

頭部・顔部に着目した 上手い褒め方のモデリング

令和元年度 卒業論文

日本大学 文理学部 情報科学科 宮田研究室

大西 俊輝

概要

対話において褒めることは重要であり、相手を上手く褒めるためには、言語的・非言語的行動を適切に用いる必要があると考えられている。しかし、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティをどのように用いれば良いか明らかにされていない。そこで、対話において相手を上手く褒めるためには、人間がどのような言語的・非言語的行動を用いているかを定量的な分析から明らかにし、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティを用いた上手い褒め方をモデリングする手法の確立を目指す。本研究では、褒め方の上手さは、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから推測できるのか明らかにするために、2者対話コーパスの作成、特徴量抽出、褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析を行った。2者対話コーパスの作成では、褒め方の上手さの評価と各モダリティの記録を含む2者対話を収録し、アノテーションを行った。特徴量抽出では、褒める人・褒められる人の頭部、顔部、発話に関する特徴量の抽出を行った。褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析では、回帰モデルを構築した上で、モデル中で重要度が高い特徴量を発見するアプローチで分析を行った。その結果、褒める人の頭部の縦軸回りの回転角度、顎を上げる動き、視線の横方向の角度、褒められる人の頭部の縦軸回りの回転角度、視線の横方向の角度に関する特徴量が、重要度の高い特徴量であることが明らかになった。

本稿の貢献は、褒め方の上手さは、対話における褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから推測できるのか明らかにしたことである。

目次

第1章	序論	1
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
第2章	対話中の行動・能力を分析する研究事例	4
2.1	人間の特性や能力について分析する研究事例	5
2.2	人間同士のインタラクションについて分析する研究事例	6
2.3	ヒューマンコンピュータインタラクションについて分析する研究事例	6
第3章	研究課題	8
3.1	褒める行為の定義	9
3.2	研究課題の設定	9
第4章	対話コーパス	11
4.1	2者対話の収録	12
4.2	アノテーション	14
4.3	褒め方の上手さの評価	15
4.4	対話コーパスの品質	15
第5章	上手い褒め方に重要な要素の分析	17
5.1	上手い褒め方に重要な要素の分析	18
5.2	5.1節に対する考察	19
第6章	褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析	21
6.1	特徴量抽出	22
6.2	モデル構築	23
6.3	6.2節に対する考察	26
第7章	結論	28
	謝辞	30
	参考文献	32

付録	35
研究業績	39

図 目 次

4.1	2 者対話の様子	12
4.2	アンケート 2 : Q1 の回答結果	16
4.3	アンケート 3 : Q1 の回答結果	16
4.4	アンケート 2 : Q3 の回答結果	16
4.5	アンケート 3 : Q3 の回答結果	16
4.6	アンケート 3 : Q4 の回答結果	16
6.1	頭部の x 軸, y 軸, z 軸方向の座標系	22
6.2	特徴量を抽出する範囲	22
6.3	モデル L における特徴量の重要度の上位 10 個	25
6.4	モデル S における特徴量の重要度の上位 10 個	25
6.5	モデル L+S における特徴量の重要度の上位 10 個	26
A.1	モデル L における全特徴量の重要度	36
A.2	モデル S における全特徴量の重要度	37
A.3	モデル L+S における全特徴量の重要度	38

表 目 次

4.1	アンケート 1	12
4.2	対話内容（一部）	13
4.3	アンケート 2	13
4.4	アンケート 3	14
4.5	アノテーションの項目	14
4.6	アノテーションで抽出したデータの情報	14
4.7	アンケート 4	15
5.1	上手い褒め方に重要な要素	18
5.2	重回帰分析結果	19
6.1	Action Units の内容	23
6.2	特徴量一覧	24
6.3	各指標の平均値（N=100）	25

第1章 序論

1.1 研究の背景

対話において褒めることは重要である。例えば、初対面の相手と話す場合、相手の見た目やエピソードを積極的に褒めることで相手が心を開き、話が弾み、その後の人間関係が円滑になることが期待される。あるいは、同僚や部下の行為を適切に褒めることで、彼らのパフォーマンスを最大化することが、組織マネジメントの観点からも重要であるという認識が広がっている。本研究で対象となる褒める行為は、海外において、承認・称賛を表現すること、対象の良い側面を示唆する言語的または身体的な行動、対象の行動や性格に向けられた称賛を示す言語的・非言語的な行為と考えられている [1][2][3]。国内においても、相手の良さ、優れている点、長所に気づき、価値を正しく認めて伝える行為と考えられている [4][5]。これらの既存知見より、相手を上手く褒めるためには、言語的・非言語的行動を適切に用いる必要があると考えられる。しかし、対話において相手を上手く褒めるためには、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティをどのように用いれば良いか明らかにされていない。このため、日常生活の観点においては、相手を上手く褒めることが苦手な人は、何を意識すれば褒め方が上達するのかわからないという問題がある。工学的な観点においては、人間の褒め方の上手さを評価するシステムの構築や、上手い褒め方をする対話型エージェントの実現が困難であるという問題がある。

1.2 研究の目的

1.1節で述べた研究の背景を踏まえ、本研究では、上手く褒めるために人間がどのような言語的・非言語的行動を用いているかを定量的な分析から明らかにし、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティを用いた上手い褒め方をモデリングする手法の確立を目指す。これにより、日常生活の観点においては、褒めることが苦手な人は、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティを適切に利用し、相手を上手く褒めることができるようになると考えられる。工学的な観点においては、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティを定量的に分析することによって、褒め方の上手さを評価するシステムや上手い褒め方をするエージェントが実現できると考えられる。

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、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話中の行動・能力を分析する研究事例について述べる。

3章では、本研究における褒める行為の定義と研究課題について述べる。

4章では、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。

5章では、定性的に示された上手い褒め方に重要な要素について、それら要素がどの程度重要であるのかを定量的に検証、解明する取り組みについて述べる。

6章では、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから褒め方の上手さを推測するための特徴量抽出、モデル構築について述べる。

最後に7章にて、本論文の結論を述べる。

第2章 対話中の行動・能力を分析する研究事例

本章では、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話中の行動・能力を分析する研究事例について述べる。これらは、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話中の行動・能力を分析するという点で本研究と関係している。2.1節では、性格特性、自己開示の親密さ、プレゼンテーションスキルといった人間の特性や能力を分析する研究事例について紹介する。2.2節では、コミュニケーションスキルや共感スキルといった人間同士のインタラクションを分析する研究事例について紹介する。2.3節では、対話システムやエージェントといったヒューマンコンピュータインタラクションを分析する研究事例について紹介する。

2.1 人間の特性や能力について分析する研究事例

対話における性格特性について分析する研究事例として [6], [7], [8], [9], [10], [11] が挙げられる。[6] は、BigFive と呼ばれる個人の性格特性を、グループ対話における非言語的行動から推定する取り組みを行っている。[7] は、人間と機械の相互作用と人間と人間の相互作用との間の性格特性の認識精度の違いを比較し、分析する取り組みを行っている。[8] は、第三者による参加者の性格に対する印象をアノテーションし、性格特性を推定する取り組みを行っている。[9] は、グループのパフォーマンスと性格特性に関連するコンテキスト機能を見つけるためのマイニングアプローチを提案する取り組みを行っている。[10] は、顔の表情と BigFive を特徴量として使用し、ブイロガーの性格特性を予測する取り組みを行っている。[11] は、会話活動、韻律、および n-gram 分布を伴う対話行為を使用して性格特性をモデリングする取り組みを行っている。

対話における感情について分析する研究事例として [12] が挙げられる。[12] は、言語的・非言語的行動を用いて、発話レベルの感情分類を行う方法を提案する取り組みを行っている。発話レベルにおける感情注釈を効果的に行うことができ、複数のモダリティを利用すると1つのモダリティを利用した場合に比べてエラー率が10.5%減少することが示された。

対話における自己開示について分析する研究事例として [13] が挙げられる。[13] は、対話における言語的・非言語的行動から自己開示を推定する取り組みを行っている。言語的・非言語的行動の相関分析により、感情的および認知的内容などの言語的行動および頭部動作などの非言語的行動は、親密な自己開示と関連していることを明らかにしている。言語的行動は、 $r=0.66$ であったことから、自己開示の親密さの推定に最良なモダリティであることが明らかになった。

演説やプレゼンテーションについて分析する研究事例として [14], [15], [16], [17] が挙げられる。[14] は、非言語的行動を用いて、演説スキルの評価を推定する取り組みを行っている。専門家による演説スキルの評価を推定したところ、専門家の評価と $r=0.745$ の相関係数が得られた。また、マルチモーダルモダリティとシングルモダリティの比較を行ったところ、マルチモーダルモダリティの方が演説スキルの評価の推定において優れていることが示された。[15] は、言語的・非言語的行動を用いて、プレゼンテーションスキルの評価を推定する取り組みを行っている。Kinect の合計時間による特徴量、Kinect の時系列による特徴量、SpeechRater による特徴量の3つの異なる特徴量の組み合わせからプレ

