

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2017-192425

(P2017-192425A)

(43) 公開日 平成29年10月26日(2017.10.26)

(51) Int.Cl. F I テーマコード (参考)
A 6 1 B 5/0476 (2006.01) A 6 1 B 5/04 3 2 4 4 C 1 2 7
A 6 1 B 10/00 (2006.01) A 6 1 B 10/00 B

審査請求 有 請求項の数 3 O L (全 13 頁)

(21) 出願番号 特願2016-82809 (P2016-82809) (22) 出願日 平成28年4月18日 (2016. 4. 18) (11) 特許番号 特許第6203324号 (P6203324) (45) 特許公報発行日 平成29年9月27日 (2017. 9. 27)	(71) 出願人 514028042 株式会社アラヤ 東京都千代田区平河町一丁目6番15号 (74) 代理人 110000925 特許業務法人信友国際特許事務所 (72) 発明者 金井 良太 東京都千代田区平河町一丁目6番15号 株式会社アラヤ・ブレイン・イメージング 内 (72) 発明者 田嶋 達裕 スイス国 1205, ジュネーブ, リュ ゲッツモナン 23 Fターム(参考) 4C127 AA03 BB05 EE01 HH11
--	---

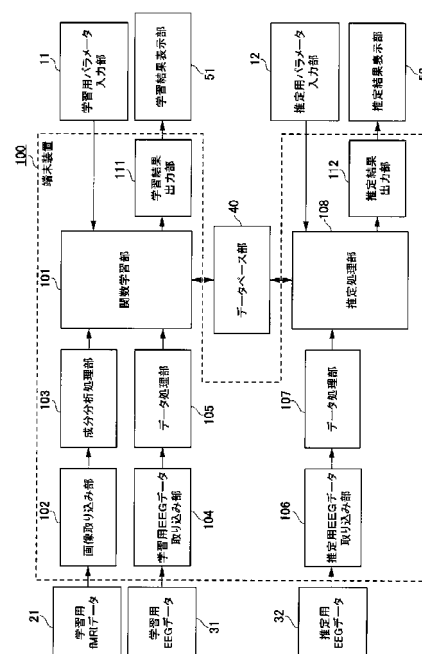
(54) 【発明の名称】 認知状態推定システム及び認知状態推定方法

(57) 【要約】

【課題】 fMRIを用いた場合と同様の脳の深部の活動に反映される詳細な認知状態を推定することを、脳波計を使って簡単にできるようにする。

【解決手段】 機能的核磁気共鳴画像法によるfMRI画像データと、頭部の複数の電極から得た脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を取得する関数学習処理を行う。そして、推定用の脳電図データを取得したとき、その取得した脳電図データを、関数学習処理で得た状態マッピング関数を使った演算で、脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定処理を行う。この推定処理で得た脳全体の活動パターンの情報を出力する。

【選択図】 図2



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データと、頭部の複数の電極から得た脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を格納するデータベース部と、

推定用の脳電図データを取得する推定用脳電図データ取り込み部と、

前記推定用脳電図データ取り込み部が取得した脳電図データを、前記データベース部に格納された前記状態マッピング関数を使った演算で、脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定処理部と、

前記推定処理部が推定した脳全体の活動パターンの情報を出力する出力部と、を備えた認知状態推定システム。

10

【請求項 2】

機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データを取得する画像取り込み部と、

学習用の脳電図データを取得する学習用脳電図データ取り込み部と、

前記画像取り込み部が取得した fMRI 画像データと、前記学習用脳電図データ取り込み部が取得した学習用脳電図データとから、前記状態マッピング関数を算出する関数学習部とを備え、

前記データベース部において、前記関数学習部が算出した前記状態マッピング関数を格納する

請求項 1 に記載の認知状態推定システム。

20

【請求項 3】

前記関数学習部が前記状態マッピング関数を算出する際には、脳電図データから得られる認知状態の値を、時間的に複数並べた多次元の状態ベクトルを取得すると共に、前記多次元の状態ベクトルとして、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定時の推定精度が最大化する次元数の状態ベクトルとするようにした

請求項 2 に記載の認知状態推定システム。

【請求項 4】

機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データと、頭部の複数の電極から得た脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を取得する関数学習処理と、

推定用の脳電図データを取得したとき、その取得した脳電図データを、前記関数学習処理で得た前記状態マッピング関数を使った演算で、脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定処理と、

30

前記推定処理で得た脳全体の活動パターンの情報を出力する出力処理と、を含む認知状態推定方法。

【発明の詳細な説明】**【技術分野】****【0001】**

本発明は、認知状態推定システム及び認知状態推定方法に関する。

【背景技術】

40

【0002】

従来、核磁気共鳴画像法 (MRI: magnetic resonance imaging) により、生体内の脳などの断層画像を得ることが行われている。この MRI により画像を得る手法として、機能的 MRI (functional MRI: 以下「fMRI」と称する) と称される、脳内の血流の変化を捉える手法が開発されている。脳内の血流の変化が画像として得られることで、例えば対象者の認知状態が推定できることが知られている。非特許文献 1, 2 には、fMRI の手法で得た脳の画像をもとに、認知状態を推定することについて記載されている。

【0003】

一方、従来から知られた別の脳活動を測定する手法として、脳電図 (Electroencephalogram: EEG) が知られている。脳電図は、脳波とも称され、計測対象者の頭部の表面に

50

付着させた電極を通して、脳の活動状況に対応した波形を取得する手法である。非特許文献3には、脳電図により、睡眠、覚醒の違い等を反映する脳活動を計測することについて記載されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0004】

【非特許文献1】Raichle, M. E. et al. A default mode of brain function. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 98, 676-682 (2001).

