

発話状態時間長に着目した対話雰囲気推定

Dialogue Mood Estimation Focusing on Intervals of Utterance State

豊田 薫
Kaoru Toyoda

名古屋工業大学 大学院工学研究科 情報工学専攻
Dept. of Computer Science and Engineering, Nagoya Institute of Technology, Graduate School
toyoda@juno.ics.nitech.ac.jp

宮越 喜浩
Yoshihiro Miyakoshi

(同 上)
miyakosi@juno.ics.nitech.ac.jp

山西 良典
Ryosuke Yamanishi

(同 上)
ryama@juno.ics.nitech.ac.jp

加藤 昇平
Shohei Kato

(同 上)
shohey@nitech.ac.jp, <http://www.katolab.nitech.ac.jp/>

keywords: estimation of dialogue mood, utterance intervals features, Bayesian method, para-language

Summary

In the field of the communication robots, many recent studies have focused on dialogue communication robots. This paper especially focused on the supporting robot for the conversation between humans. To help conversation between humans, we believe that the robots should have two abilities: estimate dialogue moods and behave suitably. In this paper, we propose dialogue moods estimation model. This paper, as the first step, focused on dialogues between two persons and construct estimation model for the dialogue moods observed by the third party. Because we believed that the dialogue moods are influenced by utterance time, which is extracted easily, the utterance intervals features are used to estimate the dialogue moods, for example, both solitary utterance intervals of leading speakers and following speakers, simultaneous utterance intervals, and silent intervals between two speakers. Using these utterance intervals features, we constructed the estimation model for dialogue moods by using Tree-Augmented Naive Bayes. Through the estimation experiment, we confirmed the availability of the estimation model for dialogue moods, in particular "excitement," "seriousness," and "closeness," and the effective utterance intervals features for estimating dialogue moods. From the experimental results, it is suggested that the proposed model is effective for estimating dialogue moods.

1. はじめに

近年、人間とのコミュニケーションを目的としたロボットの研究が盛んに行われ、人間とコミュニケーションを取りながら施設を案内するロボットや高齢者と会話を行うロボットなど、様々な場面でロボットの活躍が期待されている。特に、ロボットとの自然な会話によって、安心感や充足感といった心的作用を与えることを目的とした会話コミュニケーションロボットの開発が注目されている [Hayashi 09, 高杉 10, 竹内 07, 伊藤 09]。これらのロボットは多くの場合、人間対ロボットの対一対一コミュニケーション、つまり人間とロボットとの対話を想定しているが、ロボットが「人間との会話」を実現するためには、人間と対等な立場で会話に参加することが求められる。

一方で、コミュニケーションロボットの役目として「人間同士の会話への介入」が考えられる。ここでは、ロボットが人間同士のコミュニケーションを円滑にすることを

目的としており、ロボットの介入によって人間同士の会話コミュニケーションをより充実したものにすることが期待される。人間同士の会話に対して介入を行うロボットは、コミュニケーションロボットとして比較的实现性が高い。そこで本研究では、会話に参加し、相槌や話題提供などの介入を行うことで人間同士の会話をより楽しく、豊かなものにする対話支援ロボットの開発を目指す。本研究では、2 者間の対話に対して介入を行う状況を想定し、円滑な会話コミュニケーションを創発する会話コミュニケーション支援ロボットの構築を目指す。

図 1 に、本稿で想定する複数会話コミュニケーションモデルを示す。円滑なコミュニケーションは、話者 A と話者 B の対話を話者 O が聴取し、2 名の対話の雰囲気把握して適切な介入を行うことで創発されると考える。話者 A と話者 B の対話雰囲気が「盛り上がっている」場面と「盛り上がっていない」場面、あるいは「まじめな」場面と「まじめでない」場面では話者 O が取るべき介入はそれぞれ異なる。そのため、円滑な会話コミュニケー

