

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2012 年 10 月 4 日(04.10.2012)



(10) 国際公開番号
WO 2012/133185 A1

- (51) 国際特許分類:
A61B 5/0476 (2006.01) **G06F 3/01** (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2012/057513
- (22) 国際出願日: 2012 年 3 月 23 日(23.03.2012)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (30) 優先権データ:
特願 2011-081238 2011 年 3 月 31 日(31.03.2011) JP
- (71) 出願人 (米国を除く全ての指定国について): 独立行政法人理化学研究所(RIKEN) [JP/JP]; 〒3510198 埼玉県和光市広沢 2 番 1 号 Saitama (JP).
- (72) 発明者; および
- (75) 発明者/出願人 (米国についてのみ): チホツキ アンジェイ (CICHOCKI, Andrzej) [PL/JP]; 〒3510198 埼玉県和光市広沢 2 番 1 号 独立行政法人理化学研究所内 Saitama (JP). ファン アンホイ (PHAN, Anh Huy) [VN/JP]; 〒3510198 埼玉県和

光市広沢 2 番 1 号 独立行政法人理化学研究所内 Saitama (JP).

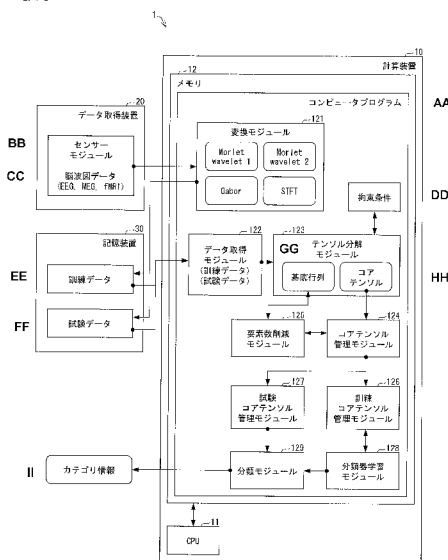
- (74) 代理人: 特許業務法人原謙三国際特許事務所 (HARAKENZO WORLD PATENT & TRADEMARK); 〒5300041 大阪府大阪市北区天神橋 2 丁目北 2 番 6 号 大和南森町ビル Osaka (JP).
- (81) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KM, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.
- (84) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW,

[続葉有]

(54) Title: BRAIN WAVE ANALYSIS APPARATUS, BRAIN WAVE ANALYSIS METHOD, PROGRAM AND RECORDING MEDIUM

(54) 発明の名称: 脳波解析装置、脳波解析方法、プログラム、及び記録媒体

【図2】



- | | |
|---|---|
| 10 Calculation unit | AA Computer program |
| 12 Memory | BB Sensor module |
| 20 Data acquisition unit | CC Encephalographic data (EEG, MEG, fMRI) |
| 30 Storage unit | DD Constraint condition |
| 121 Conversion module | EE Training data |
| 122 Data acquisition module (training data) (test data) | FF Test data |
| 123 Tensor decomposition module | GG Basic matrices |
| 124 Core tensor management module | HH Core tensor |
| 125 Element number-reducing module | II Category information |
| 126 Training core tensor management module | |
| 127 Test core tensor management module | |
| 128 Classifier learning module | |
| 129 Classification module | |

(57) Abstract: The brain wave analysis apparatus (1) is equipped with: a data acquisition unit (20) for acquiring brain wave signals from one or multiple subjects; a conversion module (121) for generating at least one multidimensional data tensor from the acquired brain wave signals; a tensor decomposition module (123) for decomposing the generated data tensor to a product of a core tensor and multiple basic matrices; and a core tensor management module (124) for managing each element of said core tensor in association with the subject(s).

(57) 要約: 脳波解析装置 (1) は、1 又は複数の被験者から脳波信号を取得するデータ取得装置 (20) と、取得した脳波信号から複数次元のデータテンソルを少なくとも 1 つ生成する変換モジュール (121) と、生成されたデータテンソルをコアテンソルと複数の基底行列との積に分解するテンソル分解モジュール (123) と、上記コアテンソルの各要素を上記被験者に関連付けて管理するコアテンソル管理モジュール (124) とを備えている。

WO 2012/133185 A1



MZ, NA, RW, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラ
シア (AM, AZ, BY, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), ヨー
ロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE,
ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV,
MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK,

SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ,
GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

— 国際調査報告 (条約第 21 条(3))

明 細 書

発明の名称：

脳波解析装置、脳波解析方法、プログラム、及び記録媒体

技術分野

[0001] 本発明は、脳波を解析する脳波解析装置、及び脳波解析方法に関する。

背景技術

[0002] 近年、被験者から得られた脳波を解析することによって、アルツハイマー病（AD: Alzheimer Disease）、血管性認知症（VAD: Vascular Dementia）、軽度認知障害（MCI: Mild Cognitive Impairment）、注意欠陥、注意欠陥多動性障害（ADHD）等の認知障害の早期発見を行う試みが盛んになされている。すなわち、被験者から得られた脳波を解析することによって、当該被験者に将来的に生じる各種の認知障害を予見する試みが盛んになされている。また、脳波を解析し、脳コンピュータインターフェース（BCI: Brain Computer Interface）を実現しようとする試みも盛んに行われている。

[0003] 被験者の脳波を解析することによって各種の認知障害を予見する試みとしては、例えば、特許文献１～３に開示された技術が挙げられる。

[0004] 特許文献１に開示された技術によれば、被験者から得られた生体電位信号から、時間ドメイン（time domain）、パワースペクトル（power spectrum）値、バイスペクトル（bispectrum）値、及び、高次スペクトル値が導出される。また、それらを用いて、被験者が病的状態にあるか否か、または、病的状態に進行する可能性があるか否かを示す指標である特徴（features）及びインデックス（indices）が算出される。

[0005] 特許文献２に開示された技術によれば、患者から得られた脳図信号（EEG signals）に基づいて、患者の神経学的状態、及び、精神的状態を示す指標である特徴及びインデックスが算出される。

[0006] 特許文献３に開示された技術によれば、被験者が注意欠陥障害であるか否かを示す指標であるスコアが複数の検査機器から取得され、取得された複数

のスコアを用いてコンポジットな結果が出力される。

[0007] また、特許文献4に開示された技術によれば、被験者の脳波データ、心臓血管のリスク因子 (cardiovascular risk factor) データ、及び認識データに基づいて、該被験者についての認知症のリスクが判定される。

[0008] これらの従来技術を用いることによって、脳波を解析して各種の認識障害の発生を予見することが現実的なものとなりつつある。

先行技術文献

特許文献

[0009] 特許文献1：米国特許第7 2 3 1 2 4 5号明細書（2007年6月12日登録）

特許文献2：米国特許第7 4 1 8 2 9 0号明細書（2008年8月26日登録）

特許文献3：米国特許第7 7 6 1 1 4 4号明細書（2010年7月20日登録）

特許文献4：米国特許出願公開第2007／0299360号明細書（2007年12月27日公開）

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0010] しかしながら、脳波を解析することによって特徴を算出するためには、脳波信号から得られる大量のデータを処理する必要がある。このため、従来の処理装置では、処理量が膨大になると共に、処理装置の製造コスト及び維持管理コストが増大してしまうという問題があった。

課題を解決するための手段

[0011] 上記の課題を解決するために、本発明に係る脳波解析装置は、1又は複数の被験者から脳波信号を取得する脳波信号取得手段と、上記脳波信号取得手段によって取得した脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成するデータテンソル生成手段と、上記データテンソル生成手段によ

って生成されたデータテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解するテンソル分解手段と、上記テンソル分解手段によって得られた上記コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する特徴管理手段と、を備えていることを特徴としている。

[0012] 上記の脳波解析装置によれば、1又は複数の被験者から取得された脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成する。また、当該データテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解する。そして、コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する。

[0013] このように、基底行列を用いてデータテンソルを分解し、コアテンソルを抽出することによって、被験者の特徴を該コアテンソルの各要素として効率的に管理することができる。また、コアテンソルを用いない場合に比べて、被験者の特徴を管理するために着目すべき要素の数を減らすことができるので、被験者の特徴を管理するためのデータ量を削減することが可能となる。これにより、例えば、異なる被験者の間で特徴を比較する処理、及び被験者の特徴を所定の特徴と比較する処理などにおける処理量が削減される。また、脳波解析装置の製造コスト及び維持管理コストが削減される。

[0014] また、本発明に係る脳波解析方法は、1又は複数の被験者から脳波信号を取得する脳波信号取得ステップと、上記脳波信号取得ステップにて取得した脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成するデータテンソル生成ステップと、上記データテンソル生成ステップにて生成されたデータテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解するテンソル分解ステップと、上記テンソル分解ステップにて得られた上記コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する特徴管理ステップと、を含んでいることを特徴としている。

[0015] 上記のように構成された脳波解析方法によれば、上述の脳波解析装置と同様の効果を奏する。

発明の効果

[0016] 本発明に係る脳波解析装置によれば、被験者の特徴を管理するためのデー

タ量が削減される。これにより、例えば、異なる被験者の間で特徴を比較する処理、及び被験者の特徴を所定の特徴と比較する処理などにおける処理量が削減される。また、脳波解析装置の製造コスト及び維持管理コストが削減される。

図面の簡単な説明

[0017] [図1]実施形態に係る脳波解析方法を用いた処理の流れを示すフローチャートである。(a)は、訓練ステージにおける処理の流れを示しており、(b)は、検査ステージにおける処理の流れを示している。

[図2]実施形態に係る脳波解析装置の構成を示す機能ブロック図である。

[図3]実施形態に係る脳波解析装置によるコアテンソル及び基底行列の更新処理の流れを示すフローチャートである。

[図4]実施形態に係る脳波解析装置による判別射影処理の流れを示すフローチャートである。

[図5]実施形態に係る脳波解析装置による周波数変換処理の一例として、複数のバンドパスフィルタを用いる構成を示す図である。

[図6]実施形態に係る脳波解析装置による周波数変換処理の他の例として、互いにパラメータの異なる2つのウェーブレット変換を用いる構成を示す図である。

[図7]実施形態に係る脳波解析装置として機能するコンピュータのブロック図である。

[図8]実施形態に係る脳波解析装置によって構築されるデータテンソルの一例を模式的に示す図である。

[図9]実施形態に係る脳波解析装置によるテンソル分解処理及び分類処理を模式的に示す図である。

[図10]実施形態に係る脳波解析装置1により、検査対象被験者をCTRLグループ及びMC Iグループの何れかに分類する際の分類精度ACCの一例を示す表である。

[図11]各チャンネルの空間的位置の例を示す図である。

[図12]実施形態に係る脳波解析装置1により、検査対象被験者をCTRLグループ及びADグループの何れかに分類する際の分類精度ACCの一例を示す表である。

[図13]実施形態に係る脳波解析装置1により、検査対象被験者をMCIグループ及びADグループの何れかに分類する際の分類精度ACCの一例を示す表である。

[図14]実施形態に係る脳波解析装置1により、検査対象被験者をCTRLグループ、MCIグループ及びADグループの何れかに分類する際の分類精度ACCの一例を示す表である。

[図15]3つのグループ(CTRL, MCI, AD)についての、周波数(3~18Hz)及びチャンネル(21チャンネル)に関するマップを示す図であり、(a)は、CTRLについてのマップを示しており、(b)は、MCIについてのマップを示しており、図15(c)は、ADについてのマップを示している。

[図16]実施形態に係る脳波解析装置1による分類精度の他の例を示す表である。

[図17]実施形態に係る脳波解析装置1による分類精度を説明するための図であって、(a)は、7つの周波数成分の各値を示すグラフであり、(b)は、1つの時間的成分の各値を示すグラフであり、(c)は、3つの空間的成分を示すトポグラフィーである。

発明を実施するための形態

[0018] 本発明の一実施形態について、図面を参照して説明すれば以下のとおりである。

[0019] (脳波解析方法)

以下では、本実施形態に係る脳波解析方法について、図1(a)~(b)を参照して説明する。本実施形態に係る脳波解析方法は、複数の訓練用被験者(訓練被験者)の脳波信号から、複数の特徴(feature)を抽出し、該複数の特徴を、検査対象の被験者(検査被

験者) から取得した脳波信号から抽出された特徴と比較することによって、検査対象の被験者を、複数のカテゴリ (クラスまたはグループとも呼ぶ) の何れかに分類するための方法である。

[0020] 本実施形態に係る脳波解析方法は、複数の訓練用被験者の脳波信号から、複数の特徴を抽出し、抽出した特徴を用いて分類器を訓練する (分類器を学習させる) 訓練ステージと、検査対象の被験者の脳波信号から抽出した複数の特徴を、訓練ステージにおいて蓄積した訓練用被験者の脳波信号の特徴と比較することによって、検査対象の被験者を複数のカテゴリ (クラス) の何れかに分類する検査ステージとを含んでいる。

[0021] 図 1 (a) は、本実施形態に係る脳波解析方法の訓練ステージにおける各ステップを示すフローチャートである。図 1 (a) に示すように、訓練ステージは、訓練用の被験者の脳波信号を取得するステップ (S 1 0 1)、取得した脳波信号を A D (Analog-Digital) 変換して得られる脳波データを周波数変換するステップ (S 1 0 2)、周波数変換後の脳波データからデータテンソルを構築するステップ (S 1 0 3)、データテンソルをテンソル分解することによってコアテンソルと基底行列とを導出するステップ (S 1 0 4)、及び、コアテンソルの各要素を用いて分類器を学習させるステップ (S 1 0 5) を含んでいる。

[0022] ここで、ステップ S 1 0 3 にて構築されるデータテンソルは、多くの場合、非常に多くの要素を有している。一方で、ステップ S 1 0 4 にて導出されるコアテンソルの有する要素の数は、S 1 0 3 にて構築されたデータテンソルの有する要素の数よりも少なく、訓練用被験者の脳波信号の特徴は、コアテンソルの各要素によって代表される。

[0023] このように、本実施形態に係る脳波解析方法によれば、訓練ステージにおいて、訓練用被験者の脳波信号から、データテンソルの有する要素数よりも少ない数の特徴が抽出され、抽出された特徴を用いて分類器が訓練される。

[0024] 図 1 (b) は、本実施形態に係る脳波解析方法の検査ステージにおける各ステップを示すフローチャートである。図 1 (b) に示すように、検査ステ

ージは、検査対象の被験者の脳波信号を取得するステップ（S 2 0 1）、取得した脳波信号を A D（Analog-Digital）変換して得られる脳波データを周波数変換するステップ（S 2 0 2）、周波数変換後の脳波データからデータテンソルを構築するステップ（S 2 0 3）、データテンソルからコアテンソルを導出するステップ（S 2 0 4）、訓練ステージにて得られた訓練用の被験者のコアテンソルと、ステップ S 2 0 4 にて得られた検査対象の被験者のコアテンソルとを分類器を用いて比較し、検査対象の被験者のコアテンソルを何れかのカテゴリ（クラス）に分類するステップ（S 2 0 5）、及び、分類結果を示すカテゴリ情報を出力するステップ（S 2 0 6）を含んでいる。

[0025] このように、本実施形態に係る脳波解析方法によれば、検査ステージにおいて、検査対象被験者の脳波信号から、検査対象被験者のデータテンソルの有する要素数よりも少ない数の特徴が抽出され、検査対象被験者の脳波信号と訓練対象者の脳波信号とが分類器を用いて比較される。

[0026] したがって、本実施形態に係る脳波解析方法によれば、多くの要素を有するデータテンソルから少ない数の特徴を抽出し、抽出した特徴を用いて分類処理を行うので、従来の技術に比べて処理量が削減される。

[0027] なお、上記各ステップにおけるより具体的な処理内容は、各ステップの処理を行う脳波解析装置 1 の各部の説明と共に詳述することにする。

[0028] （脳波解析装置）

以下では、本実施形態に係る脳波解析装置について、図 2～図 1 4 を参照して説明する。図 2 は、本実施形態に係る脳波解析装置 1 の構成を示すブロック図である。図 2 に示すように、脳波解析装置 1 は、計算装置 1 0、データ取得装置 2 0、及び記憶装置 3 0 を備えている。

[0029] 脳波解析装置 1 は、複数の訓練用被験者から取得した脳波信号から抽出された複数の特徴を蓄積し、該複数の特徴を、検査対象の被験者から取得した脳波信号から抽出された特徴と比較することによって、該検査対象の被験者を、複数のクラスの何れかに分類するための構成である。