【非特許文献2】Brookes, M. J. et al. Investigating the electrophysiological basis of resting state networks using magnetoencephalography. Proc. Natl. Acad. Sci. 108, 16783-16788 (2011). 10

【非特許文献3】Murphy, M. et al. Propofol anesthesia and sleep: a high-density EEG study. Sleep 34, 283-291 (2011).

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

従来のfMRIを用いた方法で認知状態を推定する場合、推定に必要な脳活動の計測に非常に大掛かりな計測装置が必要である。しかし、こうしたfMRIの計測装置は高価で装置の維持コストも莫大であるため、大きな病院等を除いて整備されている機関が少なく、利用が制限されるという問題がある。また、これらの装置は計測対象者の身体を拘束するため、計測対象者にとっての負担が大きく、身体運動を伴う自然な状態での計測も困難であるという問題があった。 20

【0006】

また、EEGを用いた方法は、比較的安価に利用でき、かつ計測対象者の身体的拘束を少なく抑えられる。しかし、EEGでは頭皮上の電極を通して脳活動を記録するため、頭部の表面付近の脳活動しか記録できない。そのため、fMRIで得られるような脳の深部の活動に反映される詳細な認知状態を推定するのが困難であるという問題があった。

【0007】

本発明はこれらの点に鑑みてなされたものであり、fMRIを用いた場合と同様の脳の深部の活動に反映される詳細な認知状態の推定を、高価な計測装置を用いることなく簡単にできるようにすることを目的とする。 30

【課題を解決するための手段】

【0008】

本発明の認知状態推定システムは、機能的核磁気共鳴画像法によるfMRI画像データと、頭部の複数の電極から得た脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を格納するデータベース部と、推定用の脳電図データを取得する推定用脳電図取り込み部と、推定用脳電図取り込み部が取得した脳電図データを、データベース部に格納された状態マッピング関数を使った演算で、脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定処理部と、推定処理部が推定した脳全体の活動パターンの情報を出力する出力部とを備える。 40

【0009】

また本発明の認知状態推定方法は、機能的核磁気共鳴画像法によるfMRI画像データと、頭部の複数の電極から得た脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を取得する関数学習処理と、推定用の脳電図データを取得したとき、その取得した脳電図データを、関数学習処理で得た状態マッピング関数を使った演算で、脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定処理と、推定処理で得た脳全体の活動パターンの情報を出力する出力処理とを含む。

【発明の効果】

【0010】

本発明によれば、脳波計を使って脳深部を含む脳全体の活動の特徴を、計測対象者の身体的拘束が少ない方法で計測することができると共に、MRI装置のような高価な計測装置を必要とせずに、脳全体の活動の特徴を得ることができるという作用効果を奏する。

【図面の簡単な説明】

【0011】

【図1】本発明の一実施の形態例によるシステムの全体構成の例を示す図である。

【図2】本発明の一実施の形態例による端末装置の構成例を示すブロック図である。

【図3】本発明の一実施の形態例による関数学習部のアルゴリズムの例を示すフローチャートである。

【図4】本発明の一実施の形態例による推定処理部のアルゴリズムの例を示すフローチャートである。

10

【図5】EEG信号とfMRI独立成分の例を示す波形図である。

【図6】本発明の一実施の形態例による推定精度の例を示す特性図である。

【図7】本発明の一実施の形態例による推定結果表示例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0012】

以下、本発明の一実施の形態例（以下、「本例」と称する。）を、添付図面を参照して説明する。

[1. システム全体の構成例]

図1は、本例のシステム全体の構成を示す。図1に示すように、本例のシステムは、データ処理を実行する端末装置100を備える。端末装置100は、例えばコンピュータ装置で構成され、後述する学習処理や推定処理を実行するためのプログラム（ソフトウェア）を実行することにより、脳電図のデータから認知状態を推定するための学習処理及び推定処理を行う。

20

端末装置100には、各種パラメータなどを入力する入力装置10と、MRI装置20と、脳波計30と、データベース部40と、表示装置50とが接続されている。

【0013】

MRI装置20は、fMRI画像を撮影する装置であり、学習用の脳画像を取得するために使用する。脳波計30は、脳電図を得る装置であり、学習用及び推定用の脳電図を得る。脳電図を得るための電極としては、頭部表面付近の比較的少数の電極でよい。以下の説明では、脳波計30の電極で得られる信号をEEGデータと称する。

30

データベース部40は、学習用の脳画像及び脳電図を使って得た変換用のデータなどを記憶する。

表示装置50は、端末装置100での演算処理で得られた結果（学習結果や推定結果）を表示する。

【0014】

[2. 端末装置の詳細構成例]

