

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 特 許 公 報 (B2)

(11) 特許番号
特許第6143794号
(P6143794)

(45) 発行日 平成29年6月7日 (2017.6.7)

(24) 登録日 平成29年5月19日 (2017.5.19)

(51) Int. Cl.	F I
A 6 1 B 5/05 (2006.01)	A 6 1 B 5/05 A
A 6 1 B 5/0476 (2006.01)	A 6 1 B 5/04 3 2 0 A
A 6 1 B 10/00 (2006.01)	A 6 1 B 10/00 B
A 6 1 B 5/055 (2006.01)	A 6 1 B 5/05 3 7 2

請求項の数 26 (全 18 頁)

(21) 出願番号 特願2014-553840 (P2014-553840)	(73) 特許権者 513004593 エレクトラ アクチボラゲット (パブル)
(86) (22) 出願日 平成25年1月24日 (2013.1.24)	スウェーデン国 エスー103 93 ス
(65) 公表番号 特表2015-508318 (P2015-508318A)	トックホルム カングステンスタガン 1
(43) 公表日 平成27年3月19日 (2015.3.19)	8
(86) 国際出願番号 PCT/IB2013/050595	(74) 代理人 110000671 八田国際特許業務法人
(87) 国際公開番号 W02013/111072	(72) 発明者 シモラ, ユハ フィンランド, エフアイー00670 ヘル
(87) 国際公開日 平成25年8月1日 (2013.8.1)	シンキ, カスケンボルッタジャンティエ
審査請求日 平成27年11月4日 (2015.11.4)	12 イー
(31) 優先権主張番号 20125075	(72) 発明者 タウル, サム フィンランド, エフアイー00320 ヘル
(32) 優先日 平成24年1月24日 (2012.1.24)	シンキ, タンネリティエ 9 ジー 5
(33) 優先権主張国 フィンランド (FI)	4
最終頁に続く	

(54) 【発明の名称】 多重チャンネル磁場または電荷ポテンシャル測定における不要なアーティファクトを認識し、除去する方法および機器

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

多重チャンネルの磁場または電荷ポテンシャル測定のうち少なくとも一つにおいて、不要なアーティファクトを認識し、除去する方法であって、

測定機器は、N個の測定センサーおよびデータ処理ロジックを含み、
前記方法は、

Signal Space Separation法の物理的なモデルを、単体で、または、記録されたN次元の信号の統計に基づく統計モデルと組み合わせて使用して、N次元の信号空間のn次元（nはNより小さい）のサブ空間を定義する基底を生成するステップと、

m個の信号ベクトルを、前記n次元の基底に加えることにより、結合された（n+m）次元の基底を生成するステップと、ここで、m個の信号ベクトルのそれぞれは、N個のチャンネル機器の単一の信号チャンネルにのみ存在する信号を表しており、

記録された前記N次元の信号のベクトルを、前記結合された基底においてn+m個の要素へと分解するステップと、

記録された前記N次元の信号のベクトルから、前記結合された基底における要素のなかに加えられたm個のベクトルに対応する要素を差し引くステップと、

を含むことを特徴とする方法。

【請求項2】

n+mがNより小さくなるように、脳が生み出す信号の最も高い空間的な周波数を超え

る空間的なサンプリングレートで信号を記録することを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記 n 次元の基底に、ただひとつのチャンネルだけの信号を表すただひとつの基底ベクトル（すなわち、 $m = 1$ ）を加えることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記結合された基底において $n + 1$ の要素に記録された信号を分解することを N 回繰り返すステップと、

チャンネルそれぞれの一つに対応するベクトルを、同時に、一つの加えられた基底ベクトルとして使用するステップと、

元のデータからそれぞれの分解において加えられた基底ベクトルに対応する N 個の信号要素を差し引くステップと、

をさらに含むことを特徴とする、請求項 1 ～ 3 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 5】

F o s t e r によって説明されている、W i e n e r - K o l m o g o r o v 法を用いて、 N 次元の信号を $n + m$ の要素に分解することに使用される行列の反転を数值的に安定させることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 6】

数值的に規則化する方法において必要な、 N 個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を、記録された信号における連続するサンプルの間における差異から推定するステップ、を含むことを特徴とする請求項 5 に記載の方法。

【請求項 7】

ハイパスフィルターされた記録された信号における相関から、 N 個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を推定するステップ、を含むことを特徴とする請求項 6 に記載の方法。

【請求項 8】

重要な信号の最も高い周波数を超える時間的なサンプリングレートで信号を記録することを特徴とする請求項 5 ～ 7 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 9】

生成、分解および差し引きのステップが、交差検定法によって実現され、ここで、 m 個のチャンネルの信号は、 n 次元の物理的モデルに基づき、または元の N 次元の信号の n 次元の統計的モデルに基づいた他の $N - m$ 個のチャンネルより取得されたものであることを特徴とする請求項 1 に記載の方法。

【請求項 10】

多重チャンネルの脳磁気図検査法（M E G）機器によって作られた記録について、当該方法を適応することを特徴とする、請求項 1 ～ 9 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 11】

多重チャンネルの脳波検査法（E E G）機器によって作られた記録について、当該方法を適応することを特徴とする、請求項 1 ～ 9 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 12】

多重チャンネルの磁気共鳴画像化法（M R I）機器によって得られた記録について、当該方法を適応することを特徴とする、請求項 1 ～ 9 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 13】

多重チャンネルの磁場または電荷ポテンシャル測定のうち少なくとも一つにおいて、不要なアーティファクトを認識し、除去するために配置された多重チャンネル測定機器であって、

前記測定機器は、 N 個の測定センサーおよびデータ処理ロジックを含み、

前記データ処理ロジックは、

S i g n a l S p a c e S e p a r a t i o n 法の物理的なモデルを、単体で、または、記録された N 次元の信号の統計に基づく統計モデルと組み合わせて使用して、 N 次

10

20

30

40

50

元の信号空間の n 次元 (n は N より小さい) のサブ空間として定義される基底を生成するステップと、

m 個の信号ベクトルを、前記 n 次元の基底に加えることにより、結合された ($n + m$) 次元の基底を生成するステップと、ここで、 m 個の信号ベクトルのそれぞれは、 N 個のチャンネル機器の単一の信号チャンネルにのみ存在する信号を表しており、

記録された前記 N 次元の信号のベクトルを、前記結合された基底において $n + m$ 個の要素へと分解するステップと、

記録された前記 N 次元の信号のベクトルから、前記結合された基底における要素のなかに加えられた m 個のベクトルに対応する要素を差し引くステップと、を実現させるように配置されていることを特徴とする多重チャンネル測定機器。

10

【請求項 14】

前記 N 個の測定センサーは、さらに、

$n + m$ が N より小さくなるように、脳が生み出す 信号の最も高い空間的な周波数を超える空間的なサンプリングレートで信号が記録されるように配置されていることを特徴とする請求項 13 に記載の多重チャンネル測定機器。