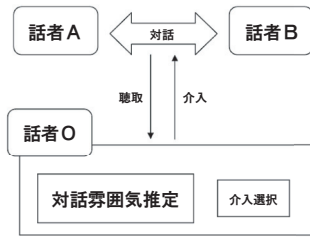


図1 本稿で想定する複数会話コミュニケーションモデル

ションを実践するためには、「会話雰囲気の推定」と「雰囲気に応じた介入の選択」の二つが重要と考える。本稿では、会話コミュニケーション支援ロボットの要素研究として、2者間対話における発話状態時間長に着目した特徴量を抽出し、対話雰囲気と発話時間特徴の関係性を調査する。そして、対話雰囲気と特徴量の関係性に基づく対話雰囲気の推定手法を提案し、提案手法の有効性を検証する。

2. 関連研究

本稿では、話者2名で行われる対話にロボットが介入する場面を想定し、話者2名による対話雰囲気の推定手法を提案する。

人間同士によるコミュニケーションの雰囲気を扱う研究として Wredeらや、徳久ら、稲葉らによる研究が挙げられる。Wredeら [Wrede 03a, Wrede 03b] は、議論の盛り上がりに応じて会議対話を4つのクラスに分類し、各クラスごとの韻律特徴と発話の種類を表す Dialogue Act (DA) タグの分析を行っている。徳久ら [徳久 06] は、DA タグと修辞構造を表す Rhetorical Relation タグを用いて、それぞれのタグと盛り上がりとの関係性を分析している。また稲葉ら [稲葉 11] は、テキスト対話における単語の共起情報から対話雰囲気の推定を行っている。しかし、タグや、テキスト対話といった言語情報を実際の対話から抽出し、利用することは難しく、これらの研究は実際に対話する2名のコミュニケーション支援への応用は難しい。

非言語情報と対話雰囲気との関係を調査した研究として、Gatica-Perezらや、伊藤ら、森らによる研究がある。Gatica-Perezら [Gatica-Perez 04] は、会議中の動画と音声を用いて議論の盛り上がり部分の推定を行っている。また伊藤ら [伊藤 02] は、2者による自由対話を「盛り上がっている」、「盛り上がっていない」の2クラスに分類し、各クラスごとに話者の発話、および動作との関係性の分析を行っている。森ら [森 10] は、対話を発話時と非発話時の2つの状態に場合分けを行い、状態毎の各話者の顔表情に基づいて対話雰囲気の推定を行っている。しかし、これらの研究に用いられる動作認識や顔表情認識は高い計算コストを必要とし、人間同士の対話に対してリアルタイムな介入を行うことは困難と考えられる。

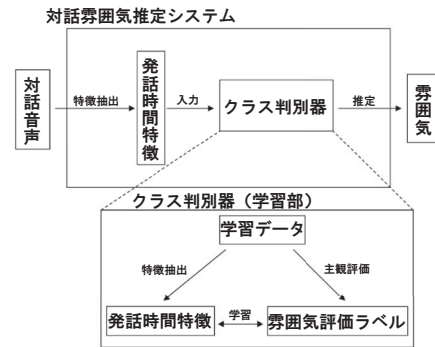


図2 対話雰囲気推定システム

容易に抽出可能な特徴を用いて対話の雰囲気を把握し、対話コミュニケーションの円滑化を目指す研究として笹間らによる研究が挙げられる。笹間らの研究 [笹間 09] では、対話エージェントが話者音声の音量を用いて対話の盛り上がり度を活性度として数値化し、活性度に基づき介入手段を制御する手法を提案している。また、提案した対話エージェントを実装し、実験を行うことで、対話雰囲気に応じて介入を行う対話コミュニケーション支援の有効性を確認している。しかし音量は対話者とマイクの距離や発話音量の個人差などの影響を受ける可能性があり、より汎用性の高い特徴量を用いた雰囲気推定が望まれる。

本手法では、対話雰囲気と関係性が深いと考えられる「発話状態時間」に着目し、「発話時間特徴」を抽出する。そして、抽出した発話時間特徴と対話雰囲気との関係性に基づき対話雰囲気推定を行う。発話時間特徴は「言語情報」、「動作認識」、「顔表情認識」、および「韻律情報」とは違い、抽出において高い計算コストを必要としない。また発話時間特徴は発話音量に比べ、対話者とマイクの距離や発話音量の個人差などの影響を受けない特徴量であり、汎用性の高い対話雰囲気推定システムが期待される。

