

# 商品説明文自動生成のための深層学習モデル比較検討

鈴木 凜次<sup>†</sup> 福本 健二<sup>†</sup> 寺田 浩之<sup>††</sup> 馬頭 正文<sup>†††</sup> 灘本 明代<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 甲南大学知能情報学部 〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

<sup>††</sup> おちやのこネット株式会社 〒651-0096 兵庫県神戸市中央区雲井通 7-1-1

<sup>†††</sup> 株式会社コンタクト 〒651-0096 兵庫県神戸市中央区雲井通 7-1-1

E-mail: <sup>†</sup>{m1924006,s1771089}@s.konan-u.ac.jp, <sup>††</sup>terada@ocnk.net, <sup>†††</sup>bato@contact.co.jp,  
<sup>††††</sup>nadamoto@konan-u.ac.jp

あらまし 現在 EC サイトには一般ユーザも気楽に商品を出品できる。しかしながら、その商品の説明文を生成するのは一般ユーザには容易ではない。そこで、これまで我々は文字単位の教師データを用いた LSTM による家具を対象とした EC サイトにおける商品説明文の自動生成手法を提案してきた。しかしながら、様々な問題が生じていた。そこで本論文では、商品説明文を自動生成するために、様々な深層学習モデルを用いて比較検討を行い、最もよい商品自動生成のための学習モデルを提案する。具体的には、これまで提案してきた文字単位のモデルを用いた LSTM による商品説明文の生成と、新たに単語単位のモデルを用いた LSTM による商品説明文の生成、そして GPT-2 による商品説明文の生成を提案し、これらを比較する。そして商品説明文に適するモデルの提案を行う。

キーワード テキスト生成, 深層学習, 自然言語処理

## 1 はじめに

近年の EC サイトは従来からある店舗が商品を出品する形態のみならず、mercari<sup>1</sup>をはじめとした、フリーマーケット形式や CtoC の EC サイトが増えてきている。また、それらの EC サイトの市場規模も拡大している<sup>2</sup>。一般に EC サイトに商品を出品するのは多くの手順を要する。商品の採寸や画像の作成、商品ページの作成、発送などである。この商品ページの作成では、商品の名称などの基本情報のみならず、商品を詳細に説明する文章の入力が求められる。本研究では、この商品を詳細に説明する文章のことを商品説明文と呼ぶ。この商品説明文は商品画像のような視覚的な情報では説明できない特徴を記載することで、EC サイト利用者の購買意欲の向上につながるとされている。

EC サイトにおいてフリーマーケット形式のサイトが増えるに従い、一般ユーザも自ら自分の商品を販売することが可能となっている。それに伴い、商品説明文を記載することが必要となるが、一般ユーザにとって、商品説明文を一から作成することは困難である。そこで、本研究では商品説明文の自動生成手法の提案を行う。

これまで我々は、深層学習の手法の一つである文字単位のモデルを用いた Long Short-term Memory(LSTM) [1] による商品説明文の生成手法の提案を行ってきた [2]。文字単位での生成ではある程度ユーザの求める文は生成ができたが、単語が崩れたり、単語の繰り返しが見られた。この生成がうまくいかなかった理由として、単語単位での生成を行っていなかったためと考

えられる。また、データセットの少なさから深層学習の語彙が少なかったことが考えられる。そこで本論文では、新たに単語単位のモデルを用いた LSTM による商品説明文の生成手法と、GPT-2 [3] による商品説明文の生成手法の 2 つの生成手法の提案を行う。さらに、従来の手法と新たに提案する 2 つの手法を比較検討する。これにより、商品説明文の生成においてより最適な手法を提案する。

また、本研究は従来の手法と同様に完成された商品説明文を生成するのではなく、商品説明文の作成の補助になり得る文の生成を行う。理由としては、提案手法により生成された文章では商品の強みを十分に伝えることができず、商品説明文として不十分である。そこで、自動生成された商品説明文をユーザに提示しユーザがそれを修正することを前提としている。また、EC サイトで取り扱われている商品の種類は多く、本研究ではすべての商品を対象とするのではなく、家具を対象とした商品説明文の生成を行う。なぜならば、洋服や PC の場合、商品画像から得られる情報である見た目やサイズ感、内部の詳細な情報であるスペックが重要であるため商品説明文が購入に重要ではない。家具では商品説明文に記載される商品画像から伝えることのできない使用感、商品の特徴が購入の際に重要であるためである。そこで、本論文では家具を対象とし、商品説明文の自動生成手法の提案。また、従来手法との比較検討を行い最適な手法を提案する。これにより、商品説明文の作成の労力の軽減ができると考える。

