

音声韻律情報に基づく発話者の性格印象推定システム

金 軼成^{1,a)} 佐久間 拓人^{1,b)} 加藤 昇平^{1,c)}

概要：本稿では、発話音声から話者の性格印象を自動推定することを目的として言語情報の有無が異なる二組の聴取実験を行った。本稿では性格印象に対する言語情報の影響を聴取実験で検証する。聴取実験では、日本語を母語とする聴取者と中国語を母語とする聴取者に同じ中国語で発話した音声を聴取させ、言語情報の有無が異なる二種類の聴取者における推測結果の一致程度で言語情報の影響を検証し、言語情報の影響を受けない性格印象因子の存在を示す。また、韻律情報のみで推定可能な性格印象因子について音声韻律特徴を用いた隠れマルコフモデルによる推定手法を提案し、推定可能な性格印象因子の正負の推定正答率 75%以上であることを確認した。

1. はじめに

近年、ヒューマノイドロボットの発展により、ユーザーとコミュニケーションできるロボットが数多く開発されている。自由な会話や複雑な動きができるロボット「NAO」、ユーザーの感情を理解できるロボット「Pepper」、ペットとして扱う動物型ロボット「AIBO」を代表例として様々な人間とコミュニケーションできるロボットが開発されている。これらのロボットがユーザーと円滑なコミュニケーションを取るため、カメラやマイクなどのセンサーでユーザーの特徴を認識する。こうしたなか、ユーザーの感情を理解する研究に加えて、ユーザーの性格認識に関する研究も盛んに行われている [1][2][3]。内田 [1][2] は発話者の性格印象に関連性がある韻律特徴を報告している。また、Facebook[4] と Twitter[5] の記事に着目し、ユーザーの性格を推定する研究も盛んに行われている。Mohammadi ら [3] は他者が感じた性格を推定する自動性格印象推定 (Automatic Personality Perception) を提案している。自動性格印象推定では、ユーザーの本来の性格を推定することを目的とする自動性格推定 (Automatic Personality Recognition) と異なり、他者がユーザーに対して抱く性格印象に注目している。我々も自動性格印象推定を研究対象とする。H.H.Clark らは「話すことは基本的には道具的行為である、話し相手は聞き手に何らかの影響を及ぼすために話をする。」と述べた [6]。さらに、人間同士のインタラクションでは相手の性格を正確

に知ることはできず、自身の感じた性格印象を相手の性格と仮定する行為が一般的であり、性格印象の推定を研究対象とすることは有益であると考えられる。ロボットがユーザーの性格印象を推定し、最適な行動を選択することで、より円滑なコミュニケーションが実現できると考える。一方、音声認識の分野では、音声信号の音響的な特性をモデル化する手法として、隠れマルコフモデル (HMM: Hidden Markov Model) が、現在広く用いられているモデルである。本稿では中国語音声を用いた韻律情報のみによる性格印象推定のための聴取実験を行い、言語情報の有無による影響を受けない性格印象因子の存在を示す。また推定可能な性格印象因子について音声韻律特徴を用いた HMM による推定手法を提案する。

2. ビッグ・ファイブ性格 5 因子モデル

本研究は性格印象を表す因子として、ビッグ・ファイブモデル (The Big Five Model of Personality) を採用する。人間の性格を評価する研究の領域において、ビッグ・ファイブと呼ばれる五因子モデルが注目されている。ビッグ・ファイブでは、人間の性格を幅広い観点から捉えた場合、評価の次元として安定した 5 つの性格因子が見られるとされている。さらにビッグ・ファイブは、長期に渡る研究調査も多数行われており、生涯を通じてほとんど変わらないことも示されている [7]。研究者によって名称や内容は多少異なるが、McCrae ら [8] によれば 5 つの特性は以下の通りである。また、日本語訳が定まっていないものもある。

- Extraversion (外向性)
- Neuroticism (情緒安定性, 神経症傾向)
- Openness to Experience (知性, 開放性)
- Conscientiousness (勤勉性)
- Agreeableness (協調性, 調和性)

