

科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成24年5月15日現在

機関番号：13301

研究種目：基盤研究（C）

研究期間：2009～2011

課題番号：21560393

研究課題名（和文） チャンネル間直交成分解析と高汎化ニューラルネットワークによる BCI の開発

研究課題名（英文） Research of BCI system based on neural networks with high generalization and multi-channel orthogonal components

研究代表者

中山 謙二 (NAKAYAMA KENJI)

金沢大学・電子情報学系・教授

研究者番号：00207945

研究成果の概要（和文）：ブレインコンピュータインタフェース（BCI）において、多チャンネルで測定された脳波をチャンネル間で直交化することにより脳波の特徴を強調する方法を提案した。並列構成された複数の階層形ニューラルネットワーク（MLNN）を用いてメンタルタスク（MT）を分類し、それらの結果を統合する方法により、MT の分類性能が大幅に向上した。他の方式として、脳波の特徴を強調する部分空間フィルタと複数の2分類器、その出力を誤差訂正符号化する方式を提案し、高い分類性能を得た。

研究成果の概要（英文）：Brain Computer Interface (BCI) system has been developed. A method to emphasize features of the brain waves has been proposed. The orthogonalized components and parallel multi-layer neural networks are used to classify the mental tasks. These results are averaged to obtain the final result. The high performance for mental task classification has been obtained. Another method, combining the special filter, binary classifiers and error correcting code, has been proposed, resulting in high performance.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2009年度	1,700,000	510,000	2,210,000
2010年度	1,000,000	300,000	1,300,000
2011年度	900,000	270,000	1,170,000
年度			
年度			
総計	3,600,000	1,080,000	4,680,000

研究分野：信号処理

科研費の分科・細目：電気電子工学・通信・ネットワーク工学

キーワード：BCI, ニューラルネットワーク, 脳波, メンタルタスク, 直交成分

1. 研究開始当初の背景

近年、脳波を解析してマン・マシンインタフェースを行うブレイン・コンピュータ・インタフェース（BCI）が欧米を中心に活発に研究されている。BCIは、ユーザがある事象（メンタルタスク）を想像し、そのときの脳波を計測・分析することにより、想像したメンタルタスクを推定し、それによりコンピュ

ータや機器を操作するものである。筋萎縮性側索硬化症(ALS)や脊髄損傷などの患者向けのインタフェースのみならず、健常者にとってもコンピュータへの入力、バーチャルリアリティ（VR）やゲーム、特殊な労働環境におけるインタフェース、など応用範囲は無限に広がっている。

生体情報である脳波測定は、人間の脳の活動により発生する電位変化を頭皮上に設け

る電極からの電位変化として検出することにより行われる。従来方法では、特徴量として、フーリエ変換、自己回帰 (AR) モデルの係数、主成分分析 (PCA)、独立成分分析 (ICA)、ウェーブレットなどが用いられ、分類器としては、線形分類、隠れマルコフモデル (HMM)、ニューラルネットワーク (NN)、ベイズ分類等が用いられている。しかし、AR モデルや HMM は脳波の生成過程をモデル化することが難しいこと、PCA や ICA は脳波が不安定で変化しやすいため、同じメンタルタスクに対して、同じ傾向を得ることが難しいなどの問題がある。NN は既知データを用いた学習が可能であり、BCI の方式として有望である。しかし、脳波から NN の入力として最適な特徴量を取り出す技術はまだ十分ではない。また、脳波は不安定であり、環境や時間的な変化を受けやすい。この問題に対する技術もまだ十分ではない。汎化能力が高い分類法として、サポートベクターマシン (SVM) があるが、入力データが多い場合にカーネルの最適化に時間がかかるという問題がある。

我々は、フーリエ変換 (FFT) と NN をベースとした BCI の研究開発を平成 17 年度から行っており、以下の成果を上げている。① 脳波の FFT に対するデータ圧縮法と非線形正規化法の提案、及び、NN の最適化、② NN の高い汎化能力を実現する学習法と結合荷重による特徴解析法の提案、③ 多チャンネルの脳波において、チャンネル間の独立成分を抽出する方法の提案、④ 脳磁計を用いた BCI の開発と、チャンネル位置の最適化法の提案。さらに、⑤ 脳波解析の基盤技術となるブラインド信号源分離 (BSS) 及び、⑥ 脳波に含まれる多くの雑音を除去するノイズキャンセラやエコーキャンセラの技術の構築している。

