

# 令和 2 年度 卒業研究論文

題目 野球のシーン毎に一貫してコメント  
生成する観客 AI の多様化に関する研究

指導教員 服部 峻

提出者 室蘭工業大学 情報電子工学系学科

氏 名 廣川 涼

学籍番号 17024135

提出年月日 令和 3 年 2 月 12 日

# 目次

第 1 章	まえがき	1
第 2 章	関連研究	3
2.1	コメント分析の研究	3
2.2	コメント生成の研究	3
2.3	試合のシーン分析の研究	4
第 3 章	提案システム	5
3.1	Baseball Commentator	5
3.2	コメントの定義	6
3.3	野球の速報テキストによるシーン分析	7
3.4	一貫性と多様性を持つ観客 AI	7
3.5	観客 AI の多様化	8
第 4 章	提案手法	9
4.1	手法 1: ルールベースによるコメント生成	11
4.1.1	フラグの作成方法	11
4.1.2	生成されるコメント	12
4.2	手法 2: 単語の分散表現を用いたコメント生成	13
4.2.1	Word2Vec の活用	13
4.2.2	(a) フラグを決めた単語の類似度によるコメント生成方法	13
4.2.3	(b) 手法 1 のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成方法	14
4.2.4	(c) 生成された類似度の高い単語を所属に応じて選別する方法	14
4.2.5	(d) 学習データを単語ではなくコメント全体として取り出す方法	15
4.3	手法 3: シーンを時間に分けて抽出したコメントを学習させる方法	16
第 5 章	システム評価	18
5.1	正解例と不正解例	18
5.2	一貫性と多様性の評価方法	19
5.2.1	一貫性の評価方法	19

---

5.2.2	多様性の評価方法 . . . . .	20
5.3	手法 1: ルールベースによる手法の結果と考察 . . . . .	21
5.4	手法 2: 単語の分散表現を用いたコメント生成の結果と考察 . . . . .	22
5.4.1	手法 2-(a) フラグを決めた単語の類似度によるコメント生成方法 . . .	22
5.4.2	手法 2-(b) 手法 1 のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成 方法 . . . . .	23
5.4.3	手法 2-(c) 生成された類似度の高い単語を所属に応じて選別する方法	24
5.4.4	手法 2-(d) 学習データを単語ではなくコメント全体として取り出す方法	25
5.5	手法 3: 時間に分けて抽出した手法の結果と考察 . . . . .	26
5.6	まとめ . . . . .	27
5.7	別の試合での手法 2-(c) によるコメント生成の結果と考察 . . . . .	27
第 6 章	今後の課題	29
6.1	手法 4: 感情変化を含むスコア付けによるコメント生成 . . . . .	29
6.2	正解データにおける実際の人間の観客の行うコメント . . . . .	31
第 7 章	むすび	33
謝辞		35
参考文献		36

# 目次

1.1	コメント量の違いによる盛り上がりの差の例 . . . . .	1
3.1	Baseball Commentator . . . . .	6
3.2	試合のシーンを形態素解析し分割した結果 . . . . .	7
4.1	システム処理の流れ . . . . .	9
4.2	観客 AI におけるコメント生成手法的流れ . . . . .	10
4.3	野球のシーンに対して各フラグを立てた結果 . . . . .	11
4.4	手法 2-(a) によるコメント生成の過程 . . . . .	13
4.5	手法 2-(b) のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成の例 . . . . .	14
4.6	手法 2-(c) の所属による単語のコメント生成の例 . . . . .	15
4.7	手法 2-(d) のコメント全体を学習させてコメントを生成する例 . . . . .	15
4.8	30 秒毎のコメント数の変化 . . . . .	16
4.9	手法 3 の時間に分けて学習させる例 . . . . .	17
5.1	観客 AI の多様性の正解例 . . . . .	19
5.2	手法 1 によって生成されたコメントの一部 . . . . .	21
5.3	手法 2-(a) によって生成されたコメントの一部 . . . . .	22
5.4	手法 2-(b) によって生成されたコメントの一部 . . . . .	23
5.5	手法 2-(c) によって生成されたコメントの一部 . . . . .	24
5.6	手法 2-(d) によって生成されたコメントの一部 . . . . .	25
5.7	手法 3 によって生成されたコメントの一部 . . . . .	26
5.8	手法 2-(c) によって生成された別の試合でのコメントの一部 . . . . .	28
6.1	手法 4 におけるスコア設定のグラフ . . . . .	31
6.2	正解データにおける実際の人間の観客の行うコメント . . . . .	32

# 表目次

3.1	本研究で目指すコメントの例 . . . . .	6
3.2	シーンに対する一貫性と多様性の定義 . . . . .	8
4.1	野球のシーンに対して各フラグを立てるための名詞の一覧の例 . . . . .	12
4.2	ルールベースによって作成したテンプレートのコメントの一覧の一部 . . . . .	12
5.1	先攻チームのファンである観客 AI が生成したコメントの一部 . . . . .	18
5.2	コメントが一貫性を持つかどうかの判断基準と正解の付け方 . . . . .	20
5.3	手法 1 における一貫性と多様性の結果 . . . . .	21
5.4	手法 2-(a) における一貫性と多様性の結果 . . . . .	22
5.5	手法 2-(b) における一貫性と多様性の結果 . . . . .	23
5.6	手法 2-(c) における一貫性と多様性の結果 . . . . .	24
5.7	手法 2-(d) における一貫性と多様性の結果 . . . . .	25
5.8	手法 3 における一貫性と多様性の結果 . . . . .	26
5.9	各手法における一貫性と多様性の結果 . . . . .	27
5.10	手法 2-(c) における別の試合での一貫性と多様性の結果 . . . . .	28
6.1	シーン 1 に対する人間の観客のコメント . . . . .	31

# 第 1 章

## まえがき

現代では、日常生活の様々な場面で人々はスポーツの試合、ニュース記事、投稿された動画や画像などの物事や事象に対してコメントを行っている。SNS の発達によって幅広いコミュニティでコメントを行うようになり、人々が集まって多種多様なコメントを場面に応じて行っている。そこで、人々のコメントの内容を人毎に確かめると、人によってコメントの内容は異なっており、同じ人が複数コメントを行うときは、ある一貫性を持ってコメントしている。例えば、一つのニュース記事に対して肯定するコメントも存在すれば、否定するコメントも多様に存在しているが、ユーザの過去の発言を見ると一貫して同じような種類のコメントを行っていることが分かる。一方で図 1.1 のように人々が集まりにくい物事や事象では、行うコメントが少ないために盛り上がり欠けてその物事に様々な視点を付け加えることがない。

本研究では、人々の行うコメントに着目し、一貫性のある一人の人間のようなコメントを生み出す人工知能を目指すこととした。コメントを自動で生成できた結果、マイナーな野球の試合やプライベートな草野球、新しく投稿された動画や画像などのような、人々の目につかない物事や事象にもその場に合った多様なコメントが付き、対象のコンテンツが活気づくことによって、活発な議論やエンターテインメント性が上がっていくのではないかと考えた。



図 1.1 コメント量の違いによる盛り上がりの差の例

そこで本研究では、野球の試合におけるコメントに着目することにした。野球では、「アウト」、「セーフ」、「ホームラン」や「ストライク」などのワンプレーで明確にシーンを区切ることができ、時間情報をまとめやすいことから、研究対象とする人々のコメントも多く見られ、データを多く集めることが可能であることから、本研究の対象に適しているのではないかと考えた。また、観客のコメントには観客が最関心しているチームや観客自身の感情も関わってくるのではないかと考える。本研究では、野球のシーン分析を行っていき、野球の試合のシーンにおける人々の発するコメント分析を中心に研究していくことで、所属や感情に応じた一貫性のあるコメントを生成する観客 AI を目標にする。さらに、観客 AI のコメントに多様性を持たせる方法についても考案する。また、様々な手法で生み出した観客 AI を複数用意し、それぞれの生成されたコメントに対して一貫性と多様性を持った適切なコメントを行っているか評価実験を行う。

## 第 2 章

# 関連研究

本研究では，コメント分析，コメント生成，試合のシーン分析の 3 つの観点から過去の研究の論文について調査を行った．それぞれ感情を用いたコメント生成について直接の研究論文を見つけることができなかったが，調査した論文を参考に自らの手法へ変えていくことにする．

### 2.1 コメント分析の研究

まず文章の内容の分析に関して，那須川ら [1] の研究では，評判における分析において好評か不評かを表す語彙を獲得するもので，文脈から評価表現を得て再帰的に実行することで各分野における特徴的な評価表現を抽出した．次に，動画の分析と動画の推薦という本研究との目的が異なっているが，ニコニコ動画のコメントに関する分析について，平澤ら [2] はニコニコ動画のログデータからコメントの特徴語を抽出し，分析して，その他の情報と組み合わせることで評価されるべき動画を探していた．

本研究では，以上の関連研究のように元々あるコメントデータからコメント分析を行うが，コメントを好評，不評のような評価表現ではなく，「喜び」や「悲しみ」などの感情毎に分類し，時間情報や野球における情報を例とした，コメントの内容そのもの以外の情報とコメントの長さ等の特徴を掴み，活用していくように研究を行う．

### 2.2 コメント生成の研究

文章生成という分野からは，太田 [3] の研究では，文章自動生成における様々な手法から文章を生み出し，それぞれ評価を行っている．その中で未確認の情報を生み出すという独自性という観点から今後の自然言語処理について可能性があるとしている．次に塚原ら [4] の研究では，リアルタイム情報に関する時事雑談システムの提案を行っている．こちらは応答パターンを決め，野球の試合結果に対する人間とロボットとの対話を実現している．

本研究では，既存研究の文章生成をコメント生成に変えるために，本研究の目的である野球の試合におけるシーンに合った，多様性を持ったコメント生成の手法を生み出せるものを目指す．



## 2.3 試合のシーン分析の研究

試合のシーン分析という分野からは、岩永ら [5] の研究では、野球の試合の速報テキストからイベントを得て、ダイジェストのテンプレートとスコア付けを用いて野球の試合のダイジェストを生成した。次に谷口ら [6] の研究では、サッカーの試合からプレイデータを読み込み、サッカーにおけるテキスト速報を生成した。

本研究では、主に野球の試合についてコメントを生成するものを目標とし、従来研究の野球のダイジェスト自動生成におけるテンプレートを基にスコア付けを行う技術を、シーン分析を行う上で参考にして、試合における観客のコメントを生み出す手法を編み出していく。また、サッカーの研究からは、実際の試合のプレー・シーン状況がテキスト速報に影響するものという点で、コメント内容を変化させる手法に関わっているのではないかと考えた。本研究では、プレーとシーン状況をテキスト速報と試合中に人間の観客がつけたコメントを利用してコメント生成を行っていくようにする。

## 第3章

# 提案システム

野球の試合において、一人の人間のような観客のコメントを生み出す、多様で一貫したコメント生成を行う観客 AI を実現するために、提案システムに向けての準備として、まず野球の現在の試合のシーンがどうなっているのかを視覚的に表示させ、それに対し実際の人間や観客 AI がどのようなコメントを行っているのかを分かりやすく GUI アプリケーションで見せることとする。また、野球の試合のシーン分析方法や観客 AI が目指すシステムについて説明する。

### 3.1 Baseball Commentator

本研究では、実際の野球の試合において、観客 AI がどのようなコメントを行っていて、一般の観客との違いをリアルタイムに判断するには、そのコメント一覧を視覚的にわかりやすく見せなければならないと考えた。野球の試合のシーン毎にコメントを生成する様子を視覚的に見せるために、コメントを入力して表示させる Baseball Commentator という GUI アプリケーションを作成した。以下に Baseball Commentator について説明する。図 3.1 が Baseball Commentator のアプリケーションである。