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology, Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya-si 466-8555, Japan

^{a)} jin@katolab.nitech.ac.jp

^{b)} sakuma@katolab.nitech.ac.jp

^{c)} shohey@katolab.nitech.ac.jp

表 1 各性格因子における説明用語

性格因子	日本語版の説明用語の抜粋
外向性	話好き, 陽気な, 社交的, 積極的な
情緒安定性	楽観的な, 前向きの, 平然とした
知性	多才な, 頭の回転の早い, 臨機応変な
勤勉性	勤勉な, 計画性のある, 几帳面
協調性	温和な, 寛大な, 親切的な, 協力的な

これら5因子はビッグファイブとも呼ばれる。さらに、ビッグ・ファイブに基づく実証研究も多数行われており、文化差・民族差を越えた普遍性を持つことが示されている [9]。

3. 言語情報の影響の検証

3.1 音声資料と聴取者

本稿では中国語（標準語）のニュースやバラエティ番組から20代～60代の男性77名が発話した音声資料（フレーズ）を合計77個抽出し、WAV形式で保存した。聴取実験における被験者の負荷を考慮して抽出された各フレーズの長さを10秒にカットした。なお、各フレーズは一人の発話者が10秒以上発話したのから抽出した。また音質を揃えるために、各フレーズをサンプリング周波数44100kHz、16ビットリニア量子化、モノラルのデータとして保存した。

フレーズにおける言語情報の有無が性格印象推定に与える影響を検証するため、実験の被験者として中国語（標準語）を母語とする成人11名と日本語を母語とする成人（中国語の知識を全く持たない）14名を対象とする。本稿では、中国語を母語とする11名の被験者と日本語を母語とする14名の被験者は、それぞれ「言語情報あり組」、「言語情報なし組」とする。

3.2 聴取実験の設定

聴取実験では、各被験者はランダムに用意されたフレーズを聴取し、各フレーズにおける発話者の性格印象について評価を与える。性格印象評価はビッグ・ファイブに基づいて行い、被験者はフレーズごとに5つの性格因子について、-5点（全くそう思わない）から5点（非常にそう思う）まで、11段階で評価を与える。（どちらとも思わない場合は0点を与える。）表1に実験に使用する各性格因子における日本語版の説明用語を示す。なお、性格印象評価において各フレーズに評価を与える前には何度でも聴取可能とした。ただし、一度評価を終えたら、評価の修正はできないようにした。

3.3 聴取実験の結果と考察

聴取実験における「言語情報あり組」と「言語情報なし組」の各フレーズに対する性格印象評価の平均値を性格因子ごとに求めた。表2に平均値の正負が「言語情報あり組」と「言語情報なし組」で一致したフレーズの数と一致率を

表 2 回答の一致数と一致率

	外向性	情緒安定性	知性	勤勉性	協調性
一致数	62	56	62	58	46
一致率 (%)	80.52	72.73	80.52	75.32	59.74

表 3 スピアマン相関係数

外向性	情緒安定性	知性	勤勉性	協調性
0.750***	0.267*	0.396***	0.369**	0.274*

（有意確率 ***:0.001 以下, **:0.01 以下, *:0.05 以下）

性格因子ごとに示す。表2より、「外向性」「知性」「勤勉性」の因子において75%以上のフレーズで正負が一致することが分かる。特に「外向性」と「知性」について二組の判断一致率が80.52%と高い。これにより、「外向性」「知性」「勤勉性」の性格印象評価において、性格印象の極性の判断は言語情報に左右されないことが示唆された。「情緒安定性」と「協調性」の性格印象評価において、二組の判断一致率がそれぞれ72.73%、59.74%と低いため、言語情報の有無によって「情緒安定性」と「協調性」の性格印象評価に大きく影響をあたえることが示唆された。すなわち、韻律特徴のみを用いて「情緒安定性」と「協調性」の性格印象推定は困難と考えられる。

