

# 発話内容に着目した 上手い褒め方のモデリングの検討

令和3年度 卒業論文

日本大学 文理学部 情報科学科 宮田研究室

大串 旭

# 概要

日常生活において褒める行為は大切なコミュニケーションである。褒め方の上手さを向上させるためには自分自身の褒め方の上手さを把握することが必要であると考えられるが、自分自身の褒め方の上手さを把握することは困難である。このような問題を解決するためには、褒め方の上手さのモデリングを行い、言語・非言語行動をどのように用いれば良いのか定量的に示すことが必要である。そこで本稿では、話者（褒める人、褒められる人）の発話内容から、褒め方の上手さを推定できるか明らかにする取り組みを行う。はじめに、話者の発話内容から BERT でベクトル変換したものを言語特徴量として抽出した。次に、抽出した言語特徴量を用いて褒め方の上手さの評価値を推定する機械学習モデルの構築を行った。最後に、上手く褒めるために効果的な言葉づかいについて分析を行った。その結果、分類モデルにおいては褒める人の発話のみを利用したモデルの精度が最もよく、回帰モデルにおいては褒める人の発話とその後の褒められる人の発話を利用したモデルの精度が最もよくなることが確認できた。また、対話相手を上手く褒めるためには感動詞と形容詞の 1 文中の出現頻度が低く、発話内容に具体的な期間と相手の話を聞いてどのように感じたのかを含めることが効果的であることが明らかになった。

本稿の貢献は下記の通りである。

- 話者（褒める人、褒められる人）の発話内容から褒め方の上手さを推定できるか明らかにした。
- 言語情報に着目した褒め方の上手さを推定するために適切な特徴量の抽出方法を検証した。

# 目次

<b>第1章 序論</b>	<b>1</b>
1.1 研究の背景	2
1.2 研究の目的	2
1.3 本論文の構成	2
<b>第2章 対話中の振る舞いを用いて 人間の行動・能力を分析する研究事例</b>	<b>4</b>
2.1 対話中の人間の能力や感情を分析する研究事例	5
2.2 ヒューマンコンピュータインタラクションに関する研究事例	7
2.3 褒める行為に関する研究事例	7
<b>第3章 研究課題</b>	<b>8</b>
3.1 問題の定義	9
3.2 研究課題の設定	9
<b>第4章 対話コーパス</b>	<b>11</b>
4.1 2者対話の収録	12
4.2 アノテーション	13
4.3 褒め方の上手さの評価	13
<b>第5章 機械学習モデル構築</b>	<b>15</b>
5.1 特徴量の抽出	16
5.2 モデル構築	18
5.3 褒め方の上手さの推定結果	18
5.3.1 分類モデル	18
5.3.2 回帰モデル	20
<b>第6章 褒め方の上手さの分析</b>	<b>22</b>
6.1 褒める人の発話の分析	23
6.2 褒められる人の発話の分析	27
6.2.1 分類モデル	27
6.2.2 回帰モデル	27

---

第 7 章 結論	30
謝辭	32
参考文献	34
研究業績	37

# 目次

4.1	2者対話の様子	12
5.1	発話の抽出範囲	16
5.2	BERTを用いた文章ベクトルの抽出	17
5.3	各分類モデルの推定精度 ( $F$ 値)	19
5.4	各回帰モデルの推定精度 ( $R^2$ )	21
6.1	Model A での特徴量の重要度上位 10 件	26
6.2	Praise スコアの正解値・予想値	29

# 表 目 次

4.1	発話シーンのシーン数, 平均値, 最大値, 最小値 . . . . .	13
5.1	抽出した品詞 . . . . .	17
5.2	各分類モデルで利用した特徴量と推定精度の各指標の平均値 (N=100) . .	19
5.3	各回帰モデルで利用した特徴量と推定精度の各指標の平均値 (N=100) . .	20
6.1	Praise スコア高群, 低群の出現頻度の大小関係 . . . . .	23
6.2	Praise スコア高群で有意差が認められた品詞の単語例 . . . . .	25
6.3	Praise スコア低群で有意差が認められた品詞の単語例 . . . . .	25
6.4	各分類モデルが正しく分類できた個数 . . . . .	27
6.5	各回帰モデルの予測値と Praise スコアの差が他のモデルと比べて最小となっ た個数 . . . . .	28

# 第1章 序論

## 1.1 研究の背景

日常生活や社会活動において褒める行為は多くの人が行う大切なコミュニケーションの1つである。褒める行為とは対象の行動や性格に向けられたものであること [1], 送り手から受け手への一方的な意思の伝達ではなく複雑なコミュニケーションであると考えられている [2]. 褒めることにより, 相手との関係性を円滑にすることや, 相手の能力を最大限発揮してもらうなどの効果が期待されている [3][4]. そのため, 多くの人が日常的に褒める行為を行っていると考えられる. その一方で褒め方に自信が無い人や, より上手く褒められるようになりたいと考えている人が存在している. そういった人が褒め方の上手さを向上させるためには, 自分自身の褒め方の上手さを把握することが必要であると考えられるが, 自分自身の褒め方の上手さを把握することは困難である. 実際に自分自身の褒め方の上手さを把握するためには, 家族や友人といった他者からの評価を聞くことや専門家の指導を仰がなくてはならない. しかし, 他者から評価を聞くためには時間や場所, 多額のコストといった問題やその評価が定性的になってしまうという問題が存在している. 手軽に気兼ねなく自分自身の褒め方の上手さを把握することや誰にとっても同一の基準で褒め方の上手さを判断することは困難である. このような問題を解決するためには, 褒め方の上手さを自動的に判定し改善点を提示してくれるシステムの構築が必要である. 評価システムの開発には, 上手い褒め方のモデリングが必要であり, 褒める行為における言語・非言語行動をどのように用いれば良いのか明らかにする必要がある.

## 1.2 研究の目的

1.1節で述べたように, 褒める行為は日常的に行われているコミュニケーションの1つである. しかし, 褒める行為を行う際に言語・非言語行動をどのように用いることが上手い褒め方となるのか定量的に明らかにされていない. このため, どんな人でも同一の基準で褒め方の上手さを判断することや改善することが困難であると考えられる. 本研究では, 褒める行為での言語・非言語行動を工学的に分析することで, 上手く褒めるためには各モダリティをどのように用いれば良いのか明らかにすることを目指す. 本稿では, 上手く褒めるために言語行動をどのように用いればよいのか明らかにすることを目的とする.

## 1.3 本論文の構成

本論文の構成は次のとおりである.

2章では, 対話中の振る舞いを用いて人間の行動・能力・感情を分析する研究事例について述べる.

3章では, 本論文における問題の定義と研究課題について述べる.

4章では、2者対話における褒め方の上手さの評価と各モダリティの記録を含む対話コーパスの構築について述べる。

5章では、褒め方の上手さを推定する機械学習モデルの構築について述べる。

6章では、構築したモデルから褒め方の上手さを推定に重要な特徴量を分析したことで得られた上手い褒め方をするための知見について述べる。

最後に7章にて、本論文の結論を述べる。

## 第2章 対話中の振る舞いを用いて 人間の行動・能力を分析する研究 事例

本章では、本研究で分析を行う褒める行為に関する研究事例と、対話中の人間の言語・非言語情報を用いて特定のタスクやシーンにおける行動・能力についての研究事例について述べる。これらは、対話中の人間の言語・非言語情報を用いて個人の行動・能力を分析しているという点で本研究と関係している。2.1節では、言語・非言語情報を用いた対話中の行動・能力を分析する研究事例について紹介する。2.2節では、特定のシーンやタスクの能力を訓練するために、エージェントを用いて能力の向上を分析している研究事例について紹介する。2.3節では、褒める行為に関する研究事例について紹介する。

