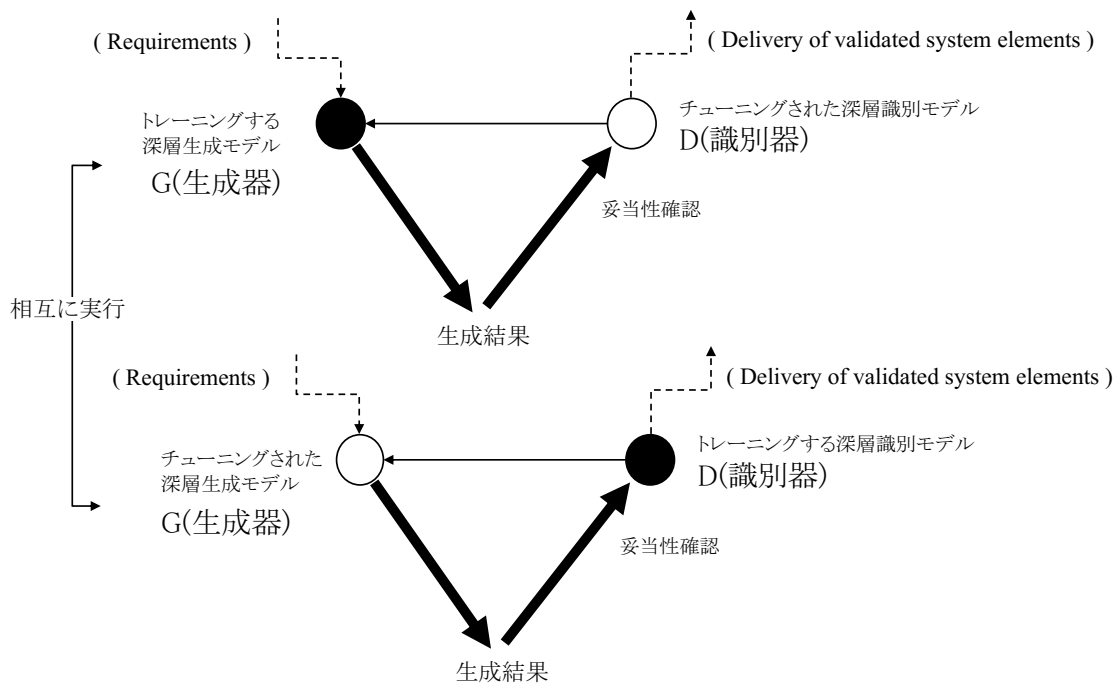


図 32 イテレーティブな V&V

このイテレーティブなプロセスにより、生成と評価が繰り返し行われ、より比較対象と遜色のない成果物が出力できるようになってくる。

さて、ここで気になるのが、V モデルの左上にある **Requirements** である。

俳句の **Requirements** は、

一般的には

- ・上五、中七、下五の韻律を踏む構造である
- ・季語が最大1つ最小 1 つ含まれる

というものである。

しかし、これらの **Requirements** を満たしたとしても俳句としては成立しない。

(必要条件でも十分条件でもない) (図 33)



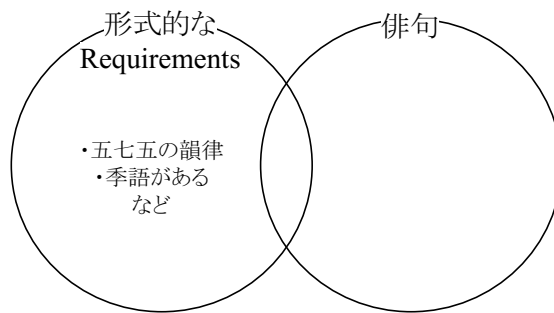


図 33 Requirements と俳句の関係

ただ、この図 33 の構造は、図 18 のアプローチ2の創造性の構造に近い。俳句という概念からは離れているが、ブント曲線の間で驚きのある俳句(つまり、本研究で創造性のアプローチ 2 で考えた)創造性のある俳句を適度に生成できる可能性もある。

しかし、上五中七下五の韻律や季語だけでは、形式だけの俳句になり、人の感性に合う俳句ができる確率は低い。

本研究では、出来る限り人が俳句らしいと感じる解空間をベースに、少しだけ逸脱させることを狙っている。

そのためには、人の俳句に関する感性や直感に相当するものを Requirements として用意する必要がある。

では、人の感性や直感をどのように Requirements とするのか。

IEEE1220[39]によれば、良い要求はテスト可能であり、計測可能であるものとされる。

**A requirement** is a statement that identifies the product or process operational, functional or design constraints or characteristics, which is unambiguous, **testable**, or **measurable**, and necessary for a product or process acceptability (by consumers or internal quality assurance guidelines) [IEEE1220]

感性や直感のままでは ambiguous で、testable でも measurable でもない。

一方、感性や直感が、もし俳句を学習した結果として n 次元の潜在変数として反映されているのであれば、unambiguous であり、testable かつ measurable の条件を満たす。

本研究では、上五中七下五の韻律や季語などの Requirements を一切用意しない。

上五中七下五や季語等の俳句の Requirements は、人の俳句から徐々に学習を行なった潜在変数をもとに評価を行う。(図 34)