以上の研究成果を融合発展させる形で新しい BCI 方式を着想するに至った。

2. 研究の目的

本研究で開発した BCI 方式の手順は以下の (A) → (E) である。

- (A) ユーザがメンタルタスクを想像する
- (B) そのときの脳波を測定
- (C) チャンネル間の独立成分解析
- (D) 特徴抽出と前処理 (雑音除去, FFT, データ圧縮, 非線形正規化)
- (E) NN によるメンタルタスクの分類
- (F) 機器の操作。

研究の目的は以下の (1) ~ (6) のようにまとめられる。

(1) BCI にとって、脳波を測る位置 (チャンネル位置) は非常に重要である。我々は横河電機の脳磁計 (160 チャンネル) を用いて主要な部位 (前頭葉など) から 8 チャンネルを選択する方法で BCI を構成し、実験を行った。その結果、

部位内でチャンネル位置を最適化することにより、メンタルタスクの分類性能が大きく改善された。本研究では、自動的に最適なチャンネル位置を探索する方法を開発する。

(2) 脳波は複数点 (多チャンネル) で測定されるが、チャンネル間に共通成分が含まれるとチャンネル固有の特徴が低下する。そこで、チャンネル間の独立成分を取り出す方法が検討されている。従来の独立成分解析 (ICA) では、同じメンタルタスクに対して、同じ特徴が同じ順位で得られない、という **Permutation** 問題がある。これは、独立成分を NN の入力として用いるときには致命的な問題である。我々は、グラムシュミットの直交化法を用いる方法を提案し、メンタルタスクの分類性能を大幅に改善した。この方法では **Permutation** 問題は生じないが、直交化するチャンネル順を最適化する必要がある。本研究では、チャンネル順を自動的に最適化する方法を開発する。

(3) 脳波は不安定であり、同じメンタルタスクに対しても、環境やユーザの体調などによって変化する。NN は既知の脳波データを用いて学習されるが、新しい脳波データに対する分類性能 (汎化能力) が非常に重要である。我々は、以前に提案した方式をベースにして、新たに NN の入力に乱数を加える方法を提案し、大幅な分類性能の向上を実現した。本研究では、NN の入力に加える乱数の確率密度関数と分散を自動的に最適化する方法を開発する。

(4) 脳波は環境や体調、さらに、時間的にも変化する。その為に、新しい脳波データによる追加学習が必要となる。本研究では、学習した機能を維持し、かつ、新しい脳波データに対して追加学習を行う方法を開発する。具体的には、過去の入力情報を重み付けで組み込むことができる巡回形最小二乗法を NN に適用して、新しい追加学習法を開発した。

(5) メンタルタスクによっては、分類しやすいものと、そうでないものがある。全てのメンタルタスクを同じ性能で分類するために、強化学習法をベースにした新しい学習法を開発する。

これらの研究目的には以下のような意義がある。

(1) BCI においては、どの位置で脳波を測定するかが、重要なポイントであるが、これに関する研究は皆無である。少ないチャンネルで BCI を実現するためにも重要である。本研究で提案する方式は、各メンタルタスクに対するチャンネルの貢献度を NN の結合荷重の分布に基づいて解析し、その貢献度に応じてチャンネル位置を調整する点で独創的である。

(2) 多チャンネル信号から独立成分を解析する方法はいろいろ研究されているが、従来法では、同じ特徴が常に同じ順位で抽出される

保証はない。いわゆる **Permutation** の問題がある。この独立成分を NN の入力として用いる場合は致命的な問題である。本研究では、**Permutation** 問題を解決する独立成分解析の手法を開発する点に大きな特色がある。基本的にはグラムシュミットの直交化法に基づくが、さらに、直交化するチャンネル順番を自動的に最適化する点が独創的である。

(3) 脳波は非常に不安定であるために、NN に基づく BCI にとっては、NN の汎化能力の向上と追加学習が不可避である。前者に対しては、既に、NN の入力に乱数を加える方法を提案し、大幅な分類性能の向上を得た。本研究では、乱数の確率密度関数と分散を自動的に最適化する点が従来にない大きな特色である。また、NN の追加学習法として、忘却係数を用いた巡回的な最小二乗法による方法を提案するが、忘却係数により追従特性が制御できる点が大きな特色である。