また聴取実験における二組の性格印象評価の平均値に対して、「言語情報あり組」と「言語情報なし組」間でスピアマンの順位相関分析を行った。表3に二組の間に各因子ごとのスピアマン順位相関係数を示す。「外向性」のスピアマン順位相関係数は0.75と高い。そのため、「外向性」については被験者は言語情報の有無に関わらず、聴取実験に用いた音声資料に対して同様の印象を抱くことが示唆される。また、「知性」と「勤勉性」に関しては共にスピアマン順位相関係数が「外向性」と比べ低く、それぞれ有意確率0.001以下、0.01以下である。したがって、「知性」と「勤勉性」では言語情報の有無によって性格印象評価の大きさが左右されることが示唆される。

これらの結果から、「外向性」の性格印象推定においては言語情報を考慮せずに韻律特徴のみを用いることが可能と考える。また、「知性」「勤勉性」の性格印象推定においては、正負の2クラス推定ならば韻律情報のみであっても可能であると考えられる。

4. 提案システム

本節では音声の韻律特徴を用いて性格印象推定システムを提案する。図1に提案システムの概要を示す。提案システムは「学習部」と「推定部」から構成されている。

4.1 音声韻律情報の抽出

本稿では、音の高さを表す「基本周波数」、音質の特徴を表す「フォルマント周波数」、音声の大きさに関係する振幅構造を表す「短時間パワー」、さらに聴覚上重要な周波数成

表 4 韻律特徴量

特徴番号	韻律特徴量
$F0_1$	基本周波数
$F0_2$	基本周波数の 1 階差分
$F0_3$	基本周波数の 2 階差分
F_n^1	第 n フォルマント周波数
F_n^2	第 n フォルマント周波数の 1 階差分
F_n^3	第 n フォルマント周波数の 2 階差分
P_1	短時間パワー
P_2	短時間パワーの 1 階差分
P_3	短時間パワーの 2 階差分
$MFCC_m^1$	第 m 次メルケプストラム
$MFCC_m^2$	第 m 次メルケプストラムの 1 階差分
$MFCC_m^3$	第 m 次メルケプストラムの 2 階差分

($n = 1, \dots, 4; m = 1, \dots, 12$)

HMM_k (k :属するクラス, $k = 1, 2, 3, \dots$) を生成する．なお、モデルは推定実験の時に定める性格印象得点のクラス数 (k) に応じて複数作成する．HMM による学習の際には Baum-Welch アルゴリズムを使用した．また本稿では、複雑な分布を表現できる連続出力混合ガウス分布型 HMM を採用する．連続出力混合ガウス分布型 HMM は、シンボル出力確率をガウス分布で表現したもので、離散型 HMM のシンボル出力確率は 0.0 から 1.0 までの値しかとらないのに対し、連続出力混合ガウス分布型 HMM のシンボル出力確率は 0 から $+\infty$ の値をとる．

4.3 推定部

推定部では、未知の音声資料が属するクラスを学習部で生成した性格印象モデルの内、最大の尤度となるものから決定する．未知の音声資料から抽出した韻律特徴を CDA によって次元圧縮し、観測系列 $O = (o_1, o_2, \dots, o_T)$ を生成する．生成した観測系列が与えられた時に、各性格印象モデル HMM_k に対する尤度 $Pr(O|HMM_k)$ をそれぞれ求める．尤度を計算する時には Viterbi アルゴリズムを使用した．なお、算出される尤度 $Pr(O|HMM_k)$ は非常に小さい値となるため、ここで対数尤度 $L(O|HMM_k)$ を使用する．各性格印象モデル HMM_k に対して算出された対数尤度を比較することによって、推定結果を決定する．

5. 性格印象推定実験

第 3 節では、韻律特徴のみを用いた「外向性」「知性」「勤勉性」の印象推定の可能性を示唆した．本節では、提案システムを用いて、「外向性」「知性」「勤勉性」の性格印象推定実験を行う．実験に使用するフレーズと性格印象因子得点は 3 節で述べたデータを使用する．

