高齢者音声韻律特徴を用いた HDS-R スコアとの 相関分析

音声を用いた認知症の早期スクリーニングをめざして

A Preliminary Study of Speech Prosody-Based Relationship with HDS-R Scores Toward Early Detection of Cognitive Impairment in Elderly Using Speech Prosody

加藤 昇平

Shohei Kato

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

shohey@nitech.ac.jp, <http://www-katolab.ics.nitech.ac.jp>

鈴木 祐太

Yuta Suzuki

(同 上)

小林 朗子

Akiko Kobayashi

株式会社イフコム

Ifcom Co., Ltd.

小島 敏昭

Toshiaki Kojima

(同 上)

伊藤 英則

Hidehori Itoh

名古屋工業大学

Nagoya Institute of Technology

本間 昭

Akira Homma

認知症介護研究・研修東京センター

Tokyo Dementia Care Research and Training Center

keywords: early detection of dementia, speech prosody, feature selection, speech prosody-based cognitive impairment rating

Summary

This paper presents a new trial approach to early detection of cognitive impairment in the elderly with the use of speech sound analysis and multivariate statistical technique. In this paper, we focus on the prosodic features from speech sound. Japanese 115 subjects (32 males and 83 females between ages of 38 and 99) participated in this study. We collected speech sound in a few segments of dialogue of HDS-R examination. The segments corresponds to speech sound that is answering for questions on time orientation and number backward count. Firstly, 130 prosodic features have been extracted from each of the speech sounds. These prosodic features consist of spectral and pitch features (53), formant features (56), intensity features (19), and speech rate and response time (2). Secondly, these features are refined by principal component analysis and/or feature selection. Lastly, we have calculated speech prosody-based cognitive impairment rating (SPCIR) by multiple linear regression analysis. The results indicated that there is moderately significant correlation between HDS-R score and synthesis of several selected prosodic features. Consequently, adjusted coefficient of determination $\bar{R}^2 = 0.50$ suggests that prosody-based speech sound analysis has possibility to screen the elderly with cognitive impairment.

1. は じ め に

日本国における超高齢化社会の進展は目覚ましく、最近の推計結果では国内の認知症者数は約 200 万人と言われており、2015 年には約 302 万人に倍増することが報告されている [栗田 09]。こうした中、平成 20 年 7 月、厚生労働省において「認知症の医療と生活の質を高める緊急プロジェクト」が取りまとめられ、今後の認知症対策の 1 つの柱として認知症の早期診断の重要性が掲げられている。

現在、認知症のスクリーニングは、HDS-R (改訂長谷川式簡易知能評価スケール) [加藤 91]、MMSE (Mini-Mental State Examination) [Folstein 75]、CDR (Clinical Dementia Rating) [Morris 93] などが、fMRI、FDG-PET、CSF バイオマーカーなどの神経生理学に基づくテストと同様に広く用いられている。これらは一定のトレーニングを受けた医師、あるいは臨床心理士などにより、主として医療機関において実施されている。しかしながら、日常の外来診療場面では、HDS-R などの簡易検査であっても、5 ~ 20 分程度の時間を要し、他の外来患者の診療

に支障をきたすとの指摘もあり、医師の負担の軽減が重要になると考えられる。そこで、さらに簡便な非侵襲的、かつ、従来のツールと同等以上の性能を有するツールが開発されれば、より広範にスクリーニングを実施することが可能となり、認知症の早期診断に資することが可能になる。

本研究では、高齢者の発話音声に着目する。Taler ら [Taler 08] は、非常に軽度のアルツハイマー病患者を対象に文法および感情韻律上に障害が認められることを報告している。また、Hoyte ら [Hoyte 09] は、高齢者の発話の韻律特徴は、統語構造を検出する上で有用であることを示している。これらの報告は、韻律特徴の解析を、認知症のスクリーニング検査として用いることができる可能性を示唆している。本稿では、患者の日常会話音声から音声韻律特徴を解析することで、認知症の早期診断を実現することを目的とする [Kato 09]。これにより、かかりつけ医の日常の診療時間に対する影響はほぼ皆無となり、認知症の早期発見が極めて容易になる。本稿では、同目的の予備的研究として音声韻律解析手法とデータマイニング技術を融合させたアプローチを提案し、高齢者の HDS-R スコアと発話音声の韻律特徴との相関性を明らかにする。そして、健常者 (NL) および認知機能障害患者 (CI) の弁別における音声韻律特徴の有効性について議論する。

