

# デュアルタスク時の脳波計測に基づく CNN を用いた 認知機能障害の早期検出

渡邊 早紀<sup>1,a)</sup> 武 淑瓊<sup>1,b)</sup> 劉 家慶<sup>1,c)</sup> 大倉 史生<sup>1,d)</sup> 槇原 靖<sup>1,e)</sup> 八木 康史<sup>1,f)</sup>

**概要:** 現代の日本の高齢社会において、認知症に対する取り組みが今後ますます重要であり、認知機能障害の早期検出が期待されている。臨床現場ではペーパーテストにより認知症の診断を行うが、専門家の立ち会いが必要であり、日常的に行うことが難しい等の問題点がある。近年、計算と歩容を同時に行うデュアルタスクシステムが開発され、動作や計算能力に注目し、認知機能障害の検出が行なわれている。しかし、このシステムは認知機能に直接関わる脳の活動を観察することができない。本研究では、デュアルタスク時の脳波を計測し、CNN を用いたモデルで機械学習を行うことで、認知機能障害を検出することを提案する。提案するネットワークを用いて、計測した脳波データを時間方向に畳み込み特徴を抽出し、「健常者」と「軽度認知障害 (MCI)」との 2 クラス分類を行う。その結果、デュアルタスク時の脳波を用いる場合「感度+特異度」の値で 1.63 を達成し、認知機能障害の早期検出に有効であることを実証した。

**キーワード:** デュアルタスク, 脳波, 認知症, 軽度認知障害 (MCI), 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

## 1. はじめに

認知症は脳の病気や障害など様々な原因により認知機能が低下し、記憶障害など日常生活全般に支障が出てくる状態をいう。認知症に対する根本的な治療法は存在しないが、認知症の手前の「軽度認知障害 (MCI)」の段階で適切なケアを行うことで、認知症の進行を遅らせることが期待される。さらに、日本において 2025 年には約 700 万人 (高齢者の約 5 分の 1) が認知症になると予測されており [1], 認知機能の低下を早期発見することが重要である。また、早期発見には認知機能の日常的な検査によりモニタリングすることが有効である。

臨床現場では様々な認知症検査が用いられる。例えば MMSE [2] (日本語版は MMSE-J [3]) という検査法は、専門家の立ち会いの下で実施されるペーパーテストである。このテストは問題が固定されており、短期間で繰り返し実施すると問題を覚えてしまう。

このような問題に対し近年、デュアルタスクが認知症に

関連があるとして注目されている。デュアルタスクとは、例えば「歩きながら話す」など、2つの動作を同時に行うことを指す。最近の研究では、簡単な加減算の計算をしながら、あるいは動物の名前を唱えながら、歩行を行うデュアルタスクの実験を行い、その結果デュアルタスク時の歩行速度の低下が認知症検出の重要な特徴になり得ることが報告されている [4]。また、動物の名前を唱えながら、Timed Up-and-Go テスト (TUG) を受ける、つまり運動タスクと認知タスクを同時に行うデュアルタスクの実験を行った結果、認知機能の低下に伴いデュアルタスク時の TUG の歩行速度が低下することが示されている。 [5] さらに、計算と足踏みを同時に行うデュアルタスク体験システムが開発された [6]。このシステムではデュアルタスクを行い、そのパフォーマンスデータを基に認知機能障害の検出を行っている [7]。

近年、MRI 装置を使って脳活動を視覚化する手法の一つである fMRI を用いて、脳活動と認知機能の関係を説明する定量的な情報表現モデルが構築された [8]。脳活動により認知機能を評価することが可能であることが報告されている。

脳活動を表現する手法として MRI の他に脳波があり、脳波を用いて MCI と健常者を識別する手法が報告されている [9]。この研究では、頭皮に電極を装着する一般的な脳波計を用いて脳波を計測している。しかし、この脳波計は