ゼンテーションスキルの評価を推定できることが示された。[16]は、言語的・非言語的行動を用いて、プレゼンテーションスキルをスコアリングするシステムを構築する取り組みを行っている。言語的・非言語的行動は、プレゼンテーションスキルの推定に有効であることが示された。[17]は、ソーシャルマルチメディアコンテンツにおいて商品のレビューを行うユーザの言語的・非言語的行動を用いて、ユーザの説得力を推定する取り組みを行っている。

2.2 人間同士のインタラクションについて分析する研究事例

人間同士のインタラクションについて分析する研究事例として [18], [19], [20], [21] が挙げられる。[18]は、非言語的行動を用いて、就職活動における採用可能性 (hirability) を推定する取り組みを行っている。採用可能性の推定において、応募者だけでなく面接官も手がかりになることが明らかになった。また、非言語的行動を用いて採用可能性を推定できることが明らかになった。[19]は、非言語行動を用いて、グループにおけるリーダーシップを推定する取り組みを行っている。リーダーである人とリーダーでない人を組み合わせたグループにおいて、推定精度が85.7%も向上したことが示された。リーダーシップのある人は、グループにおいて有力な人と認識され、発話の交替や中断が最も多く、音声のトーンやエネルギーの変遷が多い変動パターンを持つことが明らかになった。また、推定において頭部動作やピッチは、非言語情報の中で有力であることが明らかになった。[20]は、対話における言語的・非言語的行動を用いてコミュニケーションスキルを推定する取り組みを行っている。言語的・非言語的行動に関する特徴量を用いてコミュニケーションスキルのスコアを推定する回帰モデルを構築し、決定係数が0.74となった。[21]は、共感スキルレベルに応じて、話者交替/継続における視線行動と発話行為を分析する取り組みを行っている。話者交替/継続における視線行動は、人々の共感スキルレベルに応じて異なることが示された。また、話者交替/継続における視線行動と発話行為は、複数人対話における共感スキルの推定に効果的であることが示された。

2.3 ヒューマンコンピュータインタラクションについて分析する研究事例

ヒューマンコンピュータインタラクションについて分析する研究事例として [22], [23], [24] が挙げられる。[22]は、言語的・非言語的行動を用いて話し方のトレーニングを行うシステムを構築する取り組みを行っている。構築したシステムを用いることで、外部評価者によるインタビューのパフォーマンスの評価は向上したが、コントロールグループの人による評価は向上しなかったことが明らかになった。[23]は、人間とコンピュータの相互作用によるソーシャルスキルトレーニングを行う対話システムを構築する取り組みを行っている。また、ソーシャルスキルと言語的行動の関係を明らかにする取り組みを行っている。構築した対話システムを用いることで、ソーシャルスキルを向上させることができる。

と示された。さらに，ソーシャルスキルと言語的行動に関する特徴量の関係は，自閉症のような特性が関係していることが明らかになった。[24] は，人間とコンピュータの相互作用によるエージェントと対話中のユーザのリスニングスキルを分析する取り組みを行っている。人間の非言語的行動に関する特徴量と線形回帰を用いて外部評価者によるリスニングスキルの評価を予測したところ，相関係数は0.45 となった。

第3章 研究課題

本章では、本研究における褒める行為の定義と研究課題について述べる。

3.1 褒める行為の定義

本研究では、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話における褒め方の上手さを分析する取り組みを行う。研究対象となる褒める行為は、海外において、承認・称賛を表現すること、対象の良い側面を示唆する言語的または身体的な行動、対象の行動や性格に向けられた称賛を示す言語的・非言語的な行為と考えられている [1][2][3]。国内においても、相手の良さ、優れている点、長所に気づき、価値を正しく認めて伝える行為と考えられている [4][5]。本研究では、これらの既存知見に基づいて、褒める行為を下記のように定義する。

褒める : 言語的または非言語的表現を用いて相手の良い側面を称賛すること

3.2 研究課題の設定

2章で述べたように、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話中の行動・能力を分析する研究事例は数多く存在する。これらの研究事例では、人間の言語的・非言語的行動を利用して、性格特性やプレゼンテーションスキル、共感スキルなどを分析する取り組みを行っている。しかし、これまでに人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話における褒め方の上手さを分析する取り組みは行われていない。そのため、言語的・非言語的行動から褒め方の上手さを分析することができるのか明らかにする必要があると考えられる。また、3.1節で述べたように、対話において相手を上手く褒めるためには、言語的・非言語的行動を適切に用いる必要があると考えられる。しかし、対話において相手を上手く褒めるためには、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティをどのように用いれば良いか明らかにされていない。そのため、対話において相手を上手く褒めるためには、これらの多様なモダリティをどのように用いれば良いか明らかにする必要がある。以上より、本研究では、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話における褒め方の上手さを分析する取り組みを行う。具体的には、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティを用いた対話における褒め方の上手さをモデリングする手法の確立を目指す。

手法の確立にあたり、褒め方の上手さの評価にどのような要素を用いるべきか、どの要素をどの程度重視すべきか明らかにすることが重要である。5章で後述するように、定性的に示された上手い褒め方に重要な要素について、それら要素がどの程度重要であるのかを定量的に検証、解明する取り組みを行ったところ、上手い褒め方に重要な要素はどれも相手を上手く褒めるためには有効であったが、特に、直接性、必要性、表情の豊かさが重要であることが分かった。

上記の結果を踏まえ、本研究では、対話における褒める人・褒められる人の頭部・顔部に着目し、褒め方の上手さは、対話における褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから推測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。

上記の研究課題を踏まえ、下記に示すステップに分けて本研究を推進する。

- **Step1**：2者対話の収録
2名1組の2者対話を10組分、計100分間のデータをビデオカメラ、マイク、深度センサを用いて収録する。
- **Step2**：アノテーション
音声データと映像データに対してアノテーションを行う。
- **Step3**：褒め方の上手さの評価
話し手であった参加者による褒め方の上手さの評価を行う。
- **Step4**：特徴量抽出
褒める人・褒められる人の頭部・顔部に関する特徴量を抽出する。
- **Step5**：褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析
褒め方の上手さは、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから推測できるのか分析を行う。

第4章 対話コーパス

本章では，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

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の作成を行った．2者対話の参加者は，20代の大学生20名（男性19名，女性1名）であり，2名1組の組み合わせを10組構成した．10組のうち，初対面が8組，顔見知りが1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，アンケート1（表4.1）に回答してもらった．参加者は，図4.1のように互いに向き合って着座する．



図 4.1: 2者対話の様子

表 4.1: アンケート1

項目	質問事項	回答方法
Q1	年齢	単一選択
Q2	性別	単一選択
Q3	相手との関係	単一選択
Q4	今まで頑張ってきたこと（2つ以上）	自由記述

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，各参加者のハンドジェスチャなどの動きを計測するための深度センサを用いて行った．各組の参加者達（参加者A，参加者B）は，撮影者の合図に従い，以下の（1）～（3）を行った．

- (1) 自己紹介（5 分間）
- (2) 参加者 A が主に話し手となり今まで頑張ってきたことを話し，参加者 B が主に聞き手となり随時意見を述べる対話（5 分間）
- (3) 参加者 B が主に話し手となり今まで頑張ってきたことを話し，参加者 A が主に聞き手となり随時意見を述べる対話（5 分間）

(2)，(3) を 10 組分，計 100 分間の 2 者対話を収録した。

表 4.2: 対話内容（一部）

話者	発話内容
話し手	「マジックサークルに入っていて」 「素人から始めたけど」 「トランプ重ねて指鳴らすと一番上に上がってくるとかをやって」
聞き手	「うわカッコいい」
話し手	「いまではコインを消したりとか瞬間移動させたりとか」 「できるようになりました」
聞き手	「へえ～」 「いやいやすごいですね」

対話において話し手となる参加者には，アンケート 1 で回答した今まで頑張ってきたことについて話すように指示した．加えて，アンケート 1 で回答しなかった今まで頑張ってきたことについて話しても良いと許可した．対話において聞き手となる参加者には，話し手に対して積極的に褒めるように指示した．加えて，自由に質問したり，リアクションしたりしても良いと許可した．なお，(1) は，各組の多くが初対面同士であり，参加者の緊張をほぐす目的で行っているため，今回の分析では使用しない．(3) 終了後，参加者には自分が聞き手であった対話についてのアンケート 2（表 4.3），自分が話し手であった対話についてのアンケート 3（表 4.4）に回答してもらう．

表 4.3: アンケート 2

項目	質問事項	回答方法
Q1	相手の話を十分に聞いたか	7 件法
Q2	相手の話を聞くとときに大切にしたこと	自由記述
Q3	相手を上手く褒めることができたか	7 件法
Q4	相手を褒めるときに大切にしたこと	自由記述

