

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 特 許 公 報 (B2)

(11) 特許番号  
特許第6172678号  
(P6172678)

(45) 発行日 平成29年8月2日 (2017.8.2)

(24) 登録日 平成29年7月14日 (2017.7.14)

(51) Int.Cl.

F I

G O 5 B 23/02 (2006.01)

G O 1 D 21/00 (2006.01)

G O 5 B 23/02 3 O 2 T

G O 1 D 21/00 Q

請求項の数 14 (全 18 頁)

(21) 出願番号	特願2014-93416 (P2014-93416)	(73) 特許権者	390009531
(22) 出願日	平成26年4月30日 (2014.4.30)		インターナショナル・ビジネス・マシーンズ・コーポレーション
(65) 公開番号	特開2015-210750 (P2015-210750A)		INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORPORATION
(43) 公開日	平成27年11月24日 (2015.11.24)		アメリカ合衆国10504 ニューヨーク州 アーモンク ニュー オーチャードロード
審査請求日	平成28年1月12日 (2016.1.12)		New Orchard Road, Armonk, New York 10504, United States of America
		(74) 代理人	100108501 弁理士 上野 剛史

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 検出装置、検出方法、およびプログラム

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

複数のセンサからの出力の変化を検出する検出装置であって、  
前記複数のセンサが出力する第1データ列を取得する第1取得部と、  
前記第1データ列に基づいて、前記複数のセンサからのデータを推測する潜在変数モデルを生成する生成部と、  
前記複数のセンサが出力する第2データ列を取得する第2取得部と、  
前記潜在変数モデルに基づいて、前記第2データ列に対応する推測データ列を、前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する推測部と、  
前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、前記第1データ列および前記第2データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定部と、  
を備え、  
前記推測部は、前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差を一部のセンサからのデータ列に集中させ、前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差を各センサについて時間方向において集中させる正則化を用いて前記推測データ列を算出する検出装置。

【請求項 2】

前記生成部は、前記第1データ列から潜在変数のデータ列である第1潜在データ列を算出して、前記複数のセンサが出力する各データに対し、当該データに対応する潜在データ

および当該潜在データから推測される推測データの確率分布を表す確率モデルを生成し、  
前記推測部は、前記第2データ列の潜在変数のデータ列である第2潜在データ列中の潜在データおよび前記推測データ列中の対応する推測データの値を取る確率を前記第2データ列について合計した項と前記正則化に応じた項とを含む目的関数を最適化する前記第2潜在データ列および前記推測データ列を推測する

請求項1に記載の検出装置。

【請求項3】

複数のセンサからの出力の変化を検出する検出装置であって、  
前記複数のセンサが出力する第1データ列を取得する第1取得部と、  
前記第1データ列に基づいて、前記複数のセンサからのデータを推測する潜在変数モデルを生成する生成部と、  
前記複数のセンサが出力する第2データ列を取得する第2取得部と、  
前記潜在変数モデルに基づいて、前記第2データ列に対応する推測データ列を、前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する推測部と、  
前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、前記第1データ列および前記第2データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定部と、

を備え、

前記生成部は、前記第1データ列から潜在変数のデータ列である第1潜在データ列を算出して、前記複数のセンサが出力する各データに対し、当該データに対応する潜在データおよび当該潜在データから推測される推測データの確率分布を表す確率モデルを生成し、

前記推測部は、前記第2データ列の潜在変数のデータ列である第2潜在データ列中の潜在データおよび前記推測データ列中の対応する推測データの値を取る確率を前記第2データ列について合計した項と前記正則化に応じた項とを含む目的関数を最適化する前記第2潜在データ列および前記推測データ列を推測する検出装置。

【請求項4】

複数のセンサからの出力の変化を検出する検出装置であって、  
前記複数のセンサが出力する第1データ列を取得する第1取得部と、  
前記第1データ列に基づいて、前記複数のセンサからのデータを推測するLaplacian Eigenmap潜在変数モデルを生成する生成部と、  
前記複数のセンサが出力する第2データ列を取得する第2取得部と、  
前記Laplacian Eigenmap潜在変数モデルに基づいて、前記第2データ列に対応する推測データ列を、前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する推測部と、

前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、前記第1データ列および前記第2データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定部と、  
を備える検出装置。

【請求項5】

前記生成部は、前記第1データ列から潜在変数のデータ列である第1潜在データ列を算出して、前記複数のセンサが出力する各データに対し、当該データに対応する潜在データおよび当該潜在データから推測される推測データの確率分布を表す確率モデルを生成し、

前記推測部は、前記第2データ列の潜在変数のデータ列である第2潜在データ列中の潜在データおよび前記推測データ列中の対応する推測データの値を取る確率を前記第2データ列について合計した項と前記正則化に応じた項とを含む目的関数を最適化する前記第2潜在データ列および前記推測データ列を推測する

請求項4に記載の検出装置。

【請求項6】

前記推測部は、前記第2データ列および前記推測データ列の間の誤差を一部のセンサからのデータ列に集中させる前記正則化を用いて前記推測データ列を算出する請求項3から5のいずれか一項に記載の検出装置。

## 【請求項 7】

前記推測部は、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差を一部のセンサからのデータ列に集中させ、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差を各センサについて時間方向において集中させる前記正則化を用いて前記推測データ列を算出する請求項 6 に記載の検出装置。

## 【請求項 8】

前記生成部は、前記第 2 潜在データ列中の潜在データと前記第 1 潜在データ列の各潜在データとの差分が大きいほど前記確率が低くなり、前記推測データ列中の推測データと前記第 1 データ列の各データとの差分が大きいほど前記確率が低くなり、かつ、前記第 2 データ列中のデータと前記第 1 データ列の各データとの差分が大きいほど前記確率が低くなる確率分布を表す前記確率モデルを生成する請求項 2、3、および 5 のいずれか一項に記載の検出装置。

10

## 【請求項 9】

前記第 2 取得部は、前記第 1 データ列に対し、変化が生じたセンサが既知である前記第 2 データ列を取得し、

前記特定部が特定するセンサが、既知の変化が生じたセンサと一致するように前記推測部が用いる前記正則化の重みを調整する調整部を更に備える

請求項 1 から 8 のいずれか一項に記載の検出装置。

## 【請求項 10】

前記第 1 取得部は、計測対象の正常な振る舞いを示す学習用の前記第 1 データ列を取得し、

20

前記第 2 取得部は、前記計測対象から検知された前記第 2 データ列を取得し、

前記特定部は、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、異常を検出したセンサを特定する

請求項 1 から 9 のいずれか一項に記載の検出装置。

## 【請求項 11】

複数のセンサからの出力の変化を検出する検出方法であって、

前記複数のセンサが出力する第 1 データ列を取得する第 1 取得段階と、

前記第 1 データ列に基づいて、前記複数のセンサからのデータを推測する潜在変数モデルを生成する生成段階と、

30

前記複数のセンサが出力する第 2 データ列を取得する第 2 取得段階と、

前記潜在変数モデルに基づいて、前記第 2 データ列に対応する推測データ列を、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する推測段階と、

前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、前記第 1 データ列および前記第 2 データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定段階と、

を備え、

前記推測段階は、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差を一部のセンサからのデータ列に集中させ、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差を各センサについて時間方向において集中させる正則化を用いて前記推測データ列を算出する検出方法。