図2は、本例の端末装置100の詳細構成例を示す機能ブロック図である。

端末装置100は、計算処理を実行する処理部として、関数学習部101と推定処理部108とを備える。

40

端末装置100の画像取り込み部102は、MRI装置20から供給される学習用fMRI画像データ21を取り込み、取り込んだfMRI画像データを成分分析処理部103に供給する。成分分析処理部103は、供給されるfMRI画像データの成分分析処理を行い、成分分析結果を関数学習部101に供給する。

【0015】

また、端末装置100の学習用EEGデータ取り込み部104は、脳波計30の学習用脳電図データ（学習用EEGデータ）31を取り込み、取り込んだEEGデータ31をデータ処理部105に供給する。画像取り込み部102が取り込む学習用fMRI画像データ21と、学習用EEGデータ取り込み部104が取り込む学習用EEGデータ31は、同一の計測対象者から同じタイミングに得たデータである。データ処理部105は、供給

50

される学習用 E E G データ 3 1 を一定周期でサンプリングして各種データ処理を施して、処理結果のデータを関数学習部 1 0 1 に供給する。データ処理部 1 0 5 では、例えば各電極から取得した学習用 E E G データ 3 1 の各電極電位から参照電極電位値を差し引き正規化する処理が行われる。また、よりロバストな推定結果を得る目的で、周波数帯域を 1 ~ 2 0 0 H z 程度に限定するなど、推定対象としたい認知状態に応じて周波数フィルタをこの段階で施しても良い。さらに、データ処理部 1 0 5 では、必要により学習用 E E G データ 3 1 からノイズを除去する処理が行われる。

【 0 0 1 6 】

関数学習部 1 0 1 は、f M R I 画像データを成分分析した結果と、データ処理部 1 0 5 が出力する E E G データとから、関数学習処理を行う。この関数学習処理を行う際には、
10 入力装置 1 0 の学習用パラメータ入力部 1 1 から関数学習部 1 0 1 に学習用パラメータが供給される。学習用パラメータ入力部 1 1 から入力されるパラメータは、計測対象者の情報を含む計測条件の情報である。

関数学習部 1 0 1 で得た関数学習処理結果は、データベース部 4 0 に格納される。また、関数学習部 1 0 1 で得た関数学習処理結果は、学習結果出力部 1 1 1 から表示装置 5 0 に供給され、表示装置 5 0 の学習結果表示部 5 1 に表示される。

【 0 0 1 7 】

そして、端末装置 1 0 0 の推定用 E E G データ取り込み部 1 0 6 は、脳波計 3 0 の推定用脳電図データ（推定用 E E G データ）3 2 を取り込み、取り込んだ推定用 E E G データ 3 2 をデータ処理部 1 0 7 に供給する。データ処理部 1 0 7 は、供給される推定用 E E G
20 データ 3 2 を一定周期でサンプリングして各種データ処理を施し、この処理結果のデータを推定処理部 1 0 8 に供給する。データ処理部 1 0 7 においても、例えば各電極から取得した推定用 E E G データ 3 2 の各電極電位から参照電極電位値を差し引き正規化する処理が行われる。さらに、よりロバストな推定結果を得る目的で、周波数帯域を 1 ~ 2 0 0 H z 程度に限定するなど、推定対象としたい認知状態に応じて周波数フィルタをこの段階で施しても良い。また入力装置 1 0 の推定用パラメータ入力部 1 2 から、推定処理部 1 0 8 に推定用パラメータが供給される。推定用パラメータ入力部 1 2 から入力されるパラメータは、計測対象者の情報を含む計測条件の情報である。

【 0 0 1 8 】

推定処理部 1 0 8 は、データベース部 4 0 に登録されたデータと、推定用パラメータ入力部 1 2 から入力されたパラメータとを使用して、推定用 E E G データ 3 2 から認知状態を推定するための推定処理を行う。推定処理部 1 0 8 で得られた推定結果のデータは、推定結果出力部 1 1 2 から表示装置 5 0 に供給され、表示装置 5 0 の推定結果表示部 5 2 に
30 認知状態の推定結果が表示される。

【 0 0 1 9 】

[3 . 学習処理の例]

次に、図 3 のフローチャートを参照して、関数学習部 1 0 1 が、f M R I 画像データ 2 1 と学習用 E E G データ 3 1 との関数学習処理を行う際のアルゴリズムを説明する。

まず、関数学習部 1 0 1 は、学習用パラメータ入力部 1 1 から、学習用パラメータとして、時間遅れ τ 、最大埋め込み次元 $d_{\max}$ 、近傍点数 k 、及び計測対象者の情報などを含む計測条件のデータを取得する（ステップ S 1 1）。
40

【 0 0 2 0 】

次に、関数学習部 1 0 1 は、f M R I 画像データを成分分析した時系列データと、脳電図データ（学習用 E E G データ）3 1 の時系列データとを取り込む（ステップ S 1 2）。

ここでは、関数学習部 1 0 1 は、時刻 t における、学習用 E E G データ 3 1 から得られる認知状態の値を x_t 、f M R I 画像データから得られる認知状態の値を y_t とする。

【 0 0 2 1 】

学習用 E E G データ 3 1 から得られる認知状態の値 x_t は、1 つの電極から得られる値でもよいし、複数の電極の値を並べたベクトルのいずれでもよい。f M R I 画像データ 2 1 から得られる認知状態の値 y_t は、f M R I 画像データを独立成分分析等により変換し
50