表 4.4: アンケート 3

項目	質問事項	回答方法
Q1	自分の話を十分に話せたか	7件法
Q2	相手は自分の話を十分に聞いてくれたか	7件法
Q3	相手は些細なことでも褒めてくれたか	7件法
Q4	相手は自分の話を批判せずに受け止めてくれたか	7件法
Q5	話が進むにつれて気分が良くなったか	7件法

4.2 アノテーション

音声データや映像データに対して注釈付けを行うツールである ELAN[25] を用いて、収録した音声データと映像データに対して表 4.5 に示すアノテーション項目を人手で付与した。発話シーンは、沈黙時間が 200 ミリ秒未満の連続した音声区間であり、さらに、発話が 1 つの文として成り立つ区間である。発話内容は、参加者の発話内容を書き起こしたものである。発話シーン、発話内容の付与は、複数名のアノテータが行った。Praise シーンは、聞き手の参加者が相手の発話に対して褒める発話を行っていると判断したシーンである。Praise シーンの付与は、判断基準が揺るがないよう、1 名のアノテータが行った。これらのアノテーションで抽出した情報を表 4.6 に示す。参加者 20 名の話し手の発話シーンが 2,963 件、聞き手の発話シーンが 1,973 件、Praise シーンが 227 件であった。

表 4.5: アノテーションの項目

項目	説明
発話シーン	沈黙時間が 200 ミリ秒未満の連続した音声区間 さらに発話が 1 つの文として成り立つ区間
発話内容	参加者の発話内容をテキストに書き起こしたもの
Praise シーン	聞き手の参加者が相手の発話に対して褒める発話 を行っていると判断したシーン

表 4.6: アノテーションで抽出したデータの情報

項目	件数	継続時間の最小値	継続時間の最大値
話し手の発話シーン	2,963	0.02 秒	13.02 秒
聞き手の発話シーン	1,973	0.04 秒	11.39 秒
Praise シーン	227	0.29 秒	7.80 秒

4.3 褒め方の上手さの評価

4.2節で付与した Praise シーンについて，当該シーンで話し手であった参加者による褒め方の上手さの評価を行った．2者対話の収録を行った後，当該シーンで話し手であった参加者に聞き手であった参加者の映像データを参照してもらい，各シーンごとにアンケート4（表4.7）に回答してもらった．

表 4.7: アンケート 4

項目	質問事項	回答方法
Q1	このシーンの相手の褒め方	直接性，主体性，共感性，具体性，妥当性，明瞭性，独自性，誠実性，必要性，適時性，表情の妥当性，ジェスチャの妥当性，表情の豊かさ，ジェスチャの豊かさの各項目について7件法
Q2	このシーンで相手に褒められて気分が良くなったか	7件法
Q3	このシーンで相手の褒め方について特筆すべきこと	自由記述

4.4 対話コーパスの品質

対話分析を行う上で，対話コーパスの品質は分析結果を左右する．本研究では，(1)十分に話す/聞く行為が行われていること，(2)適切に褒める/褒められる行為が行われていることが重要である．そこで，参加者には自分が聞き手であった対話についてのアンケート2（表4.3），自分が話し手であった対話についてのアンケート3（表4.4）を用いて対話コーパスの品質の評価を行う．

(1)について，聞き手が相手の話を十分に聞いた程度（アンケート2・Q1）の回答結果を図4.2，話し手が自分の話を十分に話した程度（アンケート3・Q1）の回答結果を図4.3に示す．7件法において評価5以上の回答が，図4.2では100%，図4.3では50%であり，十分に話す/聞く行為が行われていたことが示唆される．

(2)について，聞き手が相手を上手く褒めることができた程度（アンケート2・Q3）の回答結果を図4.4，話し手が相手は些細なことでも褒めてくれたと感じた程度（アンケート3・Q3）の回答結果を図4.5，話し手が相手は自分の話を批判せずに受け止めてくれた程度（アンケート3・Q4）の回答結果を図4.6に示す．7件法において評価5以上の回答が，図4.4では60%，図4.5では85%，図4.6では100%であり，適切に褒める/褒められる行為が行われていたことが示唆される．

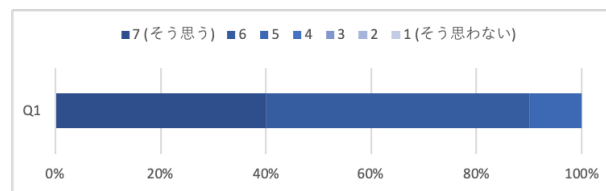


図 4.2: アンケート 2 : Q1 の回答結果

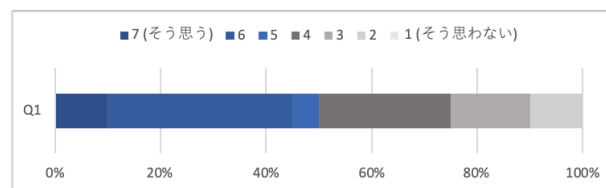


図 4.3: アンケート 3 : Q1 の回答結果

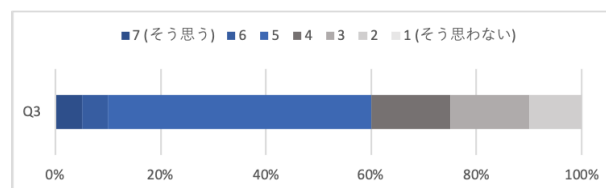


図 4.4: アンケート 2 : Q3 の回答結果

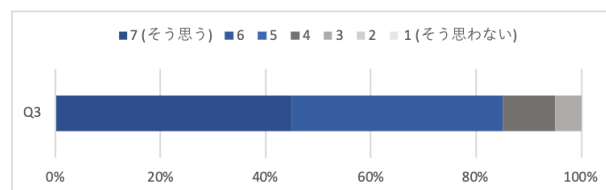


図 4.5: アンケート 3 : Q3 の回答結果

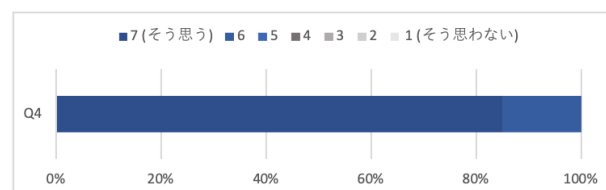


図 4.6: アンケート 3 : Q4 の回答結果

第5章 上手い褒め方に重要な要素の分析

本章では、定性的に示された上手い褒め方に重要な要素について、それら要素がどの程度重要であるのかを定量的に検証，解明する取り組みについて述べる。

5.1 上手い褒め方に重要な要素の分析

本研究では、人間の言語的・非言語的行動を利用して、対話における褒め方の上手さを分析する取り組みを行う。具体的には、発話内容，声色，表情，姿勢，ジェスチャといった多様なモダリティを用いた対話における褒め方の上手さをモデリングする手法の確立を目指す。手法の確立にあたり，褒め方の上手さの評価を具体的にどのような要素で測るべきか，どの要素をどの程度重視すべきか明らかにすることが重要である。そこで，本研究では，定性的に示された上手い褒め方に重要な要素について，それら要素がどの程度重要であるのかを定量的に検証，解明する取り組みを行った。[4]，[5]より，上手い褒め方に重要な要素を表5.1に示す。

表 5.1: 上手い褒め方に重要な要素

項目	意味	具体例
直接性	褒め方が直接的であった度合い	「そういう努力をしているところがすごいですね」
主体性	褒め方が主体的であった度合い	「私はすごいと思います」
共感性	褒める際に相手に共感していた度合い	「そうなんです，私もすごいいと思います」
具体性	褒める内容が具体的であった度合い	「それを3年間続けているところがすごいですね」
妥当性	褒め方が会話の流れに即している度合い	(自分の直前の話を受けて)「そう，そこがすごいところだね」
明瞭性	褒め方が明瞭であった度合い	「それはすごい努力ですね」
独自性	褒め方のオリジナリティの度合い	「その我慢強さはまるで鋼のようですね」
誠実性	褒める態度が誠実であった度合い	(心がこもった態度で)「すごいですね」
必要生	褒める行為の必要性	(褒めてほしいシーンで)「すごいですね」
適時性	褒めるタイミングが適切であったか	(自分の話の後で適切な間を空けて)「すごいですね」
表情の妥当性	褒める人の表情が妥当であった度合い	(妥当な種類の表情で)「すごいですね」
表情の豊かさ	褒める人の表情の豊かさ	(表情を大きく変化させて)「すごいですね」
ジェスチャの妥当性	褒める人のジェスチャが妥当であった度合い	(妥当な種類のジェスチャで)「すごいですね」
ジェスチャの豊かさ	褒める人のジェスチャの豊かさ	(ジェスチャを大きく行いながら)「すごいですね」