まず、一番上に野球の現在の試合のシーンを表示する。これは、Yahoo! JAPAN スポーツナビ [7] から提供されるテキスト速報を利用したもので、下記のコンボボックスで指定された日の試合のシーンのテキスト速報を利用し、取り出した速報テキストから現在のイニングを常に表示させるように加工した上で、そのシーンの分析を行い、コメントを生成させる。「次のシーン」を押すと、野球の試合の次のシーンを表示する。「コメントする」を押すと、コメント入力欄にあるコメントを手動で投稿できる。「自動コメント生成する」では、本研究の肝であるコメントを生成することができ、下のテキストボックスに生成されたコメントが表示され、上から順に新しいものとなっている。ファンの所属という欄では、自動コメント生成に使われるもので、選択した所属によってコメントの内容を変えるものである。所属については以下の 4.1 節で説明する。

「次のシーンに自動でコメントを生成する」を押すと、野球の表示されているシーンの次のシーンを表示する。「コメント主の変更」では、現在選択している観客 AI の手法を変えて、新しい観客 AI の手法にすることができる。選択する手法については 4 章で説明する。コメント

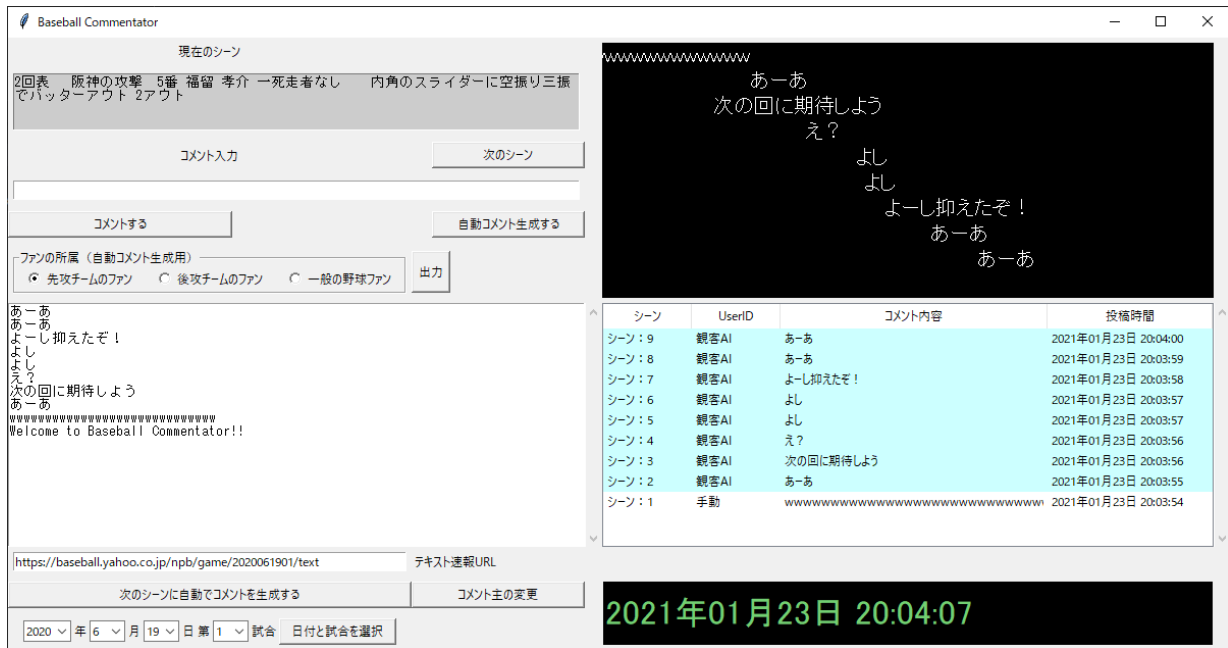


図 3.1 Baseball Commentator

を投稿すると、右の表にそのコメントを行った者やコメント内容、投稿時間、投稿シーンを表示する。コメントを行った者の違いによって背景の色が変わるようにしている。さらに、その上の黒い画面に、コメント内容が約5秒間右から流れるようにし、リアルタイムにコメントが分かるようになっている。表の下には、現在の時刻を表示する。

### 3.2 コメントの定義

ここで、生成させるコメントについて表 3.1 のように定義する。

表 3.1 本研究で目指すコメントの例

コメント	説明
土壇場 2 アウトから 2 番〇〇がセンターにホームランを打って、逆転サヨナラ打を放ちました！！	長い文章なので本研究では生成させない
しゃーーーーー！！！！	短く簡単な文
はあ	短く簡単な文
〇〇よく打った！	短く簡単な文

ニコニコ実況では長い文章のようなコメントは多く見受けられないため、「2 番〇〇がセンターにホームランを打って、逆転サヨナラだー！！」のような長い文章を生成させるのではなく、「あーあ」「よし！」などのような短く簡単な文を本研究で生成させるコメントと定義する。生成させるコメントを短く簡単な文にすることで、ニコニコ実況で出てくるコメントに近くなり、観客 AI のコメントと実際のコメントとの間で比較しやすくなる。長い文章を生成させることは今後目指していくべき課題である。

### 3.3 野球の速報テキストによるシーン分析

シーン分析には、テキスト速報から手に入れたテキストを単語毎に分割し、必要な情報を得るために、形態素解析エンジンの MeCab を用いる。MeCab のシステム辞書として、mecab-ipadic-NEologd[8] 辞書を使用する。このシステム辞書を使う理由として、MeCab の標準のシステム辞書では正しく分割できない固有表現を分割して精度を上げるためである。次の図 3.2 は、試合のシーンを形態素解析し、分割したものである。

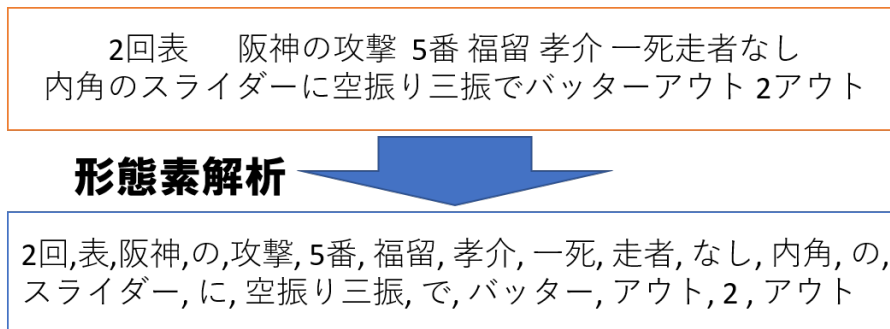


図 3.2 試合のシーンを形態素解析し分割した結果

この結果から名詞を取り出し、現在のシーンはどちらが攻撃中なのか、どのような結果になったのか判断する。4.1 節のルールベースでコメント生成する手法でこの形態素解析の結果を活用する。

### 3.4 一貫性と多様性を持つ観客 AI

観客 AI が生成するコメントは次に定義する一貫性と多様性を持つものを目標とする。

#### 一貫性

観客が行うコメント全体の流れに、決まった法則に対して矛盾がないこと。例えば、AさんとBさんが試合をしている時に、観客は必ず応援している人に対して応援をするという法則の上で、Aさんを応援している人が、試合中はAさんを応援しているのにもかかわらず、突然試合中にBさんを応援することは一貫性がないといえる。

#### 多様性

観客が行うコメントの内容が決まったコメントをせず、バリエーション豊かであること。例えば、Aさんを応援している人に対し、一つのシーンに「よし」、次のシーン以降も「よし」というように、常に同じコメントを行っている人は多様性がないといえる。

生成されるコメント全体以外にも、それぞれの観客 AI についても、多様性と一貫性について定義することで、より実際の観客に近いコメントを生成させるようにする。実際の観客の中にも、定義した一貫性と多様性が見られないものが稀に存在するが、本研究では実際の観客に

については、実際の観客が多様性と一貫性を持っているか判定することは、同じコメントを行っている人やどのような法則を持ってコメントをしているのかが複雑になり、本研究の目的とは異なるため、全て多様性と一貫性を持っているものとする。コメント、観客 AI、実際の観客それぞれの一貫性と多様性について表 3.2 で説明する。

表 3.2 シーンに対する一貫性と多様性の定義

シーンに対して	コメント	観客 AI	実際の観客
一貫性	法則に対して 矛盾がない	決まった法則を 持っている	全て一貫性が あるとする
多様性	同じコメントを していない	観客 AI 毎に 異なったコメントを行う	全て多様性が あるとする

一貫性の法則については、多種多様なものが考えられるので、本研究では鼯肩チームを応援している観客の場合、必ず鼯肩チームに対してコメントを行うという法則一つを基にコメントを生成する。鼯肩チーム以外の観客はシーン毎にチーム関係なくコメントを行っている法則を基にコメントを生成する。常に同じコメントを行うという法則、相手チームに対してコメントを行うという法則や、決められたコメントを時間毎に順番にコメントを行う法則も考えられるが、本研究ではこのような法則は使用しない。観客 AI がコメント分析に利用するコメントデータにおいてこのような法則等の下でコメントを行っている観客については、本研究では一貫性のあるものとして考え、そのコメントを分析する。

### 3.5 観客 AI の多様化

観客 AI を一人のみに限定すると、一つのシーンに対してある程度決まったコメントを行うことになる。一人の観客 AI でコメントの多様化を実現するには、ある程度の一貫性を失って作成することになるため、一貫性を保ちながら多様性を出していくために観客 AI を増やして実行することで多様性を実現させる。本研究では、観客 AI を増やす方法として

- 各手法における所属やパラメータを変える
- 手法の違う観客 AI を混ぜ合わせる

の以上 2 つの方法を使って観客 AI を増やす。

## 第4章

# 提案手法

本研究における自動コメント生成の手法について説明する。最終的なシステム処理の流れを図4.1で説明する。手法を重ねていくことでシステムを完成させる。

著者が設定した所属において、自己の感情を観客 AI 自身で設定する。野球の試合のシーンが流れたときに、まずシーンを分析し、シーンの単語を使ってコメントデータから Word2Vec を使って近い単語群を選択し、そこからコメントの感情特性を観客 AI 自身で判断して、その中で自己の感情と選択されたコメントが合っているか分析し、合っていればその単語群をコメント生成するための単語として選択する。次に、自己の所属と選ばれた単語やコメントが合っているか分析する。合っていればコメントを選択し、観客 AI はコメントを生成する。