たベクトルであってもよい。後述する図 5 に、特定の電極から得た波形に基づいた値 x_t と、fMRI 画像データ 21 を成分分析した値 y_t の一例を示す。この fMRI 画像データ 21 を独立成分分析等により変換したベクトルは、計測対象者の注意状態などを反映する認知状態の指標として用いることができる。

【0022】

そして、関数学習部 101 は、学習用 EEG データ 31 から得られる認知状態 x_t の時系列と、fMRI 画像データ 21 から得られる認知状態 y_t の時系列に基づいて、状態空間を再構成する（ステップ S13）。

ここでは、例えば脳電図データから得られる認知状態の値 x_t を、時間的に複数並べたベクトル $\underline{x}_t^{d \max}$ としたとき、以下のように構成する。

$$\text{ベクトル } \underline{x}_t^{d \max} = (x_t, x_{t-\tau}, \dots, x_{t-(d \max - 1)\tau})$$

このベクトル $\underline{x}_t^{d \max}$ は、多次元（高次元）のベクトル（状態ベクトル）であり、これを表現する空間を状態空間と称する。

【0023】

なお、状態ベクトルとして、ベクトル $\underline{x}_t^{d \max}$ のかわりに、これを任意の変換 R で変換したベクトル $x_t^{d \max} = R \underline{x}_t^{d \max}$ による別の状態空間を用いてもよい。例えば、R として行列を用いてもよく、この場合、変換行列 R は $d \times d$ の正方行列である。あるいは、ベクトル $\underline{x}_t^{d \max}$ の要素に対する非線形変換を用いてもよい。なお、R が恒等変換（単位行列）のときは、 $x_t^{d \max} = \underline{x}_t^{d \max}$ であり、簡便な推定においては、R を恒等変換としてもよい。あるいは、信号の周波数の変化や不均一性に対してよりロバストな推定結果を得るために、R の各要素をガウス分布または一様分布からランダムにサンプリングした乱数を用いても良い。さらに、この方法で乱数により生成した行列 R について、推定効率を上げるために、各基底が直行ベクトルとなるような変換を施しても良い。

【0024】

次に、関数学習部 101 は、状態空間でのデータ点間距離行列及び近傍関係を算出する（ステップ S14）。

ここでは、ベクトル $x_t^{d \max}$ の第 1 番目から第 d 番目までの要素を取り出した部分ベクトルを x_t^d とすると、部分ベクトル x_t^d は、d 次元の部分状態空間で表現される。データ内の 2 つの時刻のペア（ t, t' ）について、部分状態空間内でのデータ点 x_t^d と、データ点 $x_{t'}^d$ との間の距離を $D_{t, t'}$ とする。これを全ての時間ペアについて計算したものが、行列（距離行列）として表現される。

【0025】

各データ点 x_t^d について、その他のデータ点から距離が近い順に、k 個のデータ点を選んで作ったデータ点の集合を $B(x_t^d)$ とし、この集合 $B(x_t^d)$ をデータ点 x_t^d の近傍と称する。このとき、汎化性能など学習効果を高める目的で、k 個のデータ点を選ぶ際には、データ点 x_t^d と時間的に近いデータ点は対象から外してもよい。

【0026】

次に、関数学習部 101 は、学習用 EEG データ 31 と fMRI 画像データ 21 との対応を示す状態マッピング関数を算出する（ステップ S15）。

ここでは、学習用 EEG データ 31 の状態ベクトルのデータ x_t^d から、fMRI 画像データ 21 に基づく認知状態 y_t の推定値 $y_t^{\wedge}$ を求める。なお、記号「 $\wedge$ 」は、本来は「 y 」の上に表記されるものであるが、表記上の制約のため、本明細書中では、推定値 $y_t^{\wedge}$ のように示す。但し、数式では、記号「 $\wedge$ 」を正しい表記で示す。

このようにして求められる推定値 $y_t^{\wedge}$ は、ここでは EEG - fMRI 状態マッピング関数と称する。EEG - fMRI 状態マッピング関数 $y_t^{\wedge}$ は、例えば任意の重み関数 w を用いて、次の式で示される。

【0027】

10

20

30

40

【数 1】

$$\hat{y}_t = \sum_{t' \text{ s.t. } x_{t'}^d \in B(x_t^d)} w(D_{t,t'}^d) y_{t'}$$

【0028】

この【数 1】式において、「 $t' \text{ s.t. } x_{t'}^d \in B(x_t^d)$ 」は、時刻 t' が点 x_t^d の近傍に含まれるデータ点の時刻であることを示す。

重み関数 w は、例えば次の【数 2】式を用いてもよい。

【0029】

10

【数 2】

$$w(D_{t,t'}^d) = e^{-\alpha D_{t,t'}^d} / \sum_{x_{t'}^d \in B(x_t^d)} e^{-\alpha D_{t,t'}^d}$$

【0030】

なお、【数 2】式において、 α は任意のパラメータであり、例えば $\alpha = 1$ に設定される。

【0031】

ここで、推定精度の指標として、真の認知状態 y_t の推定値 $\hat{y}_t$ の相関係数などを用いることができる。ここでは、様々な次元 d に関して推定精度を計算して、推定精度 ρ を最大化する次元 d を選ぶ。

