

音読課題音声からのFTLD・ALS簡易検出モデル

坂口 巧一[†] 加藤昇平^{†‡} 花井 俊哉[†] 佐久間 拓人[†]
大嶽 れい子[§] 梶田 道人[§] 渡辺 宏久[¶]

[†]名古屋工業大学 大学院工学研究科情報工学専攻

[‡]名古屋工業大学 情報科学フロンティア研究院

[§]名古屋大学大学院医学系研究科神経内科

[¶]藤田医科大学医学部脳神経内科学

1 はじめに

前頭側頭葉変性症 (FTLD) は、認知症の基礎疾患の1つである。現在の認知症の検査方法として、MMSEなどの神経心理学検査が広く用いられている。しかし、FTLDは症例数が少なく、非専門医による検出は困難である [1]。そのため、非専門医のFTLD診断を補助する簡易システムが必要である。Katoら [2] は日時見当識の音韻特徴を用いて健常者 (HC) と軽度のアルツハイマー (AD)、軽度認知機能障害 (MCI) の鑑別を行い、AD検出における日時見当識の有効性を確認した。花井ら [3] はFTLDに有効な課題として自発話課題に着目し、日時見当識の音韻特徴と自発話課題の言語特徴を用いて、HC、AD、FTLDの鑑別を行った。その結果、自発話課題の言語特徴を追加することでFTLDの検出率の向上を確認した。しかし、自発話課題は認知負荷が高く、被験者が回答しない場合がある。そのため、どのような患者でも発話を誘発できる課題音声を用いた検査システムが望ましい。本研究ではより認知負荷が低い課題である音読課題に着目し、音読課題によるFTLD検出を試みた。

2 対象疾患

2.1 前頭側頭葉変性症 (FTLD)

FTLDは行動障害や言語障害などが緩徐に進行する神経変性疾患である。FTLDは脳の病変部位により、意味性認知症 (SD)、進行性非流暢性失語症 (PNFA)、行動障害型前頭側頭型認知症 (bvFTD) の3つの疾患に分けられる。

2.2 筋萎縮性側索硬化症 (ALS)

ALSは運動ニューロンが障害される変性疾患である。ALSはFTLDと連続性が指摘されている精神疾患であるため、本研究ではFTLDとALSの2群を合わせたFTLD+ALS群を対象疾患群とする。

表 1: 実験協力者詳細

	男性	女性	合計人数	平均年齢	
HC	25	47	72	68.5±7.9	
FTLD+ALS	SD	4	6	10	71.8±5.8
	PNFA	2	3	5	71.8±6.3
	bvFTD	3	2	5	66.0±6.9
	ALS	31	17	48	66.6±9.9

表 2: 疾患ごとの F 値上位 2 課題

	ALS	PNFA	bvFTD	SD
1 位	課題 2 (F 値:0.718)	課題 10,14,15 (F 値:0.435)	課題 8 (F 値:0.455)	課題 15 (F 値:0.563)
2 位	課題 15 (F 値:0.716)		課題 7 (F 値:0.417)	課題 1,10 (F 値:0.516)

3 実験データ

3.1 実験協力者

対象疾患であるFTLD群とALS群にHC群を追加した計140名が参加した。HCはMMSEスコアが26以上かつ、ACE-Rスコアが89以上の条件を満たす。実験協力者の詳細を表1に示す。

3.2 音読課題

音読課題として、WAB失語症検査の単語と文章を復唱させる復唱課題15課題に「とけいえんびつ」を追加した16課題を被験者に音読させ、回答音声を収録した。実施順は復唱課題と同様であり、本稿では実施した順に課題番号を割り振り、表記する(「とけいえんびつ」は課題16)。騒音レベル40~60dB、単指向性のマイクによりCD音質(16bit/44.1kHz)で録音した。また、音量不足の1名(HC)の音声を解析対象から除外した。

4 提案モデル

図1に被験者Xの回答音声を提案モデルに入力し、対象疾患群かHCかを判定する流れを示す。提案モデルは、音読課題ごとに弱学習器を作成し、重み付き投票を行うアンサンブルモデルである。

4.1 特徴抽出

4.1.1 音響特徴 (384 特徴)

Interspeech 2009 Emotion Challenge で用いられた計384特徴を抽出する。特徴抽出には音響特徴抽出ツール openSMILE を用いる。

4.1.2 言語特徴 (19 特徴)

音声認識システムを用いて音読課題の回答音声をテキスト化し、形態素解析をすることで言語特徴を抽出する。音声認識システムには speech to text を、形態素解析エンジンには MeCab を用いる。言語特徴は、花

Easy Screening for FTLD and ALS from Reading Speech

Koichi Sakaguchi[†], Shohei KATO^{†‡}, Shunya Hanai[†], Takuto Sakuma[†], Reiko Ohdake[§], Michihito Masuda[§], Hirohisa Watanabe[¶]

[†]Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

[‡]Frontier Research Institute for Information Science, Nagoya Institute of Technology

[§]Department of Neurology, Nagoya University Graduate School of Medicine

[¶]Department of Neurology, Fujita Medical University School of Medicine

^{†‡}Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan
{sakaguchi, shohey}@katolab.nitech.ac.jp