3. 対話雰囲気推定システム

図2に本稿で提案する対話雰囲気推定システムの概要を示す。提案手法では対話雰囲気推定の特徴量として、発話状態時間に着目した発話時間特徴を用いる。本システムでは、まず対話音声から発話時間特徴を抽出する。そして事前の学習で構築されたクラス判別器に抽出した特徴量を入力し、対話雰囲気の推定を行う。

クラス判別器の学習では、学習データの対話音声から、発話時間特徴を抽出する一方、複数の被験者を対象とした主観評価実験により雰囲気評価ラベルを付与する。抽出した発話時間特徴と雰囲気評価ラベルの関係性を TAN によって学習することにより、クラス判別器を構築する。

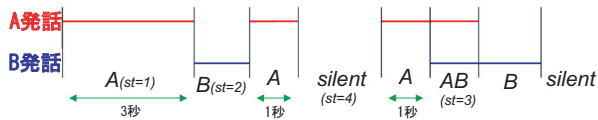


図3 対話分割の例

4. 発話時間特徴

本稿では、対話雰囲気推定のために「発話状態時間」に着目する。「発話時間」として一人の話者が単独で発話し続けている「単独発話時間」や、話者交替時に生じる「無音時間」、話者が同時に発話を行う「同時発話時間」といった話者の状態や、話者間の状態の時間長を対話雰囲気推定の特徴量に用いる。

4.1 発話状態

本研究では対話者の発話状態 st を次のように定義する。

- (1) A 単独発話状態
- (2) B 単独発話状態
- (3) 同時発話状態
- (4) 無音状態

一般的な対話は、主として対話をリードする話者とそれに追従する話者が交代して発話することで行われていると考えた。そこで「対話をリードする話者はその対話の中でより長い時間発話を行っている」との仮定の下で、対話内の合計発話時間が長い話者を対話をリードする話者 (A 話者)、短い話者を追従する話者 (B 話者) として定義する。話者のどちらかが単独で発話している状態を単独発話状態としてまとめるのではなく、A 話者の単独発話と B 話者の単独発話を区別することで、対話雰囲気との関係性をより詳細に明らかにできると考えた。

まず、対話をそれぞれ上に示した 4 つの発話状態の系列に分割し、各状態の開始時刻と終了時刻の差からそれぞれの発話状態の時間長を算出する。そして、算出した時間長を要素とする状態毎の多重集合 S_{st} を生成する。図 3 に対話 d における発話状態の例を示す。この場合、話者 A の発話 ($st = 1$) は 3 秒・1 秒・1 秒となり、多重集合 $S_1^d = \{3, 1, 1\}$ と示すことができる。

4.2 発話時間特徴算出

表 1 に発話状態集合から抽出する合計 90 個の発話時間特徴とその算出式の式を示す。特徴番号 1 から 24 の計 24 個が発話時間統計特徴であり、特徴番号 25 から 90 までの計 66 個が話者間における発話時間特徴である。話者間における発話時間特徴算出式について、論旨に重要でないものは紙幅の関係上割愛し、算出式の一例を示す。発話時間統計特徴については 4.2.1 節で説明を行い、話者

表 1 発話時間特徴

特徴番号	特徴量	算出式例
1-6	A 発話に関する統計量	$\text{stat}(S_1^d)$
7-12	B 発話に関する統計量	$\text{stat}(S_2^d)$
13-18	同時発話に関する統計量	$\text{stat}(S_3^d)$
19-24	無音時間に関する統計量	$\text{stat}(S_4^d)$
25-48	A 発話と B 発話の比較	$\frac{\text{stat}(S_2^d) + \text{stat}(S_3^d)}{\text{stat}(S_1^d) + \text{stat}(S_3^d)}$
49-54	発音状態と無音状態の比較	$\frac{\text{stat}(S_4^d)}{\sum_{i=1}^3 \text{stat}(S_i^d)}$
55-66	各話者の同時発話と単独発話の比較	$\frac{\text{stat}(S_3^d)}{\text{stat}(S_1^d)}$
67-78	各話者の合計発話と同時発話の比較	$\frac{\text{stat}(S_3^d)}{\text{stat}(S_1^d) + \text{stat}(S_3^d)}$
79-90	各話者の合計発話と単独発話の比較	$\frac{\text{stat}(S_1^d)}{\text{stat}(S_1^d) + \text{stat}(S_3^d)}$