40

## 【請求項 12】

複数のセンサからの出力の変化を検出する検出方法であって、

前記複数のセンサが出力する第 1 データ列を取得する第 1 取得段階と、

前記第 1 データ列に基づいて、前記複数のセンサからのデータを推測する潜在変数モデルを生成する生成段階と、

前記複数のセンサが出力する第 2 データ列を取得する第 2 取得段階と、

前記潜在変数モデルに基づいて、前記第 2 データ列に対応する推測データ列を、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する推測段階と、

50

前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、前記第 1 データ列および前記第 2 データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定段階と、

を備え、

前記生成段階は、前記第 1 データ列から潜在変数のデータ列である第 1 潜在データ列を算出して、前記複数のセンサが出力する各データに対し、当該データに対応する潜在データおよび当該潜在データから推測される推測データの確率分布を表す確率モデルを生成し

、  
前記推測段階は、前記第 2 データ列の潜在変数のデータ列である第 2 潜在データ列中の潜在データおよび前記推測データ列中の対応する推測データの値を取る確率を前記第 2 データ列について合計した項と前記正規化に応じた項とを含む目的関数を最適化する前記第 2 潜在データ列および前記推測データ列を推測する検出方法。

10

【請求項 1 3】

複数のセンサからの出力の変化を検出する検出方法であって、

前記複数のセンサが出力する第 1 データ列を取得する第 1 取得段階と、

前記第 1 データ列に基づいて、前記複数のセンサからのデータを推測する L a p l a c i a n E i g e n m a p 潜在変数モデルを生成する生成段階と、

前記複数のセンサが出力する第 2 データ列を取得する第 2 取得段階と、

前記 L a p l a c i a n E i g e n m a p 潜在変数モデルに基づいて、前記第 2 データ列に対応する推測データ列を、前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差をスパースにする正規化を用いて推測する推測段階と、

20

前記第 2 データ列および前記推測データ列の間の誤差に基づいて、前記第 1 データ列および前記第 2 データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定段階と、

を備える検出方法。

【請求項 1 4】

コンピュータを、請求項 1 から 1 0 のいずれか一項に記載の検出装置として機能させるプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、検出装置、検出方法、およびプログラムに関する。

30

【背景技術】

【0002】

従来、自動車および製造装置等の複雑なシステムに複数のセンサが搭載され、当該複数のセンサから取得される複数の時系列データを解析することが知られていた。特に、システムに搭載されるセンサの個数が数百以上に増大した場合でも、対応する時系列データを解析して異常の有無を監視する処理方法が知られていた（例えば、特許文献 1 ～ 3 参照）。

〔特許文献 1〕 特開 2 0 1 0 - 7 8 4 6 7 号公報

〔特許文献 2〕 特開 2 0 0 8 - 1 9 8 2 1 3 号公報

〔特許文献 3〕 特開 2 0 1 3 - 2 5 7 2 5 1 号公報

40

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0003】

このような処理方法は、複数の時系列データから、入力信号が正常な信号範囲内となる検出結果を示すセンサ群（正常センサ）と、異常な信号範囲となる検出結果を示すセンサ群（異常センサ）とを、センサ間の関係構造の変化の度合いに基づき、センサの異常度をスコア化して同定していた。しかしながら、物理システムにおいて互いに複雑な相関を有するセンサが、例えば百以上存在する場合、異常センサのみをピックアップすることは困難であり、異常センサと相関の強いセンサも異常度のスコアを高くなってしまうことがあった。

50

## 【課題を解決するための手段】

## 【0004】

本発明の第1の態様においては、複数のセンサからの出力の変化を検出する検出装置であって、複数のセンサが出力する第1データ列を取得する第1取得部と、第1データ列に基づいて、複数のセンサからのデータを推測するモデルを生成する生成部と、複数のセンサが出力する第2データ列を取得する第2取得部と、モデルに基づいて、第2データ列に対応する推測データ列を、第2データ列および推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する推測部と、第2データ列および推測データ列の間の誤差に基づいて、第1データ列および第2データ列の間で変化が生じたセンサを特定する特定部と、を備える検出装置、検出法、およびプログラムを提供する。

10

## 【0005】

なお、上記の発明の概要は、本発明の特徴の全てを列挙したものではない。また、これらの特徴群のサブコンビネーションもまた、発明となりうる。

## 【図面の簡単な説明】

## 【0006】

【図1】本実施形態に係る検出装置100の構成例を複数のセンサ10と共に示す。

【図2】本実施形態に係る検出装置100の動作フローを示す。

【図3】本実施形態に係る検出装置100が、複数のセンサ10の異常度のスコアを算出するシミュレーションの結果の一例を示す。

【図4】既存の検出装置が、複数のセンサ10の異常度のスコアを算出するシミュレーションの結果の一例を示す。

20

【図5】本実施形態に係る検出装置100の変形例を複数のセンサ10と共に示す。

【図6】本実施形態に係る検出装置100として機能するコンピュータ1900のハードウェア構成の一例を示す。

## 【発明を実施するための形態】

## 【0007】

以下、発明の実施の形態を通じて本発明を説明するが、以下の実施形態は特許請求の範囲にかかる発明を限定するものではない。また、実施形態の中で説明されている特徴の組み合わせの全てが発明の解決手段に必須であるとは限らない。

## 【0008】

30

図1は、本実施形態に係る検出装置100の構成例を複数のセンサ10と共に示す。ここで、センサ10は、自動車、船舶、および航空機等の運輸機械、製造装置、または監視装置等の対象物に複数設けられ、検出結果を検出装置100に送信する。センサ10は、検出装置100と有線で接続されてよく、これに代えて、無線で接続されてもよい。なお、本実施形態において、対象物が自動車である例を説明する。

## 【0009】

センサ10は、一例として、エンジンの冷却水の温度センサ、エンジンの吸入空気の温度センサ、オイル温度センサ、燃料噴射装置用の吸気管内圧力センサ、ターボチャージャ用の過給圧センサ、スロットルポジションセンサ、ステアリング舵角センサ、車高センサ、液面センサ、回転速度センサ、ロックセンサ、加速度センサ、角速度センサ、地磁気センサ、流量センサ、酸素センサ、希薄空燃比センサ等である。センサ10は、数百から千を超える数が設けられる場合がある。

40

## 【0010】

この場合、数百から千を超える数の時系列データを処理しなければならないが、自動車等に設けられるセンサの時系列データは、データの値そのもの、および、センサ間の関係構造が動的に変化し、また、当該動的な変化は突発的に発生して事前に予知できないものではない。一例として、「アクセルを踏む」という行為によって車が「加速する」する場合、スロットルポジションセンサ、回転速度センサ、および加速度センサからの出力といったセンサ間の関係構造が強くなる。即ち、予め予測できないタイミング（例えば使用者の操作等、および自動車の状況等）により、センサ間の関係構造が動的に変化することにな

50

るので、互いに複雑な相関を有することになる。

【 0 0 1 1 】

また、この場合、搭乗者（荷物等の搭載量）、現在の速度、走行中の道路の勾配、直線道路を走行中か湾曲した道路を走行中か（湾曲している場合は湾曲の度合い）等の自動車の状況に応じて、各センサにおける検出力そのもの、および検出力を正常状態と判定すべき値の範囲が変化する。即ち、予め予測できないタイミング（例えば、使用者の操作、および自動車の状況等）により、各センサの出力、および正常か否かの判断基準が動的に変化することになる。