商品説明文は多くの要素を含む文章である。これらを細かく要素ごとに文を対応付けることで、複数のキーワードから一つの商品説明文が生成できると考える。そこで、本研究ではこれをコンテンツシートから商品説明文を生成する Data-to-Text の一つと言える。しかしながら、本研究では、全てのキーワードを用いることができていないため、完全な Data-to-Text タスク

1: <https://www.mercari.com/jp/mercari>

2: <https://xtech.nikkei.com/atcl/nxt/column/18/00001/02178/:フリマアプリ市場規模の拡大>

ではない。

以下、2章で関連研究について述べる。3章で、商品説明文を自動生成する手法について述べ、そして4章で手法の結果の分析、考察について述べる。最後に5章で、まとめと今後の課題について述べる。

## 2 関連研究

テキスト生成の研究は数多くされている。吉田ら[4]は、競輪の着順予測とその予測に基づいた予想記事の生成を行っている。予想記事は着順予測と選手情報からテンプレートを選択し、作成している。工藤ら[5]は、野球の試合において、スコアや選手の貢献度を用いて戦評文章の生成を行っている。戦評文章は試合の状況を端的に表した文章であり、テンプレートにスコアや作成した点差表現を埋め込むことで生成している。田川ら[6]は、テンプレートと深層学習の二つの手法を用いて野球のインニングに着目した生成を行っている。試合の変わり目を示すフレーズを手法によって生成された文に融合し、特徴のある文の生成。また、2つの提案手法による比較を行っている。村上ら[7]は、株価の市況コメントという複数の表現が現れる文の生成において、エンコーダ・デコーダモデルを用いて市況コメントを生成している。この研究では時系列株価データの短期的、長期的な変化を捉えて文章生成を行っている。磯[8]らは、Data-to-Textの観点から注目すべき主題をテキスト生成の過程でとらえることで正確な要約生成を可能にしている。この研究では深層学習に主題となるエンティティを条件に文章を生成を行うため、従来よりも正確な生成が可能になっている。本研究ではECサイトに存在する商品説明文を学習し、深層学習により生成を行う手法の提案を行う。また、提案した手法を比較検討することにより、より最適な手法を決定する。システムの入力には複数のキーワードを入力する。複数のキーワードそれぞれに対し生成された文章から最適な文を判定し、提示を行っている。生成手法である深層学習手法の比較検討を行うこと、また、複数のキーワードのみから文章の生成を行うことの2点において他の研究とは異なる。

## 3 提案手法

これまで我々は、LSTMを用いた文字単位での商品説明文生成モデルを作成し、提案を行ってきた[2]。本論文では新たにLSTMを用いた単語単位での商品説明文生成モデルとGPT-2を用いた商品説明文生成モデルを提案する。そして、これら3つのモデルを比較し、商品説明文生成に最適なモデルを提案する。

