

課題実行時 fNIRS 脳機能計測データのベイジアンマイニングに基づく認知機能障害の 3 群判別

Bayesian Classification of Cognitive Impairment Using fNIRS Measurement during Cognitive Tests

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, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology
shohey@nitech.ac.jp, <http://www.katolab.nitech.ac.jp>

遠藤 英俊

Hidetoshi Endo

国立長寿医療研究センター

National Center for Geriatrics and Gerontology

鈴木 祐太

Yuta Suzuki

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, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

keywords: early detection of dementia, functional near infrared spectroscopy: fNIRS, Bayesian classifier

Summary

This paper presents a new trial approach to early detection of dementia in the elderly with the use of functional brain imaging during cognitive tests. We have developed a non-invasive screening system of the elderly with cognitive impairment. In addition of our previous research of speech-prosody based data-mining approach, we had started the measurement of functional brain imaging for patient having a cognitive test by using functional near-infrared spectroscopy (fNIRS). We had collected 42 CHs fNIRS signals on frontal and right and left temporal areas from 50 elderly participants (18 males and 32 females between ages of 64 to 92) during cognitive tests in a specialized medical institute. We propose a Bayesian classifier, which can discriminate among elderly individuals with three clinical groups: normal cognitive abilities (NC), patients with mild cognitive impairment (MCI), and Alzheimer's disease (AD). The Bayesian classifier has two phases on the assumption of screening process, that firstly checks whether a suspicion of the cognitive impairment (CI) or not (NC) from given fNIRS signals; if any, and then secondly judges the degree of the impairment: cognitive impairment (MCI) or Alzheimer's disease (AD). This paper also reports the examination of the detection performance by cross-validation, and discusses the effectiveness of this study for early detection of cognitive impairment in elderly subjects. Consequently, empirical results that both the accuracy rate of AD and the predictive value of NC are equal to or more than 90%. This suggests that proposed approach is adequate practical to screen the elderly with cognitive impairment.

1. はじめに

日本社会の急速な長寿高齢化に伴い、近年における国内の認知症者数は約 200 万人以上と言われており、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、2008 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 [de Leon 04], FDG-PET [Mosconi 10], CSF バイオマーカー [de Leon 07] などの神経生理学に基づくテスト [Zhang 11] と

同様に広く用いられている。さらに簡便で使用しやすく、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。そこで我々は、先行研究において、高齢者の発話音声に着目し、音声韻律特徴を用いた認知機能障害のスクリーニングを研究してきた [加藤 11b]。これは、音声情報のみを用いるため誰でも在宅・外出などで場所を問わず手軽に実施できる (1 次スクリーニング) 長所を持つものの、脳機能を直接測定するものではないため、専門医療機関に直接誘導する 2 次スクリーニングとしては限界が認められる。

一方で、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においては、非侵襲的であるものの、髄液採取の困難性、放射線被曝、大掛かりな

表 1 A Breakdown List of Participants (N=50)

Age	64-70	71-75	76-80	81-85	86-92	Total
Male	3(2,0,1)	2(1,1,0)	4(3,1,0)	7(1,4,2)	2(0,0,2)	18(7,6,5)
Female	7(4,2,1)	7(5,2,0)	8(2,5,1)	6(2,1,3)	4(1,3,0)	32(14,13,5)
Subtotal	10(6,2,2)	9(6,3,0)	12(5,6,1)	13(3,5,5)	6(1,3,2)	50(21,19,10)

Value in bracket means the number of subjects in NC, MCI, AD clinical groups.