間における発話時間特徴については 4.2.2 節で説明を行う。表 1 において、関数 $\text{stat}(S_{st}^d)$ とは 4.2.1 節に示す関数のいずれかを適用することを表し、特徴番号は 4.2.1 節内で示した順番に対応して付けられる。

§1 発話時間統計特徴

4.1 節で作成した発話状態集合 S_{st}^d を基に 6 個の統計量を以下に示す 6 関数によりそれぞれ算出する。

- $\text{mean}(S_{st}^d)$: 発話状態集合 S_{st}^d の平均
- $\text{var}(S_{st}^d)$: 発話状態集合 S_{st}^d の分散
- $\text{min}(S_{st}^d)$: 発話状態集合 S_{st}^d の最小値
- $\text{max}(S_{st}^d)$: 発話状態集合 S_{st}^d の最大値
- $\text{count}(S_{st}^d)$: 発話状態集合 S_{st}^d の要素数
- $\text{occupy}(S_{st}^d)$: 発話状態 st の対話全体における占有率

平均と分散は対話全体の傾向を、最小値と最大値は、多重集合に含まれる要素の値域を、要素数は対話 d における発話状態 st の状態観測数をそれぞれ表現するために採用した。また発話状態 st が対話全体のどれだけの時間を占めるかの割合を表現するために、対話における発話状態 st の合計時間が対話全体の時間に占める割合である占有率を採用した。以上 6 個の統計量を 4 つの発話状態集合に対してそれぞれ算出し、合計 24 個の発話時間統計特徴とする。

§2 話者間発話時間特徴

A 単独発話と B 単独発話の比較など話者間の発話状態の比較は、対話における話者間の状態を明らかにすることができるため、対話雰囲気推定を行う場合に有用と考えられる。そこで、それぞれの発話時間統計特徴に対して算術演算を行い、対話雰囲気と因果関係を持つと考えられる特徴量を話者間発話時間特徴として合計 66 個用意した。

5. 対話雰囲気と発話時間特徴の関係性

本稿ではクラス判別器にベイジアンネットワークの一つである Tree-Augmented Naive Bayes (TAN) を採用し、発話時間特徴と対話雰囲気との関係について学習を行う。ベイジアンネットワークは学習データを用いて特徴量間の因果関係を構築し、確率モデルに従い推論を行う手法である。また各特徴量について判別ラベルとの関係性を確率分布に従い推定するため、各特徴量と判別ラベルとの関係性を考察しやすい。本稿で扱う特徴量間には因果関係が存在すると考えられる。同様に因果関係を持つ特徴量を用いたクラス判別研究として、顔特徴からの感情推定 [Cohen 03] が挙げられる。Cohen らは、特徴量間の因果関係を考慮したクラス判別器として TAN を採用しており、本稿におけるクラス判別器としても TAN を採用した。

クラス判別器の学習データには音声対話コーパス [NII 96] を利用した。学習データには対話の始まりと終わりが無音状態であり、時間長が 20 秒から 30 秒の対話 200 個を音声対話コーパスの中から任意に選択した。用意した学習データに対して 20 代の被験者 15 名による聴取実験を行い、以下に示す 6 個の対話雰囲気を表す形容詞対について肯定、否定の 2 値のラベル付けを行った。

- 盛り上がり : 盛り上がっている - 盛り上がっていない
- まじめさ : まじめな - まじめでない
- 噛み合い : 噛み合っている - 噛み合っていない
- 明るさ : 明るい - 明るくない
- 親密さ : 親密な - 親密でない
- 対等さ : 立場が対等な - 立場が対等でない