### 3.1 システムフロー

図1と以下に提案手法の全体の流れを示す。

#### (1) システムの入力

複数のキーワードをシステムの入力とする。キーワードの入力に関してはコンテンツシートを用意し、その入力をすべてキーワードとして扱う。

#### (2) 教師データの抽出

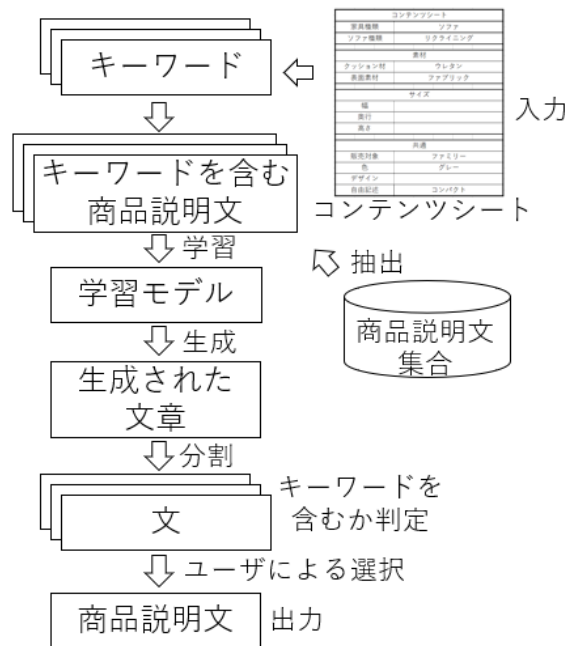


図1 提案システムのフロー

表1 ソファの商品説明文の例

このローソファは42段階リクライニング式で、 お好みの姿勢でゆったりとくつろげるのが魅力です。
座面はポケットコイル内蔵で独特の弾力感がある座り心地です。 ニュアンスのあるファブリックを使った、 シンプルデザインのカウチソファ。
高めの背もたれが首を快適にサポートします。 伝統を受け継ぐ、新しい北欧デザイン北欧家具の伝統を守りながら、 今の私たちの生活に溶け込みやすいようデザインされた 北欧スタイルの新しいカタチです。
座面はしっかりしたクッション性で、 長時間座っても疲れにくい座り心地です。 ゆったりとした座面とフィットする背もたれに 滑らかな質感で手がなじむ肘かけは、 座った時に事前と肘をかけられるよう 床から高さ 50cm ところにあります。

収集した商品説明文から入力されたキーワードを含む商品説明文を抽出する。これにより、生成される文章にユーザの求める文をより多くする。

#### (3) 深層学習による商品説明文の生成

キーワードを含む商品説明文を深層学習の教師データとして学習を行い、説明文の生成を行う。

#### (4) 生成された文章の再構成と出力

生成された文章を文単位に分割を行うことで、よりユーザの求める文を明確にし提示する。

以下、この流れに沿って各々の手法について述べる。

### 3.2 コンテンツシート

一般ユーザが商品説明文の作成を行う場合、家具の仕様等の基本的な情報や出品する商品の強みとなるキーワードは思い浮かぶが、どのように文章にすることで商品の購入を検討する

表2 マスキングの例
1 つ 4 色 14 段階 -> ○ つ ○ 色 ○ 段階
PC Wide Size -> [英単語]
ル・コルビュジエ 山善 -> [固有名詞]

表3 削除する文の例
世界 3 大巨匠建築家とは…
※ご購入前に搬入経路を確認して下さい。
2000 年の発売です。

ユーザに対し有効な商品説明文になるかがわからないことが想定される。

そこで本研究では、提案するシステムの入力としてコンテンツシートを使用する。コンテンツシートは、商品説明文を作成する商品に関する情報を入力するものである。このコンテンツシートは家具の EC サイトの家具カテゴリ構造をもとに作成した。コンテンツシートへの入力として、ソファやベッドなど大まかな家具の種類からソファであればクッション内部の素材、ソファの表面の生地、素材まで細かく入力する欄が分かれている。また、家具全般に共通する項目として販売対象や色の入力欄やサイズなどスペックに関する情報の入力欄も存在している。このコンテンツシートに入力されたキーワードをもとに商品説明文の生成を行う。

### 3.3 教師データ

本研究では商品説明文生成の為に教師あり学習である LSTM と GPT-2 を用いる。これらの深層学習の教師データとして、家具を販売している 36 社の EC サイトを対象とし、一つの家具に対する説明文を一文書として収集した。また、本論文ではすべての家具を対象とするのではなく、ソファを対象とする。ソファを対象とする理由は、一家に一つ以上存在することが多く、素材や生地、付属する機能が多い商品であるため、商品説明文として豊富な情報が得られるためである。文書数は 4,744 件、そのうち文は 34,035 文である。収集した商品説明文の一例を、表 1 に示す。

家具説明文には基本的な商品の情報や商品の強みを記述するとともに、商品を作った企業や人物を詳しく説明することにより商品に対して信頼性を高める文も存在する。しかしながら、商品説明文において、特定の企業名や人物名は商品に関わる企業や人物であり、ユーザによって入力を行うべき部分である。また、商品説明文に含まれる数字等も商品によって異なり、ユーザによって入力を行うべき部分である。そこで本研究ではデータの预处理として、あらかじめ固有名詞、数字、英単語に関してマスキングを行う。マスキングのルールは以下の通りである。

- 固有名詞

商品説明文中に含まれる企業名や人名を省くためにマスキングを行う。形態素解析によって、品詞が「固有名詞」と判断され、品詞細分類によって「一般」と判断されなかったものをすべて [固有名詞] にマスキングを行う。形態素解析の「固有名詞」の中で「一般」であるものはソファやパソコンなど日常生活上で