<sup>1</sup> 大阪大学

a) watanabe\_s@am.sanken.osaka-u.ac.jp

b) wu@am.sanken.osaka-u.ac.jp

c) liu@am.sanken.osaka-u.ac.jp

d) okura@ist.osaka-u.ac.jp

e) makihara@am.sanken.osaka-u.ac.jp

f) yagi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

電極数が多いため装着に時間がかかる上、自分で装着するのが困難である。

本研究では、小型の脳波センサ [10] を用いてデュアルタスク時の脳波を計測し、CNN を用いたモデルで分析することで、認知機能障害を早期検出することを提案する。小型のパッチ式脳波センサは、一般的な脳波計よりも電極数が少なく、額に装着するため装着が容易である。さらにこのネットワークを用いて、時間方向に脳波データを畳み込むことで重要な特徴を抽出できることが期待される。

本研究の貢献として、以下の2点を挙げる。

- (1) **デュアルタスク時の脳波計測による認知機能障害の早期検出:** 既存のデュアルタスクシステムではタスクのパフォーマンスのみに注目していたが、脳波を計測することでデュアルタスク時の脳の活動を直接観察することができる。また、デュアルタスク時の脳波が認知機能障害の早期検出に有効であることを初めて証明する。
- (2) **多数決を用いた推論モデル:** 前処理で脳波データに対しデータ拡張を行い、CNN を用いたネットワークの最後に多数決を用いた推論モデルを提案する。

## 2. 関連研究

### 2.1 認知症スクリーニングテスト

現在、一般的に用いられている認知症検査の手法はいくつかあるが、そのうちの一つに、MMSE (Mini-Mental State Examination) [2] という国際的に用いられる認知症スクリーニング検査がある。認知症になると低下するとされる記憶力、計算力、言語力、見当識等の問いを解くことで、どのような認知機能がどの程度低下しているのかを客観的に評価することができる。30点満点で、合計点が23点以下の場合認知症疑い、27点以下で軽度認知障害 (MCI) 疑い、28点以上で健常であると一般的に判断される。このテストは簡単な質問で構成されているため、高齢者も理解しやすいといった利点がある。その一方で、1度のテストで10~15分程時間を要し、医師等の専門家の立ち会いが必要となる。また質問が固定されており、再度MMSEの検査を受ける際は前回のMMSEの検査から数ヶ月期間を空けることが推奨されている。そのため、MMSEはな認知機能の日常的計測には向かない。

### 2.2 脳波解析

様々な研究により脳波は認知症に関連があることが報告されている。例えば、認知症の中で最も多いアルツハイマー型認知症患者と健常者との脳波では、特定の周波数帯の脳波の振幅の違いがある [11]。また、あるタスクを行う前後の脳波を計測し、その類似度を独自の関数で計算することで、健常者と認知症との識別に成功している [9]。この

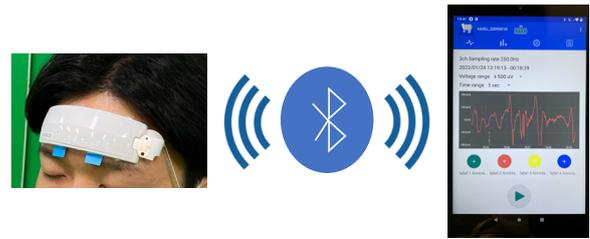


図1 パッチ式脳波センサ

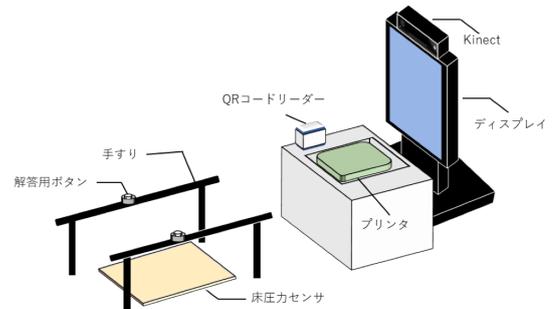


図2 デュアルタスク体験システム

研究により、認知機能が低下すると脳へ大きな負荷がかかることが報告されている。さらに、安静時に計測した脳波を2次元スペクトラムに変換し、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて認知症の検出を行う [12] など、近年では脳波を用いた機械学習が注目されている。

脳波を計測するための一般的な脳波計測装置は、頭皮全体に電極を配置するタイプのものである。しかし、この方法は電極数が多いため装着に時間を要する上、頭皮に電極を配置するため自分で装着するのは困難である。また、ジェルを用いて頭皮と電極をしっかりと固定する必要があるため不快感を感じる場合がある。