## 2.1 対話中の人間の能力や感情を分析する研究事例

共感・自己開示・説得力などのスキルを分析する研究事例として Park ら [5], Tan ら [6], Soleymani ら [7], Naim ら [8] の研究が挙げられる。Park ら [5] は、オンライン・ソーシャル・マルチメディア・コンテンツにおける話者の説得力を分析している。ソーシャル・マルチメディア・ウェブサイトから 1000 本の映画レビュー動画と映画に対する話者自身の 5 段階評価を取得しコーパスを構築した。コーパスから言語・非言語行動を機械的に取得した特徴量を用いて SVM にて説得力のある話者か説得力の無い話者かを分類する 2 値分類モデルを構築した。その結果、全てのモダリティを用いたモデルの推定精度が 70.84% となり、話者の説得力を予測するためには言語・非言語行動の全てを考慮することが重要であることを明らかにしている。Tan ら [6] は、対話における言語・非言語行動を利用して、聞き手が相手の話に共感しているかを予測するモデルの構築・評価を行っている。分析する対象として 2 者対話の収録を行った。2 者対話では、話し手と聞き手に分かれ、話し手は自分自身の過去の出来事について話すようにした。この対話は話し手と聞き手を入れ替えながらを合計 80 回行った。収録後、聞き手には対話中の自身の映像を参照して話し手が話している際の自分自身の共感度を -1~1 の間で評価した。収録した映像から抽出した音声、言語、顔部の特徴を用いて聞き手の共感度を推定するマルチモーダル LSTM モデルを構築している。その結果、聞き手の共感度を予測するには音声と発話内容、特に話者の発話内容が重要であることを明らかにした。Soleymani ら [7] は、対話中の言語・非言語行動を用いて自己開示について分析している。分析を行うために、102 名のインタビュー動画を収録した。第三者のアノテータがインタビュー対象者の回答の書き起こした内容による自己開示の親密さのレベルを 4 段階で評価した。そして、収録したデータから言語・非言語行動の特徴量を自動で抽出した。自己開示のレベルを推定するために、ユニモーダルモデルとマルチモーダルディープニューラルネットワークを構築している。その結果、言語行動のみを用いたモデルが  $r=0.66$  となり、自己開示レベルを推定するためには言語行動のみを用いたユニモーダルモデルが最も精度が良いことが明らかになった。Naim ら [8] は、言語・非言語行動を利用して、就職面接での社会的スキルを分析している。分析のために、キャリアカウンセラーと大学生が面接する動画を 138 本収録した。動画から、インタビュー対象者の表情、音声、言語の特徴量を自動で取得し、それらを用いて社会的スキルを推定するための回帰モデルを構築した。その結果就職面接で特に重要とされる総合評価と採用の推薦度の予測精度が  $r=0.70$  となった。

話者の感情を分析する研究事例として PerezRosas ら [9], Lin ら [10] の研究が挙げられる。PerezRosas ら [9] は、オンラインビデオ中の話者の感情を言語、非言語情報を用いて分析を行っている。YouTube から収集した動画から、音声、視覚、文字起こしされた発話内容といった3つのモダリティを抽出した。抽出した特徴量を用いて SVM で話者の感情を推定する機械学習モデルの構築を行った。その結果、感情を推定するためには音声、視覚、発話内容のモダリティを利用した場合が最も精度が良いことが明らかになった。Lin ら [10] は GFT の自発的表現データベースから得た、3人の初対面の人が対話を通じてお互いを知るといった実験の映像を利用して話者の感情表現についての分析を行った。映像から、頭部、顔部の動きと書き起こされた発話内容から特徴量を抽出し複数のアルゴリズムを用いて感情特性を推定する回帰モデルを構築した。その結果、Elasti Net を用いたモデルが最も性能が高く、全てのモダリティを用いることが感情特性を予測することに適していることを明らかにした。

コミュニケーションスキルを分析する研究事例として Okada ら [11], Rasipuram ら [12] の研究が挙げられる。Okada ら [11] は、コミュニケーションスキルを人事管理経験者の評価をもとに言語・非言語情報を利用して、コミュニケーションスキルの推定モデルを構築している。1グループ4名の組み合わせを10組作り課題解決を目的とした会議を3種類行い、その際の参加者の映像と音声を記録した。人事管理経験者が記録した映像、音声を参照し、参加者のコミュニケーションスキルを判断した。さらに、記録した映像、音声から非言語情報として話者交替、韻律情報、頭部の動き、言語情報として品詞、対話行為を特徴量として抽出した。人手で判断したコミュニケーションスキルのスコアと、抽出した特徴量を用いてコミュニケーションスキルのスコアを予測する回帰モデルを構築した。Rasipuram ら [12] は、言語・非言語情報を抽出して機械学習をすることによって、非同期インタビューと対面インタビューでの人のコミュニケーションスキルを予測するシステムを構築している。非同期インタビューと対面インタビューの映像、音声を69件記録した。インタビュー映像から参加者の音声、視覚、語彙の特徴量を自動で抽出した。コミュニケーションスキルとして13個の評価基準を設け、3名のアノテータによって評価された。アノテータの評価と抽出した特徴量を用いて線形回帰、SVM、ロジスティック回帰などの機械学習アルゴリズムを用いてコミュニケーションスキルとして13個の評価基準を予測するシステムを構築した。その結果、非同期インタビュー動画から自動で特徴量を抽出した場合でも80%の精度となりコミュニケーションスキルを予測するために十分であることが明らかになった。

プレゼンテーションスキルを分析する研究事例として Ramanarayanan ら [13], Yagi ら [14] の研究が挙げられる。Ramanarayanan ら [13] は、時系列に基づいて計算された3つの異なる特徴量を用いて、人間が評価したプレゼンテーション能力のスコアを予測する際の比較を行っている。Yagi ら [14] は、プレゼンテーションシーンから得られる言語・非言語情報からプレゼンテーション能力を推定するモデルの構築・評価を行っている。

## 2.2 ヒューマンコンピュータインタラクションに関する研究事例

ヒューマンコンピュータインタラクションに関する研究事例として、Samroseら [15]、Trinhら [16]の研究が挙げられる。Samrosら [15]は、ビデオ会議中の会話に関するフィードバックを会議終了後にすることで会話スキルを向上させるシステムを構築している。フィードバックシステムは、会議中の映像、音声から取得した言語、非言語情報から会議への参加率、対話への割り込み回数、話者交替、感情、微笑みの共起回数を算出してユーザにフィードバックする。システムを実際に利用し、ユーザの行動変容を明らかにする評価実験を行った。評価実験の結果、システムを利用することでユーザが会議へ意欲的に参加するようになり、ディスカッションにおいてポジティブな感情に影響を与えることが明らかになった。また、ユーザ自身が自分の会話スキルをより意識して会議を行うようになったことが示された。Trinhら [16]は、擬人化されたロボットヘッドを用いてプレゼンテーションスキルを訓練するシステムを構築している。トレーニングシステムは、プレゼンテーション中のスライドと発表者の発話内容を自動で取得し、プレゼンテーションの指標である、話し方、フィラーの使用率、声の抑揚、ジェスチャやアイコンタクト、内容の充実度についてフィードバックします。実際にシステムを利用してリハーサルした発表者と、発表者自身でリハーサルをした場合とのプレゼンテーションの質を比較する評価実験を行った。評価実験の結果、システムを利用した方がプレゼンテーションの質を向上することを示した。

## 2.3 褒める行為に関する研究事例

褒める行為を分析する研究事例としてOnishiら [17]、山内ら [18]の研究が挙げられる。Onishiら [17]は、褒め方の上手さを非言語行動を元に分析を行っている。褒める対話を行っている2者対話を収録した。収録したデータから頭部、顔部の動きと音声情報といった特徴量を抽出し、褒め方の上手さを推定する分類モデルを構築した。その結果、上手く褒めるためには、口角や口の開きを意識することが重要であると示した。また相手の瞼や瞬きの幼羽に注目することで、相手をうまく褒められたのか確認できることも示した。山内ら [18]は、褒め方の上手さを訓練するシステムの構築を行っている。褒めているシーンを収録することで、頭部、顔部と音声情報を元に褒め方の上手さのスコアと特に良かった特徴量を表示するフィードバックシステムを構築した。これにより、褒め方の上手さを他人に頼ることなく自身の褒め方の上手さを把握できるようになった。

## 第3章 研究課題

本章では、本研究における問題の定義と研究課題について述べる。

### 3.1 問題の定義

日常生活や社会活動において褒める行為は多くの人が行う大切なコミュニケーションの1つである。心理学や社会学の分野では褒める行為とは対象の行動や性格に向けられた称賛を表現する言語・非言語行動であり [1][19]、送り手から受け手への一方的な意思の伝達ではなく複雑なコミュニケーションであると考えられている [2]。褒めることにより、相手との関係性を円滑にすることや、相手の能力を最大限発揮してもらうなどの効果が期待されている [3][4]。そのため、多くの人が日常的に褒める行為を行っていると考えられる。その一方で相手を褒めたいと思っているが、褒め方に自信の無い人や、より上手く褒められるようになりたいと考えている人が存在している。そういった人が褒め方の上手さを向上させるためには、自分自身の褒め方の上手さを把握することが必要であると考えられるが、自分自身の褒め方の上手さを把握することは困難である。実際に自分自身の褒め方の上手さを把握するためには、家族や友人といった他者からの評価を聞くことや専門家の指導を仰がなくてはならない。しかし、他者から評価を聞くためには時間や場所、多額のコストといった問題が存在している。手軽に気兼ねなく自分自身の褒め方の上手さを把握することは困難である。このような対話中の人間の能力を分析している研究は2.1節で述べたように多く存在している。だが、上手く褒めるために言語・非言語行動をどのように用いれば良いのかを明らかにする取り組みはまだ行われていない。上手く褒めるために、頭部の動きや表情、話す速度、声の抑揚、発話内容などの言語・非言語行動をどのように用いれば良いのか定量的には明らかになっていない。上記のことより、上手く褒めるために言語・非言語行動をどのように用いれば良いのか明らかにする必要がある。