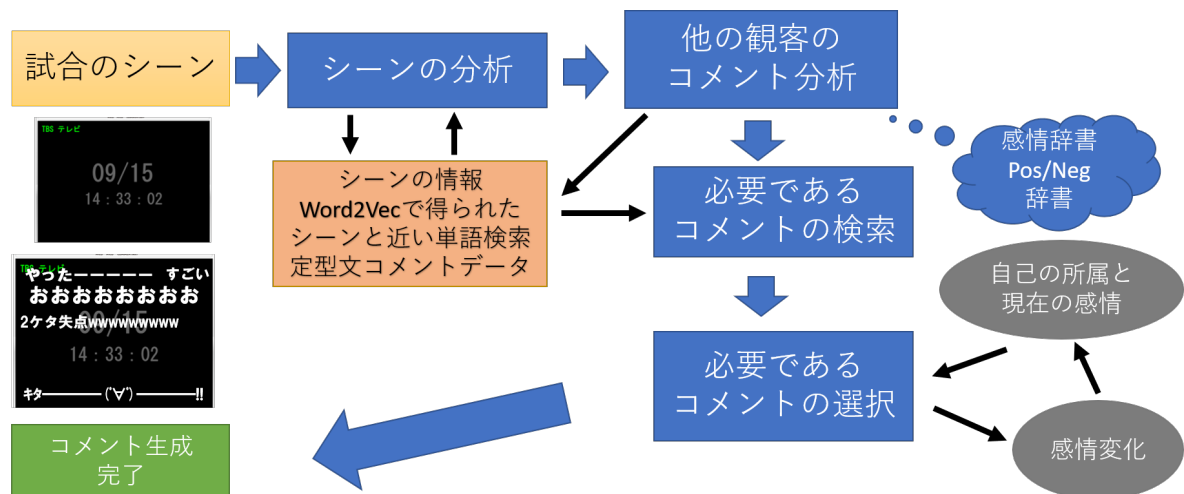


図 4.1 システム処理の流れ

以上のシステム処理に従って，本研究では主に以下の3つの手法を使って研究を行う．

手法1 ルールベースによるコメント生成

手法2 単語の分散表現を用いたコメント生成

手法3 シーンを時間に分けて抽出したコメントを学習する

本研究において使う手法をまとめたものを図4.2に表す．

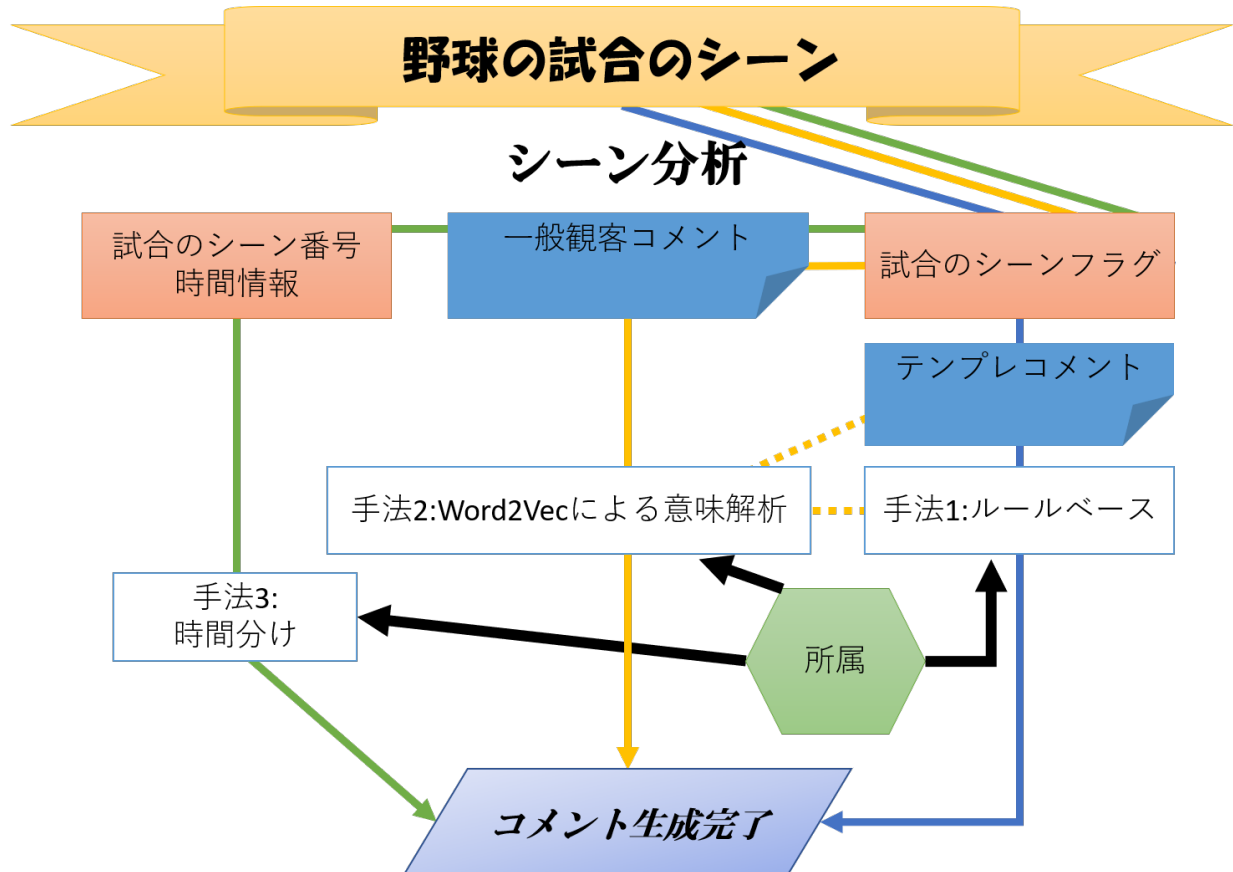


図4.2 観客 AI におけるコメント生成手法の流れ

以上の流れで，コメント生成を行う観客 AI の多様化を実現させる．次節から各手法について説明する．

## 4.1 手法 1: ルールベースによるコメント生成

1つ目の手法として、野球の試合のシーンを分析した結果と、観客 AI に著者が設定した所属から、シーン毎に野球のアウトやヒット、ホームランなどのフラグを変え、様々なフラグの組み合わせを作成する。次に、各フラグの組み合わせ一つ一つに定型の簡単なコメントを設定し、その中から各フラグと一致した定型のコメントを選択するといった、ルールベースでコメントを選択する手法を提案する。手法 1 では、各シーンに合ったコメントを適切に生成する観客 AI を目指したものとした。

### 4.1.1 フラグの作成方法

3.3 節で形態素解析したシーンを使用する。どちらのチームが攻撃中であるかのフラグ以外に、形態素解析で取り出した名詞から、野球の試合に関係した名詞があるかどうか、試合のフラグが立つかどうかの観点で判定する。以下の図 4.3、表 4.1 で説明する。

図 4.3 では、そのシーンの情報をフラグに変えて、生成するコメントを決定するためにリストに収めている。現れたシーン中の「1 回表」から先攻の攻撃であることが分かるので「先攻」という情報をつける。シーンのテキスト中に「アウト」があるので、「アウト」のフラグを立ててこのシーンの分析を終了する。

表 4.1 では、各シーンのフラグを立てるための条件を示している。この条件はスポーツナビの野球の試合のテキスト速報に合わせて、著者自身で定めた。基本的にそのシーンに合った名詞が存在するとそのフラグを立てている。例外的に「一打先制の場面で空振り三振 3 アウトチェンジ」の時に「先制」と「チェンジ」が現れてしまうといった、ルール上ありえないフラグが出ないように詳細な条件をそれぞれに追加した。

1回表阪神の攻撃1番 糸井 嘉男 無死走者なし 低めのカーブに空振り三振 1アウト							
攻撃	アウト	試合終了	チェンジ	チャンス ON	得点	先制	同点
先攻	○	×	×	×	×	×	×
逆転	サヨナラ	出塁	エラー類	敬遠	ヒット	ホームラン	シーン
×	×	×	×	×	×	×	1

図 4.3 野球のシーンに対して各フラグを立てた結果



表 4.1 野球のシーンに対して各フラグを立てるための名詞の一覧の例

シーンのフラグ	フラグが立つためのシーン中に現れる単語の一覧と条件
攻撃	“表”, “裏”
アウト	“アウト”, “ゲームセット”
試合終了	“ゲームセット”
チェンジ	“チェンジ”
チャンス ON	ヒットの内「“ヒット”, “内野安打”, “安打”, “タイムリー”, “タイムリーヒット”」が含まれていない, かつ「得点」のフラグが立っていない
得点	シーン中に得点表示がされる
先制	「得点」のフラグが立った上で“先制”がある
同点	「得点」のフラグが立った上で“同点”がある
逆転	「得点」のフラグが立った上で“逆転”がある
サヨナラ	「得点」のフラグが立った上で“サヨナラ”がある
出塁	「ヒット」のフラグが立っているか, シーンテキスト中に“塁”が含まれている
エラー類	“ミス”, “後逸”, “エラー”, “悪送球”, “ワイルドピッチ”, “パスボール”, “フィルダースチョイス”
敬遠	“敬遠”
ヒット	“ヒット”, “ツーベース”, “内野安打”, “塁打”, “スリーベース”, “安打”, “二塁打”, “三塁打”, “タイムリー”, “タイムリーヒット”
ホームラン	“ホームラン”, “本塁打”
シーン	何番目のシーンかを入力

### 4.1.2 生成されるコメント

ルールベースによるコメント生成のためのテンプレートの一覧の一部を表 4.2 で示す。

表 4.2 ルールベースによって作成したテンプレートのコメントの一覧の一部

チャンス	ヒット	ホームラン	所属 A (先攻) のコメント	所属 B (後攻)	所属 C (その他)
○	×	×	よっしゃチャンスだ	おーい	おおチャンスだ
○	○	×	チャンスキタ-----!!	やばいかも	おお長打だ!
×	○	×	キタ-----!!	うわ	おお打った
×	○	○	ホームランキタ-----!!	あーあ	すごい!!
×	×	×	あーあ	よし	あー

例として、「2 番○○が 2 塁打を放つ」というシーンにはチャンスのフラグとヒットのフラグが立ち、観客 AI の所属が A の場合、「チャンスキタ-----!!」のコメントが選択され生成される。所属とは、どのチームのファンであるかを明確に分けたものである。本研究での所属は A が「先攻チームのファン」、B が「後攻チームのファン」、C が「その他の一般の野球ファン」とする。本研究では 28 パターンのコメントを所属毎に設定した。この手法は、フラグ毎に出力するコメントを固定することによって一貫性を重視したものである。

## 4.2 手法 2: 単語の分散表現を用いたコメント生成

2つ目の手法として、ニコニコ実況や5chにある実況スレッドのコメントデータから、単語をベクトルで表現させるという「単語の分散表現」を使って、シーンに存在する単語と似たような意味の単語を取り出し、コメントを選択する手法を提案する。

### 4.2.1 Word2Vec の活用

単語の分散表現には Word2Vec を使って実現させる。学習モデルには基となるコメントデータを MeCab によって単語に分けたものを全て使い、シーン内容、もしくは野球のフラグの単語と似た単語を探す。また、学習モデル内に指定された単語がない場合のみ、Wikipedia 日本語全文データを学習したモデルを使って似た単語を探す。Word2Vec の使用方法によって次の4つの方法で実験を行う。

手法 2-(a) フラグを決めた単語の類似度によるコメント生成方法

手法 2-(b) 手法 1 のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成方法

手法 2-(c) 生成された類似度の高い単語を所属に応じて選別する方法

手法 2-(d) 学習データを単語ではなくコメント全体として取り出す方法

以上の手法はある程度一貫性を犠牲にして、多様性も持たせられるようなものである。

### 4.2.2 (a) フラグを決めた単語の類似度によるコメント生成方法

Word2Vec で単語をベクトル化させ、試合のシーンのフラグを決めた単語と似たような単語を上位から 10 個取り出し、ランダムに単語を選択する。なお、コメントデータ全体を学習するため、所属によってコメントが変化するものにはなっていない。Word2Vec による単語の類似語を出す過程を図 4.4 で表す。