[0030] データ取得装置 2 0 は、被験者の頭部から脳波信号（以下、単に脳波とも

呼ぶ)を取得する。ここで、脳波信号の例としては、脳電図 (EEG: Electroencephalogram) 信号、脳磁図 (MEG: Magnetoencephalogram) 信号、及び、機能的磁気共鳴画像 (fMRI: functional Magnetic Resonance imaging) 信号等が挙げられる。また、上記脳波信号の取得は、被験者の頭部に取り付けられた1又は複数のセンサーを介して行うこともできるし、機能的磁気共鳴撮像装置を介して行うこともできる。データ取得装置20は、取得した脳波信号を必要に応じてAD (Analog-Digital) 変換して得られる脳波データを、自身の備えるメモリ上で動作するコンピュータプログラムモジュールであるセンサーモジュールによって管理する。

[0031] センサーモジュールは、より具体的には、各サンプリング時刻における脳波データ値の時系列を管理する。したがって、例えば、サンプリング周波数を F_{samp} (Hz) と表し、サンプリング期間を T_{samp} (秒) と表し、センサーの個数 (チャンネルの個数とも呼ぶ) を N_{chan} と表すことにすると、1人の被験者から取得された脳波は、 $F_{\text{samp}} \times T_{\text{samp}} \times N_{\text{chan}}$ 個の脳波データ値の配列として管理されることになる。また、センサーモジュールは、複数の被験者から取得された脳波データを管理することができる。この場合、被験者の人数を K 人 (K は自然数) とすると、センサーモジュールは、 $F_{\text{samp}} \times T_{\text{samp}} \times N_{\text{chan}} \times K$ 個の脳波データ値の配列を管理することになる。

[0032] なお、センサーモジュールによって脳波信号を取得する対象となる被験者は、訓練用の被験者と検査対象の被験者とに大別することができる。ここで、訓練用の被験者とは、脳波解析装置1を訓練する (脳波解析装置1を学習させる) ためのデータを提供する被験者のことであり、被験者番号 k ($k = 1, 2, \dots, K$) によって互いに識別される。また、訓練用の被験者は、複数のクラスの何れかに属していることが確定している被験者である。例えば、脳波解析装置1をアルツハイマー病の早期発見のために用いる場合、各訓練用被験者は、健常者であるか (クラス1)、軽度認知障害者 (MCI) であるか (クラス2)、アルツハイマー病患者 (AD) であるか (クラス3) が既に確定しているものとする。また、脳波解析装置1を、運動心象 (m

otor imagery) に関する脳コンピュータインターフェースのために用いる場合には、各訓練用被験者は、例えば、右半身を動かそうとしている被験者であるか（クラス 1）、左半身を動かそうとしている被験者であるか（クラス 2）が既に確定しているものとする。各クラスは、クラス番号 c ($c = 1, 2, \dots, C$, C はクラスの総数) によって互いに識別される。

[0033] 計算装置 10 は、図 2 に示すように、CPU 11 及びメモリ 12 を備えており、CPU 11 からの指令に従って、メモリ 12 上でコンピュータプログラムの各種のモジュールが動作する。

[0034] (変換モジュール 121)

変換モジュール 121 は、上述のセンサーモジュールによって管理されている脳波データに対して、周波数変換を行うことによって、周波数変換後の脳波データを生成する。周波数変換後の脳波データは、記憶装置 30 に格納される。ここで、変換モジュール 121 によって行われる周波数変換の具体例としては、ウェーブレット変換、短時間フーリエ変換 (STFT: Short Time Fourier Transformation)、MEMD 変換などが挙げられる。また、ウェーブレット変換としては、より具体的に、Morlet 変換、Gabor 変換、及び Wigner 変換などが挙げられる。また、変換モジュール 121 として、図 5 に示すように、通過帯域が互いに異なる複数のバンドパスフィルタを用いる構成としてもよい。

[0035] 本実施形態において、変換モジュール 121 による周波数変換は、対象とする周波数を所定の範囲（例えば、 $3\text{ Hz} \sim 18\text{ Hz}$ ）に限定することによって行われる。このように、周波数を所定の範囲に限定することによって、ノイズや人為的な影響などを取り除くことができる。

[0036] また、変換モジュール 121 によって行われる周波数変換は、何れも、時間方向を複数の時間フレーム（ウィンドウとも呼ぶ）に区切ったうえで、各時間フレームについて行われる。したがって、ある被験者のあるチャンネルについての周波数変換後の脳波データは、各周波数帯域 (frequency bin)、及び各時間フレームについてのデータ値の配列となる。

- [0037] また、変換モジュール121は、ある被験者のあるチャンネルについての脳波データに対して、互いに種類の異なる複数の周波数変換を行い、各種別の周波数変換後の脳波データを、記憶装置30に格納する構成としてもよい。一例としては、ある被験者のあるチャンネルについての脳波データに対して、互いにパラメータの異なるウェーブレット変換を行う場合が挙げられる。このように、複数種類の周波数変換を用いる場合、ある被験者のあるチャンネルについての周波数変換後の脳波データは、各周波数帯域、各時間フレーム、及び周波数変換の各種別についてのデータ値の配列となる。周波数変換の種類を辞書 (dictionary) と呼ぶこともある。
- [0038] 図6は、変換モジュール121によって行われる周波数変換の一例を模式的に示す図である。図6に示す例においては、周波数変換として、バンド幅パラメータ f_b が6 Hz であり、ウェーブレット中心周波数 f_c が1 Hz である複素ウェーブレット変換 CWT_{6-1} と、バンド幅パラメータ f_b が1 Hz であり、ウェーブレット中心周波数 f_c が1 Hz である複素ウェーブレット変換 CWT_{1-1} とが用いられている。
- [0039] なお、変換モジュール121によって記憶装置30に格納された脳波データ値の配列は、訓練用の被験者から取得した脳波データである訓練データ値の配列と、検査対象の被験者から取得した脳波データである検査データ値の配列とに大別される。
- [0040] 本実施形態において、各々の訓練データ値は、周波数帯域、時間フレーム、チャンネル、辞書、及び被験者番号の5つのパラメータによって指定される。換言すれば、訓練データは、上記5つのパラメータの各々を引数とする訓練データ値の5次元配列として管理される。
- [0041] 一方で、検査対象の被験者の数を1人とする、各々の検査データ値は、上記5つのパラメータのうち、被験者番号を除く4つのパラメータによって指定される。換言すれば、検査データは、これら4つのパラメータの各々を引数とする検査データ値の4次元配列として管理される。

[0042] (データ取得モジュール 1 2 2)

データ取得モジュール 1 2 2 は、記憶装置 3 0 から訓練データ値の配列及び検査データ値の配列を取得し、それぞれ、訓練データテンソル、及び検査データテンソルを構築する。また、構築したデータテンソルをテンソル分解モジュール 1 2 3 に受け渡す。訓練データテンソル及び検査データテンソルの次元は、それぞれ、訓練データ値の配列及び検査データ値の次元と同じである。なお、データテンソルの次元は、モード (mode) と呼ばれることもある。

[0043] 以下の説明では、一般に $N + 1$ 次元の訓練データテンソルを $\underline{Y}$ 、 N 次元の検査データテンソルを $\underline{X}$ と表記する。また、 $\underline{Y}$ 及び $\underline{X}$ の要素を、各次元に対応する添え字 $p, q, r, \dots$ を用いて、それぞれ、 $y_{pqr\dots}$ 及び $x_{pqr\dots}$ のように表記する。 y に付された添え字の総数は $N + 1$ 個であり、 x に付された添え字の総数は N 個である。また、被験者番号が k である被験者についての訓練データテンソルを、 $\underline{Y}^{(k)}$ と表記する。

[0044] (テンソル分解モジュール 1 2 3)

以下では、テンソル分解モジュール 1 2 3 について説明を行う。まず、訓練データテンソルについてのテンソル分解処理について説明し、その後に、検査データテンソルについてのコアテンソル導出処理について説明する。

[0045] (訓練データテンソルについてのテンソル分解処理)

テンソル分解モジュール 1 2 3 は、訓練データテンソル $\underline{Y}$ を、以下のテンソル分解式 (数式 1) を用いて、コアテンソルと複数の基底行列との積にテンソル分解する。

[0046] [数1]

$$\underline{Y} = \underline{G} \times_1 \mathbf{A}^{(1)} \times_2 \mathbf{A}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{A}^{(N)} \quad \dots \text{(数式1)}$$

ここで、 $\underline{G}$ は、訓練コアテンソルを表しており、 $\mathbf{A}^{(n)}$ ($n = 1, 2, \dots, N$) は、それぞれ、2 次元の基底行列を表している。また、(数式 1) は、被験者番号を示す $N + 1$ 番目の次元に対応する単位行列を省略して表記している。

記号「 $\times_n$ 」は、 G の第 n

番目の添え字と、 $A^{(n)}$ の2番目の添え字とを縮約 (contract) することを示している。なお、以下では、基底行列の行または列を「成分」と呼ぶこともある。

[0047] 簡単のため、 $N = 3$ である場合、すなわち、訓練コアテンソルの次元が3である場合を例に挙げ、上記テンソル分解式 (数式1) を要素表示すると以下ようになる。

[0048] [数2]

$$y_{pqr} = \sum_{p=1}^{N_p} \sum_{q=1}^{N_q} \sum_{r=1}^{N_r} g_{lmn} a_{pl} a_{qm} a_{rn} \quad \dots (\text{数式1'})$$

ここで、 N_p 、 N_q 、及び N_r は、それぞれ、訓練コアテンソルの第1、第2、及び第3の次元に沿った要素数を表している。

[0049] 訓練コアテンソル $\underline{G}$ は、(数式1)のテンソル分解式を用いて、訓練データテンソル $\underline{Y}$ に比べて各次元について要素数の少ないテンソルとなるように導出される。換言すれば、テンソル分解モジュール123は、訓練データテンソル $\underline{Y}$ から、該訓練データテンソル $\underline{Y}$ よりも要素数の少ない訓練コアテンソル $\underline{G}$ を導出するものである。例えば、 $N = 3$ である訓練データテンソル y_{pqr} ($1 \leq p \leq N_p$ 、 $1 \leq q \leq N_q$ 、 $1 \leq r \leq N_r$) が、テンソル分解モジュール123により (数式1') を用いて、コアテンソル g_{lmn} ($1 \leq l \leq N_l$ 、 $1 \leq m \leq N_m$ 、 $1 \leq n \leq N_n$) と、基底行列 a_{pl} 、 a_{qm} 、 a_{rn} との積に分解されたとすると、 $N_l < N_p$ 、 $N_m < N_q$ 、 $N_n < N_r$ が満たされる。

[0050] なお、本明細書においては、データテンソル及びコアテンソルの各要素を、「特徴 (feature)」と呼ぶこともある。これは、データテンソル及びコアテンソルの要素が、被験者の神経学的状態を示す指標としての役割を有しているためである。

[0051] ここで、被験者の神経学的状態とは、一般に、被験者の脳や神経系についての状態または疾患のことを指す。神経学的状態の具体例としては、アルツ

ハイマー病、血管性認知症、軽度認知障害、注意欠陥、及び、注意欠陥多動性障害（ADHD）等が挙げられる。また、そのような疾患及び障害を有しない健常な状態も、神経学的状態の一例である。

[0052] また、（数式 1）に示すテンソル分解は、タッカー分解（Tucker decomposition）と呼ばれるテンソル分解の一類型であり、Nモード高次直交反復法（N-mode Higher Order Orthogonal Iterations: HOOI）と呼ばれるアルゴリズム、Nモード特異値分解（N-mode Singular Value Decomposition: HSVD）と呼ばれるアルゴリズム、Nモード非負分解（N-mode non-negative decomposition）と呼ばれるアルゴリズム、又は、Nモード疎分解（N-mode sparse decomposition）と呼ばれるアルゴリズム等を用いて解くことができる。

[0053] 以下では、テンソル分解モジュール 1 2 3 によるテンソル分解処理の一例について説明する。

[0054] テンソル分解モジュール 1 2 3 は、以下の（数式 2）によって与えられるコスト関数 $D(\underline{\mathbf{G}}, \mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)})$ を最小化するコアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ 、及び基底行列 $\mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)}$ を決定する。

[0055] [数3]

$$D(\underline{\mathbf{G}}, \mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)}) = \|\underline{\mathbf{Y}} - \underline{\mathbf{G}} \times_1 \mathbf{A}^{(1)} \times_2 \mathbf{A}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{A}^{(N)}\|_F^2 + J(\mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)})$$

... (数式2)

ここで、 $\|\cdot\|_F$ は、フロベニウスノルム（Frobenius norm）を表しており、 $J(\mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)})$ は、以下に示す J_{sparse} 、 J_{ortho} 、 J_{nng} 、及び J_{da} の線形和によって与えられるペナルティ項（拘束条件）を表している。

[0056] [数4]

$$J_{\text{sparse}} = \sum_{n=1}^N \alpha_n \|\mathbf{A}^{(n)}\|_1$$

... (数式3)

[0057] [数5]

$$J_{\text{ortho}} = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \beta_n \sum_{j \neq p} a_j^{(n)T} a_p^{(n)}$$

... (数式4)

[0058]

[数6]

$$J_{mg} = -\sum_{n=1}^N \gamma_n \sum_{i_{-n,r}} \log(a_{in,r}^{(n)}) + \sum_{r=[r_1, r_2, \dots, r_N]} g_r \quad \dots (\text{数式5})$$

[0059] [数7]

$$\begin{aligned} J_{da} &= \frac{1}{2} \lambda_w \text{tr}[\mathbf{S}_w] - \frac{1}{2} \lambda_b \text{tr}[\mathbf{S}_b] \\ \text{tr}[\mathbf{S}_w] &= \sum_{k=1}^K \left\| \underline{\mathbf{G}}^{(k)} - \underline{\mathbf{G}}^{(c_k)} \right\|_F^2 \\ \text{tr}[\mathbf{S}_b] &= \sum_{c=1}^C \left\| \underline{\mathbf{G}}^{(c)} - \underline{\mathbf{G}} \right\|_F^2 \end{aligned} \quad \dots (\text{数式6})$$

ここで、数式(3)における $\|\cdot\|_1$ は、 L_1 ノルム、すなわち、全ての要素の絶対値の和をとることを表している。

[0060] なお、 J_{sparse} は、基底行列 $A^{(n)}$ が疎(sparse)行列であることを要請するための条件であり、 J_{ortho} は、基底行列 $A^{(n)}$ に対して直交性(orthogonality)を要請するための条件であり、 J_{nng} は、コアテンソルが非負(non-negative)であることを要請するための条件と、対数バリア関数(logarithmic barrier function)との線形和である。また、 J_{da} は、カテゴリ情報又は判別情報を与えるためのものである。コアテンソルが非負であることを要請する上述の J_{nng} を用いて行われるテンソル分解は、非負テンソル分解(Nonnegative Tensor factorizations: NTF)とも呼ばれる。

[0061] また、(数式4)～(数式6)において、 $a_p^{(n)}$ 及び $a_{in,r}^{(n)}$ 等は基底行列 $A^{(n)}$ の要素を表しており、 g_r は、コアテンソル G の要素を表している。また、記号「T」は、転置行列の各要素であることを示しており、 α_n 、 β_n 、 γ_n 、 λ_w 、及び λ_b は、パラメータである。

[0062] また、(数式6)に示す $G^{(k)}$ 等は、以下に示す(数式7)によって与えられる。

[0063]

[数8]

$$\underline{\mathbf{Y}}^{(k)} \approx \underline{\mathbf{G}}^{(k)} \times_1 \mathbf{A}^{(1)} \times_2 \mathbf{A}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{A}^{(N)}$$

$$\underline{\mathbf{G}}^c = \frac{1}{n_c} \sum_{c_k \in I_c} \underline{\mathbf{G}}^{(c_k)} : \text{average tensor for class } c \text{ over a set } I_c \text{ of } K_c \text{ tensors} \quad \dots \text{ (数式7)}$$

$$\underline{\mathbf{G}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \underline{\mathbf{G}}^{(k)} : \text{average tensor of all samples}$$

(数式7)の第1式において、 $\underline{\mathbf{Y}}^{(k)}$ は、k番目の訓練用被験者から得られた訓練データテンソルを表しており、 $\underline{\mathbf{G}}^{(k)}$ は、k番目の訓練用被験者についてのコアテンソルを表している。(数式7)の第1式に示すように、何れの訓練用被験者から得られた訓練データテンソルも、被験者番号kに依存しない共通の基底行列 $\mathbf{A}^{(n)}$ を用いてテンソル分解される。