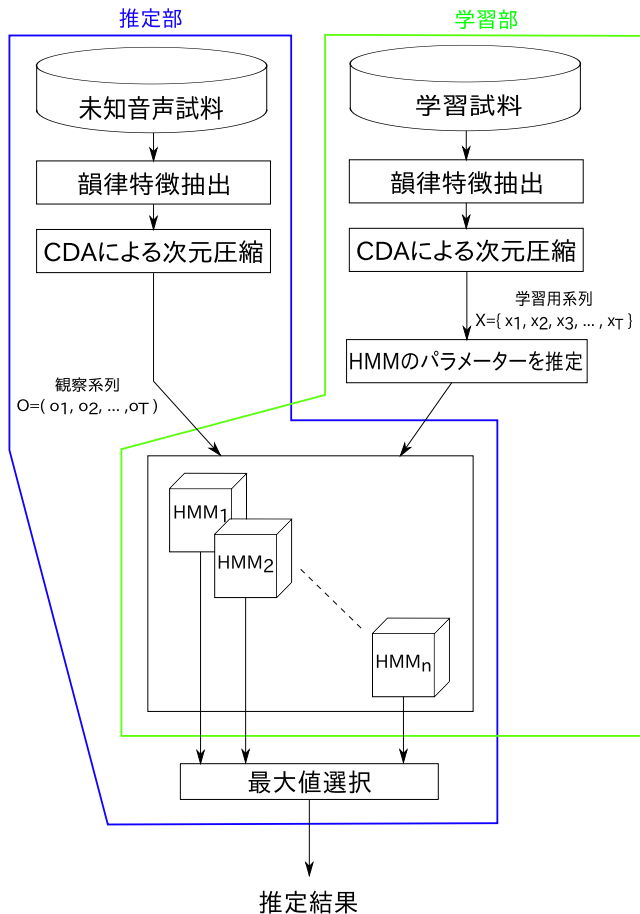


図 1 システム概要

分が引き伸ばされる「メルケプストラム」を抽出する．抽出は短時間スペクトル分析に基づき、PRAAT5.3.77[10]により行った．なお、フレーム長を 25ms、フレーム周期を 10ms として、窓関数としてハニング窓を使用した．また、音声韻律情報の時系列特徴を表す特徴量を観測するため、各特徴量の 1 階差分 ($\Delta f(t)$) と 2 階差分 ($\Delta\Delta f(t)$) を以下のように算出した．

定数 $h \neq 0$ に対して、

$$\Delta f(t) = f(t+h) - f(t)$$

$$\Delta\Delta f(t) = \Delta f(t+h) - \Delta f(t)$$

合計 46 個の韻律特徴量を表 4 に示す．

4.2 学習部

性格印象推定に用いる音声韻律特徴量が多すぎると、推定精度が下がることや計算コストが高くなるのが懸念される．また、HMM の学習にはある程度のデータが必要であるため [11]、学習に用いるデータの次元数を削減する必要もあると考える．本稿では、抽出された音声韻律情報から正準判別分析 (CDA) を用いて次元圧縮を行う．次元圧縮された音声韻律特徴を学習用系列 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_T\}$ (T :観測系列の長さ) とする．系列 X を用いた隠れマルコフモデル (HMM) による学習を行い、性格印象モデル

表5 「low」と「high」に分類されたフレーズの数

	「low」	「high」
外向性	32	45
知性	27	50
勤勉性	33	44

表6 推定正答率が最も高い時のHMMの状態数

手法	性格因子	状態数
CDA-HMM 法	外向性	4
	知性	4
	勤勉性	7
PCA-HMM 法	外向性	6
	知性	5
	勤勉性	4
PCA _{fpi} -HMM 法	外向性	4
	知性	5
	勤勉性	8

5.1 実験設定

推定実験は、各性格因子の平均得点を正負で分け、「low(平均得点 ≤ 0)」「high(平均得点 > 0)」とし、各性格因子における2クラスの性格印象を推定する。用意したフレーズの内、「low」と「high」に分類されたフレーズの数を表5に示す。各フレーズに対して leave-one-out 交差検定を行う。

HMMによって音声認識システムを構築する時の一つの大きな問題は、状態数と初期状態遷移率によって定義されるHMMの構造をいかに決めるかである。多くの場合は試行錯誤的に経験をもとに決めていることが多い[12]。本稿では、HMMは認識率が最も高くなる状態数を採用し、また初期状態遷移率はK-Meansクラスタリングアルゴリズム(K-Means Clustering Algorithm)[13]によって算出する。(本実験においては $k = 2$.)