そこで開発されたのが、図1に示すパッチ式脳波センサである。このセンサは、額と左耳のみに電極を配置する小型で簡易的な脳波計測装置である。額に電極シートとセンサを装着し、専用のタブレットと無線で接続することで脳波を計測する。この電極シートは伸縮性があり、皮膚の凹凸に関わらず被験者の前額部の皮膚に密着させ、数分で額に装着することができるというメリットがある。また、このセンサの精度は頭皮に電極を配置する一般的な脳波計の精度と同じであることが報告されている [13]。

### 2.3 デュアルタスク体験システム

認知機能が低下し始めると、2つのタスクの切り替えがスムーズにできないという特徴がある。その特徴に注目し開発されたのが図2に示すデュアルタスク体験システムである [6]。このシステムでは、計算問題を解く計算タスク (以下、計算)、その場で足踏みをする足踏みタスク (以下、足踏み)、足踏みしながら計算問題を解くデュアルタスク (以下、デュアルタスク) の3つのタスクを行う。ま

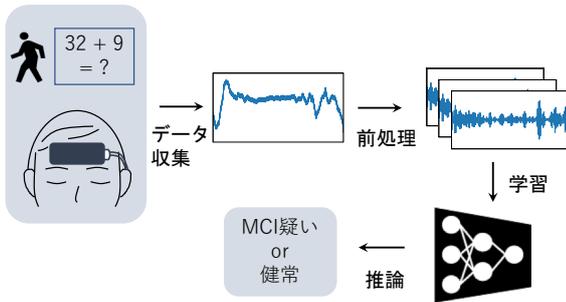


図 3 提案手法の流れ

表 1 脳波を計測するフェーズとその計測時間

フェーズ	計測時間 (秒)
安静 (閉眼)	120
計算	30
足踏み	20
デュアルタスク	30

表 2 脳波の分類

脳波	周波数 (Hz)
$\delta$ 波	0.5-4
$\theta$ 波	4-8
$\alpha$ 波	8-13
$\beta$ 波	13-30

た、体験者の歩行時における関節データや、計算能力などのデータを用いて認知機能障害の推定を行っている [7].

### 3. 提案手法

本研究では、デュアルタスクシステム体験時の脳波計測により、健常と MCI 疑いを識別する手法について提案する。提案手法の流れを 図 3 に示す。まず、デュアルタスクシステムを体験する時の脳波をパッチ式脳波センサを用いて計測しデータ収集を行う。次に収集した脳波データに対し前処理を行うことでデータセットを作成する。その後、学習データセットに対し CNN を用いたモデルによる機械学習を行い、健常と MCI 疑いの 2 クラス分類を行う。最後にテストデータに対し学習済みモデルによる推論を行い、その識別率によってモデルの性能を評価する。

各処理の詳細を以下で説明する。

#### 3.1 データ収集

パッチ式脳波センサを用いて、デュアルタスクシステムの体験時の脳波を計測する。さらに、参照データとして安静時の脳波も計測し、表 1 に示す計 4 フェーズの脳波を記録する。データ収集した各フェーズの脳波を 図 4 に示す。

また、被験者は MMSE テスト [2] と日常生活活動度 (ADL) 評価テスト [14] を受け、そのテストの結果によって健常または、MCI 疑いの診断を行う。記録した脳波データには、健常または、MCI 疑いのどちらかの真値のラベルが与えられる。