2. 認知機能の指標と実験参加者

本研究では、高齢者の認知機能障害の指標として、国内の医療現場で広く用いられている、改訂長谷川式簡易知能評価スケール (HDS-R) [加藤 91] を採用する。同スケールは口頭による質疑応答形式のテストとして実施されるため、実験に参加した高齢者からテストにおける音声会話を記録した。本稿では、質疑応答の中から「見当識^{*1}」と「数字逆唱^{*2}」についての 2 問の回答音声を収集した。これに追加して、高齢者が、出身地、子供のころの遊び、学生時代、の 3 つのテーマについて雑談したものから任意の発話音声の冒頭 1 フレーズについても収集した。

実験には 115 名の高齢者 (年齢 38~99 歳、男性 32 名、女性 83 名) が参加した。収集された音声資料の総数は 319 である。表 1 に内訳を示す。そして、被験者の HDS-R スコアに応じてそれぞれの事例を健常 (NL) (HDS-R スコア 30~24) と認知機能障害 (CI) (HDS-R スコア 23~11) の 2 クラスに分類 (NL=205 データ、CI=114 データ) し、分析を行った。通常は HDS-R スコアによる認知症のカットオフポイントは 21/20 とされているが、本研究では認知症の早期発見を目的としているため認知症発症の予備群である軽度認知機能障害 (MCI) の検出を視野に入れ

同ポイントを 3 点増加させ 24/23 とした。また、明らかに認知症と見なせる HDS-R スコアが 10 点以下の被験者を分析対象から除外した。

3. 音声韻律特徴

音声は、3 つの要素 (韻律、音質、音韻) から成り立つ。この中でも、韻律の特徴が人間の感情表現 (例えば、文献 [Cowie 01, Scherer 03, Cho 09]) や認知機能障害 (例えば、文献 [Taler 07, Taler 08]) などを特定するために重要な非言語情報となり得ることが明らかにされている。本研究では、以下に記述する 130 種の音声韻律特徴を抽出する。ここでは、比較的低コストで抽出できる音声韻律特徴を出来るだけ多く収集し、次節以降で述べるデータマイニング技術を用いて HSD-R スコアの推定に有意な特徴量を選択・合成することで、高齢者の音声韻律特徴と HDS-R スコアの相関性を分析する。

特徴抽出の際には、量子化ビット数 16 およびサンプリング周波数 44.1 [kHz] のデジタル音声を用い、短時間分析におけるフレーム長を 23 [msec]、フレーム周期 11 [msec] とし、窓関数として Hamming 窓 (1024 ポイント) を使用した。音声の録音には被験者から一定の位置関係に固定したマイク (audio-technica 製マイクロフォン AT9921) を使用した。また、時間変化に関するパラメータとしては、発話の開始付近の特徴に着目し回答音声 1 フレーズの中でも発話直後 50 [msec] から 350 [msec] 間の音声特徴を重点的に特徴量化する。なお、本研究では音声分析において男女のパラメータを区別していない。本研究の最終目標として高齢者の日常会話音声からの認知症危険度の自動スクリーニングを目指している。このため、性別も含めた不特定の話者音声を対象とするべく音声分析において男女を区別しないこととした。

3.1 スペクトルとピッチ

ここでは、音声の高さに関するピッチ構造を反映させるために、基本周波数と基本周波数の n 倍の周波数を持つ n 次高調波成分から得られる特徴量を以下に示す 53 個抽出する。ただし、高調波の次数は一般的な音声の基本周波数および使用したマイクの周波数特性を考慮して 40 次以下とした。また、基本周波数の時間変化の振幅にはピッチ検出の外れ値を考慮して四分位幅 (1 事例の基本周波数のデータ列の上位 25% と下位 25% の値を無視したときの最大値と最小値の幅) を用いた。