20

また、同様にパラメータ α についても、規定範囲内の全数検索あるいは任意の最適化アルゴリズムを用いて、推定精度を最大化するパラメータ α を選択するようにしてもよい。

さらに、変換 R についても、乱数により多数生成したランダム行列から、推定精度を最大化する変換 R を選択したり、その他の任意の最適化アルゴリズムを用いたりして最適な変換 R の値を選択するようにしてもよい。

【0032】

そして、関数学習部 101 は、このようにして得られた EEG-fMRI 状態マッピング関数及び各種パラメータを、学習結果としてデータベース部 40 に格納する（ステップ S16）。また、関数学習部 101 で得られた学習結果は、表示装置 50 の学習結果表示部 51 に表示される（ステップ S17）。そして、学習結果表示部 51 に表示された学習結果を確認することで、学習処理を実行する作業者は、学習精度を正確に確認することができるようになる。

30

学習処理が終了した後は、次に説明する推定処理により、推定用 EEG データ 32 のみから認知状態を推定することが可能になる。

【0033】

[4. 推定処理の例]

図 4 のフローチャートは、端末装置 100 の推定処理部 108 が、推定用 EEG データ 32 のみから認知状態を推定する処理のアルゴリズムの一例を示す。

まず、推定用パラメータ入力部 12 から、計測対象者の情報などを含む計測条件を入力する（ステップ S21）。

40

そして、推定処理部 108 は、推定用脳電図データ（推定用 EEG データ）32 を時系列データとして取り込んで推定処理部 108 内に記憶させると共に、データベース部 40 に登録された学習データを読み出す（ステップ S22）。

【0034】

次に、推定処理部 108 は、データベース 40 から読み出した学習データを使って、取り込んだ推定用脳電図の時系列データである推定用 EEG データ 32 に基づく状態空間の再構成処理を行う（ステップ S23）。

このときには、関数学習部 101 での処理と同様に、推定用脳電図の時系列データ $\tilde{x}_t$ から、状態ベクトル $\tilde{x}_t^{d \max}$ を構成する。なお、記号「 $\sim$ 」は、本来は「 x 」の上

50

に表記されるが、表記上の制約のため、本明細書中では、時系列データ $\tilde{x}_t$ のように示す。但し、数式では記号「 $\sim$ 」は正しい表記で示す。

【0035】

そして、推定処理部108は、状態空間でのデータ点間処理行列及び近傍関係を算出する（ステップS24）。

ここでは、推定処理部108は、状態ベクトル $\tilde{x}_t^{d \max}$ の第1番目から第d番目までの要素を抽出し、部分ベクトル $\tilde{x}_t^d$ を得る。そして、その部分ベクトルの推定用データ点 $\tilde{x}_t^d$ と、学習用データ点 $x_{t'}^d$ との間の距離を、 $D_{t, t'}^d$ とする。推定処理部108は、この距離 $D_{t, t'}^d$ を、全ての時刻のペア (t, t') について計算する。

10

さらに、推定処理部108は、各推定用データ点 $\tilde{x}_t^d$ について、学習用データ点から距離が近い順に、k個のデータ点を選んで作成したデータ点の集合 $(\tilde{x}_t^d \text{ の近傍 } B(\tilde{x}_t^d))$ を求める。

【0036】

そして、推定処理部108は、ステップS22で読み出したEEG-fMRI状態マッピング関数を用いて、認知状態（活動パターン）の推定値を算出する（ステップS25）。すなわち、推定処理部108は、脳電図データの状態ベクトル $\tilde{x}_t^d$ から、fMRI画像データに基づく認知状態の推定値 $\hat{y}_t$ を次の[数3]式に基づいて算出する。

【0037】

【数3】

20

$$\hat{y}_t = \sum_{t' \text{ s.t. } x_{t'}^d \in B(\tilde{x}_t^d)} w(D_{t, t'}^d) y_{t'}$$

【0038】

そして、推定処理部108は、このようにして得られたEEG-fMRI状態マッピング関数及び各種パラメータを、推定結果としてデータベース部40に格納させる（ステップS26）。また、推定処理部108で得られた推定結果は、表示装置50の推定結果表示部52に表示させる（ステップS27）。

【0039】

30

[5. 推定結果の例]

図5～図7は、本例の端末装置100を使用して、学習用EEGデータ31及び推定用EEGデータ32から、認知状態を推定した例を示す。

図5は、実際の計測で得られるEEG信号（図5の上側）及びfMRI画像の独立成分（図5の下側）を示す。

【0040】

ここでは、EEG信号として、31個の電極から得た信号波形を示す。図5に示す各波形は、例えば左前頭極部電極Fp1，右前頭極部電極Fp2，左前頭部電極F3，右前頭部電極F4，左中心部電極C3，右中心部電極C4などの、それぞれの符号に割り当てられた配置位置の電極から得た波形を示す。

40

また、fMRI画像の独立成分分析については、fMRI画像で示される脳内の各所の活動状況から得られる各空間パターンを、独立成分として示す。

ここで、図5に示すように、例えば後頭中央部電極Ozの波形の特定時刻の状態ベクトル $\tilde{x}_t^d$ を得たとき、この状態ベクトル $\tilde{x}_t^d$ は、fMRI画像の独立成分分析結果の特定時刻の認知状態 y_t に対応する。