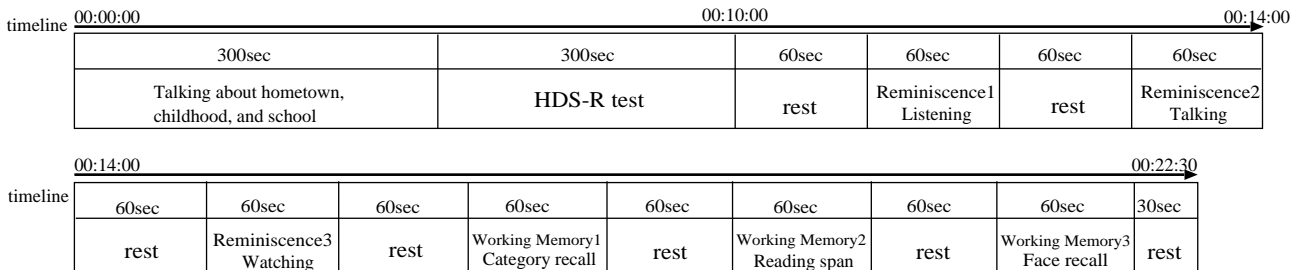


図 1 Block Design Task of Cognitive Tests.

測定装置，被験者の束縛など制約が多く，多くの高齢者を対象とした早期スクリーニングには適さないと考える．そこで本研究では，特別な測定環境を必要とせず，自然な体勢で課題実行中の脳機能を測定できる，機能的近赤外分光法（functional near-infrared spectroscopy, fNIRS）に着目し，認知課題テスト実施中の高齢者の脳機能計測データを用いて認知症スクリーニングの支援ツールを開発する [加藤 11a] ．

本稿では，まず，実験参加者，認知課題，ならびに，臨床診断および脳機能計測データ採取について説明し，NIRS 測定データからの特徴量抽出，ならびに，ベイジアン・クラシファイアによるクラス分類手法を提案する．そして，健常者（NC），軽度認知機能障害（MCI）患者，および，アルツハイマー型認知症（AD）患者の弁別における有効性について議論する．

2. 認知課題と fNIRS 計測

2.1 実験参加者

実験には50名の高齢者（年齢64～92歳，男性18名，女性32名）が参加した．表1に被験者の臨床診断群と年齢構成の内訳を示す．ここでは，MCI群としてCDR0.5相当，AD群としてCDR1相当の患者を対象とした．Clinical Dementia Rating（CDR）とは，世界中で広く用いられている行動観察尺度（観察式）による臨床認知症基準であり，記憶，見当識，判断力と問題解決，社会適応，家族状況および趣味，介護状況の6項目を5段階で評価される．本研究では，中等度や重度の認知症であるCDR2以上の被験者は対象群から除外した．また，課題実行に立ち会ったオペレータによる観察および課題の回答内容から被験者の態度を総合的に評価し，認知課題の遂行自体に明らかな問題のある被験者についても対象群から除外した．

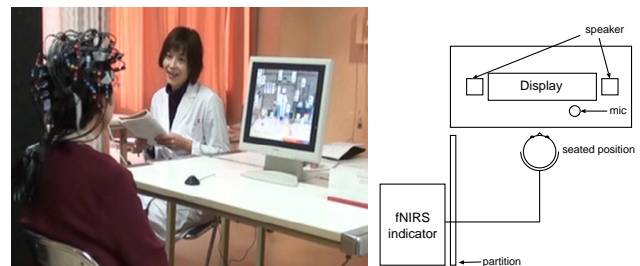


図 2 Snapshot of fNIRS measurement of an elderly participant having a cognitive test.

2.2 認知課題

HDS-R テストを含め様々な認知課題を実行中の高齢者の脳機能を計測するために図1に示すブロックデザインの課題を設計し，音声・fNIRS 同時計測を行った．最初の10分間は被験者の出身地や少年時代の会話と長谷川式テストを実施し，後半の12分間で回想法（1. 聴く，2. 話す，3. 見る）ならびにワーキングメモリ課題（1. カテゴリ想起，2. リーディングスパンテスト，3. 顔想起）の認知課題を実施する．課題に集中して取り組めるように1課題の時間は60秒とし，各認知課題の前後に60秒の1点注視休憩（レスト）を取らせた．各被験者は図1の課題を一通り実施した*1．