聴取実験では、各被験者に対して対話データの始めから終わりまでを 1 回以上聴取するように指示し、上記の各形容詞対の肯定否定の 2 値のうち、聴取した対話データの雰囲気としてより適切であると感じたラベルを選択させた。聴取実験の結果に基づき、高支持率の値を学習データに用いる対話雰囲気ラベルとして採用した。

5.1 変数選択

多変量解析では一般的に、解析に用いる特徴量が多くなると特徴空間が大きくなり、学習効率が低下する問題が知られている。また推定する対話雰囲気により、それぞれ因果関係の強い特徴量は異なると考えられる。そこで用意した 90 個の特徴に対して、大規模な次元数から実用上の解を速やかに得ることが可能な遺伝的アルゴリズム (GA) による変数選択 [Siedlecki 89] を行う。

GA におけるエージェントは遺伝子としてビット列を持つ。本手法では一つのビットは一つの特徴量に対応しており、1 は対話雰囲気推定の特徴量として採用、0 は不採用を表す。複数のエージェントを用いることで、局所解に陥るリスクを緩和する。またエージェントの適応度として赤池情報量規準 [Akaike 73] を用いることで、対話雰囲気の推定に適しており、かつ、汎用性をもつ特徴

表 2 GA のパラメータ設定

個体数	150
ステップ数	1000
選択数	5
突然変異率	0.1%

表 3 選択された特徴量

雰囲気	選択された特徴番号
盛り上がり	18, 44, 79
まじめさ	7, 18
噛み合い	25, 67
明るさ	15, 18, 20, 34
親密さ	28, 83, 84
対等さ	2, 4, 25, 37, 54

量の探索を行う。GA の遺伝的操作には、エリート選択、一様交叉、突然変異を採用する。表 2 に使用した GA のパラメータを示す。

変数選択により、学習データから主観評価によってラベル付けされた各対話雰囲気と関係の深い特徴量を選択する。選択された特徴量を用いて各形容詞対に対してそれぞれ TAN により学習を行い、対話雰囲気推定モデルを構築する。このとき TAN の学習に用いた特徴量に対して平均が 0、分散が 1 になるよう正規化を行った。本稿では、対話雰囲気推定モデルの構築に採用された対話雰囲気に強い因果関係を持つ発話時間特徴と対話雰囲気の関係性について考察を行う。

5.2 盛り上がり推定モデルの構築結果と考察

表 3 に、本実験で構築した対話雰囲気推定モデルにおいて選択された特徴量を示す。本論では、対話雰囲気の中で会話への介入を行う場合に最も重要であると考えられる「盛り上がり」を推定するモデルに着目し、詳細に考察を行う。盛り上がり推定モデルでは、同時発話の対話全体における占有率 (18)、A 発話と B 発話の分散の比較を行う特徴量 (44)、話者 A の合計発話と単独発話の平均の比較を行う特徴量 (79) が選択された。このうち、クラス別正規分布の分離度が高く、盛り上がり推定に強い影響を与えられられる特徴番号 18 と特徴番号 44 のクラス別正規分布図を図 4、図 5 に示す。緑色の正規分布が赤色の正規分布と比べて高くなっている場合は「盛り上がっている」と推定され、逆に赤色の正規分布が緑色の正規分布より高くなっている場合には「盛り上がっていない」と推定される。

図 4 より、発話全体における同時発話時間の占有率が比較的高い場合、盛り上がっていると推定される傾向があることが確認された。同時発話は話し手が話者交替を行う場合に相手の発話終了前に自分の発話を始めた場合や相手の発話中に短い相槌を打つ場合に起こることが多い。そのため、対話の中でも同時発話の占める時間が長い対話では活発に意見が交換されており、相手の発話が