- 1.-7. 発音開始直後 t 秒間の基本周波数の時間変化の振幅 ($t = 0.05, 0.10, \dots, 0.35$)
8. 周波数重心 (各高調波成分のパワー値を重みとする周波数の重みつき平均)
9. 全高調波成分のパワー値の合計に対する基音成分のパワー値の割合
- 10.-48. 全高調波成分のパワー値の合計に対する基音から n 次までの高調波成分のパワー値の合計の割合 ($n = 2, 3, \dots, 40$)

*1 日時の見当識としてテスト当日の年月日を回答する。

*2 音声にて教示した 3~4 桁の数字を逆順に回答する。

表 1 A Breakdown List of 319 Speech Data (N=115)

Age	30's	40's	50's	60's	70's	80's	90's	Total
Male	3 (1)	0 (0)	15 (5)	32 (11)	21 (7)	12 (5)	7 (3)	90 (32)
Female	0 (0)	20 (7)	45 (15)	24 (8)	28 (10)	87 (33)	25 (10)	229 (83)
Subtotal	3 (1)	20 (7)	60 (20)	56 (19)	49 (17)	99 (38)	32 (13)	319 (115)

Value in bracket means the number of subjects.

49. 奇数次の高調波成分（基音含む）と偶数次の高調波成分とのパワー値の合計の比

50.-53. 基本周波数の標準偏差，平均，最大，最小値

3.2 フォルマント

ここでは，音声の特徴を表すフォルマント構造を反映させるために，フォルマント周波数とフォルマント帯域幅を特徴量として以下に示す 56 個を抽出する．ここでは，母音の識別に関連する第 1，第 2 フォルマントに加えて，声質の特徴を現す第 3，第 4 フォルマントを抽出する．

- 54.-57. 第 n フォルマント周波数の標準偏差 ($n = 1, \dots, 4$)
 58.-61. 第 n フォルマント周波数の平均値 ($n = 1, \dots, 4$)
 62.-65. 第 n フォルマント周波数の最大値 ($n = 1, \dots, 4$)
 66.-69. 第 n フォルマント周波数の最小値 ($n = 1, \dots, 4$)
 70.-73. 第 n フォルマント周波数の中央値 ($n = 1, \dots, 4$)
 74.-77. 第 n フォルマント周波数の最大値と最小値の差 ($n = 1, \dots, 4$)
 78.-81. 第 n フォルマント周波数の線形近似直線の傾き ($n = 1, \dots, 4$)
 82.-85. 第 n フォルマント帯域幅の標準偏差 ($n = 1, \dots, 4$)
 86.-89. 第 n フォルマント帯域幅の平均値 ($n = 1, \dots, 4$)
 90.-93. 第 n フォルマント帯域幅の最大値 ($n = 1, \dots, 4$)
 94.-97. 第 n フォルマント帯域幅の最小値 ($n = 1, \dots, 4$)
 98.-101. 第 n フォルマント帯域幅の中央値 ($n = 1, \dots, 4$)
 102.-105. 第 n フォルマント帯域幅の最大値と最小値の差 ($n = 1, \dots, 4$)
 106.-109. 第 n フォルマント帯域幅の線形近似直線の傾き ($n = 1, \dots, 4$)

3.3 エネルギー

ここでは，音声の大きさに関係する振幅構造を反映させるために，短時間パワーとその包絡線から得られる特徴量を以下に示す 19 個抽出する．

110. パワー包絡線の線形最小二乗法による近似直線の傾き
 111.-117. 発音開始直後 t 秒間のパワー包絡線の微分係数の中央値 ($t = 0.05, 0.10, \dots, 0.35$)
 118.-124. 最大パワー値と発音開始から t 秒後のときのパワー値の比 ($t = 0.05, 0.10, \dots, 0.35$)
 125.-128. 短時間パワーの標準偏差，平均，最大，最小値

3.4 時間構造

ここでは，時間構造を反映させるために，被験者が話す速さ，ならびに，質問に回答するまでの反応時間の 2 つの特徴量を抽出する．

129. 1 モーラあたりの発話継続時間
 130. 返答までの反応時間

図 1 Scatter plot of HDS-R and SPCIR_{FE} ($\bar{R}^2 = 0.37$).