2.3 fNIRS 計測

機能的近赤外分光法（functional near-infrared spectroscopy, fNIRS）とは，近赤外光を用いて脳内のヘモグロビン流量を計測する技術であり，非侵襲かつ被験者への拘束が少なく，測定環境を選ばない比較的簡便な計測が可能である [Villringer 97] ．脳血流の増加はその脳部位の神経活動の活発化を反映しており [Villringer 95]，脳血流の

*1 次節で述べる fNIRS 測定器のプロープ装着時間を含め，本課題は40～50分の長時間にわたり高齢者を拘束するため，被験者の高齢も考慮して課題の実行は1回が限界と判断した．

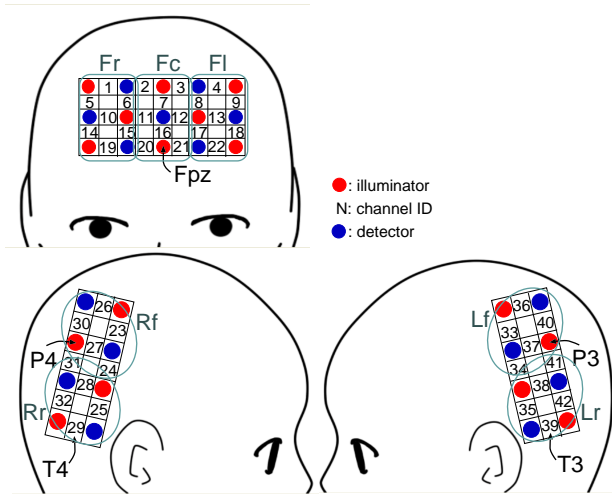


図 3 Channel arrangement of fNIRS measurement.

変化は血液中のヘモグロビン (Hb) 量の変化を測定することで捉えることが可能である。そのため、fNIRS で酸素化ヘモグロビン (oxy-Hb) 量, 脱酸素化ヘモグロビン (deoxy-Hb) 量, および、その総 (total-Hb) 量を計測し、計測されたこれらの変化を脳活動の指標と捉えることができる。本研究では、oxy-Hb の変化に注目した。認知課題実行中の高齢者の脳活動計測として、多チャンネル近赤外光脳機能イメージング装置 FOIRE-3000 (島津製作所製) を用いた。本研究では、図 3 に示すように、前頭前野に 22 チャンネル、右側頭葉および頭頂葉に各 10 チャンネル、合計 42 チャンネルの部位において脳血流を計測した。各プローブの装着位置については、脳波測定における国際 10-20 法の電極配置を参考に、前頭前野のプローブセットは最下部中央が Fpz に重なるように水平に配置し、左右側頭葉および頭頂葉のプローブセットは P3, T3 (P4, T4) の位置を基準に配置した。

2.4 ワーキングメモリ課題実行時の fNIRS データの評価

本研究の予備的調査として、ワーキングメモリ課題 1 「カテゴリ想起」の課題実行中の fNIRS データ (oxy-Hb) を用いて全チャンネル毎 (33CH, 41CH を除く) の 3 群間の有意差検定を行った。検定方法は t-検定を用いて両側検定、有意水準 $P < 0.001$, Bonferroni 補正 (1/40) の下で実施した。図 4 は検定で有意差が確認されたチャンネルについて、t-値に基づき 16 色でマッピングしたものである。同図の結果から、健常群-疾病群の間で認知課題実行時の脳血流に有意な差が確認された。

認知症患者は認知機能の障害によりワーキングメモリーの機能が低下する。その結果、前頭前野の脳血流において健常群は疾病群と比較して有意に賦活することが確認できる (図 4(a), 図 4(b) の左図における Fr および Fl 領域)。また、左右側頭葉の脳血流においても健常群は疾病群と比較して有意に賦活することが確認された (図 4(a), 図 4(b) の中右図における Rr および Lf 領域)。加えて、