5.2 比較手法

提案したCDA-HMM法の有効性を確認、評価するため、比較として3つの比較手法を用意した。各比較手法の提案手法との違いを以下で説明する。

1つ目の比較手法はCDAを用いた直接推定法(CDA法)。本稿では、長さ10sのフレーズから10ms単位で特徴量を抽出したため、各フレーズは1000組の音声特徴量を持っていることが分かる。そこで、CDA法の学習部では学習用フレーズの特徴量組を用いてCDAにより判別空間を生成する。また推定部では、未知の音声資料から抽出された1000組の特徴量を生成した判別空間にマッピングし、判別結果を集計する。集計した結果の内、最も多いクラスをそのフレーズの推定結果であるとする。

2つ目の比較手法は次元圧縮の際に主成分分析(PCA)による変数合成を行う手法(PCA-HMM法)である。本実験では、固有値1以上の主成分18次元をHMMに用いた。

表7 外向性におけるCDA-HMM法(提案手法)の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
外向性得点	low	27	5	84.4%
	high	12	33	73.3%
				77.9%

表8 外向性におけるCDA法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
外向性得点	low	17	15	53.1%
	high	10	35	77.8%
				67.5%

表9 外向性におけるPCA-HMM法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
外向性得点	low	26	6	81.3%
	high	18	27	60.0%
				68.8%

表10 外向性におけるPCA_{fpi}-HMM法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
外向性得点	low	22	10	68.8%
	high	11	34	75.6%
				72.7%

3つ目の比較手法はPCAによる次元圧縮によって生成された主成分の内、第一主成分のみをHMMに用いるHMM手法(PCA_{fpi}-HMM法)である。

5.3 実験結果と考察

推定実験の際、CDA-HMM法(提案手法)と各比較手法(PCA-HMM法、PCA_{fpi}-HMM法)における各性格因子の全体の推定正答率が最も高い時のHMMの状態数を表6に示す。

推定実験の結果を表7~表18に示す。表7~表18より、「外向性」「知性」「勤勉性」に対して、CDAによる次元圧縮を行うCDA-HMM法(表7,表11,表15)が比較手法と比べて優れていることが分かる。

CDA法(表8,表12,表16)では、時間の特徴を考慮していないため、「外向性」「知性」「勤勉性」全てにおいて推定正答率が最も低下したと考える。

PCA-HMM法(表9,表13,表17)の推定正答率が低い原因は、HMMを学習させるためのデータ数が足りなかった可能性があると考えられる。CDA-HMM法はCDAで次元圧縮したため、HMMの学習用系列と未知音声試料系列は1次元のデータである。それに比べPCA-HMM法は主成分18次元のデータでHMMをモデル化しているため、HMMの学習にはCDA-HMM法より多くのデータが必要になることが推察される。また、PCA_{fpi}-HMM法は第一主成分のみをHMMに用いる手法であり、PCA-HMM法と比べ明

表 11 知性における CDA-HMM 法 (提案手法) の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
知性得点	low	19	8	70.4%
	high	9	41	82.0%
				77.9%

表 12 知性における CDA 法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
知性得点	low	9	18	33.3%
	high	15	35	70.0%
				57.1%

表 13 知性における PCA-HMM 法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
知性得点	low	13	14	48.1%
	high	6	44	88.0%
				74.0%

表 14 知性における PCA_{fpi}-HMM 法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
知性得点	low	20	7	74.1%
	high	24	26	52.0%
				59.7%