使われる固有名詞も含まれるため、マスキングを行わない。

- 数字、英単語

商品説明文中にあるサイズによる表記ゆれ、または固有名詞として判定されない商品名に対応するためにマスキングを行う。正規表現を用いて、数字と英単語を含む部分は数字は記号○に、英単語は [英単語] にマスキングを行う。

表 2 にそれぞれ例を示す。固有名詞の判定には形態素解析として MeCab<sup>3</sup>を用いる。辞書には mecab-ipadic-NEologd<sup>4</sup>を使用する。また、商品説明文は商品を説明する文である為、収集時に EC サイト上で商品の説明として書かれている文ではあるが、商品に関係しない文章は人手で削除する。表 3 に例を示す。

### 3.4 LSTM を用いた商品説明文生成モデル

本研究では文字単位と単語単位各々による LSTM を用いた商品説明文の生成モデルを提案する。LSTM の実装には機械学習ライブラリである keras<sup>5</sup>を使用する。

#### 文字単位での商品説明文生成

文字単位での商品説明文生成モデルは、単語に縛られず文字単位で文を区切ることで多様な文の生成ができると考える。この生成モデルでは家具説明文を文字単位で分割したものをデータとして用いる。分散表現は、家具説明文中の全ての文字に対し One-hot 表現を用いてベクトル化を行ったものを使用する。

LSTM の各種ハイパーパラメータはグリッドサーチにより決定した。隠れ層は 1、ユニット数は 168、バッチサイズは 2,048、エポック数は 100、学習率は 0.001、最大文字長は 8、オプティマイザーは RMSProp [9]、を使用する。LSTM モデルは 1 層で構成されており、最大文字長は次の一文字を予測する為に使用される文字数である。最後の LSTM のユニットの出力は全結合層への入力となっている。全結合層は次の一文字の予測確率を SoftMax 層を用いて一つの文字に決定し出力を行っている。

LSTM を用いた生成では、教師データ中からランダムに選択された連続する 8 文字を入力文字列として、LSTM を用いて次の一文字を予測する。その後、入力に使用した文字列の末尾に LSTM で予測した文字を追加し、文字列の先頭の一文字を削除する。8 文字になった文字列を再度 LSTM を用いて次の一文字を予測。これを繰り返すことにより文章を生成する。

#### 単語単位での文章生成

単語単位での生成は、単語単位で文を区切り学習をすることで、より流暢で正確な文が生成されることが期待される。この手法では教師データを単語単位で分割したものをデータとして用いる。特徴ベクトルは、商品説明文中に出現する全単語を fastText<sup>6</sup>を用いて分散表現を行ったものを使用する。fastText の学習済みモデルデータとして、国立国語研究所の NWJC2Vec [10] を利用する。使用する単語は、ツイートに対して形態素解析を

3 : <https://taku910.github.io/mecab/>

MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer

4 : <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>: mecab-ipadic-NEologd

5 : <https://keras.io/>: Keras

6 : <https://fasttext.cc/>: fastText

行い、得られた全単語を用いる。全単語を用いる理由としては、文の単語の流れを考慮することにより、同様の表現でも違う意味が存在するという問題に対応することができると考えたためである。また、使用したモデルに存在していない未知語に対しては、今回 0 ベクトルを用い、単語に戻す際には UNK に変換を行っている。

LSTM の各種ハイパーパラメータはグリッドサーチにより決定した。隠れ層は 1、ユニット数は 200、バッチサイズは 1,024、エポック数は 100、学習率は 0.001、最大文字長は 40、オブティマイザーは Adam、を使用する。LSTM モデルは 1 層で構成されており、最大文字長は次の単語を予測する為に使用される単語数である。最後の LSTM のユニットの出力は全結合層への入力となっている。全結合層は次の単語の予測確率を SoftMax 層を用いて出力を行っている。

### 3.5 GPT-2 を用いた商品説明文生成モデル

GPT-2 とは多くのタスクで SoTA を達成した大規模言語モデルである。この大規模言語モデルを用いることで LSTM よりも自然な文章の生成が期待される。本研究では、前処理を行ったオリジナルの商品説明文を元に、大規模言語モデルを用いて新たな商品説明文の生成を行う。本研究において使用する GPT-2 のモデルは、約 700 万の Web ページを 24 層のネットワークで、約 3 億 2,000 万個のパラメータを用いて学習した日本語モデル<sup>7</sup>である。このモデルを用いて本研究では、教師データの家具説明文を文単位に分割を行ったものを Fine tuning に用いた。Fine tuning を行ったモデルを用いて生成を行う。