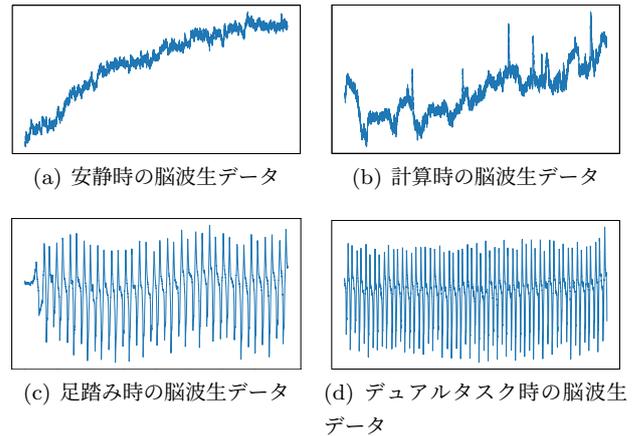


図 4 収集した各フェーズの脳波

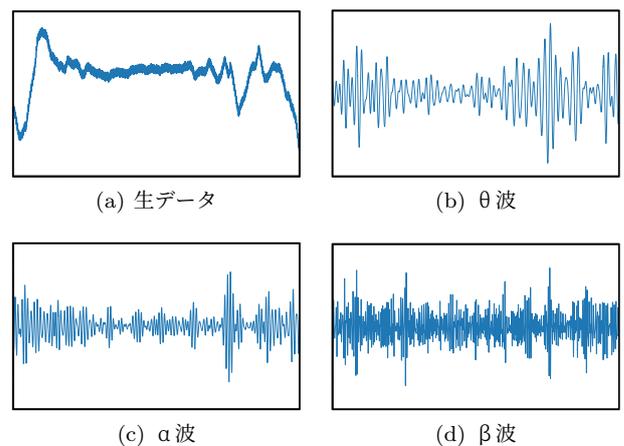


図 5 抽出した 3 種類の脳波の成分

#### 3.2 前処理

収集した脳波の生データには、純粋な脳波以外にも電源ノイズや筋電等の様々なノイズが含まれ、さらに個人差が大きいものとなっている。前処理では、フィルタリングと機械学習のためのデータセット作成の 2 つの処理を行う。

##### 3.2.1 フィルタリング

脳波は周波数によって主に表 2 に示す 4 種類の脳波の成分に分類される。本研究では、 $\delta$  波はノイズの影響を大きく受けるため、 $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波の 3 種類の脳波を抽出する。Matlab のツールボックス EEGLAB [15] に実装された、逆高速フーリエ変換 (FFT) に基づく eegfiltfft 関数を用いて、バンドパスフィルタリングを行うことで各脳波の成分を抽出する。

$\delta$  波を除外する理由としては、低周波数の脳波に筋電が多く含まれるためである。被験者は 2Hz 前後で足踏みをする傾向があり、足踏みの際の筋電ノイズは個人差が非常に大きい。そのため、 $\delta$  波を抽出する際に適用するバンドパスフィルターの周波数帯 0.5-4Hz に筋電の周波数も含まれてしまい、 $\delta$  波の脳波は筋電ノイズの影響を大きく受けてしまう。また、脳波を計測する際に含まれるノイズとして、瞬目運動や眼球運動によるアーチファクト、足踏み等によ

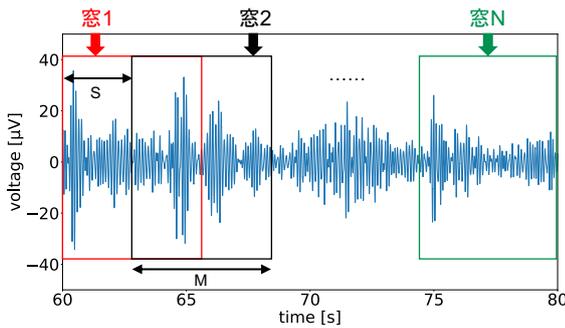


図 6 スライディングウィンドウ

る筋電、電源ノイズ等がある。本実験では脳波を計測する際、脳波計の側にデュアルタスクシステム等の電子機器があり、電源周波数 50Hz の電源ノイズが含まれる可能性が高い。フィルタリングによって周波数が 50Hz の波はカットされ、電源ノイズを除去することができる。また、バンドパスフィルタで指定した周波数帯に含まれない周波数の筋電等のノイズも幾らか除去することができる。

図 5 (a) の生データからフィルタリングにより、 $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波を抽出した例を図 5 (b) - (d) に示す。

### 3.2.2 データセット作成

次に、機械学習のためのデータセットを作成する。安静、計算、足踏み、デュアルタスクの各フェーズの脳波データ全体において、どの部分が識別に有効であるかは未知である。そこで、各フェーズの脳波データを図 6 に示すように、ウィンドウ（窓）サイズ  $M$ 、スライドサイズ  $S$  のスライディングウィンドウで分割する。これにより、1 人分の各フェーズのデータは複数個（図 6 の場合  $N$  個）生成される。脳波データ全体からは見えなかったような、識別に有効な傾向や特徴を取り出すことが目的である。また、脳波の電圧値には個人差があるため、Min-Max 正規化を行いスケールを統一する。