[0064] また、(数式7)の第2式は、クラスcに属するコアテンソルの平均を表しており、(数式7)の第3式は、各訓練用被験者から得られたコアテンソルの平均を表している。記号 c_k は、被験者番号がkである被験者が属するクラスのクラス番号を示している。

[0065] また、テンソル分解モジュール123は、 $\underline{\mathbf{G}}$ 及び $\mathbf{A}^{(n)}$ について、以下に説明する更新処理を繰り返し、収束後の $\underline{\mathbf{G}}$ 及び $\mathbf{A}^{(n)}$ を返す。

[0066] なお、上記数式において

[0067] [数9]

$$\underline{\mathbf{G}}^{(c)}$$

は、 K_c 個のコアテンソル

[0068] [数10]

$$\underline{\mathbf{G}}^{(c_k)}, c_k \in I_c, \text{card}(I_c) = K_c$$

よりなるクラスcに属するコアテンソルの平均を表しており、

[0069] [数11]

$$\underline{\mathbf{G}}^{(c_k)}$$

は、

[0070]

[数12]

$$c_k \in I_c$$

であるクラス c に属するコアテンソルを表している。

[0071] 図3は、コアテンソル $\underline{G}$ 及び基底行列 $A^{(n)}$ の更新処理の流れを示すフローチャートである。

[0072] (ステップ S 3 0 1)

まず、テンソル分解モジュール 1 2 3 は、データ取得モジュール 1 2 2 より訓練データテンソル $\underline{Y}$ を取得する。

[0073] (ステップ S 3 0 2)

続いて、テンソル分解モジュール 1 2 3 は、 n の値を 1 に初期化すると共に、 $n = 1, 2, \dots, N$ についてのループ処理を開始する。

[0074] (ステップ S 3 0 3)

続いて、テンソル分解モジュール 1 2 3 は、以下の(数式8)を用いて、基底行列 $A^{(n)}$ を更新する。

[0075] [数13]

$$A^{(n)} \leftarrow A^{(n)} * \frac{\left\langle \underline{Y} \times_{-(n, N+1)} \{A^T\}_c \underline{G} \right\rangle_{-n} + \lambda_b S_b^{-n} A^{(n)}}{A^{(n)} \left\langle \underline{G} \times_{-(n, N+1)} \{A^T A\}_c \underline{G} \right\rangle_{-n} + \alpha_n + \beta_n A^{(n)} (11^T - I_{R_n}) + \lambda_w S_w^{-n} A^{(n)}} \quad \dots (数式8)$$

ここで、 $\underline{Y} \times_{-(n, N+1)} \{A^T\}$ は、 $N+1$ 次元の訓練データテンソル $\underline{Y}$ と、転置された基底行列 $A^{(m)T}$ ($m = 1, 2, \dots, n-1, n+1, \dots, N$) との積、すなわち、

$$\underline{Y} \times_1 A^{(1)} \times_2 A^{(2)} \dots \times_{n-1} A^{(n-1)} \times_{n+1} A^{(n+1)} \dots \times_N A^{(N)}$$

を表しており、 $\langle P, Q \rangle_{-n}$ は、 P と Q とを第 n 番目の次元に対応する添え字以外の添え字について縮約することを示している。

[0076] また、(数式8)における S_b^{-n} 、 S_w^{-n} は、以下に示す(数式9)によって与えられる。

[0077]

[数14]

$$\begin{aligned}\underline{\mathbf{Z}} &= \underline{\mathbf{Y}} \times_{-(n, N+1)} \{\mathbf{A}^T\} \\ \mathbf{S}_b^{-n} &= \sum_{c=1}^C K_c \left(\bar{\mathbf{Z}}_{(n)}^c - \bar{\mathbf{Z}}_{(n)} \right) \left(\bar{\mathbf{Z}}_{(n)}^c - \bar{\mathbf{Z}}_{(n)} \right)^T \\ \mathbf{S}_w^{-n} &= \sum_{k=1}^K \left(\mathbf{Z}_{(n)}^k - \bar{\mathbf{Z}}_{(n)}^{c_k} \right) \left(\mathbf{Z}_{(n)}^k - \bar{\mathbf{Z}}_{(n)}^{c_k} \right)^T \quad \dots (\text{数式9})\end{aligned}$$

(ステップS304)

続いて、テンソル分解モジュール123は、ループ変数nの値がN+1未満であるか否かを判定する。

[0078] (ステップS305)

ループ変数nの値がN+1未満である場合（ステップS304でYes）、nをインクリメントする（nの値を1だけ増加させる）。

[0079] (ステップS306)

ループ変数nの値がN+1未満でない場合（ステップS304でNo）、テンソル分解モジュール123は、以下の（数式10）を用いて、訓練コアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ を更新する。

[0080] [数15]

$$\underline{\mathbf{G}} \leftarrow \underline{\mathbf{G}} * \frac{\underline{\mathbf{Y}} \times_{-(N+1)} \{\mathbf{A}^T\} + (\lambda_b + \lambda_w) \bar{\underline{\mathbf{G}}}}{\underline{\mathbf{G}} \times_{-(N+1)} \{\mathbf{A}^T \mathbf{A}\} + \lambda_w \underline{\mathbf{G}} + \lambda_b \bar{\underline{\mathbf{G}}}} \quad \dots (\text{数式10})$$

ここで、（数式10）におけるオーバーライン付きのG等は、以下の（数式11）及び（数式12）によって与えられる。

[0081] [数16]

$$\bar{\underline{\mathbf{G}}}_k = \frac{1}{K_{c_k}} \sum_{l \in c_k} \underline{\mathbf{G}}_l \quad \dots (\text{数式11})$$

[0082] [数17]

$$\bar{\underline{\mathbf{G}}}_k = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \underline{\mathbf{G}}_k \quad \dots (\text{数式12})$$

ここで、

[0083] [数18]

$$\underline{\bar{\mathbf{G}}}_k$$

は、テンソル

[0084] [数19]

$$\underline{\bar{\mathbf{G}}}$$

のサブテンソル

[0085] [数20]

$$\underline{\bar{\mathbf{G}}}_k = \underline{\bar{\mathbf{G}}}(:, \dots, :, k)$$

を表しており、

[0086] [数21]

$$\underline{\underline{\bar{\mathbf{G}}}}_k$$

は、

[0087] [数22]

$$\underline{\underline{\bar{\mathbf{G}}}}$$

のサブテンソル

[0088] [数23]

$$\underline{\underline{\bar{\mathbf{G}}}}_k = \underline{\underline{\bar{\mathbf{G}}}}(:, \dots, :, k)$$

を表している。

[0089] (ステップS307)

続いて、テンソル分解モジュール123は、更新された基底行列 $A^{(n)}$ 及び訓練コアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ が収束しているか否かを判定する。

[0090] (ステップS308)

更新された基底行列 $A^{(n)}$ 及び訓練コアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ が収束している場合（ステップS307でYes）、テンソル分解モジュール123は、基底行列 $A^{(n)}$ 及び訓練コアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ を返す。更新された基底行列 $A^{(n)}$ 及び訓練コアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ が収束していない場合（ステップS307でNo）、テンソル分解モジュール123は、初期条件を変更し、ステップS302からの処理を繰り返す。

。

[0091] 以上のステップS 3 0 1～S 3 0 8の処理によって、テンソル分解モジュール1 2 3は、訓練コアテンソル $\underline{G}$ 及び基底行列 $A^{(n)}$ を算出する。

[0092] また、後述する検査コアテンソルを、複数のクラスの何れかに適切に分類するためには、適切な判別射影 (discriminant projections) 方向を見出しておくことが好ましい。これは、以下の (数式 1 3) によって与えられるフィッシャー比 (Fisher's ratio) を最大化するような基底行列 $A^{(n)}$ を再度算出することにより行われる。

[0093] [数24]

$$\varphi = \arg \max_{A^{(1)}, A^{(2)}, \dots, A^{(N)}} \frac{\text{tr}[S_t]}{\text{tr}[\alpha S_w + (1-\alpha)I]} \quad \text{where } S_t = S_b + S_w, \quad \dots \text{ (数式13)}$$

ここで、 S_b 及び S_w については、(数式 9)を参照されたい。

[0094] (数式 1 3) によって与えられるフィッシャー比を最大化する基底行列 $A^{(n)}$ は、以下の (数式 1 4) または (数式 1 5) によって与えられる行列の R_n 個の先導的な固有ベクトル (leading eigenvectors) によって構成することができる。より具体的には、以下の (数式 1 4) または (数式 1 5) によって与えられる行列の固有値のうち、値の大きい方から R_n 個の固有値の各々に対応する固有ベクトルによって構成することができる。

[0095] [数25]

$$(\alpha S_w^{-n} + (1-\alpha)I)^{-1} S_b^{-n} \quad \dots \text{ (数式14)}$$

[0096] [数26]

$$S_b^{-n} - \varphi(\alpha S_w^{-n} + (1-\alpha)I) \quad \dots \text{ (数式15)}$$

このようにして算出される基底行列を、判別基底ファクター (Discriminant basis factors) または判別基底行列 (Discriminant basis matrices) と呼ぶことがある。また、判別基底行列を算出するための処理のことを、高次判別解析 (High Order Discriminant Analysis: HODA) と呼ぶこともある。

[0097] なお、(数式 1 3) によって与えられるフィッシャー比は以下の (数式 1

3') のように表現することもできる。

[0098] [数27]

$$\varphi = \arg \max_{A^{(1)}, A^{(2)}, \dots, A^{(N)}} \frac{\sum_{c=1}^C K_c \|\underline{\mathbf{G}}^{(c)} - \overline{\underline{\mathbf{G}}}\|_F^2}{\sum_k \|\underline{\mathbf{G}}^{(k)} - \overline{\underline{\mathbf{G}}^{(c_k)}}\|_F^2} \quad \dots (\text{数式13'})$$

(数式 1 3') から明らかなように、フィッシャー比が大きい場合とは、概略的に言えば、クラス毎のコアテンソルの平均が大きくばらつく場合に対応している。

[0099] 以下では、図4を参照して、上記の判別射影処理について説明する。図4は、テンソル分解モジュール123による判別射影処理の流れを示すフローチャートである。

[0100] (ステップS401)

まず、テンソル分解モジュール123は、データ取得モジュール122より訓練データテンソル $\underline{\mathbf{Y}}$ 、クラス数C、及び c_k を取得する。

[0101] (ステップS402)

続いて、テンソル分解モジュール123は、nの値を1に初期化すると共に、 $n = 1, 2, \dots, N$ についてのループ処理を開始する。

[0102] (ステップS403)

続いて、テンソル分解モジュール123は、(数式9)を用いて、 S_b^{-n} 及び S_w^{-n} を算出した後、(数式14)によって与えられる行列の固有値のうち、値の大きい方から R_n 個の固有値の各々に対応する固有ベクトルから、基底行列 $A^{(n)}$ を導出する。

[0103] (ステップS404)

続いて、テンソル分解モジュール123は、ループ変数nの値が $N+1$ 未満であるか否かを判定する。

[0104] (ステップS405)

ループ変数nの値がN未満である場合(ステップS404でYes)、nをインクリメントする。

[0105] (ステップS406)

ループ変数 n の値が N 未満でない場合 (ステップS404でNo)、ステップS407に進む。

[0106] (ステップS407)

続いて、テンソル分解モジュール123は、基底行列 $A^{(n)}$ が収束しているか否かを判定する。

[0107] (ステップS408)

基底行列 $A^{(n)}$ が収束している場合 (ステップS407でYes)、テンソル分解モジュール123は、基底行列 $A^{(n)}$ 及び訓練コアテンソル $\underline{G}$ を返す。更新された基底行列 $A^{(n)}$ が収束していない場合 (ステップS407でNo)、テンソル分解モジュール123は、初期条件を変更し、ステップS402からの処理を繰り返す。

[0108] (ステップS401) ~ (ステップS408) の処理を行うことによって得られた基底行列 $A^{(n)}$ 、訓練コアテンソル $\underline{G}$ 、及び、訓練用被験者毎の訓練コアテンソル $\underline{G}^{(k)}$ は、コアテンソル管理モジュール124に供給される。

[0109] 以上が、テンソル分解モジュール123による、訓練データテンソルについてのテンソル分解処理である。一方で、テンソル分解モジュール123による、検査データテンソルからのコアテンソル導出処理は以下のようなものである。

[0110] (検査データテンソルからのコアテンソル導出処理)

テンソル分解モジュール123は、検査データテンソル $\underline{X}$ に対して、以下の (数式16) に示す演算を行うことによって、検査コアテンソル $\underline{G}_{test}$ を導出する。

[0111] [数28]

$$\underline{G}_{test} = \underline{X} \times_1 \mathbf{A}^{(1)T} \times_2 \mathbf{A}^{(2)T} \dots \times_N \mathbf{A}^{(N)T} \quad \dots \text{(数式16)}$$

ここで、(数式16)において用いられる基底行列 $A^{(n)}$ は、後述する要素数削減モジュール125によって要素数が削減された基底行列を表すものとする。

[0112] なお、（数式 1 6）は、以下の（数式 1 6'）のように表現することもできる。

[0113] [数29]

$$\underline{\mathbf{X}} = \underline{\mathbf{G}}_{test} \times_1 \mathbf{A}^{(1)} \times_2 \mathbf{A}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{A}^{(N)} \quad \dots (\text{数式16'})$$

（数式 1 6'）から明らかなように、検査コアテンソル $\underline{\mathbf{G}}_{test}$ は、検査データテンソル $\underline{\mathbf{X}}$ を、基底行列 $\mathbf{A}^{(n)}$ を用いてテンソル分解したときのコアテンソルに対応するものである。

[0114] コアテンソル管理モジュール 1 2 4 は、テンソル分解モジュール 1 2 3 から供給される訓練コアテンソル及び検査コアテンソルを管理する。

[0115] 要素数削減モジュール 1 2 5 は、コアテンソル管理モジュール 1 2 4 から供給されるコアテンソル及び基底行列の要素数を更に削減するための構成である。要素数削減モジュール 1 2 5 は、例えば、コアテンソルおよび基底行列の冗長性（redundancy）を削減することにより、要素数削減前のデータテンソルと、要素数削減後のデータテンソルとの誤差を小さく保ちつつ、コアテンソル及び基底行列の要素数を削減する。ここで、要素数削減前のデータテンソルとは、例えば、（数式 1）によって与えられるデータテンソルのことであり、要素数削減後のデータテンソルとは、例えば、（数式 1）におけるコアテンソル $\underline{\mathbf{G}}$ 及び基底行列 $\mathbf{A}^{(n)}$ を、要素削減後のコアテンソル $\underline{\mathbf{G}}'$ 及び基底行列 $\mathbf{A}'^{(n)}$ に置き換えて得られるデータテンソルのことである。

[0116] また、要素数削減モジュール 1 2 5 は、特定のデータに基づく予備知識に基づいて、クラス間の差異がより顕著となるように基底行列の各要素を選択する構成とすることができる。そのような予備知識の例としては、所望の周波数帯域において周波数成分が振動する場合が挙げられる。このような予備知識に基づいて、クラス間の差異が顕著になるいくつかの予備的周波数帯域、または、チャンネルを特定することができる。また、不要な成分を削減することによって、特徴の数を削減することができる。

[0117] 要素数削減モジュール 1 2 5 によって要素数が削減されたコアテンソル及び基底行列は、コアテンソル管理モジュール 1 2 4、及び、テンソル分解モ

ジュール 1 2 3 に供給される。なお、以下では、要素数削減後のコアテンソル及び基底行列を、特に混乱が生じない場合には、単にコアテンソル及び基底行列と呼ぶこともある。

[0118] 訓練コアテンソル管理モジュール 1 2 6 には、訓練コアテンソルが蓄積され、検査コアテンソル管理モジュール 1 2 7 には、検査コアテンソルが蓄積される。

[0119] 分類モジュール 1 2 9 は、訓練コアテンソルと検査コアテンソルとを比較することによって、検査コアテンソルを、何れかのクラスに分類する分類処理を行う。また、分類モジュール 1 2 9 は、分類した結果を示す情報をカテゴリ情報として出力する。

[0120] なお、分類モジュール 1 2 9 における分類処理は、例えば、K N N 分類器 (K-Nearest Neighbor Classifier)、または、線形サポートベクターマシン分類器 (Support Vector Machine Classifier) を用いて行うことができる。