分析方法としては様々なものが考えられるが，アンケート4（表4.7・回答数227件）のQ1（全14項目）に対する回答を説明変数，アンケート4のQ2に対する回答を目的変数とした重回帰分析を行い，上手い褒め方に重要な要素がどの程度重要であるのかを分析した。以降，各説明変数をdirect（直接性），subjective（主体性），sympathetic（共感性），concrete（具体性），pertinent（妥当性），clear（明瞭性），unique（独自性），sincere（誠実性），necessary（必要性），timely（適時性），appropriate-expression（表情の妥当性），appropriate-gesture（ジェスチャの妥当性），rich-expression（表情の豊かさ），rich-gesture（ジェスチャの豊かさ），目的変数をPraiseスコアと表記する。

重回帰分析を行った結果を表5.2に示す。表5.2に示すように，決定係数が0.60となった。また，各説明変数の回帰係数は，direct，sympathetic，concrete，clear，sincere，necessary，timely，appropriate-expression，appropriate-gesture，rich-expression，rich-gestureが正の回帰係数となり，subjective，pertinent，uniqueが負の回帰係数となった。

表 5.2: 重回帰分析結果

R-squared	0.60					
Adj. R-squared	0.57					
AIC	602.9					
	coef	std err	t	p	[0.025	0.975]
direct	0.21**	0.06	3.41	0.00	0.09	0.33
subjective	-0.10	0.06	-1.69	0.09	-0.22	0.02
sympathetic	0.00	0.05	-0.09	0.93	-0.11	0.10
concrete	0.09	0.05	1.94	0.05	0.00	0.18
pertinent	-0.06	0.08	-0.70	0.49	-0.21	0.10
clear	0.05	0.06	0.81	0.42	-0.07	0.17
unique	-0.03	0.04	-0.72	0.47	-0.12	0.05
sincere	0.05	0.07	0.70	0.49	-0.09	0.20
necessary	0.33**	0.07	4.65	0.00	0.19	0.47
timely	0.01	0.08	0.08	0.94	-0.15	0.16
appropriate-expression	0.04	0.09	0.49	0.62	-0.13	0.22
appropriate-gesture	0.09	0.07	1.38	0.17	-0.04	0.22
rich-expression	0.19**	0.07	2.74	0.01	0.05	0.33
rich-gesture	0.04	0.07	0.62	0.53	-0.09	0.17

**: p<0.01

5.2 5.1 節に対する考察

本節では、5.1 節で述べた結果を踏まえ、上手い褒め方に重要な要素について考察する。

表 5.2 より、direct, necessary, rich-expression は、回帰係数が大きく、p 値が極めて小さいことから、目的変数に対して強く影響している説明変数だと考えられる。direct（直接性）のある褒め方は、褒められる人が素直に受け止めることができると考えられている [4]。これは、Praise シーンにおける褒める人の発話内容が関係していると考えられる。necessary（必要性）のある褒め方は、褒められる人が褒めて欲しいと思うときに褒めてもらえると自信が持てるようになると考えられている [4]。これは、Praise シーンの前後の褒められる人の発話内容や Praise シーンの直後の褒められる人の表情が関係していると考えられる。rich-expression（表情の豊かさ）は、褒める人の表情が豊かであると褒められる人も心を開き、受け止めることができると考えられている [4]。これは、Praise シーンにおける褒める人の表情が関係していると考えられる。また、アンケート 4・Q3（表 4.7）より、“直接的な表現が多いとより褒められていると感じる”や“笑顔で褒められているとこっちも嬉しい気分になる”といった意見があった。以上より、直接性、必要性、表情の豊かさが、上手い褒め方に対して強く影響している要素であると考えられる。ただし、今回は重回帰分析を用いた結果であり、他のモデルを使用すると異なる重要な要素が見つかる

る可能性が考えられる。

第6章 褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析

本章では、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから褒め方の上手さを推測するための特徴量抽出、モデル構築について述べる。

6.1 特徴量抽出

顔画像処理ツールである OpenFace[26] を用いて、参加者の正面に設置されたビデオカメラで撮影された映像データから特徴量抽出を行った。具体的には、抽出可能な頭部、視線、Action Units[27]、発話に関する特徴量を抽出した。

頭部に関する特徴量としては、ビデオカメラ側から顔を見て横方向を x 軸、縦方向を y 軸、奥行き方向を z 軸とした場合（図 6.1）、頭部の x 軸、 y 軸、 z 軸方向の回転角度（ pose_Rx , pose_Ry , pose_Rz ）の当該シーンの前後 1 秒ずつを含む範囲（図 6.2）における中央値（ $_med$ ）、分散（ $_var$ ）、10 パーセンタイル値（ $_p10$ ）、90 パーセンタイル値（ $_p90$ ）を用いた。

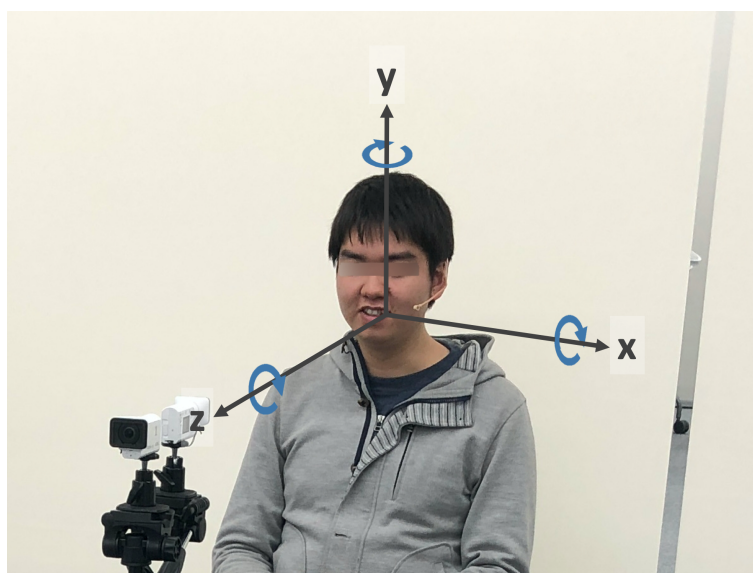


図 6.1: 頭部の x 軸、 y 軸、 z 軸方向の座標系

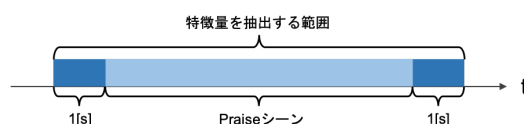


図 6.2: 特徴量を抽出する範囲

視線に関する特徴量としては、ビデオカメラ側から顔を見て横方向を x 軸、縦方向を y 軸とした場合、視線の x 軸、 y 軸方向の角度（ gaze_Ax , gaze_Ay ）の当該シーンの前後 1 秒ずつを含む区間における中央値、分散、10 パーセンタイル値、90 パーセンタイル値を用いた。

Action Units に関する特徴量としては、各 Action Units (AU01, AU02, AU04, AU05, AU06, AU07, AU09, AU10, AU12, AU14, AU15, AU17, AU20, AU23, AU25, AU26, AU45) の強度の当該シーンの前後 1 秒ずつを含む区間における中央値, 分散, 10 パーセンタイル値, 90 パーセンタイル値を用いた。各 Action Units の内容について表 6.1 に示す。Action Units は、顔部における筋肉群の基本的な行動の単位を表している。

表 6.1: Action Units の内容

項目	内容	項目	内容
AU01	眉の内側を上げる	AU14	笑窪を作る
AU02	眉の外側を上げる	AU15	唇の両端を下げる
AU04	眉を下げる	AU17	顎を上げる
AU05	上瞼を上げる	AU20	唇の両端を横に引く
AU06	頬を持ち上げる	AU23	唇を固く閉じる
AU07	瞼を緊張させる	AU25	顎を下げずに唇を開く
AU09	鼻に皺を寄せる	AU26	顎を下げて唇を開く
AU10	上唇を上げる	AU45	瞬きをする
AU12	唇の両端を引き上げる		

なお、頭部、視線、Action Units に関する特徴量は、話し手 (speaker_) と聞き手 (listener_) からそれぞれ抽出した。

発話に関する特徴量としては、当該シーンにおける聞き手の発話の長さ (秒) を用いた。

抽出する特徴量を表 6.2 にまとめる。全 Praise シーンに対して上記の特徴量を算出し、特徴量の取りうる値の範囲を揃えるために、各特徴量を平均値 0, 分散 1 になるよう正規化を行った。