【 0 0 1 2 】

このように、同一のセンサからの時系列信号であっても、他のセンサとの関係構造が変化することに応じて、データの値および判断基準も大きく変化してしまうので、過去のデータと比較しても意味のある処理を実行することが困難になってしまう。このような場合、各センサを多変量系として扱って解析することも考えられるが、センサの数が増加するに伴い、計算量は指数関数的に増加してしまうので、数百から千を超える数のセンサを用いる場合は現実的ではない。

【 0 0 1 3 】

また、センサ間の関係構造の変化の度合いを推定し、推定結果に応じて、センサの異常度をスコア化することも考えられる。この場合、スコア化した異常度と、予め定められた閾値等とを比較することで、正常センサおよび異常センサを識別することができる。しかしながら、このような識別方法は、互いに複雑な相関を有するセンサの異常度をスコア化した場合、異常センサのスコアだけでなく、当該センサと強い相関を有する正常センサのスコアも異常を示す程度に大きな値として算出してしまうことがあった。

【 0 0 1 4 】

そこで、本実施形態に係る検出装置 1 0 0 は、複数のセンサからの出力の変化を検出する検出装置であって、複数のセンサ 1 0 の出力データを低い次元の潜在空間へとマッピングし、再び元の次元に再構成するモデルを、学習データを用いて生成する。そして、検出装置 1 0 0 は、当該モデルを用いて試験データを潜在空間にマッピングし、再び元の次元に再構成する場合に、異常な振る舞いをするデータの変化が大きくなるように正則化することで、正常センサと比較して異常センサのスコアを大きくする。検出装置 1 0 0 は、第 1 取得部 1 1 0 と、第 2 取得部 1 2 0 と、記憶部 1 3 0 と、生成部 1 4 0 と、推測部 1 5 0 と、特定部 1 6 0 とを備える。

【 0 0 1 5 】

第 1 取得部 1 1 0 は、複数のセンサ 1 0 が出力する第 1 データ列を取得する。第 1 取得部 1 1 0 は、第 1 データ列を学習データとして取得する。また、第 1 取得部 1 1 0 は、検出装置 1 0 0 内または外部の記憶装置に記憶された第 1 データ列を取得してもよい。また、第 1 取得部 1 1 0 は、複数のセンサ 1 0 に接続された外部の装置が供給する第 1 データ列を取得してもよい。

【 0 0 1 6 】

第 1 取得部 1 1 0 は、計測対象である自動車の正常な振る舞いを示す状態における複数のセンサ 1 0 の出力を、学習用の第 1 データ列として取得することが望ましい。これに代えて、第 1 取得部 1 1 0 は、複数のセンサ 1 0 が出力すると想定されるデータ列を生成する予測モデルまたは測定対象装置のモデル等から、想定されたデータ列を第 1 データ列として取得してもよい。

【 0 0 1 7 】

本実施形態において、第 1 取得部 1 1 0 は、複数のセンサ 1 0 が設けられた対象物である自動車が正常状態にある場合に、複数のセンサ 1 0 が時系列に出力する第 1 出力に応じた第 1 データ列を取得する例を説明する。第 1 取得部 1 1 0 は、取得した第 1 データ列を記憶部 1 3 0 に供給する。

【 0 0 1 8 】

第 2 取得部 1 2 0 は、複数のセンサ 1 0 が出力する第 2 データ列を取得する。第 2 取得

10

20

30

40

50

部 1 2 0 は、第 2 データ列を試験データとして取得する。また、第 2 取得部 1 2 0 は、検出装置 1 0 0 内または外部の記憶装置に記憶された第 2 データ列を取得してもよい。また、第 2 取得部 1 2 0 は、複数のセンサ 1 0 に接続された外部の装置が供給する第 2 データ列を取得してもよい。

【 0 0 1 9 】

第 2 取得部 1 2 0 は、計測対象である自動車から検知された第 2 データ列を取得する。例えば、第 2 取得部 1 2 0 は、第 1 取得部 1 1 0 が第 1 データ列を取得する期間とは異なる期間における、予め定められた期間の出力を第 2 データ列として取得する。

【 0 0 2 0 】

この場合、第 2 取得部 1 2 0 は、自動車を動作させた場合において、複数のセンサ 1 0 が時系列に出力するデータを、第 2 データ列として取得することが望ましい。本実施形態において、第 2 取得部 1 2 0 は、複数のセンサ 1 0 が設けられた自動車が動作状態にある場合に、複数のセンサ 1 0 が時系列に出力する第 2 出力に応じた第 2 データ列を取得する例を説明する。第 2 取得部 1 2 0 は、取得した第 2 データ列を記憶部 1 3 0 に供給してよい。

【 0 0 2 1 】

記憶部 1 3 0 は、第 1 取得部 1 1 0 および第 2 取得部 1 2 0 に接続され、受け取った第 1 データ列および第 2 データ列をそれぞれ記憶する。また、記憶部 1 3 0 は、検出装置 1 0 0 が生成するデータ、および当該データ等を生成する過程において処理する中間データ等を記憶してよい。また、記憶部 1 3 0 は、検出装置 1 0 0 内の各部の要求に応じて、記憶したデータを要求元に供給してよい。

【 0 0 2 2 】

生成部 1 4 0 は、記憶部 1 3 0 に接続され、第 1 データ列に基づいて、複数のセンサ 1 0 からのデータを推測するモデルを生成する。生成部 1 4 0 は、複数のセンサ 1 0 の動作を表現する確率モデルとして、潜在変数モデル ( Latent Variable Model ) として既知のモデルを生成する。生成部 1 4 0 は、潜在変数モデルに基づき、第 1 データ列から潜在変数のデータ列である第 1 潜在データ列を算出する。ここで、潜在変数は、直接観測される変数 ( 物理量 ) ではないが、様々なデータの変動パターンを通して間接的に推測される変数であり、サンプリングされた物理量の背後にある状態等を表現する目的で用いられ、確率モデルにおいて既知の変数である。

【 0 0 2 3 】

生成部 1 4 0 は、複数のセンサ 1 0 が出力する各データに対し、当該データに対応する潜在データおよび当該潜在データから推測される推測データの確率分布を表す確率モデルを生成する。生成部 1 4 0 は、潜在データから再構成して複数のセンサ 1 0 の出力を推測する推測データを生成する確率モデルを生成する。生成部 1 4 0 は、生成した確率モデルを記憶部 1 3 0 に供給してよい。

【 0 0 2 4 】

推測部 1 5 0 は、生成部 1 4 0 が生成したモデルに基づいて、第 2 データ列に対応する推測データ列を、第 2 データ列および推測データ列の間の誤差をスパースにする正則化を用いて推測する。ここで、スパースとは、非零の成分がほとんど無い、即ち、成分のほとんどが零の行列を意味する。したがって、推測部 1 5 0 は、第 2 データ列および推測データ列の差の成分がほとんどが零となるように、正則化項を生成部 1 4 0 が生成したモデルに加える。