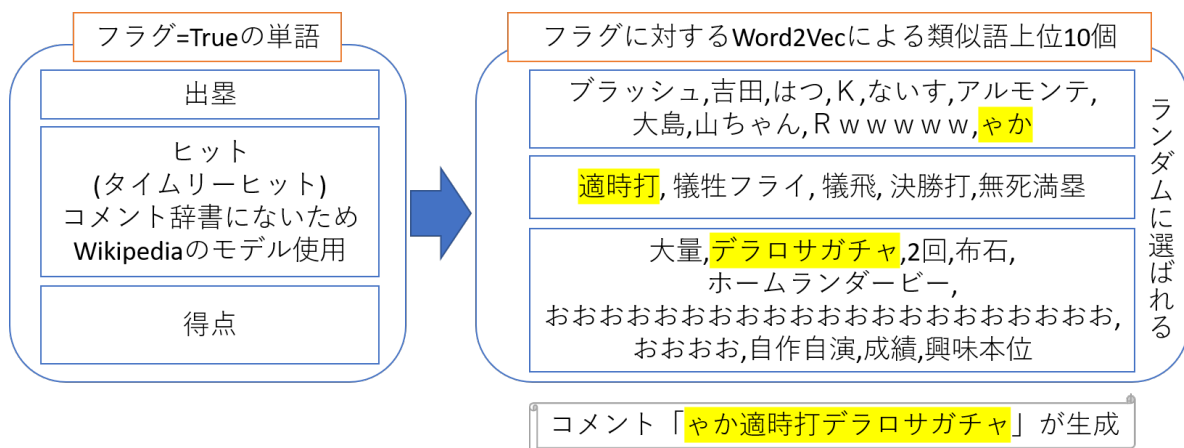


図 4.4 手法 2-(a) によるコメント生成の過程

図 4.4 では、シーンのフラグを立てるために使用した単語の類似度を測り、類似度から Word2Vec によって出力された類似語を使ってコメントを生成する。シーンのフラグを速報テキストから順番に決めるときの順に、類似語をその順番のままつなげてコメントを生成する。

### 4.2.3 (b) 手法 1 のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成方法

手法 2-(b) では、シーンのフラグを決めた単語ではなく、手法 1 で生成されるコメントと似たような単語を取り出す方法でコメントを生成する。手法 1 のテンプレートのコメントはシーンに合致したものを出力するため、手法 2-(a) とは違い、所属によってコメントを変化させることが期待できる。テンプレートのコメントから単語に分けて、その類似語を探し、組み合わせることでコメント生成を行う。以下の図 4.5 に手法 2-(b) の例を示す。

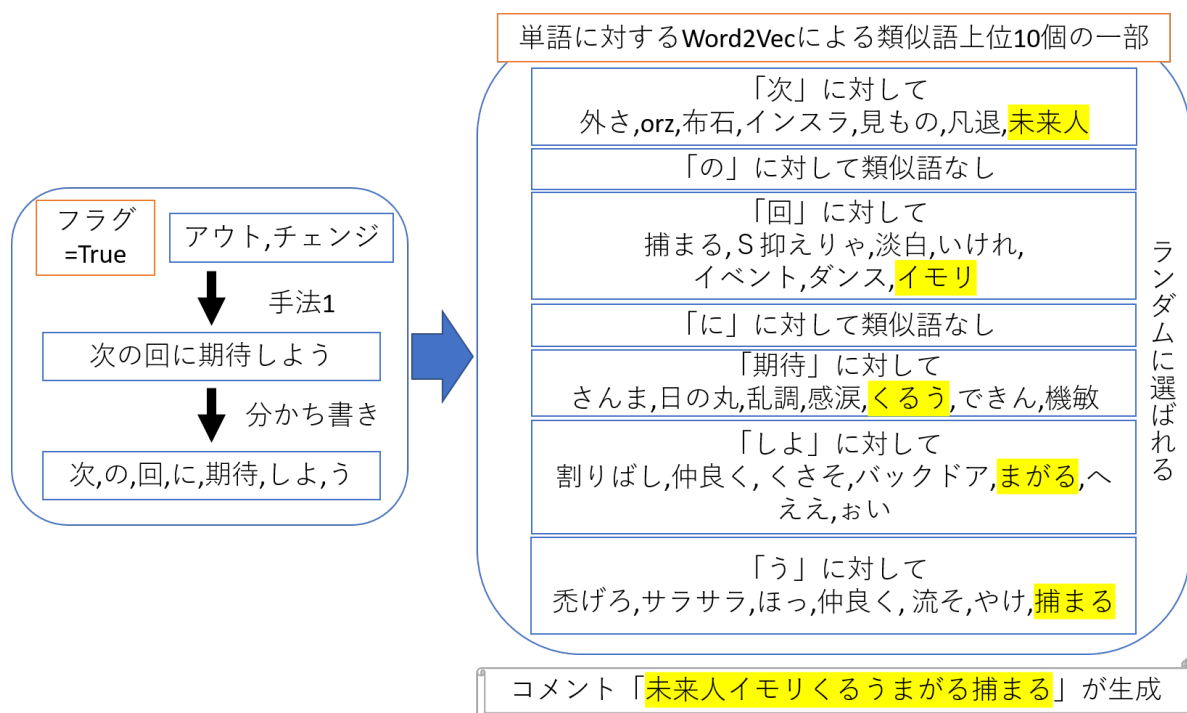


図 4.5 手法 2-(b) のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成の例

### 4.2.4 (c) 生成された類似度の高い単語を所属に応じて選別する方法

手法 2-(c) では、試合のシーンのテキストで現れた単語で類似語を探す。正解データを学習したモデルの中から最も自己の所属と合っている単語を選択する。自己の所属と合っているかどうかについては、最良チームのポジティブなシーンにはポジティブなコメントを行うとして判断する。どのようなシーンがポジティブなシーンかどうかは、シーンのフラグを用いて判断する。例として、所属が「先攻チームのファン」である時、先攻チームの攻撃中のアウトというシーンのフラグにはネガティブなものを選ぶようにする。単語のポジティブ・ネガティブ解析には日本語評価極性辞書 [9] を用いる。所属に対してポジティブなシーンにはポジティブ属

性を持つ単語を一つ選び、所属に対してネガティブなシーンにはネガティブ属性を持つ単語を一つ選ぶようにする。その他の一般の野球ファンについては、ポジティブでもネガティブでもないコメントを生成する。以下の図 4.6 に手法 2-(c) の例を示す。

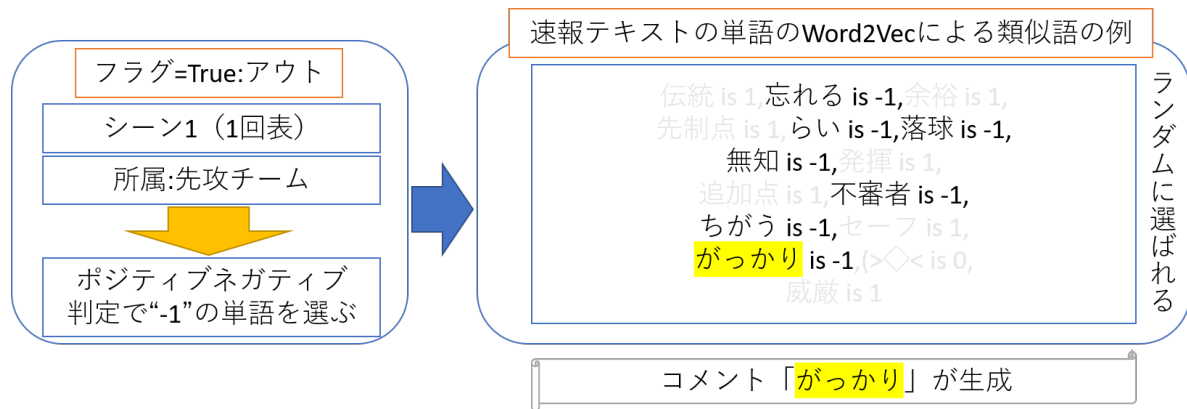


図 4.6 手法 2-(c) の所属による単語のコメント生成の例

#### 4.2.5 (d) 学習データを単語ではなくコメント全体として取り出す方法

これまでコメントにある単語を学習データのモデルとして用いてきたが、一人一人の観客のコメントを単語に分けずに Word2Vec の学習データのモデルとし、類似したコメント 30 個の中から類似したコメントを選択する。類似したコメントを見つける際には、手法 1 のテンプレートのコメントを使用する。Word2Vec のモデルに含まれていない場合、テンプレートのコメントを単語に分けて、その単語に類似したコメントを取り出す。その中にもない場合には、テンプレートのコメントそのものを生成する。以下の図 4.7 に手法 2-(d) の例を示す。

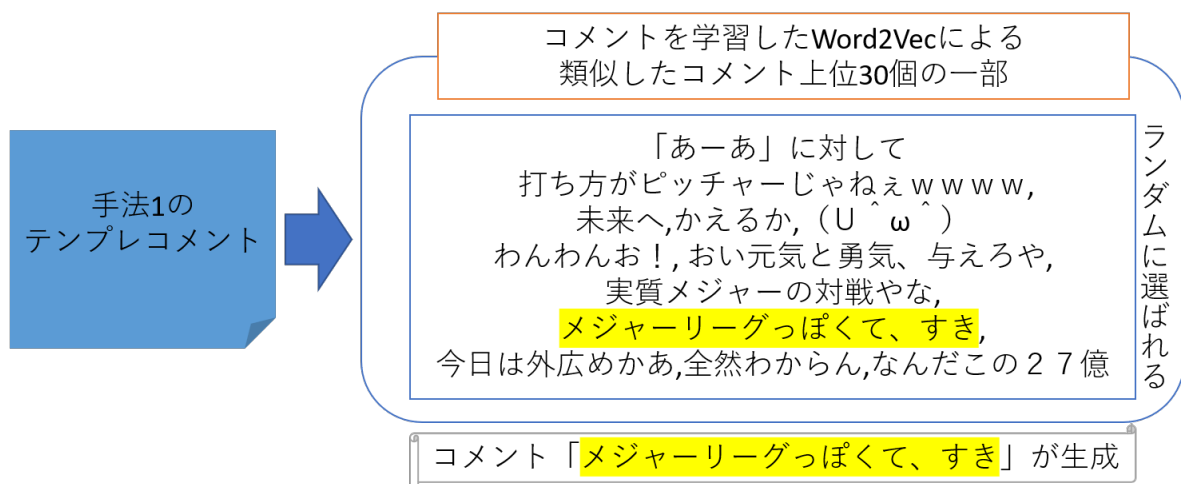


図 4.7 手法 2-(d) のコメント全体を学習させてコメントを生成する例

### 4.3 手法3: シーンを時間に分けて抽出したコメントを学習させる方法

手法2では全てのコメントデータを学習させてコメントを生成させたが、手法3では野球の試合のシーン1つに現れたコメントに時間的要素を追加し、シーンと同じ時間に現れたコメントを分析する。正解データのコメントの単語の数が少なくなりうまく単語を取り出せなくなることを防ぐために、コメントそのものを学習データとして取り扱う手法2-(d)の方法でコメントを生成する。図4.8は実際のコメントデータのコメント数の変化を表している。