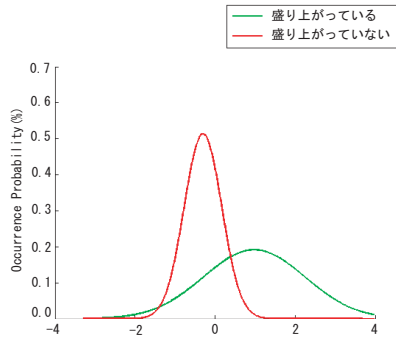


図 4 同時発話に関する統計量

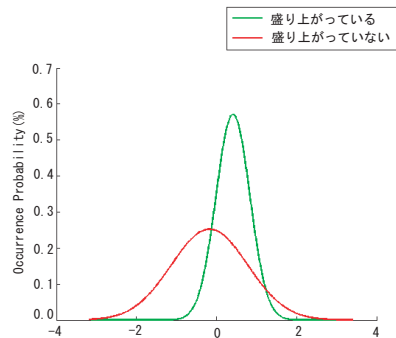
(18) $\text{occupy}(S_3^d)$ (正規化後)

図 5 A 発話と B 発話の比較を行う特徴量

(44) $\frac{\text{var}(S_2^d) + \text{var}(S_3^d)}{\text{var}(S_1^d) + \text{var}(S_3^d)}$ (正規化後)

終わる前に自分の発話を行ってしまうほど盛り上がっている対話であることが示唆される。また相手の発話に対して、積極的に相槌を打っている対話も盛り上がっていると推定される傾向にあると示唆される。

図 5 より、A 発話の分散に対して B 発話の分散が比較的高い場合に盛り上がっていると推定されることが示された。対話をリードする A 話者の話に追従し、短い相槌のみを打つだけの対話では、B 発話の分散は小さい値となる。逆に短い相槌だけでなく、自分の意見を交えた長い返答を返した場合には B 発話の分散が大きくなる。話者 A に追従する話者 B が相槌を打つだけでなく、自分の意見をしっかりと発話している対話、つまり話者が 2 名とも活発に意見を発話する対話が盛り上がっていると対話と判断されることが示唆された。

6. 対話雰囲気推定実験

対話雰囲気と発話時間特徴との関係を学習した TAN を用いて推定実験を行い、提案した推定手法の有効性を検証した。検証方法として 5 分割交差検定法を用いた。

表 4 対話雰囲気推定正答率

雰囲気	肯定正答率	否定正答率	全体正答率 (%)
盛り上がり	75.5	87.9	85.5
まじめさ	86.4	76.0	82.0
噛み合い	82.0	35.6	70.0
明るさ	43.8	86.8	73.0
親密さ	76.3	85.5	82.0
対等さ	82.1	56.8	76.5

6.1 結果と考察

表 4 に、構築した対話雰囲気推定システムの推定正答率を示す。肯定正答率は、肯定と推定すべき対話を正しく推定できた確率、否定正答率は否定と推定すべき対話を正しく推定できた確率、全体正答率は全ての対話のうち肯定と否定を共に正しく推定できた確率を示している。

「盛り上がり」、および「まじめさ」、「親密さ」の推定において、80%を超える高い全体正答率を示した。これらの推定においては、肯定正答率、否定正答率の双方が 70%を超えており、提案手法は「盛り上がり」、「まじめさ」、「親密さ」の推定において、高い推定性能をもつことが確認された。このことから本手法で用いた「発話時間特徴」はこれら 3 つの対話雰囲気推定に有用な特徴量であることが示唆された。「噛み合い」、および「明るさ」の推定については全体正答率が 70%以上であるが、肯定正答率もしくは否定正答率のどちらかが 50%を下回っており、対話を推定する場合に肯定、否定のどちらか一方に偏って推定している可能性が考えられる。このことから「噛み合い」、「明るさ」の推定においては、今回用意した発話時間特徴のみではうまく推定できないことが示された。

7. おわりに

本稿では、発話時間特徴を用いた TAN による対話雰囲気推定モデルを構築することによって、発話時間特徴と対話雰囲気の関係性を明らかにし、その関係性を用いた対話雰囲気推定を提案した。構築した対話雰囲気推定モデルに採用された特徴から、同時発話や相手話者に追従する話者の発話が盛り上がり推定について大きな影響を与えることが示された。また対話雰囲気推定実験の結果、盛り上がり、まじめさ、親密さ推定において 80%以上と高い全体正答率で推定可能であることを確認した。これらの対話雰囲気推定には発話時間特徴が有効であることが示唆された。