【 0 0 2 5 】

特定部 1 6 0 は、第 2 データ列および推測データ列の間の誤差に基づいて、第 1 データ列および第 2 データ列の間で変化が生じたセンサを特定する。特定部 1 6 0 は、例えば、第 2 データ列および推測データ列の差において、非零の成分に対応するセンサ 1 0 を変化が生じたセンサとして特定する。

【 0 0 2 6 】

また、特定部 1 6 0 は、第 2 データ列および推測データ列の間の誤差に基づいて、異常

10

20

30

40

50

を検出したセンサを特定してよい。特定部 160 は、第 2 データ列および推測データ列の差において、非零の成分に対応するセンサ 10 を異常センサとして特定してよく、これに代えて、非零の成分のうち予め定められた値以上の成分に対応するセンサ 10 を異常センサとして特定してもよい。

【0027】

以上の本実施形態に係る検出装置 100 は、複数のセンサ 10 からの第 1 データ列に基づく確率モデルを生成し、当該モデルに第 2 データ列と第 2 データ列に基づく推測データがスパースとなる正則化項を加えて推測データを推測することで、異常センサを特定する。検出装置 100 の動作について、図 2 を用いて説明する。

【0028】

図 2 は、本実施形態に係る検出装置 100 の動作フローを示す。検出装置 100 は、当該動作フローを実行して、複数のセンサ 10 のうち、少数の異常センサを正確に特定する。

【0029】

まず、第 1 取得部 110 は、第 1 データ列を取得する (S210)。第 1 取得部 110 は、一例として、複数のセンサ 10 の数が D 個の場合、N 個の 1 行 D 列のデータを第 1 データ列  $y_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) として取得する。ここで、 $y_n$  は、それぞれ D 個の要素を持つベクトルであり、D 次元で表現されるデータ列である。第 1 取得部 110 は、第 1 データ列のベクトルを配列の形式で受け取ってよく、また、記憶部 130 は、第 1 データ列のベクトルを配列の形式で記憶してよい。

【0030】

次に、第 2 取得部 120 は、第 2 データ列を取得する (S220)。第 2 取得部 120 は、一例として、M 個の 1 行 N 列のデータを第 2 データ列  $x_m$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ ) として取得する。ここで、 $x_m$  は、それぞれ D 個の要素を持つベクトルであり、D 次元で表現されるデータ列である。

【0031】

次に、生成部 140 は、潜在変数モデルに基づき、第 1 データ列  $y_n$  から潜在空間にマッピングする潜在変数のデータ列である第 1 潜在データ列を算出する (S230)。ここで、生成部 140 は、潜在変数モデルとして、例えば、Graphical Gaussian Model (Graphical LASSO)、Probabilistic PCA (Principal Component Analysis)、Probabilistic Kernel PCA、Gaussian Process Latent Variable Model 等の既知のモデルを用いることができる。

【0032】

本実施例の生成部 140 は、Laplacian Eigenmap Latent Variable Model として既知のモデルを用いる例を説明する。生成部 140 は、当該モデルに基づき、次式を最小化することによって第 1 潜在データ列  $x_n$  を算出する。

【数 1】

$$\underset{X}{\operatorname{argmin}} \operatorname{tr}(XLX^T) \quad \text{subject to } XDX^T = I, \quad XD\vec{1} = \vec{0}$$

$$X \equiv (\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N) \in \mathbb{R}^{Q \times N}$$

【0033】

ここで、「 $\operatorname{argmin} f(x)$ 」は、 $f(x)$  が最小となる場合の  $x$  を示し、「 $\operatorname{tr}$ 」は対角成分の和 (トレース) を示し、「 $\text{subject to } g(z)$ 」は、「制約条件  $g(z)$  のもとで」という意味を示す。また、ベクトル  $I$  は単位行列 ( $a_{ij} = 1$  ( $i = j$ )),  $a_{ij} = 0$  ( $i \neq j$ ))、ベクトル  $\vec{1}$  は、要素が全て 1 の行ベクトルを示す。

【0034】

10

20

30

40

50



また、生成部 140 は、第 1 潜在データ列  $x_n$  を、D 次元よりも低い次元の予め定められた Q 次元のデータ列として算出する。例えば、生成部 140 は、3 次元または 4 次元等の低次元で第 1 潜在データ列  $x_n$  を算出し、複数のセンサ 10 の振る舞いを当該 3 次元または 4 次元の潜在空間で表現する。数 1 式において、行列 L および D は次式で示される。

【数 2】

$$L \equiv D - W$$

$$w_{n,m} \equiv \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \|\vec{y}_n - \vec{y}_m\|^2\right)$$

$$D \equiv \text{diag}\left(\left\{\sum_m w_{n,m}\right\}_{n=1}^N\right)$$

10

【0035】

数 2 式において、 $w_{n,m}$  は W の要素であり、「diag(x)」は、対角行列を示す。また、 $\sigma$  は予め定められるパラメータである。例えば、 $\sigma$  をより大きくすると、 $y_n$  および  $y_m$  の差分が  $\sigma$  に応じて大きくなると行列 W の要素である  $w_{n,m}$  の値が零に近づく。また、 $\sigma$  をより小さくすると、 $y_n$  および  $y_m$  の差分が  $\sigma$  に応じて小さくなると行列 W の要素である  $w_{n,m}$  の値がより大きな値となる。即ち、 $\sigma$  は、 $y_n$  および  $y_m$  の差分を行列 W にどの程度反映させるかを定めるパラメータとなる。

20

【0036】

次に、生成部 140 は、第 1 データ列  $y_n$ 、第 1 潜在データ列  $x_n$ 、および第 2 データ列  $y_m$  に基づき、第 2 潜在データ列  $x_m$  および当該第 2 潜在データから推測される推測データの確率分布を表すモデルを生成する (S240)。生成部 140 は、第 2 潜在データ列  $x_m$  から推測される推測データを  $\vec{x}_m$  とした場合、 $\vec{x}_m$  および  $\vec{y}_m$  の同時確率密度関数  $p(\vec{x}_m, \vec{y}_m | \vec{\eta}_m, \vec{y}_n)$  を次式のように生成する。

【0037】

【数 3】

$$p(\vec{x}_m, \vec{y}_m | \vec{\eta}_m, \vec{y}_n) \equiv \left(\frac{\sum_n w_{n*}}{2\pi}\right)^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_n w_{n*} \|\vec{x}_n - \vec{x}_m\|^2\right] \\ \times \left(\frac{\sum_n k_{n*}}{2\pi}\right)^{\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_n k_{n*} \|\vec{y}_n - \vec{y}_m\|^2\right]$$

30

$$w_{n*} \equiv \exp\left(-\frac{1}{\sigma_y^2} \|\vec{y}_n - \vec{\eta}_m\|^2\right)$$

$$k_{n*} \equiv \exp\left(-\frac{1}{\sigma_x^2} \|\vec{x}_n - \vec{x}_m\|^2\right)$$