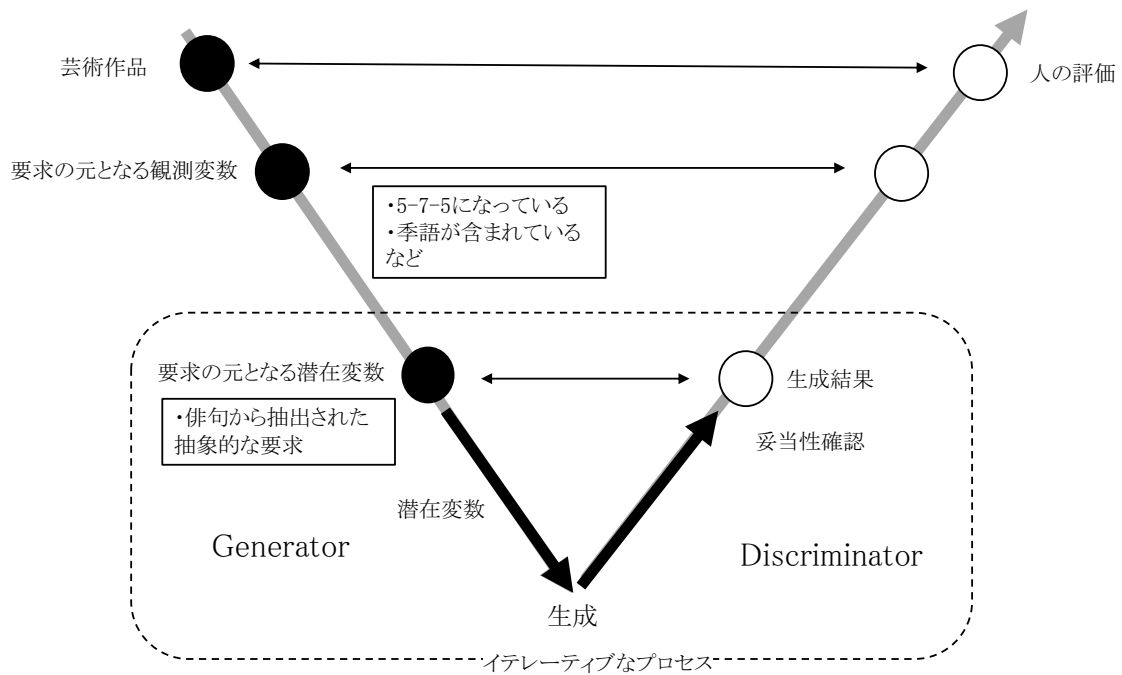


図 34 本研究の俳句生成評価プロセス

また、本研究の他の先行研究との違いもここにある。(表 2)

表 2 本研究と先行研究との違い

	アルゴリズム	アプローチ	生成手法	評価	最終評価
既存研究	LSTMによる生成	形式的な特徴の抽出	形式的特徴の適用	機械による形式的特徴の評価	人による評価
本研究	LSTM+GANによる生成	潜在的特徴の抽出	潜在的特徴の適用	機械による潜在的特徴の評価	人による評価

### 3.2.3 何がよい生成物なのか

俳人の句と生成俳句を評価する上で難しいのは、評価である。何をもちて機械の俳句とし、なにをもちて優れた俳句とするのか。

俳句の場合は、先にも述べた通り、形式を満たす（「5-7-5 になっている」、「季語の重なりがない」）から秀句である、といえるわけではない。

あくまで、句の全体の雰囲気をもとに、人の直感や感性で評価を行うのが俳句である。

「直感や感性」と表記した部分は、人間特有のものである。そのため、機械に「直感や感性」を持たせることは不可能である。しかし、「直感や感性」を  $n$  次元の潜在変数と解釈すると、評価が可能である。( 図 35 )

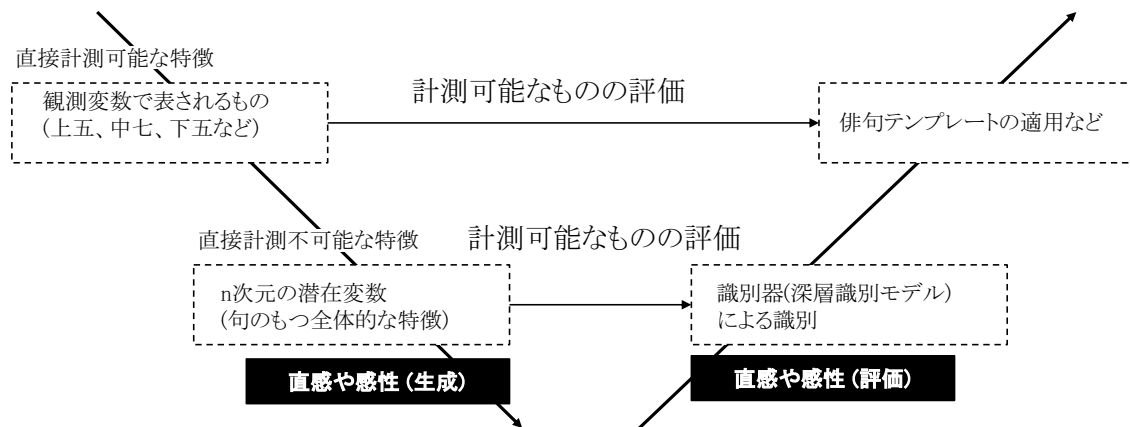


図 35 俳句の V モデル

生成物の「良い」「悪い」は、判定が難しい。そのため、「良い」「悪い」の判断は、「良い」特性を備えた比較対象との比較で行うことになる。本研究では、明治以降の名句と、生成物の比較によって「良い」「悪い」の二値での判断を行う。

### 創造的プロセスはどこに入るのか

名句との比較だけであれば、本研究での「創造的」な俳句にはならない。

むしろ、名句と異なっているほうがいい。

名句や名作と異なっている、という観点では、Berlyne らが、2017 年に絵画の分野で、どれだけ既知のどのカテゴリにも属さないかを判断基準として、創造的な絵画を作成しようとした。[40]

本研究では、データの特徴が離散値であることから、「名句と異なる」ではテキストとして収束しづらい。

俳句の生成においては、名句の概念に近づけることを目標とし、そこから少し離れることを狙った。

それらを実現するために、俳句生成の機能を2つの機能として分割した。

ひとつは、過去の名句の直感や感性に近づける機能(敵対的生成)、もうひとつは過去の名句の直感や感性から離す機能(言語ベクトル等を利用)の二つである。( 図 36 )

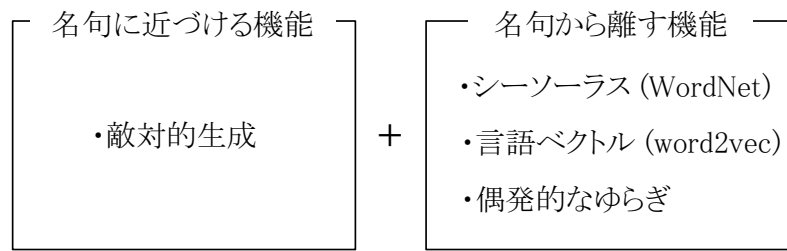


図 36 創造的俳句を実現する2つの機能

本研究では、「名句から離す機能」として、言語ベクトルに **wikipedia** 日本語版を使ったもの [41]、朝日新聞言語ベクトル [42] などを利用して、生成句の言語空間から離す作業を行った。結果としては、名句から極端に離れてしまい、日本語として意味が通らない乖離具合になった。俳句として成立したものは、敵対的生成の途中で偶発的に生成されたものであったため、「名句から離れる」機能については、意図的に生成できたものではなかった。

## 第4章 実験

### 4.1 構成

### 4.2 動作環境

本研究では、下記環境を用いて実験を行なった。

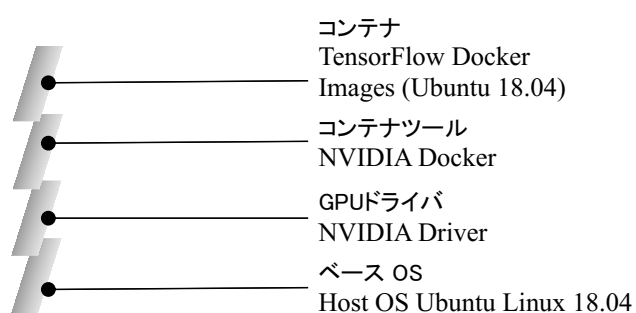


図 37 実験に利用したソフトウェア構成

表 3 実験サーバ環境

<b>CPU</b>	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-1620 v4 @ 3.50GHz
<b>Memory</b>	DDR4 DIMM 128GB
<b>GPU 1</b>	TITAN X (Pascal) 12187MiB
<b>GPU 2</b>	TITAN X (Pascal) 12187MiB
<b>CUDA Version</b>	10.1
<b>NVIDIA Driver</b>	430.5
<b>OS</b>	Ubuntu Linux 18.04.1 x86_64 GNU/Linux
<b>Kernel</b>	5.0.0-37-generic