### 3.2 研究課題の設定

3.1節で述べたように、上手く褒めるために言語・非言語行動をどのように用いれば良いのか明らかでないという問題があり、褒め方の上手さを把握、改善することが困難であると考えられる。先行研究 [17][18] では、頭部、顔部の動きや表情、音声情報といった非言語行動を用いて褒め方の上手さの分析を行っている。だが、著者が調査したところ、上手く褒めるためにはどのように言語行動を用いれば良いのかを工学的に分析し、定量的に示す取り組みはまだ行われていない。褒める行為は非言語行動だけでなく言語行動も伴っていると考えられている [1][19]。また、2.1節で述べたように、人間の行動や能力を分析するためには言語行動も重要なモダリティであることを示している。加えて、褒める人から褒められる人への一方的な意思の伝達ではなく、複雑な社会的コミュニケーションであると考えられている [2]。これらのことから、話者（話し手、聞き手）の発話内容に着目して言語行動を用いれば上手く褒めることができるのかを明らかにする必要がある。よって本研究では、**話者（話し手、聞き手）の発話内容に着目して、褒め方の上手さを推定す**

ることができるのか明らかにすることを研究課題として設定する。具体的には、話者の発話内容の書き起こしを行い、書き起こした文章から言語特徴を抽出し褒め方の上手さを推定する機械学習モデルを構築して褒め方の上手さに重要な特徴量を明らかにすることを目指す。

## 第4章 対話コーパス

本章では、本研究で分析を行う2者対話を対象とした対話における褒め方の上手さの評価と各モダリティの記録を含む対話コーパスについて述べる。

## 4.1 2者対話の収録

対話における褒め方の上手さの評価と言語・非言語行動の記録を含む対話コーパスの作成を行った[17]。2者対話の参加者は、20代の大学生34名（男性28名、女性6名）であり、2名1組のペアを17組構成した。17組のうち、初対面が14組、顔見知りが2組、友人同士が1組であった。対話の収録を始めるにあたり、参加者に対話材料を準備させることを意図して、いままで頑張ってきたことに関するエピソードを2つ以上用意してもらった。対話収録時は、図4.1のように参加者が互いに向き合って着座してもらった。このと



図 4.1: 2者対話の様子

きの参加者間の距離は180cmとした。対話の収録は、各参加者の様子と2者対話全体の様子を撮影するためのビデオカメラ、各参加者の声を録音するためのマイクを用いて行った。各組の参加者（参加者A、参加者B）は、撮影者の合図に従い、次の(1)～(3)を行った。

- (1) 自己紹介（5分間）
- (2) 参加者Aが褒める人となり、参加者Bが褒められる人となる対話（5分間）
- (3) 参加者Bが褒める人となり、参加者Aが褒められる人となる対話（5分間）

(1)～(3)の対話を17組分、計255分間収録した。なお、(1)の自己紹介は各組の多くが初対面であり、参加者の緊張をほぐす目的で行っているため、分析の対象外とした。(2)と(3)の対話において、褒める人には、対話相手を積極的に褒めるように指示した。しかし、一方的に褒めているだけのような不自然な対話にならないようにするために、自由に質問したり、リアクションをしたりすることを許可した。褒められる人には、事前に用意した自分がいままで頑張ってきたことに関するエピソードを話すように指示した。対話の自然さや話題の多様性を担保するために、事前に用意していないエピソードについて話すことを許可した。

## 4.2 アノテーション

収録した映像データや音声データに対して注釈付けを行うツールであるELAN[20]を利用して人手で発話シーンのタグ付けを行った(表4.1)。発話シーンは、沈黙時間が400ミリ秒未満の連続した音声区間とした。次に、ELANを利用して人手で発話内容の書き起こしを行った。書き起こしを行う際、アノテータによる書き起こし内容の感動詞とフィラーの表記ゆれが分析結果に影響を及ぼすことが考えられたため、感動詞とフィラーの表記ゆれを減らすために辞書を参照しながら作業を行った。本研究では、UniDic話し言葉辞書[21]に載っている感動詞とフィラーの単語を抜き出したものを辞書として扱った。このときアノテータには、発話内容の文頭が辞書内の単語の読みに近い場合は、辞書内の単語で書き起こすように指示した。たとえば、“あー”、“あ〜”などは“あー”と書き起こす。なお、辞書に載っていない単語については、聞き取った単語をそのまま書き起こすように指示した。

表 4.1: 発話シーンのシーン数, 平均値, 最大値, 最小値

役割	シーン数	平均値	最大値	最小値
褒める人	2701 件	1.324 秒	23.117 秒	0.062 秒
褒められる人	3413 件	2.040 秒	26.234 秒	0.018 秒

## 4.3 褒め方の上手さの評価

2者対話の収録に参加していない20代の大学生5名(男性5名)が、褒め方の上手さの評価を行った。具体的には、褒める人の正面に設置したビデオカメラから撮影した映像データと褒める人に取り付けたマイクから録音した音声データを参照し、褒める人の発話シーンごとに下記の判定・評価を行った。

- 対話相手を褒めているシーンであるか、そうでないかの判定

- 褒めているシーンであると判定した場合，1（上手く褒められていない）～7（上手く褒められている）の7段階での褒め方の上手さの評価

本研究では，各発話シーンにおいて褒めていると判定したアノテータが3名以上であるシーンを Praise シーン（228 件，平均値 2.018 秒，最大値 9.127 秒，最小値 0.368 秒）とする．Praise シーンにおいて褒めているシーンであると判定したアノテータの評価の平均値を Praise スコアとする．アノテータ間の Praise スコアの一致率を評価するために，級内相関係数（ICC）[22] を利用した．まず，3～5 人のアノテータのそれぞれの組み合わせごとに級内相関係数を算出した．次に，サンプル数を考慮して組み合わせごとの級内相関係数の重み付き平均を算出した．その結果，Praise スコアの級内相関係数の平均は  $ICC(2, k) = 0.571$  であった．この結果から，Praise スコアはアノテータ間で中程度の一致率があり，信頼性のあるデータであることが示唆された．

## 第5章 機械学習モデル構築

本章では、4.2節で書き起こした発話内容から言語特徴量の抽出と抽出した特徴量を用いた褒め方の上手さを推定する機械学習モデルの構築について述べる。

## 5.1 特徴量の抽出

言語特徴量を抽出するにあたり、次に示す3つの抽出範囲を利用した(図5.1)。

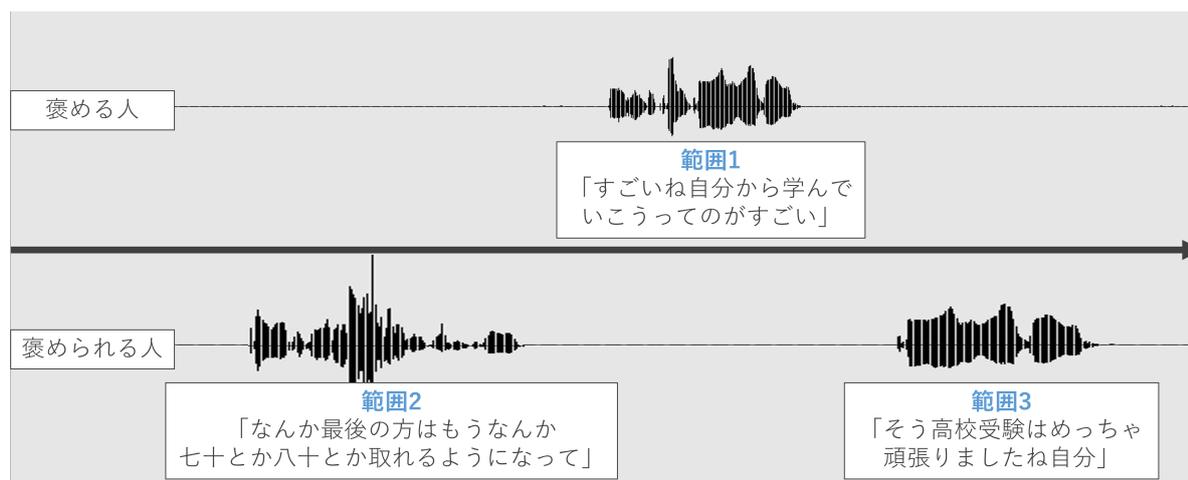


図 5.1: 発話の抽出範囲

**範囲 1** Praise シーン of 褒める人 (Praisor) の発話

**範囲 2** Praise シーン開始前の褒められる人 (Receiver) の発話

**範囲 3** Praise シーン終了後の褒められる人の発話

褒められる人の発話から言語特徴量を抽出する範囲を複数用意することで、褒め方の上手さを推定するために適切な言語特徴量の抽出範囲を分析する目的がある。

言語特徴量の抽出方法について、発話内容を単語ごとに抽出する方法と発話内容をベクトル化する方法を用いた。特徴量の抽出方法を複数用意することで、褒め方の上手さを推定するために適切な言語特徴量の抽出方法を分析する目的がある。