(4) BCI の使用環境では脳波に多くの雑音が混入する。本研究では、脳波と雑音の統計的な性質に基づいて脳波対雑音比を推定し、この比が低い周波数でスペクトルを抑制する点に特色がある。

3. 研究の方法

(1) チャンネル位置の自動最適化法の開発

我々は、平成 19 年度に横河電機の脳磁計を用いて BCI の実験を行った。この脳磁計は頭部全体を 160 チャンネルで測定できる。主要な部位（前頭葉など）から 8 チャンネルを選択して BCI を構成した。チャンネル位置を最適化することにより、メンタルタスクの正答率が被験者 A で 90% から 97.5%、被験者 B で 82.5% から 85% に向上した。本研究では、最適なチャンネル位置の自動探索法を開発する。

メンタルタスクに対するチャンネルの貢献度は NN の結合荷重分布状況に基づいて解析できる。あるメンタルタスクに対して貢献度の高いチャンネル同士を近づけるように制御する。これは、メンタルタスクに対して、脳のある領域が活動することに基づいている。すなわち、複数のチャンネルで脳の活動領域をカバーするように制御する方法である。

(2) チャンネル間独立成分解析における直交化順の最適化

BCI の脳波は複数点（多チャンネル）で測定される。各チャンネルが共通成分を含むとチャンネル固有の特徴量が低下する。そこで、チャンネル間の独立成分を抽出する方法が用いられる。従来の独立成分解析(ICA)では、同じ特徴が同じ順位で抽出されるとは限らない。これが従来の ICA の致命的な問題である。

これに対して、我々は、グラムシュミットの直交化法を適用して、独立成分を抽出する方法を提案し、高い分類性能を得た。M チヤ

ネルの脳波データを $x_1 \sim x_M$ とする。1 チャンネルの脳波データを N 次元ベクトルとする。これらを直交化したベクトルを $v_1 \sim v_M$ とする。全ての測定データに対して、 $x_1 \sim x_M$ を直交化する順番を同じにすれば

Permutation の問題は生じない。しかし、直交化する順番によって、分類性能が影響されるため、直交化する順番を最適化する必要がある。

本研究では、直交化しない元データで NN の学習を行い、学習後の結合荷重を解析する。結合荷重の分布状況により重要なチャンネルを解析し、重要なチャンネル順に直交化を行う。これは、グラムシュミットの直交化法では、直交化の順番が早いほど原情報を保持できるからである。

(3) NN の高汎化学習法の開発

脳波は不安定で変化しやすい。我々は、NN の入力に乱数を重畳する方法を提案し、メンタルタスクの分類性能を被験者 C で 74% から 88% に、被験者 D で 64% から 80% に改善した。しかし、乱数の分散については経験的に決めていた。本研究では、乱数の最適な確率密度関数と分散を自動的に最適化する方法を開発する。NN の入力データの分布を混合ガウス分布で近似して、新規データも含めた全体のデータ分布を求め、それに基づき乱数の確率密度関数と分散を決める方法を開発する。

(4) NN の追加学習法の開発

脳波は時間的に変化するため、一度学習した NN をそのまま使用し続けることは難しい。本研究では、学習した機能を維持し、かつ、新しい脳波データに対して学習を行う方法を開発する。過去の入力情報を重み付けで組み込むことができる巡回形最小二乗法を NN に適用して、新しい追加学習法を開発する。演算量は増加するが、BCI は学習モードと運用モードに分けて実行されるため、問題ない。

(5) 雑音除去方法の開発

BCI の使用環境によっては、脳波には多くの雑音が含まれる。全てのメンタルタスクに共通に含まれる狭帯域雑音であれば、NN の学習時にその影響を小さくできる。広帯域の雑音は NN の学習では除去できない。これに対しては、我々が開発したスペクトルサプレッション (SS) 法によるノイズキャンセラを多チャンネル形に発展させる方式を検討する。脳波と雑音の統計的な性質に基づき、脳波対雑音の電力比を推定し、この値が小さい周波数においてスペクトルを抑制する方法である。

4. 研究成果

(1) チャンネル間直交化と MLNN の並列構成による BCI 方式

多チャンネルで測定された脳波をチャンネル間で直交化する方法を以前に提案した。直交化の順番を変えることにより、複数の直交化された脳波データセットを得ることが出来る。これを用いて並列多重化 MLNN (階層形ニューラルネットワーク) により BCI を構成する方法を提案した。直交化する順番 (並列化する MLNN) を 5~10 種類程度にすることにより、メンタルタスクの分類特性が大幅に向上することが確認された。この方式は不安定である脳波を用いてメンタルタスクの分類を行う BCI の有望な方式である。