らかに情報量が減少している。しかし、「外向性」における推定正答率は PCA-HMM 法よりも PCA_{fpi}-HMM 法が高い。この結果からも PCA-HMM 法を用いるにはデータ不足だった可能性が示唆される。また PCA-HMM 法では、複数の変数間の共分散を除いて少数の合成変数に変換する処理であるため、2 クラスの性格印象因子の特徴が部分的に隠れてしまい推定が困難になったと考える。

表 19 に、「外向性」の CDA-HMM 法における CDA による次元圧縮した際の正準変量を構成する上位 10 個の韻律特徴とそれに対する判別係数を示す。判別係数が最も正に大きい P_3 (短時間パワーの 2 階差分) と最も負に大きい P_2 (短時間パワーの 1 階差分) が「外向性」の性格印象に大きく影響を与えることが示された。表 20 に「知性」の CDA-HMM 法における CDA による次元圧縮した際の正準変量を構成する上位 10 個の韻律特徴とそれに対する判別係数を示す。表 20 により、 P_1 (短時間パワー)、 P_3 (短時間パワーの 2 階差分)、 P_2 (短時間パワーの 1 階差分) が「知性」の性格印象に大きな影響を与えることが示された。表 21 に「勤勉性」の CDA-HMM 法における CDA による次元圧縮した際の正準変量を構成する上位 10 個の韻律特徴とそれに対する判別係数を示す。表 21 により、 P_3 (短時間パワーの 2 階差分)、 P_1 (短時間パワー)、 P_2 (短時間パワーの 1 階差分) が「勤勉性」に大きく影響を与えることが分かった。

表 19、表 20、表 21 により、短時間パワーは「外向性」

表 15 勤勉性における CDA-HMM 法 (提案手法) の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
勤勉性得点	low	25	8	75.8%
	high	11	33	75.0%
				75.3%

表 16 勤勉性における CDA 法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
勤勉性得点	low	16	17	48.5%
	high	15	29	65.9%
				58.4%

表 17 勤勉性における PCA-HMM 法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
勤勉性得点	low	24	9	72.7%
	high	16	28	63.6%
				67.5%

表 18 勤勉性における PCA_{fpi}-HMM 法の推定正答率

		推定結果		推定正答率
		low	high	
勤勉性得点	low	24	9	72.7%
	high	22	22	50.0%
				59.7%

「知性」「勤勉性」の性格印象推定に大きく影響を与えると考える。聴取実験後のアンケートでは、各聴取者が性格印象を判断する基準について、「はっきり、大声で話す人は外向的に聞こえる」、「声が強すぎると知性が低く聞こえる」、などを挙げられた。そのため、CDA による次元圧縮した際の正準変量が聴取者の判断基準と一致することが分かる。

6. まとめ

本稿では、発話音声から話者の性格印象を自動推定することを目的として言語情報の有無が異なる二組の聴取実験を行った。実験結果の差異を比較することで、性格印象評価において言語情報が影響を及ぼさない性格因子の存在を示した。また推定手法を提案し、発話者の音声韻律特徴による「外向性」「知性」「勤勉性」正負の推定ができることを示した。本稿では Mohammadi らの研究 [3] と異なる言語を使用し実験を行い、より多数の韻律特徴を用いて統計的な手法で性格印象に対する影響を分析した。推定実験の結果、提案手法における正負の推定正答率は 3 つの性格印象因子について、75% 以上であることを確認した。また、CDA の正準変量を構成する判別係数より、「外向性」「知性」「勤勉性」の性格印象に影響を与える音声韻律特徴量を確認した。今後は、ビッグ・ファイブにおける他の 2 つ性格因子「情緒安定性」「協調性」に応じた推定手法の検討を行い、発話音声から性格印象推定システムの完成を目指す。

表 19 提案手法における CDA の判別係数 (外向性)

