俳句生成への多重的アプローチの考察 A Consideration on a Multiple Approach for Haiku Generation

伊藤拓哉^{*1} Takuya Ito 五十嵐広太^{*1} Kota Igarashi 小方孝^{*1} Takashi Ogata

*1 岩手県立大学 Iwate Prefectural University

The authors have been studying haiku generation by computer. A haiku composed of fragmentary words with, basically, only 17 syllables and haiku generation by computer is an interesting theme. Although there have been various approaches to haiku generation, in this paper, based on their previous haiku generation studies including the following two approaches or methods, the authors present a consideration on the possibility of a unified approach of the top-down generation methods using mainly symbol processing techniques and the bottom-up generation methods using chiefly neural processing such as deep learning techniques.

1. はじめに

俳句は世界最短の定型詩である. わずか十七音から成る俳句は,その形式ゆえに断片的な単語の集合である. 今年で二十九回を数える「伊藤園お~いお茶新俳句大賞」」は累計で三千万句もの応募があり,今日の俳句人気をうかがうことができる. 五音・七音・五音の組み合わせにより比較的に簡単にだれでも一句を詠むことができることが人気の一因のように考えられる. しかし一方で著名な俳諧たちの句作の逸話を聞けば,句を詠むために様々な技巧を凝らしており,一句を生み出すにも多くの工夫を必要とすることは想像に難くない.

高浜虚子は著作『俳句の作りよう』[高浜 2009a]において、句 作における練習と経験の重要性を述べている.練習、あるいは 経験は繰り返し行われる学習と考えられる.今日機械学習の技 術が進歩し、様々な場面で活用事例が存在する.中でも深層 学習の技術は画像認識において目覚しい成果を挙げ、その後 も様々な分野での研究が日々行われている.

詩歌としての味わいなどの観点を抜きにして、ただ"俳句"を 作るという目的のみを実現しようとするとき、満たさなければなら ない条件は限られている。例えば伊藤園の新俳句大賞が定義 している「新俳句²」の条件は

- 五・七・五のリズムに乗せる
- 感じたこと,思ったことを表現する

である.また、より厳密に「俳句」の定義に習うのであれば、以下 に示す[高浜 2009b]がまとめたような条件に従うこととなる.

- 五音,七音,五音の十七音から成る
- 情景を詠む
- 季語という季節を表す単語が含まれる
- 音と意味を調整するための切れ字を用いる

1第二十九回 伊藤園お~いお茶新俳句大賞作品応募開始 (最終確認日 2018 年 3 月 8 日)

https://www.itoen.co.jp/news/detail/id=25019

²伊藤園お~いお茶新俳句大賞授業用教材資料日本語俳句 高校生用(最終確認日 2018年3月8日) https://itoen-shinhaiku.jp/assets/pdf/high_school.pdf どちらの条件でも、ある対象を五・七・五の形式にあてはめて 表現することは共通している.また「新俳句」よりも「俳句」の定義 を重視するならば、五・七・五の形式に加えて季語と切れ字とい う条件が追加される.

このような条件に当てはめて俳句を詠もうと、あるいは作ろうと する時、その作成手順はある形式に従ったトップダウン的なもの となると考えられる.

一方で深層学習のアプローチは、個々の画像の集合などから画像の特徴を学習するように、ボトムアップ的なものである。テキスト生成に関する深層学習においても、[Martin 2017]らの研究のように、既存のテキストを学習データとして、テキストに含まれる事象の出現パターンを学習し、そのパターンに基づき入力の事象に対して後続の事象を生成するというボトムアップのアプローチが行われている。

記号処理のようにトップダウンのアプローチを行う俳句生成と、 反対にボトムアップのアプローチを行う深層学習には、それぞ れのメリットがあると考えられる.例えば、五・七・五の形式に当 てはめて単語を組み合わせた場合、たとえその中に季語や切 れ字が含まれていなかったとしても、それとなく俳句のような印 象を受けてしまう.「俳句が一つの刻印であり、認識であり、思想 である」と[山本 2000]が述べるように、十七音の形式に従ったト ップダウンのアプローチをするとき、"俳句らしさ"が付与されるよ うに考えられる.一方で既存の俳句を学習対象として深層学習 によるアプローチを行う場合、学習対象の数にあわせて多様性 が生まれ、実存の具体例から得られた統計情報により、瞬時に 多量の、それも人間では考えもしないような斬新な俳句を生成 できることが期待される.

本論文では、これまで筆者らが取り組んだ俳句生成の試みを まとめ、トップダウン的な俳句生成とボトムアップ的な深層学習 の融合を検討する.