40

【0038】

ここで、 $\sigma_x$ 、 $\sigma_y$  は、数 2 式の  $\sigma$  と同様に、予め定められるパラメータである。数 3 式は、定数、パラメータ  $\sigma_x$ 、 $\sigma_y$  を除くと、 $x_n$  と  $x_m$  のノルム、 $y_n$  と  $y_m$  のノルム、および  $y_n$  と  $y_m$  のノルムの項で示される。即ち、生成部 140 は、第 2 潜在データ列  $x_m$  中の潜在データと第 1 潜在データ列  $x_n$  の各潜在データとの差分が大きいほど確率が低くなり、推測データ列  $x_m$  中の推測データと第 1 データ列  $y_n$  の各データとの差分が大きいほど確率が低くなり、かつ、第 2 データ列  $y_m$  中のデータと第 1 データ列  $y_n$  の各データとの差分が大きいほど確率が低くなる確率分布を表すモデルを生成する。このように

50

、生成部 140 は、 $x_n$  と  $m$ 、 $y_n$  と  $m$ 、および  $y_n$  と  $m$  の各データの値が互いに近づくと、 $m$  および  $m$  の同時確率密度関数  $p$  が大きくなるモデルを生成する。

【0039】

推測部 150 は、このような既知の潜在変数モデルにおいて、観測値である試験データに基づき、スパース正則化を用いて再構成して推測データ列を推測する (S250)。例えば、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  および推測データ列  $m$  の間の誤差を一部のセンサ 10 からのデータ列に集中させる正則化を用いて推測データ列  $m$  を算出する。

【0040】

即ち、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  中のデータと推測データ列  $m$  中の推測データとの差分が大きいほど確率を低くさせる正則化項を用いて推測データ列  $m$  を算出する。推測部 150 は、このような正則化項を用いて同時確率密度関数  $p$  を最適化して第 2 潜在データ列  $m$  に対応する推測データ列  $m$  を算出すると、第 2 データ列  $m$  とほぼ一致するデータ列を再構成することになる。

【0041】

ここで、第 2 データ列  $m$  は、ほとんどのセンサ 10 が正常動作する場合に取得したデータ列であるから、推測部 150 が推測した推測データ列  $m$  は、正常センサの  $N$  次元超空間における振る舞いを示す出力データ列とほぼ一致することになる。したがって、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  から推測されるデータのうち、異常センサに対応するデータが正常センサに対応するデータとは異なる振る舞いとなるように (即ち、誤差が大きくなるように)、推測データ列  $m$  を算出する。

【0042】

また、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  および推測データ列  $m$  の間の誤差を各センサについて時間方向において集中させる正則化を用いて推測データ列を算出してもよい。例えば、推測部 150 は、推測データ列  $m$  中の推測データと、以前に推測した推測データ列  $m-1$  中の推測データとの差分が大きいほど確率を低くさせる正則化項を用いて推測データ列を算出する。推測部 150 は、このような正則化項を用いて推測データ列  $m$  を算出すると、以前に推測した推測データ列  $m-1$  とほぼ一致するデータ列を再構成することになる。

【0043】

ここで、第 2 データ列  $m$  は、ほとんどのセンサ 10 が正常動作する場合に取得したデータ列であるから、推測部 150 が推測した推測データ列  $m$  は、以前に推測した推測データ列  $m-1$  のデータのうち、時間的に安定に正常動作するセンサ 10 の振る舞いを示す出力データとほぼ一致することになる。したがって、推測部 150 は、以前に推測した推測データ列  $m-1$  と比較して、異常センサに対応するデータが正常センサに対応するデータとは異なる振る舞いとなるように (即ち、誤差が大きくなるように)、推測データ列  $m$  を算出する。

【0044】

また、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  および推測データ列  $m$  の間の誤差を一部のセンサ 10 からのデータ列に集中させ、更に、第 2 データ列  $m$  および推測データ列  $m$  の間の誤差を各センサについて時間方向において集中させる正則化を用いて推測データ列を算出してもよい。即ち、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  中のデータと推測データ列  $m$  中の推測データとの差分が大きいほど確率を低くさせ、かつ、推測データ列  $m$  中の推測データと、以前に推測した推測データ列  $m-1$  中の推測データとの差分が大きいほど確率を低くさせる正則化項を用いて推測データ列  $m$  を算出する。

【0045】

以上のように、推測部 150 は、正則化に応じた項を用いて、推測データ列  $m$  を算出する。より具体的には、次式のように、推測部 150 は、第 2 データ列  $m$  の潜在変数のデータ列である第 2 潜在データ列  $m$  中の潜在データおよび推測データ列  $m$  中の対応する推測データの値を取る確率を第 2 データ列  $m$  について合計した項と、正則化に応じた項とを含む目的関数を最適化する第 2 潜在データ列および推測データ列を推測する。

## 【数 4】

$$(\{\vec{\chi}_m'\}, \{\vec{v}_m'\}) = \underset{\vec{\chi}_m, \vec{v}_m}{\operatorname{argmin}} [-\sum_m \log p(\vec{\chi}_m, \vec{v}_m | \vec{\eta}_m, \vec{y}_n) - \log p(\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_M | \vec{\eta}_1, \dots, \vec{\eta}_M)]$$

## 【0046】

数 4 式の右辺の第 1 項は、数 3 式に示した  $\vec{\chi}_m$  および  $\vec{v}_m$  の同時確率密度関数  $p(\vec{\chi}_m, \vec{v}_m | \vec{\eta}_m, \vec{y}_n)$  を、テストデータである第 2 データ列  $\vec{v}_m$  について合計した項である。また、第 2 項は、正則化に応じた項である。推測部 150 は、一例として、正則化に

10

## 【数 5】

$$-\log p(\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_M | \vec{\eta}_1, \dots, \vec{\eta}_M) = \lambda_1 \sum_d \sqrt{\sum_m \|\vec{v}_{md} - \vec{\eta}_{md}\|^2} + \lambda_2 \sum_m \|\vec{v}_m - \vec{v}_{m-1}\|_{L1}$$

## 【0047】

数 5 式の右辺の第 1 項は、第 2 データ列  $\vec{v}_m$  中のデータと推測データ列  $\vec{\eta}_m$  中の推測データとの差分が大きいくほど確率を低くさせる正則化項であり、各次元の値を 2 乗した和に基づいて算出する。また、第 2 項は、推測データ列  $\vec{v}_m$  中の推測データと、以前に推測した推測データ列  $\vec{v}_{m-1}$  中の推測データとの差分が大きいくほど確率を低くさせる正則化項であり、各次元の値の絶対値の和 (L1 ノルム) に基づいて算出する。

20

## 【0048】

ここで、 $\lambda_1$  および  $\lambda_2$  は、用いる正則化項の重みを定めるパラメータである。例えば、 $\lambda_1 = 1$ 、かつ  $\lambda_2 = 0$  とすることで、推測部 150 は、数 5 式の第 1 項の正則化を用いることになる。また、 $\lambda_1 = 0$ 、かつ  $\lambda_2 = 1$  とすることで、推測部 150 は、第 2 項の正則化を用いることになる。また、 $\lambda_1 = 0$ 、かつ  $\lambda_2 = 0$  とすることで、両者の正則化を用いることになる。 $\lambda_1$  および  $\lambda_2$  は、目的に応じて予め定められてよく、これに代

30

## 【0049】

以上のように、推測部 150 は、数 5 式の正則化項を用いて、数 4 式の目的関数を最適化する (即ち、目的関数を最小化させる  $\vec{\chi}_m$  および  $\vec{v}_m$  を取得する) ことで、第 2 潜在データ列  $\vec{\chi}_m'$  および推測データ列  $\vec{v}_m'$  を算出することができる。ここで、数 4 式の左辺の「'」は、最適化して定めた値の意味を示す。