【請求項 15】

前記データ処理ロジックは、さらに、

前記 n 次元の基底に、ただひとつのチャンネルだけの信号を表すただひとつの基底ベクトル (すなわち、 $m = 1$) を加えるように配置されていることを特徴とする請求項 13 に記載の多重チャンネル測定機器。

20

【請求項 16】

前記データ処理ロジックは、さらに、

前記結合された基底において $n + 1$ の要素に記録された信号を分解することを N 回繰り返すステップと、

チャンネルそれぞれの一つに対応するベクトルを、同時に、一つの加えられた基底ベクトルとして使用するステップと、

元のデータからそれぞれの分解において加えられた基底ベクトルに対応する N 個の信号要素を差し引くステップと、を実現するように配置されていることを特徴とする、請求項 13 ~ 15 のいずれか 1 項に記載の多重チャンネル測定機器。

【請求項 17】

前記データ処理ロジックは、さらに、

F o s t e r によって説明されている、W i e n e r - K o l m o g o r o v 法を用いて、 N 次元の信号を $n + m$ の要素に分解することに使用される行列の反転を数値的に安定させるように配置されていることを特徴とする請求項 13 に記載の多重チャンネル測定機器。

30

【請求項 18】

前記データ処理ロジックは、さらに、

数値的に規則化する方法において必要な、 N 個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を、記録された信号における連続するサンプルの間における差異から推定するステップを実現されるように配置されていることを特徴とする請求項 17 に記載の多重チャンネル測定機器。

40

【請求項 19】

前記データ処理ロジックは、さらに、

ハイパスフィルターされた記録された信号における相関から、 N 個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を推定するステップを実現されるように配置されていることを特徴とする請求項 18 に記載の多重チャンネル測定機器。

【請求項 20】

前記データ処理ロジックは、さらに、

重要な信号の最も高い周波数を超える時間的なサンプリングレートで信号を記録するように配置されていることを特徴とする請求項 17 ~ 19 のいずれか 1 項に記載の多重チャ

50

ンネル測定機器。

【請求項 2 1】

前記データ処理ロジックは、さらに

生成、分解および差し引きのステップが、交差検定法によって実現され、ここで、 m 個のチャンネルの信号は、 n 次元の物理的モデルに基づき、または元の N 次元の信号の n 次元の統計的モデルに基づいた他の $N - m$ 個のチャンネルより取得されたものであることを特徴とするように配置されている請求項 1 3 に記載の多重チャンネル測定機器。

【請求項 2 2】

多重チャンネルの脳磁気図検査法 (MEG) 機器であることを特徴とする、請求項 1 3 ~ 2 1 のいずれか 1 項に記載の多重チャンネル測定機器。

10

【請求項 2 3】

多重チャンネルの脳波検査法 (EEG) 機器であることを特徴とする、請求項 1 3 ~ 2 1 のいずれか 1 項に記載の多重チャンネル測定機器。

【請求項 2 4】

磁気共鳴信号を取得する、多重チャンネルの磁気共鳴画像化 (MRI) 機器であることを特徴とする、請求項 1 3 ~ 2 1 のいずれか 1 項に記載の多重チャンネル測定機器。

【請求項 2 5】

多重チャンネルの磁場または電荷ポテンシャル測定のうち少なくとも一つにおいて、不要なアーティファクトを認識し、除去する処理を、 N 個の測定センサーおよびデータ処理ロジックを含む測定機器に実行させるためのコンピュータプログラムであって、当該処理は、

20

Signal Space Separation 法の物理的なモデルを、単体で、または、記録された N 次元の信号の統計に基づく統計モデルと組み合わせて使用して、 N 次元の信号空間の n 次元 (n は N より小さい) のサブ空間として定義される基底を生成するステップと、

m 個の信号ベクトルを、前記 n 次元の基底に加えることにより、結合された $(n + m)$ 次元の基底を生成するステップと、ここで、 m 個の信号ベクトルのそれぞれは、 N 個のチャンネル機器の単一の信号チャンネルにのみ存在する信号を表しており、

記録された前記 N 次元の信号のベクトルを、前記結合された基底において $n + m$ 個の要素へと分解するステップと、

30

記録された前記 N 次元の信号のベクトルから、前記結合された基底における要素のなかに加えられた m 個のベクトルに対応する要素を差し引くステップと、

を含むことを特徴とするコンピュータプログラム。

【請求項 2 6】

データ処理ロジックによって読み込まれる媒体に記録されていることを特徴とする請求項 2 5 に記載のコンピュータプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

この発明は、脳磁気図検査 (MEG)、脳波記録法 (EEG) および磁気共鳴画像化 (MRI) などの多重チャンネル測定に関し、特にそのような測定の質を向上させることに関する。

40

【背景技術】

【0002】

特に医療調査における細胞構造および脳波の解析において、様々なイメージング方法が用いられている。現代の生理学的な記録およびイメージングは、数十または数百の、神経活動を並行的に記録することを実行するセンサーからなる、センサー配列を用いて実行される。このような多重チャンネル機器は、例えば、脳磁気図検査 (MEG) において用いられ、MEG とは脳の電氣的活動によって生じる磁場を測定し、解析することを意味する。脳波記録法 (EEG) は、患者の所要の箇所における電荷ポテンシャルを計測する。さ

50

らなる多重チャンネル測定の実用は、磁気共鳴画像化（MRI）であり、これは単純に磁気画像化ともよばれる。MRIは、身体異なる部分にも適用可能であり、これは複数の受信コイルを使用する。

【0003】

大規模な多重チャンネルのセットおよびこれに関連するセンサーが内部において必要であることは、イメージング方法において典型的である。これらの多重チャンネル機器における、それぞれの個々のセンサーによって記録された信号は、神経活動の情報（もしくは、MRIの場合においては、核の磁化の歳差）および環境的なソースおよびアーティファクトおよびセンサー技術に関連するランダムノイズからの干渉を含んでいる。神経の電磁場はとても弱いので、そのようなセンサーノイズは重要な神経の信号の検出を妨げる傾向にある。したがって、センサーはとても低いノイズであるという特徴を有していなければならない。測定物体に対して近くなければならない。磁場を測定する測定センサーの典型的なノイズレベルは、数フェムトテスラのオーダーである。生物学的磁気の測定において、測定される磁束密度は非常に小さく（たとえば、 $10 \sim 1000 \text{ fT}$ のオーダーである）、測定時における外部からの干渉磁場は、該磁束密度と比較して極めて大きい（ $1 \sim 10 \mu\text{T}$ ）という特徴がある。したがって、測定された信号全体における、異なる干渉信号の割合を推測すること、および測定結果から該干渉の影響を予測することは、多重チャンネル生物学的磁気測定方法において、きわめて重要なことである。

10

【0004】

さらに、個々のチャンネルに関係するアーティファクト（突然のスパイクおよびジャンプなどといったもの）は、例えば、癲癇患者のスパイクのように、現実の神経活動を表しているものと誤って解釈される場合がある。したがって、臨床においてこれらの多重チャンネル技術を用いることの利便性の観点から、アーティファクトおよびランダムセンサーノイズは、可能な限り、除去または鈍化させなければならない。