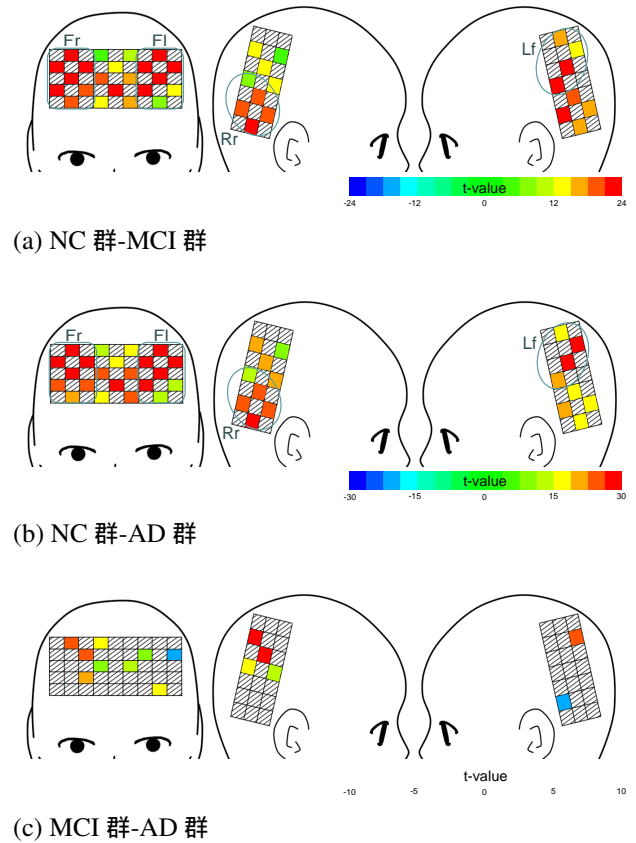


図 4 Results of t-test for significant differences in channel-wise fNIRS signals between any single pair from NC, MCI, and AD groups.

図 4(c) の結果から、軽度な認知機能障害である MCI 群は AD 群に比べてこれらの脳血流が僅かながら有意に賦活することが確認できた。

このことから、認知課題実行中の fNIRS データを用いた認知症スクリーニングの実現可能性が示唆される。なお、同課題実行直前のレスト区間の fNIRS データを用いて同様の検定をおこなったところ、全てのチャンネルにおいて有意差は確認されなかった。

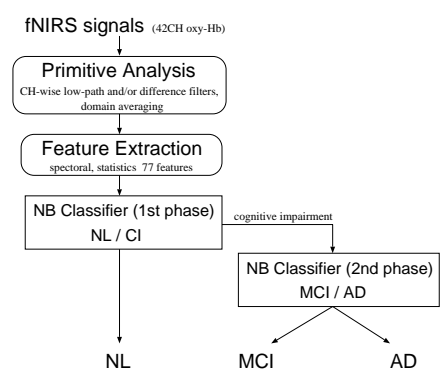


図 5 Classification of NC/MCI/AD by two-phase Bayesian Classifier.

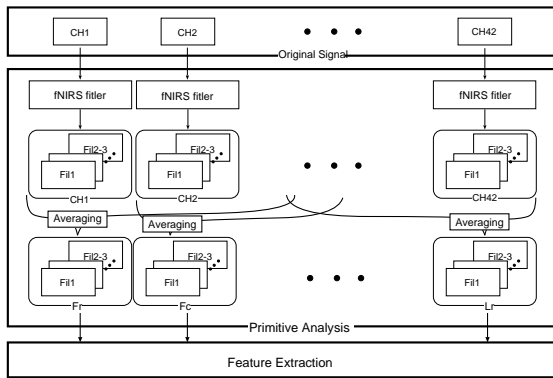


図 6 The outline of fNIRS primitive analysis.