図 1 に直交化のチャンネル順が 1 種類である BCI 方式を示す。脳波がチャンネル 1~M で測定される。これらの脳波が Ch-1~Ch-M から入力される。これらの脳波がチャンネル間で直交化される。直交化された脳波が高速フーリエ変換 (FFT) と前処理 (PP) され、MLNN に入力される。MLNN の出力としてメンタルタスクの分類結果が得られる。

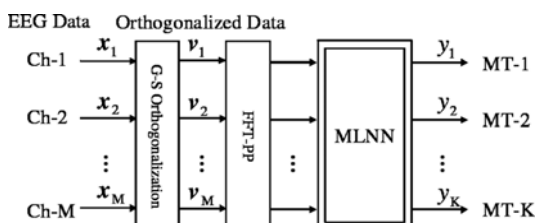


図 1 チャンネル間直交化による BCI 方式

図 2 に L 種類のチャンネル間直交化を用いた BCI 方式を示す。

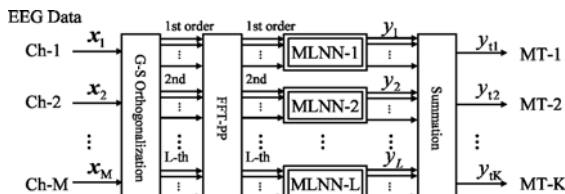


図 2 L 種類のチャンネル間直交化と並列形 MLNN を用いた BCI 方式

MLNN-1~MLNN-L は各々メンタルタスクの分類結果を出力する。これらを統合することにより最終的な分類結果を得る。L 種類の直交化順をランダムに 10 通り試し、メンタルタスクの分類性能の最も良い直交化順を選らぶことにより、高い分類性能を実現した。L=10 に対して、正答率が 92%、誤答率が 0% という高い性能を実現した。これは、現在提案されている他方式と比べても、十分に高い分類性能であり、BCI システムの実用化への道を大きく開く成果である。

(2) 自己組織型写像による BCI 方式

脳波を自己組織型写像 (SOFM) により別の領域に変換し (中間的な分類)、SOFM の

出力を MLNN で最終的に分類する方式を検討した。単一の MLNN で高汎化学習を行う方式とほぼ同等の性能が得られ、有効性が確認できた。

(3) 空間フィルタ, 2 分類器, 誤差訂正符号化による BCI 方式

脳波の特徴を強調する部分空間フィルタとメンタルタスクの 2 分類を行う MLNN で構成される基本分類器を複数個並列構成し、その出力として誤差訂正符号を用いる BCI 方式を提案した。並列構成する基本分類器の数を 15 個程度にすることにより、メンタルタスクの高い分類性能を実現した。

図 3 に BCI 方式の全体構成を示す。脳波 (EEG) は空間フィルタ (Spatial filter 1~L) で特徴抽出される。次に MLNN 1~MLNN L により 2 分類される。最後に、誤差訂正符号が出力され、復号化 (Decoder) の後、分類結果が得られる。

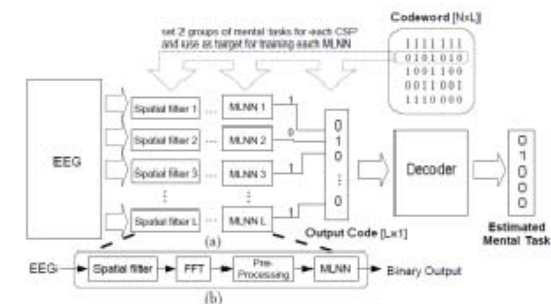


図 3 空間フィルタ, 2 分類器, 及び誤差訂正符号化による BCI 方式

(4) 簡易脳波計による BCI の実験

単一チャンネルの簡易脳波計を用いて BCI を構成し、メンタルタスクの分類性能を評価した。3 人の被験者及び 3 種類のメンタルタスクを用いて脳波を実測し、種々の実験を行った。簡易脳波計でも約 70% の分類性能が達成できることを確認した。