さらに、収集した 4 フェーズのうち、どのフェーズの脳波データが識別に有効であるかは未知である。本研究では、表 3 に示す 5 パターンのフェーズの組み合わせについて検証する。各パターンごとにデータをそれぞれ、機械学習の入力とした際の識別率を比較する。スライディングウィンドウ後の各フェーズのデータを組み合わせ、パターンごとのデータセットを作成する。パターン 5 の場合を例に挙げると、4 つの各フェーズのサンプルから 1 つずつ選び組み合わせる。その全ての選び方によって生成されるデータをデータセットに追加する。

前処理の結果、図 7 に示す下段の推論のように、1 人の被験者に対して  $P$  個のサンプルが生成され、さらにそれぞれ  $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波のデータがある。

### 3.3 学習

機械学習のアーキテクチャを図 7 の上段に示す。前処理

表 3 フェーズの組み合わせ

パターン	フェーズの組み合わせ
1	安静
2	安静 + 計算
3	安静 + 足踏み
4	安静 + デュアルタスク
5	安静 + 計算 + 足踏み + デュアルタスク

表 4 スライディングウィンドウのパラメータ

パラメータ	値 (秒)
ウィンドウサイズ (パターン 1-5)	6
スライドサイズ (パターン 1-4)	2
スライドサイズ (パターン 5)	3

により生成したデータセットのサンプル 1 つに対し、 $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波の 3 種類のデータがある。学習のネットワークとしては、まず 3 種類のデータをそれぞれ別々の CNN で学習させる。その後、3 つの CNN で抽出した特徴を 1 つに結合し、全結合層により健常か MCI 疑いかの 2 クラス分類を行う。作成したデータセットに対し、正解ラベルと予測ラベルが一致するように学習を行う。

### 3.4 推論

推論のアーキテクチャを図 7 の下段に示す。前処理により 1 人に対し、 $P$  個のサンプルが生成され、そのサンプル 1 つに対し  $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波の 3 種類のデータがある。推論の場合も、学習時と同様にサンプル 1 つの  $\theta$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$  波をそれぞれ学習済み CNN モデルで推論し、予測ラベルを出力する。また、1 人に対し  $P$  個のサンプルがあるため、予測ラベルも  $P$  個出力される。推論では、 $P$  個のラベルの中で多数決を行い、数が多い方のラベルをその人の推論ラベルと決定する。これは、前処理で 1 人に対するサンプル数が増えたとしても、推論の結果としてひとつのクラス分類の結果を決定する必要があるためである。また、 $P$  個の出力ラベルの中に正解ラベルとは異なるクラスを予測したものがあったとしても、その数が少なければ誤差を許容する仕組みである。

## 4. 実験と考察

### 4.1 実験設定

本実験のデータセットは、健常者 27 人、MCI15 人である。なお全ての被験者に対してインフォームドコンセントを取得した。

また、前処理におけるパラメータは表 4 のように設定する。パターンによってスライドサイズが異なる理由は、サンプル数（図 7 の  $P$ ）をパターン 5 に揃えるためである。パターン 1-4 は組み合わせるフェーズ数がパターン 5 より少なく、サンプル数をパターン 5 に揃えるためスライドサイズを小さくする。