20

【0005】

測定された信号の解析において使われ、多重チャンネルMEG信号から環境による干渉を除去する計算手法は、いわゆるSignal Space Separation法（SSS法と略される）であり、たとえば、特許公開F115324において議論されている。SSS法は、現在、この技術において極めて広範に使用されている。それは、多重チャンネルの測定信号情報を、ソースの位置に基づいて、様々な信号基底、すなわち、それぞれが線形独立なサブ空間へと分割する計算手法である。該SSSは、純粋にセンサーの集合の幾何学的性質および自然法則に基づいている。SSSの原理による計算は、電場および磁場の関連性を記述するマクスウェル方程式を適用することから始まる。SSS法において、（脳といった）利便性の高いソースによって発生した磁場と外部干渉のソースから発生した磁場とを分割することができる。換言すれば、異なる場所に位置するソースに従う分割を用いて、SSS法において連続的な発展が計算される。SSS法は、磁場が非回転でソースのないものとして決定されている空間における多重チャンネルの測定信号のためのソースモデリング方法として参照されることもある。SSS法は、異なる信号ソースの種類または位置についてのより深い情報を必要としないが、異なる種類の信号ソースが、時間の関数として検査され、さらに、ソースの位置または密度の少なくとも一方が変化する場合においても、正確に機能する。したがって、SSS法による計算において、センサー集合の幾何学的性質は、重要な役割を果たす。幾何学的性質の協力が重要であるというのは、位置情報そのものという理由のほか、磁場は位置に依存する量であり、センサーの方向定位は受信信号に影響を与えるからという理由もある。

30

40

【0006】

SSS法を一般的に、他の言い方で記述するならば、 n 次元の基底、いわゆるSSS基底が N 個のチャンネルのMEG機器の N 次元空間について形成されているものと言っている。基底ベクトル n の数は N より小さい。基底ベクトルは、そのそれぞれが、ソースのない空間における、物理的にありうる磁場の形に対応するように選択される。さらに、磁場のポテンシャル関数に対応する、 $r \rightarrow 0$ および $r \rightarrow \infty$ のときに対応する漸近的ふるまいに

50

基づいて、これらの基底ベクトルは二つのグループに分けられる。一つは、MEGセンサーヘルメットの内部のソースから発生した磁場に対応するもので、もう一方は、MEGヘルメットの外側の環境におけるソースから発生した磁場に対応するものである。前者のグループは、神経磁気ソースから発生したものなど、重要な分野を含んでいる。そして、後者のグループは、除きたい信号に貢献している環境干渉を含んでいる。SSS法の基本的なアイディアは、後者のグループに属する記録された信号の要素の、SSS基底による表現から除くという単純なものであり、これにより、所望の生物学的磁気の信号がより正確に取得できる。

【0007】

SSS法の優位性は、全ての干渉を、時間および場所に関係なく測定できるということである。それぞれのサンプルについて、計算は独立に実行されるので、干渉ソースが、測定領域の内側または外側に場所を変化させていても、状況の変化を確認する。例えば、その場所は、磁気遮蔽空間でありうる。SSS法の問題は、キャリブレーションエラーに敏感であるということである。これは、たとえば、センサーの一つによって測定された信号の偏差は、干渉によるものではなく、センサーの位置または方向（その軸の角度）といった、認識されていない偏差によるものであり得る。

【0008】

先行技術における主要な問題は、SSS法のみを用いた場合ですらも、アーティファクトまたはセンサーのいずれかまたは測定チャンネルから発生する特異性が、SSSを基にした信号モデリングの外に取り残され、それゆえ、生物学的磁気の測定およびそれらの計算的な解析において扱いづらくなってしまうということである。換言すれば、チャンネルが変わった方法で振る舞うと、ノイズレベルが上がり、測定結果の質が著しく劣化するということである。

【発明の概要】

【0009】

発明が解決しようとする課題

本発明の目的は、MEG、EEG、またはMRI造影機器を用いて行われる多重チャンネル測定の個々のセンサーにおけるアーティファクトおよびノイズを除去する方法を開示することである。本発明のさらなる目的は、上記の問題を改善することである。

【0010】

課題を解決するための手段

本発明は、多重チャンネルの磁場または電荷ポテンシャル測定のうち少なくとも一つにおいて、不要なアーティファクトを認識し、除去する方法であって、前記測定の機器は、N個の測定センサーおよびデータ処理ロジックを含み、前記方法は、N次元の信号空間のn次元（nはNより小さい）のサブ空間を定義する基底を生成するステップと、n次元の前記基底において、Signal Space Separation法の物理的なモデルを使用し、または、記録されたN次元の信号の統計に基づく統計モデルを使用するステップと、を含み、さらに前記方法は、m個の信号ベクトルを、前記n次元の基底に加えることにより、結合された(n+m)次元の基底を生成するステップと、ここで、m個の信号ベクトルのそれぞれは、N個のチャンネル機器の単一の信号チャンネルにおける信号にのみ存在する信号を表しており、記録された前記N次元の信号のベクトルを、前記結合された基底においてn+m個の要素へと分解するステップと、記録された前記N次元の信号のベクトルから、前記結合された基底における要素のなかに加えられたm個のベクトルに対応する要素を差し引くステップと、をさらに含むことを特徴とする方法を提供する。

【0011】

本発明の一つの実施例によると、n+mがNより小さくなるように、重要な信号の最も高い空間的な周波数を超える空間的なサンプリングレートで信号を記録する。

【0012】

本発明の一つの実施例によると、前記n次元の基底に、ただひとつのチャンネルだけの信号を表すただひとつの基底ベクトル（すなわち、m=1）を加えられる。本発明の一つ

10

20

30

40

50

の実施例によると、前記結合された基底において $n+1$ の要素に記録された信号を分解することを N 回繰り返すステップと、チャンネルそれぞれの一つに対応するベクトルを、同時に、一つの加えられた基底ベクトルとして使用するステップと、元のデータからそれぞれの分解において加えられた基底ベクトルに対応する N 個の信号要素を差し引かれる。

【0013】

本発明の一つの実施例によると、Fosterによって説明されている、Wiener-Kolmogorov法(Manus Foster in An Application of the Wiener-Kolmogorov Smoothing Theory to Matrix Inversion, J. Soc. Indust. Appl. Math., volume 9, no. 3, September 1961)または他の類する規則化方法を用いて、 N 次元の信号を $n+m$ の要素に分解することと関係する線形問題の解を数値的に安定させる。

10

【0014】

本発明の一つの実施例によると、数値的に規則化する方法において必要な、 N 個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を、記録された信号における連続するサンプルの間における差異から推定される。数値的に規則化する方法において、相関は必要である。

【0015】

本発明の一つの実施例によると、ハイパスフィルターされた記録された信号における相関から、 N 個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を推定される。