2. 記号処理としての俳句生成

前節で述べたように,俳句生成は形式の設定を行うことにより トップダウン的に行うことが可能である.この節では,これまで筆 者らが取り組んだトップダウン的な俳句生成の試みを紹介する.

連絡先:伊藤拓哉, 岩手県立大学ソフトウェア情報学部, 滝沢市巣子 152-52, g031n019@s.iwate-pu.ac.jp

2.1 品詞の遷移パターンに基づく俳句生成

[伊藤 2017]では俳句を品詞の集合と考え、句の中での品詞の遷移パターンを利用した俳句生成を行った.具体的には名詞と動詞のみの遷移パターンを用いた俳句生成である.

この研究において,形態素解析器には Yahoo! テキスト解析 Web APIを利用した「みんなの知識ちょっと便利帳 日本語形態 素解析¹」を用いている.また,品詞の遷移パターンの獲得のた めの解析対象は松尾芭蕉らが詠んだ「おくのほそ道」[井本 2008]に掲載されている 63 句である.

まず解析対象の 63 句のそれぞれを形態素解析器にかけ, 得られた品詞のうち,名詞と動詞のみに注目している.俳句は 断片的な単語の集合であり,名詞と動詞が大半を占めると予測 した上での試験的な取り組みである.この解析では,名詞と動 詞の出現数にのみ注目しているため,最初に形容詞などの他 の品詞が出現した場合はその句の中で出現した最初の名詞あ るいは動詞から数え始めている.その解析の一例を表 1 に,解 析結果をまとめたものを表 2 に示す.

俳句	草の戸も 住替る代ぞ 雛の家
品詞遷移	名詞→名詞→動詞→名詞→名詞→名詞
名詞	草, 戸, 代, 雛, 家
動詞	住替わる
品詞数	6

表1 名詞,動詞のみの品詞遷移解析結果の一例

表	2	名詞.	動詞の	出現数
~	_	- H H.3	22 J H . J * /	

	1	2	3	4	5	6	7
名詞	59	51	32	42	33	14	1
動詞	4	12	30	17	6	0	0

表1の例では、名詞と動詞は合わせて6つあり、「草」が一番 目、「戸」が二番目といったようにカウントされる.表2中の1から 7は、ある句の中の1から7番目の名詞または動詞がいくつあ るかを表している。例えば「おくのほそ道」の63句を前述の方法 でカウントした場合、三番目が動詞である句は30句あるというこ とを表している。この表から、「おくのほそ道」において、名詞と 動詞は五個程度使われ、動詞が三番目に利用される可能性が 高いと考えられた。この特徴をふまえ、筆者らは俳句生成用の 型を作り生成を試みた。表3に生成用の型と生成例を示す。

衣う 名詞と動詞のハグニノを利用した	詞と動詞のパターンを	利用した例
--------------------	------------	-------

型	名詞(2)名詞(3)動詞(3)名詞(3)切れ字(1) 名詞(3)切れ字(2)
	俗モデル 化けるおやまや 討っ手かな
生成例	嫁攻め手 見える飲み手へ 間抜けかな
	だれどっち 落ちるはとこか 野武士けり

型において,括弧の中の数字はそれぞれの文字数を表し, 当てはめる単語の文字数をあらかじめ指定している.名詞と動 詞は[Ogata 2016]が開発中の統合物語生成システムの名詞概 念辞書と動詞概念辞書から該当する文字数のものをランダムで 選択している.また、切れ字は1文字から3文字の切れ字をあ らかじめ登録しておき,該当する文字数の切れ字をランダムで 当てはめている.

なお、この取り組みでは形態素解析器によって得られる全品 詞でのパターンの獲得も試みている.しかし、63 句だけではほ とんどが違うパターンとなり、頻出するパターンの発見には至ら なかった.大量の句を自動的に学習させるなど、深層学習の技 術を用いることでの実現を目指したい.

2.2 共起情報に基づく俳句生成

[Itou 2017]では,統合物語生成システムの概念辞書中に登録されている概念同士の共起関係を利用し,概念を選択することによる俳句生成を試みた.この生成のステップを以下に示す.

- 1. 動詞概念辞書に登録されている動詞 A を一つ選択
- 2. 動詞 A と共起関係にある名詞二つ(名詞 B, C)を共起情報により選択
- 3. 名詞 B または名詞 C と共起関係にある名詞 D を追加
- 4. 動詞 A と名詞 B, C, D を並べる
- 5. 切れ字による調整

2から3において,共起関係の強弱で概念を選択する.高共 起の概念で俳句生成を行う場合,選択される名詞 B, C, D は いずれも対象とする概念と高い共起関係にある概念である.同 様に低共起の場合はいずれも低い共起関係の概念が選択され る.また,4 で各単語を並べるための型を決めた.以下の表 4 に生成のための型と動詞「食べる」による生成例を示す.