### 4.3 実験データ

現代俳句協会の「現代俳句データベース」[33]を用いて、夏の季語を用いる俳句 8893 句を利用した。

取得には、HTML や XML からデータを抽出するパーサーライブラリの Beautiful Soap[43] を利用した。

## 4.4 実験設定

SeqGAN[44]を応用するにあたり、SeqGAN の Keras への実装[45]を参考にした。

### 4.4.1 俳句生成器の設定

LSTM ブロック数は、先行研究[46]を参考に 1024 に設定した。

最適化手法は Adam、学習率を 0.001(1e-3)、ドロップアウトを 0.01 とした。

### 4.4.2 俳句識別器の設定

俳句識別器のアルゴリズムは生成器と同じ LSTM を利用した。

LSTM ブロック数は 128、最適化手法は Adam、学習率を 0.001(1e-3)、ドロップアウトを 0.01 とした。

### 4.4.3 敵対的生成ネットワークの設定

敵対的生成回数は 10 とした。

俳句生成器、俳句識別器とも、敵対的生成によって学習する回数は敵対的生成 1 回につき 1 回とした。

## 4.5 実験経過

実験経過は下記の通り。

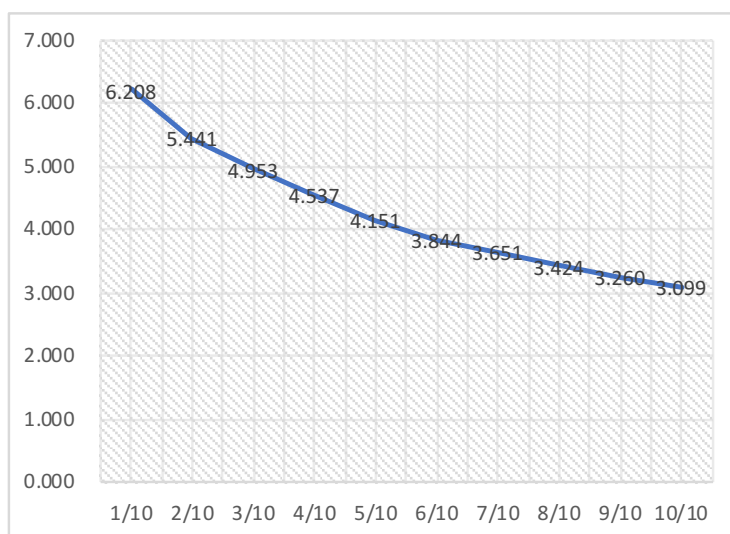


図 38 事前学習の様子(縦軸: loss 横軸:エポック)

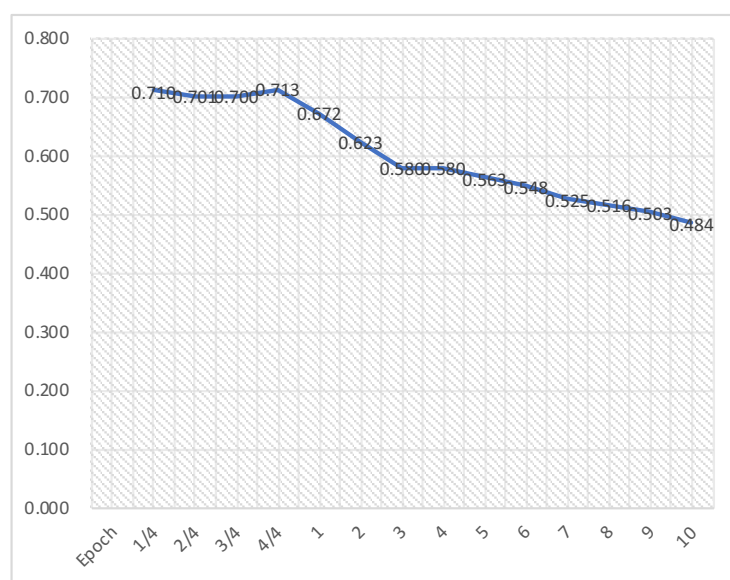


図 39 設定した敵対的生成ネットワークの様子(縦軸:loss 横軸:回数)

## 4.6 実験結果

1 回の実験中に 10 回の敵対的生成が行われ、88930 句が生成された。

敵対的生成1回目(head 10)

嬰兒立ち夕は鮎の咲きたる信濃の滝

田草取歩いていく鮮緑なり

葉桜や働く日をたたく  
出雲路の心に伸びている  
誰んおんのどこかと子衣をひらく  
海ほおずき影に目方は減らず一人

ゆく夏は真水ありよ燕かな  
穂高下り詩と出かねたりけり  
生きすぎて濯ぐ風鈴の音にして  
田植女の駅へ時計通り蟬の羽化

#### 敵対的生成 2 回目 (head 10)

湖に雨の疲れた昔かな  
螢火やゆかりといふもほす母ほくそえむ  
気きれず梅雨の海上る母梅雨落葉  
田水張られていきなり鷗現に  
練習たちに紙へみどりに硯あり

蓮の水音いまま濡れながら  
夫突放し次に朝顔ゆく涼しさ藤よ  
挫折て蛙を大切少年のサングラス  
新緑の下に猫いる合わないかな  
襟足のんこの世は初夏なり

#### 敵対的生成 3 回目 (head 10)

ずばり言うことばが笑ってる  
またごほんといふ門の井戸絵二階螢狩  
蜘蛛の囿の夕日の夾竹桃十株  
母上を洗ったばかり新緑  
大蛾にあらば音のやうに

落し文地球ジーパンいつもの火  
たまゆらのふかはせんと富士の裸  
骨一人にみたる夜は左傾  
赤富士へばつと振りて泳ぐ  
万里をゆく夏を言ひ詰める

#### 敵対的生成 4 回目 (head 10)

玻璃戸より先は信濃ひとつ  
朴の花えの月日や蚊喰鳥  
沙羅漬いまに蜥蜴現れたち  
山群れし滝傘は如何に暑く  
夜あまた人が太陽食べるなり

握りたる鮎のちから見えるだらかな  
新緑に蚯蚓地球わたる焦げてみる  
揚羽の風残りをり雲の峰  
寵愛の穴江戸百本上の海へ  
もろもろの浴衣に江戸のビール午前