6.2 モデル構築

Praise スコアを目的変数, 6.1 節の特徴量を説明変数とする回帰モデルを構築した。Praise スコアは、4.3 節で行った、アンケート 4 (表 4.7・回答数 227 件) の Q2 の回答結果である。モデル構築には、構造化データに対して高精度なモデルを構築することができる Gradient boosting[28] を用いた。学習率や木の深さなどのハイパパラメータは、Hyperopt[29] でチューニングした。本研究では、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから褒め方の上手さを推測できるのか明らかにするために、褒める人の特徴量を用いたモデル、褒められる人の特徴量を用いたモデル、褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデルの 3 つのモデルを構築する。データセットを 80% の訓練データ, 20% のテストデータに無作為に分け、訓練データで構築したモデルを用いてテストデータの Praise スコアを推定するタスクを 100 回行ったところ、各指標の平均値は表 6.3 のようになった。L は褒める人

表 6.2: 特徴量一覧

	項目	特徴量
話し手	顔部	speaker_pose_Rx_med, speaker_pose_Rx_var, speaker_pose_Rx_p10, speaker_pose_Rx_p90
		speaker_pose_Ry_med, speaker_pose_Ry_var, speaker_pose_Ry_p10, speaker_pose_Ry_p90
		speaker_pose_Rz_med, speaker_pose_Rz_var, speaker_pose_Rz_p10, speaker_pose_Rz_p90
	視線	speaker_gaze_Ax_med, speaker_gaze_Ax_var, speaker_gaze_Ax_p10, speaker_gaze_Ax_p90
		speaker_gaze_Ay_med, speaker_gaze_Ay_var, speaker_gaze_Ay_p10, speaker_gaze_Ay_p90
	AU	speaker_AU01_med, speaker_AU01_var, speaker_AU01_p10, speaker_AU01_p90
		speaker_AU02_med, speaker_AU02_var, speaker_AU02_p10, speaker_AU02_p90
		speaker_AU04_med, speaker_AU04_var, speaker_AU04_p10, speaker_AU04_p90
		speaker_AU05_med, speaker_AU05_var, speaker_AU05_p10, speaker_AU05_p90
		speaker_AU06_med, speaker_AU06_var, speaker_AU06_p10, speaker_AU06_p90
		speaker_AU07_med, speaker_AU07_var, speaker_AU07_p10, speaker_AU07_p90
		speaker_AU09_med, speaker_AU09_var, speaker_AU09_p10, speaker_AU09_p90
		speaker_AU10_med, speaker_AU10_var, speaker_AU10_p10, speaker_AU10_p90
		speaker_AU12_med, speaker_AU12_var, speaker_AU12_p10, speaker_AU12_p90
		speaker_AU14_med, speaker_AU14_var, speaker_AU14_p10, speaker_AU14_p90
		speaker_AU15_med, speaker_AU15_var, speaker_AU15_p10, speaker_AU15_p90
		speaker_AU17_med, speaker_AU17_var, speaker_AU17_p10, speaker_AU17_p90
		speaker_AU20_med, speaker_AU20_var, speaker_AU20_p10, speaker_AU20_p90
		speaker_AU23_med, speaker_AU23_var, speaker_AU23_p10, speaker_AU23_p90
		speaker_AU25_med, speaker_AU25_var, speaker_AU25_p10, speaker_AU25_p90
		speaker_AU26_med, speaker_AU26_var, speaker_AU26_p10, speaker_AU26_p90
		speaker_AU45_med, speaker_AU45_var, speaker_AU45_p10, speaker_AU45_p90
聞き手	顔部	listener_pose_Rx_med, listener_pose_Rx_var, listener_pose_Rx_p10, listener_pose_Rx_p90
		listener_pose_Ry_med, listener_pose_Ry_var, listener_pose_Ry_p10, listener_pose_Ry_p90
		listener_pose_Rz_med, listener_pose_Rz_var, listener_pose_Rz_p10, listener_pose_Rz_p90
	視線	listener_gaze_Ax_med, listener_gaze_Ax_var, listener_gaze_Ax_p10, listener_gaze_Ax_p90
		listener_gaze_Ay_med, listener_gaze_Ay_var, listener_gaze_Ay_p10, listener_gaze_Ay_p90
	AU	listener_AU01_med, listener_AU01_var, listener_AU01_p10, listener_AU01_p90
		listener_AU02_med, listener_AU02_var, listener_AU02_p10, listener_AU02_p90
		listener_AU04_med, listener_AU04_var, listener_AU04_p10, listener_AU04_p90
		listener_AU05_med, listener_AU05_var, listener_AU05_p10, listener_AU05_p90
		listener_AU06_med, listener_AU06_var, listener_AU06_p10, listener_AU06_p90
		listener_AU07_med, listener_AU07_var, listener_AU07_p10, listener_AU07_p90
		listener_AU09_med, listener_AU09_var, listener_AU09_p10, listener_AU09_p90
		listener_AU10_med, listener_AU10_var, listener_AU10_p10, listener_AU10_p90
		listener_AU12_med, listener_AU12_var, listener_AU12_p10, listener_AU12_p90
		listener_AU14_med, listener_AU14_var, listener_AU14_p10, listener_AU14_p90
		listener_AU15_med, listener_AU15_var, listener_AU15_p10, listener_AU15_p90
		listener_AU17_med, listener_AU17_var, listener_AU17_p10, listener_AU17_p90
		listener_AU20_med, listener_AU20_var, listener_AU20_p10, listener_AU20_p90
		listener_AU23_med, listener_AU23_var, listener_AU23_p10, listener_AU23_p90
		listener_AU25_med, listener_AU25_var, listener_AU25_p10, listener_AU25_p90
		listener_AU26_med, listener_AU26_var, listener_AU26_p10, listener_AU26_p90
		listener_AU45_med, listener_AU45_var, listener_AU45_p10, listener_AU45_p90
	発話	utterance_time

表 6.3: 各指標の平均値 (N=100)

	L	S	L+S
MES (train)	0.214	0.714	0.357
MSE (test)	1.346	1.542	1.378
R^2 (train)	0.881	0.604	0.802
R^2 (test)	0.245	0.140	0.237

(聞き手) の特徴量を用いたモデル, S は褒められる人 (話し手) の特徴量を用いたモデル, L+S は褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデルを表している. また, MSE は平均二乗誤差 (Mean Square Error), R^2 は決定係数を表している.

褒める人 (聞き手) の特徴量を用いたモデル L における各特徴量の重要度 (gain) の上位 10 個の結果を図 6.3, 全ての結果を図 A.1 に示す. 褒められる人 (話し手) の特徴量を用いたモデル S における各特徴量の重要度 (gain) の上位 10 個の結果を図 6.4, 全ての結果を図 A.2 に示す. 褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデル L+S における各特徴量の重要度 (gain) の上位 10 個の結果を図 6.5, 全ての結果を図 A.3 に示す.