表 2 fNIRS Feature Candidates

fNIRS filtered	Feature / Statistics
Filter 1 (F1)	Mean value (mean)
	Fundamental Frequency (f0)
	Centroidal Frequency (fc)
Filter 3 (F3)	Maximum value (max)
	Minimum value (min)
	Variance (var)
	Mean value (mean)
	Fundamental Frequency (f0)
	Gradient of the linear regression line (gr)
Filter1-3 (F1-3)	Variance (var)
Filter2-3 (F2-3)	Variance (var)

3. ベイジアン・クラシファイアを用いた NC / MCI / AD の 3 群判別

認知症のスクリーニングでは、まず、認知機能の健全性を判断し、疑義がある場合にはその程度に応じて軽度認知機能障害あるいは認知症であるかを判定するプロセスが考えられる。そこで本稿では、図 5 に示す二段階の Naive-Bayes Classifier を用いた fNIRS データからの NC/MCI/AD 3 群判別システムを提案する。

3.1 fNIRS 初期解析

まず、プリミティブ解析として、fNIRS 測定信号の原波形に対して各チャンネル毎に低域通過フィルタおよび差分フィルタをかけてノイズを除去し、注目する領域内のチャンネルの加算平均を行う (図 6)。ここでは、3 種類の低域通過フィルタ (いずれもバターワース特性、次数 5) に通して平滑化し、これらに 2 つの差分データを加えた、1 チャンネルあたり 5 個の fNIRS 時系列信号を用意する。

F1 (遮断周波数 1.92Hz) : 主に環境光によるノイズを除去する。

F2 (遮断周波数 0.96Hz) : 脈波や血圧による変動成分 (背景ノイズ) を抽出する。

F3 (遮断周波数 0.48Hz) : 主に顎開閉, 眼球運動, 首傾倒などの運動/体動によるノイズを除去する。

F1-F3: F1 から F3 を差分した信号系列。変動に着目する。

F2-F3: F2 から F3 を差分した信号系列。変動に着目する。

そして、測定脳部位を以下の 7 領域に分割し (図 3 参照) 各領域内の fNIRS 時系列信号をそれぞれ加算平均する。

- Fr. 前頭前野の右側 7 チャンネル (CH: 1,5,6,10,14,15,19)
- Fc. 前頭前野の中央部 8 チャンネル (CH: 2,3,7,11,12,16,20,21)
- Fl. 前頭前野の左側 7 チャンネル (CH: 4,8,9,13,17,18,22)
- Rf. 右頭頂葉の前方 5 チャンネル (CH: 23,24,26,27,30)
- Rr. 右頭頂葉の後方 5 チャンネル (CH: 25,28,29,31,32)
- Lf. 左頭頂葉の前方 5 チャンネル (CH: 33,34,36,37,40)
- Lr. 左頭頂葉の後方 5 チャンネル (CH: 35,38,39,41,42)

3.2 fNIRS 特徴抽出

脳血流変動の特徴を表す特徴量として、前節で用意した fNIRS データから、それぞれ表 2 に示す特徴量を計算し、被験者 1 課題について各領域あたり 11 個の fNIRS 特徴量を算出する。認知機能障害の判別に有効な fNIRS の特徴は未だ明らかでなく、fNIRS の信号解析においても、例えば脳波における $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \theta$ 各波などの周波数帯域や、事象関連電位 N100, P300 のように確立された特徴量は見つかっていない。そこで本研究では、試行錯誤的ではあるものの、本稿で述べるようなデータマイニングのアプローチに着目した。前述の初期解析で除去できない程のアーチファクトや雑音による影響が含まれるデータについては、目視による fNIRS 信号の判読により事前に除去している。