#### 敵対的生成 5 回目 (head 10)



窓際の静かな親が立ちにけり  
扉開き人が帽子梅雨籠りけり  
かぶと虫ほどと炎天を顧みる  
船上のごとき夏野の背中早なり  
三人の箸が揃いない茗荷汁

むきだしのところにあらわる祭涼  
聖五月駅で笑う  
藍の枚に一匹売には知らず  
上下男の中はみている祭  
向日葵のうしろ百木夏の暮

敵対的生成 6 回目 ( head 10 )

蚊帳辺に紫陽花のある如く  
万骨の鮎といふ五月の海  
青柿や化粧ど一なりうすら繭  
壊しにいて麦秋の無人熱し  
向日葵の一枚の蝶にしている

石斧あり幾夕焼の柄も食む睡ち  
がれきから無傷の生れゆく子や  
歩かねば芭蕉になれず蟬を焼く  
その下に白き道あり夏はきぬ  
睨めつこして会話たる五月かな

敵対的生成 7 回目 ( head 10 )

向き合いたきものまたかしこくめたり西日  
幽のごとくにその心師の水  
牡丹生けてうすきしなやかに冷やしミルク  
いま星も大きな力夏梅雨の蝶  
さるすべり空にこれとさるすべり甲斐の木

夏山へ連れ出す手だなき夕焼  
羽抜鳥かくしたきこと骨へ  
向日葵に箆口令のゆきわたり  
ここもただれかや梅雨の明  
大いなる蒲の穂わたくしたりランプ

敵対的生成 8 回目 ( head 10 )

空蟬の膳に子が痛みだす  
夏草に沈みて水の落ちる  
誰んと会いと炎天に突きあたる  
癌るるるるに大きな扇風機  
夏足袋の闇外廁青薄暑

島人水の骨にはあらざりき  
釘箱から言ひらを開けているかな  
個人情報保護法夏負けす  
脳外科の空蟬個個に歩き出す  
羽抜鳥かくしたき夜の梅を干す

敵対的生成 9 回目 (head 10)

すだれ巻く山の向うの武者幟  
魂の地に同じ夏の海  
薬師寺の尻切れつづけ午後の月  
あり余るひとりの闇の夏日  
炎天に人間ひとり生え帰る

早乙女に二も見し蟹がない  
時鳥廁半ばに出かねたりけり  
長さ遠くて泳ぐかな  
どこやらに硝子がわれを殺したるきよ  
あぢさゐていのち拾ひしたいこむ

敵対的生成 10 回目 (head 10)

灯涼し足逃れさのちが蟬しぐれ  
炎天の峽の山の土に更衣  
夕虹の根に深入りしたる  
尺嬰の熱きのは水より映りゐ  
鳥瞰図には佐渡の姿に胡瓜もみ

ライオンは寝たひみて蟻の列  
渾身雨いつかこのところに冷やしミルク  
炎暑かな文字の痩せてみてをり  
父逝きぬ珊瑚はひ濃紫陽花  
黒揚羽虚無の視線の切り絵に

# 第5章 評価

## 5.1 評価

敵対的ネットワークを活用してイテレーティブな生成と評価を機械によって行なった。

評価においては、敵対的生成を人の俳句と比較して生成を行なった最終プロセスとして、人による生成物の評価をおこなった。

人による生成物の評価は2つある。

1つは、敵対的生成プロセスに関する妥当性確認を人によって評価するプロセスである。

このプロセスにより、敵対的生成によるサブシステムをサブシステムとして稼働させることができる。これは、5.1.1 で述べる。

もう1つは、俳句の生成物そのものの評価である。この評価により、提案したシステムの出力結果の評価を行うことができる。それを、5.1.3 で述べる。

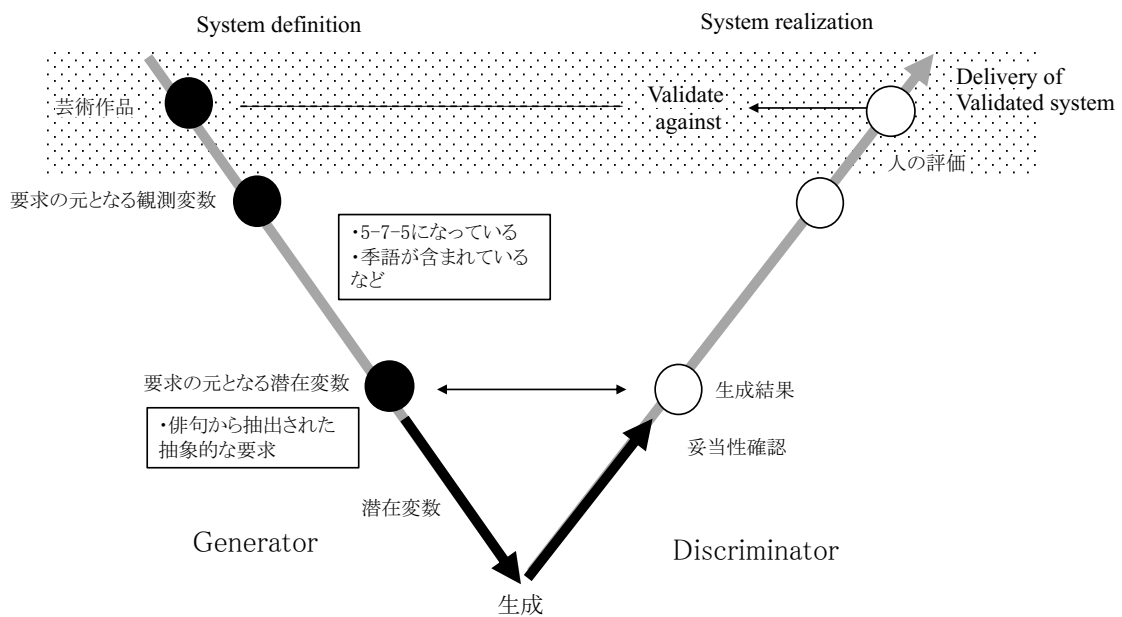


図 40 人による妥当性確認 [39]を参考に作図

### 5.1.1 人による生成物の評価

慶應義塾大学院 SDM 研究科に在籍する修士課程の学生 64 名から協力の同意を得て生成俳句のチューリングテストを行った。(調査期間: 2020 年 1 月 15 日から 2020 年 1 月 18 日)

チューリングテストに使用した俳句は 30 句、その内生成俳句が 15 句、現代俳句が 15 句の均等な数を用意した。

生成俳句と現代俳句の詳細は下記の通り。

生成俳句 15 句:

敵対的生成 10 回目の 8893 句より、俳句の形をしていないものを除外(5-7-5, 季語がない、二重季語)した上で、秀句にみえるものを 15 句選出

現代俳句 15 句:

現代俳句協会が選んだ、明治以降の広い意味での秀句、歴史的に価値のある俳句作品の一部から 15 句選出

生成俳句は、下記 15 句を利用した。

表 4 生成俳句 15 句

生成俳句 15 句	
1.	夜を干す体育祭の坂の下
2.	晩夏の水ぶっかけてくれてゆく
3.	ひとりでは五月の雲の長廊下
4.	真っ青な影さかしまに夏の水
5.	釣り上げし鮎それぞれの白さかな
6.	水の底くらし暗しと動じない
7.	ヨサコイソーラン梅雨無き日に透きとほる
8.	日常の奥へ奥へと飛行雲
9.	山中や寝冷えしさうな宿畳
10.	玉虫の腹より黒き夜の底
11.	磐梯の夏の国体続きおり
12.	夏シャツにつまづいている私です
13.	バラソルの折目正しき端座なり
14.	診療のちよつと嬉しき夏はじめ
15.	深々と同じ憂ひをひろげゆく

現代俳句は、下記 15 句を利用した。

表 5 現代俳句 15 句

現代俳句 15 句	
1.	東京の空のみんみん山頭火
2.	生きるさみしさは蟬の尿しぶく見え
3.	教会の奥ほど氷雨激しかり
4.	海図貼る喫茶を冷房に沈め
5.	灯台のように遠くて裸足です
6.	人体の自在に曲がる螢の夜
7.	抜歯して昼の蝙蝠となれり
8.	翡翠の影こんこんと廻り
9.	我心或時軽し罌粟の花
10.	老鶯や珠のごとくに一湖あり
11.	淡紅の蓮咲きむごい時間かな
12.	サングラスの射程ぞくぞく蓮の花
13.	湧く雲無尽そうめんのびちやった
14.	わが城あり緑を窓に工場崩れ
15.	倒立の団栗眼夏来る

回答者の属性に関する質問には、下記を用意した。

1. ご自身で俳句を詠む機会がありますか？
2. 俳句を見る機会がありますか？(ある・ない)
3. 性別(男女)
4. 年齢(～19 歳, 20 歳～29 歳, 30 歳～39 歳, 40 歳～49 歳, 50 歳～59 歳, 60 歳～69 歳, 70 歳～)

### 5.1.2 人による生成物の評価結果

母集団となる 64 人の回答者の回答から、各句毎に生成俳句を「人」と評価したか、「機械」と評価したかを集計した。そのうち、人が詠んだと評価したものが半数を超えた場合をチューリング Pass とし、またその統計結果について、1 変量のカイ 2 乗検定を行った。

深層学習により生成した俳句の結果は下記の通り。

表 6 生成俳句の評価結果

生成俳句 15句		人	機械	チューリング	P値	
1.	夜を干す体育祭の坂の下	16	48		0.0001	**
2.	晩夏の水ぶっかけてくれてゆく	37	27	Pass	0.2113	
3.	ひとりでは五月の雲の長廊下	29	35		0.4533	*
4.	真っ青な影さかしまに夏の水	49	15	Pass	0.0000	**
5.	釣り上げし鮎それぞれの白さかな	47	17	Pass	0.0002	**
6.	水の底くらし暗しと動じない	44	20	Pass	0.0027	**
7.	ヨサコイソーラン梅雨無き日に透きとほる	34	30	Pass	0.6171	
8.	日常の奥へ奥へと飛行雲	40	24	Pass	0.4550	*
9.	山中や寝冷えしさうな宿暈	47	17	Pass	0.0002	**
10.	玉虫の腹より黒き夜の底	49	15	Pass	0.0000	**
11.	磐梯の夏の国体続きおり	42	22	Pass	0.0124	*
12.	夏シャツにつまずいている私です	26	38		0.1336	
13.	パラソルの折目正しき端座なり	48	16	Pass	0.0000	**
14.	診療のちょっと嬉しき夏はじめ	25	39		0.0801	
15.	深々と同じ憂ひをひろげゆく	40	24	Pass	0.0455	*

\*\* p< .01 \* p< .05

結果、生成俳句において、人が作成した俳句として判断される句が 11 句あった。

その内で一変量の $\chi^2$ 検定を利用した p 値が 0.01 未満、統計的に有意とみなせる句が 6 句あった。

参考まで、現代俳句の場合の結果は下記の通りとなった。[13]

表 7 現代俳句の評価結果

現代俳句 15句	人	機械	チューリング	P値	
1. 東京の空のみんみん山頭火	19	45		0.0012	**
2. 生きるさみしさは蟬の尿しぶく見え	30	34		0.6171	
3. 教会の奥ほど氷雨激しかり	32	32	Pass	1.0000	
4. 海図貼る喫茶を冷房に沈め	17	47		0.0002	**
5. 灯台のように遠くて裸足です	11	53		0.0000	**
6. 人体の自在に曲がる螢の夜	23	41		0.0244	*
7. 抜歯して昼の蝙蝠となれり	29	35		0.4533	
8. 翡翠の影こんこんと廻り	25	39		0.0801	
9. 我心或時軽し罌粟の花	32	32	Pass	1.0000	
10. 老鶯や珠のごとくに一湖あり	35	29	Pass	0.4533	
11. 淡紅の蓮咲きむごい時間かな	34	30	Pass	0.6171	
12. サングラスの射程ぞくぞく蓮の花	16	48		0.0001	**
13. 湧く雲無尽そうめんのびちやった	31	33		0.8026	
14. わが城あり緑を窓に工場崩れ	17	47		0.0002	**
15. 倒立の団栗眼夏来る	23	41		0.0244	

\*\* p< .01 \* p< .05

現代俳句では、人が作成したとみなされる俳句が 15 句のうち 4 句、その中で検定結果により有意といえるものはなかった。

逆に、機械の句であるとみなされた句は 15 句中 11 句、そのうち有意であるといえる結果は 5 句となった。

### 5.1.3 俳句の生成物そのものの評価

#### (1) 評価の設定

生成俳句 15 句のうち、人の句と判定された(p<0.0001)下記 3 句と古典的名句を1句抽出し、これらの俳句がどのように評価できるか、調査を行った。

1. 真っ青な 影さかしまに 夏の水 (生成俳句)
2. 玉虫の 腹より黒き 夜の底 (生成俳句)

3. パラソルの 折り目正しき 端座なり (生成俳句)
4. 古池や 蛙(かわず)飛び込む 水の音 (松尾芭蕉)

評価には、多くの俳句選者が評価指標とする見方[47]を示した上で、アンケート参加者に俳句の評価を行っていただいた。

俳句の評価指標として提示した項目は下記である。

(1)-(3)は、皆川らの、俳句評価者に共通する評価指標[47]、(4)は、創造性の要素となる、解空間からの適度な乖離を、心理学者 Bundt の表現[24]を使い、「程よい驚き」とした。