発話内容を単語ごとに抽出する方法として、関連研究 [14], [6], [8] を参考に、Mecab [23] を用いて各 Praise シーンにおける褒める人の発話内容に形態素解析を行ない、単語数と品詞の出現頻度を求めた。Mecab で抽出した品詞は、先行研究 [24] において上手く褒めるために効果があると判断された 13 種類の品詞 (表 5.1) である。次に、各 Praise シーンにおける各品詞の利用数を集計した。このとき、集計した各文章の品詞の利用数を合算することで、各文章の単語数を求めた。特徴量として、各 Praise シーンで利用された品詞ごとの出現頻度を求めた。出現頻度は、各 Praise シーンから品詞ごとに利用された数をその Praise シーンの総単語数で除算することで求めた。

発話内容をベクトル化する方法として，soleymaniら [7] の研究を参考に，日本語事前学習済みのBERTモデル [25] を利用して範囲1~3の発話内容をそれぞれ768次元のベクトル（文章埋め込み）に変換する方法を用いた．BERTとは，大規模コーパスを用いて事前学習したモデルを転移学習により様々なタスクに応用できる言語モデルである．具体的な抽出方法は，入力した文章をBERTが処理した最終層の先頭にある特殊トークンである [CLS] の埋め込み表現を取得し入力文の文章ベクトルとする方法である（図5.2）．

表 5.1: 抽出した品詞

大分類	小分類
感動詞	感動詞
形容詞	形容詞
助詞	助詞（格助詞），助詞（副助詞），助詞（連体化）
助動詞	助動詞
動詞	動詞（自立），動詞（非自立）
名詞	名詞（サ変接続），名詞（数），名詞（接尾），名詞（非自立），
連体詞	連体詞

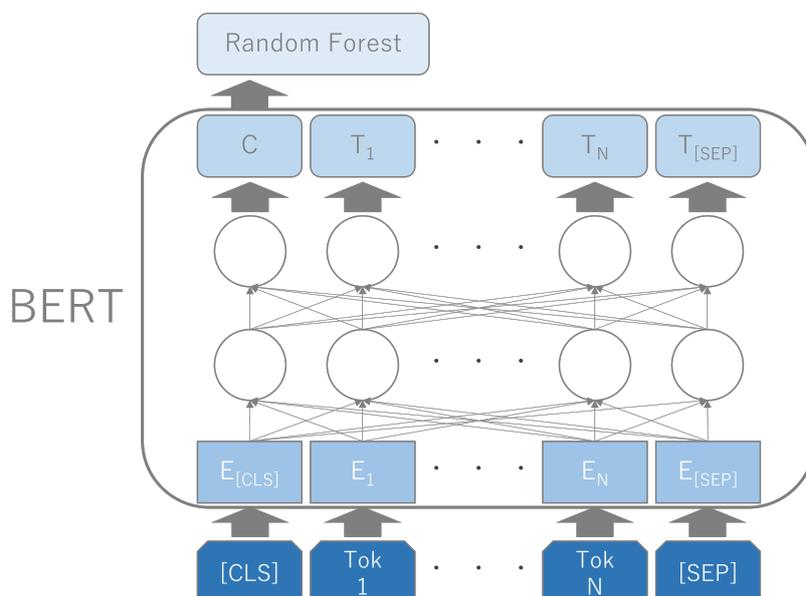


図 5.2: BERT を用いた文章ベクトルの抽出

## 5.2 モデル構築

褒め方の上手さを推定するために回帰モデルと分類モデルの構築を行った。この時、予測する対象である Praise スコアは1～7の連続値であるため、回帰モデルを構築することが一般的である。しかし、本研究では上手く褒めるためには言語行動をどのように用いれば良いのかを明らかにすることが目的である。分類モデルを構築することで、上手く褒めているシーンとそうでないシーンでの言語行動の違いを分析可能になると考えた。分類モデルを構築するにあたり、Praise シーンを Praise スコア低群、中群、高群の3クラスに分割した。各群に属する Praise シーン数（全228シーン）ができるだけ均等になるように、下記のように Praise スコア低～高群を定義した\*。

**Praise スコア低群** Praise スコアが3.8点以下の Praise シーン（計82シーン）

**Praise スコア中群** Praise スコアが3.8点より大きく4.4点未満の Praise シーン（計65シーン）

**Praise スコア高群** Praise スコアが4.4点以上の Praise シーン（計81シーン）

本稿ではモデルを構築するアルゴリズムとしてアンサンブル学習のバギング手法である Random Forest[26] を利用し、分類モデルと回帰モデルを構築した。具体的には、目的変数を Praise スコア低群、中群、高群の3クラスとし、説明変数を5.1節で抽出した特徴量とする分類モデルと、目的変数を Praise スコアとし、説明変数を5.1節で抽出した特徴量とする回帰モデルを構築した。決定木の木の木の本数や木の深さといったハイパーパラメータは Hyperopt[27] を用いて最適化した。hold-out 法を利用して、トレーニングデータとテストデータを9:1に分割した上で機械学習モデルを構築するタスクを行った。なお、回帰モデルと分類モデルのそれぞれで上記のタスクを100回行った。

## 5.3 褒め方の上手さの推定結果

### 5.3.1 分類モデル

分類モデルの推定結果を図5.3、表5.2に示す。ベースライン（チャンスレベル）は、データセットにおける各群の割合にあわせて、36%、28%、36%の確率で Praise スコアの低、中、高群を出力するモデルを用いた。構築した全てのモデルに対して、Bonferroni 法を用いて多重比較検定を行い、精度が向上しているのか確認した。ベースラインと Model A ( $t(99) = 18.480, p < .01$ )、Model B ( $t(99) = 18.212, p < .01$ )、Model C ( $t(99) = 19.584, p < .01$ )、Model D ( $t(99) = 15.847, p < .01$ )、Model E ( $t(99) = 20.290, p < .01$ ) の間に1%水準で有意差が認められることが確認できた。これより、本稿で構築したすべてのモデルがベースラインよりも推定精度を向上させることができたと言える。Model

\*各群に属するシーン数は等しいことが理想ではあるが、スコアが同じシーンが多数存在したため、各群のシーン数を等しくすることができなかった。

A と Model B ( $t(99) = 8.962, p < .01$ ), Model C ( $t(99) = 8.714, p < .01$ ), Model D ( $t(99) = 6.017, p < .01$ ), Model E ( $t(99) = 8.300, p < .01$ ) の間に1%水準で有意差が認められることが確認できた. このことから, 分類モデルにおいて単語数や品詞の出現頻度を特徴量として構築したモデルよりも BERT を用いて抽出した文章ベクトルを特徴量として構築したモデルの方の精度が向上することが明らかになった.