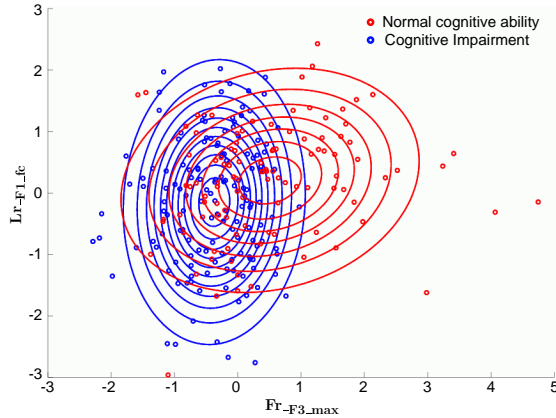
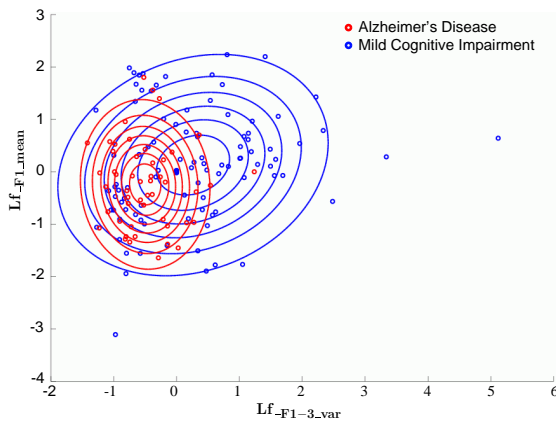
3.3 ベイジアン・クラシファイア

被験者の fNIRS 測定データから抽出した 77 個の fNIRS 特徴量を説明変数、臨床診断群を目標属性としてベイジアン・クラシファイアを構築する。クラシファイアモデルには Naive-Bayes Classifier を採用した。第 1 段階として、認知機能に障害があるかどうかを推定する判別器 $NB_{NC/CI}$ 、障害が推定された場合にその程度を推定する第 2 段階の判別器 $NB_{MCI/AD}$ の 2 器を構築する。

モデルを構築する際に、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性能に悪影響を与えることが考えられる。そこで本稿では、モデル構築の事前に特徴選択を行う。現在のところ、高齢者の認知機能障害と因果関係の高い fNIRS 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 [Draper 98] を用いて特徴選択を行う。フォワードステップワイズ法の特徴選択規準としては、各 2 群の推定正答率の平均値を用いた。

表 3 Selected fNIRS Features

Classifier	Selected Feature
NB _{NC/CI}	Fr _{F3_max} , Lr _{F1_fc}
NB _{MCI/AD}	Lf _{F1-3_var} , Lf _{F1_mean} , Fc _{F1-3_var}

図 7 Distributions of NC/CI estimated by classifier NB_{NC/CI}.図 8 Distributions of MCI/AD estimated by classifier NB_{MCI/AD}.

4. NC/MCI/AD 判別実験

表 1 で示した 50 名の高齢者が実施した認知課題 (図 1) のうち、ワーキングメモリ課題 1 (カテゴリ想起) の終盤 20 秒で実施された「果物の名前を出来るだけ多く答える」課題回答時の fNIRS データを用いて NC/MCI/AD の判別実験を行った。検証方法として、leave-one-out 交差検定を用いた。表 3 に各 Naive-Bayes Classifier で採用された fNIRS 特徴量の一覧を示す。

図 7 および図 8 に判別器 NB_{NC/CI} および NB_{MCI/AD} でそれぞれ推定された各 2 群の分布をそれぞれ示す。図 8 においては変数選択規準への寄与度の上位 2 変数を用いてプロットした。ここでは、前記 20 秒間の fNIRS 測定信号のデータ解析と特徴抽出を 4 秒毎に 5 分割して実施し、計 250 点 (図 8 は 145 点) でプロットおよび分布の推定を行った。また、各変数は平均 0 分散 1 に正規化されている。これらの図から、主にそれぞれの第 1 軸 (水

表 4 Classification Results

Clinical \ Detection				accuracy
	NC	MCI	AD	
NC	11	7	3	52.4%
MCI	1	14	4	73.7%
AD	0	1	9	90.0%
predictive value	91.7%	63.6%	56.3	68.0%