GPT-2 の事前学習に用いられているコーパス 2020<sup>8</sup>には、個人・技術ブログの記事が 3.2GB、質問・まとめ・採点サイトの記事が 1.8GB、Wikipedia を含むウェブ辞書サイトの記事が 3.4GB、ニュースリリースの記事が 2.1GB、ニュースサイトの記事が 0.3GB、ウェブ小説サイトの記事が 13.1GB となっており、記事数は 6,755,346 記事。トークン数が 38.6 億トークンとなっている。また、ハイパーパラメータに用いられた上位数件から次の単語を予測する候補件数の値は最も良い結果と報告されている 40 を使用した。GPT-2 の Fine tuning モデルには JapaneseBPE(Byte-Pair Encoding)Encoder<sup>9</sup>を用いており、このエンコーダを用いることにより、従来の自然言語処理に用いられている分かち書きよりもさらに細かい文字に分けて学習を行うことで分かち書き、係り受けを GPT-2 が学習することが出来るとされている。

### 3.6 商品説明文生成モデルにより生成された商品説明文の分割

生成された文章は様々な文が混在した文章であり、ユーザの求める文がどこに存在するか不明である。例えば、「コンパクトながら圧迫感を感じさせない、背もたれは○段階にリクライニング可能。」の場合、コンパクトの文が必要な人には「コンパク

表 4 文字単位の生成で生成された文章の分割例

キーワード	文
リクライニング	背もたれは○段階にリクライニングできるので、 お好みの姿勢でゆったりとくつろぐことができます。
	コンパクトながら圧迫感を感じさせない、 背もたれは○段階にリクライニング可能。
ウレタン	ウレタン三重構造と 本来の特徴を生かした素材の組合せです。
	弊社独自の密度の違うウレタンを ○枚重ねたクッション材となります。
ファブリック	背もたれのクッションは、 座面部分はファブリックの背もたれは、 座面クッションはお手入れ時に日陰干しで、 またふっくらした座面に復元します。
	[固有名詞] でしか買えない一品ファブリック素材は、 使用している素材は 弊社新な日本高級感をプラスすることで、 [固有名詞] はリビング用などにぴったりです。
コンパクト	コンパクトながら圧迫感を感じさせない、 背もたれは○段階にリクライニング可能。
	シートを持ち上げた状態で固定できるので、 くつろぎ時間を過ごすのに最適なコンパクトなので、 ゆったりとくつろぐことができます。

トながら圧迫感を感じさせない」の部分のみでよいし、リクライニングの文が必要な人は「背もたれは○段階にリクライニング可能。」の部分のみでよい。この生成された商品説明文すべてをユーザに提示しても、すべてが必要であるとは限らない。そこで、生成した文章を文単位に分割を行い、ユーザの求める文を提示する。文の分割に関しては、文の終わりを示す句点を利用する。ユーザがどの文を求めているかはシステムの入力にてコンテンツシートに入力された複数のキーワードを使用する。生成した文章を分割した全ての文に対し、キーワードが含まれているかを判定し、含んでいる場合はユーザが求めている文である。分割の例を表 4 に示す。

## 4 生成結果の分析と考察

生成結果の分析として、被験者を用いた定量的な分析と目視による分析の 2 種類の分析と考察を行った。どちらの実験も、評価データは提案する 2 手法で生成した商品説明文を各 500 文ずつランダムに抽出した合計 1,000 文である。表 5 に分析に用いた評価データの一部を示す。尚、LSTM を用いた文字単位での文章生成の分析は先行研究 [2] にて行っているため、本論文で提案した 2 つの手法のみの評価実験を行う。

### 4.1 被験者による定量的な分析と考察

本論文では、従来手法と新たに提案した 2 つの手法によって得た生成結果を人手により評価を行った。被験者は 10 名であり、実験にはクラウドソーシングを用いた。被験者にそれぞれの手法で生成した文に対し、文の正しさ、文の流暢さ、また、どれぐらい文が商品を魅力的に伝えているかを評価した。表 6

7 : <https://github.com/tanreinama/gpt2-japanese/blob/master/report/models.md>:GPT-2 日本語モデル