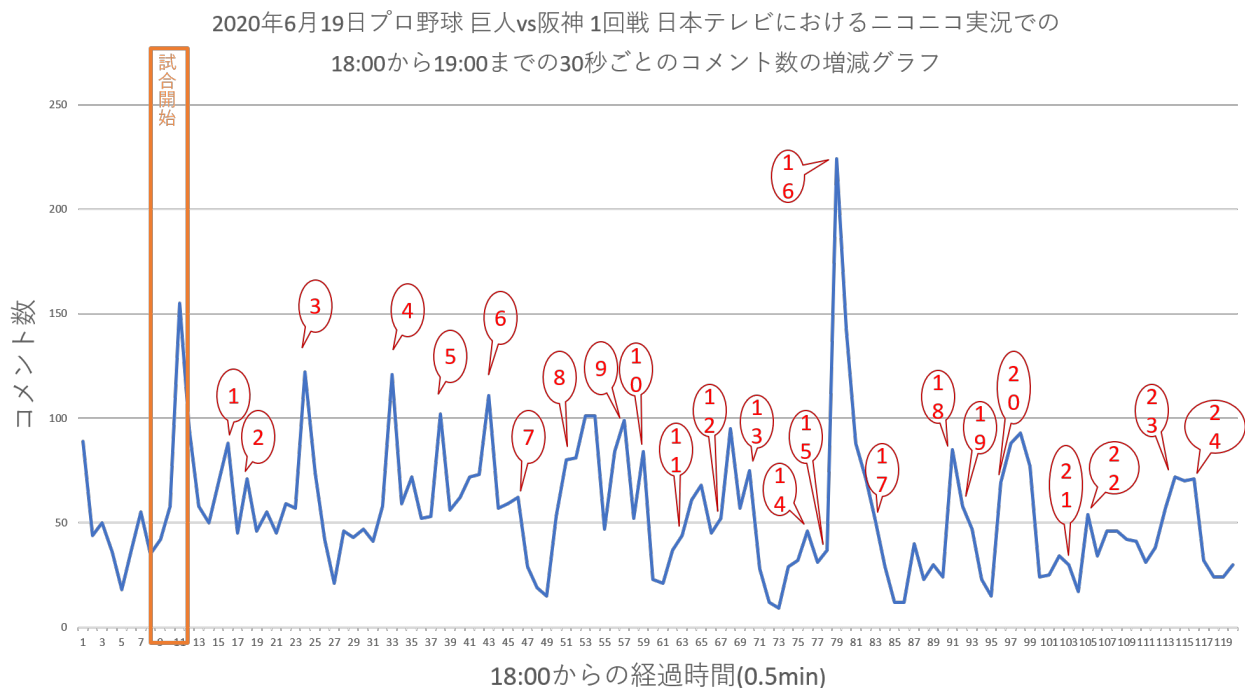


図 4.8 30 秒毎のコメント数の変化

このグラフは、円形吹き出しで囲んだ番号が野球の試合のシーンが起きた順番で、主にシーンを分けるために取り出す時間を推測するためのものである。スポーツナビのテキスト速報には野球のシーンが起こった時間については記載されていないため、野球の試合のシーン時間を推測しなければならない。折れ線グラフの尖った部分に注目すると、全体的に見ると一時的にコメント数が上昇した時点の前後30秒以内にその試合シーンが起きていることが分かる。そこから、30秒毎のコメント数が上がった時点をシーンの時間の基準点とし、その前後30秒に行われた合計90秒のコメントをシーン毎に取り出し、その中から手法2の方法でコメントを生成させる。手法2の方法とは違い、シーンの瞬間はコメントの数が多く、観客はそのシーンについてコメントしている割合が高くなっているため、ノイズがあまり出ない。さらに、シーンが決まっているので他のシーンのコメントがコメント生成に干渉しない利点がある。一方で、学習データの内容が減ることによって類似のコメントを取り出す精度が下がる可能性が

ある。

本研究では、時間毎にシーンを分ける方法として、最初のコメント数の上昇をシーン0と数えて、30秒毎のコメントの量の差が前のシーンと19コメント以上増えた時点を目録の時間とする。本研究で増えたコメントを19コメント以上とした理由は、19コメントより増やすとコメント数が上昇したシーンの数が少なくなり、19コメント未満にするとコメント数が上昇したシーンが増えてしまうことが実験を通じて分かったため、著者が最も適当だと考えた19コメント以上と設定した。シーンの時間を決定することで試合のシーンのテキストを学習モデルに挿入することができる。分けられたコメントの数は最大で約400コメントあり、最小で約60コメント程ある。この試合のシーンのテキストを追加した学習モデルを使ってコメントを生成させる。以下の図4.9に手法3の例を示す。

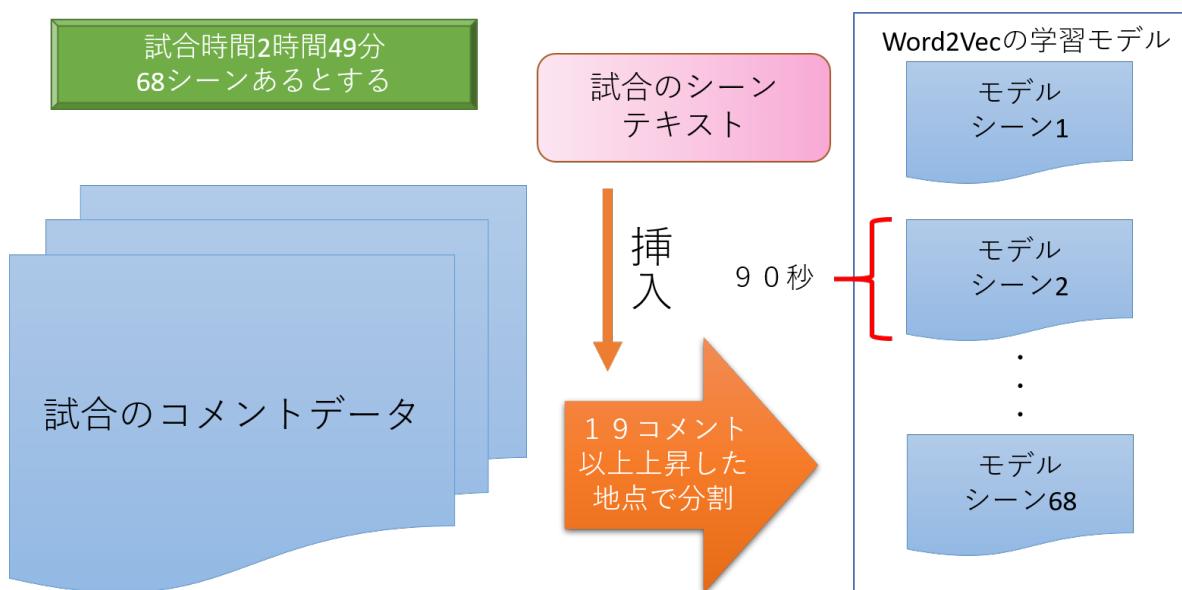


図 4.9 手法3の時間に分けて学習させる例

## 第5章

# システム評価

観客 AI のコメント系列の一貫性と多様性についての実験と、複数の観客 AI のコメント系列間における多様性についての実験を行う。本研究では、どのように提案したコメントを生成させる手法が、実際の試合において多様で一貫したコメントを行うことができるのか実験を行うため、学習させる正解データと実験でコメント生成に使う試合は、同じ試合とする。各手法において観客 AI は、正解データと同じ試合のシーン毎に一つのコメントを生成する。実験の対象となる野球の試合として、2020 年 6 月 19 日巨人 vs. 阪神 1 回戦のスポーツナビのテキスト速報 [10] と、正解データとして、同じ試合の 18 時から日本テレビで放送された番組に対するニコニコ実況 [11] の 3 時間分のコメントデータを使用する。この試合の時間は 2 時間 49 分である。このコメントデータの総コメント数は 21638 個で、1163 人の観客が存在した。

### 5.1 正解例と不正解例

どのようなコメントが表示されることで正解となるのかを定義する。一貫性という観点からは、コメントの流れを著者自身で判断し、その割合を出す。多様性という観点では、コメント数と種類の割合で評価する。例として、表 5.1 の先攻チームのファンである観客 AI が生成したコメントの一部を使って説明する。

表 5.1 先攻チームのファンである観客 AI が生成したコメントの一部

イニング	シーン	コメント	評価
1 回表	ホームラン	よっしゃー！	
1 回ウラ	ホームラン	よっしゃー！	ファンとして一貫性がない
2 回表	三者凡退	あーあ	
3 回表	三者凡退	あーあ	同じコメントを行って多様性がない

先攻チームを応援しているのにもかかわらず、後攻チームに得点が入ると喜んでいるようなコメントが見受けられると、それは必ず轟真チームにコメントを行うという法則の上で、一貫性がないコメントと判断できる。2 回表が終わったときに「あーあ」とコメントを行い、3 回表が終わったときに同じように「あーあ」とコメント行う場合、同じコメントが繰り返されて

いるだけで、多様性のあるコメントではないと判断する。また、図 5.1 では、観客 AI による多様性の正解例を示している。

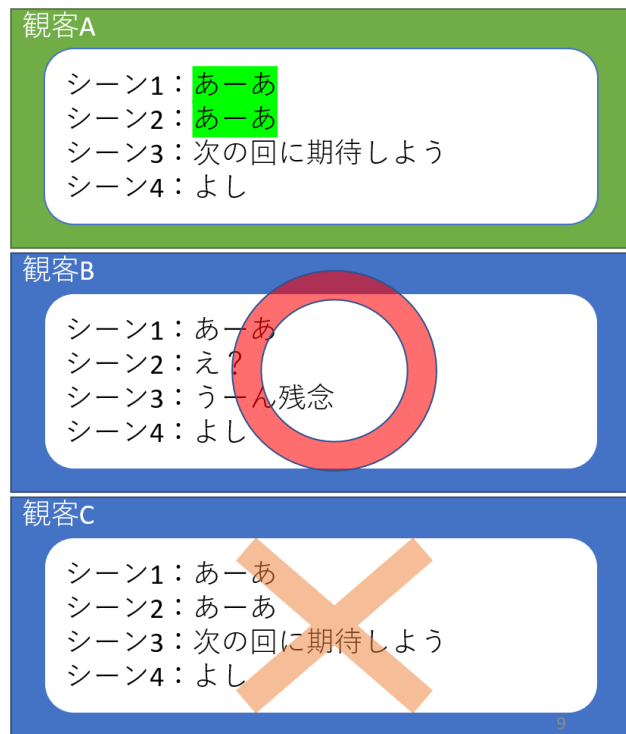


図 5.1 観客 AI の多様性の正解例

観客 A と観客 B を比べると、同じようなシーンに対しコメント内容が全て同じものではないので、観客 B は多様性があると言えるが、観客 A と観客 C の場合は、同じようなシーンに対しコメントの内容が全て同じものとなっているので、観客 C は多様性がないと言える。なお、観客 AI による一貫性については、全て同じ手法に基づいてコメントを生成しているため、一貫性があるかどうかはコメントの内容のみで判断することにする。

## 5.2 一貫性と多様性の評価方法

それぞれの手法によってコメント生成する観客 AI が、どのくらい実際の観客に近づいているか判断するために、本研究では一貫性と多様性の 2 つに絞って評価する。なお、実際の観客の正解データは全て一貫性及び多様性のあるコメントを行っているものとする。

### 5.2.1 一貫性の評価方法

観客 AI によって生成された全てのコメントの中から、必ず最良チームに対してコメントを行うという法則の下に、著者自身でコメント毎に一貫性を持つかどうか判断する。表 5.2 では、その点数の付け方について記載する。



表 5.2 コメントが一貫性を持つかどうかの判断基準と正解の付け方

シーン	コメント	先攻	後攻	その他	先攻のコメントに対する評価
1: 先攻チームがヒット	よーし!	○	×	○	先攻チームに対してコメントをしているので○
5: 後攻チームがアウト	良く抑えた	○	×	○	同様
10: 後攻チームがアウト	あーあ	×	○	○	先攻チームを応援しているのに後攻チームのことにに対してコメント
14: 後攻チームがヒット	盛り上がってるなー	△	△	○	どちらとも言えないので△ その他の所属であれば○
20: 先攻チームの攻撃終了	英本塁アップ	×	×	×	意味不明のコメントなので×
24: 先攻チームがアウト	アウト	○	○	○	どちらとしても意味が通じる

○を1点, △を0.1点, ×を0点として, 観客 AI が生成したコメントの総得点を出す. 眞贋チームがない場合, シーンに対して意味のあるコメントを行ってれば○とする. △については, どちらの所属にも関係のないことをコメント行っている時には, 一貫性があるかどうか判断しづらいので, 意味が分かる場合のみ0.1点として評価することとする. この点数の付け方については, 眞贋チームのファンは野球ファンでもあり, その他の一般の観客のようなコメントを行うときもあるという考えからこの点数とした. このコメント全体の満点は総生成コメント数 ( $N$ ) と等しいので, 一貫性 ( $I$ ) は, コメント総得点 ( $i$ ) とすると, 次のような式で表せる.

$$I = \frac{i}{N}$$

### 5.2.2 多様性の評価方法

観客 AI によって生成された全てのコメントの中から, 同じコメントを行ったものを数える ( $s$ ). 同じコメントとは, 文字列が完全一致したものとす. 総生成コメント数 ( $N$ ) から同じコメントを行った数 ( $s$ ) の差と, 総生成コメント数 ( $N$ ) との商で多様性 ( $T$ ) を評価する. 観客 AI の多様性については, それぞれの手法において可能なパターンの観客 AI を 3.5 節の方法で複数人作り, その中から全てのシーンに対し同じコメントを行っている観客 AI を除き, 除かれなかった数と全体の観客の数との商で評価する. 多様性 ( $T$ ) は, 総生成コメント数から同じコメントを行った数の差を ( $N - s$ ) とすると, 次のような式で表せる.

$$T = \frac{N - s}{N}$$

一貫性 ( $I$ ) と多様性 ( $T$ ) という2つの観点の調和平均 ( $C$ ) を求める式は

$$C = \frac{2IT}{I + T}$$

となる. 以上の一貫性 ( $I$ ) と多様性 ( $T$ ) とその調和平均 ( $C$ ) を用いてそれぞれの手法の結果を求め, 手法の考察を行う.