[0121] 分類器学習モジュール 1 2 8 は、分類モジュール 1 2 9 での分類処理に用いられている分類器を学習させるためのモジュールである。例えば、分類器学習モジュール 1 2 8 は、特徴点モジュール 1 2 6 に蓄積された訓練コアテンソルの各要素のうち、フィッシャースコア (Fisher score) が高い方から所定の個数の要素または成分を、分類モジュール 1 2 9 に学習させる。このように、フィッシャースコアが高い要素または成分を学習に用いることによって、分類モジュール 1 2 9 による分類処理の精度を高めることができる。

[0122] (脳波解析装置 1 の他の構成例)

脳波解析装置 1 は、コンピュータ (電子計算機) を用いて、以下のように構成することもできる。図 7 は、脳波解析装置 1 として利用可能なコンピュータ 2 0 0 の構成を例示したブロック図である。

[0123] コンピュータ 2 0 0 は、図 7 に示したように、バス 2 1 0 を介して互いに接続された演算装置 2 2 0 と、主記憶装置 2 3 0 と、補助記憶装置 2 4 0 と、入出力インタフェース 2 5 0 とを備えている。演算装置 2 2 0 として利用可能なデバイスとしては、C P U (Central Processing Unit) を挙げるこ

ができる。また、主記憶装置 230 として利用可能なデバイスとしては、例えば、半導体 RAM (random access memory) を挙げることができる。また、補助記憶装置 240 として利用可能なデバイスとしては、例えば、ハードディスクドライブを挙げることができる。

[0124] 入出力インタフェース 250 には、図 7 に示したように、入力装置 300 及び出力装置 400 が接続される。入力装置 300 は、上述したデータ取得装置 20 に対応するものであり、脳波信号を取得するための測定器を入力装置 300 として利用することができる。出力装置 400 は、例えば、上述した分類モジュール 129 が出力する出力データ（カテゴリ情報）を出力するためのものであり、モニタやプリンタなどを出力装置 400 として利用することができる。

[0125] なお、出力装置 400 を介して出力データを出力する代わりに、記録媒体に出力データを記録するようにしてもよい。また、出力データを出力装置 400 に出力する代わりに、他の装置に出力データを送信するようにしてもよい。

[0126] 補助記憶装置 240 には、コンピュータ 200 を脳波解析装置 1 として動作させるための脳波解析プログラムが格納されている。脳波解析プログラムは、上述した変換モジュール 121、データ取得モジュール 122、テンソル分解モジュール 123、コアテンソル管理モジュール 124、要素数削減モジュール 125、訓練コアテンソル管理モジュール 126、試験コアテンソル管理モジュール 127、分類器学習モジュール 128、及び分類モジュール 129 等を含んでいる。

[0127] 演算装置 220 は、主記憶装置 230 上に展開された脳波解析プログラムに含まれる各種の命令を実行することによって、コンピュータ 200 を脳波解析装置 1 として機能させる。より具体的には、演算装置 220 は、脳波解析プログラムに含まれる変換モジュール 121、データ取得モジュール 122、テンソル分解モジュール 123、コアテンソル管理モジュール 124、要素数削減モジュール 125、訓練コアテンソル管理モジュール 126、試

験コアテンソル管理モジュール127、分類器学習モジュール128、及び分類モジュール129に含まれる各種の命令を実行することによって、コンピュータ200を、それぞれ、変換部、テンソル分解部、コアテンソル管理部、要素数削減部、訓練コアテンソル管理部、試験コアテンソル管理部、分類器学習部、及び分類モジュール部として機能させる。ここで、変換部、テンソル分解部、コアテンソル管理部、要素数削減部、訓練コアテンソル管理部、試験コアテンソル管理部、分類器学習部、及び分類モジュール部は、それぞれ、変換モジュール121、データ取得モジュール122、テンソル分解モジュール123、コアテンソル管理モジュール124、要素数削減モジュール125、訓練コアテンソル管理モジュール126、試験コアテンソル管理モジュール127、分類器学習モジュール128、及び分類モジュール129と同様の動作を行うものである。

[0128] (具体的なセットアップ例1及び分類精度)

以下では、図8～14を参照して、脳波解析装置1に関する具体的なセットアップ例、及び、当該セットアップを用いたときの分類精度について説明する。

[0129] まず、周波数変換としては、バンド幅パラメータ f_b が4Hzであり、ウェーブレット中心周波数 f_c が1Hzである複素Morlet変換CMOR4-1を用いることができる。また、解析対象として、8～30Hzの脳波信号を用い、各被験者から合計21チャンネルの脳波信号を取得するものとする。このようなセットアップの下で、各被験者のデータテンソルは、31（周波数帯域）×200（時間フレーム）×21（チャンネル）＝130200個の要素を有することになる。また、被験者の総数は83人であり、そのうちの38人が健常者（CTRL）であり、22人がMCIであり、23人がADである。

[0130] 図8は、このようなセットアップの下で得られるデータテンソルを模式的に示している。

[0131] また、具体的な解析処理として、単一のチャンネルからのデータのみを用

いるシングルチャンネル解析、及び、2つのチャンネルからのデータを用いるデュアルチャンネル解析を行うことができる。

[0132] (シングルチャンネル解析)

シングルチャンネル解析においては、各被験者について、31（周波数帯域）×200（時間フレーム）=6200個の要素を取り扱うことになる。また、シングルチャンネル解析による分類精度は、LOO交差検定法（Leave-one-out cross validation method）を用いて評価することができる。すなわち、各ランにおいて83人の被験者から抜き出した1人を検査対象被験者とし、他の被験者と訓練用被験者とする。

[0133] 基底行列は、周波数帯域についての基底行列 $A^{(1)}$ 、及び時間フレームについての基底行列 $A^{(2)}$ の2つであり、それらは訓練用被験者のデータテンソルから導出される。また、導出された基底行列を（数式16）に適用することによって、検査対象の被験者についてのコアテンソルを得ることができる。

[0134] 図9は、訓練用被験者のデータテンソルについてのテンソル分解処理、検査対象被験者のデータテンソルのテンソル分解処理、及び、検査対象被験者の各カテゴリへの分類処理を模式的に示す図である。

[0135] なお、基底行列 $A^{(1)}$ が有するゼロでない要素または成分の数は例えば5であり、基底行列 $A^{(2)}$ が有するゼロでない要素または成分の数は例えば2である。したがって、脳波解析装置1を用いたシングルチャンネル解析において、各被験者の脳波信号は、高々 $5 \times 2 = 10$ 個の特徴に集約されることになる。なお、分類器としてはKNN（ $N=3$ ）分類器、及び、線形SVM分類器を用い、それらの分類器は、フィッシャースコアの高い2つの特徴により学習が行われるものとする。

[0136] (デュアルチャンネル解析)

シングルチャンネル解析においては、各被験者について、31（周波数帯域）×200（時間フレーム）×2（チャンネル）=12400個の要素を取り扱うことになる。また、21チャンネルから抜き出した任意の2チャンネルの組み合わせについて解析を行うことができる。また、デュアルチャン

ネル解析による分類精度は、シングルチャンネル解析と同様に、L O O 交差検定法を用いて評価することができる。

[0137] 基底行列としては、シングルチャンネルの場合の $A^{(1)}$ 及び $A^{(2)}$ に加えて、チャンネルについての基底行列 $A^{(3)}$ が存在し、基底行列 $A^{(3)}$ の有するゼロでない要素または成分の数は 2 である。したがって、脳波解析装置 1 を用いたデュアルチャンネル解析において、各被験者の脳波信号は、高々 $5 \times 2 \times 2 = 20$ 個の特徴に集約されることになる。なお、分類器としては、シングルチャンネル解析と同様に、K N N ($N = 3$) 分類器、及び、線形 S V M 分類器を用い、それらの分類器は、フィッシャースコアの高い 2 または 3 つの特徴により学習が行われるものとする。

[0138] (分類精度)

図 10 は、上述のセットアップの下で、脳波解析装置 1 により、検査対象被験者を C T R L グループ及び M C I グループの何れかに分類する際の分類精度 A C C を示す表である。図 10 には、シングルチャンネル解析による分類精度 A C C (single channel)、デュアルチャンネル解析による分類精度 A C C (dual channels)、及び、チャンネル 9 と他の 1 つのチャンネルとを用いたデュアルチャンネル解析による分類精度 A C C (channels 9-X) が示されている。

[0139] また、図 10 には、A U C の 95% ブーツストラップ信頼区間 (Confidence Interval: CI) が示されている。ここで、A U C とは、K N N 分類器及び S V M 分類器のレシーバーオペレータ曲線 (Receiver-Operator Curve: ROC) の曲線下面積 (Area Under Curve) のことを指す。

[0140] 図 11 は、各チャンネルの空間的位置の例を示す図である。図 11 における各数字は、各チャンネルのチャンネル番号を示している。

[0141] 図 10 に示すように、C T R L グループ及び M C I グループの分類において、脳波解析装置 1 は、0.90 ~ 1.00 という高い分類精度を達成している。この分類精度は、独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA)、バンプモデリング (bump modeling)、及び主成分分析 (Principal Co

ponent Analysis) 等を用いた従来の分類の精度よりも高い。

[0142] 同様に、検査対象被験者をCTRLグループ及びADグループの何れかに分類する際の分類精度、検査対象被験者をMCIグループ及びADグループの何れかに分類する際の分類精度、及び、検査対象被験者をCTRLグループ、MCIグループ、及びADグループの何れかに分類する際の分類精度を、それぞれ、図12、図13、及び図14に示す。

[0143] 図10から明らかなように、CTRLグループ及びMCIグループの分類においては、特に、チャンネル1, 11, 6, 13, 15, 19を用いたシングルチャンネル解析、及び、チャンネル9と18とを用いたデュアルチャンネル解析の分類精度が高い。

[0144] 図12から明らかなように、CTRLグループ及びADグループの分類においては、特に、チャンネル13, 1を用いたシングルチャンネル解析、及び、チャンネル9と12とを用いたデュアルチャンネル解析の分類精度が高い。

[0145] 図13から明らかなように、MCIグループ及びADグループの分類においては、特に、チャンネル15, 2を用いたシングルチャンネル解析、及び、チャンネル1とX、2とX、11とX、12とX、20とX (X≠1, 2, 11, 12, 20)を用いたデュアルチャンネル解析の分類精度が高い。

[0146] 図14から明らかなように、CTRLグループ、MCIグループ、及びADグループの分類においては、特に、チャンネル4, 7, 10, 11, 12, 18を用いたシングルチャンネル解析、及び、チャンネル7と14、4と11、5と11、5と12、12と20、13と20を用いたデュアルチャンネル解析の分類精度が高い。

[0147] 以上のように、本実施形態に係る脳波解析装置1を用いることによって、処理量を削減しつつ、精度の高い分類処理を行うことができる。

[0148] (具体的なセットアップ例2及び分類精度)

以下では、図15～16を参照して、具体的なセットアップの他の例及びそのセットアップによって得られる分類精度について説明する。

- [0149] 本セットアップにおいても、周波数変換として、バンド幅パラメータ f_b が 4 Hz であり、ウェーブレット中心周波数 f_c が 1 Hz である複素 Morlet 変換 CMOR 4-1 を用いる。また、解析対象として、8~30 Hz の脳波信号を用い、各被験者から合計 21 チャンネルの脳波信号を取得するものとする。このようなセットアップの下で、各被験者のデータテンソルは、31 (周波数帯域) $\times$ 200 (時間フレーム) $\times$ 21 (チャンネル) = 130200 個の要素を有することになる。ここで、200 個の時間フレームは、例えば、合計 20 秒間に対応する。
- [0150] 本セットアップに係る脳波解析装置 1 は、上記データテンソルを、それぞれが 10 個の時間フレームよりなる合計 20 個の重複しない期間に分割する。それぞれの期間は、例えば、1 秒間となる。更に、脳波解析装置 1 は、各期間についてのデータテンソルの平均をとる。これによって、特徴の抽出をより効果的に行うことができると共に、コアテンソルのサイズを小さくすることができる。
- [0151] また、フィルタリング及び特徴の抽出をより適切に行うことができるように、脳波解析装置 1 は、データセットより得られる予備知識を利用する。
- [0152] 図 15 は、3 つのグループ (CTRL, MCI, AD) についての、周波数 (3~18 Hz) 及びチャンネル (21 チャンネル) に関するマップを示している。図 15 (a) は、CTRL についてのマップを示しており、図 15 (b) は、MCI についてのマップを示しており、図 15 (c) は、AD についてのマップを示している。
- [0153] 図 15 から明らかなように、CTRL 被験者は、8~12 Hz において強い振動を示しており、MCI 被験者は、7~10 Hz において強い振動を示している。
- [0154] 各クラスについての、上記のような周波数特性を予備知識として利用し、クラス間の差異が大きくなる周波数帯域におけるデータを用いることによって、特徴の抽出をより効果的に行うことができる。
- [0155] このようにして得られた分類精度を示す表を図 16 に示す。以下では、(

A) CTRLとMC Iとの分類、及び、(B) CTRLとMC IとADとの分類についてより具体的に説明する。

[0156] (A) CTRL+MC I

本セットアップに係る脳波解析装置1によって行なわれるCTRLグループとMC Iグループとの分類について説明する。本セットアップにおいては、チャンネル1, 2, 11, 12の合計4つのチャンネルを用いる。

[0157] 全ての被験者についてのデータを含むデータテンソル（連結テンソルとも呼ぶ）は、4次元テンソルとなり、その要素の総数は、31（周波数帯域）×10（時間フレーム）×4（チャンネル）×60（被験者）である。上記連結テンソルを、非負性、疎性、及び直交性の拘束条件の下で、6個の周波数成分、1個の時間成分、及び2個の空間的成分（チャンネル成分）によって近似すると、合計12個の成分が得られる。そのうち、2及び6の周波数成分を選択し、2つの空間成分と合わせることによって、合計4つの特徴を抽出する。さらに、それらのうち、フィッシャースコアに基づいて2つの特徴を選択し、LDA、SVM、及びRBFカーネル分類器を学習させる。

[0158] LDA及びSVMrbf分類器を用いることによって、CTRLグループとMC Iグループとの分類に関して、図16に示すように、95%の分類精度を達成することができる。

[0159] (B) CTRL+MC I+AD

本セットアップに係る脳波解析装置1によって行なわれるCTRLグループとMC IグループとADグループとの分類について説明する。本セットアップにおいては、チャンネル1, 2, 11, 12の合計4つのチャンネルを用いる。

[0160] 全ての被験者についてのデータを含むデータテンソル（連結テンソル）は、4次元テンソルとなり、その要素の総数は、31（周波数帯域）×10（時間フレーム）×4（チャンネル）×83（被験者）である。最初の38個のテンソルがCTRLグループについてのものであり、次の22個のテンソルがMC Iグループについてのものであり、最後の23個のテンソルがAD

グループについてのものである。

[0161] 上記連結テンソルを、非負性、疎性、及び直交性の拘束条件を伴うタッカー分解を用いて、7個の周波数成分、1個の時間的成分、及び3個の空間的成分によって近似すると、合計21個の成分が得られる。

[0162] 図17の(a)は、7個の周波数成分の各値を示すグラフであり、図17の(b)は、1個の時間的成分の各値を示すグラフであり、図17の(c)は、3個の空間的成分の各値を示すトポグラフィーである。これらの周波数成分、時間的成分、及び空間的成分を用いることによって、グループ分けを効果的に行うことができる。

[0163] 予備知識に基づき、4～6 Hz（周波数成分1）、6～8 Hz（周波数成分3）、10～12 Hz（周波数成分6）、12～18 Hz（周波数成分7）に対応する合計4つのチャンネルを選択する。また、フィッシャースコアに基づいて2つの特徴を選択する。

[0164] 分類性能は、L O O交差検定法によって評価することができる。また、L D A分類器を学習させ、検査対象被験者を分類する。このようにして、C T R LグループとM C IグループとA Dグループとの分類に関して、図16に示すように、86.75%の分類精度を達成することができる。

[0165] （付記事項）

既に言及したように、脳波解析装置1は、脳コンピュータインターフェース（B C I）としても用いることができる。脳コンピュータインターフェースとして用いる場合であっても、脳波解析装置1の備える各部は、既に説明した動作と略同様の動作を行う。ただし、訓練用被験者は、例えば、右半身を動かそうとしているのか、左半身を動かそうとしているのかによって互いに異なるクラスに属することになる。この場合、脳波解析装置1は、検査対象被験者が何れのクラスに分類されるのかを示すカテゴリ情報を出力することになる。