8 : <https://github.com/tanreinama/gpt2-japanese/blob/master/report/corpus.md>:コーパス 2020

9 : <https://github.com/tanreinama/Japanese-BPEEncoder>:JapaneseBPEEncoder

に評価の平均を結果として示す。

#### LSTM を用いた単語単位での文章生成の分析

表 6 より、LSTM を用いた単語単位での文章生成は提案した 2 手法でどの点においても GPT-2 を用いた文章生成を上回る評価を得た。意味が通る正しい文として 500 文中 204 文が 10 人中 7 人以上が正しい文と判定し、違和感のない流暢な文として 500 文中 214 文が 10 人中 7 人以上が流暢な文と判定している。このことから単語単位での文章生成で約半数が正しく流暢な文が生成できていたといえる。これは LSTM を用いた単語単位での文章生成では、学習を単語単位で行っているため単語が崩れることがなかったためであると思われる。しかしながら、約半数の文が正しいと判断されていない。これは、1 文の中に同じ単語が複数回出現したり、また文法的に誤った文が生成されたりと言った点が考えられ、これらは今後の課題である。

#### GPT-2 による生成の考察

表 6 より、GPT-2 を用いた文章生成はどの評価の値でも LSTM を用いた単語単位での文章生成を下回った。人手による判定では意味が通る正しい文として 500 文中 80 文が 10 人中 7 人以上が正しい文と判定し、違和感のない流暢な文として 500 文中 67 文が 10 人中 7 人以上が流暢な文と判定している。例えば、「アームは高すぎず低すぎずどこまでもリラックス出来そうな座面」などは、座面に関係しないアームが主語になっている。このように、一見すると自然な文章だが、よく見てみると文に対してふさわしくない単語が生成されていた。さらに、評価の高くない文に対し分析を行うと、他の不自然な文に関しても同様に家具の商品説明文特有の単語が意味を正しく用いられていない文が多かった。これは、GPT-2 を用いたことにより汎用的な文章に対し学習を行えているが、商品説明文に対しては学習が不足していたことが考えられる。

### 4.2 目視による分析と考察

#### LSTM を用いた単語単位での文章生成の分析

LSTM を用いた単語単位での文章生成では、学習を単語単位で行っているため単語が崩れることはなかった。例えば、「背もたれの角度を調節できるので、様々な姿勢でくつろぐことができます。」のようにリクライニングに関して商品を魅力的に説明している文も生成できていた。

しかしながら、文脈の考慮は単語単位での文章生成でもできていないと考えられる。例えば、表 5 中の「座面の奥行はしっかりとした座り心地なので、ゆったりと座っていただけます。」などは、「座面の奥行」という主語に対し、座り心地の説明文が続いており、商品の説明文として違和感が生じている。さらに、「背面の格子のデザインは、背面の格子のデザインに入れているので、」のように、一つの文に対し、同様の単語が複数回存在している文が生成されている。これは単語単位の文章生成において、単語予測に用いられる単語数が 8 と少ないためだと考えられる。また、同じ単語が複数回生成される事に対しても考慮していない。このことから、単語単位の文章生成では改めて生成手法を検討する必要があると考える。

また、一つの単語「リクライニング」に着目し、生成結果の

目視を行った。生成結果の中に「リクライニング」が含まれる文 21 文の内、「背もたれは○段階リクライニング」に類似する表現が 20 文存在した。このことから、単語単位での文章生成では同じようなフレーズの文が生成されており、多様な文生成は行えていない。これは他の商品説明文に用いられる単語でも見られた。したがって、同様の人が正しく感じる、流暢に感じる単一のフレーズが複数回生成されていることにより、表 6 の評価が高くなっていると考えられた。本研究では商品説明文の作成の補助を行うため、多様な文の生成が必要である。したがって、LSTM を用いた単語単位での文章生成では、ある単語に対しより多様なフレーズの生成手法の検討が必要である。

#### GPT-2 による生成の考察

GPT-2 を用いた文章生成の良い例として、表 5 の「雰囲気を出すため深みのあるファブリックのような加工」や「モダンな印象ながらも温かみのある仕上がり」などの表現は商品説明文作成の初心者には思いつかない文の生成が出来ていた。