表 5.2: 各分類モデルで利用した特徴量と推定精度の各指標の平均値 (N=100)

	単語数, 品詞の出現頻度 (範囲1)	BERT (範囲1)	BERT (範囲2)	BERT (範囲3)	適合率	再現率	F 値
Baseline					0.358	0.340	0.357
Model A	✓				0.602	0.519	0.523*
Model B		✓			0.659	0.554	<b>0.620*</b> <sup>†</sup>
Model C		✓	✓		0.649	0.631	0.609* <sup>†</sup>
Model D		✓		✓	0.632	0.624	0.590* <sup>†</sup>
Model E		✓	✓	✓	0.661	0.695	0.612* <sup>†</sup>

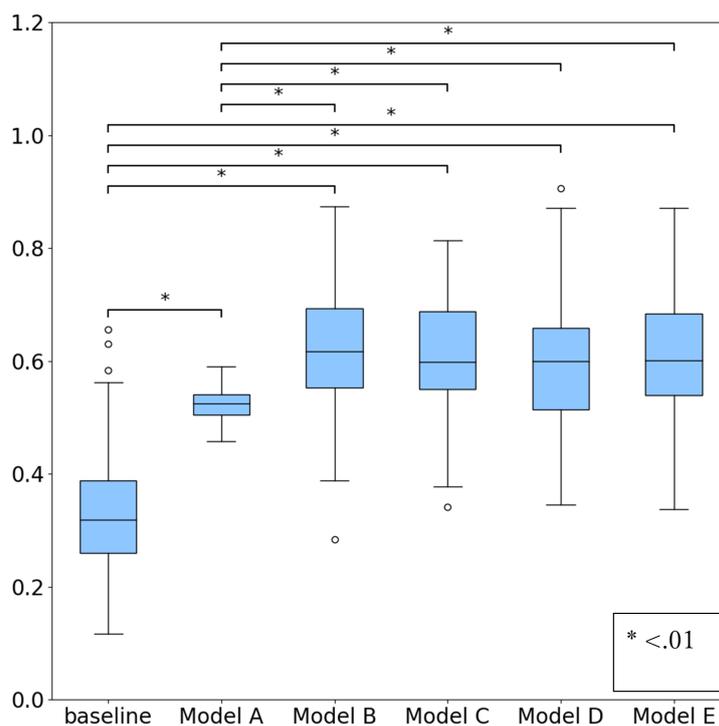


図 5.3: 各分類モデルの推定精度 (F 値)

\*Baseline との間で  $p < .01$

<sup>†</sup>Model A との間で  $p < .01$

### 5.3.2 回帰モデル

回帰モデルの推定結果を図 5.4, 表 5.3 に示す. MSE は平均二乗誤差,  $R^2$  は決定係数を表している. ベースラインは, Praise スコアの平均値をテストデータとして推定するモデルを用いた. 構築した全てのモデルに対して, Bonferroni 法を用いて多重比較検定を行い, 精度が向上しているのか確認した. ベースラインと Model F ( $t(99) = 6.170, p < .01$ ), Model G ( $t(99) = 16.012, p < .01$ ), Model H ( $t(99) = 23.182, p < .01$ ), Model I ( $t(99) = 24.655, p < .01$ ), Model J ( $t(99) = 25.635, p < .01$ ) の間に 1%水準で有意差が認められることが確認できた. これより, 本稿で構築したすべてのモデルがベースラインよりも推定精度を向上させることができたと言える. Model F と Model G ( $t(99) = 4.976, p < .01$ ), Model H ( $t(99) = 7.677, p < .01$ ), Model I ( $t(99) = 10.468, p < .01$ ), Model J ( $t(99) = 8.796, p < .01$ ) の間に 1%水準で有意差が認められることが確認できた. このことから, 回帰モデルにおいて単語数や品詞の出現頻度を抽出して構築したモデルよりも BERT を用いて特徴量を抽出して構築したモデルの方が精度が向上することが明らかになった. Model G と Model I ( $t(99) = 4.680, p < .01$ ), Model J ( $t(99) = 3.730, p < .01$ ) の間に 1%水準で有意差が認められることが確認できた. このことから, 回帰モデルにおいては, 褒める人の発話だけでなく褒められる人の発話を利用することで精度が向上することが明らかになった. Model I は褒める人の発話内容とその直後の褒められる人の発話内容を用いたモデルである. 褒め方の上手さを判断するためには, 褒める発話をした直後の褒められる人の反応が重要であることが考えられる.

表 5.3: 各回帰モデルで利用した特徴量と推定精度の各指標の平均値 (N=100)

	単語数, 品詞の出現頻度 (範囲 1)	BERT (範囲 1)	BERT (範囲 2)	BERT (範囲 3)	MSE	$R^2$
Baseline					0.669	-0.044
Model F	✓				0.507	0.173*
Model G		✓			0.483	0.237*‡
Model H		✓	✓		0.437	0.295*‡
Model I		✓		✓	0.390	<b>0.336</b> *‡§
Model J		✓	✓	✓	0.439	0.319*‡§

\*Baseline との間で  $p < .01$

‡Model F との間で  $p < .01$

§Model G との間で  $p < .01$

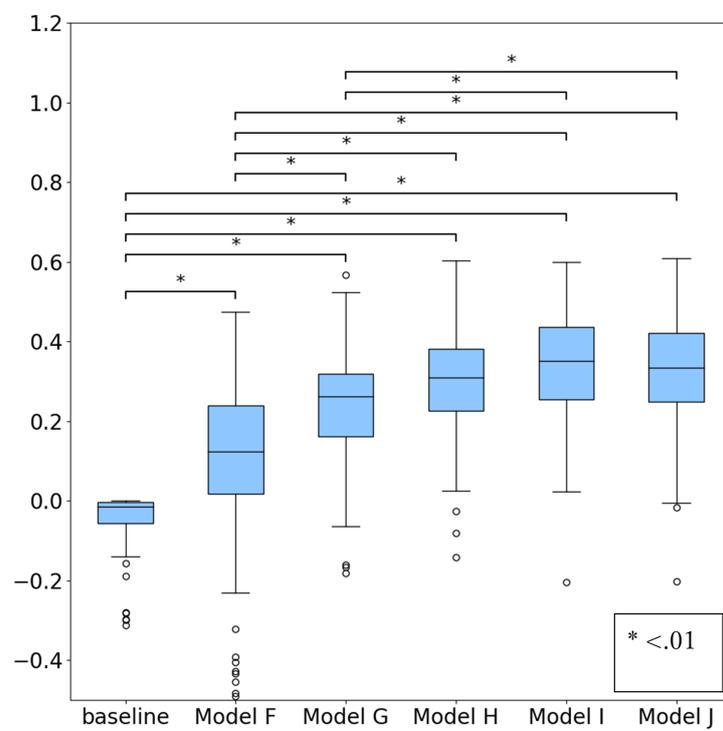


図 5.4: 各回帰モデルの推定精度 ( $R^2$ )

## 第6章 褒め方の上手さの分析

本章では、対話中の褒める人の褒めている発話とその直前直後の褒められる人の発話から褒め方の上手さの分析について述べる。

## 6.1 褒める人の発話の分析

褒める人はどのような言葉づかいをすることが対話相手を上手く褒めるために効果があるのかを明らかにするために、褒める人の褒める発話の分析を行っていく。まず、抽出した13種類の品詞から Praise スコア高群と Praise スコア低群における出現頻度の大小関係を表6.1に示す。表6.1より、Praise スコア高群では助詞（格助詞）、助詞（副助詞）、助詞（連体化）、助動詞動詞（自立）、動詞（非自立）、名詞（サ変接続）、名詞（数）、名詞（接尾）、名詞（非自立）、連体詞の出現頻度が高いことがわかる。Praise スコア低群では、感動詞、形容詞の出現頻度が高いことがわかる。このことより、上手く褒めるためには感動詞と形容詞を文中で多用しないほうが効果があるのではないかと考えられる。

表 6.1: Praise スコア高群、低群の出現頻度の大小関係

品詞	Praise スコア高群の 出現頻度の平均値		Praise スコア低群の 出現頻度の平均値
感動詞	0.041	<	<b>0.100</b>
形容詞	0.172	<	<b>0.356</b>
助詞（格助詞）	<b>0.065</b>	>	0.018
助詞（副助詞）	<b>0.020</b>	>	0.003
助詞（連体化）	<b>0.009</b>	>	0.001
助動詞	<b>0.122</b>	>	0.084
動詞（自立）	<b>0.083</b>	>	0.033
動詞（非自立）	<b>0.017</b>	>	0.005
名詞（サ変接続）	<b>0.016</b>	>	0.001
名詞（数）	<b>0.011</b>	>	0.000
名詞（接尾）	<b>0.014</b>	>	0.000
名詞（非自立）	<b>0.038</b>	>	0.014
連体詞	<b>0.012</b>	>	0.003

太字は出現頻度の平均値が高かったもの

より具体的な分析を行うために、有意差が認められた品詞の Praise スコア高群と Praise スコア低群の各品詞の実際に使用された単語の上位5件を表6.2, 6.3に示す。これらの表より、次の3つの知見を得た。

**知見 1** Praise スコア高群と Praise スコア低群において、動詞（自立）、動詞（非自立）、名詞（サ変接続）、名詞（数）、名詞（接尾）以外の品詞では使用される単語が概

ね同じであることがわかる。どちらの群においても共通して多く使用されている単語は、形容詞については“すごい”という単語、助動詞については“です”という単語、助詞（格助詞）については“と”という単語などが挙げられる。特に，“すごい”という単語については褒める際に多くの人が一般的に使う単語であり、褒め方の上手さとは関係なく多く用いられていることは違和感のない結果であると言える。多くの褒めている発話で“すごい”という単語が用いられていたことから、褒めているかどうかを自動的に判断するために“すごい”という単語に着目することは有用であると考えられる。