また、入力 5 つのパターンで各々層化 4 分割交差検証

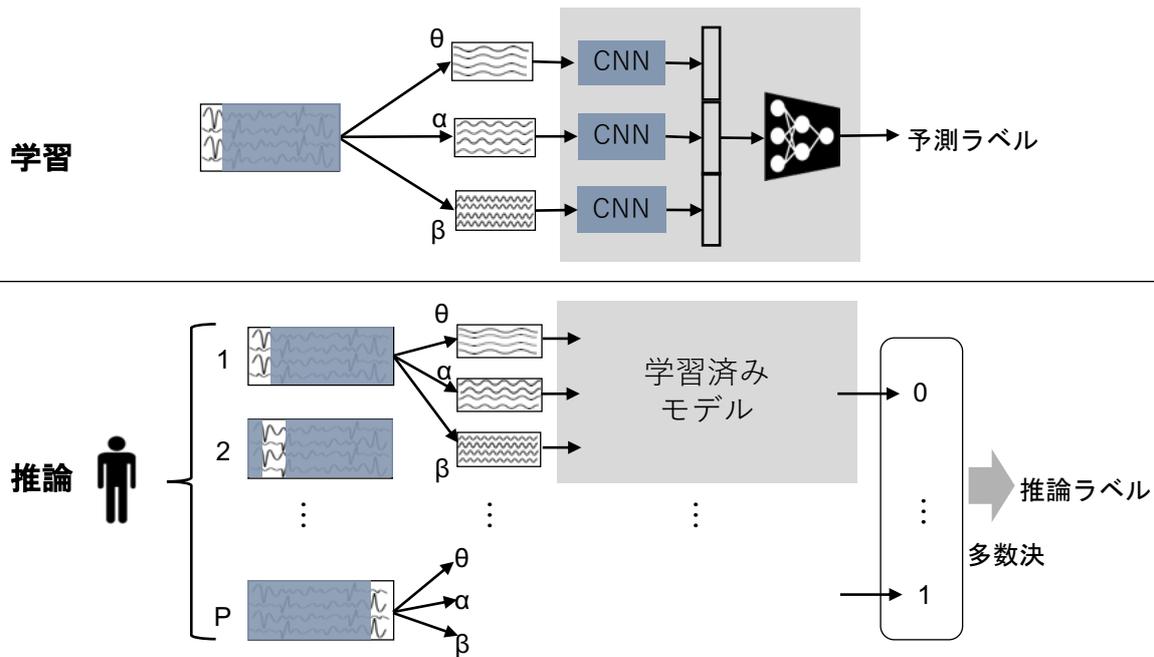


図 7 学習と推論の流れ

を行い、識別率を評価する。各分割内でのクラスの比率が等しくなるようにデータセットを4分割する。モデルの性能評価指標として、Accuracy, Sensitivity, Specificityがあり、式(1) - (3)のように算出される。また健常とMCI疑いの2クラス分類の識別率は、臨床検査の手法の優劣尺度として一般的に用いられるSensitivity+Specificityの値を用いて評価する。ただし、 $N_{TP}$ は正しく陽性(MCI疑い)だと予測したサンプル数、 $N_{TN}$ は正しく陰性(健常)だと予測したサンプル数、 $N_{FP}$ は誤って陽性だと予測したサンプル数、 $N_{FN}$ は誤って陰性だと予測したサンプル数を表す。

$$Accuracy = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (1)$$

$$Sensitivity = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}} \quad (3)$$

## 4.2 実験結果

機械学習の入力に5つのパターンを用いて実験を行った際の、パターンごとの結果を表5-表9に示す。4分割の交差検証の結果の平均精度をみると、パターン5の4フェーズ全て組み合わせる場合の平均識別率(Sensitivity+Specificityの値)が1.63と、最も高いことがわかる。これは、デュアルタスク時の脳波が健常とMCI疑いの識別に有効であることを示す。

さらに、推論モデルの多数決前における各サンプルのク

表 5 パターン 1: 安静

Cross	Acc	Sen	Spec	Sen + Spec
Cross1	0.81	1.00	0.71	1.71
Cross2	0.81	0.75	0.85	1.60
Cross3	0.50	0.75	0.30	1.08
Cross4	0.80	0.33	1.00	1.33
<b>Average</b>	<b>0.73</b>	<b>0.71</b>	<b>0.72</b>	<b>1.43</b>

表 6 パターン 2: 安静+計算

Cross	Acc	Sen	Spec	Sen + Spec
Cross1	0.81	0.50	1.00	1.50
Cross2	0.81	1.00	0.71	1.71
Cross3	0.70	0.50	0.83	1.33
Cross4	0.40	1.00	0.14	1.14
<b>Average</b>	<b>0.68</b>	<b>0.75</b>	<b>0.67</b>	<b>1.42</b>

表 7 パターン 3: 安静+足踏み

Cross	Acc	Sen	Spec	Sen + Spec
Cross1	0.63	1.00	0.42	1.42
Cross2	0.72	1.00	0.57	1.57
Cross3	0.70	1.00	0.50	1.50
Cross4	0.80	1.00	0.71	1.71
<b>Average</b>	<b>0.71</b>	<b>1.00</b>	<b>0.55</b>	<b>1.55</b>