本手法の応用システムとして「まじめ」で「盛り上がっている」場面において、対話の内容を記録・表示するなどの介入システムや、逆に「まじめでなく」、「盛り上がっていない」場면을的確に把握し、楽しい話題を提供することにより場の雰囲気の改善を働きかけるロボットの実現可能性が示唆された。

本研究で用いる発話時間特徴は、話者認識の技術 [荒木 08] を利用することで十分にリアルタイムで特徴抽出が可能であると考えられる。コミュニケーション媒体が skype やスマートフォンなど話者認識が不要な環境下では、より容易に特徴抽出が可能である。会話支援を行う研究として、会話の観察によりネットワーク構造のデータベースを構築することで話題提供を行う研究 [倉林 02] が報告されている。会話コミュニケーション支援システム実現のため、本稿で提案した対話雰囲気推定と前述の話題提供の技術を共用することで、適切なタイミングで、適切な話題提供を行うことが可能となると考えられる。今後は、このような対話雰囲気に応じた介入選択手法の検討を行い、会話コミュニケーション支援システムの完成を目指す。

謝 辞

本研究は、一部、文部科学省科学研究費補助金（課題番号 20700199）、および、公益財団法人堀科学芸術振興財団の助成のもと行われた。

◇ 参 考 文 献 ◇

[Akaike 73] Akaike, H.: Information theory and an extension of the maximum likelihood principle, *2nd Inter. Symp. on Information Theory*, Vol. 1, pp. 267–281 (1973)

[Cohen 03] Cohen, I., Sebe, N., Chen, L., Garg, A., and Huang, T. S.: Facial Expression Recognition from Video Sequences: Temporal and Static Modelling, in *Computer Vision and Image Understanding*, pp. 160–187 (2003)

[Gatica-Perez 04] Gatica-Perez, D., McCowan, I. A., Zhang, D., and Bengio, S.: Detecting Group Interest-level in Meetings, *Idiap-RR Idiap-RR-51-2004*, IDIAP, Martigny, Switzerland (2004)

[Hayashi 09] Hayashi, T., Kato, S., and Itoh, H.: A Synchronous Model of Mental Rhythm Using Paralanguage for Communication Robots, in *Proceedings of the 12th International Conference on Principles of Practice in Multi-Agent Systems*, PRIMA '09, pp. 376–388, Berlin, Heidelberg (2009), Springer-Verlag

[NII 96] NII 音声資源コンソーシアム: 対話音声コーパス (PASD) (1993-1996)

[Siedlecki 89] Siedlecki, W. and Sklansky, J.: A note on genetic algorithms for large-scale feature selection, *Pattern Recogn. Lett.*, Vol. 10, pp. 335–347 (1989)

[Wrede 03a] Wrede, B. and Shriberg, E.: The Relationship between Dialogue Acts and Hot Spots in Meetings, in *PROC. IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRU)*, Virgin Islands (2003)

[Wrede 03b] Wrede, B. and Shriberg, E.: Spotting "Hot Spots" in Meetings: Human Judgments and Prosodic Cues, in *Proc. Eurospeech*, pp. 2805–2808 (2003)

[伊藤 02] 伊藤 秀樹, 重野 真也, 西本 卓也, 荒木 雅弘, 新美 康永: 対話における雰囲気分析, 情報処理学会研究報告. SLP, 音声言語情報処理, Vol. 2002, No. 10, pp. 103–108 (2002)

[伊藤 09] 伊藤 千加, 加藤 昇平, 伊藤 英則: 感性会話ロボットの性格付けとその心理評価, 日本感性工学会論文誌, Vol. 8, No. 3, pp. 899–906 (2009)

[稲葉 11] 稲葉 通将, 鳥海 不二夫, 石井 健一郎: 語の共起情報を用いた対話における盛り上げの自動判定, 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 94, No. 1, pp. 59–67 (2011)

[荒木 08] 荒木 章子, 藤本 雅清, 石塚 健太郎, 澤田 宏, 牧野 昭二: 音声区間推定と時間周波数領域方向推定の統合による会議音声話者識別, 電子情報通信学会技術研究報告, 第 EA2008-40 巻, pp.