平軸) の変数の分布の偏りによって 2 群が概ね判別出来ることが示唆される。

ここで、本実験で得られた fNIRS 特徴量について議論する。まず、健常群 (NC) と疾病群 (CI) を判別するために有効な fNIRS 特徴量として、表 3 (上段) と図 7 の結果から、前頭前野 (今回の臨床データについては右領域) の血流量が低下し、側頭後方領域 (今回の臨床データについては左側頭後方領域) の賦活周期が伸長すると認知機能障害の疾病群に判別する傾向にあることが確認された。このことは、認知機能の障害に伴いワーキングメモリの機能が低下することに適った結果であると考えられる。主にアルツハイマー型認知症において後帯状回の脳部位における血流の低下が確認されていること [Walhovd 10] にも関連が期待される。

次に、軽度認知機能障害 (MCI) とアルツハイマー型認知症 (AD) を判別するために有効な fNIRS 特徴量として、表 3 (下段) と図 8 の結果から、頭頂領域 (今回の臨床データについては左頭頂領域) の賦活の分散および平均値が減少すると、軽度認知機能障害からアルツハイマー型認知症を判別する傾向にあることが確認された。このことは、軽度認知機能障害からアルツハイマー型認知症へ進行した患者の脳における病態学的特徴として、後帯状回や楔前部における脳血流の低下が認められること [Ishiwata 06] との関連が期待される。

被験者 50 名に対する推定テストの交差検定結果を表 4 に示す。表 4 の結果から AD の判定正答率と NC の判定的中率がともに 90% 以上であることがわかる。このことから、AD 群に属する被験者が健常 (NC) と誤判定されることがなく、かつ、健常と判定された被験者が AD 患者であることがなかった (1 名のみ MCI 患者だった) ことがわかる。このことは、認知症スクリーニングが求められる仕様を鑑みて好ましい結果であると言える。また、MCI の判定正答率も 73.7% と許容できる性能であると考えられる。誤判定された 5 名の 8 割が疾患側 (AD) に判定されていることも受け入れやすい結果である*2。今後は、上記の性質を保持しつつ全体の正答率を向上させる改良を進めたい。

*2 一方、NC の判定正答率は 52% 程度であったが、本スクリーニングの役割が専門病院への受診誘導であることを考えると、AD や MCI の判定正答率が優先して評価される。

5. おわりに

本研究では、課題実行中の高齢者の脳活性に着目し、ベイジアンマイニングに基づいた非侵襲かつ簡便な認知機能障害のスクリーニング技術を開発した。機能的近赤外分光法 (fNIRS) を用いて認知課題実行中の脳血流を計測し、oxy-Hb の変動から健常 (NC)、軽度認知機能障害 (MCI)、アルツハイマー型認知症 (AD) の臨床診断群を自動判別する手法を提案した。本稿では、50 名の高齢者から採取した fNIRS 測定データと臨床診断群に関して、カテゴリ想起の課題実行時の脳血流情報を用いて専門医療機関に直接誘導する 2 次スクリーニングとしては許容できる判別性能を確認した。しかしながら、臨床データの規模はまだ小さく、fNIRS 特徴量の抽出・選択にもまだ検討の余地があると考えられる。今後の課題としては、その他の課題実行時のデータを用いた検証実験、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、ならびに、音声韻律情報による 1 次スクリーニング技術との連携・統合することで、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、および、医科学応用研究財団の助成により行われた。fNIRS 測定機器を株式会社島津製作所、被検者測定環境を国立長寿医療研究センター、データ測定・編集を株式会社イフコムとの協力のものと行われた。関係各位に感謝する。