4. 特徴選択

本研究では，高齢者の音声データから音声韻律特徴を抽出し，解析することで認知機能障害 (CI) と健常 (NL) を判別することを目的としている．しかしながら，解析を行なう際に，データから抽出した特徴量が多すぎると，その中には認知機能障害の判別に無関係な特徴量が含まれる可能性があり，モデルの構築や判別の精度に悪影響を与えることが考えられる．また，特徴量が多すぎるとモデルが複雑になりすぎたり，計算コストが高くなる短所もある．そこで本稿では，前章で述べた音声韻律特徴に特徴選択を行なう．

特徴選択の手法としては，科学的理論や事前の知識によって適当な変数を指定する変数指定法や，全ての変数の組合せを計算し，最良と思われるものを選択する総当たり法，一定の規則にしたがって変数を逐次選択していく逐次選択法などがあげられる．現在のところ，高齢者の認知機能障害と因果関係の高い音声特徴は特定されておらず，特徴選択として有用な理論や事前の知識は存在しない．また，抽出した特徴量のすべての組合せを計算することは計算コストが高くなる．そのため，一般的に多用されている逐次選択法としてフォワードステップワイズ法 (FSW) [Draper 98] を用いて特徴選択を行なう．フォワードステップワイズ法の特徴選択規準としては，赤池情報量規準 (AIC) [Akaike 74] を採用する．本稿では，特徴選択の事前に主成分分析 (PCA) による変数合成を施す手法も併せて検討する．

次節では，全特徴量を強制投入する手法 (FE，特徴選択なし) と AIC 規準を用いた FSW 法 (FSW-AIC)，な

表 2 Correlation between SPCIR and HDS-R by Multiple Linear Regression

	SPCIR _{FE}	SPCIR _{FSW-AIC}	SPCIR _{PCA-FE}	SPCIR _{PCA-FSW-AIC}
# of regressors	130	19	130	55
Multiple- R^2	0.61	0.45	0.63	0.59
Adjusted- $\bar{R}^2$	0.37	0.41	0.38	0.50
S.E.	4.57	4.43	4.56	4.08
P-value	3.15×10^{-9}	$< 2.2 \times 10^{-16}$	7.78×10^{-9}	$< 2.2 \times 10^{-16}$

表 3 Dominant Regressors for Estimate of HDS-R

Method	dominant regressors
SPCIR _{FE}	130 regressors in total F129(***), F110(**), F57(*), F33(*), F78(*)
SPCIR _{FSW-AIC}	19 regressors in total F129(***), F128(***), F118(**), F130(**), F57(**), F8(**), F101(**), F59(**), F110(*), F72(*), F69(*), F73(*)
SPCIR _{PCA-FE}	130 regressors in total PC2(***), PC7(***), PC12(***), PC4(***), PC26(***), PC52(***), PC54(**), PC34(**), PC3(**), PC30(**), PC9(**), PC77(**), PC15(*), PC61(*), PC115(*), PC22(*), PC40(*), PC13(*), PC31(*), PC103(*), PC14(*), PC1(*), PC46(*)
SPCIR _{PCA-FSW-AIC}	55 regressors in total PC2(***), PC7(***), PC12(***), PC4(***), PC26(***), PC52(***), PC54(**), PC34(**), PC3(**), PC30(**), PC9(**), PC77(**), PC15(**), PC61(**), PC115(**), PC22(*), PC40(*), PC13(*), PC31(*), PC103(*), PC14(*), PC1(*), PC46(*), PC129(*), PC100(*)

***: with significance level of 0.001, **: with significance level of 0.01, *: with significance level of 0.05

図 2 Scatter plot of HDS-R and SPCIR_{FSW-AIC} ($\bar{R}^2 = 0.41$). 図 3 Scatter plot of HDS-R and SPCIR_{PCA-FE} ($\bar{R}^2 = 0.38$).