## 【0050】

次に、特定部 160 は、第 1 データ列  $\vec{y}_n$  および第 2 データ列  $\vec{v}_m$  の間で変化が生じたセンサを特定する (S260)。特定部 160 は、例えば、次式で示す第 2 データ列  $\vec{v}_m$  および推測データ列  $\vec{v}_m'$  の差に基づくスコアが、非零となる成分に対応するセンサ 10

40

## 【数 6】

$$S_{n,d} = |\eta_{nd} - v_{nd}'|$$

## 【0051】

特定部 160 は、数 6 式のスコア関数に代えて、個々の次元  $d$  (最大値は  $D$ ) における第 2 データ列  $\vec{v}_m$  および推測データ列  $\vec{v}_m'$  の差分をスコア値としてもよく、また、数 6 式の右辺を次元  $d$  について総和を取った式をスコア関数としてもよい。特定部 160 は、スコアが非零または予め定められた値以上のセンサ 10 を、異常センサと特定してよい。

50

推測部 150 が、第 2 データ列  $m$  に基づき、正常センサおよび異常センサにそれぞれ対応するデータ間の誤差を大きくさせた推測データ列  $m'$  を算出するので、特定部 160 は、異常センサのみを特定することができる。

【0052】

また、本実施形態に係る検出装置 100 は、センサ 10 の数が例えば百以上に増加しても、第 1 データ列  $y_n$  および第 2 データ列  $m$  の次元数  $D$  を対応して増加して処理することが容易にできる。したがって、検出装置 100 は、物理システムにおいて互いに複雑な相関を有するセンサが、例えば百以上存在しても、異常な信号範囲となるセンサ 10 のみを判断することができる。

【0053】

図 3 は、本実施形態に係る検出装置 100 が、複数のセンサ 10 の異常度のスコアを算出するシミュレーションの結果の一例を示す。また、図 4 は、既存の検出装置が、センサの異常度のスコアを算出するシミュレーションの結果の一例を示す。図 3 および図 4 は、30 個の質点がバネで接続された物理モデルについて、それぞれの質点の位置を検出する複数のセンサの出力についてシミュレーションした結果を示す。複数の質点が複数のバネで接続されているので、それぞれの質点の位置は複雑に変動し、対応するセンサも複雑な相関を有する検出結果を出力する。

【0054】

図 3 および図 4 の横軸は、それぞれの質点を検出するセンサを示し、縦軸は、センサに対応して算出されたスコア値である。また、図 3 および図 4 は、質点 3 のみが正常な振り舞いからずれている状態において、検出装置が複数のセンサをスコア化する場合をシミュレーションした結果を示す。

【0055】

図 3 は、本実施形態に係る検出装置 100 が複数のセンサ 10 の異常度のスコアを算出した結果を示し、質点 3 を検出するセンサのみが、他のセンサと比較して明確に高いスコアとなっていることがわかる。これに対して、図 4 は、既存の検出装置が、センサの異常度のスコアを算出した結果であり、質点 3 のスコア値が高くなっているものの、質点 3 と相関の強い他の質点のスコア値も高い結果となっている。

【0056】

既存の検出装置は、例えば、学習データから予測モデルを生成する場合において、正則化項を用いてモデルを学習し、当該学習済みのモデルを用いて試験データに対応する異常センサを検出する。したがって、一のセンサが異常を出力し、かつ、当該一のセンサに影響されて、当該一のセンサと相関の強いセンサも通常とは異なる検出結果を出力している試験データを用いると、既存の検出装置は、学習データに基づく予測の範囲を超える結果として、図 4 のように、当該一のセンサに加え、当該相関の強いセンサも高いスコア値を出力してしまうことがある。

【0057】

これに対して、本実施形態に係る検出装置 100 は、学習段階ではなく、試験データを用いて再構成する段階において、正則化項を用いて推測データ列を算出する。したがって、検出装置 100 は、一のセンサが異常を出力する場合に、当該一のセンサに影響されて、当該一のセンサと相関の強い他のセンサが通常とは異なる検出結果を出力しても、図 3 のように、当該他のセンサの出力は試験データに基づく正常動作の範囲内とすることができ、当該一のセンサのみを高いスコア値として出力することができる。

【0058】

図 5 は、本実施形態に係る検出装置 100 の変形例を複数のセンサ 10 と共に示す。本変形例の検出装置 100 において、図 1 に示された本実施形態に係る検出装置 100 の動作と略同一のものには同一の符号を付け、説明を省略する。本変形例に係る検出装置 100 は、調整部 210 を更に備える。

【0059】

調整部 210 は、記憶部 130、推測部 150 および特定部 160 に接続され、特定部

10

20

30

40

50

160が特定するセンサ10が、既知の変化が生じたセンサ10と一致するように推測部150が用いる正則化の重み $w_1$ および $w_2$ を調整する。この場合、第2取得部120は、第1データ列 $y_n$ に対し、変化が生じたセンサが既知である第2データ列 $m$ を取得する。そして、検出装置100が、当該第1データ列 $y_n$ および第2データ列 $m$ に基づいて、図2の動作フローを実行して異常センサを特定した後に、調整部210は、特定部160の特定結果と既知のセンサの変化情報とが対応するように、 $w_1$ および $w_2$ の値を調整する。

#### 【0060】

調整部210は、 $w_1$ および $w_2$ の値を更新して、 $w_1$ および $w_2$ の値の調整を複数回繰り返すループ処理を実行してもよい。このように、本変形例に係る検出装置100は、正則化の重みを実際の特定結果に基づいて調整することができるので、より正確にセンサの異常度をスコア化することができる。

10

#### 【0061】

本実施形態に係る検出装置100の変形例は、調整部210が正則化の重み $w_1$ および $w_2$ の値を調整することを説明した。これに代えて、またはこれに加えて、調整部210は、パラメータ $\alpha$ 、 $\beta$ 、および $\gamma$ の値を調整してもよい。これによって、検出装置100は、パラメータ調整を容易に実行して、センサ10のスコアの精度を高めることができる。

#### 【0062】

図6は、本実施形態に係る検出装置100として機能するコンピュータ1900のハードウェア構成の一例を示す。本実施形態に係るコンピュータ1900は、ホスト・コントローラ2082により相互に接続されるCPU2000、RAM2020、グラフィック・コントローラ2075、および表示装置2080を有するCPU周辺部と、入出力コントローラ2084によりホスト・コントローラ2082に接続される通信インターフェイス2030、ハードディスクドライブ2040、およびDVDドライブ2060を有する入出力部と、入出力コントローラ2084に接続されるROM2010、フレキシブルディスク・ドライブ2050、および入出力チップ2070を有するレガシー入出力部と、を備える。

20

#### 【0063】

ホスト・コントローラ2082は、RAM2020と、高い転送レートでRAM2020をアクセスするCPU2000およびグラフィック・コントローラ2075とを接続する。CPU2000は、ROM2010およびRAM2020に格納されたプログラムに基づいて動作し、各部の制御を行う。グラフィック・コントローラ2075は、CPU2000等がRAM2020内に設けたフレーム・バッファ上に生成する画像データを取得し、表示装置2080上に表示させる。これに代えて、グラフィック・コントローラ2075は、CPU2000等が生成する画像データを格納するフレーム・バッファを、内部に含んでもよい。