◇ 参考文献 ◇

- [de Leon 04] de Leon, M. J., DeSanti, S., Zinkowski, R., Mehta, P. D., Pratico, D., Segal, S., Clark, C., Kerkman, D., DeBernardis, J., Li, J., Lair, L., Reisberg, B., Tsui, W., and Rusinek, H.: MRI and CSF studies in the early diagnosis of Alzheimer's disease., *Journal of Internal Medicine*, Vol. 256, No. 3, pp. 205–223 (2004)
- [de Leon 07] de Leon, M. J., Mosconi, L., De Santi, K. B. S., Zinkowski, R., Mehta, P. D., Pratico, D., et al.: Imaging and CSF studies in the preclinical diagnosis of Alzheimer's disease, *Annals of New York Academy of Sciences*, Vol. 1097, pp. 114–145 (2007)
- [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)
- [Ishiwata 06] Ishiwata, A., Sakayori, O., Minoshima, S., Mizumura, S., Kitamura, S., and Katayama, Y.: Preclinical evidence of Alzheimer changes in progressive mild cognitive impairment: a qualitative and quantitative SPECT study, *Acta Neurologica Scandinavica*;114(2):91-96, 2006, Vol. 114, No. 2, pp. 91–96 (2006)
- [Morris 93] Morris, J. C.: The Clinical Dementia Rating (CDR): Current version and scoring rules, *Neurology*, Vol. 43, No. 11, pp. 2412–2414 (1993)
- [Mosconi 10] Mosconi, L., Berti, V., Glodzik, L., Pupi, A., De Santi, S., and de Leon, M. J.: Pre-clinical detection of Alzheimer's disease using FDG-PET, with or without amyloid imaging, *Journal of Alzheimers' Disease*, Vol. 20, No. 3, pp. 843–854 (2010)

- [Villringer 95] Villringer, A. and Firnafl, U.: Coupling of brain activity and cerebral blood flow: basis of functional neuroimaging, *Cerebrovascular and Brain Metabolism Reviews*, Vol. 7, pp. 240–276 (1995)
- [Villringer 97] Villringer, A. and Chance, B.: Non-invasive optical spectroscopy and imaging of human brain function, *Trends in Neurosciences*, Vol. 20, pp. 435–442 (1997)
- [Walhovd 10] Walhovd, K. B., Fjell, A. M., Dale, A. M., McEvoy, L. K., Brewer, J., Karow, D. S., Salmon, D. P., Fennema-Notestine, C., and the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative.: Multi-modal imaging predicts memory performance in normal aging and cognitive decline, *Neurobiology of Aging*, Vol. 31, No. 7, pp. 1107–1121 (2010)
- [Zhang 11] Zhang, D., Wang, Y., Zhou, L., Yuan, H., Shen, D., and the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative.: Multimodal classification of Alzheimer's disease and mild cognitive impairment, *Journal of Neuroimage*, Vol. 55, No. 3, pp. 856–867 (2011)
- [加藤 91] 加藤伸司, 下垣光, 小野寺敦志, 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)
- [加藤 11a] 加藤昇平, 遠藤英俊, 鈴木祐太: 認知機能障害の早期スクリーニングをめざして: 課題実行時 fNIRS データのベイジアンマイニングに基づく NL/MCI/AD の 3 群判別, 第 30 回日本認知症学会学術集会抄録集, p. 171 (2011)
- [加藤 11b] 加藤昇平, 鈴木祐太, 小林朗子, 小島敏昭, 伊藤英則, 本間昭: 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-, *人工知能学会論文誌*, Vol. 26, No. 2, pp. 347–352 (2011)
- [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: 山川 宏〕

2011 年 8 月 23 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, 日本認知症学会, IEEE 各会員。



遠藤 英俊

1982 年滋賀医科大学卒業。1987 年名古屋大学大学院医学研究科修了。その後、市立中津川総合病院内科部長。国立療養所中部病院内科医長などを経て、現在、国立長寿医療研究センター内科総合診療部長。医学博士。老年病専門医。著書に「認知症・アルツハイマー病が良くわかる本」(主婦の友社)「地域回想法ハンドブック」(河出書房新社)「かかりつけ医のための認知症診療ガイド」(医業ジャーナル社)など多数。日本老年精神医学会, 日本認知症学会などの理事を務める。



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。