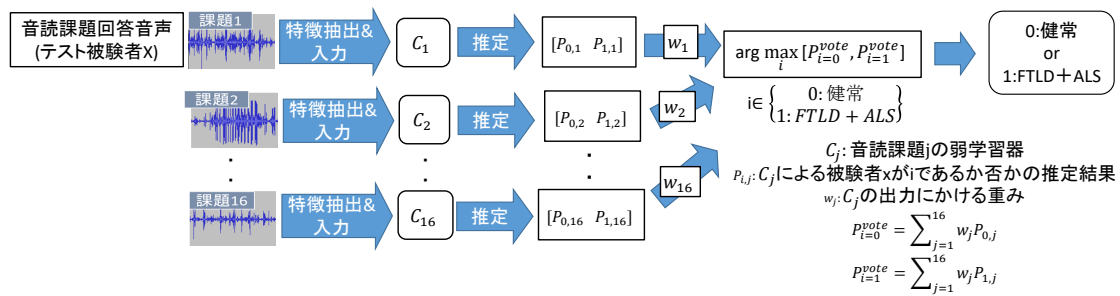


図 1: 音読課題によるスクリーニングシステム

表 3: FTLD+ALS/HC の分類実験結果 (マクロ F 値)

n=1	n=2	n=3	n=4	n=5	n=6	n=7	n=8	n=9	n=10	n=11	n=12	n=13	n=14	n=15	n=16
0.834	0.863	0.841	0.841	0.841	0.863	0.842	0.856	0.856	0.856	0.848	0.848	0.834	0.841	0.848	0.827

井ら [3] が用いた言語特徴 17 特徴に「総語数/発話総合時間」と「異なり語数/発話総合時間」を追加した計 19 特徴を用いる。

4.1.3 時間特徴 (2 特徴)

時間特徴として、「課題提示から回答までの時間」、「回答開始から終了までの時間」の計 2 特徴を抽出する。

4.2 弱学習器 C_j

抽出した特徴量を弱学習器に入力し、FTLD+ALS/HC の二値分類を行う。弱学習器には Linear Support Vector Machine (Linear SVM) を使用した。正則化パラメータ C を $10^{-3} \sim 10^3$ の範囲で Grid Search する。図 1 において、健常と判定した場合は $P_{0,j} = 1, P_{1,j} = 0$ を、疾患群と判定した場合は $P_{0,j} = 0, P_{1,j} = 1$ を出力する。

4.3 重み w_j

16 種ある音読課題の中には健常と差の出にくい課題も存在し、アンサンブルモデルの分類性能を低下させると考えられる。そのため、予備実験として音読課題ごとに分類性能を評価し、その結果に従い、個々の学習器の出力にかける重みを設定する。学習器の分類性能の評価基準として「疾患ごとの F 値」を用い、4 つの疾患のうちいくつの疾患の分類性能上位 $n (1 \leq n \leq 16)$ 位に含まれるかを学習器の出力の重みとする。 $n=16$ の場合は、全ての学習器の出力に同等の重みをつける。表 2 に予備実験で得られた疾患ごとの F 値上位 2 位の音読課題を示す。 $n=1$ の場合、課題 2,8,10,14 は 1 つの疾患で、課題 15 は 2 つの疾患で分類性能上位 1 位に含まれるため、重み w_j は下記ようになる。

$$w_j = \begin{cases} 0 & (j \neq 2, 8, 10, 14, 15) \\ 1 & (j = 2, 8, 10, 14) \\ 2 & (j = 15) \end{cases}$$

5 FTLD+ALS/HC の分類実験

本稿では、「分類性能上位何位までの学習器を提案モデルで用いるべきか」を検討する実験を行った。実験手法としては、提案モデルの n の値を 1~16 まで変化させ、FTLD+ALS/HC の二値分類をした。Leave-One-Person-Out-Cross-Validation により被験者ごとの分類結果を出力し、マクロ F 値により分類性能を評価した。

結果を、表 3 に示す。マクロ F 値が最大となったモデルを赤字で表記した。「疾患ごとの F 値」上位 2 位、6 位までの学習器によるアンサンブルモデルの性能が最も良くなった (マクロ F 値:0.863)。簡易検出モデルに求められる条件の 1 つに、検査時間が短いことがあげられる。そのため、「疾患ごとの F 値」上位 2 位までの学習器によるアンサンブルモデルが課題数最小かつ分類性能が最大となり、簡易検出モデルとして最良と考えられる。

6 まとめと今後の展望

本稿では、音読課題から FTLD と ALS を検出する学習器を課題ごとに作成し、分類性能が上位 n 位の学習器の出力を多数決するアンサンブルモデルを提案した。FTLD+ALS/HC の分類実験の結果、「疾患ごとの F 値」上位 2 位までの学習器によるアンサンブルモデルが課題数最小かつ、マクロ F 値が最大となることを確認した。今後は、自発話課題によるモデルと分類性能を比較することで、音読課題による FTLD 検出可能性について検証する。

参考文献

- [1] Shunichiro Shinagawa, Joseree Ann Catindig, Nikolas R Block, Bruce L Miller, and Katherine P Rankin. When a little knowledge can be dangerous: false-positive diagnosis of behavioral variant frontotemporal dementia among community clinicians. *Dementia and geriatric cognitive disorders*, Vol. 41, No. 1-2, pp. 99–108, 2016.
- [2] Shohei Kato, Akira Homma, and Takuto Sakuma. Easy screening for mild alzheimer’s disease and mild cognitive impairment from elderly speech. *Current Alzheimer Research*, Vol. 15, No. 2, pp. 104–110, 2018.
- [3] 花井俊哉, 加藤昇平, 坂口巧一, 佐久間拓人, 大嶽れい子, 梶田道人, 渡辺宏久. 発話音響特徴のアンサンブル学習による認知症希少疾患の簡易検出. 人工知能学会全国大会論文集 第 34 回全国大会 (2020), pp. 1C5GS1302–1C5GS1302. 一般社団法人人工知能学会, 2020.