ラス分類の結果(パターン5)を表10に示す。つまり、推論モデルのP個の出力結果の精度を表す。多数決後の表9に示す結果と表10に示す結果より、P個の中で多数決して決定した推定ラベルの識別率の方が高いことがわかる。

## 4.3 考察

認知機能が低下すると、デュアルタスク時の計算と足踏みを同時に行うのが難しく、計算に集中すると途中で足踏

表 8 パターン 4: 安静+デュアルタスク

Cross	Acc	Sen	Spec	Sen + Spec
Cross1	0.81	1.00	0.71	1.71
Cross2	0.90	0.75	1.00	1.75
Cross3	0.70	0.75	0.66	1.41
Cross4	0.70	0.66	0.71	1.37
<b>Average</b>	<b>0.77</b>	<b>0.79</b>	<b>0.77</b>	<b>1.56</b>

表 9 パターン 5: 安静+計算+足踏み+デュアルタスク

Cross	Acc	Sen	Spec	Sen + Spec
Cross1	0.90	1.00	0.85	1.85
Cross2	0.81	0.75	0.85	1.60
Cross3	0.70	0.25	1.00	1.25
Cross4	0.90	1.00	0.85	1.85
<b>Average</b>	<b>0.82</b>	<b>0.75</b>	<b>0.88</b>	<b>1.63</b>

表 10 多数決前の精度結果 (パターン 5)

Cross	Acc	Sen	Spec	Sen + Spec
Cross1	0.72	0.72	0.73	1.45
Cross2	0.68	0.60	0.72	1.32
Cross3	0.58	0.23	0.81	1.04
Cross4	0.67	0.65	0.69	1.34
<b>Average</b>	<b>0.66</b>	<b>0.55</b>	<b>0.73</b>	<b>1.28</b>

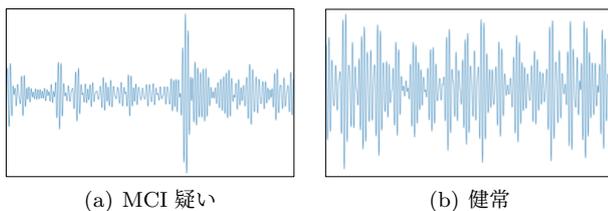


図 8 デュアルタスク時の脳波の比較

みが止まる傾向がある。そのため、MCI のデュアルタスク時の脳波には、図 8 (a) に示すように、足踏みによる筋電が不定期に入り脳波の振幅の大きさに差があると考えられる。一方、健常者は継続して足踏みを行えるため、図 8 (b) に示すように、安定して筋電が入り脳波の振幅がある程度一定であると考えられる。デュアルタスク時の脳波データには足踏みや計算という刺激に対する反応が含まれ、情報量が多いためパターン 5 の識別率が高いと考察する。

また、CNN による P 個の識別率よりも、その中で多数決して決定した推定ラベルの識別率の方が高いことより、脳波の時系列データの中でも識別に有効な時間のデータと、有効でない時間のデータがある可能性があると言える。P 個の出力ラベルの内、誤識別しているデータに、例えばタスクの開始時間付近のデータは誤識別している割合が高い、等の共通点があるかもしれない。本実験では簡単のため、P 個のすべてのラベルの重みを等しくして多数決をしているが、新たなニューラルネットワークで P 個の出力ラベルにも重み付けをし、誤識別する割合の高いデータの出力の重みを小さくすると推定ラベルの識別率向上が期待される。

## 5. おわりに

本研究では、デュアルタスク時の脳波計測による認知機能障害の検出手法について提案した。提案手法では、装着が容易なパッチ式脳波センサを用いて、デュアルタスクシステム体験時の脳波データを収集した。また、CNN を用いたモデルで機械学習を行うことで、デュアルタスク時の脳波が認知機能障害の検出に有効であることが確認できた。それは、足踏みと計算という刺激に対する情報が含まれているためだと考えられる。

今後は収集した脳波データを時系列データとして扱うようなモデルの改善を行いたいと考える。さらに脳波データに加えて、デュアルタスクシステムから収集される計算問題の回答スピード、正答率、足踏み時の関節データなど、様々なデータと融合することで識別率の向上が期待される。