20

【0016】

本発明の一つの実施例によると、重要な信号の最も高い周波数を超える時間的なサンプリングレートで信号が記録される。

【0017】

本発明の一つの実施例によると、生成、分解および差し引きのステップは、交差検定法によって実現され、ここで、 m 個のチャンネルの信号は、 n 次元の物理的モデルに基づき、または元の N 次元の信号の n 次元の統計的モデルに基づいた他の $N-m$ 個のチャンネルより取得されたものである。

【0018】

本発明の一つの実施例によると、多重チャンネルの脳磁気図検査法(MEG)機器によって作られた記録について、当該方法を適応する。

30

【0019】

本発明の一つの実施例によると、多重チャンネルの脳波検査法(EEG)機器によって作られた記録について、当該方法を適応する。

【0020】

本発明の一つの実施例によると、多重チャンネルの磁気共鳴画像化法(MRI)機器によって得られた記録について、当該方法を適応する。

【0021】

本発明の二つ目の側面によれば、多重チャンネルの磁場または電荷ポテンシャル測定のうち少なくとも一つにおいて、不要なアーティファクトを認識し、除去するために配置された多重チャンネル測定機器であって、前記測定機器は、 N 個の測定センサーおよびデータ処理ロジックを含み、前記データ処理ロジックは、 N 次元の信号空間の n 次元(n は N より小さい)のサブ空間として定義される基底を生成するステップと、 n 次元の前記基底において、Signal Space Separation法の物理的なモデルを使用し、または、記録された N 次元の信号の統計に基づく統計モデルを使用するステップと、を実現されるように配置され、さらに前記データ処理ロジックは、さらに、 m 個の信号ベクトルを、前記 n 次元の基底に加えることにより、結合された $(n+m)$ 次元の基底を生成するステップと、ここで、 m 個の信号ベクトルのそれぞれは、 N 個のチャンネル機器の単一の信号チャンネルにおける信号にのみ存在する信号を表しており、記録された前記 N 次元の信号のベクトルを、前記結合された基底において $n+m$ 個の要素へと分解するステ

40

50

ップと、記録された前記N次元の信号のベクトルから、前記結合された基底における要素のなかに加えられたm個のベクトルに対応する要素を差し引くステップと、を実現させるように配置されていることを特徴とする多重チャンネル測定機器を提供する。

【0022】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記N個の測定センサーは、 $n + m$ がNより小さくなるように、重要な信号の最も高い空間的な周波数を超える空間的なサンプリングレートで信号が記録されるように配置されている。

【0023】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記データ処理ロジックは、さらに、前記n次元の基底に、ただひとつのチャンネルだけの信号を表すただひとつの基底ベクトル（すなわち、 $m = 1$ ）を加えるように配置されている。

10

【0024】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記データ処理ロジックは、さらに、前記結合された基底において $n + 1$ の要素に記録された信号を分解することをN回繰り返すステップと、チャンネルそれぞれの一つに対応するベクトルを、同時に、一つの加えられた基底ベクトルとして使用するステップと、元のデータからそれぞれの分解において加えられた基底ベクトルに対応するN個の信号要素を差し引くステップと、を実現するように配置されている。

【0025】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記データ処理ロジックは、さらに、Fosterによって説明されている、Wiener-Kolmogorov法または他の類する規則化方法を用いて、N次元の信号を $n + m$ の要素に分解することと関係する線形問題の解を数値的に安定させるように配置されている。

20

【0026】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、機器前記データ処理ロジックは、さらに、数値的に規則化する方法において必要な、N個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を、記録された信号における連続するサンプルの間における差異から推定するステップを実現されるように配置されている。

【0027】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記データ処理ロジックは、さらに、ハイパスフィルターされた記録された信号における相関から、N個のチャンネルの間のセンサーノイズの統計的相関を推定するステップを実現されるように配置されている。

30

【0028】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記データ処理ロジックは、さらに、重要な信号の最も高い周波数を超える時間的なサンプリングレートで信号を記録するように配置されている。

【0029】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記データ処理ロジックは、さらに、生成、分解および差し引きのステップが、交差検定法によって実現され、ここで、m個のチャンネルの信号は、n次元の物理的モデルに基づき、または元のN次元の信号のn次元の統計的モデルに基づいた他の $N - m$ 個のチャンネルより取得されたものであることを特徴とするように配置されている。

40

【0030】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記多重チャンネル測定機器は、多重チャンネルの脳磁気図検査法（MEG）機器である。

【0031】

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記多重チャンネル測定機器は、多重チャンネルの脳波検査法（EEG）機器である。

【0032】

50

前記多重チャンネル測定機器の一つの実施例によると、前記多重チャンネル測定機器は、磁気共鳴信号を取得する、多重チャンネルの磁気共鳴画像化（MRI）機器である。

【0033】

本発明の三つ目の側面として、多重チャンネルの磁場または電荷ポテンシャル測定のうち少なくとも一つにおいて、不要なアーティファクトを認識し、除去するコンピュータープログラムであって、前記測定は、N個の測定センサーおよびデータ処理ロジックを含み、前記コンピュータープログラムは、N次元の信号空間のn次元（nはNより小さい）のサブ空間として定義される基底を生成するステップと、n次元の前記基底において、Signal Space Separation法の物理的なモデルを使用し、または、記録されたN次元の信号の統計に基づく統計モデルを使用するステップと、を実行するように、データ処理ロジックにおいて実行されるように配置されたコンピュータープログラムであって、前記コンピュータープログラムは、さらに、m個の信号ベクトルを、前記n次元の基底に加えることにより、結合された（n+m）次元の基底を生成するステップと、ここで、m個の信号ベクトルのそれぞれは、N個のチャンネル機器の単一の信号チャンネルにおける信号にのみ存在する信号を表しており、記録された前記N次元の信号のベクトルを、前記結合された基底においてn+m個の要素へと分解するステップと、記録された前記N次元の信号のベクトルから、前記結合された基底における要素のなかに加えられたm個のベクトルに対応する要素を差し引くステップと、をさらに実行するように配置されていることを特徴とするコンピュータープログラムを提供する。

10

【0034】

前記コンピュータープログラムの一つの実施例として、前記プログラムデータ処理ロジックによって読み込まれる媒体に記録されている。

20

【図面の簡単な説明】

【0035】

【図1】図1は、本システムにおいて実現されている磁気信号の異なる種類を含む、MEG機器の測定の配列の例を示す図である。

【図2】図2は、本願発明の方法の例を、フローチャートの形式で示す図である。

【図3】図3aおよび図3bは、本発明の効果の例を、図表を用いて示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0036】

本願発明は、多重チャンネルの磁気測定におけるセンサー特有の干渉信号を特定し、除去する方法を提供する。

30

【0037】

本願発明は、N個の測定チャンネルを含む多重チャンネル測定方法における個々のセンサーのノイズおよびアーティファクトの圧縮に関する。ここにおけるアルゴリズムの基本は、包括的なn次元（ $n < N$ ）信号モデルであって、脳波検査法（MEG）測定における磁気信号を記述したものである。本発明の目的は、このモデルを、このモデルの任意の偏差が個々のセンサーのエラーのみによって説明される方法で構成することであり、さらに、該個々のセンサーは、他のセンサーとは無相関である。そのようなエラーは、典型的にはランダムセンサーノイズもしくは電気的なアーティファクトによって引き起こされる。