なお、この図5に示す電極の種類は一例を示すものであり、本例のシステムが認知状態を推定する上で、図5に示す全ての種類の電極が必要なことを意味するのではない。

【0041】

図6は、精度推定例を示す。

図6の縦軸は、推定精度 ρ （相関係数）の計測対象者間の平均を示し、横軸は埋め込み

50

次元 d を示す。

図 6 から判るように、埋め込み次元 d によって、推定精度 ρ の平均が変化する。図 6 の例では、推定精度 ρ の平均は、埋め込み次元 d が一定値になるまで、埋め込み次元 d の増加に連動して徐々に高くなるが、一定値を超えると逆に若干低下する傾向がある。したがって、推定精度 ρ が最大になる次元 d を選ぶことで、推定精度 ρ の高い最適な次元 d を選択することができる。

【 0 0 4 2 】

図 7 は、表示装置 5 0 の推定結果表示部 5 2 に表示される推定結果の例を示す。

この例では、「デフォルトモードネットワーク」、「顕著性ネットワーク」、「視覚ネットワーク」、「聴覚ネットワーク」、「感覚・運動ネットワーク」、「制御ネットワーク」の 6 項目の推定結果をレーダーチャートで示す。これら 6 項目は、脳ネットワークの基本的な構成要素として知られたものである。

計測作業（医者や検査技師など）は、それぞれの項目ごとの活動状況の推定値を結ぶ線の形状を確認することで、計測対象者の認知状態を判定できるようになる。例えば図 7 の例では、「デフォルトモードネットワーク」、「感覚・運動ネットワーク」、「制御ネットワーク」の 3 つの活動が活発であり、他の 3 つのネットワークの活動が少ない状態と判定でき、脳深部を含む脳全体の活動の特徴が的確に推定できるようになる。これは、各電極の信号の時系列パターンから高次元の状態空間を再構成し、脳全体の活動パターンと同様の情報を復元することで可能となるものである。さらに、学習に用いるデータを増やすことで、この推定精度をさらに向上させることが可能である。

【 0 0 4 3 】

したがって、本例のシステムによると、MRI 装置を使用することなく、脳波計を使って脳深部を含む脳全体の活動の特徴を得ることができ、計測対象者の身体的拘束が少ない方法で計測できると共に、MRI 装置のような高価な計測装置が不要になるという効果を有する。

【 0 0 4 4 】

なお、上述した実施の形態では、端末装置 1 0 0 は関数学習部 1 0 1 と推定処理部 1 0 8 の双方を備える構成として、学習処理と推定処理の双方を行うようにしたが、学習処理と推定処理は、それぞれ別の端末装置で行うようにして、データベース部 4 0 に記憶されたデータをそれぞれの端末装置が共有するようにしてもよい。

また、図 7 に示すレーダーチャートによる推定結果の表示形態は、一例を示すものであり、その他の表示形態で推定結果を表示するようにしてもよい。

【 0 0 4 5 】

また、図 2 に示す端末装置 1 0 0 の構成は一例であり、その他の構成としてもよい。例えば、既存のパーソナルコンピュータ装置、スマートフォン、タブレット端末などの情報処理装置に、図 3 のフローチャートに示した学習処理又は図 4 のフローチャートに示した推定処理を実行するソフトウェア（プログラム）を実装してもよい。このようにすることで、既存の情報処理装置が、EEG データから認知状態を推定装置として機能する。

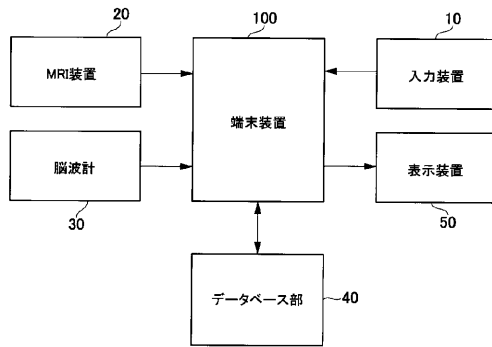
この場合の情報処理装置に実装するプログラムについては、メモリカードや光ディスクなどの記録媒体に記録して、情報処理装置に読み取らせるようにするか、あるいは、インターネットなどを經由して、情報処理装置に伝送するようにしてもよい。