### 5.3 手法 1: ルールベースによる手法の結果と考察

手法 1 によって生成されたコメントの一部を図 5.2 に、一貫性と多様性の評価結果を表 5.3 に表す。

シーン	UserID	コメント内容
シーン：57	観客AI	敬遠か…
シーン：56	観客AI	よし
シーン：55	観客AI	うわ
シーン：54	観客AI	ぎゃああああああああああああ
シーン：53	観客AI	まあよし
シーン：52	観客AI	うわ
シーン：51	観客AI	次の回に期待しよう
シーン：50	観客AI	あーあ
シーン：49	観客AI	あーあ
シーン：48	観客AI	よし抑えたぞ！
シーン：47	観客AI	うわ

図 5.2 手法 1 によって生成されたコメントの一部

表 5.3 手法 1 における一貫性と多様性の結果

手法 1 における観客 AI の所属	一貫性の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント数 ( $N - s$ )	総コメント数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	68.0	68.0	1.0000	17	68	0.2500	0.4000
後攻チームのファン	68.0	68.0	1.0000	17	68	0.2500	0.4000
その他の野球ファン	68.0	68.0	1.0000	13	68	0.1912	0.3210
平均	68	68	1.0000	15.6667	68	0.2304	0.3745

手法 1 の平均では、一貫性については 1.0000 となり、申し分ないと言える。しかし、多様性については 0.2304 という結果となった。これにより、調和平均  $C$  値が 0.3745 となり、かなり低いものとなった。さらに、その他の野球ファンは先攻・後攻によるパターンの違いがないため、多様性がさらに低い結果となった。この手法による観客 AI の多様性については、この試合でのフラグパターンは決まっいて、所属の違いによる 3 パターンしかないため、多様性が低いと考えられる。この結果から考えられるのは、手法 1 では、一つのシーン分析の結果に対し、所属の違いだけによるテンプレートのコメントを使用したため、一貫性は完璧になる一方、多様性のあるコメントを生み出すことができない欠点を持っているために、多様性が低く調和平均  $C$  値が低くなるという結果となった。コメントの多様化については、次の手法 2 以降により実現させる。

## 5.4 手法 2: 単語の分散表現を用いたコメント生成の結果と考察

手法 2 では、手法 1 の問題点である多様性の欠如を解決するため、単語の分散表現を用いて単語の類似語を取り出すという手法によってコメントを生成させる。本研究の手法 2 では、コメントを生成する対象である野球の 1 試合に対し、同じ試合の人間の観客のコメントデータである正解データ全体を学習させた Word2Vec を用いてコメント生成を行う。手法 2 では以下の細かく分けて 4 つの手法で実験を行った。

### 5.4.1 手法 2-(a) フラグを決めた単語の類似度によるコメント生成方法

まず、手法 2-(a) によって生成されたコメントの一部を図 5.3 に、一貫性と多様性の評価結果を表 5.4 に表す。

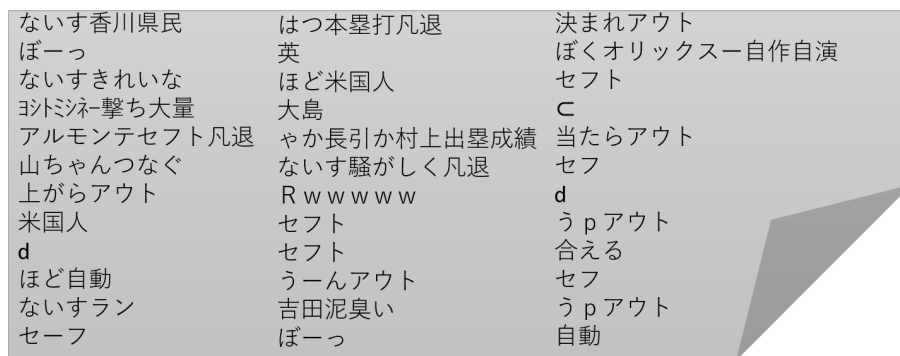


図 5.3 手法 2-(a) によって生成されたコメントの一部

表 5.4 手法 2-(a) における一貫性と多様性の結果

手法 2-(a) における観客 AI の所属	一貫性の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント数 ( $N - s$ )	総コメント数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	29.1	68.0	0.4279	43	68	0.6323	0.5104
後攻チームのファン	31.0	68.0	0.4559	46	68	0.6765	0.5547
その他の野球ファン	40.0	68.0	0.5882	45	68	0.6618	0.6228
平均	33.3667	68.0	0.4907	44.6667	68	0.6569	0.5618

手法 2-(a) では、シーンに対して適切なコメントではないものが見受けられ、全体的に手法 1 と比べて一貫性のないコメントとなった。また、その他の野球ファンの所属の一貫性が他の所属と比べて高いものとなった。多様性については、手法 1 よりも良くなったが意味不明なコメントが多く見られた。これにより、 $C$  値の平均値が 0.5618 と手法 1 よりも上がったものの、結果としては低いものとなった。

この結果から考えられるのは、一つのシーン分析の結果に対し所属の違いを無視して、ランダムに選ばれたコメントを使用したため、一貫性は大きく失う一方、多様性のあるコメントを

生み出すことができるためにこのような結果となった。また、「アウト」に対する類似語がうまく取れていなかったため、今後の手法において、シーン中に現れる単語を学習データに取り入れる等の改善の余地がある。

### 5.4.2 手法 2-(b) 手法 1 のテンプレートの単語の類似度によるコメント生成方法

次に、手法 2-(b) によって生成されたコメントの一部を図 5.4 に、一貫性と多様性の評価結果を表 5.5 に表す。

シーン	UserID	コメント内容
シーン：37	観客AI	UMENO頼結果的one
シーン：36	観客AI	ジャンケン
シーン：35	観客AI	ゴンちゃんゴンちゃん500人すこし追う
シーン：34	観客AI	殴り合い
シーン：33	観客AI	すませ
シーン：32	観客AI	凡退1点インスラへええダンス
シーン：31	観客AI	大リーグボールチツ濃いちやっ
シーン：30	観客AI	マモノだー
シーン：29	観客AI	ポイントキター————(∇)————!!
シーン：28	観客AI	たいん香川県民ロボ和真
シーン：27	観客AI	ひくう

図 5.4 手法 2-(b) によって生成されたコメントの一部

表 5.5 手法 2-(b) における一貫性と多様性の結果

手法 2-(b) における観客 AI の所属	一貫性の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント数 ( $N - s$ )	総コメント数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	36.3	68.0	0.5338	50	68	0.7353	0.6186
後攻チームのファン	36.4	68.0	0.5353	48	68	0.7059	0.6089
その他の野球ファン	54.0	68.0	0.7941	51	68	0.7500	0.7714
平均	42.2333	68.0	0.6211	49.6667	68	0.7304	0.6713

手法 2-(b) の平均では、一貫性については 0.6211 となり、手法 2-(a) よりは良くなったと言える。多様性についても 0.7304 という結果となり、これまでの手法よりも良い結果となった。これにより、調和平均  $C$  値が 0.6713 となり、同じようにこれまでの手法よりも良い結果となった。以上から、テンプレートのコメントを使用したため、全体的に手法 2-(a) よりも良い結果となった。しかし、意味的に理解不能なコメントが生成されたことや、テンプレートのコメントの単語自体が正解データの単語に現れないためにテンプレートのコメントがそのまま生成されていることもあった。これは、実際の試合の時にテンプレートのコメントのような単語が少なく、学習モデルに入らなかったためと考えられる。

### 5.4.3 手法 2-(c) 生成された類似度の高い単語を所属に応じて選別する方法

次に、手法 2-(c) によって生成されたコメントの一部を図 5.5 に、一貫性と多様性の評価結果を表 5.6 に表す。

シーン	UserID	コメント内容
シーン：34	観客AI	本塁打
シーン：33	観客AI	がっかり
シーン：32	観客AI	機敏
シーン：31	観客AI	廃業
シーン：30	観客AI	焦る
シーン：29	観客AI	盗
シーン：28	観客AI	一死
シーン：27	観客AI	セーフ
シーン：26	観客AI	見事
シーン：25	観客AI	忘れる
シーン：24	観客AI	発揮

図 5.5 手法 2-(c) によって生成されたコメントの一部

表 5.6 手法 2-(c) における一貫性と多様性の結果

手法 2-(c) における 観客 AI の所属	一貫性 の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント 数 ( $N - s$ )	総コメント 数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	55.1	68.0	0.8103	51	68	0.7500	0.7790
後攻チームのファン	61.0	68.0	0.8971	52	68	0.7647	0.8256
その他の野球ファン	43.0	68.0	0.6324	67	68	0.9853	0.7704
平均	53.0333	68.0	0.7800	56.6667	68	0.8333	0.8058

手法 2-(c) の平均では、一貫性については 0.7800 となり、手法 2-(b) より良い結果となった。多様性についても 0.8333 という結果となり、これまでの手法よりも良い結果となった。これまでの手法と比べて平均の  $C$  値が 0.8058 と高く、かなり精度の良い結果を得られた。ポジティブ・ネガティブ判定を観客 AI の所属に応じて行ったことで、一貫性が上昇したと考えられる。しかし、単語を一つだけ表示する手法のため、ただ単語が並んでいるだけの観客 AI のように見え、実際の試合におけるコメントには適していない。また、コメントの中身を見るとポジティブ・ネガティブなコメントの差が激しいことが分かった。これは、ポジティブの値を 1、ネガティブの値を  $-1$  として単語毎に付与したことで、極端なものができるためと考えられる。

#### 5.4.4 手法 2-(d) 学習データを単語ではなくコメント全体として取り出す方法

次に、手法 2-(d) によって生成されたコメントの一部を図 5.6 に、一貫性と多様性の評価結果を表 5.7 に表す。

シーン	UserID	コメント内容
シーン：34	観客AI	昔の録画と今の放送のCM量比較誰が作って..。
シーン：33	観客AI	ジャイアンツ目線だとストライクに見えてしまう
シーン：32	観客AI	BSはゴーンヌ
シーン：31	観客AI	無理するとこじゃないのに
シーン：30	観客AI	(U ^ ω ^ ) わんわんお！
シーン：29	観客AI	わしが言てた
シーン：28	観客AI	泳ぐだけの鮫
シーン：27	観客AI	もち
シーン：26	観客AI	三振前の
シーン：25	観客AI	今までのは何やったんやw
シーン：24	観客AI	I-