[0166] また、脳波解析装置1において設定される各種のパラメータ、例えば、周波数変換に用いられるパラメータや分類器に用いられるパラメータ等は、分

類精度がより向上するように設定することができる。

[0167] <本明細書に記載された発明>

以上のように、本発明に係る脳波解析装置は、1又は複数の被験者から脳波信号を取得する脳波信号取得手段と、上記脳波信号取得手段によって取得した脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成するデータテンソル生成手段と、上記データテンソル生成手段によって生成されたデータテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解するテンソル分解手段と、上記テンソル分解手段によって得られた上記コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する特徴管理手段と、を備えていることを特徴としている。

[0168] 上記の脳波解析装置によれば、1又は複数の被験者から取得された脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成する。また、当該データテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解する。そして、コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する。

[0169] このように、基底行列を用いてデータテンソルを分解し、コアテンソルを抽出することによって、被験者の特徴を該コアテンソルの各要素として効率的に管理することができる。また、コアテンソルを用いない場合に比べて、被験者の特徴を管理するために着目すべき要素の数を減らすことができるので、被験者の特徴を管理するためのデータ量を削減することが可能となる。これにより、例えば、異なる被験者の間で特徴を比較する処理、及び被験者の特徴を所定の特徴と比較する処理などにおける処理量が削減される。また、脳波解析装置の製造コスト及び維持管理コストが削減される。

[0170] また、上記脳波解析装置においては、上記コアテンソルが有する要素の数は、上記データテンソルの有する要素の数よりも少ない、ことが好ましい。

[0171] 上記の構成によれば、上記コアテンソルが有する要素の数は、上記データテンソルの有する要素の数よりも少ないので、被験者の特徴を管理するためのデータ量をより効果的に削減することができる。これにより、例えば、異なる被験者の間で特徴を比較する処理、及び被験者の特徴を所定の特徴と比較

する処理などにおける処理量がより効果的に削減される。また、脳波解析装置の製造コスト及び維持管理コストがより効果的に削減される。

[0172] また、上記データテンソル生成手段は、上記脳波信号を複数の時間フレームに分割したうえで、各時間フレームに対して周波数変換を適用することによって変換済脳波信号を生成し、該変換済脳波信号の各値を要素とするデータテンソルを生成するものであり、当該データテンソルは、時間フレーム、及び周波数の各々を指し示す少なくとも2つの次元を有するものである、ことが好ましい。

[0173] 上記の脳波解析装置によれば、上記脳波信号を、複数の時間フレームに分割し、各時間フレームに対して周波数変換を適用する。また、当該周波数変換を適用することによって得られた変換済脳波信号を各要素とするデータテンソルを生成する。このようにして生成されたデータテンソルは、時間フレーム、及び周波数の各々を指し示す少なくとも2つの次元を有するものとなる。

[0174] 例えば、上記のように生成された少なくとも2次元のデータテンソルを $\underline{Y}$ と表し、各次元に対応する添え字 $ij\dots$ を用いて、データテンソル $\underline{Y}$ の各要素を $y_{ij\dots}$ と表すことにすると、添え字 $ij\dots$ には、時間フレームを指定する添え字（例えば i ）及び周波数を指定する添え字（例えば j ）が含まれる。換言すれば、データテンソル $\underline{Y}$ の各要素は、少なくとも時間フレーム及び周波数によって指定されるものである。

[0175] また、上記データテンソル生成手段は、上記脳波信号を複数の時間フレームに分割したうえで、各時間フレームに対して互いに特性の異なる複数の周波数変換を適用することによって変換済脳波信号を生成し、該変換済脳波信号の各値を要素とするデータテンソルを生成するものであり、当該データテンソルは、時間フレーム、周波数、及び周波数変換の特性の各々を指し示す少なくとも3つの次元を有するものである、ことが好ましい。

[0176] 上記の脳波解析装置によれば、上記脳波信号を、複数の時間フレームに分割し、各時間フレームに対して互いに特性の異なる複数の周波数変換を適用

する。また、当該周波数変換を適用することによって得られた変換済脳波信号を各要素とするデータテンソルを生成する。このようにして生成されたデータテンソルは、時間フレーム、周波数、及び周波数変換の特性の各々を指し示す少なくとも3つの次元を有するものとなる。

[0177] 例えば、上記のように生成された少なくとも3次元のデータテンソルを $\underline{Y}$ と表し、各次元に対応する添え字 $ijk\dots$ を用いて、データテンソル $\underline{Y}$ の各要素を $y_{ijk\dots}$ と表すことにすると、添え字 $ijk\dots$ には、時間フレームを指定する添え字（例えば i ）、周波数を指定する添え字（例えば j ）、及び、周波数変換の特性（周波数変換の種類）を指定する添え字が含まれる。換言すれば、データテンソル $\underline{Y}$ の各要素は、少なくとも時間フレーム、周波数、及び周波数変換の特性によって指定されるものである。

[0178] また、上記脳波信号取得手段は、各被験者の頭部の複数の部位から脳波信号を取得するものであり、上記データテンソル生成手段によって生成されたデータテンソルは、上記複数の部位を指し示す少なくとも1つの次元を有するものである、ことが好ましい。

[0179] 上記の脳波解析装置によれば、各被験者の頭部の複数の部位から脳波信号を取得する。これは、例えば、各々の被験者の頭部に複数の電極を取り付けることによって行うことができる。また、上記の脳波解析方法によって生成されたデータテンソルは、上記複数の部位を指し示す少なくとも1つの次元を有するものとなる。例えば、データテンソルの各要素を $y_{ijkl\dots}$ と表すことにすると、添え字 $ijkl\dots$ には、上記複数の部位を指定するための添え字（例えば l ）が含まれる。

[0180] また、上記テンソル分解手段は、コアテンソル及び基底行列の各要素が非負であることを拘束条件として、上記データテンソルをテンソル分解するものである、ことが好ましい。

[0181] 上記の脳波解析装置によれば、上記テンソル分解手段によって得られたコアテンソル及び基底行列の各要素は非負となるので、当該コアテンソル及び基底行列の各要素は、身体的、生理学的、又は神経学的な特徴を表すものと

してより適切な解釈が可能となる。

[0182] また、上記テンソル分解手段は、タッカー分解 (Tucker decomposition) を用いて上記データテンソルをテンソル分解するものである、ことが好ましい。

[0183] タッカー分解は、様々なデータテンソルに対する適応性が高く、また、様々なデータテンソルを適切にフィットすることができる。したがって、上記の脳波解析装置によれば、上記データテンソルを適切にテンソル分解することができる。

[0184] また、上記テンソル分解手段は、Nモード高次直交反復法 (N-mode Higher Order Orthogonal Iterations)、又は、Nモード特異値分解 (N-mode Singular Value Decomposition) を用いて、上記データテンソルをテンソル分解するものである、ことが好ましい。

[0185] Nモード高次直交反復法、及び、Nモード特異値分解を用いることによって、テンソル分解を高速に行うことができる。また、Nモード高次直交反復法、及び、Nモード特異値分解を用いて分解されたコアテンソル及び基底行列は、何れも疎 (sparse) となる傾向があるため、被験者の神経学的状態を示す特徴をより適切に抽出することができる。

[0186] また、上記被験者には、予め定められた複数のグループの何れかに分類されている被験者である訓練被験者と、検査対象の被験者である検査被験者とが含まれており、上記訓練被験者のコアテンソル及び基底行列の少なくとも何れかと、上記検査被験者のコアテンソル及び基底行列の少なくとも何れかとを用いて、上記検査被験者を上記複数のグループの何れかに分類する分類手段を更に含んでいる、ことが好ましい。

[0187] 上記の脳波解析装置によれば、予め定められた複数のグループの何れかに分類されている被験者である訓練被験者の脳波信号に基づいて生成されたコアテンソル及び基底行列の少なくとも何れかと、検査対象の被験者である検査被験者の脳波信号に基づいて生成されたコアテンソル及び基底行列の少なくとも何れかとを用いて、検査被験者を上記のグループの何れかに分類する

ので、処理量を削減しつつ、検査被験者を適切に分類することができる。

[0188] また、本発明に係る脳波解析方法は、1又は複数の被験者から脳波信号を取得する脳波信号取得ステップと、上記脳波信号取得ステップにて取得した脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成するデータテンソル生成ステップと、上記データテンソル生成ステップにて生成されたデータテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解するテンソル分解ステップと、上記テンソル分解ステップにて得られた上記コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する特徴管理ステップと、を含んでいることを特徴としている。

[0189] 上記のように構成された脳波解析方法によれば、上述の脳波解析装置と同様の効果を奏する。

[0190] また、上記脳波解析装置を動作させるためのプログラムであって、コンピュータを上記の各手段として機能させるためのプログラム、及び、当該プログラムが記録されたコンピュータ読み取り可能な記録媒体も本発明の範疇に含まれる。

[0191] 本発明は上述した実施の形態に限定されるものではなく、請求項に示した範囲で種々の変更が可能である。すなわち、請求項で示した範囲で適宜変更した技術的手段を組み合わせて得られる実施形態についても本発明の技術的範囲に含まれる。

産業上の利用可能性

[0192] 本発明は、脳波を解析する脳波解析方法、及び脳波解析装置に好適に用いることができる。特に、被験者の脳波から特徴を抽出し、抽出した特徴に応じて被験者を複数のグループの何れかに分類する方法、及び装置に好適に用いることができる。

符号の説明

[0193] 1 脳波解析装置
10 計算装置
20 データ取得装置

3 0	記憶装置
1 1	C P U
1 2	メモリ
1 2 1	変換モジュール
1 2 2	データ取得モジュール
1 2 3	テンソル分解モジュール
1 2 4	コアテンソル管理モジュール
1 2 5	要素数削減モジュール
1 2 6	訓練コアテンソル管理モジュール
1 2 7	検査コアテンソル管理モジュール
1 2 8	分類器学習モジュール
1 2 9	分類モジュール

請求の範囲

- [請求項1] 1又は複数の被験者の頭部から脳波信号を取得する脳波信号取得手段と、
- 上記脳波信号取得手段によって取得した脳波信号の各値から、複数次元のデータテンソルを少なくとも1つ生成するデータテンソル生成手段と、
- 上記データテンソル生成手段によって生成されたデータテンソルを、コアテンソルと複数の基底行列との積に分解するテンソル分解手段と、
- 上記テンソル分解手段によって得られた上記コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する特徴管理手段と、
- を備えていることを特徴とする脳波解析装置。
- [請求項2] 上記コアテンソルが有する要素の数は、上記データテンソルの有する要素の数よりも少ない、
- ことを特徴とする請求項1に記載の脳波解析装置。
- [請求項3] 上記データテンソル生成手段は、上記脳波信号を複数の時間フレームに分割したうえで、各時間フレームに対して周波数変換を適用することによって変換済脳波信号を生成し、該変換済脳波信号の各値を要素とするデータテンソルを生成するものであり、当該データテンソルは、時間フレーム、及び周波数の各々を指し示す少なくとも2つの次元を有するものである、
- ことを特徴とする請求項1または2に記載の脳波解析装置。
- [請求項4] 上記データテンソル生成手段は、上記脳波信号を複数の時間フレームに分割したうえで、各時間フレームに対して互いに特性の異なる複数の周波数変換を適用することによって変換済脳波信号を生成し、該変換済脳波信号の各値を要素とするデータテンソルを生成するものであり、当該データテンソルは、時間フレーム、周波数、及び周波数変換の特性の各々を指し示す少なくとも3つの次元を有するものである

、
ことを特徴とする請求項 1 または 2 に記載の脳波解析装置。

[請求項5] 上記脳波信号取得手段は、各被験者の頭部の複数の部位から脳波信号を取得するものであり、

 上記データテンソル生成手段によって生成されたデータテンソルは、上記複数の部位を指し示す少なくとも 1 つの次元を有するものである、

 ことを特徴とする請求項 1 から 4 の何れか 1 項に記載の脳波解析装置。

[請求項6] 上記テンソル分解手段は、コアテンソル及び基底行列の各要素が非負であることを拘束条件として、上記データテンソルをテンソル分解するものである、

 ことを特徴とする請求項 1 から 5 の何れか 1 項に記載の脳波解析装置。

[請求項7] 上記テンソル分解手段は、タッカー分解 (Tucker decomposition) を用いて上記データテンソルをテンソル分解するものである、

 ことを特徴とする請求項 1 から 6 の何れか 1 項に記載の脳波解析装置。

[請求項8] 上記テンソル分解手段は、N モード高次直交反復法 (N-mode Higher Order Orthogonal Iterations)、又は、N モード特異値分解 (N-mode Singular Value Decomposition) を用いて、上記データテンソルをテンソル分解するものである、

 ことを特徴とする請求項 1 から 7 の何れか 1 項に記載の脳波解析装置。

[請求項9] 上記被験者には、予め定められた複数のグループの何れかに分類されている被験者である訓練被験者と、検査対象の被験者である検査被験者とが含まれており、

 上記訓練被験者のコアテンソル及び基底行列の少なくとも何れかと

、上記検査被験者のコアテンソル及び基底行列の少なくとも何れかとを用いて、上記検査被験者を上記複数のグループの何れかに分類する分類手段を更に備えている、
ことを特徴とする請求項 1 から 8 の何れか 1 項に記載の脳波解析装置。

[請求項10] 1 又は複数の被験者から脳波信号を取得する脳波信号取得ステップと、

 上記脳波信号取得ステップにて取得した脳波信号から、複数次元のデータテンソルを少なくとも 1 つ生成するデータテンソル生成ステップと、

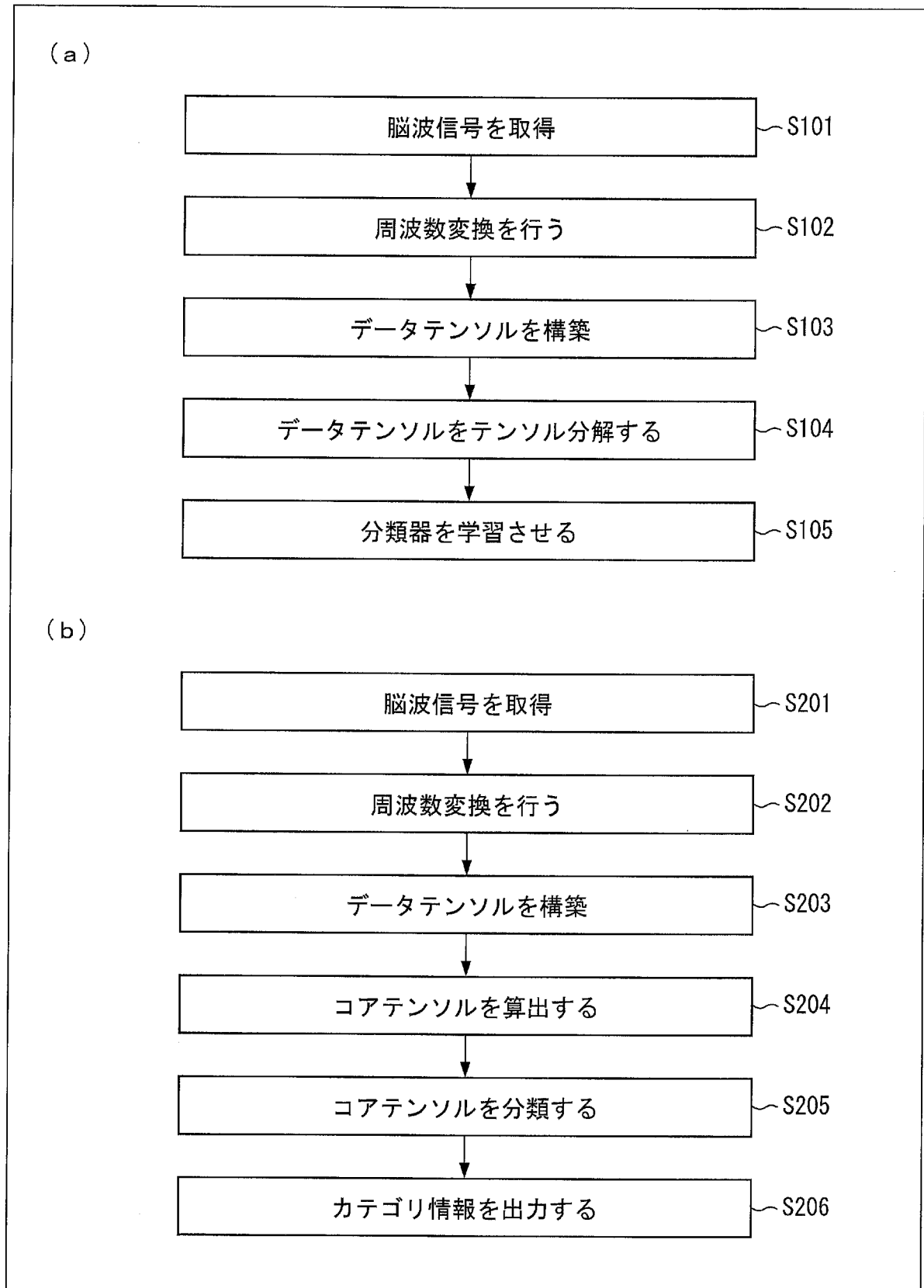
 上記データテンソル生成ステップにて生成されたデータテンソルを、コアテンソルと、複数の基底行列との積に分解するテンソル分解ステップと、