40

【0038】

本願発明の例示的な実施例によれば、チャンネルノイズおよびアーティファクトを最適な方法により取り除くために、ソースのない空間における磁場の物理学的モデルに基づいて、方法が提供され、広範な空間および、 $N = 200 \sim 300$ の測定チャンネルを有し、数kHzのサンプリング周波数を有する現代的なMEG機器によって提供される一時的なオーバーサンプリングを適用する。

【0039】

本発明の原理は、好ましくは、SSS法と略されるSignal Space Separation法に基づいている。SSS法は、上記に要約されている。SSS法における中心的なアイディアは、マクスウェル方程式およびセンサー配列の幾何学的性質の情報

50

を用いることにより、測定信号のどの部分が測定センサーの内部から生じた重要な生物学的磁気の信号であるのか、および、どの部分が、センサーの外側によって定義される外部空間から生じた外部干渉なのかを計算して特定することができるというものである。そのような空間は、脳波検査の場合においては、典型的に、患者の頭部のまわりに装着されるセンサーヘルメットを意味する。ＳＳＳ法において、磁気多重極モーメント、すなわち、線形独立な、意味のある信号基底の信号要素の重み、転じて干渉信号によって形成される信号基底が計算される。実時間の方法として、ＳＳＳ法は、現在広まっている干渉状況に適応する。すなわち、ＳＳＳ法は、通常時間の関数として現れる空間の内側または外側の信号ソースの変化に関係なく、現実には広がっていく磁場を常に測定するのである。ＳＳＳ法によって提供された結果は、しかしながら、上述したキャリブレーションエラーによって影響を受ける。すなわち、感受性、測定センサーの位置および配置情報（現実の位置および配置情報と比較した、想定される位置および位置および配置情報）の不正確さが、ＳＳＳ法により提供される結果に直接影響を与えてしまうのである。該キャリブレーションの不正確さの影響を減少させるために、記録された信号の統計に基づいた信号のモデリングを、ＳＳＳ法と結合させる方法が、特許公開ＦＩ２０１０５７６９において説明されている。この問題に近く関連し、任意のスパイク、ジャンプまたは他の種類の、物理的な場よりもむしろ、一つの測定しているチャンネルのみ（もしくは、独立した複数のチャンネル）において明瞭なチャンネルのアーティファクトが、真に集中的に後述する減少である。

10

【００４０】

20

本発明の一つの実施例として、先行技術において典型的であるように、測定された複数チャンネルの信号についてのＳＳＳ基底が第一に定義される。外部干渉に加えて、アーティファクトおよび個々のセンサーのノイズを取り除くことが望まれている。これを達成するために、以下のもう一つの基底ベクトルが、 n 次元のＳＳＳ基底に加えられる。

【００４１】

【数１】

$$(0, 0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0, 0)$$

【００４２】

この基底ベクトルは、他の $N-1$ 個のチャンネルのシグナルとはなんの相関ももたない、 k 番目のチャンネルのみに見られる N 次元信号の一部を表している。センサー密度が十分に高い場合（神経磁気のソースからの観点で、空間的にオーバーサンプリングが行われているということ）、そのような無相関な信号は、アーティファクトか k 番目のチャンネルそのもののノイズにほかならない。本発明の方法によれば、この新しい基底ベクトルに割り振られた信号要素は、信号から除かれる。

30

【００４３】

センサーノイズおよびごくまれなアーティファクトのみを除去したい場合、信号から除去されるのは、ある一つの要素だけかもしれない。あるいは、もし外部からの干渉もまた除去したい場合、ＳＳＳ基底の干渉要素から生じた他の外部干渉とともに取り除く場合もある。全てのチャンネルからセンサーノイズを除去するためには、 N 個のチャンネルそれぞれについて、それに対応する追加的なベクトルをＳＳＳ基底に含むことで、このプロセスが繰り返される。この方法において、ＳＳＳ法において外部干渉がモデル化されているようなやり方で、チャンネルノイズをモデル化する。

40

【００４４】

ここで説明されている方法は、空間的にオーバーサンプリングおよび、物理的な信号のための厳密なモデル（ソースのない空間における磁場）に基づいた、ある種の交差検定として考えられる。

【００４５】

同様の物理的モデルが、多重チャンネルの磁気共鳴画像化（ＭＲＩ）記録にも適用される。ＭＲＩは、核の磁化により励起された磁場の量を測定するものである。近年、小さい

50

場のMRIが、SQUIDS (Superconducting Quantum Interference Device) を用いて実現されつつあり、磁場の範囲がたったの $20\mu\text{T} \sim 10\text{mT}$ の範囲でも低い信号雑音比 (SNR) を達成できている。そのような技術において、十分な信号を得るために、測定中のサイクルにおいて、パルスアップ、パルスダウンする、より高く分極化された場が提供され得る (PCT/US03/03712)。SQUID に基づいたセンサーは、磁場および場の急激な変化にきわめて敏感である。したがって、そのようなMRIの適用に際しては、全ての分極化シーケンスの後で、多重チャンネル配列の中のいくつかのセンサーにおいて、センサーのアーティファクトおよびより強いノイズが現れることは、実際上不可避である。本発明における方法は、低い場のMRIに関連するこの種の問題を解決するのに役に立つ。

10

【0046】

EEGの測定について適用する場合は、前述したような磁場の適用に似通った単純な物理モデルは存在しない。EEGによって記録される電荷ポテンシャルは、電氣的に互いに隣接している関係にあり、大変複雑である。また、該電荷ポテンシャルは、頭の幾何学的構造および伝導率の分布に依存する。この場合、物理モデルは、統計に基づく。たとえば、多重チャンネルのEEG記録の原理的要素解析 (PCA) などに基づく。そのようなアプローチは、「Alain de Cheveigne, Jonathan Z. Simon, Sensor noise suppression, Journal of Neuroscience Methods 168 (2008) 195-202」において説明されており、この文献は、隣り合うセンサーからのセンサー信号の補完について議論している。de Cheveigneの文献によれば、統計的に支配的な特徴のセットは、多重チャンネルの測定から抽出され、このセットは、前述したセンサー特有のノイズが交差検定可能な場合に推定できるモデルとして使用される。ここで、交差検定とは、それぞれのチャンネルがモデルおよびデータとは、それぞれのチャンネルはモデルおよびデータと独立しており、そして、調査しているチャンネルの信号が、信号モデルを通じて隣り合うチャンネルからその信号を補完することによって推測される。しかしながら、センサーノイズおよびアーティファクト圧縮アルゴリズムにのっとり、信頼性が高く一般的に適用可能な交差検定を達成するためには、 $n < N$ が常に成り立つような方法で、重要な信号について、 n 次元の一般的な線形独立なモデルを構築しなければならない。統計性だけでは、そのようなアプローチに対する適用性を保証しない。