表4 共起情報を用いた俳句生成の例

型	動詞Aかな 名詞B名詞D 名詞C切れ字
高土紀	食べるかな カフェテリア料理 硬水や
间六起	食べるかな 銀ぶら先生 粳なり
任世纪	食べるかな 今時早出 実験や
包光起	食べるかな 島田コンビーフ 向う側や

この生成例では、3のステップにおいて、名詞 B に関係する 名詞 Dを選択している. 動詞 A のあとには切れ字「かな」をおき、 名詞 C のあとでは名詞 C の文字数に応じて切れ字を追加して いる. また、中七音に関しては調整をかけておらず、選択された 名詞をそのまま並べている.

高共起で生成した俳句は、動詞「食べる」に関連すると考え やすい名詞が選択されており、「食べる」という行為を含む光景 がイメージしやすいように思われる.一方、低共起で生成を行っ た俳句は「食べる」に対して関係しにくそうな単語が選択されて おり、俳句単品から光景を想像するのは難しいように思われる. なお、この低共起の例の中で出現している「島田コンビーフ」と いう表現は、コンビーフの名前ではなく、髪型を表す「島田」と、 「島田」と低い共起関係にある「コンビーフ」がたまたま選択され た結果である.このような思いがけない表現が出来上がることは 機械的な俳句生成の魅力の一つであると思われる.

この生成方法では、さらに概念の出現頻度の情報を利用することを検討している.出現頻度の操作によって、句の理解のしやすさを操作できるのではないかと考えている.

概念の共起・頻度情報を用いた俳句生成は、後述する[五十 嵐 2017,2018]の単語レベルでの学習データを用いた俳句生成 と強い関わりがあるように思われる.

¹ みんなの知識ちょっと便利帳 日本語形態素解析 (最終確認日 2018 年 3 月 8 日)

http://www.benricho.org/moji_conv/japaneseanalysis.php

3. 深層学習による俳句生成の試み

この節では深層学習を用いた俳句生成の試みとして[五十嵐 2017,2018]の研究を紹介する. 深層学習のフレームワークであ る Chainer¹を用いて,時系列の情報を学習させるための Long-Short Term Memory(以降 LSTM)[Sepp 1997]を構築することに より学習を行っている. LSTM は連続的な情報の学習に適した もので,文章の学習などにも用いられる. 学習対象は「松尾芭 蕉の旅 おくのほそ道²」に掲載されている 62 句である.

3.1 単語レベルの学習

学習対象の 62 句を形態素で分解し、分解したデータを学習 させ、そのデータを用いて俳句生成を行う方法である. 形態素 解析器には MeCab[Kudo 2004]を用いている. [五十嵐 2018]で は分解に用いる際の辞書として IPAdic と近世口語 UniDic の 比較検討を行っているが、いずれの辞書でも断片的な単語の 集合である俳句を意図したとおりに分割することは難しく、主に IPAdic を用いて分割を行った.

分割した句の先頭に<BOS>、末尾に<EOS>を付与し学習させた.一万回学習の間に、百回ごとの各段階の学習データを用いてに生成を行っている.一つの生成は、<BOS>に続く単語を決定するところから始まり、<EOS>が出現するまでとしている.以下の表5に生成例を示す.

表5 一単語目をランダムに決定した場合の生成例

学習回数	生成例
	うた早苗関かちかざしすゞ手萩更塚ぬかり
100	のいづ伏の八のやぶら
	ん月のな
	笈も常も動け我泣声は秋ぞ
1000	象潟や料理世枕ふか草き
	木啄も庵は雪あきの巣
2000	石山の石より白し秋の風
	卯の花をかざしに関の晴着かな
5000	月清し遊行のもてる砂の上

学習回数が千回未満の場合,表 5 の学習回数 100 の生成 例のように十七音とはかけ離れた生成結果となった. 学習回数 が千回を超えると次第に俳句らしい形式で安定し始め,二千回 を超えるとほぼ十七音程度の生成結果となった. そして徐々に 出力結果は入力の俳句と同一のものになっていき,五千回程 度の学習を行うと,ほぼすべての出力が入力のものと同一とな った. 上記の結果から,この実験では二千回から五千回の間の 学習データが,新規の俳句を生成できると考えられる.