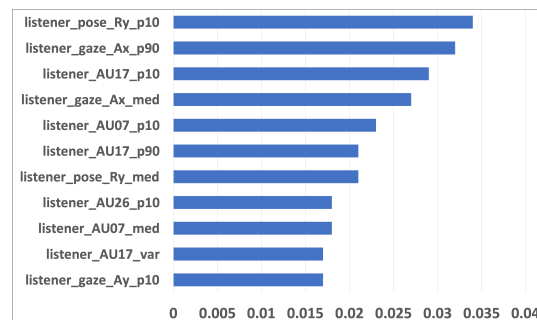


図 6.3: モデル L における特徴量の重要度の上位 10 個

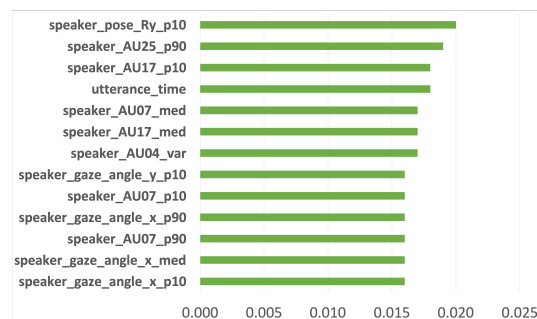


図 6.4: モデル S における特徴量の重要度の上位 10 個

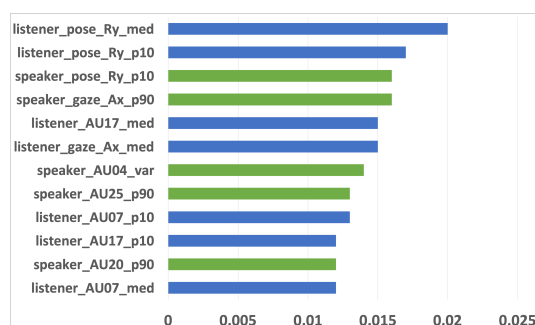


図 6.5: モデル L+S における特徴量の重要度の上位 10 個

6.3 6.2 節に対する考察

本節では、6.2 節で構築したモデルと重要度が高い特徴量について考察する。

はじめに、6.2 節で構築したモデルについて考察する。表 6.3 より、褒める人（聞き手）の特徴量を用いたモデル L は、訓練データに対する決定係数が 0.881，テストデータに対する決定係数が 0.245 であった。褒められる人（話し手）の特徴量を用いたモデル S は、訓練データに対する決定係数が 0.604，テストデータに対する決定係数が 0.140 であった。褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデル L+S は、訓練データに対する決定係数が 0.802，テストデータに対する決定係数が 0.237 であった。モデル L とモデル L+S は、訓練データに対して正の強い相関，テストデータに対して正の弱い相関であり，ある程度妥当に Praise スコアと特徴量の関係をモデル化することはできたと考えられる。今後，より正確に褒め方の上手さを推測するために，対話データ数やモデル構築で用いる特徴量を増やすなどし，精度を向上させる必要があると考えられる。モデル S は，訓練データに対して正の相関であったが，テストデータに対してほとんど相関はなく，Praise スコアと特徴量の関係をモデル化することはできなかったと考えられる。相手が上手い褒め方をすれば，褒められる人の頭部・顔部の振る舞いに影響があると考えられる。今回のモデルでは，特徴量を Praise シーンの前後 1 秒間を含めた範囲から抽出した。この範囲における褒められる人は，褒める人の褒める発話を聞いている状態である。そのため，褒める人の褒め方の上手さが，褒められる人の頭部・顔部に影響することは少なく，褒め方の上手さを推測することはできなかったと考えられる。今後，褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから褒め方の上手さを推測できるようにするために，特徴量の抽出方法を検討する必要があると考えられる。

次に，重要度が高い特徴量について考察する。図 6.3 より，モデル L において重要度が高い特徴量は，listener_poze_Ry, listener_gaze_Ax, listener_AU17, listener_AU07 に関するものであることが分かる。これらはそれぞれ，褒める人の頭部の縦軸回りの回転角度，視線の横方向の角度，顎を上げる動き，瞼を緊張させる動きに該当する。図 6.4 より，モデル S において重要度が高い特徴量は，speaker_poze_Ry, speaker_AU25, speaker_AU17, speaker_AU07 に関するものであることが分かる。これらはそれぞれ，褒められる人の頭部の縦軸回りの回転角度，顎を下げずに唇を開く動き，顎を上げる動き，瞼を緊張させる動

きに該当する。図6.5より、モデルL+Sにおいて重要度が高い特徴量は、listener_poze_Ry, speaker_poze_Ry, speaker_gaze_Ax, listener_AU17, listener_gaze_Axに関するものであることが分かる。これらはそれぞれ、褒める人の頭部の縦軸回りの回転角度、褒められる人の頭部の縦軸回りの回転角度、褒められる人の視線の横方向の角度、褒める人の顎を上げる動き、褒める人の視線の横方向の角度に該当する。褒める人の頭部の縦軸回りの回転角度、視線の横方向の角度、顎を上げる動きは、褒める人の特徴量を用いたモデルL、褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデルL+Sにおいて重要度が高かった。このことから、これらの要素は、相手を上手く褒めるためには欠かせないものであると考えられる。頭部の縦軸周りの回転角度は、頭部を左右に動かしていることを表している。視線の横方向の角度は、視線を横方向に動かしていることを表している。頭部や視線を左右に動かすことは、相手の方向を見るために頭部や視線を左右に動かしていたり、相手から逸らすために頭部や視線を左右に動かしたりすることに関連していると考えられる。顎を上げる動きは、頭部を動かさずに顎を上を動かすことを表している。顎を上を動かすことは、発話終了時の口を閉ざす動きに関連していると考えられる。今後、これらの要素をより厳密に分析し、どのタイミングで頭部、視線、顎を動かしているのか、どの方向に頭部や視線を動かしているのかなど、明らかにする必要があると考えられる。褒められる人の頭部の縦軸回りの回転角度は、褒められる人の特徴量を用いたモデルS、褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデルL+Sにおいて重要度が高かった。このことから、頭部の縦軸回りの回転角度は、相手が上手く褒めた際に褒められる人によく表れる要素であると考えられる。頭部の縦軸周りの回転角度は、頭部を左右に動かしていることを表している。頭部を左右に動かすことは、相手の方向を見るために頭部を左右に動かしていたり、相手から逸らすために頭部を左右に動かしたりすることに関連していると考えられる。今後、より厳密に分析し、どのタイミングで頭部を動かしているのか、どの方向に頭部を動かしているのかなど、明らかにする必要があると考えられる。

第7章 結論

本研究では、褒め方の上手さは、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから推測することができるのか明らかにする取り組みを行った。具体的には、2者対話コーパスの作成、特徴量抽出、褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析を行った。2者対話コーパスの作成では、褒め方の上手さの評価と各モダリティの記録を含む2者対話を収録し、アノテーションを行った。特徴量抽出では、褒める人・褒められる人の頭部、顔部、発話に関する特徴量の抽出を行った。褒め方の上手さに寄与する特徴量の分析では、回帰モデルを構築した上で、モデル中で重要度が高い特徴量を発見するアプローチで分析を行った。その結果、褒める人の特徴量を用いたモデルや、褒める人と褒められる人の特徴量を用いたモデルは、ある程度妥当に Praise スコアと特徴量の関係をモデル化することができた。また、褒める人の頭部の縦軸回りの回転角度、顎を上げる動き、視線の横方向の角度、褒められる人の頭部の縦軸回りの回転角度、視線の横方向の角度に関する特徴量が、重要度の高い特徴量であることが明らかになった。以上より、褒め方の上手さは、褒める人の頭部・顔部の振る舞いから推測することができることが明らかになった。また、褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから推測することにおいては、特徴量を抽出する方法を検討する必要があることが明らかになった。

本研究は、発話内容、声色、表情、姿勢、ジェスチャといった多様なモダリティを用いた対話における褒め方の上手さをモデリングする手法の確立を目指しているが、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いから褒め方の上手さを推測する取り組みまでに留まっている。今後は、褒める人・褒められる人の頭部・顔部の振る舞いからより正確に褒め方の上手さを推測できるようにする取り組みを行うとともに、発話内容、声色、ジェスチャといったモダリティからも褒め方の上手さを推測できるのか明らかにする取り組みを行っていきたい。

謝辭

本研究は，日本電信電話株式会社 NTT メディアインテリジェンス研究所との共同研究の成果である．

参考文献

- [1] J. Brophy. Teacher praise: A fullctional analysis. *Review of Educational Research*, Vol. 51, No. 1, pp. 5–32, 1981.
- [2] T.M. Kalis, K.J. Vannest, and R. Parker. Praise counts: Using self-monitoring to increase effective teaching practices. *Preventing School Failure: Alternative Education for Children and Youth*, Vol. 51, No. 3, pp. 20–27, 2007.
- [3] 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.
- [4] 永崎一則. 元気と幸せを生み出す ほめかたの研究. 早稲田教育出版, 2015.
- [5] 西村貴好. 結果を引き出す 大人のほめ言葉. 同文館出版株式会社, 2017.
- [6] F. Pianesi, N. Mana, A. Cappelletti, B. Lepri, and M. Zancanaro. Multimodal recognition of personality traits in social interactions. In *Proceedings of the 10th international conference on Multimodal interfaces (ICMI'08)*, pp. 53–60, 10 2018.
- [7] L. Batrinca, N. Mana, B. Lepri, N. Sebe, and F. Pianesi. Multimodal personality recognition in collaborative goal-oriented tasks. *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 14, No. 4, pp. 659–673, 2016.
- [8] O. Aran and D. Gatica-Perez. One of a kind: inferring personality impressions in meetings. In *Proceedings of the 15th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI'13)*, pp. 11–18, 12 2013.
- [9] D. Jayagopi, D. Sanchez-Cortes, K. Otsuka, J. Yamato, and D. Gatica-Perez. Linking speaking and looking behavior patterns with group composition, perception, and performance. In *Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimodal interaction (ICMI'12)*, pp. 433–440, 10 2012.
- [10] J.I. Biel, L. Teijeiro-Mosquera, and D. Gatica-Perez. Facetube: predicting personality from facial expressions of emotion in online conversational video. In *Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimodal interaction (ICMI'12)*, pp. 53–56, 10 2012.