(5) メンタルタスクと分類性能の関係

メンタルタスク (MT) を大分類と小分類に分け、分類性能を調べた。大分類は「計算」、「スポーツ」、「物体の回転」の 3 種類。小分類は各大分類において以下の 3 種類とした、(計算: 掛け算, 割り算, 引き算), (スポーツ: ボールを打つ, ボールを投げる, 走る), (回転: バナナ, ぶどう, りんご)。大分類から 1 個の MT を選び、計 3 種類の MT による BCI では 63~83% の正答率が得られた。一方、一つの小分類の中にある 3 種類の MT を用いた場合は 45~65% の正答率であった。このように、MT がかなり異なる場合と、似ている場合で分類性能に有意な差が見られ、今後、BCI における MT の選択に対して有効な指針となる。

(6) 脳波をフーリエ変換した後、周波数分解の変換を行う。α波、β波などが分布する低周波数帯域で分解能を細かく、高周波数帯域で粗くする。被験者により最適な周波数分解能は異なるが、MTの分類性能が63~83%から73~93%に向上した。周波数分解能の最適化がBCIにとって重要であることが分かった。

(7) ウェーブレットとサポートベクターマシンのようなBCIについて検討し、ウェーブレットの分割数とMT分類性能の関係を調べた。また、時間区分に対する複数の回答を多数決する方法を提案し、MT分類性能を向上した。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計1件)

- ① P. Prechaprarnwong, K.Nakayama, A.Hirano, "Common spatial pattern with error-correcting output code and preprocessing on neural network-based brain-computer interface", Journal of Signal Processing, Vol.15, No.2, pp.133-144, March 2011. 査読有

[学会発表] (計8件)

- ① G. Yang, K.Nakayama, A.Hirano, "A BCI system based on wavelet decomposition and support vector machine with a dual-class voting mechanism", 電子情報通信学会, 第26回信号処理シンポジウム, 札幌コンベンションセンター, 札幌, B11-2(6頁), 2011.11.18 査読無.
- ② 市川裕太, 中山謙二, 平野晃宏, C4-1" 単一チャンネル脳波計とニューラルネットワークによるブレイン・コンピュータ・インタフェースの性能解析", 電子情報通信学会, 第26回信号処理シンポジウム, 札幌コンベンションセンター, 札幌, C4-1(6頁), 2011.11.17 査読無.
- ③ G. Yang, K.Nakayama, A.Hirano, "A dual-class voting mechanism for brain computer interface based on wavelet packet and support vector machine", 6th IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, ITAIC 2011, Chongqing, China, pp.197-201, 22nd Aug. 2011. 査読有.
- ④ P. Prechaprarnwong, K.Nakayama, A.Hirano, "CSP-ECOC combination on BCI application," 25th Signal Processing

Symposium, Nara Women's University, Nara, A6-2, pp.109-114, 25th Nov. 2010. 査読無

- ⑤ 齋藤宏哉, 中山謙二, 平野晃宏, "NNを用いたBCIにおける自己組織化マップによる多チャンネル脳波の特徴抽出法の検討" 電子情報通信学会, 第25回信号処理シンポジウム, 奈良女子大学, 奈良, pp.115-120, A6-3, 2010.11.25 査読無
- ⑥ K.Nakayama, H.Horita and A.Hirano, "A BCI system based on orthogonalized EEG data and multiple multilayer neural networks in parallel form," Proc. ICANN2010, International Conference on Artificial Neural Networks, Capsis Hotel Conference Centre, Thessaloniki, Greece, pp.205-210, 18th Sept. 2010. 査読有.
- ⑦ 齋藤宏哉, 中山謙二, 平野晃宏, "BCIにおける多チャンネル脳波の特徴抽出法の検討", 電子情報通信学会, 第24回信号処理シンポジウム, 鹿児島サンロイヤルホテル, 鹿児島, C1-1(6頁), 2009.11.25 査読無.
- ⑧ 堀田大貴, 中山謙二, 平野晃宏, "脳波のチャンネル間直交化と階層形ニューラルネットワークの多重並列構成によるBCI", 電子情報通信学会, 第24回信号処理シンポジウム, 鹿児島サンロイヤルホテル, 鹿児島, C1-2(6頁), 2009.11.25 査読無.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

中山 謙二 (NAKAYAMA KENJI)
金沢大学・電子情報学系・教授
研究者番号: 00207945

(2) 研究分担者

平野 晃宏 (HIRANO AKIHIRO)
金沢大学・電子情報学系・講師
研究者番号: 70303261