図 5.6 手法 2-(d) によって生成されたコメントの一部

表 5.7 手法 2-(d) における一貫性と多様性の結果

手法 2-(d) における 観客 AI の所属	一貫性 の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント 数 ( $N - s$ )	総コメント 数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	35.8	68.0	0.5265	57	68	0.8382	0.6468
後攻チームのファン	42.5	68.0	0.6250	56	68	0.8235	0.7106
その他の野球ファン	53.0	68.0	0.7794	41	68	0.6029	0.6799
平均	43.7667	68.0	0.6436	51.3333	68	0.7549	0.6948

手法 2-(d) の平均では、一貫性については 0.6436 となり、手法 2-(c) より低くなった。多様性についても 0.7549 という結果となり、同じく手法 2-(c) より低くなった。これにより、調和平均  $C$  値が 0.6948 となったが、今までの手法の中では 2 番目に良い結果となった。正解データのコメントを学習データとして、類似したコメントを取り出したため、ニコニコ実況で観客が行うようなコメントが多く見られたが、一貫性と多様性の評価として見ると想定より低い結果となった。これは、所属によってコメントが分けられていない他、テンプレートのコメントが学習されていないために、うまく類似したコメントを取り出すことができなかつたためと考えられる。

観客 AI の多様化については、ランダムに生成されたコメントのため、ランダムで生成された分だけ観客 AI の数が増える結果となった。

## 5.5 手法3: 時間に分けて抽出した手法の結果と考察

手法2の4つの方法では、野球の試合のシーンが起きたときのコメントと、それ以外のシーンのコメントが混ざっていたためにシーンに合ったコメントを生み出せていないと考えた。手法3では、野球の試合のシーンを時間毎に分けて、手法2-(d)の方法で Word2Vec の学習モデルのデータとして取り出し、その学習モデルを利用して類似したコメントを生成する。以下に、手法3によって生成されたコメントの一部を図5.7に、一貫性と多様性の評価結果を表5.8に表す。

シーン	UserID	コメント内容
シーン: 28	観客AI	2打点w
シーン: 27	観客AI	西の前に
シーン: 26	観客AI	もらえるものはもらっておけ
シーン: 25	観客AI	安心しろ
シーン: 24	観客AI	古館
シーン: 23	観客AI	今日はわかんねえwww
シーン: 22	観客AI	c (^ω^ ) コセセ
シーン: 21	観客AI	草
シーン: 20	観客AI	回るのは厳しいよさすがに
シーン: 19	観客AI	西勇
シーン: 18	観客AI	ええのとったで

図 5.7 手法3によって生成されたコメントの一部

表 5.8 手法3における一貫性と多様性の結果

手法3における 観客AIの所属	一貫性 の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント 数 ( $N - s$ )	総コメント 数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	33.9	68.0	0.4985	68	68	1.0000	0.6654
後攻チームのファン	34.1	68.0	0.5015	67	68	0.9853	0.6647
その他の野球ファン	50.0	68.0	0.6647	68	68	1.0000	0.8475
平均	39.3334	68.0	0.5784	67.6667	68	0.9951	0.7316

以上の結果から、一貫性が0.5784と低く、多様性が0.9951と高くなり、調和平均  $C$  値は0.7316となった。手法3によってシーン毎に分けられたコメントデータをそのまま Word2Vec のデータに渡すと、一貫性の低いものが現れた理由として、正解データのコメントをうまく処理できず、所属の判定がうまくいかなかったことが考えられる。しかし、これまでの手法と違い、生成したコメントが野球の試合のシーンと合っているものが多く見られた。一方で、多様性が上昇した理由として、シーン毎に正解データのコメントを分けたために、シーンの類似度からコメントを取り出す時に、シーン毎に同じ「アウト」でも違うコメントが出てきたためと考える。また、試合のシーンと合っているコメントが出てくるものの、特に終盤のシーンの中

心に、一部野球の試合とは関係のないコメントが現れていた。これは、日本テレビの番組内の情報や、後番組による影響が少なからずあったことが考えられる。

## 5.6 まとめ

表 5.9 で本研究での各手法の結果についてまとめる。

表 5.9 各手法における一貫性と多様性の結果

手法の平均	一貫性 ( $I$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
手法 1	1.0000	0.2304	0.3745
手法 2-(a)	0.4907	0.6569	0.5618
手法 2-(b)	0.6211	0.7304	0.6713
手法 2-(c)	0.7800	0.8333	0.8058
手法 2-(d)	0.6436	0.7549	0.6948
手法 3	0.5784	0.9951	0.7316

一貫性の最も高いものは手法 1 となり、多様性の最も高いものは手法 3 となった。一貫性と多様性の調和平均 ( $C$ ) の最も高いものは手法 2-(c) となった。また、生成されたコメントの内容という観点で見ると、最もニコニコ実況で出てくるコメントに似たようなものは手法 3 で、手法 2-(c) はコメントとして物足りない印象を受け、手法 1 は最も人間らしいコメントをしているという印象を受けた。手法を重ねていくにつれて、一貫性と多様性の調和平均 ( $C$ ) を上げることができなかつたが、各手法において、生成されるコメントの違いについて見つけられた。さらに、それぞれの所属におけるコメント生成を比較すると、手法 1 と手法 2-(c) を除くと、「その他の一般の野球ファン」が最も一貫性の高いものとなっている。手法 2-(c) を観客 AI のコメント生成の手法として選ぶ場合、「その他の一般の野球ファン」を選択しないことで全体の観客 AI の一貫性を保つことができるのではないかと考える。以上より、所属によって手法を変えることで、より実際の観客が行うコメントに近づくことができると考えられる。

## 5.7 別の試合での手法 2-(c) によるコメント生成の結果と考察

本研究では、正解データの試合とコメント生成を行う対象の試合は同じ試合として実験を行ったが、別の試合において本研究での手法の結果はどのようなものになるのか確認するため、さらに実験を行う。本研究では、ここまでの手法の提案と、手法の評価実験に多くの時間を使ったため、別の試合については、全ての手法について実験する時間が取れなかつた。そこで、本研究で最も評価の高い手法 2-(c) における、5.3 節から 5.6 節までの実験とは別の試合に対するコメント生成の実験を行った。手法 2-(c) で利用する学習データはこれまでの試合のコメントデータを扱い、新しくコメント生成を行う試合は、2020 年 6 月 20 日の巨人 vs. 阪神 2 回戦で、シーン分析に使うテキストとして SANSPO.COM のプロ野球速報 [12] のテキスト速報を使う。また、スポーツナビのテキスト速報 [11] は、本節の実験時にリンク切れとなつてしまったため、SANSPO.COM のプロ野球速報をスポーツナビのテキスト速報で行うシーン



分析に合わせて、シーンを決めるための速報テキストを入手した。以下に、別の試合での手法 2-(c) によって生成されたコメントの一部を図 5.8 に、一貫性と多様性の評価結果を表 5.10 に表す。

シーン	UserID	コメント内容
シーン：28	観客AI	後遺症
シーン：27	観客AI	ヒーロー
シーン：26	観客AI	立派
シーン：25	観客AI	らい
シーン：24	観客AI	制裁
シーン：23	観客AI	フェア
シーン：22	観客AI	消耗
シーン：21	観客AI	先制点
シーン：20	観客AI	渦
シーン：19	観客AI	一杯
シーン：18	観客AI	恥ずかしい

図 5.8 手法 2-(c) によって生成された別の試合でのコメントの一部

表 5.10 手法 2-(c) における別の試合での一貫性と多様性の結果

手法 2-(c) における 観客 AI の所属	一貫性 の点数 ( $i$ )	満点 ( $N$ )	一貫性 ( $I$ )	異なるコメント 数 ( $N - s$ )	総コメント 数 ( $N$ )	多様性 ( $T$ )	$C$ 値
先攻チームのファン	61.1	78.0	0.7833	68	78	0.6795	0.7278
後攻チームのファン	63.2	78.0	0.8103	67	78	0.6410	0.7158
その他の野球ファン	51.0	78.0	0.6538	68	78	0.9615	0.7784
平均	58.4333	78.0	0.7491	67.6667	78	0.7607	0.7549

全体的に「その他の一般の野球ファン」の一貫性以外は減少する結果となった。平均として見ると、別の試合の場合は同じ試合と比べて  $C$  値は約 0.05 下がる結果となった。5.6 節までの実験とは違い、正解データの試合とコメント生成を行う試合は別の試合となっているため、全体的に値が下がった結果になったと考える。また、シーン数の増減によって、一貫性と多様性の割合が変化するため、生成されるコメントの種類が少ない手法になればなるほど、多様性の値は低下する。「その他の一般の野球ファン」の一貫性については、点数の付け方によって、シーンが増えるほど、点数を上げるためのコメントの数が増えるため、一貫性の結果が上がったと考えられる。本研究では全ての手法について、別の試合における実験を行うことができなかったが、手法 2-(c) の結果を見ると、一貫性と多様性は少し減少するが、生成されるコメントの手法毎の特徴については失われないと考える。

## 第6章

# 今後の課題

本研究では、コメント生成を実現するために最も適している手法について研究を行ったが、本研究で行った手法では、まだ本研究での最終目的である一貫しながら多様なコメントを生み出すような観客 AI にはなっていないことが確認された。改善点としては、コメント内容が野球の試合に適切な内容ではなく、多様性を持たせると一貫性が失われる点がある。時間毎に分けたコメントの中身を使って分析する手法を使用し、より野球の試合のシーンに合った多様なコメントを生み出せるようなものを目指していったが、コメントの内容の精度は上げられたものの、一貫性の上昇に繋がる結果とはならなかった。また、ポジティブ・ネガティブ判定などの判定器を扱うことで、多様性と一貫性を上昇させることができると考えるので、このような適切な判定器を、追加で設定する判定毎に増やし、細分化することで精度を上げることができるのではないかと考える。さらに、未知の観客のコメント法則を見つけるなどといったシステムを加えなければならないが、法則の幅を広げることによって、さらに多様性のある観客 AI になるので、法則とコメントの一貫性についてより研究していかなければならないと考える。様々な試合においてコメントを生成する観客 AI という観点では、本研究では別の試合での実験を全ての手法で行うことができなかつたので、別の試合についても実験を行う必要がある。

また、正解データを増加させることや、fastText や Doc2Vec 等の Word2Vec 以外の単語の分散表現を用いることで、本研究の目的である一貫したコメントを生成する観客 AI の多様性を達成することに近づくと考える。本研究では、ニコニコ実況のコメントデータを基に学習させていたが、5ch の「なんでも実況 J」等の実況掲示板からコメントを取り出すことも考えられる。観客 AI の多様化についても、さらに観客 AI を増やすために、新しい手法として、次に説明する手法 4 が必要であると考えられる。

### 6.1 手法 4: 感情変化を含むスコア付けによるコメント生成

これまでの手法では観客 AI にコメント内容を変化させる要素について、所属を変更させることや、コメントをランダムに選択することによってコメント生成を実現させていたが、より生成するコメントを実際の観客に近いものにするために、感情分析や興奮度等を取り入れてコメント生成を行う。手法 4 では、Word2Vec に学習させるデータとして、基のコメントデータ

の単語の他に、野球によく出てくる単語を野球の試合のシーンを使って追加したものを使用する。また、以下に説明するスコアをそれぞれ変更させることによって、観客 AI の多様性を上げることができると思う。手法 4 で使用するスコアについて説明する。

#### 所属

観客にはそれぞれ最前列にしているチームが異なっていて、その最前列にしているチームを所属として扱うことで観客の属性をつける。手法 4 では、「先攻チームのファン」、「後攻チームのファン」、「その他の一般の野球ファン」の他に、正解データの人間の観客の判別用に「野球とは無関係の客」と「不明」を所属として扱う。