【 符号の説明 】

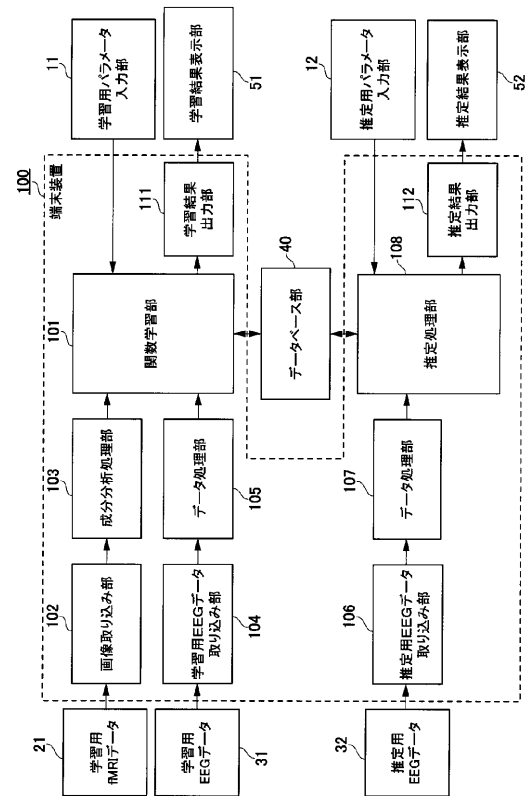
【 0 0 4 6 】

1 0 ... 入力装置、1 1 ... 学習用パラメータ入力部、1 2 ... 推定用パラメータ入力部、2 0 ... MRI 装置、2 1 ... 学習用 fMRI データ、3 0 ... 脳波計、3 1 ... 学習用 EEG データ、3 2 ... 推定用 EEG データ、4 0 ... データベース、5 0 ... 表示装置、5 1 ... 学習結果表示部、5 2 ... 推定結果表示部、1 0 0 ... 端末装置、1 0 1 ... 関数学習部、1 0 2 ... 画像取り込み部、1 0 3 ... 成分分析処理部、1 0 4 ... 学習用 EEG データ取り込み部、1 0 5 ... データ処理部、1 0 6 ... 推定用 EEG データ取り込み部、1 0 7 ... データ処理部、1 0 8 ... 信号推定部、1 1 1 ... 学習結果出力部、1 1 2 ... 推定結果出力部

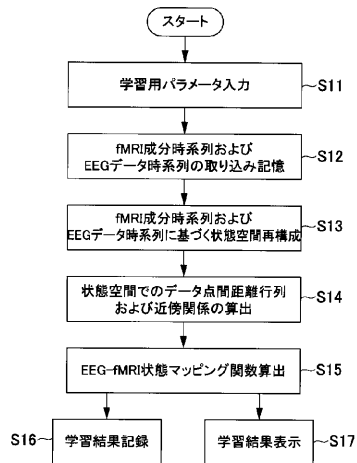
【 図 1 】



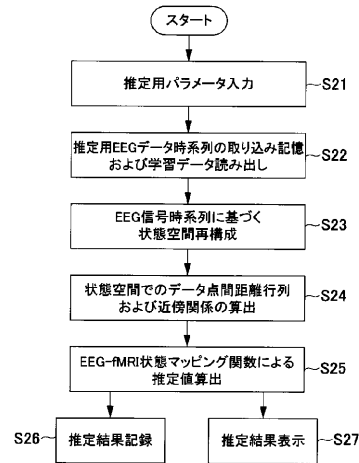
【 図 2 】



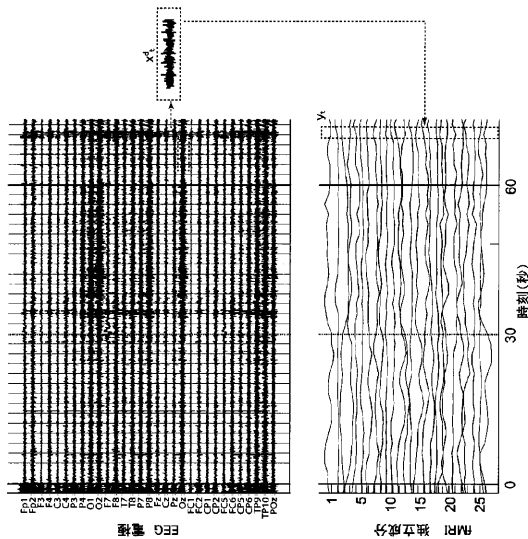
【 図 3 】



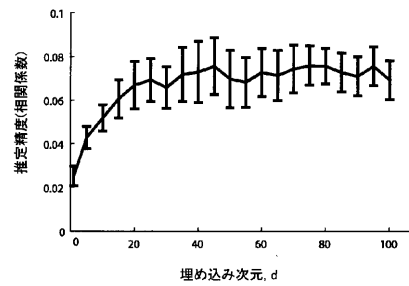
【 図 4 】



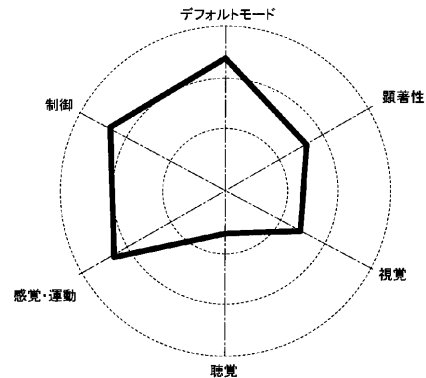
【図 5】



【図 6】



【図 7】



【手続補正書】

【提出日】平成29年7月10日(2017.7.10)

【手続補正 1】

【補正対象書類名】特許請求の範囲

【補正対象項目名】全文

【補正方法】変更

【補正の内容】

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データと、頭部の電極から得た学習用の脳電図データとを使って、前記 fMRI 画像データと前記脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を算出する関数学習部と、

前記関数学習部で算出された状態マッピング関数を格納するデータベース部と、

推定用の脳電図データを取得する推定用脳電図データ取り込み部と、

前記推定用脳電図データ取り込み部が取得した脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、前記データベース部に格納された前記状態マッピング関数を使った演算により、fMRI 画像データで得られる情報に相当する、脳全体の活動パターンの情報を復元して推定する推定処理部と、