また、LSTM を用いた単語単位での文章生成と同様に一つの単語「リクライニング」に着目し、生成結果の目視を行った。生成結果の「リクライニング」を含む文は 36 文と LSTM を用いた単語単位での文章生成よりも多く生成できており、フレーズも多様なものが存在した。このことから多様な文や文章の生成はできていると考えられる。ある単語に対し多様な文、フレーズの生成は、商品説明文の作成の補助となる文の生成に適していると考える。このような多様な文、フレーズの生成は他の 2 手法には見られなかった点である。従って GPT-2 を用いた文章生成として多様さの点では他の 2 手法に比べても良い結果が目視によって得られたと考える。

今回の GPT-2 の Fine tuning には文単位に区切られた教師データを用いたため、今回の生成結果として文単位のもが多く生成されていた。さらに生成結果から家具の商品説明文特有の単語に対し生成がうまく行えていないことが分かった。このことから教師データの増加、整形の検討が必要であると考えられる。

### 4.3 生成手法の比較検討

表 6 より、被験者実験の結果は LSTM を用いた単語単位での文章生成が GPT-2 を用いた文章生成よりも良い結果となった。さらに、従来手法である LSTM を用いた文字単位での文章生成では単語が崩れるため、単語単位での文章生成の方が良い結果だと考える。しかしながら、LSTM を用いた単語単位での文章生成も半数近くが正しくない、流暢ではないと判定されていることがわかった。目視による分析では、文章の多様さの点では GPT-2 を用いた文章生成が良い結果と考える。今回の生成では LSTM を用いた単語単位での文章生成、GPT-2 での文章生成どちらも全ての家具の商品説明文での学習を行ったため、すべてのキーワードは考慮せずに生成を行っている。従ってキーワードに着目した際、ユーザの求めている文を生成できていないものが多い結果となった。生成を行う際にキーワードを考慮する手法が必要だとわかった。

表 5 生成手法ごとの生成結果例

生成手法	文
文字単位 LSTM	コンパクトながら圧迫感を感じさせない、背もたれは○段階にリクライニング可能。
	背もたれは○段階にリクライニングできるので、お好みの姿勢でゆったりとくつろぐことができます。
	ウレタン三重構造と本来の特徴を生かした素材の組合せです。
	弊社独自の密度の違うウレタンを○枚重ねたクッション材となります。
	シートを持ち上げた状態で固定できるので、お部屋の雰囲気に合わせて、お好みのスタイルでくつろぎの時間を過ごすのに最適なコンパクトなので、ゆったりとくつろぐことができます。
	足を伸ばして寛いだり、大人○人が並んで座ることもできるゆったりサイズで女性でも男性でもしっかり横になることができます。
単語単位 LSTM	無駄のないシンプルさと優しく柔らかな印象で、様々な暮らしのシーンに溶け込み快適な毎日を演出してくれることでしょう。
	背もたれの角度を調節できるので、様々な姿勢でくつろぐことができます。
	このソファーの特徴は、足を伸ばしてリラックスできるロータイプ。
	背もたれは○段階のリクライニング仕様で、お好みの角度でくつろげます。
	座面の奥行きはしっかりとした座り心地なので、ゆったりと座っていただけます。
	また、背もたれのクッションにはフェザーがたっぷりと使用されています。
GPT-2	背面の格子のデザインは、背面の格子のデザインに入れているので、お部屋の中央に置いても圧迫感がなく、お部屋に自然に置いても圧迫感を感じさせません。
	木の風合いやナチュラルな雰囲気を出すため深みのあるファブリックのような加工を施し、モダンな印象ながらも温かみのある仕上がりを実現。
	固有名詞は、豊富な固有名詞の素材をご用意、カバー性が良く、お手入れしやすいソファベッドです。
	背もたれは数字段階にリクライニング式なので、数字段階に調節することが出来るのが嬉しいポイントです。
	数字段階リクライニング機能付きの座面は、数字段階にリクライニングできるのでゆったり座っていても、リラックスしたくつろぎタイムを楽しめます。
	高さがあるのかなー？と思いましたが、この脚部はウレタンなので、座面は低めで座り心地が良く、座面に高さは無いので、足を上げて座れば、ゆったりと座れるような高さなので、お部屋のレイアウトに合わせてどうにでもありそうな感じ。
	アームは高すぎず低すぎずどこまでもリラックス出来そうな座面に、座面下の収納スペースにもゆったりと座れるよう設計しました。