らびに，これらの事前に PCA による変数合成を施した手法 (PCA-FE) と (PCA-FSW-AIC) の，計 4 つの方法で HDS-R スコアと音声韻律特徴の相関を分析する。

5. 音声韻律に基づく認知機能障害評価

本節では，高齢者の発話音声 319 データ (N=115) における HDS-R スコアと音声韻律特徴の相関性について述べる。前節で述べた特徴選択手法により選択・合成された音声特徴を説明変数とし，高齢者の HDS-R スコアを目標属性として重回帰分析を行うことにより，音声韻律に基づく認知機能障害評価 (SPCIR: speech prosody-based cognitive impairment rating) を導出した。SPCIR_{FE}，SPCIR_{FSW-AIC}，SPCIR_{PCA-FE}，SPCIR_{PCA-FSW-AIC} は，それぞ

れ，FE，FSW-AIC，PCA-FE，PCA-FSW-AIC の変数選択法に基づく評価である。表 2 にこれらの評価による相関性の結果を示す。図 1-図 4 に HDS-R スコアと SPCIR の散布図を示す。表 3 に，それぞれの特徴選択を用いた重回帰分析の結果，有意と判断された特徴量の内訳を示す。同表において， F_n は第 n 番の音声韻律特徴を表し， PC_n は全 130 種の特徴量を主成分に変換した第 n 主成分得点を表す。

SPCIR_{FE}: 一見して HDS-R スコアとの高い相関性を有すると見えるものの，補正済み決定係数が $\bar{R}^2 = 0.37$ と落ち込んでいる。この手法で有意な回帰係数を持つ変数もあまり見つかっていない。これは全特徴を用いた強制投入により過学習が生じた結果と考えられる。

図4 Scatter plot of HDS-R and SPCIR_{PCA-FSW-AIC} ($\bar{R}^2 = 0.50$).

SPCIR_{FSW-AIC}: AIC 規準を用いた変数選択により過学習を回避でき、有意な回帰係数を持つ変数が増加している。しかしながら、HDS-R スコアとの相関および補正済み決定係数が $\bar{R}^2 = 0.41$ と十分とは言えない結果となった。この手法では、AIC 規準が持つモデルの複雑さに関するペナルティ項が働いたことにより 19 個の変数しか選ばれなかったが、残りの 119 変数の中にはまだ HDS-R スコアの推定に有用な変数が含まれていると考えられる。

SPCIR_{PCA-FE}: 事前に PCA による変数合成を行うことで相関性に改善が見られるものの、説明変数が大量であることから $\bar{R}^2 = 0.38$ と低いままである。一方で、表 3 の結果から、上記 2 手法に比べて多くの変数が有意な回帰係数を持つことがわかった。また、高い固有値を持つ主成分（例えば PC2, PC7, PC4）のみならず、PC77, PC115, PC103 などの低い固有値を持つ主成分も HDS-R スコアの推定に有用であることが示された。ここで、有意な回帰係数を持つ変数は 23 個であり全 130 種の特徴量に比べ大幅に少ないことから事前に特徴選択を施す必要性が示唆される。

SPCIR_{PCA-FSW-AIC}: AIC 規準を用いた特徴選択の事前に PCA による変数合成を行うことで上記 3 手法の問題点が改善されている。この手法では、130 個の全特徴を適切に合成した 55 個の主成分が回帰式に採用されている。なお、これら 55 個の主成分の累積寄与率は 81.5% であった。

以上の結果と図 4 の散布図から、音声韻律特徴を用いた認知機能障害の評定 SPCIR_{PCA-FSW-AIC} は HDS-R スコアとの間にある程度強い相関を持つことが示唆された。本分析結果が示した補正済み決定係数 $\bar{R}^2 = 0.50$ は、韻律特徴に基づく高齢者の発話音声解析の認知機能障害のスクリーニングへの応用可能性として有意義な結果である。なお、本実験と同様に、3 つの変数選択法により選択された韻律特徴を用いて重回帰分析に代る回帰モデルとしてサポートベクトル回帰 [Smola 04] による分析を行ったが、いずれも、表 2 に示すような相関結果は得られなかった。

最後に、男女の差についても報告しておく。今回採取

表 4 Correlation between SPCIR_{PCA-FSW-AIC} and HDS-R by Gender

	Male	Female
# of regressors	34	70
Multiple- $\bar{R}^2$	0.71	0.74
Adjusted- $\bar{R}^2$	0.54	0.63
S.E.	3.40	3.66
P-value	1.55×10^{-6}	$< 2.2 \times 10^{-16}$

図5 Scatter plot of PC2 and PC7 by gender.