韻律特徴	判別係数
P_3	0.03704
P_2	-0.03031
$MFCC_{12}^1$	-0.00788
$MFCC_{12}^2$	0.00676
$F0_2$	-0.00661
$MFCC_2^1$	-0.00616
$MFCC_7^2$	0.00594
$MFCC_{11}^2$	0.00529
$MFCC_2^2$	0.00485
$MFCC_{10}^1$	-0.00477

表 20 提案手法における CDA の判別係数 (知性)

韻律特徴	判別係数
P_1	-0.06373
P_3	-0.05431
P_2	0.05277
$MFCC_{11}^2$	-0.01322
$MFCC_{11}^1$	0.01269
$MFCC_7^2$	-0.012
$MFCC_7^1$	0.01036
$MFCC_{10}^2$	0.01001
$MFCC_{10}^1$	-0.00994
$MFCC_{12}^2$	0.00986

表 21 提案手法における CDA の判別係数 (勤勉性)

韻律特徴	判別係数
P_3	-0.06954
P_1	-0.06931
P_2	0.06537
$MFCC_{11}^2$	-0.01263
$MFCC_{11}^1$	0.01193
$MFCC_7^2$	-0.0108
$MFCC_3^2$	-0.00899
$MFCC_7^1$	0.00896
$MFCC_{12}^2$	0.00828
$MFCC_3^1$	0.00794

- puting (socialcom), IEEE, pp. 149–156 (2011).
- [6] Clark, H. H., C. E. V.: *Psychology and Language: An Introduction to Psycholinguistics*, New York: Harcourt Brace Jovanovich. (1977).
- [7] 外島裕: 成人男性の 10 年間にわたる人格特性に関する mean-level stability を指標とした研究: Todai Personality Inventory に基づいて, 商学集志 = Journal of business, Nihon University, Vol. 83, No. 4, pp. 1–75 (2014).
- [8] Piedmont, R. L., McCrae, R. R. and Costa, P. T.: Adjective Check List scales and the five-factor model., *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 60, No. 4, p. 630 (1991).
- [9] Schmitt, D. P., Allik, J., McCrae, R. R. and Benet-Martínez, V.: The geographic distribution of Big Five personality traits patterns and profiles of human self-description across 56 nations, *Journal of cross-cultural psychology*, Vol. 38, No. 2, pp. 173–212 (2007).
- [10] Paul Boersma, D. W.: Praat: doing phonetics by computer [Computer program], <http://www.praat.org/>.
- [11] 朋子米澤, 秀之水野, 匡伸阿部: 自動ラベリングのための HMM 学習データ量の検討, 日本音響学会研究発表会講演論文集, Vol. 2003, No. 1, pp. 263–264 (2003).
- [12] 池田思朗: HMM の構造探索による音素モデルの生成, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 78, No. 1, pp. 10–18 (1995).
- [13] Faber, V.: Clustering and the continuous k-means algorithm, *Los Alamos Science*, Vol. 22, pp. 138–144 (1994).

参考文献

- [1] 内田照久: 音声の韻律的特徴と話者のパーソナリティ印象の関係性 (< 特集 > 音声伝達する感性領域の情報の諸相), 音声研究, Vol. 13, No. 1, pp. 17–28 (2009).
- [2] 内田照久: 音声中の母音の明瞭性が話者の性格印象と話し方の評価に与える影響, 心理学研究, Vol. 82, No. 5, pp. 433–441 (2011).
- [3] Mohammadi, G. and Vinciarelli, A.: Automatic personality perception: Prediction of trait attribution based on prosodic features, *Affective Computing, IEEE Transactions on*, Vol. 3, No. 3, pp. 273–284 (2012).
- [4] Gosling, S. D., Gaddis, S., Vazire, S. et al.: Personality Impressions Based on Facebook Profiles., *ICWSM*, Vol. 7, pp. 1–4 (2007).
- [5] Golbeck, J., Robles, C., Edmondson, M. and Turner, K.: Predicting personality from twitter, *Privacy, security, risk and trust (passat), 2011 ieee third international conference on and 2011 ieee third international conference on social com-*