**知見2** 名詞（数）、名詞（接尾）は Praise スコア高群でのみ使用されていた。名詞（接尾）の単語に着目すると、Praise スコア高群では“年間”、“週間”、“日”、“年”といった単語が使用されていることがわかる。これらの単語の前には名詞（数）が使用されていることが多かった。実際に、“え三年間続けたんでしょさっき言ってた通り凄いねよく”や“凄いですね二週間でよく作れますねそんな”といった発話があった。これより、上手く褒めるためには発話内で3年間や2週間といった具体的な期間に言及した上で褒めることが効果があるのではないかと考えられる。

**知見3** 動詞（自立）の単語に着目すると、Praise スコア高群では“思う”、“思い”といった単語が多く使用されていることがわかる。一方、Praise スコア低群では“思う”、“思い”といった単語はそれぞれ1回しか使用されていなかった。“思う”、“思い”という単語については自分自身の考えを述べる際に多く使用されていた。実際に、“いいねかっこいいと思う”や“すごくいいと思いますよそれ”といった発話があった。これより、上手く褒めるためには自分自身が相手の話を聞いてどのように感じたのかを含めるほうが効果があるのではないかと考えられる。

次に、Model A における重要度の高い特徴量上位 10 件を図 6.1 に示す。ここでの重要度は、決定木のノードがどれくらい分類されているのかを表すジニ不純度を基に算出されている。分割前と分割後のジニ不純度を比較した場合にジニ不純度をより小さくできた特徴量を、重要度の高い特徴量としている。図 6.1 より、特に単語数が褒め方の上手さを分類する上で重要であることがわかる。Praise スコアと単語数との相関係数を求めると  $r = 0.501$  であり、正の相関があることが確認できた。単語数が多くなるほど Praise スコアが高くなる傾向にあると考えられる。これは、知見 2, 3 の通り具体的な期間に言及していたり、自分自身の考えを述べた結果として単語数が増えたと考えられる。具体的には、“凄いですねその学外向けにやるプレゼンをちゃんとできたってゆうのは凄いと思います”のような発話があった。しかし、単に多くの単語を用いて褒めるのでは、冗長な印象を与え聞き手が不快な気持ちになってしまう可能性も考えられる。そのため、今後は上手く褒めるために適切な単語数や発話長の分析・検討をする必要があると考える。

表 6.2: Praise スコア高群で有意差が認められた品詞の単語例

品詞	1位 単語(個数)	2位 単語(個数)	3位 単語(個数)	4位 単語(個数)	5位 単語(個数)
感動詞	えっ(5)	はい(3)	あっ(3)	ああ(3)	なるほど(2)
形容詞	すごい(71)	いい(6)	ない(4)	すごく(4)	かっこいい(4)
助詞(格助詞)	と(18)	って(16)	に(12)	が(10)	を(8)
助詞(副助詞)	じゃ(7)	なんて(3)	でも(3)	だけ(2)	まで(1)
助詞(連体化)	の(14)				
助動詞	です(38)	た(16)	ない(12)	ます(11)	っす(8)
動詞(自立)	続け(8)	思う(8)	思い(7)	できる(7)	し(4)
動詞(非自立)	て(4)	てる(3)	ちゃう(2)	でる(1)	できる(1)
名詞(サ変接続)	継続(2)	受験(2)	勉強(2)	連絡(1)	設定(1)
名詞(数)	三(7)	二(3)	十(2)	六(1)	15(1)
名詞(接尾)	年間(6)	的(3)	週間(1)	日(1)	年(1)
名詞(非自立)	の(20)	ん(9)	こと(7)	時(3)	方(2)
連体詞	その(5)	そういう(5)	そんな(4)	どんな(1)	

表 6.3: Praise スコア低群で有意差が認められた品詞の単語例

品詞	1位 単語(個数)	2位 単語(個数)	3位 単語(個数)	4位 単語(個数)	5位 単語(個数)
感動詞	えっ(5)	ああ(5)	おお(3)	うん(3)	へえー(2)
形容詞	すごい(62)	すご(5)	偉い(2)	いい(2)	良い(1)
助詞(格助詞)	と(4)	に(2)	を(1)	へ(1)	で(1)
助詞(副助詞)	じゃ(1)				
助詞(連体化)	の(1)				
助動詞	です(16)	た(5)	じゃん(4)	だ(3)	なかつ(2)
動詞(自立)	挫け(2)	買っ(1)	行っ(1)	続け(1)	持てん(1)
動詞(非自立)	っ(1)	い(1)			
名詞(サ変接続)	プレゼン(1)				
名詞(数)					
名詞(接尾)					
名詞(非自立)	ん(4)	の(4)	みたい(1)		
連体詞	そんな(1)	そういう(1)			

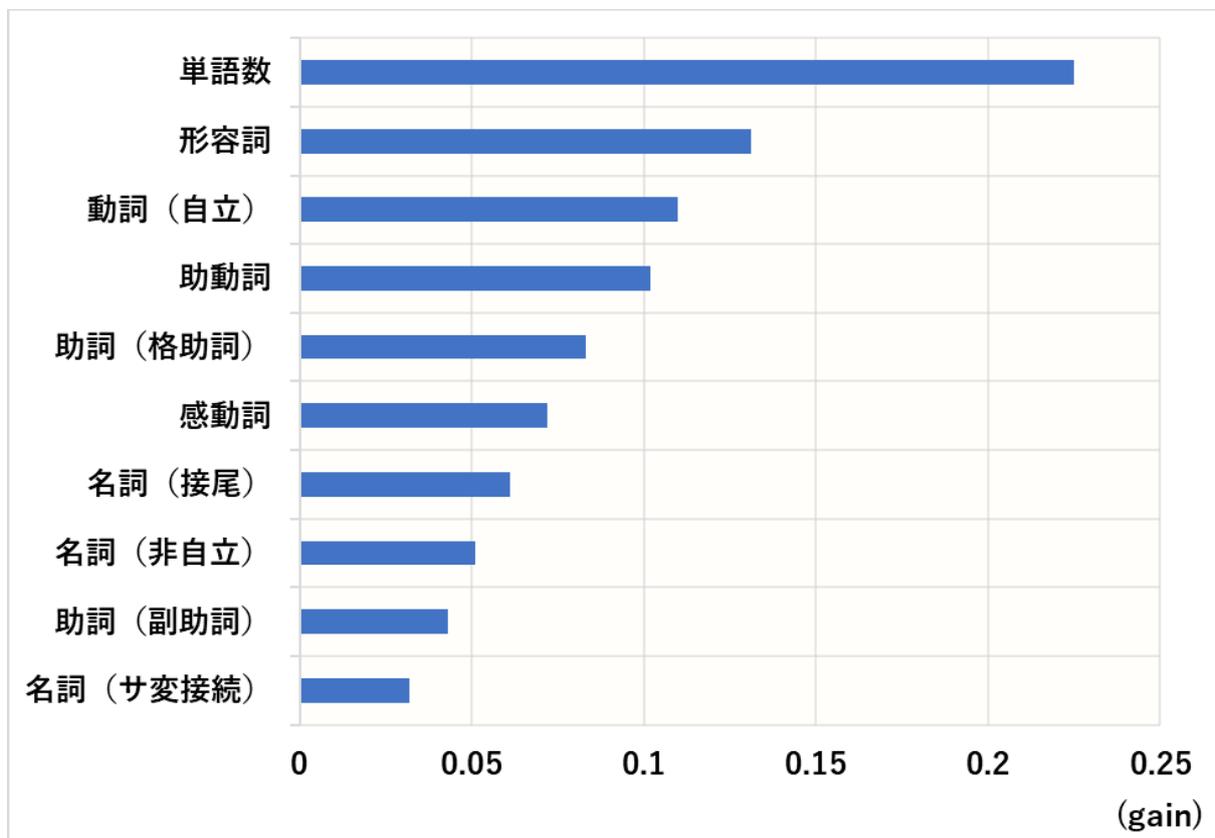


図 6.1: Model A での特徴量の重要度上位 10 件

表 6.4: 各分類モデルが正しく分類できた個数

Model	高群	中群	低群	合計
Model B	58	<b>20</b>	61	<b>139</b>
Model C	<b>62</b>	12	<b>62</b>	136
Model D	59	16	60	135
Model E	<b>62</b>	9	<b>62</b>	133

## 6.2 褒められる人の発話の分析

褒め方の上手さを判断するにあたり、褒める発話の直前直後の褒められる人の発話のどちらを考慮すれば良いのか分析を行う。分析の方法として、5.3節で示した分類モデル、回帰モデルのそれぞれの結果から分析を行っていく。