表 6 それぞれの生成手法の文の評価の平均

生成手法	文の正しさ	文の流暢さ	商品の魅力
LSTM を用いた単語単位での文章生成	3.48	3.51	3.13
GPT-2 を用いた文章生成	2.91	2.93	2.75

## 5 まとめと今後の課題

本論文では、家具を対象とした商品説明文の自動生成の2つの手法を提案した。具体的には、商品説明文生成手法として、LSTMを用いた単語単位での自動生成手法、GPT-2を用いた自動生成手法を提案した。そして、商品説明文生成モデルの比較、検討を行い、それぞれの提案手法の問題点を確認した。比較より、文の正しさ、流暢さではLSTMを用いた単語単位での文章生成、目視により多様さではGPT-2を用いた文章生成が優れた結果を得た。評価として本論文では、目視による分析、クラウドソーシングを用いた文の正しさ、文の流暢さ、どれぐらい文が商品を魅力的に伝えているかの評価を行った。目視による分析では、LSTMを用いた単語単位での文章生成では同じフ

レーズが多く生成されているため、多様なフレーズの生成手法の検討、GPT-2を用いた文章生成では家具の商品説明文特有の単語の学習が不足していることがわかった。人手による評価では、どの点においてもLSTMを用いた単語単位での文章生成がGPT-2を用いた文章生成を上回った。

今後の課題として、LSTMを用いた単語単位での文章生成手法では、多様な生成を行う手法の検討。GPT-2を用いた文章生成ではコンテンツシートを入力を全て利用し深層学習により生成を行うこと、より正しい文、流暢な文の生成手法の再考が必要である。また、客観的な評価指標の検討が必要である。

## 謝 辞

本論文の一部はJSPS科研費19H04218, 19H04221,

20K12085, 私学助成金（大学間連携研究補助金）及び、公益財団法人ひょうご科学技術協会助成金の助成によるものである。ここに記して謹んで感謝の意を表する。

## 文 献

- [1] Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber, “Long Short-term Memory.”, In Proceedings of the Neural Computation, Vol. 9, No. 8, pp.1735–1780, 1997.
- [2] 鈴木 凜次, 福本 健二, 寺田 浩之, 馬頭 正文, 灘本 明代, “LSTM を用いた家具説明文の自動生成” 電子情報通信学会データ工学研究会（DE）, 信学技報, vol. 120, no. 202, DE2020-21, 2020.
- [3] Redford A., Narasimhan K., Salimans T., and Sutskever I., “Improving Language Understanding by Generative Pre-Training.” Technical Report OpenAI, 2018.
- [4] 吉田 拓海, 横山 想一郎, 山下 倫央, 川村 秀憲, “競輪を対象としたレース結果の予測と予想記事の生成”, 人工知能学会全国大会論文集, 2018, JSAI2018 巻, 第 32 回全国大会 (2018).
- [5] 工藤 健太郎, 大川 恭平, 金澤 慧, 村井 源, “WPA を用いた野球の戦評の自動生成”, 情報知識学会誌, 2019, 29 巻, 2 号, p. 181-186
- [6] 田川 裕輝, 嶋田 和孝, “スポーツ要約生成におけるテンプレート型手法とニューラル型手法の提案と比較”, 自然言語処理, 2018, 25 巻, 4 号, p. 357-391
- [7] 村上 聡一郎, 渡邊 亮彦, 宮澤 彬, 五島 圭一, 柳瀬 利彦, 高村 大也, 宮尾 祐介, “時系列株価データからの市況コメントの自動生成”, 自然言語処理, 2020, 27 巻, 2 号, p. 299-328
- [8] 磯 颯, 上原 由衣, 石垣 達也, 能地 宏, 荒牧 英治, 小林 一郎, 宮尾 祐介, 岡崎 直観, 高村 大也, “Data-to-Text における主題遷移のモデル化”, 言語処理学会第 25 回年次大会発表論文集, p. 727-730, 2019.
- [9] T. Tieleman and G. Hinton, “Lecture 6.5-rmsprop: Divide the gradient by a running average of its recent manitude.” in Technical report: Neural networks of machine learning, 2012.
- [10] M. Asahara, “NWJC2Vec: Word embedding dataset from ‘NINJAL Web Japanese Corpus’,” *Terminology: International Journal of Theoretical and Applied Issues in Specialized Communication*, vol. 24, no. 2, pp. 7–25, Feb. 2018.
- [11] D.P.Kingma and J.Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization”, International Conference on Learning Representations, 2014.