20

30

【0047】

本発明に係る他の可能な適用は、高い T_c MEG、すなわち、MEGにおいて、高温の超伝導である。MEG機器が、単純化された低温技術を実行することができれば、MEGにおいて、低温 T_c (たとえば、ニオブウム) SQUID技術から、高温 T_c SQUID技術へと転換することで、実行コストを著しく減少させることができる。そのような発展を阻害する基本得な要因は、高温 T_c SQUIDSにおけるかなり高いセンサーノイズである (J. Clarke, A. I. Braginski (eds.) The SQUID Handbook, Vol 1, Fundamentals and Technology of SQUIDS and SQUID Systems, Wiley VHC, 2004)。本発明に係る方法は、このセンサーノイズを、およそ N の平方根のオーダーで減少させることができる。 $N = 200 \sim 300$ であれば、この方法によって、高い T_c に基づいた、便利なMEGシステムの構築が実現できる。

40

【0048】

MEGおよびMRIへの適用にとっての上述した n 次元の信号基底は、 N 次元の信号空間において、直交化された基底ではない。したがって、記録された N 次元の信号ベクトルを n 次元の物理的な表現へと変換するのに必要な線形操作が、 n が N に近づくに連れて、数値的にますます不安定となる。これは、物理的な信号の n 次元の表現におけるノイズを増加させてしまう結果となり、転じて、意図していたノイズの減少が達成できなくなる。この効果を減少させるために、 n/N の比は可能な限り小さく保たなければならない。これは、ここで示されている方法がうまく適用されるためには、神経磁気の広範な空間的

50

オーバーサンプリングが必要であることを意味している。チャンネル数 N は明らかに、物理的モデルに含まれている磁気の自由度（場の形）の数を凌駕している。MEGにおける自由度の数は、幾何学的に、 $15+80$ 程度であると示されている（外部干渉+神経磁気の形）（Taulu S., Simola J. and Kajola M.: Applications of the Signal Space Separation Method. IEEE Trans. Sign. Proc. 53 (2005) 3359-3372)。

【0049】

空間的なオーバーサンプリングに加えて、必要な行列の反転（偽反転 $\because n < N$ ）の数値不安定による不利益な効果は、最適でなめらかな方法により、反転操作を施すことにより制御できる。これを達成するための一つの方法は、Manus Fosterの、「An Application of the Wiener-Kolmogorov Smoothing Theory to Matrix Inversion, J. Soc. Indust. Appl. Math., volume 9, no. 3, September 1961」に示されている。Fosterは、線形なモデルにおいて、センサーの共分散の推定を利用しており、それはセンサーノイズの共分散をよりよく推測するのに必要な行列の反転についての、エレガントな規則化されたアルゴリズムである。この共分散推定は、統計的な方法により、センサーノイズおよびアーティファクトを記述しており、その主目的は、測定された多重チャンネル信号を信号モデルの基底要素へ分解する際に使用される行列の反転を安定させることである。

【0050】

互いに周辺に隣接した（これは、広範な空間オーバーサンプリングを意味する）全てのセンサーを伴い、現代的な、コンパクト電子機器によって提供される多重チャンネルのMEG機器の実現において、複雑で予測不能なノイズの相関を可能にする数々のメカニズムが存在する。MEG機器にあるノイズ相関の信頼性の高い推定をするのにもっともよい方法は、データそのものから相関を決定することである。これは、信号が、神経磁気または環境的な磁気的信号において存在する相関からノイズ相関を分離するのに十分な周波数帯域を超えて記録されることを意味する。したがって、空間的なオーバーサンプリングに加えて、信頼性の高い、神経磁気信号からセンサーノイズを分離するために、重要な信号帯域（ $0 \sim 600 \text{ Hz}$ ）をはるかに超えた、広範な時間的なオーバーサンプリングも必要である。これによって、 $(n+1) \times N$ の行列における最適でスムーズな反転が可能になる。このような最適化がなくても、独立なセンサーノイズを除去することで得られる優位性は、行列の反転操作の数値不安定によるノイズが増加するせいで、部分的にもしくは完全に覆い隠される。

【0051】

本発明をより正確な方法で記述するために、数学的なアプローチが次に議論される。この数学的なアプローチは技術的には、MEG, EEG, およびMRIの適用における多重チャンネルの測定に技術的につながっている。そして、それは、個々の測定チャンネルからアーティファクトおよびノイズを圧縮するための解析的ツールにすぎない。すでに上述したように、本発明は、多重チャンネルの測定における検出可能な特徴を空間的にオーバーサンプリングすることと、ランダムノイズの共分散のパターンを正確に見積もるための、時間的なオーバーサンプリングの、より強力な利用にもとづいている。ここにいう、空間的なオーバーサンプリングは、自由度の数を実質的に凌駕している多重チャンネルの数のことをいい、ここで自由度とは、測定機器の配置の物理学的モデルに含まれている異なる場の形を表現している。ここにいう、時間的なオーバーサンプリングとは、信号が、実質的に、便利な信号の周波数帯域より大きく測定されていることを意味する。

【0052】

より具体的には、数学的アルゴリズムは、以下のように記述される。第一に、一般的な多重チャンネルのモデルを、

【0053】

【数 2】

$$\vec{m} = \mathbf{A}\vec{x} + \vec{n} \quad (1) \quad (\text{以下、ベクトル } \mathbf{m} \text{ は単に } m, \text{ 行列 } \mathbf{A} \text{ は単に } A \text{ と記載する。})$$

【0054】

のように示す。

ここで、 m は、一つの個々のチャンネルに対応するそれぞれの要素について、瞬時に測定された、 N 次元の信号である。 A は、 $N \times n$ 次元の信号モデル、 x は、 n 次元の振幅または A の要素に対応する座標ベクトル、そして、 n は測定された信号に対応する。すなわち、任意のシグナルは、モデル A とは一切関係ないのである。まず、はじめに、センサーノイズおよび測定アーティファクトが n に落とし込まれるように、 A は実際に検出可能な重要な信号の自由度の全てを覆うような方法で発展されなければならない。この目標を達成するために、 A は、出来る限り物理的に一般的で、キャリブレーションエラーに敏感である必要がある。MEG 適用においては、そのような物理モデルは実際上存在するし、それはさらに、内部に幾何学的に分割でき、それは人間の脳、および干渉場のみを含んだ外場を含む。

10

【0055】

【数 3】

$$\mathbf{A} = \{S_{in} S_{out}\} \quad (2)$$

【0056】

このモデルは、signal space separation (SSS) モデルと呼ばれており、任意の実際の多重チャンネルのセンサー配列について線形独立であることが示されている。キャリブレーションエラーについての敏感性をより向上させるために、いわゆる、なんの情報も測定されていない、空集合シグナルが統計的解析を実行し、典型的には、principal component analysis (PCA) および