19–24, 富山大学五福キャンパス (2008)

[高杉 10] 高杉 将司, 吉田 祥平, 沖津 健吾, 横山 正典, 山本 知仁, 三宅 美博: コミュニケーションロボットとの対話における交替潜時長と顔き先行時間長の影響評価, 計測自動制御学会論文集, Vol. 46, No. 1, pp. 72–81 (2010)

[笹間 09] 笹間 亮平, 山口 智治, 佐野 睦夫, 宮脇 健三郎, 山田 敬嗣: コミュニケーション活性度に基づいて発話制御を行う初対面紹介エージェント, 情報処理学会研究報告. HCL, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告, Vol. 2009, No. 9, pp. 1–8 (2009)

[森 10] 森 博章, 宮脇 健三郎, 西口 敏司, 佐野 睦夫, 山下 信行: グループ感情場モデルによる感情推定方式の検討, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 109, No. 470, pp. 519–523 (2010)

[倉林 02] 倉林 則之, 山崎 達也, 湯浅 太一, 蓮池 和夫: ネットワークコミュニティにおける関心の類似性に基づいた知識共有の促進 (特集: インタラクション技術の革新と実用化), 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 12, pp. 3559–3570 (2002)

[竹内 07] 竹内 将吾, 酒井 あゆみ, 加藤 昇平, 伊藤 英則: 対話者好感度に基づく感性会話ロボットの感情生成モデル, 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 7, pp. 1125–1133 (2007)

[徳久 06] 徳久 良子, 寺島 立太: 雑談における発話のやりとりと盛り上げりの関連, 人工知能学会論文誌, Vol. 21, pp. 133–142 (2006)

〔担当委員: 香山 健太郎〕

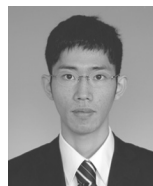
2011 年 8 月 20 日 受理

著 者 紹 介



豊田 薫(学生会員)

2011 年名古屋工業大学情報工学科卒業。現在同大学院工学研究科博士前期課程情報工学専攻在学中。音響特徴解析, インタラクションシステムに関する研究に興味を持つ。



宮越 喜浩

2010 年名古屋工業大学工学部情報工学科卒業。2011 年同大学院工学研究科博士前期課程情報工学専攻在学中。感性コミュニケーションなどに関する研究に興味を持つ。2011 年情報処理学会東海支部学生論文奨励賞。情報処理学会, 日本ロボット学会各会員。



山西 良典

2007 年名古屋工業大学知能情報システム学科卒業。2009 年同大学院工学研究科博士前期課程情報工学専攻修了。現在, 同大学院工学研究科博士後期課程情報工学専攻在籍。修士(工学)。生態情報処理, 音楽音響情報処理, 感性情報処理, コンピュータインタラクションなどに興味を持つ。音楽を媒体としたコンピュータインタラクションに関する研究に従事。情報処理学会, 日本感性工学会各会員。



加藤 昇平(正会員)

1993 年名古屋工業大学電気情報工学科卒業。1998 年同大学院工学研究科博士後期課程電気情報工学専攻修了。同年豊田工業高等専門学校助手, 1999 年同講師, 2002 年名古屋工業大学講師, 2003 年同助教授。現在同大学院情報工学専攻所属, 准教授。博士(工学)。知能・感性ロボティクス, 知識推論・計算知能, ヒューマンインタラクションなどに興味を持つ。2006 年日本感性工学会技術賞。2010 年日本知能情報ファジィ学会論文賞。情報処理学会, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会, 日本感性工学会, 日本知能情報ファジィ学会, 日本認知症学会, IEEE 各会員。