した高齢者の発話音声データを男女に分割して、本報告で最も効果が確認された SPCIR_{PCA-FSW-AIC} の手法を適用した。表 4 に相関性の結果を示す。同表の結果から、性別を事前に特定することで認知症のスクリーニング応用可能性がより上昇することが示唆された。なお、女性の方が男性と比較して高い相関性を示した。

図 5 に、SPCIR_{PCA-FSW-AIC} の手法で最も有意な回帰係数を有した主成分 PC2 および PC7 による男女、および、認知機能障害 (CI) 健常 (NL) の 4 群の散布図を示す。同図より、PC2 により女性の CI/NL が分かれ、PC2 と PC7 の合成によって男性の CI/NL が分かれることがわずかに確認された。

6. お わ り に

本研究では、高齢者の認知機能障害のスクリーニング手法開発のための新しい試みとして、発話音声の韻律特徴解析手法およびデータマイニング技術を融合させたアプローチを提案した。本稿では、臨床試験の予備的研究として、115 名の高齢者から 319 の音声資料を収集し、130 種の音声韻律特徴を抽出・選択・合成することで、音声による認知機能障害評定が導出できることを実験的に示した。同評定が医療現場で広く用いられている HDS-R (改訂長谷川式簡易知能評価スケール) スコアとの間に比較的有意な相関を持つことも確認された。その結果提案手法の認知機能障害のスクリーニング手法としての応用可能性を確認した。

本稿では、高齢者の音声韻律特徴と HDS-R スコア間の相関分析結果を報告した。現在は、健康長寿の専門医療機関と連携して臨床データを採取しており、今後は、認知

症スクリーニングの判別式を定義し、感度、特異度、ならびに、陰性判定的中率などの臨床データに基づく評価を進める予定である。また、今後の技術課題としては、高齢者データを増加することによる分析・推定性能の向上、機能的近赤外分光法 (functional near infrared spectroscopy: fNIRS) [Kwee1 03] などの非侵襲な神経生理学的脳機能計測を組合せることによるマルチモーダルなスクリーニング技術の開発、ならびに、臨床試験を経ることで次世代の認知症のスクリーニングツールを開発したいと考えている。