- [11] F. Valente, S. Kim, and P. Motlicek. Annotation and recognition of personality traits in spoken conversations from the ami meetings corpus. In *Proceedings of INTER-SPEECH*, pp. 1183–1186, 9 2012.
- [12] V. Pérez-Rosas, R. Mihalcea, and L.P. Morency. Utterance-level multimodal sentiment analysis. *Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL'13)*, Vol. 1, pp. 973–982, 2013.
- [13] 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, 10 2019.
- [14] T. Wörtwein, M. Chollet, B. Schauerte, L.P. Morency, R. Stiefelhagen, and S. Scherer. Multimodal public speaking performance assessment. In *Proceedings of the 17th ACM on International Conference on Multimodal Interaction (ICMI'15)*, pp. 43–50, 11 2015.
- [15] 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 17th ACM on International Conference on Multimodal Interaction (ICMI'15)*, pp. 23–30, 11 2015.
- [16] L. Chen, G. Feng, J. Joe, C.W. Leong, C. Kitchen, and C.M. Lee. Towards automated assessment of public speaking skills using multimodal cues. In *Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction (ICMI'14)*, pp. 200–203, 11 2014.
- [17] 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, 11 2014.
- [18] L.S. Nguyen, D. Fraundorfer, M.S. Mast, and D. Gatica-Perez. Hire me: Computational inference of hirability in employment interviews based on nonverbal behavior. *IEEE Transactions Multimedia*, Vol. 16, No. 4, pp. 1018–1031, 2014.
- [19] D. Sanchez-Cortes, O. Aran, M.S. Mast, and D. Gatica-Perez. A nonverbal behavior approach to identify emergent leaders in small groups. *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 14, No. 3, pp. 816–832, 2012.
- [20] 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, 11 2016.

- [21] R. Ishii, K. Otsuka, S. Kumano, R. Higashinaka, and J. Tomita. Analyzing gaze behavior and dialogue act during turn-taking for estimating empathy skill level. In *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI'18)*, pp. 31–39, 10 2018.
- [22] M.E. Hoque, M. Courgeon, J.C. Martin, B. Mutlu, and R.W. Picard. Mach: My automated conversation coach. In *Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing (UbiComp'13)*, pp. 697–706, 9 2013.
- [23] H. Tanaka, S. Sakti, G. Neubig, T. Toda, H. Negoro, H. Iwasaka, and S. Nakamura. Automated social skills trainer. In *Proceedings of the 20th International Conference on Intelligent User Interfaces (IUI'15)*, pp. 17–27, 3 2015.
- [24] H. Tanaka, H. Negoro, H. Iwasaka, and S. Nakamura. Listening skills assessment through computer agents. In *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI'18)*, pp. 492–496, 10 2018.
- [25] H. Brugman and A. Russel. Annotating multimedia / multi-modal resources with elan. *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Language Evaluation (LREC '04)*, pp. 2065–2068, 5 2004.
- [26] T. Baltrušaitis, P. Robinson, and L.P. Morency. Openface: An open source facial behavior analysis toolkit. In *2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV'16)*, pp. 1–10, 3 2016.
- [27] P. Ekman and W.V. Friesen. Manual for the facial action coding system. *Palo Alto: Consulting Psychologists Press*, 1977.
- [28] J.H. Friedman. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, Vol. 29, No. 5, pp. 1189–1232, 2001.
- [29] J. Bergstra, D. 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, 6 2013.