30

#### 【0064】

入出力コントローラ2084は、ホスト・コントローラ2082と、比較的高速な入出力装置である通信インターフェイス2030、ハードディスクドライブ2040、DVDドライブ2060を接続する。通信インターフェイス2030は、ネットワークを介して他の装置と通信する。ハードディスクドライブ2040は、コンピュータ1900内のCPU2000が使用するプログラムおよびデータを格納する。DVDドライブ2060は、DVD-ROM2095からプログラムまたはデータを読み取り、RAM2020を介してハードディスクドライブ2040に提供する。

40

#### 【0065】

また、入出力コントローラ2084には、ROM2010と、フレキシブルディスク・ドライブ2050、および入出力チップ2070の比較的低速な入出力装置とが接続される。ROM2010は、コンピュータ1900が起動時に実行するブート・プログラム、および/または、コンピュータ1900のハードウェアに依存するプログラム等を格納す

50

る。フレキシブルディスク・ドライブ 2050 は、フレキシブルディスク 2090 からプログラムまたはデータを読み取り、RAM 2020 を介してハードディスクドライブ 2040 に提供する。入出力チップ 2070 は、フレキシブルディスク・ドライブ 2050 を入出力コントローラ 2084 へと接続すると共に、例えばパラレル・ポート、シリアル・ポート、キーボード・ポート、マウス・ポート等を介して各種の入出力装置を入出力コントローラ 2084 へと接続する。

【0066】

RAM 2020 を介してハードディスクドライブ 2040 に提供されるプログラムは、フレキシブルディスク 2090、DVD-ROM 2095、または IC カード等の記録媒体に格納されて利用者によって提供される。プログラムは、記録媒体から読み出され、RAM 2020 を介してコンピュータ 1900 内のハードディスクドライブ 2040 にインストールされ、CPU 2000 において実行される。

10

【0067】

プログラムは、コンピュータ 1900 にインストールされ、コンピュータ 1900 を第 1 取得部 110、第 2 取得部 120、記憶部 130、生成部 140、推測部 150、特定部 160、および調整部 210 として機能させる。

【0068】

プログラムに記述された情報処理は、コンピュータ 1900 に読込まれることにより、ソフトウェアと上述した各種のハードウェア資源とが協働した具体的手段である第 1 取得部 110、第 2 取得部 120、記憶部 130、生成部 140、推測部 150、特定部 160、および調整部 210 として機能する。そして、この具体的手段によって、本実施形態におけるコンピュータ 1900 の使用目的に応じた情報の演算または加工を実現することにより、使用目的に応じた特有の検出装置 100 が構築される。

20

【0069】

一例として、コンピュータ 1900 と外部の装置等との間で通信を行う場合には、CPU 2000 は、RAM 2020 上にロードされた通信プログラムを実行し、通信プログラムに記述された処理内容に基づいて、通信インターフェイス 2030 に対して通信処理を指示する。通信インターフェイス 2030 は、CPU 2000 の制御を受けて、RAM 2020、ハードディスクドライブ 2040、フレキシブルディスク 2090、または DVD-ROM 2095 等の記憶装置上に設けた送信バッファ領域等に記憶された送信データを読み出してネットワークへと送信し、もしくは、ネットワークから受信した受信データを記憶装置上に設けた受信バッファ領域等へと書き込む。このように、通信インターフェイス 2030 は、DMA (ダイレクト・メモリ・アクセス) 方式により記憶装置との間で送受信データを転送してもよく、これに代えて、CPU 2000 が転送元の記憶装置または通信インターフェイス 2030 からデータを読み出し、転送先の通信インターフェイス 2030 または記憶装置へとデータを書き込むことにより送受信データを転送してもよい。

30

【0070】

また、CPU 2000 は、ハードディスクドライブ 2040、DVD ドライブ 2060 (DVD-ROM 2095)、フレキシブルディスク・ドライブ 2050 (フレキシブルディスク 2090) 等の外部記憶装置に格納されたファイルまたはデータベース等の中から、全部または必要な部分を DMA 転送等により RAM 2020 へと読み込ませ、RAM 2020 上のデータに対して各種の処理を行う。そして、CPU 2000 は、処理を終えたデータを、DMA 転送等により外部記憶装置へと書き戻す。このような処理において、RAM 2020 は、外部記憶装置の内容を一時的に保持するものとみなせるから、本実施形態においては RAM 2020 および外部記憶装置等をメモリ、記憶部、または記憶装置等と総称する。本実施形態における各種のプログラム、データ、テーブル、データベース等の各種の情報は、このような記憶装置上に格納されて、情報処理の対象となる。なお、CPU 2000 は、RAM 2020 の一部をキャッシュメモリに保持し、キャッシュメモリ上で読み書きを行うこともできる。このような形態においても、キャッシュメモリは R

40

50

ＡＭ２０２０の機能の一部を担うから、本実施形態においては、区別して示す場合を除き、キャッシュメモリもＲＡＭ２０２０、メモリ、および／または記憶装置に含まれるものとする。

【００７１】

また、ＣＰＵ２０００は、ＲＡＭ２０２０から読み出したデータに対して、プログラムの命令列により指定された、本実施形態中に記載した各種の演算、情報の加工、条件判断、情報の検索・置換等を含む各種の処理を行い、ＲＡＭ２０２０へと書き戻す。例えば、ＣＰＵ２０００は、条件判断を行う場合においては、本実施形態において示した各種の変数が、他の変数または定数と比較して、大きい、小さい、以上、以下、等しい等の条件を満たすかどうかを判断し、条件が成立した場合（または不成立であった場合）に、異なる命令列へと分岐し、またはサブルーチンを呼び出す。

10

【００７２】

また、ＣＰＵ２０００は、記憶装置内のファイルまたはデータベース等に格納された情報を検索することができる。例えば、第１属性の属性値に対し第２属性の属性値がそれぞれ対応付けられた複数のエントリが記憶装置に格納されている場合において、ＣＰＵ２０００は、記憶装置に格納されている複数のエントリの中から第１属性の属性値が指定された条件と一致するエントリを検索し、そのエントリに格納されている第２属性の属性値を読み出すことにより、所定の条件を満たす第１属性に対応付けられた第２属性の属性値を得ることができる。

20

【００７３】

以上を示したプログラムまたはモジュールは、外部の記録媒体に格納されてもよい。記録媒体としては、フレキシブルディスク２０９０、ＤＶＤ－ＲＯＭ２０９５の他に、ＤＶＤ、Ｂｌｕ－ｒａｙ（登録商標）、またはＣＤ等の光学記録媒体、ＭＯ等の光磁気記録媒体、テープ媒体、ＩＣカード等の半導体メモリ等を用いることができる。また、専用通信ネットワークまたはインターネットに接続されたサーバシステムに設けたハードディスクまたはＲＡＭ等の記憶装置を記録媒体として使用し、ネットワークを介してプログラムをコンピュータ１９００に提供してもよい。

【００７４】

以上、本発明を実施の形態を用いて説明したが、本発明の技術的範囲は上記実施の形態に記載の範囲には限定されない。上記実施の形態に、多様な変更または改良を加えることが可能であることが当業者に明らかである。その様な変更または改良を加えた形態も本発明の技術的範囲に含まれ得ることが、特許請求の範囲の記載から明らかである。