3.2 文字レベルの学習

3.1 節の方法よりもさらに俳句を細かく分割し,俳句の一文字 ずつ文字の並びを学習させた.3.1 節と同様に先頭に<BOS>, 末尾に<EOS>を付与し,一万回学習させる過程で,百回ごとの 各段階の学習データを用いて生成を行った.表 6 にその生成 例を示す.

表6 一文字目をランダムに決定した場合の生成例

学習回数	生成例
100	掃 越むのて
100	風ぶ定 衣もの れにか初
1000	蛤の ふたみにわかれ 行秋風
1000	荒海や 須ふに 身も撫よん な
2000	世の人の 見付ぬ花や 軒の栗
2000	桜より 分松は二木を 三月越し
5000	五月雨をあつめて早し最上川
5000	木啄も 庵はやぶらず 夏木立

こちらの方法でも、千回程度の学習から、十七音に近い形式 で出力されるようになり、二千回程度から徐々に入力データと同 ーの俳句が生成され始めた。そして学習回数が五千回超えると ほとんどの生成結果が入力と同一の俳句となった。[五十嵐 2018]では三文字ずつに分割した場合の学習も実験しており、 その場合、二千回程度での学習で生成結果のほとんどが元の 学習データの句と同一のものとなった。3.1節での単語レベルで の学習の結果と比較して考えると、単語の並びとして俳句を学 習させるより、単なる文字の並びとして学習させたほうが、学習 の効率は良いと考えられる。しかし生成の観点で考えれば、より 早くに多様性がなくなってしまっていると考えられる。

3.3 季語を用いた生成

3.1 節と3.2 節の学習方法を組み合わせ、より俳句らしい生成 を目指した.季語を持たせることを目的とし、俳句中の季語のみ を単語で、それ以外の部分を一文字ずつに分割した.この方法 では、俳句の表記をすべて平仮名にしている.学習方法は先の 二つと同様であるが、生成方法は一万回学習のうちの各学習 段階で生成させ、出力が十七文字になるように条件を付けてい る.また、季語を特定の位置に固定している.この方法による生 成例を表7に示す.

表7 一単語目に単語を指定して十七文字で

固定した場合の生成例

学習回数	生成例
100	わせべびよ はがむにしきよ げつふてす
100	わせぎをわ よがかしらなみ やうまのに
1500	わせのかや わけいんをねぶ あしずしざ
	わせのかや わけるてけさゝ さぎををよ
3500	わせのかや わけいるみぎか さはみぐく
	わせのかや わけいるみぎは あをよこに

表 7 に示した例では、季語「わせ」を俳句の最初に固定し、 学習データを用いて後続の文字列を生成している. 初期の学 習段階では、単語を生成するに至らず、意味不明な文字列が 出力されている. 千回程度から徐々に単語が生成され始め、三 千五百回を超えたころでは解釈が(強引には)可能なレベルに なっている. なお[五十嵐 2017]では単語レベルの学習データを 用いて、最初の単語を季語で固定し生成させるという実験を行 っている. この時は文字数の固定などを行っておらず、一万学 習を行ったデータを用いても生成は成功していない.

¹ Chainer: A flexible framework for neural networks. (最終確認 日 2018年3月8日) <u>https://chainer.org/</u>

² 松尾芭蕉の旅 おくのほそ道 おくのほそ道 資料 全発句集 (最終確認日 2018 年 3 月 8 日)

http://www.bashouan.com/Database/Kikou/Okunohosomichi_ho kku.htm

4. 俳句生成と深層学習の融合に向けて

これまでの内容を踏まえ,俳句生成と深層学習の技術の融 合に関して検討する.



図1に俳句生成のステップと、それらに関して適応できると考 えられる深層学習の手法を示す。今回は俳句生成自体を「形式 の選択」「主題の選択」「要素の選択」「推敲」の四つのステップ で考えている。それぞれの詳細を以下に示す。