付録

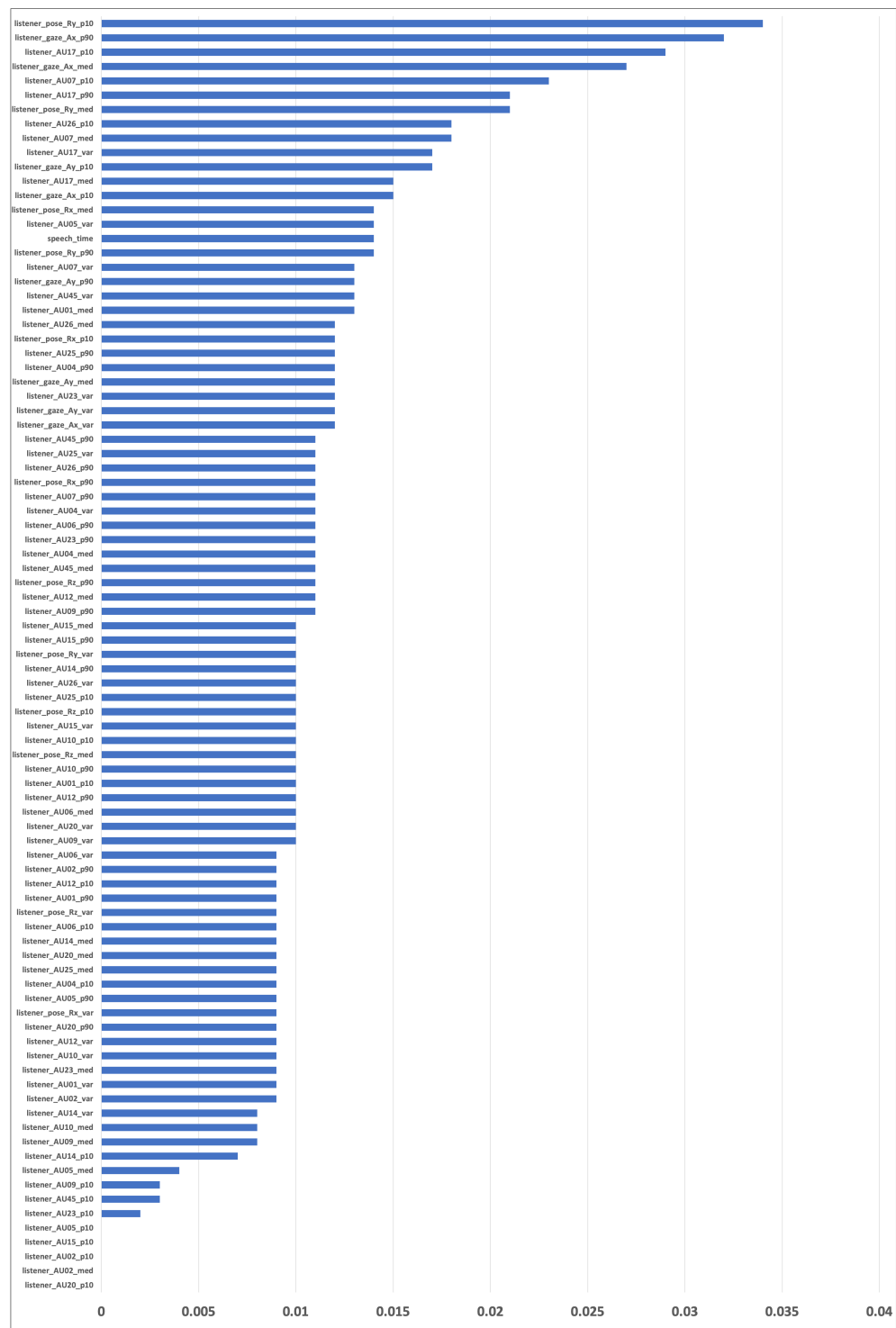


図 A.1: モデル L における全特徴量の重要度

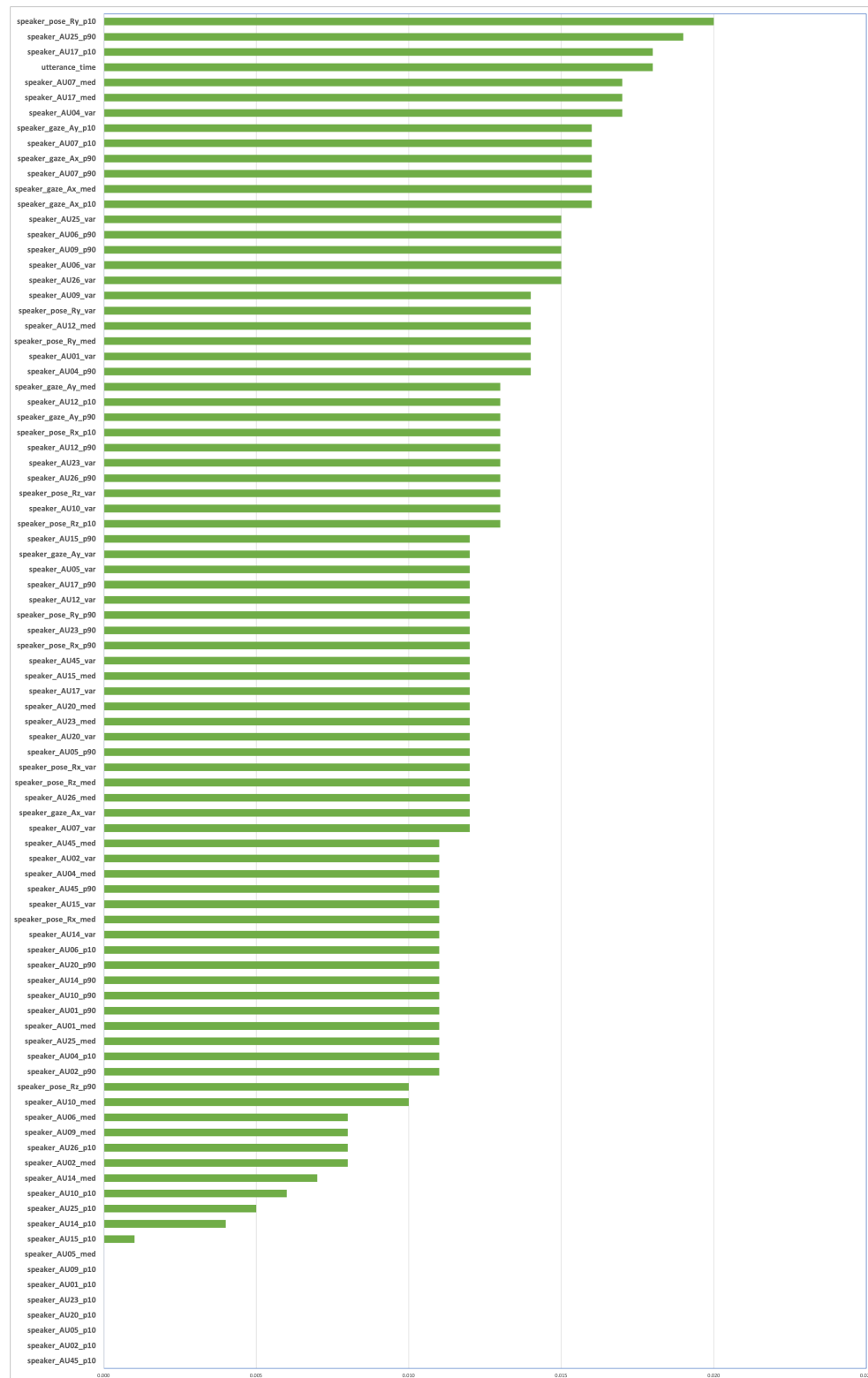


図 A.2: モデル S における全特徴量の重要度

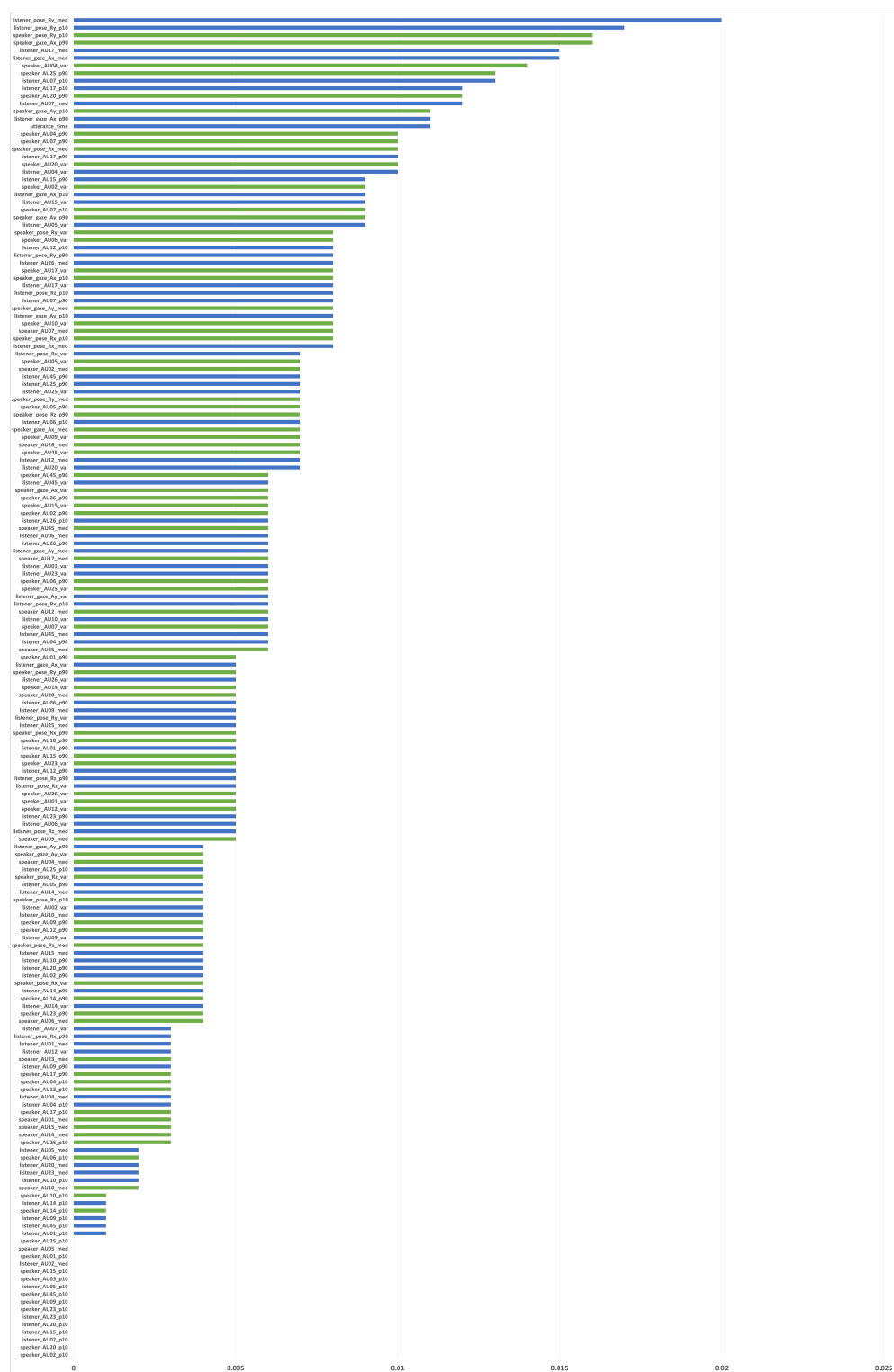


図 A.3: モデル L+S における全特徴量の重要度

研究業績

査読付き国内会議

- (1) 大西俊輝, 柴田万里那, 山内愛里沙, 呉健朗, 石井亮, 富田準二, 宮田章裕: 褒め方の上手さの推定における頭部・顔部の効果, 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 2019 論文集, Vol.2019, pp.1-6 (2019 年 11 月).
 - (2) 中原涼太, 長岡大二, 呉健朗, 大西俊輝, 柴田万里那, 宮田章裕: 複数対話型エージェントの役割分担によるユーモア生成システムの基礎検討, 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 2018 論文集, Vol.2018, pp.1-8 (2018 年 11 月).
-

研究会・シンポジウム

- (1) 山内愛里沙, 大西俊輝, 呉健朗, 武藤佑太, 石井亮, 青野裕司, 宮田章裕: 表情・音声を用いた褒め方の上手さを評価するシステムの基礎検討, 情報処理学会インタラクシオン 2020 論文集, (2020 年 3 月掲載予定).
 - (2) 立花巧樹, 大西俊輝, 鈴木颯馬, 富永詩音, 呉健朗, 宮田章裕: 生活空間における危険予測支援システムの基礎検討, 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 2019 論文集, Vol.2019, pp.99-102 (2019 年 11 月).
 - (3) 大西俊輝, 柴田万里那, 呉健朗, 石井亮, 富田準二, 宮田章裕: 対話における上手い褒め方のモデリングの基礎検討, 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 (DICOMO2019), Vol.2019, pp.656-662 (2019 年 7 月).
 - (4) 立花巧樹, 富永詩音, 大西俊輝, 呉健朗, 宮田章裕: ベビーカー利用時における周囲への動作予告システムの実装, 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 (DICOMO2019), Vol.2019, pp.1273-1279 (2019 年 7 月).
 - (5) 柴田万里那, 大西俊輝, 呉健朗, 宮田章裕: 柔らかい物体の動きによる共感表現方法の基礎検証, 情報処理学会研究報告 (UBI), ユビキタスコンピューティングシステム, Vol.2019-UBI-62, No.11, pp.1-6 (2019 年 6 月).
 - (6) 柴田万里那, 大西俊輝, 呉健朗, 長岡大二, 中原涼太, 宮田章裕: 柔らかい物体の動きによる共感表現方法の基礎検討, 情報処理学会インタラクシオン 2019 論文集, pp.572-575 (2019 年 3 月).
 - (7) 立花巧樹, 富永詩音, 大西俊輝, 呉健朗, 宮田章裕: ベビーカー利用時における周囲への動作予告手法の基礎検討, 情報処理学会インタラクシオン 2019 論文集, pp.179-181 (2019 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 2019 ベストプレゼンテーション賞, 褒め方の上手さの推定における頭部・顔部の効果, 受賞者: 大西俊輝 (2019 年 11 月).
- (2) マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2019) シンポジウム ヤングリサーチ賞, 対話における上手い褒め方のモデリングの基礎検討, 受賞者: 大西俊輝 (2019 年 7 月).
- (3) 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 2018 ベストペーパー賞, 複数対話型エージェントの役割分担によるユーモア生成システムの基礎検討, 受賞者: 中原涼太, 長岡大二, 呉健朗, 大西俊輝, 柴田万里那, 宮田章裕 (2018 年 11 月).