謝 辞

本研究は、一部、科学技術振興機構 (JST) 先端計測分析技術・機器開発プロジェクト、ならびに、医科学応用研究財団の助成により行われた。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Akaike 74] Akaike, H.: A new look at the statistical model identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 19, No. 6, pp. 716–723 (1974)
- [Cho 09] Cho, J., Kato, S., and Itoh, H.: Comparison of Sensibilities of Japanese and Koreans in Recognizing Emotions from Speech by using Bayesian Networks, in *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 2945–2950 (2009)
- [Cowie 01] Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., and Taylor, J. G.: Emotion recognition in human-computer interaction, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 18, No. 1, pp. 32–80 (2001)
- [Draper 98] Draper, N. and Smith, H.: *Applied Regression Analysis (3rd edition)*, John Wiley & Sons (1998)
- [Folstein 75] Folstein, M. F., Folstein, S. E., and McHugh, P. R.: “Mini-Mental State”: A practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician, *Journal of Psychiatric Research*, Vol. 12, No. 3, pp. 189–198 (1975)
- [Hoyte 09] Hoyte, K., Brownell, H., and Wingfield, A.: Components of Speech Prosody and their Use in Detection of Syntactic Structure by Older Adults, *Experimental Aging Research*, Vol. 35, No. 1, pp. 129–151 (2009)
- [Kato 09] Kato, S., Hanya, S., Kobayashi, A., Kojima, T., Itoh, H., and Homma, A.: Effectiveness of Speech Prosody for Early Detection of Cognitive Impairment in Elderly: A Preliminary Study, in *Proc. of International Symposium on Early Detection and Rehabilitation Technology of Dementia (DRD 2009)*, pp. 129–132 (2009)
- [Kwee1 03] Kwee1, I. L. and Nakada, T.: Dorsolateral prefrontal lobe activation declines significantly with age Functional NIRS study, *Journal of Neurology*, Vol. 250, No. 5, pp. 525–529 (2003)
- [Morris 93] Morris, J. C.: The Clinical Dementia Rating (CDR): Current version and scoring rules, *Neurology*, Vol. 43, No. 11, pp. 2412–2414 (1993)
- [Scherer 03] Scherer, K. R., Johnstone, T., and Klasmeyer, G.: *Vocal expression of emotion*, R. J. Davidson, H. Goldsmith, K. R. Scherer eds., *Handbook of the Affective Sciences* (pp. 433–456), Oxford University Press (2003)
- [Smola 04] Smola, A. J. and Schölkopf, B.: A Tutorial on Support Vector Regression, *Statistics and Computing*, Vol. 14, pp. 199–222 (2004)
- [Taler 07] Taler, V. and Phillips, N.: Language performance in Alzheimer’s disease and mild cognitive impairment: A comparative review, *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, Vol. 30, No. 5, pp. 501–556 (2007)
- [Taler 08] Taler, V., Baum, S. R., Chertkow, H., and Saumier, D.: Comprehension of grammatical and emotional prosody is impaired in Alzheimer’s disease, *Neuropsychology*, Vol. 22, No. 2, pp. 188–

195 (2008)

- [加藤 91] 加藤伸司, 下垣光, 小野敦志, 植田宏樹, 老川賢三, 池田一彦, 小坂敦二, 今井幸充, 長谷川和夫: 改訂長谷川式簡易知能評価スケール (HDS-R) の作成, *老年精神医学雑誌*, Vol. 2, No. 11, pp. 1339–1347 (1991)
- [栗田 09] 栗田主一: 地域における認知症疾患医療センターの役割, *日本老年医学会雑誌*, 第 46 巻, pp. 203–206 (2009)

〔担当委員: 間瀬 健二〕

2010 年 7 月 20 日 受理

著 者 紹 介

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、電気学会、IEEE 各会員。

鈴木 祐太

2010 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。音声特徴解析、インタラクションシステムに関する研究に興味を持つ。

小林 朗子

1986 年日本女子体育短期大学卒業。同年みずほ証券勤務。2003 年ビジネスデザイン研究所入社。感性会話ロボットの開発に従事。2007 年高齢者福祉と認知症スクリーニングに関する研究を開始。2009 年株式会社イフコムを設立。

小島 敏昭

1977 年広島工業大学卒業。同年株式会社ライフ勤務。同社ホストコンピュータシステムのプロジェクトリーダーなどを歴任し、2004 年ビジネスデザイン研究所入社。感性会話ロボットの開発に従事。2007 年高齢者福祉と認知症スクリーニングに関する研究を開始。2009 年株式会社イフコムを設立。

伊藤 英則

1974 年名古屋大学大学院工学研究科博士課程電気電子専攻満了。工学博士号取得。1974 年日本電信電話公社横須賀研究所勤務。1985 年 (財) 新世代コンピュータ技術開発機構出向。1989 年名古屋工業大学教授。2010 年同大学名誉教授。この間、数理解言語理論、計算機ネットワーク通信、OS、人工知能などの研究開発に従事。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。

本間 昭

1973 年慈恵医大卒業。聖マリアンナ医科大学神経精神科、デンマークオーフス州立細胞遺伝疫学研究部研究員、東京都老人総合研究所精神医学研究部長などを経て 2009 年 6 月より認知症介護研究・研修東京センター長。学会活動では、日本老年精神医学会理事、日本認知症学会理事、日本認知症ケア学会理事長などを歴任し、現在、厚生労働省老健局地域包括ケア研究会委員などを務める。