 上記テンソル分解ステップにて得られた上記コアテンソルの各要素を、上記被験者に関連付けて管理する特徴管理ステップと、
 を含んでいることを特徴とする脳波解析方法。

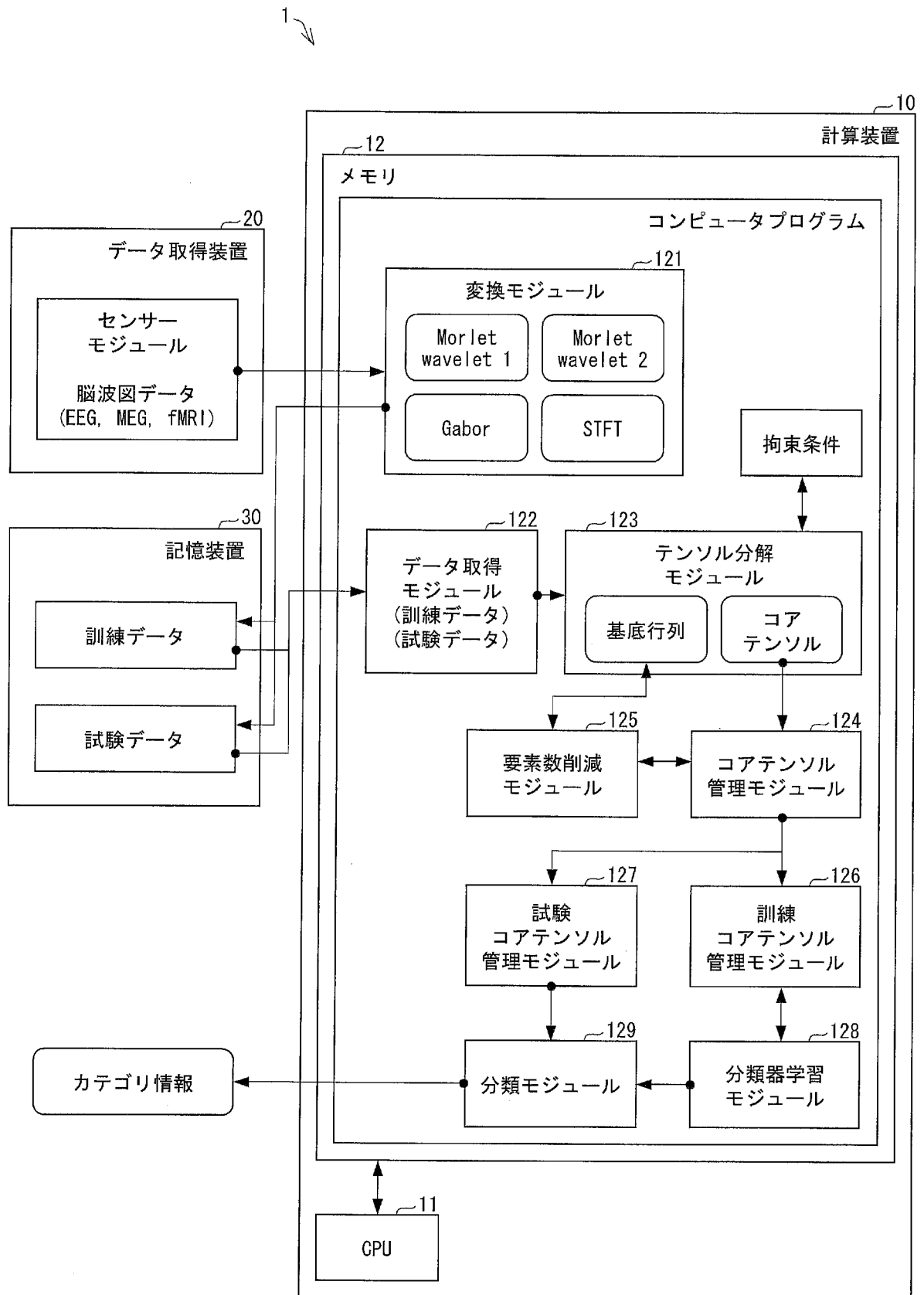
[請求項11] 請求項 1 から 9 の何れか 1 項に記載の脳波解析装置を動作させるためのプログラムであって、コンピュータを上記の各手段として機能させるためのプログラム。

[請求項12] 請求項 1 1 に記載のプログラムが記録されたコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

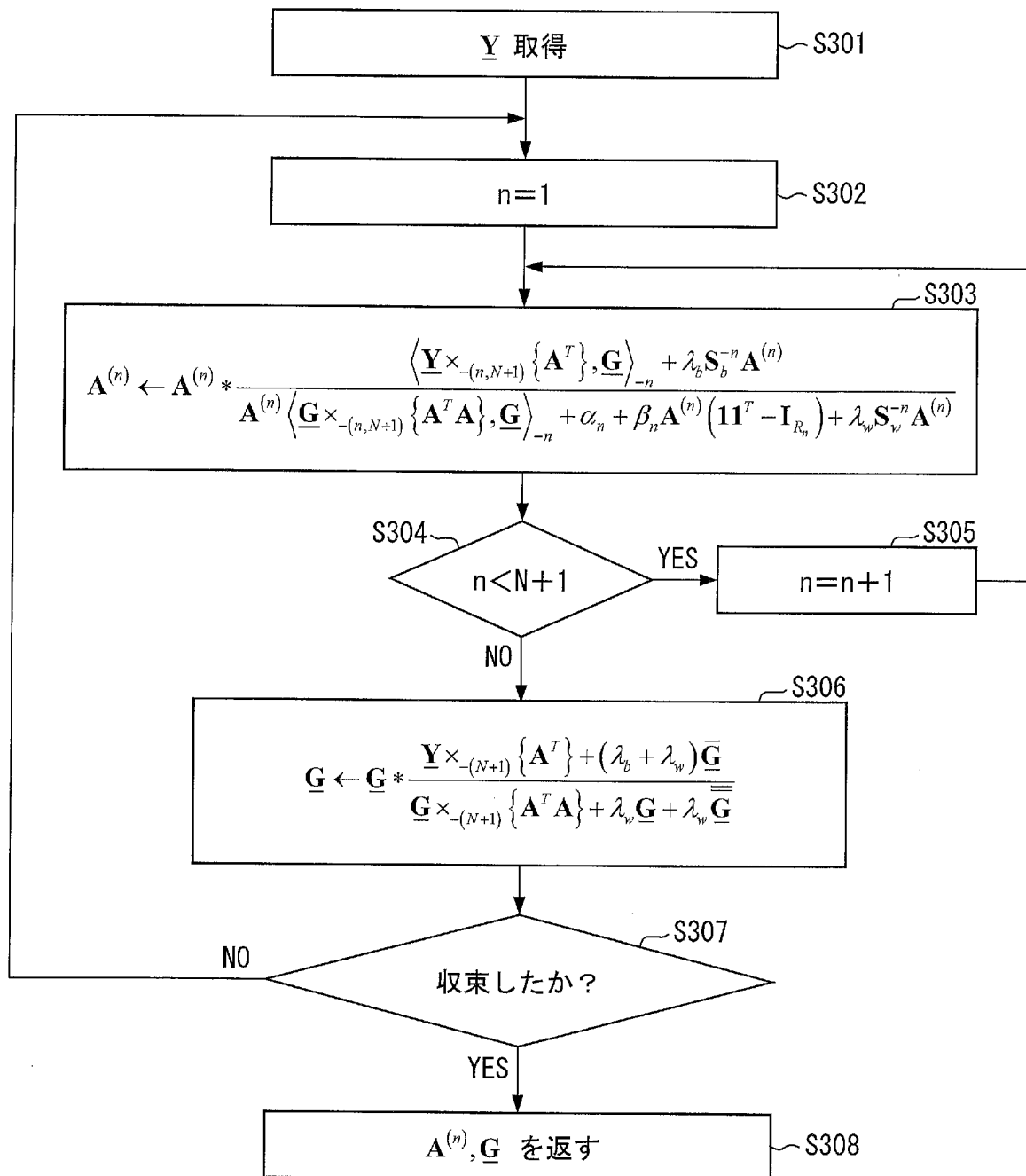
[図1]



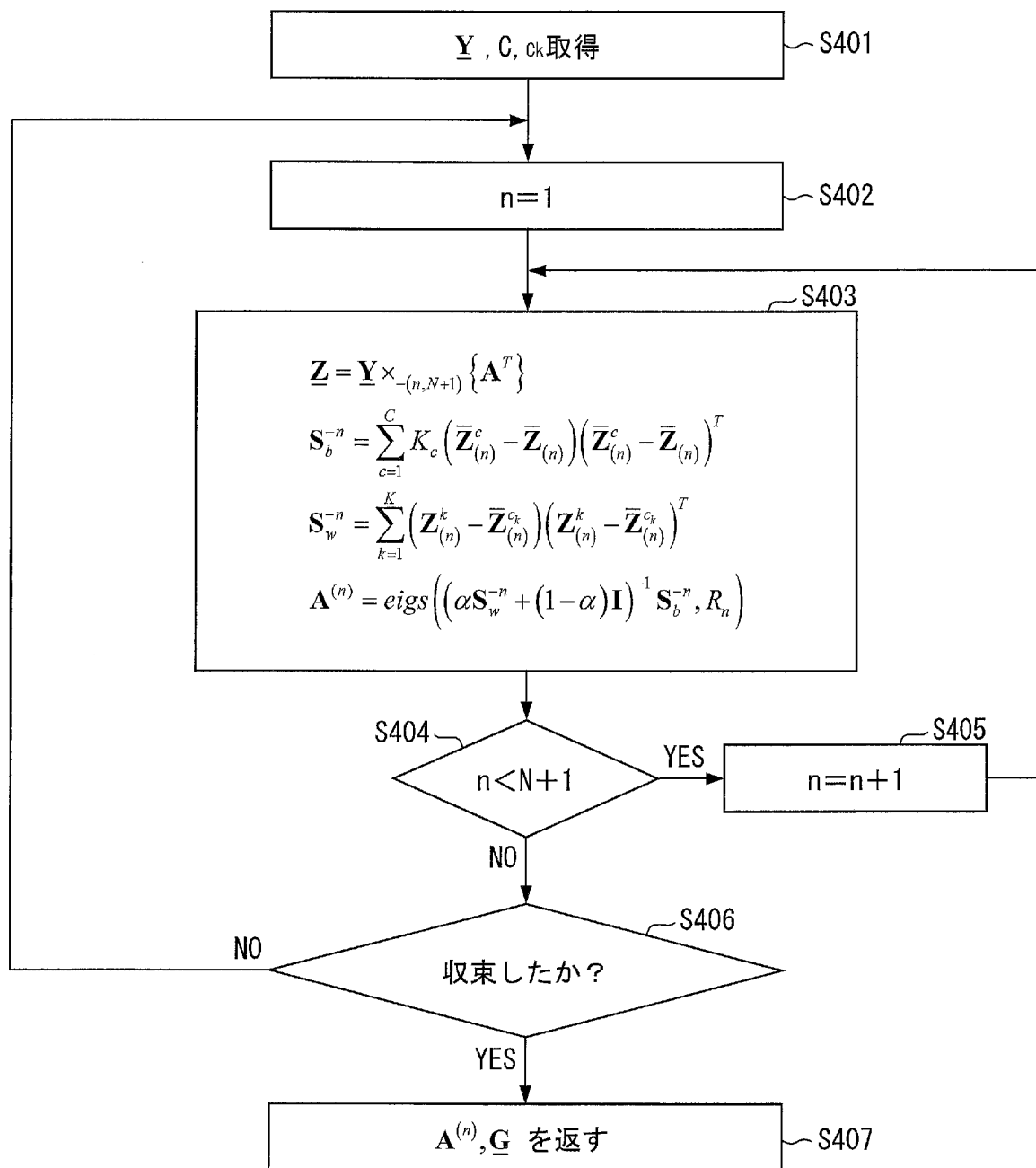
[図2]



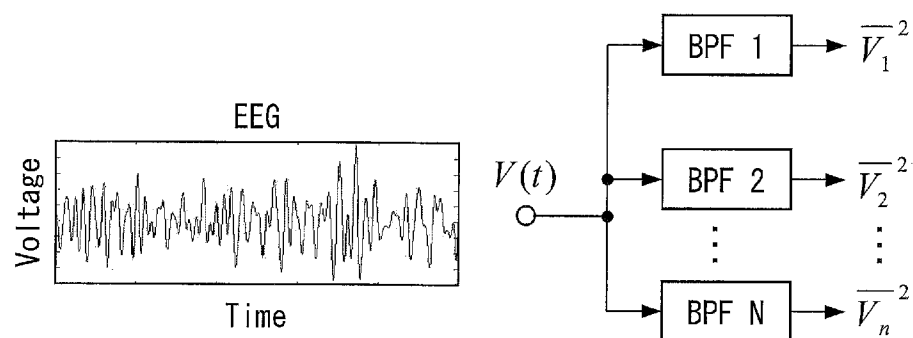
[図3]



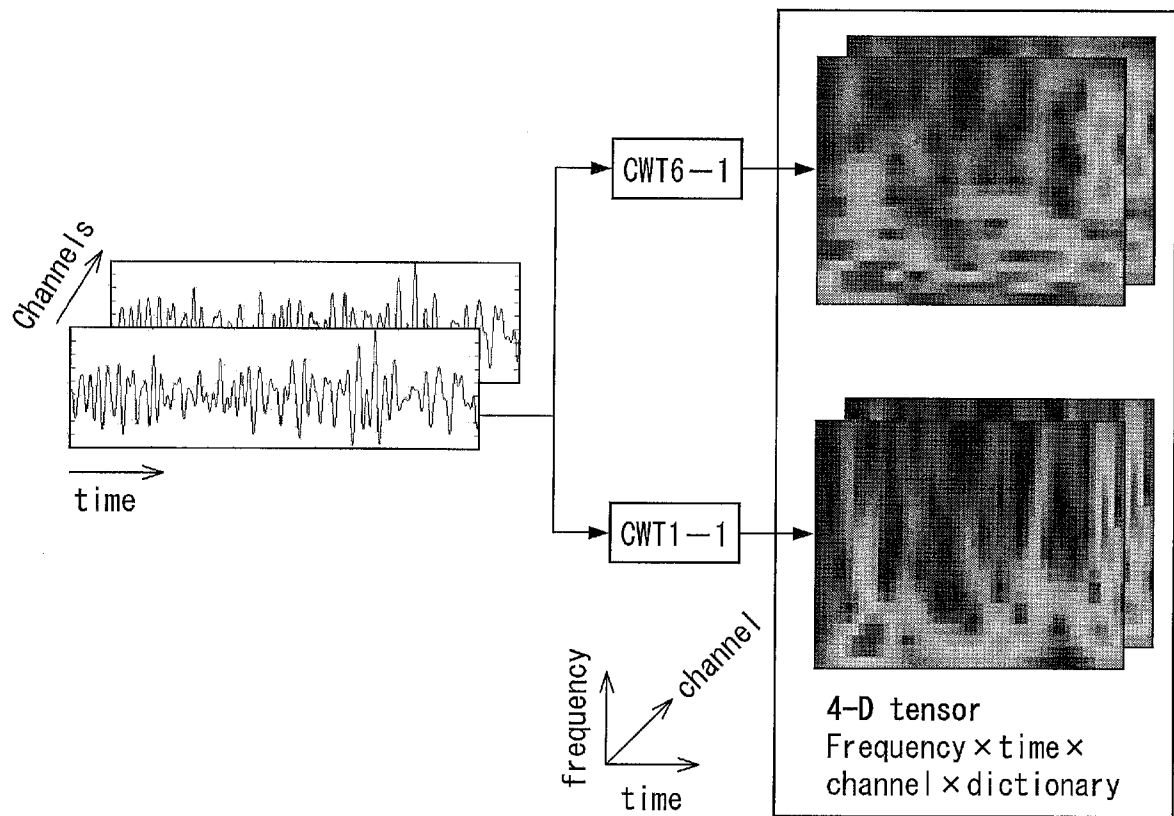
[図4]