- (1) 情景描写が的確で具体性がある
- (2) 作者の心情が適度に表現されている
- (3) 想像の余地を残す
- (4) 程よい驚きを感じる

選択肢は、以下の4項目とした。

全く同意できない	同意できない	同意できる	非常に同意できる
----------	--------	-------	----------

実施日：2020年1月23日から2020年1月24日の間

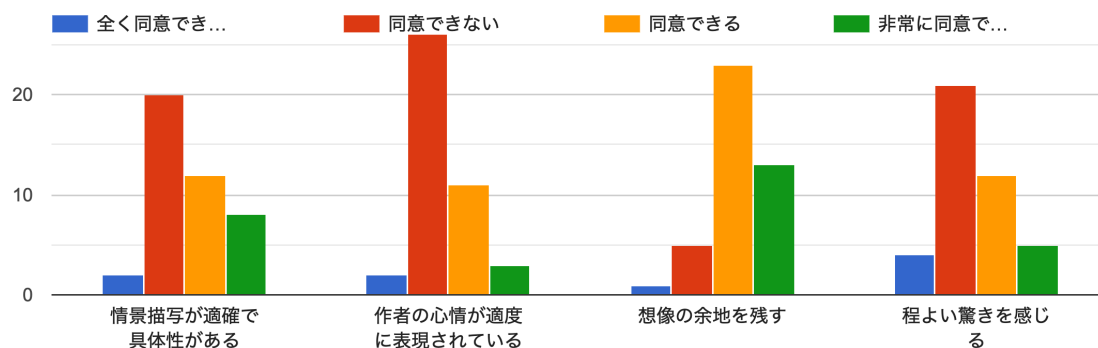
アンケート対象者：慶應義塾大学大学院 SDM 研究科の新卒学生・社会人学生・卒業生  
サンプル数：42

## (2) 評価結果

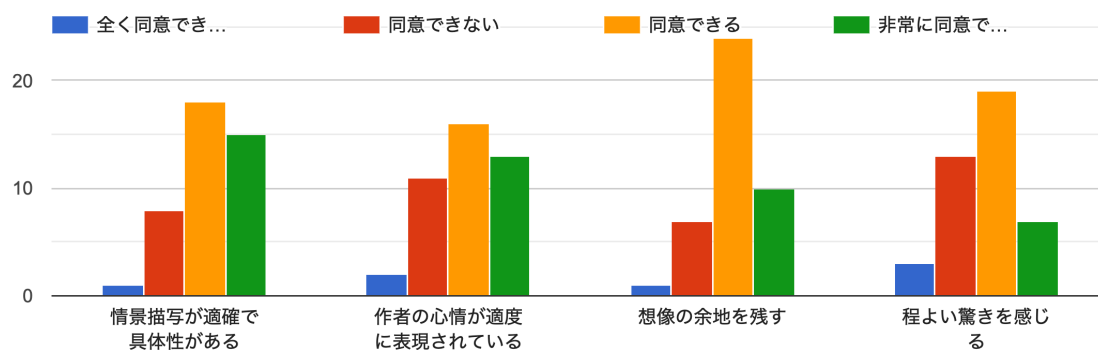
評価結果は下記の通り。



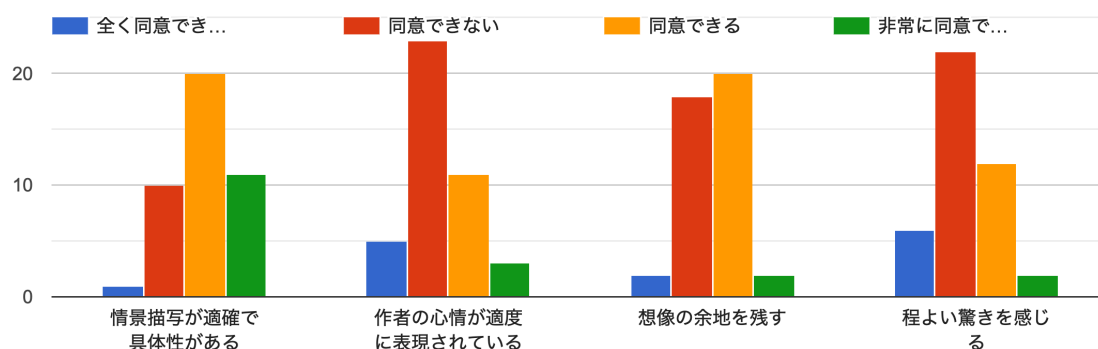
### 1. 真っ青な 影さかしまに 夏の水



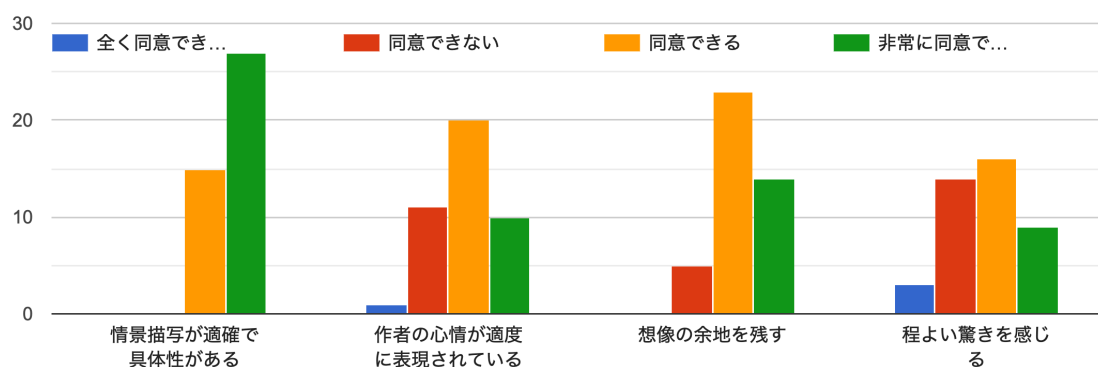
### 2. 玉虫の 腹より黒き 夜の底



### 3. パラソルの 折目正しき 端座なり



#### 4. 古池や 蛙(かわず)とびこむ 水の声



### (3) 評価結果の考察

評価の結果、機械の俳句に関しては、

- ・「想像の余地を残す」という評価項目において比較的高い評価を得られた。
- ・「情景描写が的確で具体性がある」という評価項目においては、3 句中 2 句で評価を得られた。
- ・「作者の心情が適度に表現されている」という評価項目においては、「同意できない」との回答が多かった。アンケート説明欄に、「人工知能が作った俳句」と説明してしまったことから、バイアスがかかってしまった可能性がある。