前記推定処理部が推定した脳全体の活動パターンの情報を出力する出力部と、を備え、

前記関数学習部が前記状態マッピング関数を算出する際には、脳電図データから得られる少なくとも 1 つの電極から得た認知状態の値を、時間的に複数並べた多次元の状態ベクトルとして取得すると共に、前記多次元の状態ベクトルについて、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定時の推定精度が最大化する次元数の状態ベクトルとするようにした認知状態推定システム。

【請求項 2】

機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データを取得する画像取り込み部と、
学習用の脳電図データを取得する学習用脳電図データ取り込み部とを備え、
前記関数学習部は、前記画像取り込み部が取得した fMRI 画像データと、前記学習用
脳電図データ取り込み部が取得した学習用脳電図データとから、前記状態マッピング関数
を算出する

請求項 1 に記載の認知状態推定システム。

【請求項 3】

頭部の電極から脳電図データを取得して、その取得した脳電図データに基づいた演算処
理で脳全体の活動パターンの情報を得、得られた脳全体の活動パターンの情報を出力する
認知状態推定システムを作動させるための認知状態推定方法であり、

機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データと、頭部の電極から得た学習用の学
習用脳電図データとを使って、前記 fMRI 画像データと前記脳電図データとの対応を示
す状態マッピング関数を、前記認知状態推定システムが備える関数学習部で算出する関数
学習処理と、

前記関数学習処理により算出された状態マッピング関数を格納するデータベースを作成
して、前記認知状態推定システムが備えるデータベース部に格納する作成処理と、

推定用に取得した脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の
状態空間を再構成し、前記データベースに格納された前記状態マッピング関数を使った演
算で、fMRI 画像データから得られる情報に相当する、脳全体の活動パターンの情報を
、前記認知状態推定システムが備える推定処理部で復元して推定する推定処理と、

前記推定処理により推定した脳全体の活動パターンの情報を、前記認知状態推定システ
ムが備える出力部が出力する出力処理と、を含み、

前記関数学習部で関数学習処理により前記状態マッピング関数を算出する際には、脳電
図データから得られる少なくとも 1 つの電極から得た認知状態の値を、時間的に複数並べ
た多次元の状態ベクトルとして取得すると共に、前記多次元の状態ベクトルについて、脳
全体の活動パターンの情報を復元する推定時の推定精度が最大化する次元数の状態ベクト
ルとする

認知状態推定方法。

【手続補正 2】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0008

【補正方法】変更

【補正の内容】

【0008】

本発明の認知状態推定システムは、機能的核磁気共鳴画像法による fMRI 画像データ
と、頭部の電極から得た学習用の脳電図データとを使って、fMRI 画像データと前記脳
電図データとの対応を示す状態マッピング関数を算出する関数学習部と、関数学習部で算
出された状態マッピング関数を格納するデータベース部と、推定用の脳電図データを取得
する推定用脳電図データ取り込み部と、推定用脳電図データ取り込み部が取得した脳電図
データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、デー
タベース部に格納された状態マッピング関数を使った演算により、fMRI 画像データで
得られる情報に相当する、脳全体の活動パターンの情報を復元して推定する推定処理部と
、推定処理部が推定した脳全体の活動パターンの情報を出力する出力部と、を備え、関数
学習部が前記状態マッピング関数を算出する際には、脳電図データから得られる少なくと
も 1 つの電極から得た認知状態の値を、時間的に複数並べた多次元の状態ベクトルとして
取得すると共に、多次元の状態ベクトルについて、脳全体の活動パターンの情報を復元す
る推定時の推定精度が最大化する次元数の状態ベクトルとするようにしたものである。

【手続補正 3】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0009

【補正方法】変更

【補正の内容】

【0009】

また本発明の認知状態推定方法は、頭部の電極から脳電図データを取得して、その取得した脳電図データに基づいた演算処理で脳全体の活動パターンの情報を得、得られた脳全体の活動パターンの情報を出力する認知状態推定システムを作動させるための認知状態推定方法であり、機能的核磁気共鳴画像法によるfMRI画像データと、頭部の電極から得た学習用の学習用脳電図データとを使って、fMRI画像データと前記脳電図データとの対応を示す状態マッピング関数を、認知状態推定システムが備える関数学習部で算出する関数学習処理と、関数学習処理により算出された状態マッピング関数を格納するデータベースを作成して、認知状態推定システムが備えるデータベース部に格納する作成処理と、推定用に取得した脳電図データを構成する各電極の信号の時系列パターンから多次元の状態空間を再構成し、データベースに格納された状態マッピング関数を使った演算で、fMRI画像データから得られる情報に相当する、脳全体の活動パターンの情報を、認知状態推定システムが備える推定処理部で復元して推定する推定処理と、推定処理により推定した脳全体の活動パターンの情報を、認知状態推定システムが備える出力部が出力する出力処理と、を含み、関数学習部で関数学習処理により状態マッピング関数を算出する際には、脳電図データから得られる少なくとも1つの電極から得た認知状態の値を、時間的に複数並べた多次元の状態ベクトルとして取得すると共に、多次元の状態ベクトルについて、脳全体の活動パターンの情報を復元する推定時の推定精度が最大化する次元数の状態ベクトルとするようにしたものである。