### 6.2.1 分類モデル

本稿で構築した分類モデルでは Praise スコア高群をどのように分類できているのか分析を行う。分析を行うために、各分類モデルの文章ごとの分類結果を集計した。まず、100回推定した際の各文章を予測したクラスの結果を集計した。次に、文章ごとの予測結果の中で最も多く予測できたクラスを求め、その文章の予測クラスとした。各分類モデルが正しく分類できた個数を表 6.4 に示す。高群を最もよく分類できていたのは Model C（範囲 1 + 範囲 2）、Model E（範囲 1 + 範囲 2 + 範囲 3）であった。この結果から上手い褒め方を判断するためには褒められる人の直前の発話が有用であると考えられる。Model B（範囲 1）では不正解であったが Model C で正解となった実際の対話をいくつか示す。褒められる人の“来年は大学院筑波のほうに”という発言に対して、褒める人が“えーっめっちゃ賢いじゃないっすか”と発言する。褒められる人の“二人の協力もあったんですが”という発言に対して、褒める人が“なるほどえ力作じゃないですか”と発言する。このように褒められる人の発話内容について言及しながら褒めていることがわかる。Model C と Model E がより高群を分類できたのは、褒められる人の発話内容と褒める発話との関係性を抽出できたためだと考えられる。これより上手い褒め方するためには褒められる人の発話内容と関係した褒める発話をするのが有用であると考えられる。

### 6.2.2 回帰モデル

本稿で構築した回帰モデルが Praise スコア高群をどの程度推定できていたのか分析を行う。分析を行うために、各モデルの文章ごとの予測値を算出した。まず、100回推定した際の各文章の予測値を集計した。次に、文章ごとの予測値の平均値を求め、その文書の予測値とした。正解スコア（Praise スコア）と Model I の予測値を図 6.2 に示す。図 6.2

表 6.5: 各回帰モデルの予測値と Praise スコアの差が他のモデルと比べて最小となった個数

Model	高群	中群	低群	合計
Model G	17	15	14	46
Model H	14	13	<b>23</b>	50
Model I	<b>35</b>	12	22	<b>69</b>
Model J	15	<b>25</b>	<b>23</b>	63

より、回帰モデルの推定結果は 3~5 の間に収まっていることがわかる。Praise スコアが高い部分や低い部分への当てはまりはいま一步であった。各回帰モデルの予測値と Praise スコアの差が他のモデルと比べて最小となった個数を表 6.5 に示す。表 6.5 より、最も高群に近似できていたのは Model I であった。Model I の推定結果と Praise スコアの差が他のモデルと比べて最小となった高群の実際の発話をいくつか示す。褒める人が“あっもう済んでるんですねあぁ凄い”と発言するのに対して、褒められる人が“いやもうほんとにびっくりしましたねあれは”と発言する。褒める人が“それで入れでも全然筑波に入れるっただけでも相当すごい気がするんですけどね”と発言するのに対して、褒められる人が“そうじゃないんですよ実は”と発言する。このように褒められる人の発話では褒める発話の内容への返答が行われていることがわかる。Model I がより上手い褒め方を推定できていたのは、褒める発話の内容と褒められる人の発話内容との関係性を抽出できたためだと考えられる。これより上手い褒め方をした際には、褒められる人が褒める発話についての反応をするのではないかと考えられる。

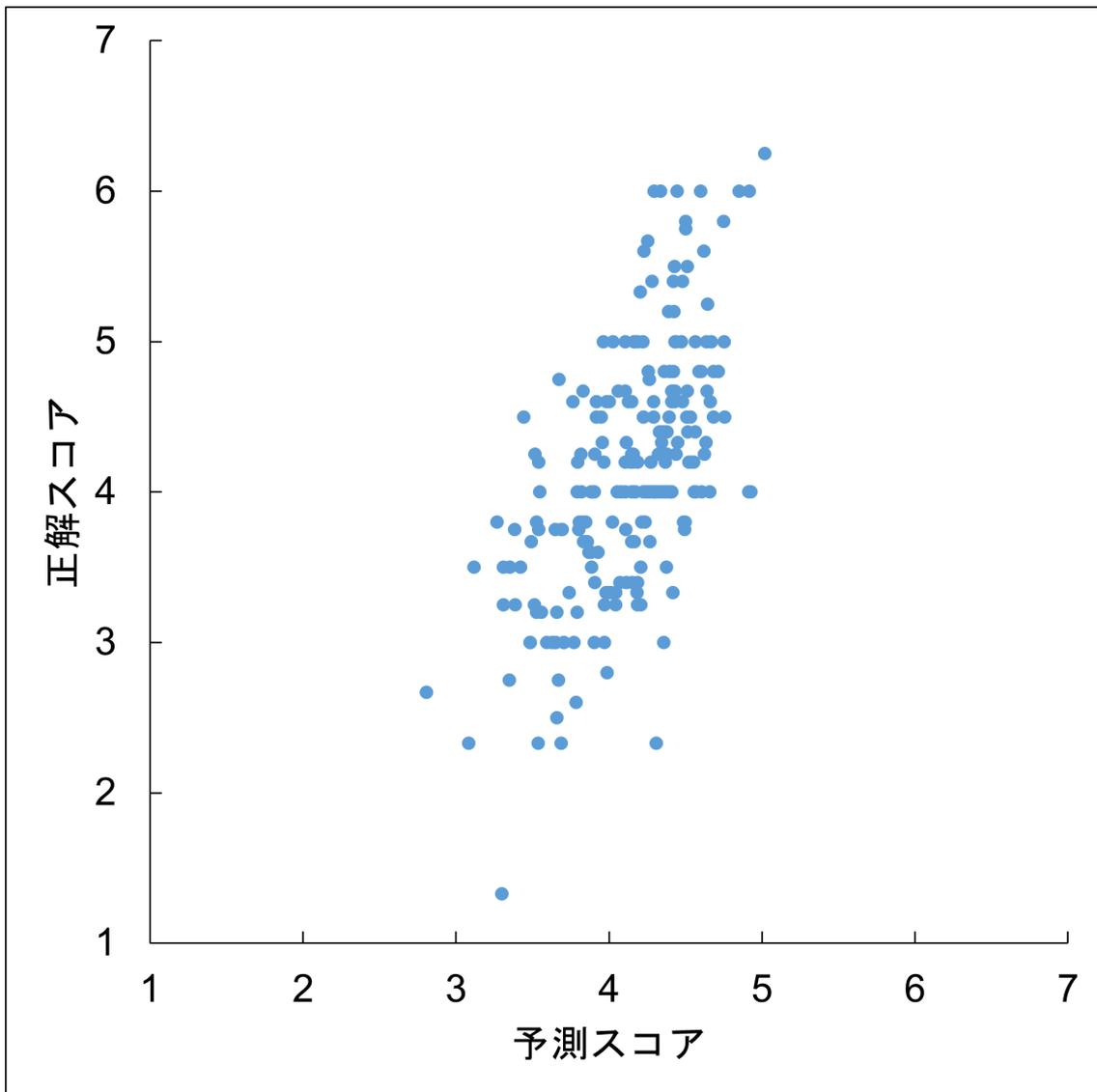


図 6.2: Praise スコアの正解値・予想値

## 第7章 結論

本稿では、話者（褒める人、褒められる人）の発話内容から、褒め方の上手さを推定することができるか明らかにする取り組みを行った。具体的には、話者（褒める人、褒められる人）の発話内容から BERT を用いて抽出した文章ベクトルを特徴量として機械学習モデルを構築した。分類モデルにおいては、褒める発話のみを利用したモデルが最も推定精度が良く  $F$  値 = 0.620 となった。回帰モデルにおいては、褒める発話とその直後の褒められる人の発話を利用したモデルが最も推定精度が良く  $R^2 = 0.336$  となった。各モデルの推定結果より、上手い褒め方を推定するためには褒められる人の発話が有用であることを明らかにした。さらに、言語特徴に着目した褒め方の上手さの推定を行う際に適切な特徴量の種類を検証した。特徴量として、単語ごとに着目したモデルとベクトルに変換にしたモデルを構築し褒め方の上手さの推定精度の比較を行った。その結果、単語ごとに着目して特徴量を抽出するのではなく、BERT を利用して文章を 768 次元に変換し特徴量として抽出する方が適切であった。

また、褒め方の上手さの分析も行った。上手く褒めるためにはどのような言葉づかいをすることが重要であるのかを分析するために、褒める人の褒める発話の分析を行った。その結果、対話相手を上手く褒めるためには感動詞と形容詞の 1 文中の出現頻度が低く、発話内容に具体的な期間と相手の話を聞いてどのように感じたのかを含めることが効果的であることが明らかになった。