これらの観点から総合して考えると、ある程度は俳句としての水準を達成し、また「良い」と思われる要素も一部含んだ俳句を生成できているのではないかと考えられる。

#### 5.1.4 機械創造性の視点からの評価

本論文では、一旦先行研究の研究結果や定義を基として、機械創造性を「新規性があり有用である(Newell[23])」かつ、先の考察を踏まえ、心理的創造性 (P-Creativity) があるものとした。

新規性:

ここでいう新規性は、生成俳句であることから、過去施行されていない可能性の高い組み合わせである。これは、**H-Creativity**(歴史的創造性)である。

また、多くの人に心理的に受け入れられたことから、**P-Creativity**(心理的創造性)でもある。

**有用性:**

有用性については、生成物が確かに俳句として成立し、効果的であることをもって確認できる。

俳句は、有用性があった、ということができる。

**心理的創造性:**

先に新規性の項目で述べた通り、心理的創造性は達成している、といえる。

## 第6章 結論と今後の展望

### 6.1 結論

本研究では、機械創造性の可能性と現在の主流となる生成メカニズム、本論文で定義する創造性について論じ、敵対的生成ネットワークを活用して、俳句の生成と評価を行なった。

本研究では、創造的なものの生成には、2つの要素の生成機構が必要であると考えた。

1つは、人の概念や直感に近い概念をもつ機構、もう1つは前者から適度に離れる機構、この二つの機構が組み合わさって創造的な出力が可能になるのではないか、という仮説であった。

今回、俳句生成を題材として、先行研究をもとに独自の創造性を定義し、その範囲内でかろうじて小さな創造性を見つけることができたことになるが、結果として偶発的なゆらぎによって生じた生成物が俳句としては良い結果が出た。

本来の意味で「創造的」と評価できるには、もう一步先の「妥当な解」の発見プロセスを再現可能な形に落とし込むことが必要だと考えている。本研究では、そこまで至ることができず、多くの課題を積み残した。

### 6.2 今後の展望

本研究を進めていく過程で、多くの課題が見つかった。

1. アプローチ1について、設計と実験と検証を行いたい。

アプローチ1は、仮のゴールを設定するというアイデア中心の手法である。

このアプローチが正しければ、より狙った形で創造的な出力を出せる可能性があるかもしれない。次元圧縮のさらに次元圧縮というありふれた手法であるが、このような使い方をするアイデアは(もしかしたら)成果次第では有効な手法になるかもしれないと考えている。

2. 言語ベクトルを利用した解空間の拡張を、より高い精度で行う。

本研究では、言語ベクトルを利用した言語空間の拡張も行なったが、良い成果を得られることができなかった。その理由としては、十分に言語ベクトルの特性を生かした言語置換ができていなかったことに起因する可能性もあると考えている。引き続き研

究を行いたい。

### 3. マルチモーダルな入力による俳句生成の可能性の試行

入力を文字だけではなく、俳句を、映像や情景主体のマルチモーダルなデータとしてとらえる。画像や文字、可能であればその他の五感の感覚も含めた上で、俳句の出力を行いたい。

これは、俳句を自然言語処理のアプローチにより始めた段階から抱いていた課題間であり、映像や情景を短い言語表現に収めることが可能になれば、俳句生成という意味においては良い成果を出せそうであると考えている。

### 4. 機械の創造性の評価について、科学的プロセスに落とし込む手法を考えたい。

機械学習による創造性の研究は、2014年から年次で開催されているICCC( International Conference on Computational Creativity )を中心に多くを議論されているが、まだまだ歴史の浅い、研究者も限られた分野のため先行する研究も多岐にわたらない領域である。研究としてまだまだ浅い領域で、かつ学際的で分野横断的な難しさも含むが、このような曖昧で生まれたての分野であればこそ、システムエンジニアリングで学んだ手法やアプローチが生きてくるかもしれないと考えている。

## 第7章 参考文献

- [1] J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, and C. E. Shannon, “A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955,” *AI Mag.*, vol. 27, no. 4, p. 12, 2006.
- [2] “Association for Computational Creativity.” [Online]. Available: <http://computationalcreativity.net/home/>. [Accessed: 29-Dec-2019].
- [3] T. Veale and A. Cardoso, *Computational Creativity: The Philosophy and Engineering of Autonomously Creative Systems*. Springer, 2018.
- [4] “Google’s Intelligence Designer - MIT Technology Review.” [Online]. Available: <https://www.technologyreview.com/s/532876/googles-intelligence-designer/>. [Accessed: 22-Jan-2020].
- [5] 坂本一寛, 創造性の脳科学: 複雑系生命システム論を超えて /. 東京: 東京大学出版会, 2019.
- [6] “Edmond de Belamy - Obvious Art.” [Online]. Available: <http://www.obvious-art.com/edmond-de-belamy.html>. [Accessed: 21-Jan-2020].
- [7] “The Next Rembrandt.” [Online]. Available: <https://www.nextrembrandt.com/>. [Accessed: 29-Dec-2019].
- [8] “ING’s ‘The Next Rembrandt’ and the Spanish National Lottery’s ‘Justino’ Win Cyber Grand Prix | AdAge.” [Online]. Available: <https://adage.com/article/special-report-cannes-lions/rembrandt-justino-cyber-grand-prix/304641>. [Accessed: 29-Dec-2019].
- [9] L. A. Gatys, A. S. Ecker, and M. Bethge, “A neural algorithm of artistic style,” *arXiv Prepr. arXiv1508.06576*, 2015.
- [10] L. A. Gatys, A. S. Ecker, and M. Bethge, “Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks,” *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-Decem, pp. 2414–2423, 2016.
- [11] “mattya/chainer-gogh.” [Online]. Available: <https://github.com/mattya/chainer-gogh>. [Accessed: 29-Dec-2019].
- [12] “jisungk/deepjazz: Deep learning driven jazz generation using Keras & Theano!” [Online]. Available: <https://github.com/jisungk/deepjazz>. [Accessed: 29-Dec-2019].
- [13] J. Gillick, K. Tang, and R. M. Keller, “Machine learning of jazz grammars,” in *Computer Music Journal*, 2010, vol. 34, no. 3, pp. 56–66.