20

【0057】

【数 4】

$$S_{out} = \{S_{out} \delta\} \quad (3)$$

【0058】

で表される計算上の干渉部分に、支配的な PCA 要素の偏差を加える。ここで、 δ は、そのような偏差を表している（特許公開 F I 2 0 1 0 5 7 6 を参照）。本発明において、このモデルは個々のセンサーノイズおよびアーティファクトを含むようにさらに修正される。モデル A は、重要な全てのシグナルを網羅していることが予想され、 j 番目のチャンネルの個々のシグナルは、次のように追加される。

30

【0059】

【数 5】

$$\mathbf{A}_j = \{\mathbf{A} u_j\} \quad (4)$$

【0060】

ここで、 u_j は、チャンネル j においてのみ、ゼロでない要素をもっている単位ベクトルである。したがって、 u_j は、チャンネル j においてのみ見られる信号に対応し、他のチャンネルの信号からは推測できないものである。いま、式 (1) は、

40

【0061】

【数 6】

$$\vec{m} = A_j \vec{x}_j + \vec{n}_j \quad (5) \quad (\text{以下、単に } x_j, n_j \text{ などと記載する。})$$

【0062】

のように変換される。ここで、

【0063】

50

【数 7】

$$X_j = \{X; n_j\} \quad (\text{以下、単に } X_j、n_j \text{ などと記載する。})$$

【0064】

であり、 n_j は、 n とほとんど一緒であるが、 n_j の j 番目の要素だけが 0 である。式 (5) において、 x_j について得と、 j 番目のチャンネルの個々の信号が、時間依存の変数 $n_j(t)$ として予想され得、これは、式 (t) によるベクトル x_j の最後の要素である。この操作が数学的には、交差検定とよく似たアルゴリズムと等価であることは直截示すことができる。ここで、式 (1) より、 x についてとくことができる。その方法は、 j 番目のチャンネルを、 m および A から分離して、 $n_j(t)$ を、

10

【0065】

【数 8】

$$\vec{n}_j(t) = \vec{m}_j(t) - \vec{a}_j \cdot \vec{x}'_j(t) \quad (6)$$

【0066】

によって計算することである。ここで、 $x'_j(t)$ は、 j 番目のチャンネルの寄与がないときの $x(t)$ の予想を表しており、 a_j は、モデル A の、 j 番目の列である。このような方法で、 j 番目のチャンネルの個々のアーティファクトの活動が、時間依存変数 $n_j(t)$ により、偏差として与えられる。

20

【0067】

センサーノイズの圧縮の正確性および信頼性は、式 (1) または式 (5) によって解かれる行列の反転の安定性と同様に、モデル A の完備性および一般性によって定まる。MEG やおそらくは他の多数の多重チャンネルの装置においても、そのような包括的なモデルを構築することができることが証明される。さらに、ここでは、交差検定アプローチは、直行単位ベクトル u_j' を用いること、すなわち、他の任意の重なりあうセンサーモデルの貢献なしに、

【0068】

【数 9】

$$(\vec{u}_j \cdot \vec{u}_k = 0, \text{ for } j \neq k)$$

30

【0069】

式 (1) または (5) を用いることで、それぞれのセンサーについて 1 つずつ個々のセンサー活動をモデル化することができることと等価であることが示される。最終的に、信号の時間的なオーバーサンプリングを取得し得た場合、すなわち、サンプリング周波数は、モデル化される重要なシグナルのそれより j もずっと高いとき、共分散推定において偶発的に重要なシグナルを含まないように、ノイズ共分散行列について、信号の中身の最も高い周波数から、信頼性の高い推定を計算することができることに留意する共分散は、既に、式 (1) から (5) のより正確な解法についての Foster の最適化判定操作において用いられている。共分散推定は、時間的なオーバーサンプリングによって提供された測定において現れる重要な信号についてさえも、計算できる。なぜならば、数学的に、連続するサンプルの間の異なるベクトルから計算された共分散は、2 つのファクターにより多重化された真のホワイトノイズの共分散に対応するノイズ共分散を導くことが証明されるからである。

40

【0070】

ここで、時間的なオーバーサンプリングとは、時間的に似通ったサンプルは、差し引かれてキャンセルアウトされるため、異なるベクトルは、重要な信号を含んでいないということを意味している。

【0071】

物理的配置および実際の磁場の測定における状況を記述するために、図 1 を参照して議論する。計測される物体は人間の頭 10 であって、その内部の脳 11 が重要な信号を生み

50

出す。重要なソース 12 は、脳 11 から発生する、重要な磁場 13 を生み出す。MEG 測定機器および特に制御電気機器は単純に、17 の形式で示されている。測定センサー 14 a～f（簡単のため、第一および第四のものしか図示していない。もちろんトータルの 6 つのセンサーは単純化されたケースであって、実際の測定配置においては、数百ものセンサーが配置される）の集合によって表現されている測定チャンネルは、たとえば、患者の頭 10 の周りのヘルメットを囲むようにして配置される。全ての測定センサー 14 a～f は、制御電気機器 17 に接続されている。プロセッサ、メモリー、およびその他の全ての解析ツールからなるシステムの制御論理は、MEG 測定機器 19 において構成されており、制御電気機器 17 および測定センサー 14 a～f と接続されている。

【0072】

MEG 機器のセンサー 14 d によって集められた生の信号は、3 つの信号の種類の貢献の重ね合わせからなる。1 つ目は、13 で表現されている、重要な神経磁気信号である。2 つ目は、一般的には、図において、長いキャパシティ線 16 で示されているような環境から生じる、全てのノイズおよび干渉である。そして 3 つ目の種類の信号は、本願に係る。これらは、個々のセンサー 14 d およびその電気機器 17 に関するアーティファクト 18 によって発生する。SSS 法は、重要な磁気のソースの場 13 および干渉する磁気のソース 16 と、を分離することができる。本発明はさらに、センサー 14 d に関するアーティファクト 18 を分離することができ、センサー 14 d によって測定される磁場の信号から取り除くことができる。これは、上記で詳述したアルゴリズムによって達成され、MEG 測定機器 19 のプロセッサによって実行される。よりよい結果たる S/N 比は図 3 で確認できる。

【0073】

図 2 は、本発明の例による方法のフローチャートを示したものである。まず、測定配列が、たとえば、患者の頭のまわりにセンサーからなる測定ヘルメットを装着することでセットアップされる。一つの例において、配列は 306 個の測定センサーからなる。生の信号が記録される（ステップ 21）。まず、n 次元の先行技術にしたがった、SSS 解析にしたがい、「磁気サブ空間」がセットアップされる（ステップ 22）。SSS 法は、干渉磁気ソースから重要な磁気ソースを分離し、重要な磁気ソースは、測定ヘルメットの中に存在するもので、そしてその他のものは明らかにヘルメットの外側にあり、よく測定室の外にも存在する。重要な信号を表現する磁場の形の数、一つの例では、80 であり、干渉信号を表現する磁場の形の数、たとえば、15 である。したがってサブ空間 22 は、一つの例においては、磁気ソースから発生するすべての信号を表現する 95×306 の行列である。