- 形式の選択:多くの場合俳句は五音,七音,五音の十七音 からなり,季語を含む.しかし,これらの形式に囚われず十 七音でない俳句や季語を含まない俳句も存在する.この ような俳句の形式そのものも出現確率として統計的に処理 することは可能なように考えられる.また[伊藤 2017]のよう に,品詞の遷移のパターンの利用も考えられる.
- 主題の選択:多くの俳句には、主題が存在する、何らかのイベントやモノを対象とするが、それらは多くの場合特定の季節を象徴する季語として扱われる、季語の出現確率などから、主題を決定することが可能であると考えられる、また、伊藤園の新俳句大賞をはじめとする現代の俳句は季語が絶対の制約となっていはいない、そのため季語辞典などに載っていないような事物も主題となっている可能性がある、新規の主題の収集などの観点からも学習が行えると考えられる。
- 要素の選択: 主題に対して, どのように他の要素を絡めていくかは俳句を詠む上で欠かせない技法のひとつである.要素の組み合わせ方で, 斬新な句や趣深い句が生まれる.まず考えられるのは主題に対して共起関係にある単語を選択することである.[五十嵐 2017]のように,ある単語と共起関係にある単語の情報を学習データとして扱うことができれば,その出現確率の強弱を,そのまま[Itou 2017]の俳句生成のように利用できると考えられる.[Itou 2017]で利用した共起情報は青空文庫中の文章から計測しているが,[五十嵐 2017]は俳句中の単語の共起の確率を計測していると考えられる.この場合,俳句ならではの単語の利用方法を統計的に処理できるのではなだろうか.また,単語の出現頻度の情報も同様に利用できると考えられる.
- 推敲:俳句の推敲過程には様々な方法が存在する.例えば 切れ字の使い方一つにしても、句の切れ目や心情を表現 するために多様な方法が存在する.本来高度な表現技法 である切れ字を機械学習の手法によって利用する一つの 方法として、形式的に切れ字の出現する位置を学習した

上で,該当箇所にランダムで切れ字を当てはめてみるよう な方法が考えられる.また,俳句は五・七・五の形式ゆえ に単語の一部のみを利用したり,異なる言葉によって間接 的に表現したりする場合もある.このような俳句特有の単 語の利用方法の学習も検討したい.

ここまで俳句生成の様々な場面で深層学習のアプローチを 関連させる方法の考察を行った.しかしボトムアップ的に具体的 なデータを収集し利用するだけで俳句生成の質が向上するか は疑問である.単に単語の組み合わせで俳句生成を行った場 合,例えば複数の季語が入ってしまう可能性が容易に考えられ る.果たして春の季語と秋の季語が並んだものを「俳句」と呼べ るのだろうか.このような場合,もう一度できた句を形式と照らし 合わせるなど,トップダウン的なアプローチを再度取り入れる必 要があると考えられる.

5. おわりに

本論文では、筆者らのこれまでの俳句生成の試みをまとめた. また、「俳句らしさ」のための形式を重視したトップダウンのアプ ローチと、生成の多様性のためのボトムアップのアプローチによ る多重的なアプローチを提案した. 今後、実践を試みたい.

参考文献

- [Itou 2017] Itou, T. & Ogata, T.: Haiku Generation Using Appearance Frequency and Co-occurrence of Concepts and Words, Proc. of the 11th International Conference on Cognitive Science, Presentation Number: 121.03, 2017.
- [Kudo 2004] Kudo, T., Yamamoto, K. and Matsumoto Y.: Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis, Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2004), 230-237, 2004.
- [Martin 2017] Martin, L. J., Ammanabrolu, P., Hancock, W., Singh, S., Harrison, B. & Riedl, M. O.: Event representations for automated story generation with deep neural nets, *Proceedings of KDD 2017 Workshop on Machine Learning* for Creativity, 2017.
- [Ogata 2016] Ogata, T.: Computational and Cognitive Approaches to Narratology from the Perspective of Narrative Generation in Ogata, T., & Akimoto, T. (eds.), Computational and Cognitive Approaches to Narratology, IGI Global, pp.1-74, 2016.
- [Sepp 1997] Sepp, H. & Jurgen, S.: LONG SHORT-TERM MEMORY, *Neural Computation*, Vol.9, No.8, pp.1735-1780, 1997.
- [五十嵐 2017] 五十嵐広太・伊藤拓哉・小方孝: 単語・文字をベ ースとした深層学習を用いた俳句生成,ことば工学研究会 (第 56 回)資料, pp.33-34, 2017.
- [五十嵐 2018] 五十嵐広太・伊藤拓哉・小方孝: 深層学習による 俳句生成の試み、ことば工学研究会(第 57 回)資料, pp.35-37, 2018.
- [伊藤 2017] 伊藤拓哉・小方孝:俳句における品詞の遷移の分析-俳句生成での利用に向けて-,日本認知科学会第 34回大会論文集,P2-48,2017.
- [井本 2008] 井本農一, 久富哲雄, 堀信夫, 山下一海, 丸山一 彦: 日本の古典をよむ 20 おくのほそ道 芭蕉・蕪村・一茶名 句集, 小学館, 2008.
- [高浜 2009a] 高浜虚子: 俳句の作りよう, KADOKAWA, 2009.
- [高浜 2009b] 高浜虚子:俳句とはどんなものか,角川学芸出版, 2009.
- [山本 2000] 山本健吉: 俳句とは何か, KADOKAWA, 2000.