- [14] “evancchow/jazzml: A (very incomplete) project that combines machine learning with music.” [Online]. Available: <https://github.com/evancchow/jazzml>. [Accessed: 29-Dec-2019].
- [15] G. Hadjeres, F. Pachet, and F. Nielsen, “DeepBach: a Steerable Model for Bach Chorales Generation,” Dec. 2016.
- [16] D. P. Kingma and M. Welling, “Auto-Encoding Variational Bayes,” no. ML, pp. 1–14, 2013.
- [17] I. Goodfellow et al., “Generative adversarial nets,” in *Advances in neural information processing systems*, 2014, pp. 2672–2680.
- [18] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [19] S. Rifai, Y. N. Dauphin, P. Vincent, Y. Bengio, and X. Muller, “The manifold tangent classifier,” in *Advances in neural information processing systems*, 2011, pp. 2294–2302.
- [20] M. A. Boden, “Computer models of creativity,” *AI Mag.*, vol. 30, no. 3, pp. 23–34, 2009.
- [21] J. H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
- [22] D. Silver et al., “Mastering the game of go without human knowledge,” *Nature*, vol. 550, no. 7676, pp. 354–359, 2017.
- [23] A. Newell, J. C. Shaw, and H. A. Simon, “The processes of creative thinking,,” in *Contemporary Approaches to Creative Thinking*, 1958, University of Colorado, CO, US; This paper was presented at the aforementioned symposium., 1962.
- [24] D. E. Berlyne, “Novelty, complexity, and hedonic value,” *Percept. Psychophys.*, vol. 8, no. 5, pp. 279–286, 1970.
- [25] A. Pease and S. Colton, “Computational Creativity Theory: Inspirations behind the FACE and the IDEA models.”
- [26] M. A. Boden, “Creativity,” pp. 267–291, 1995.
- [27] M. A. Boden, *The creative mind: Myths and mechanisms*. Routledge, 2004.
- [28] J. S. Bruner, “The conditions of creativity,,” in *Contemporary Approaches to Creative Thinking*, 1958, University of Colorado, CO, US; This paper was presented at the aforementioned symposium., 1962.
- [29] 吉田靖, 服部雅史, and 尾田政臣, “アイデア探索空間と創造性の関係,” *心理学研究*, vol. 76, no. 3, pp. 211–218, 2005.
- [30] 阿部慶賀, *創造性はどこからくるか：潜在処理、外的資源、身体性から考える* /. 東京: 共立出版, 2019.

- [31] S. Colton, J. Charnley, and A. Pease, “Computational Creativity Theory: The FACE and IDEA Descriptive Models.”
- [32] D. Shrivastava, S. A. CG, A. Laha, and K. Sankaranarayanan, “A Machine Learning Approach for Evaluating Creative Artifacts,” Jul. 2017.
- [33] “現代俳句データベース - 現代俳句協会.” [Online]. Available: <http://haiku-data.jp/index.php>. [Accessed: 03-Jan-2020].
- [34] “MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer.” [Online]. Available: <https://taku910.github.io/mecab/>. [Accessed: 03-Jan-2020].
- [35] “分かち書き.” [Online]. Available: <https://green.adam.ne.jp/roomazi/wakatigaki.html>. [Accessed: 03-Jan-2020].
- [36] R. Rehurek and P. Sojka, “Software framework for topic modelling with large corpora,” in In Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks, 2010.
- [37] A. M. Turing, “Computing machinery and intelligence,” in Parsing the Turing Test, Springer, 2009, pp. 23–65.
- [38] I. J. Goodfellow et al., “Generative Adversarial Networks,” pp. 1–9, 2014.
- [39] D. D. Walden, G. J. Roedler, K. Forsberg, R. D. Hamelin, and T. M. Shortell, Eds., Systems engineering handbook : a guide for system life cycle processes and activities /, 4th ed. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2015.
- [40] A. Elgammal, B. Liu, M. Elhoseiny, and M. Mazzone, “CAN : Creative Adversarial Networks Generating ‘ Art ’ by Learning About Styles and Deviating from Style Norms \* arXiv : 1706 . 07068v1 [ cs . AI ] 21 Jun 2017,” no. Iccc, pp. 1–22, 2017.
- [41] “shiroyagicorp/japanese-word2vec-model-builder: A tool for building gensim word2vec model for Japanese.” [Online]. Available: <https://github.com/shiroyagicorp/japanese-word2vec-model-builder>. [Accessed: 24-Jan-2020].
- [42] “朝日新聞単語ベクトル: 朝日新聞社メディアラボ 人工知能研究の取り組み.” [Online]. Available: [https://cl.asahi.com/api\\_data/wordembedding.html](https://cl.asahi.com/api_data/wordembedding.html). [Accessed: 24-Jan-2020].
- [43] “Beautiful Soup: We called him Tortoise because he taught us.” [Online]. Available: <https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup/>. [Accessed: 17-Jan-2020].
- [44] L. Yu, W. Zhang, J. Wang, and Y. Yu, “SeqGAN: Sequence Generative Adversarial Nets with Policy Gradient,” Sep. 2016.
- [45] “tyo-yo/SeqGAN: SeqGAN with keras.” [Online]. Available: <https://github.com/tyo-yo/SeqGAN>. [Accessed: 17-Jan-2020].



- [46] 米田航紀, 横山想一郎, 山下倫央, and 川村秀憲, “LSTM を用いた俳句自動生成器の開発,” in 人工知能学会全国大会論文集 第 32 回全国大会 (2018), 2018, pp. 1B2OS11b01-1B2OS11b01.
- [47] C. Gene- and S. Differential, “Towards Extracting Knowledge based on Haiku Text Analysis † Masami Suzuki, KDDI R&D Laboratories Inc. ‡ Naohiro Minagawa, Naruto University of Education,” pp. 2007–2008, 2007.

# 謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々にお世話になりました。この場を借りて、お礼申し上げます。

主査であり指導教員である小木哲朗教授には、研究の右も左もわからない状態だった私に、研究とは何か、研究を進めていく上での方法や考え方など、ゼミの短い時間や研究発表の合間を通じて、数多くのことを学ばせていただきました。特に、研究を深く掘り続けていくことによって、少しばかりの自分らしさ、独自性が出てくる、というアドバイスは、研究を続ける上での大事な道標になりました。そしてなにより、研究をすることの面白さを気づかせていただきました。心から感謝申し上げます。

また、本論文の副査を努めて下さいました谷口尚子准教授には、研究を仕上げるにあたり、多くの示唆をいただきました。面白い研究であるといっただけなのは励みになりました。

本研究を進めるにあたり、俳句の使用をご快諾いただきました現代俳句協会様、言語ベクトルデータをご提供いただきました朝日新聞メディアラボの皆様にも、心からお礼申し上げます。

また、小木哲朗研究室の同期の皆様、諸先輩方にも、大変お世話になりました。

時折参加させていただいたヒューマンラボの皆様、そして前野隆司教授には、いつも私にない視座を与えていただき、そしてなにより、短い時間でしたが、かけがえのない時間を過ごさせていただきました。本当にお世話になりました。

共に学び、共に苦しみ、ともに励まし合った 11 期の同期の皆様には、感謝してもきれません。この11期と、同じ時間を過ごすことができ、本当に幸せでした。

そして何より、二年間お世話になりましたシステムデザイン・マネジメント研究科の教員の皆様と職員の皆様にも、深く感謝を申し上げます。

ここには書ききれませんが、多くの皆様にお世話になり、研究を進めることができました。この場を借りてお礼申し上げます。

最後に、暖かく支えてくれた家族に、心から感謝申し上げます。本当にありがとうございました。