本稿では褒める人と褒められる人の両者の発話に着目して褒め方の上手さを推定する取り組みを行った。だが、褒められる人の発話の抽出範囲が適切であったのか疑問が残る。具体的には、褒められる人の発話中に褒める人が発話をするシーンが確認できた。褒められる人の発話中の褒める人の発話はその発話中の内容に向けたものであると考えることができる。今後、褒められる人の発話を抽出する適切な範囲を検討したい。加えて、非言語行動である表情や音声と合わせてマルチモーダルな分析を行う予定である。さらに、Random Forest 以外のアルゴリズムを利用することで褒め方の上手さを推定するために最適なアルゴリズムの調査を行いたい。

# 謝辭

---

本研究は、日本電信電話株式会社 NTT 人間情報研究所との共同研究の成果である。

## 参考文献

- [1] J. Henderlong and M. R. Lepper. The effects of praise on children’s intrinsic motivation: A review and synthesis. *Psychological Bulletin*, Vol. 128, No. 5, pp. 774–795, 2002.
- [2] L.N. Jenkins, M.T. Floress, and W. Reinke. Rates and types of teacher praise: A review and future directions. *Psychology in the Schools*, Vol. 52, No. 5, pp. 463–476, 2015.
- [3] V. M. Catano. Relation of improved performance through verbal praise to source of praise. *Perceptual and Motor Skills*, Vol. 41, No. 1, pp. 71–74, 1975.
- [4] J. Brophy. Teacher praise: A full functional analysis. *Review of Educational Research*, Vol. 51, No. 1, pp. 5–32, 1981.
- [5] S. Park, H.S. Shim, M. Chatterjee, K. Sagae, and L.P. Morency. Computational analysis of persuasiveness in social multimedia: A novel dataset and multimodal prediction approach. In *Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '14)*, pp. 50–57, 2014.
- [6] Z. Tan, A. Goel, T. Nguyen, and D. Ong. A multimodal lstm for predicting listener empathic responses over time. In *14th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG '19)*, pp. 1–4, 2019.
- [7] M. Soleymani, K. Stefanov, H.S. Kang, J. Ondras, and J. Gratch. Multimodal analysis and estimation of intimate self-disclosure. In *Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '19)*, pp. 59–68, 2019.
- [8] I. Naim, M.I. Tanveer, D. Gildea, and M. E. Hoque. Automated prediction and analysis of job interview performance: The role of what you say and how you say it. In *11th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG '15)*, pp. 1–6, 2015.
- [9] Veronica Perez Rosas, Rada Mihalcea, and Louis Philippe Morency. Multimodal sentiment analysis of spanish online videos. *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 28, No. 3, pp. 38–45, 2013.

- 
- [10] Victoria Lin, Jeffrey M. Girard, Michael A. Sayette, and Louis Philippe Morency. Toward Multimodal Modeling of Emotional Expressiveness. *ICMI 2020 - Proceedings of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction*, pp. 548–557, 2020.
- [11] S. Okada, Y. Ohtake, Y.I. Nakano, Y. Hayashi, H.H. Huang, Y. Takase, and K. Nitta. Estimating communication skills using dialogue acts and nonverbal features in multiple discussion datasets. In *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '16)*, pp. 169–176, 2016.
- [12] S. Rasipuram, P. Rao, and D.B. Jayagopi. Asynchronous video interviews vs. face-to-face interviews for communication skill measurement: A systematic study. In *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '16)*, pp. 370–377, 2016.
- [13] V. Ramanarayanan, C. W. Leong, L. Chen, G. Feng, and D. Suendermann-Oeft. Evaluating speech, face, emotion and body movement time-series features for automated multimodal presentation scoring. In *Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '15)*, pp. 23–30, 2015.
- [14] Y. Yagi, S. Okada, S. Shiobara, and S. Sugimura. Predicting multimodal presentation skills based on instance weighting domain adaptation. In *Journal on Multimodal User Interfaces*, pp. 1–16, 2021.
- [15] Samiha Samrose, Ru Zhao, Jeffery White, Vivian Li, Luis Nova, Yichen Lu, Mohammad Rafayet Ali, and Mohammed Ehsan Hoque. CoCo. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 1, No. 4, pp. 1–24, 2018.
- [16] H. Trinh, R. Asadi, D. Edge, and T. Bickmore. RoboCOP: A Robotic Coach for Oral Presentations. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 1, No. 2, pp. 1–24, 2017.
- [17] 大西俊輝, 山内愛里沙, 大串旭, 石井亮, 青野裕司, 宮田章裕. 褒める行為における頭部・顔部の振舞いの分析. *情報処理学会論文誌*, Vol. 62, No. 9, pp. 1620–1628, 2021.
- [18] 山内愛里沙, 大西俊輝, 武藤佑太, 石井亮, 青野裕司, 宮田章裕. 音声および視線・表情・頭部運動に基づく上手い褒め方の評価システムの検討. *情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '20)*, pp. 98–106, 2020.
- [19] T.M. Kalis, K.J. Vannest, and R Parker. Praise counts: Using self-monitoring to increase effective teaching practices. *Preventing School Failure*, Vol. 51, No. 3, pp. 20–27, 2007.

- 
- [20] H. Brugman and A. Russel. Annotating multimedia / multi-modal resources with elan. In *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Language Evaluation (LREC '04)*, pp. 2065–2068, 2004.
- [21] The UniDic Consortium. unidic-csj-3.0.1.1.
- [22] P. E. Shrout and J. L. Fleiss. Intraclass correlations: uses in assessing rater reliability. *Psychological bulletin*, Vol. 86, No. 2, pp. 420–428, 1979.
- [23] T. Kudo. Mecab: Yet another part-of-speech and morphological analyzer.
- [24] 大串旭, 大西俊輝, 山内愛里沙, 石井亮, 杵渕哲也, 青野裕司, 宮田章裕. 言葉づかいに着目した褒め方の上手さの推定モデルの基礎検討. 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO '21), pp. 791–797, 2021.
- [25] J. Devlin, M. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL-HLT '19)*, pp. 4171–4186, 2019.
- [26] L. Breiman. Random forests. *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, 2001.
- [27] D. Bergstra, J. Yamins and D.D. Cox. Hyperopt: A python library for optimizing the hyperparameters of machine learning algorithms. In *Proceedings of the 12th Python in Science Conferences (SciPy '13)*, pp. 13–20, 2013.

# 研究業績

## 査読付き論文誌

- (1) 大西俊輝, 山内愛里沙, 大串旭, 石井亮, 青野裕司, 宮田章裕: 褒める行為における頭部・顔部の振舞いの分析, 情報処理学会論文誌, Vol.62, No.9, pp.1620–1628 (2021年9月).
- 

## 査読付き国際会議

- (1) Kenro Go, Toshiki Onishi, Asahi Ogushi and Akihiro Miyata: Conversational Agents Replying with a Manzai-style Joke . Proceedings of the 31st Australian Conference on Human-computer-interaction (OzCHI '21), (2021年12月掲載予定).
- 

## 査読付き国内会議

- (1) 大串旭, 大西俊輝, 田原陽平, 石井亮, 深山篤, 中村高雄, 宮田章裕: 言語特徴に着目した褒め方の上手さの推定モデルの検討, 情報処理学会グループウェアとネットワークサービスワークショップ2021 論文集, Vol.2021, pp.1–8 (2021年11月).
- 

## 研究会・シンポジウム

- (1) 大串旭, 大西俊輝, 山内愛里沙, 石井亮, 杵渕哲也, 青野裕司, 宮田章裕: 言葉づかいに着目した褒め方の上手さの推定モデルの基礎検討, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2021), Vol.2021, pp.791–797 (2021年7月).
  - (2) 田中柊羽, 呉健朗, 武藤祐太, 大西俊輝, 大串旭, 宮田章裕: たとえツッコミを行う対話型エージェントの基礎検討, 情報処理学会インタラクション2021 論文集, pp.639–641 (2021年3月).
  - (3) 大串旭, 大西俊輝, 山内愛里沙, 石井亮, 杵渕哲也, 青野裕司, 宮田章裕: 上手く褒めるために効果的な言葉づかいの調査, 情報処理学会インタラクション2021 論文集, pp.714–718 (2021年3月).
-

## 受賞

- (1) 情報処理学会グループウェアとネットワークサービスワークショップ2021 ベストペーパー賞, 言語特徴に着目した褒め方の上手さの推定モデルの検討, 受賞者: 大串旭, 大西俊輝, 田原陽平, 石井亮, 深山篤, 中村高雄, 宮田章裕 (2021年11月).
- (2) マルチメディア、分散、協調とモバイル(DICOMO2021) シンポジウム 優秀プレゼンテーション賞, 言葉づかいに着目した褒め方の上手さの推定モデルの基礎検討, 受賞者: 大串旭 (2021年7月).