【0074】

このステップのあとで、アーティファクトをモデル化し、独立なチャンネルノイズ 23 をモデル化するために、n 次元のサブ空間に、

【0075】

【数 10】

$$(0, 0, 0, \dots, 1, 0, 0, \dots, 0)^T$$

【0076】

といった種類の、m 個のベクトルを加えて結合された基底を形作ることで、本発明のアーティファクトの解析が始まる。該結合は、式 (4) に従う。この例においては、このベクトルのサイズは、 306×1 であり、図 2 においては、要素 1 がベクトルの 4 つめの要素となっている（そのケースでは、 $k = 4$ である）。次のステップ 24 では、記録された N 次元の信号が、結合された基底において、 $n + m$ の要素に分解される。最終的に、m 個の追加されたベクトルに対応する要素は生の信号によって差し引かれる（ステップ 25）。

【0077】

図 3 a および 3 b は、人間の人体センサーの応答の MEG の記録からの、2 秒のデータを示したものである。6 つの MEG チャンネルからの信号が示されている。図中、その長

10

20

30

40

50

さを、この場合において 200 fT/cm とする線の、垂直な要素である y 軸が示されている。図 3 a において、記録された生のデータが直交化されている。図 3 b において、本発明の方法を施してデータ処理された後の同じ信号が示されている。その二つの人体センサーの反応は同時に 6 つのチャンネルのうちの 5 つで見られ、処理されたデータにおいて明瞭に見ることができる。それぞれのチャンネルに本来備わっているセンサーノイズのみが、この場合取り除かれている。ランダムセンサーノイズの除去は、約 5 つの要素である。人体センサー反応の外側にある信号の種類のはほとんどは、人体センサーの刺激と独立した自発的な脳活動に起因する。

【0078】

本発明は、集められた結果が、他でもなく現実のものであるものの、明らかに現実でないといみなされ得る特有の結果が存在しているような意見であると表現される、異なる種類の結果のギャラップ調査の解析に適用することができる。そのような意見は、アーティファクトといみなされ、より信頼性の高い調査結果を達成するために消去されるべきものである。

10

【0079】

本発明を使用することで、より高いノイズの特徴を有するセンサーを取り扱うことができる。さらに、高温において適用される超電導が、使用されているセンサー技術において用いられる場合もある。これは、センサーを冷却することに役立つ。なぜならば、高温状態が可能だからである。本発明は、したがって、この方法を全てのチャンネルについて、単位ベクトル結合処理を考慮に入れて、すべての値 $k = 1 \sim N$ について、アルゴリズムを適用することにより一つのチャンネルについて一度に適応することによって、センサーからアーティファクトノイズを減らすことができる。

20

【0080】

したがって、本発明のもっとも重要な優位性は、測定チャンネルのセットにおけるアーティファクトノイズを明らかに減らすことができ、生物学的磁気信号の解析の質を全てにわたって改善することができることである。さらに、本発明の方法は、広く異なる分野に適用可能であり、それには、脳磁気図記録法、脳波検査法、磁気共鳴画像診断の測定が含まれる。

【0081】

さらに、実践的な適用目的であるところの、脳震盪または癲癇患者に、多重チャンネル測定が適用し、本発明のアルゴリズムを適用することで、効果的な結果を得ることができる。

30

【0082】

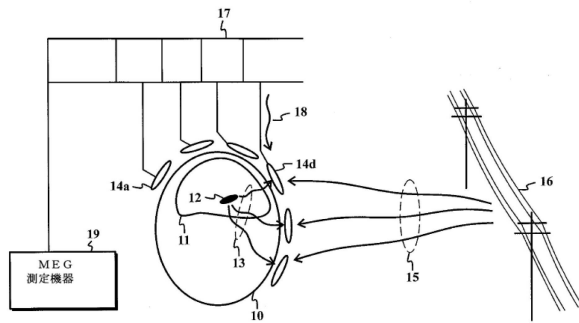
本発明の方法におけるステップは、MEG 機器、EEG 機器、またはMRI 機器、すなわち、典型的な処理機器におけるデータ処理ロジックの元で実行されるコンピュータープログラムとして、適用可能な部位において実行される。当該機器は、メモリーや他の、コンピュータープログラム、データインプットを含み、この方法において必要となる他のパラメータおよび測定によって取得された結果が記録される。

【0083】

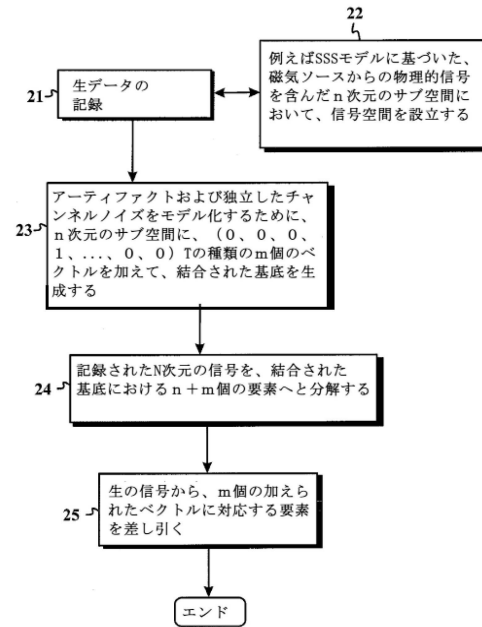
本発明は、上述した具体例に限定されるものではなく、特許請求の範囲により定義される発明の思想の範疇にある様々な変形を含むものである。

40

【図 1】

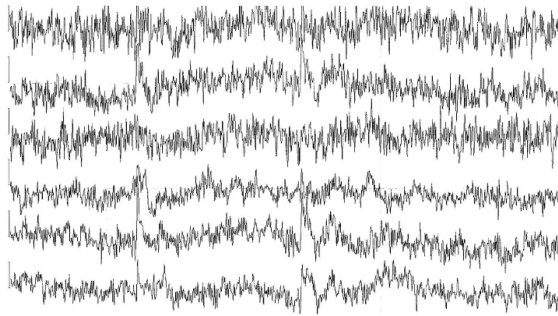


【図 2】

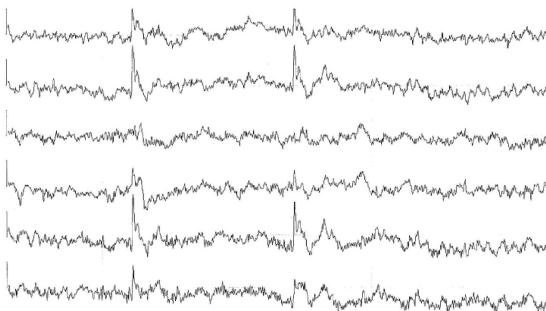


【図 3】

a



b



フロントページの続き

(72)発明者 カヨラ, マッティ
フィンランド, エフアイー00660 ヘルシンキ, エロンティエ 63

審査官 松本 隆彦

(56)参考文献 特表2006-520892 (JP, A)
国際公開第2012/004458 (WO, A1)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)
A61B5/04-5/055
A61B10/00
G01R33/12-33/567