**謝辞** 本研究は、AMED の課題番号 JP21uk1024001 の支援を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 二宮利治: 日本における認知症の高齢者人口の将来推計に関する研究, 厚生労働科学研究費補助金厚生労働科学研究事業 (2014).
- [2] 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).
- [3] 日本文化科学社: MMSE-J, [https://www.nichibun.co.jp/kensa/detail/mmse\\_j.html](https://www.nichibun.co.jp/kensa/detail/mmse_j.html).
- [4] Montero-Odasso, M. M., Sarquis-Adamson, Y., Speechley, M., Borrie, M. J., Hachinski, V. C., Wells, J., Riccio, P. M., Schapira, M., Sejdic, E., Camicioli, R. M. et al.: Association of dual-task gait with incident dementia in mild cognitive impairment: results from the gait and brain study, *JAMA neurology*, Vol. 74, No. 7, pp. 857–865 (2017).
- [5] Åhman, H. B., Cedervall, Y., Kilander, L., Giedraitis, V., Berghlund, L., McKee, K. J., Rosendahl, E., Ingelsson, M. and Åberg, A. C.: Dual-task tests discriminate between dementia, mild cognitive impairment, and healthy controls—a cross-sectional cohort study, *BMC geriatrics*, Vol. 20, No. 1, pp. 1–10 (2020).
- [6] Matsuura, T., Sakashita, K., Grushnikov, A., Okura, F., Mitsugami, I. and Yagi, Y.: Statistical analysis of dual-task gait characteristics for cognitive score estimation, *Scientific reports*, Vol. 9, No. 1, pp. 1–12 (2019).
- [7] Wu, S., Matsuura, T., Okura, F., Makihara, Y., Zhou, C., Aoki, K., Mitsugami, I. and Yagi, Y.: Detecting Lower MMSE Scores in Older Adults Using Cross-Trial Features From a Dual-Task With Gait and Arithmetic, *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 150268–150282 (2021).
- [8] Nakai, T. and Nishimoto, S.: Quantitative models reveal the organization of diverse cognitive functions in the brain, *Nature communications*, Vol. 11, No. 1, pp. 1–12 (2020).
- [9] Trinh, T.-T., Tsai, C.-F., Hsiao, Y.-T., Lee, C.-Y., Wu, C.-T. and Liu, Y.-H.: Identifying Individuals With Mild

- Cognitive Impairment Using Working Memory-Induced Intra-Subject Variability of Resting-State EEGs, *Frontiers in Computational Neuroscience*, Vol. 15 (2021).
- [10] Sekitani, T., Yoshimoto, S., Araki, T. and Uemura, T.: 12-2: Invited Paper: A Sheet-type Wireless electroencephalogram (EEG) Sensor System using Flexible and Stretchable Electronics, *SID Symposium Digest of Technical Papers*, Vol. 48, No. 1, Wiley Online Library, pp. 143–146 (2017).
- [11] Koelewijn, L., Bompas, A., Tales, A., Brookes, M. J., Muthukumaraswamy, S. D., Bayer, A. and Singh, K. D.: Alzheimer’s disease disrupts alpha and beta-band resting-state oscillatory network connectivity, *Clinical Neurophysiology*, Vol. 128, No. 11, pp. 2347–2357 (2017).
- [12] Ieracitano, C., Mammone, N., Bramanti, A., Hussain, A. and Morabito, F. C.: A convolutional neural network approach for classification of dementia stages based on 2D-spectral representation of EEG recordings, *Neurocomputing*, Vol. 323, pp. 96–107 (2019).
- [13] Li F, Egawa N, Y. S. et al.: Potential Clinical Applications and Future Prospect of Wireless and Mobile Electroencephalography on the Assessment of Cognitive Impairment, *Bioelectricity*, Vol. 1, No. 2, pp. 105–112 (2019).
- [14] Katz, S.: Assessing self-maintenance: activities of daily living, mobility, and instrumental activities of daily living, *Journal of the American Geriatrics Society*, Vol. 31, No. 12, pp. 721–727 (1983).
- [15] Delorme, A. and Makeig, S.: EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis, *Journal of neuroscience methods*, Vol. 134, No. 1, pp. 9–21 (2004).