#### 野球関連度

観客の行うコメントの内容に、野球に関する単語が現れている場合にその観客は野球のことについてよく知っているという予測から、野球関連度というパラメータを設けた。観客のコメント全体を見て野球に関する単語が多く含まれていれば野球関連度は高いと見られる。なお、野球関連度が低ければ、野球に関するコメントを生成しにくくする。

#### 興奮度

観客の行うコメントの内容に、同じ文字を繰り返し使う長さを表したものを興奮度とする。試合の最も盛り上がるシーンには「wwwwwwwwww」や「おおおおおお」などの同じ単語が長く続くコメントが多く見られることから、単語の長さは観客の興奮度に関係するのではないかと考え、このパラメータを使用することにする。

#### ポジティブ・ネガティブ度

観客の行うコメント内容についてポジティブなコメントをするかネガティブなコメントをするかパラメータによって表したものである。野球の試合では、ある程度大差がついてくると勝っているチームに対して、アウトのシーンであってもポジティブなコメントが行われることが多い。手法 4 では、試合のシーン状況によって、コメントに対してポジティブ・ネガティブ判定を行い、生成するコメントを選択する。なお、ポジティブ・ネガティブ度を出す際に日本語評価極性辞書 [9] を用いる。

#### 関心度

観客がコメントを行う頻度について表したものである。関心度が高ければシーンに対して多くコメントを行うが、関心度が低ければ各シーンそれぞれにコメントを行わない。手法 4 では関心度は試合状況によって変化する。

観客 AI は以上の 5 つのスコアを使用してコメント生成を行う。手法 4 では、スコアの付け方に関して、最初に観客 AI に対して著者自身で設定する。試合中のスコアについては、観客 AI によって、野球のシーンのフラグと生成されたコメントを使用してシーン毎に変化させる。観客 AI に付与させるスコアの例を図 6.1 で示す。

図 6.1 のように、手法 4 では、それぞれのスコアが異なる観客 AI を複数設定することにより、1 つのシーンに対するコメント内容を観客 AI 毎に変化させて、観客 AI の多様化を目指す。

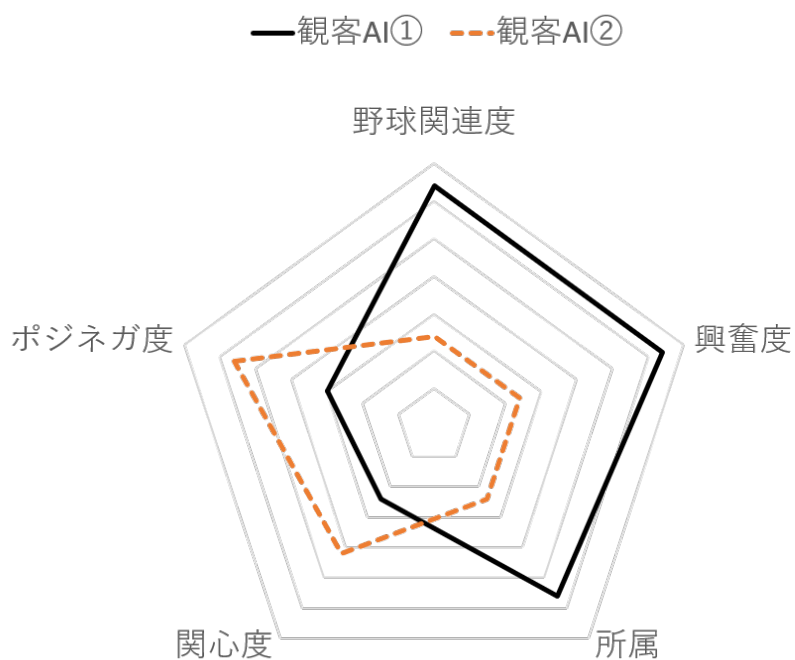


図 6.1 手法 4 におけるスコア設定のグラフ

## 6.2 正解データにおける実際の人間の観客の行うコメント

手法 4 で使用するスコアについて表 6.1 と図 6.2 の正解データにおける人間の観客の実際のコメントを用いて説明する。

表 6.1 シーン 1 に対する人間の観客のコメント

カテゴリ	情報
シーン	先攻チームの空振り三振
コメント	ああああ
UserID	省略
投稿時間	2020/06/19 18:07:32
形態素解析	感動詞, “ああ”
興奮度	“ああ” が 2 つあるので興奮度は 2

きたああああああああああああ	うまw
菅野調子いい	やべええ
うしろw	宮本w
ああああ	w
いい球	いいたま
無敵のしゃかもとw	w w w
えええ	あ
えええええ	骨見えた
w w w w	へたw
ええええええええええええええええ	あああ
ワロタw	✕
おおお	小林w
うるせええええええええええ	ええやん小林w
□	w w w w w w
w w w	人工知能を上回る小林w w w
フルスイングw	うま
w w w w w w w w w w	あ

図 6.2 正解データにおける実際の人間の観客の行うコメント

図 6.2 の観客は、プロ野球の 1 試合で合計 34 個のコメントを行っている。最初の 3 個のコメントは試合開始直後のコメントである。例として、1 個目のシーンについてこの観客のコメント内容を表 6.1 で表す。シーン 1 に対するコメントとしては興奮度が 2 であることや、投稿時間によってシーン 1 が起きた時間も分かる。このように一つ一つコメント内容を見ると、巨人の選手がアウトになると「えええ」が多く見られること、巨人の選手に対して応援しているようなコメントをしていることから、所属は後攻チームである「巨人のファン」であることが分かる。語尾を伸ばすことが多いので、興奮度は比較的高いことが分かる。関心度については、コメントの時間密度を見ると、前半は比較的高いが後半は低くなっていることが分かる。また、比較的にポジティブなコメントが多く見られる。「フルスイング」「いいたま」といった野球関連のコメントがあり、野球関連度は少なからずある。以上のようなことから、具体的にスコアの付け方を説明するまでには本研究では至らなかったが、今回設定したスコアが観客 AI の傾向を決定できるのではないかと考える。

本研究では、手法 4 について結果と考察をまとめることができなかったが、今後、観客 AI のコメント生成の精度を上げるためには必要な手法であると考えられる。

## 第7章

# むすび

本研究では、野球の試合においてテキスト速報からシーンを分析し、そのシーンに合ったコメントをテンプレートのコメントや実際の観客が行うコメントデータから単語を抽出して、コメント生成を行った。

本研究の技術的貢献として、従来は文章についてのジャンル判定や感情判定、ポジティブ・ネガティブ判定などの入力された文章に対して機械的に判定を行うものが多かったが、本研究では長い文章ではなく短いコメントについて分析し、さらに一貫性と多様性を持ってコメントを生成する手法を提案した点がある。具体的には、野球の速報テキストから試合のシーンフラグを取り出して、そのシーンフラグに関連した単語を Word2Vec で取り出し、自己の所属によって生成するコメントを選択する手法や、野球の試合のシーンを時間的に分けて Word2Vec に学習させる手法がある。また、将来的な技術的貢献としては、短い文章であるコメントを単語のように利用して、コメントについて評価したものを観客 AI に設定することで、一貫したコメントを行う観客 AI を多様にすることが期待できる。

本研究の社会的貢献として、自動でコメント生成するようなものを目指して著者が生み出した一貫性と多様性のあるコメントを行う観客 AI が、プロ野球の試合中にコメントを生成することで試合を盛り上げることが期待される。また、将来的な社会的貢献として、観客が少ない野球の試合や、それ以外のコンテンツにおいても、観客 AI がコメントを生成することで、その試合やコンテンツのエンターテインメント性をコメントによって高め、観客を集めて楽しませることが期待される。

本研究を行っている途中、実際のデータの内容を見ると野球の試合に関係のないコメントも多く見られ、このようなコメントに対して扱いが難しいことがあったが、実際に観客が行ったコメントであり、これを無視することは本来の最終目的から離れてしまうため、できるだけ活用するように研究を行った。ニコニコ実況のようなテレビ番組に対するコメントでは、必ずしも野球に関するコメントだけが現れるわけではなく、前の番組や次の番組、CM の内容や出演者の影響を受けるので、野球の試合情報だけでは、さらに多様性のあるコメントを生み出すことは難しいと考える。さらに、1 試合のコメントデータを処理して生成したコメントを表示させるのに、約 10 秒の時間がかかることから、処理速度を上げなければリアルタイムにコメントができなくなる問題点もあると考える。

本研究では、プロ野球の試合限定でコメント生成を行っていったが、国際試合や高校野球の試合においてコメントの内容やテンプレートが変わっているものもあり、身近な野球において観客 AI がコメントを生成するためには、このような試合でも実験を行っていかねばならないと考える。また、野球の知識がない人のコメントと経験豊富な人のコメントは異なっているので、知識の有無によるコメント変化もつけていくとより観客 AI が多様化するのではないかと考える。

今後、野球の試合以外でコメントを生成するために、情報検索と情報処理をさらに広く行う必要があるが、広くなることによる事象や物事とは関係がない単語の増加に対する処理や、そもそもの処理速度の低下によるタイムラグをどのように対処していくか考える必要がある。

# 謝辞

本研究に際して，様々なご指導を頂きました服部峻助教に厚く御礼申し上げます。また，日常の議論を通じて多くの知識や示唆を頂いた服部研究室の皆様にも深く感謝の意を表します。



## 参考文献

- [1] 那須川 哲哉, 金山 博, “文脈一貫性を利用した極性付評価表現の語彙獲得”, 情報処理学会研究報告, Vol.162, pp.109–116 (2004).
- [2] 平澤 真大, 小川 祐樹, 諏訪 博彦, 太田 敏澄, “ニコニコ動画のログデータを用いたソーシャルノベルティのある動画の発見に関する研究”, 情報処理学会研究報告, Vol.153, No.13, pp.1–8 (2011).
- [3] 太田 博三, “文章自動生成における主な手法と独自性に関する一考察”, 人工知能学会研究会資料, SIG-KBS-B508-01 (2017).
- [4] 塚原 裕史, 岩佐 拓哉, “リアルタイム情報に対する時事雑談生成”, 言語処理学会 第 25 回年次大会 発表論文集 (2019).
- [5] 岩永 朋樹, 西川 仁, 徳永 健伸, “テキスト速報を用いた野球ダイジェストの自動生成”, 言語処理学会 第 22 回年次大会 発表論文集 (2016).
- [6] 谷口 泰史, 高村 大也, 奥村 学, “プレイデータからのサッカーの速報テキスト生成”, 言語処理学会 第 24 回年次大会 発表論文集 (2018).
- [7] Yahoo! JAPAN スポーツナビ, <https://sports.yahoo.co.jp/> (2021).
- [8] mecab-ipadic-NEologd : Neologism dictionary for MeCab, <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd/blob/master/README.ja.md> (2021).
- [9] 日本語評価極性辞書-東北大学 乾・鈴木研究室, <https://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php?Open%20Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary> (2021).
- [10] Yahoo! JAPAN スポーツナビ 巨人 vs. 阪神 1 回戦, <https://baseball.yahoo.co.jp/npb/game/2020061901/text> (2020).
- [11] ニコニコ実況 4ch 過去ログ, <http://jk.nicovideo.jp/log/jk4/202006191800-202006192100> (2020).
- [12] プロ野球試合速報 - 野球 - SANSPO.COM, [https://www.sanspo.com/baseball/ikkyu/detail.html?sj\\_PageID=GA20202169\\_09inning](https://www.sanspo.com/baseball/ikkyu/detail.html?sj_PageID=GA20202169_09inning) (2021).