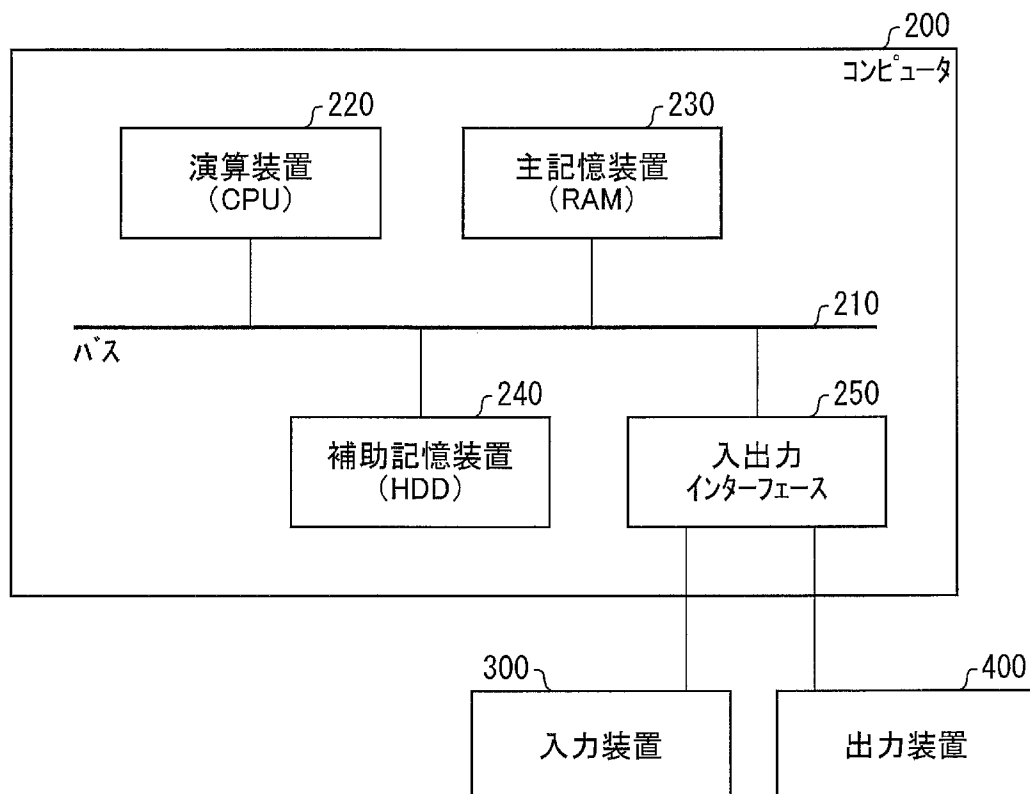
[図5]



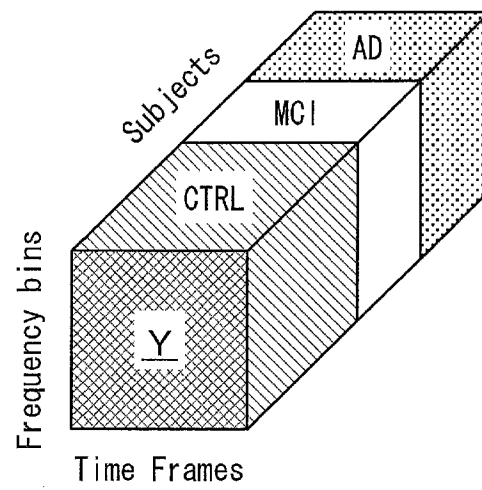
[図6]



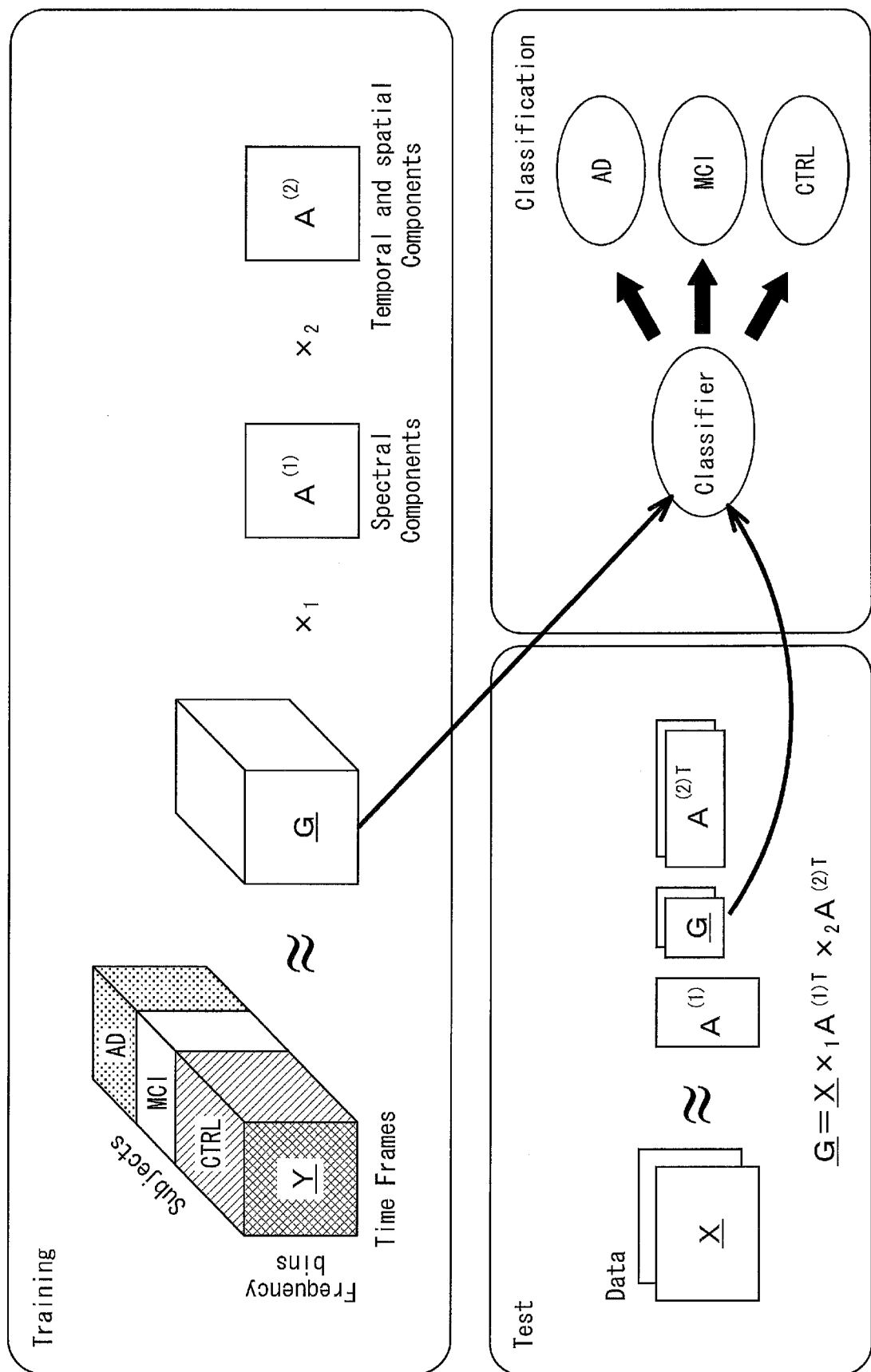
[図7]



[図8]



[図9]

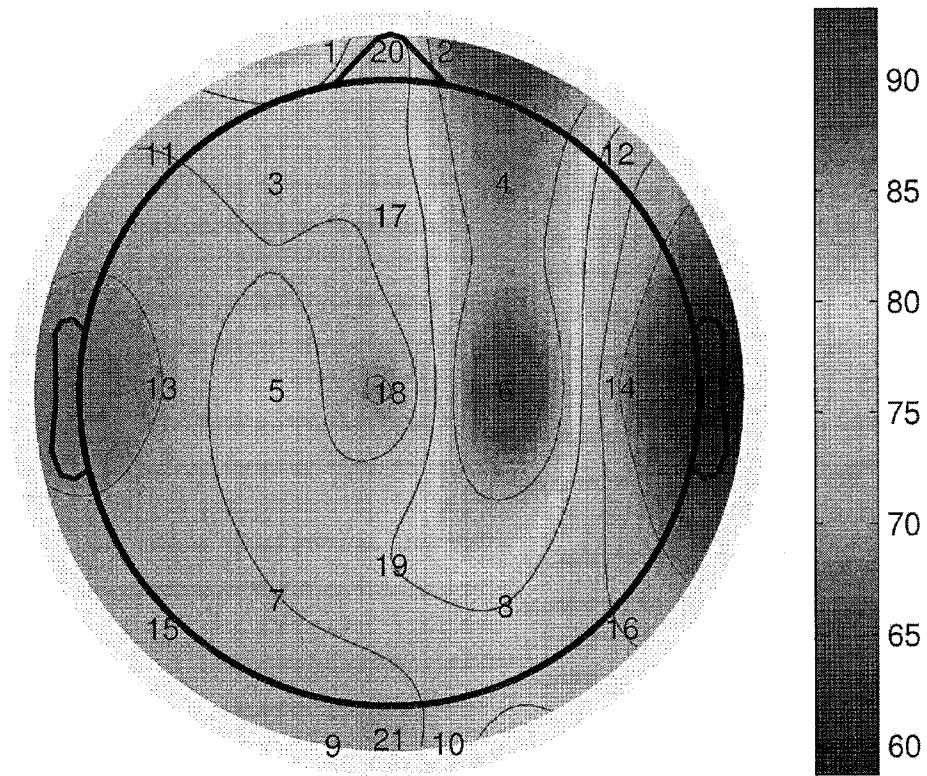


[図10]

Channel	ACC (single channel)		ACC (dual channels)		ACC (channels 9-X)		CI of AUC	
	KNN	SVM	KNN	SVM	KNN	SVM	Single	Channels 9-X
1	0.9667	0.9667			0.7500	0.7500	0.8776-1.0000	0.8036-0.9637
2	0.9667	0.9667			0.8167	0.8000	0.9593-1.0000	0.7662-0.9501
3	1.0000	1.0000			0.8667	0.8833	1.0000-1.0000	0.8883-0.9902
4	0.9667	0.9667			0.9167	0.9333	0.9744-1.0000	0.9340-1.0000
5	0.9500	0.9500			0.9000	0.9167	0.9219-1.0000	0.9050-0.9929
6	0.9833	0.9833			0.9167	0.9667	0.9711-1.0000	0.9193-1.0000
7	0.9500	0.9500			0.7333	0.7333	0.9576-1.0000	0.6495-0.8854
8	0.9500	0.9333	0.9667 (8-3)	0.9500 (8-3)	0.8333	0.8500	0.9502-0.9989	0.7636-0.9565
9	0.9500	0.9333	1.0000 (9-18)	1.0000 (9-18)	0.9500	0.9333	0.9463-0.9988	0.9485-0.9988
10	0.9333	0.9333		0.9500 (10-3)	0.6667	0.6667	0.9246-0.9977	0.5873-0.8451
11	0.9833	0.9833			0.8333	0.8167	1.0000-1.0000	0.7950-0.9575
12	0.9000	0.9000	0.9667 (12-1)	0.9500 (12-1)	0.8500	0.8000	0.9067-0.9943	0.8194-0.9692
13	0.9833	0.9833			0.7333	0.7500	1.0000-1.0000	0.6700-0.8987
14	0.9667	0.9833			0.9333	0.9500	0.9662-1.0000	0.8498-1.0000
15	0.9833	0.9833			0.7167	0.7333	1.0000-1.0000	0.6036-0.8666
16	0.9667	0.9667			0.8667	0.8667	0.9473-1.0000	0.8625-0.9828
17	0.9667	0.9667			0.9333	0.9167	0.9647-1.0000	0.9108-0.9967
18	0.9167	0.9167	1.0000 (18-9)	1.0000 (18-9)	1.0000	1.0000	0.9365-0.9965	1.0000-1.0000
19	0.9833	0.9833			0.9167	0.9333	0.9603-1.0000	0.9503-0.9989
20	0.9333	0.9333	0.9667 (20-4)		0.8833	0.8667	0.9663-1.0000	0.8543-0.9818
21	0.9500	0.9500			0.6500	0.6333	0.9002-1.0000	0.5464-0.8163

[図11]

ACC – CTRL vs MCI, single channel



[図12]

Channel	ACC (single channel)		ACC (2 channels)		ACC (channels 12-X)		CI of AUC	
	KNN	SVM	KNN	SVM	KNN	SVM	Single channel	Channels 12-X
1	0.9344	0.9344	0.9508 (1-13)		0.8852	0.8852	0.9234-0.9976	0.8953-0.9884
2	0.9016	0.9180	0.9344 (2-18)		0.9180	0.9180	0.9135-0.9946	0.9238-0.9956
3	0.8852	0.8852	0.9672 (3-12)	0.9344 (3-21)	0.9672	0.9180	0.8305-0.9908	0.9511-0.9989
4	0.8525	0.8852	0.9344 (4-17)	0.9344 (4-12)	0.9016	0.9344	0.8717-0.9839	0.9450-0.9976
5	0.9016	0.8852	0.9508 (5-12)	0.9672 (5-15)	0.9508	0.9344	0.8194-0.9752	0.9389-1.0000
6	0.8689	0.8852	0.9508 (6-12)	0.9672 (6-12)	0.9508	0.9672	0.7963-0.9700	0.9510-1.0000
7	0.8361	0.8361	0.9016 (7-1)	0.9016 (7-1)	0.8852	0.8525	0.7577-0.9548	0.8970-0.9889
8	0.8689	0.9180	0.9836 (8-12)	0.9344 (8-12)	0.9836	0.9344	0.8613-0.9839	0.9776-1.0000
9	0.9016	0.9344	0.9344 (9-3)		0.9344	0.9180	0.9075-0.9957	0.9063-0.9942
10	0.8033	0.8197	0.9508 (10-11)	0.9508 (10-15)	0.8689	0.8689	0.7907-0.9638	0.9042-0.9911
11	0.7869	0.7869	0.9508 (11-10)	0.9344 (11-13)	0.7869	0.8033	0.8067-0.9618	0.7924-0.9638
12	0.9016	0.8689	0.9836 (12-8)	0.9672 (12-6)	0.9016	0.8689	0.8023-0.9856	0.7975-0.9865
13	0.9508	0.9508			0.9016	0.9180	0.9316-0.9985	0.9035-0.9978
14	0.8689	0.8852	0.9180 (14-18)	0.9344 (14-18)	0.9016	0.8689	0.8422-0.9752	0.8651-0.9886
15	0.9180	0.9180	0.9344 (15-10)	0.9672 (15-5)	0.9016	0.9016	0.8976-0.9929	0.7960-0.9910
16	0.8361	0.8197	0.9508 (16-18)	0.9672 (16-18)	0.9016	0.9180	0.8020-0.9649	0.8505-0.9933
17	0.8033	0.8525	0.9672 (17-12)	0.9672 (17-12)	0.9672	0.9672	0.7769-0.9863	0.9276-1.0000
18	0.9016	0.9180	0.9508 (18-16)	0.9672 (18-16)	0.9344	0.9344	0.8136-0.9863	0.8820-0.9913
19	0.9180	0.8852	0.9344 (19-3)	0.9344 (19-4)	0.8689	0.8689	0.9131-0.9925	0.8932-0.9869
20	0.9016	0.9016	0.9508 (20-13)	0.9508 (20-13)	0.8033	0.8197	0.8071-0.9805	0.7885-0.9602
21	0.8197	0.8689	0.9672 (21-3)	0.9344 (21-3)	0.8525	0.8361	0.8202-0.9803	0.8274-0.9723

[図13]

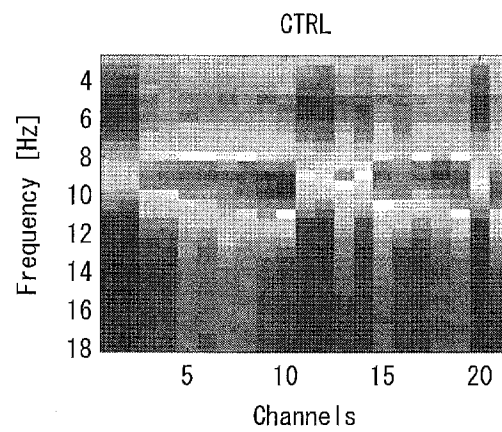
Channel	ACC (single channel)		ACC (2 channels)		ACC (channels 1-X)		CI of AUC	
	KNN	SVM	KNN	SVM	KNN	SVM	Single channel	Channels 1-X
1	0.8444	0.8444	1.0000 (1-21)	1.0000 (1-21)	0.8444	0.8444	0.7531-0.9702	0.7589-0.9720
2	0.8889	0.8889	1.0000 (2-21)	1.0000 (2-21)	0.8222	0.7111	0.7758-0.9794	0.5966-0.8889
3	0.8444	0.8444	1.0000 (3-21)	1.0000 (3-11)	0.9778	0.9778	0.7044-0.9588	0.9762-1.0000
4	0.8444	0.8889	0.9778 (4-11)	1.0000 (4-11)	0.9778	0.9778	0.8182-0.9830	0.9200-1.0000
5	0.8000	0.8000	1.0000 (5-11)	1.0000 (5-11)	0.9778	0.9778	0.7086-0.9393	1.0000-1.0000
6	0.8222	0.7778	1.0000 (6-11)	1.0000 (6-11)	0.9778	0.9778	0.6958-0.9481	0.8468-1.0000
7	0.8667	0.8444	1.0000 (7-11)	1.0000 (7-11)	0.9778	0.9778	0.8221-0.9780	0.9494-1.0000
8	0.7778	0.8000	1.0000 (8-11)	1.0000 (8-11)	0.9778	0.9778	0.7260-0.9700	0.8062-1.0000
9	0.8667	0.8444	1.0000 (9-11)	1.0000 (9-11)	0.9778	0.9778	0.7828-0.9722	0.8757-1.0000
10	0.6444	0.7111	1.0000 (10-11)	1.0000 (10-11)	0.9778	0.9778	0.6055-0.8849	0.7792-1.0000
11	0.8444	0.8444	1.0000 (11-3)	1.0000 (11-3)	0.8667	0.8667	0.7752-0.9885	0.7318-0.9722
12	0.7556	0.7556	1.0000 (12-5)	1.0000 (12-5)	0.7778	0.7778	0.6324-0.9109	0.6975-0.9465
13	0.7556	0.7556	0.9778 (13-2)	1.0000 (13-8)	0.9556	0.9556	0.6663-0.9190	0.8606-1.0000
14	0.8222	0.8222	1.0000 (14-7)	1.0000 (14-7)	0.9111	0.8667	0.7982-0.9757	0.8014-1.0000
15	0.8889	0.8889	0.9778 (15-2)	0.9778 (15-2)	0.9556	0.9556	0.9106-0.9980	1.0000-1.0000
16	0.7111	0.7556	0.9778 (16-20)	1.0000 (16-20)	0.9556	0.9778	0.7049-0.9400	0.7636-1.0000
17	0.7111	0.7556	1.0000 (17-20)	1.0000 (17-20)	0.9556	0.9778	0.6840-0.9363	0.9739-1.0000
18	0.8444	0.8667	0.9778 (18-2)	0.9778 (18-2)	0.9556	0.9556	0.7331-0.9677	0.9411-1.0000
19	0.8444	0.8444	1.0000 (19-20)	1.0000 (19-20)	0.9778	0.9778	0.7711-0.9655	0.9699-1.0000
20	0.8222	0.8667	1.0000 (20-5)	1.0000 (20-4)	0.7333	0.7333	0.8252-0.9916	0.7160-0.9393
21	0.7556	0.7556	1.0000 (21-1)	1.0000 (21-1)	1.0000	1.0000	0.6576-0.920	1.0000-1.0000

[図14]

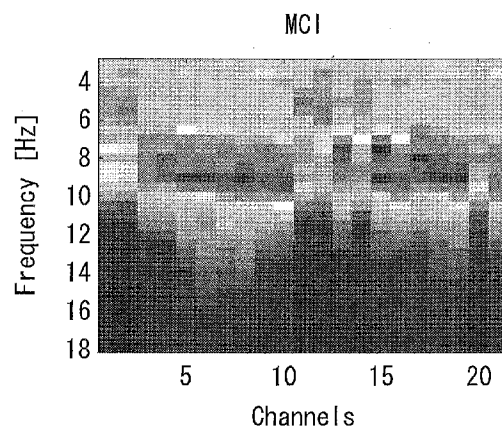
Ch.	1ch	2channels	14 - X	CI of AUC (1 channel)			CI of AUC (channels 14-X)		
				1 vs All	2 vs All	3 vs All	1 vs All	2 vs All	3 vs All
1	0.9036	0.9277 (1-15)	0.8675	0.9856-1.0000	0.7659-0.9762	0.7934-0.9720	0.9601-0.9988	0.9601-0.9988	0.9601-0.9988
2	0.8916	0.9518 (2-15)	0.8193	0.9113-0.9918	0.8763-0.9837	0.9795-1.0000	0.9759-0.9991	0.9759-0.9991	0.9759-0.9991
3	0.8916	0.9398 (3-14)	0.9398	0.8394-0.9776	0.9176-0.9938	0.8290-0.9896	1.0000-1.0000	1.0000-1.0000	1.0000-1.0000
4	0.9518		0.8675	0.8862-1.0000	0.9427-1.0000	0.8664-0.9960	0.9889-1.0000	0.9889-1.0000	0.9889-1.0000
5	0.9398	0.9639 (4-11)	0.9157	0.8878-0.9997	0.9846-1.0000	0.9338-0.9989	0.9924-1.0000	0.9924-1.0000	0.9924-1.0000
6	0.8795	0.9398 (5-20)	0.9036	0.9073-0.9879	0.8758-0.9743	0.8463-0.9982	0.9315-1.0000	0.9315-1.0000	0.9315-1.0000
7	0.9518	0.9759 (7-14)	0.9759	0.9456-0.9997	0.9309-0.9954	0.9861-1.0000	0.9335-1.0000	0.9335-1.0000	0.9335-1.0000
8	0.9036	0.9398 (8-11)	0.9398	0.8833-1.0000	0.7765-0.9901	0.8611-0.9843	0.9356-0.9997	0.9356-0.9997	0.9356-0.9997
9	0.8795	0.9157 (9-4)	0.8675	0.8648-0.9892	0.7842-0.9831	0.8726-0.9990	0.8872-0.9952	0.8872-0.9952	0.8872-0.9952
10	0.9518		0.9518	0.9213-0.9994	0.9924-1.0000	0.8527-0.9994	0.9286-0.9991	0.9286-0.9991	0.9286-0.9991
11	0.9518	0.9639 (11-5)	0.9036	0.8733-0.9988	0.7992-1.0000	0.8604-0.9977	0.9693-1.0000	0.9693-1.0000	0.9693-1.0000
12	0.9518	0.9639 (12-5)	0.7590	1.0000-1.0000	0.9435-1.0000	0.8538-0.9988	0.9149-0.9958	0.9149-0.9958	0.9149-0.9958
13	0.8795	0.9639 (13-20)	0.9036	0.9869-1.0000	0.9225-0.9921	0.8400-0.9884	0.8998-0.9879	0.8998-0.9879	0.8998-0.9879
14	0.8554	0.9759 (14-7)	0.8554	0.8826-0.9956	0.6942-0.9598	0.7815-0.9489	0.8681-0.9952	0.8681-0.9952	0.8681-0.9952
15	0.9157	0.9518 (15-2)	0.8795	0.8889-0.9875	0.8961-0.9955	0.8200-0.9798	0.8644-0.9779	0.8644-0.9779	0.8644-0.9779
16	0.9277	0.9277 (16-7)	0.8434	0.8946-1.0000	0.8967-0.9974	0.9430-0.9984	0.8733-0.9817	0.8733-0.9817	0.8733-0.9817
17	0.9036	0.9277 (17-1)	0.8795	0.8230-0.9740	0.7980-0.9917	0.9101-0.9888	0.8832-0.9854	0.8832-0.9854	0.8832-0.9854
18	0.9518		0.6988	0.9954-1.0000	0.7865-0.9966	0.8642-0.9985	0.9045-0.9922	0.9045-0.9922	0.9045-0.9922
19	0.9277		0.8675	0.8769-0.9910	0.9025-0.9987	0.9369-1.0000	0.8980-0.9928	0.8980-0.9928	0.8980-0.9928
20	0.9157	0.9639 (20-13)	0.8916	0.9138-0.9925	0.9085-0.9956	0.9724-0.9986	0.9219-0.9982	0.9219-0.9982	0.9219-0.9982
21	0.9277		0.7831	0.9894-1.0000	0.7420-0.9869	0.8554-0.9873	0.8791-0.9858	0.8791-0.9858	0.8791-0.9858

[図15]

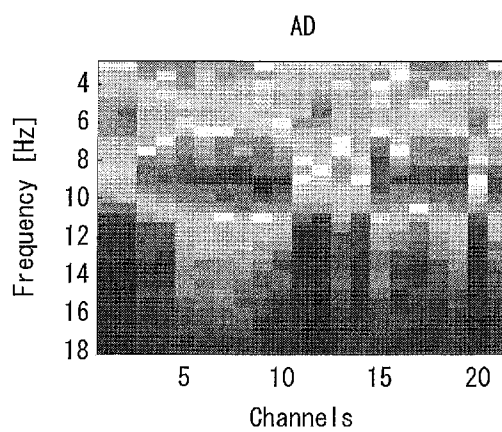
(a)



(b)



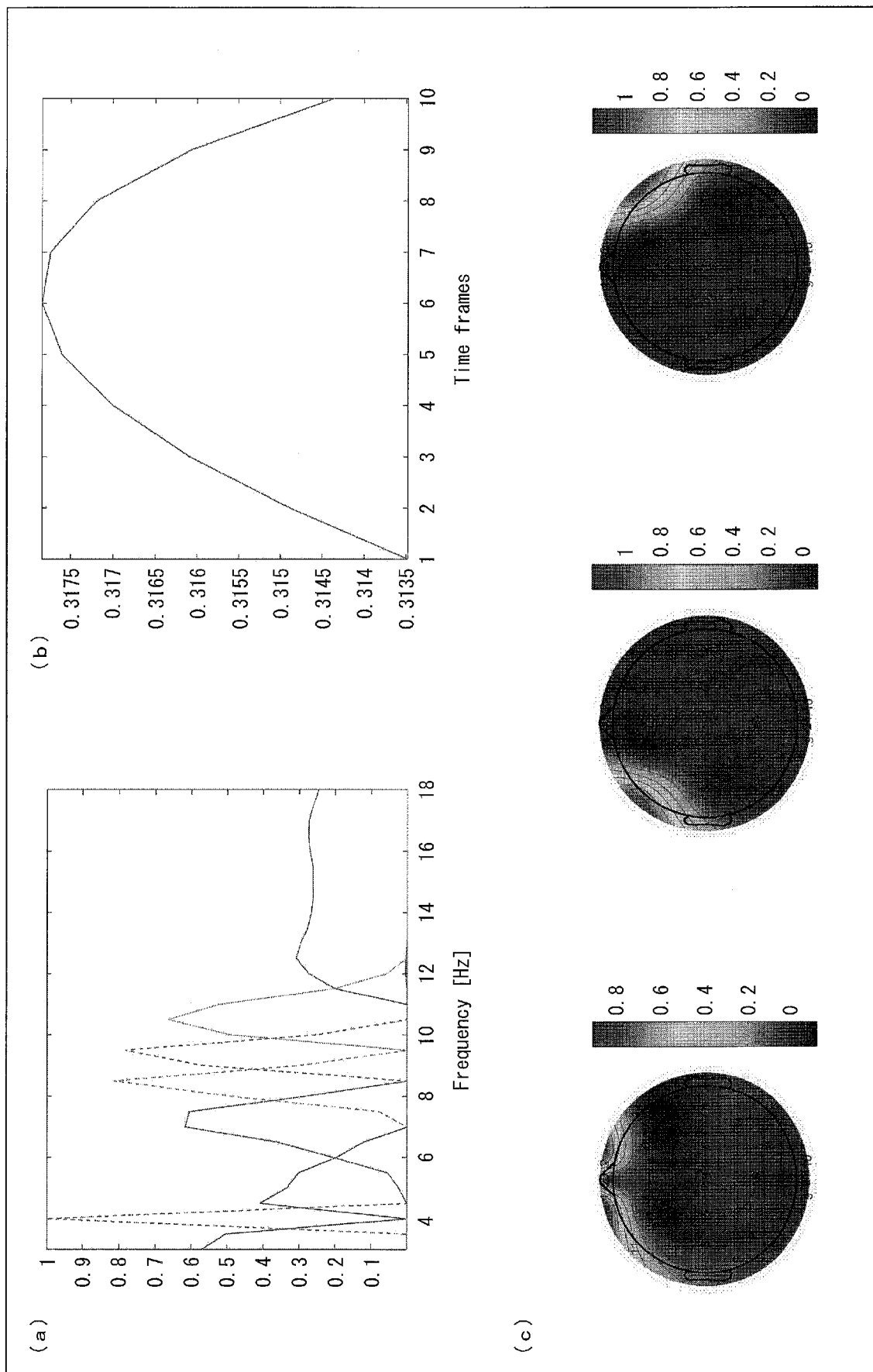
(c)



[図16]

Classification	Channels	Components	ACC (%)
CTRL, MCI	1, 2, 11, 12	$6 \times 1 \times 2$	95
CTRL, AD	1, 2, 11, 12, 7, 8, 9, 10	$6 \times 1 \times 2$	98.36
MCI, AD	1, 2, 9, 10	$4 \times 1 \times 2$	91
CTRL, MCI, AD	1, 2, 11, 12	$7 \times 1 \times 3$	86.75

[図17]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2012/057513

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B5/0476(2006.01) i, G06F3/01(2006.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

A61B5/0476, G06F3/01

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Jitsuyo Shinan Koho 1922-1996 Jitsuyo Shinan Toroku Koho 1996-2012

Kokai Jitsuyo Shinan Koho 1971-2012 Toroku Jitsuyo Shinan Koho 1994-2012

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	LI Jie ZHANG Liqing, Regularized tensor discriminant analysis for single trial EEG classification in BCI, Pattern Recognition Letters, vol.31 No.7, 2010.05.01, 619-628	1-12
A	ZHAO Qibin, MULTILINEAR GENERALIZATION OF COMMON SPATIAL PATTERN, Proceedings. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol.2009 vol.1, 2009, 525-528	1-12



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

25 May, 2012 (25.05.12)

Date of mailing of the international search report

05 June, 2012 (05.06.12)

Name and mailing address of the ISA/

Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（I P C））

Int.Cl. A61B5/0476(2006.01)i, G06F3/01(2006.01)i

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（I P C））

Int.Cl. A61B5/0476, G06F3/01

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

日本国実用新案公報	1 9 2 2 - 1 9 9 6 年
日本国公開実用新案公報	1 9 7 1 - 2 0 1 2 年
日本国実用新案登録公報	1 9 9 6 - 2 0 1 2 年
日本国登録実用新案公報	1 9 9 4 - 2 0 1 2 年

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

C. 関連すると認められる文献

引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	LI Jie ZHANG Liqing, Regularized tensor discriminant analysis for single trial EEG classification in BCI, Pattern Recognition Letters, vol.31 No.7, 2010.05.01, 619-628	1 - 1 2
A	ZHAO Qibin, MULTILINEAR GENERALIZATION OF COMMON SPATIAL PATTERN, Proceedings. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol.2009 vol.1, 2009, 525-528	1 - 1 2

C欄の続きにも文献が列挙されている。

パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

「A」特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの
「E」国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの
「L」優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）
「O」口頭による開示、使用、展示等に言及する文献
「P」国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願

の日の後に公表された文献

「T」国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの

「X」特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの

「Y」特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの

「&」同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日

2 5 . 0 5 . 2 0 1 2

国際調査報告の発送日

0 5 . 0 6 . 2 0 1 2

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（I S A / J P）

郵便番号 1 0 0 - 8 9 1 5

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官（権限のある職員）

湯本 照基

電話番号 0 3 - 3 5 8 1 - 1 1 0 1 内線 3 2 9 2

2 Q

9 4 0 4