30

【００７５】

特許請求の範囲、明細書、および図面中において示した装置、システム、プログラム、および方法における動作、手順、ステップ、および段階等の各処理の実行順序は、特段「より前に」、「先立って」等と明示しておらず、また、前の処理の出力を後の処理で用いるのでない限り、任意の順序で実現しうることに留意すべきである。特許請求の範囲、明細書、および図面中の動作フローに関して、便宜上「まず、」、「次に、」等を用いて説明したとしても、この順で実施することが必須であることを意味するものではない。

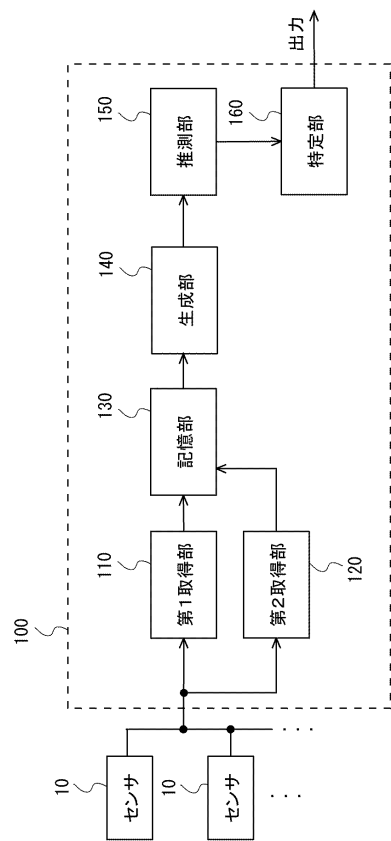
【符号の説明】

40

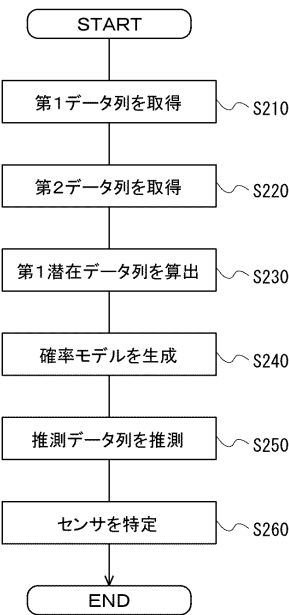
【００７６】

１０ センサ、１００ 検出装置、１１０ 第１取得部、１２０ 第２取得部、１３０ 記憶部、１４０ 生成部、１５０ 推測部、１６０ 特定部、２１０ 調整部、１９００ コンピュータ、２０００ ＣＰＵ、２０１０ ＲＯＭ、２０２０ ＲＡＭ、２０３０ 通信インターフェイス、２０４０ ハードディスクドライブ、２０５０ フレキシブルディスク・ドライブ、２０６０ ＤＶＤドライブ、２０７０ 入出力チップ、２０７５ グラフィック・コントローラ、２０８０ 表示装置、２０８２ ホスト・コントローラ、２０８４ 入出力コントローラ、２０９０ フレキシブルディスク、２０９５ ＤＶＤ－ＲＯＭ

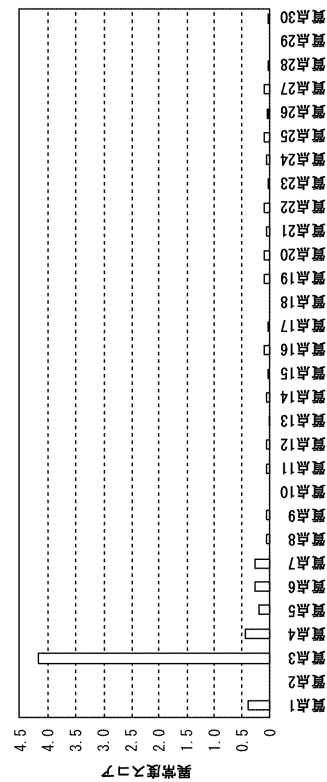
【図 1】



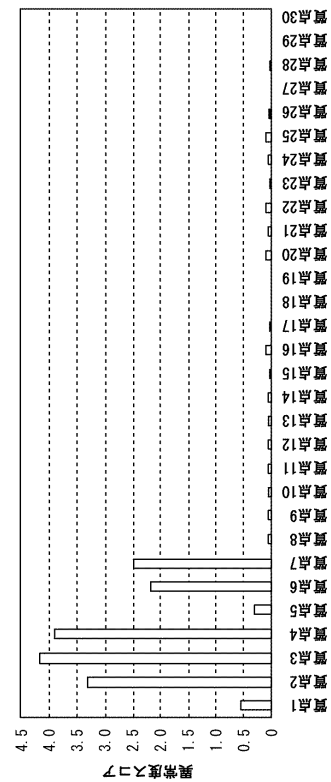
【図 2】



【図 3】

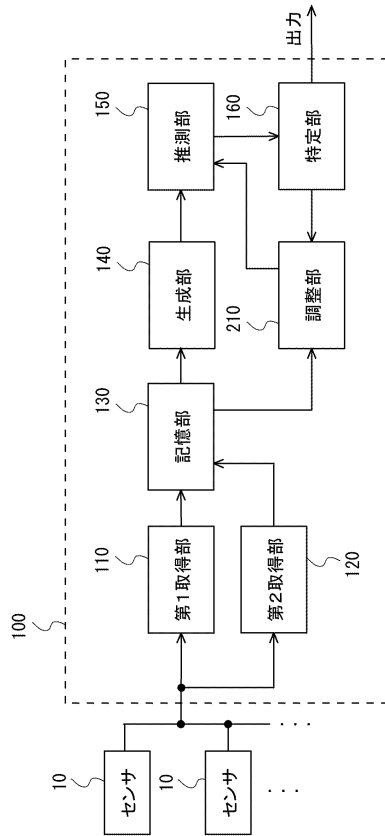


【図 4】

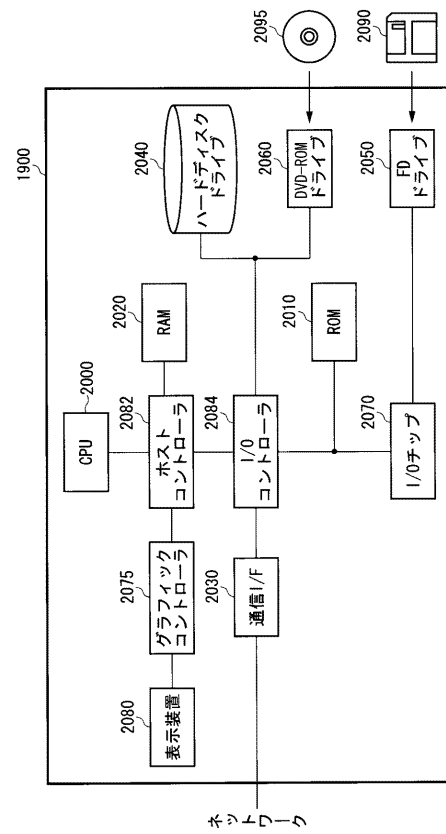




【図5】



【図6】



---

フロントページの続き

(74)代理人 100112690

弁理士 太佐 種一

(72)発明者 高 橋 俊博

東京都江東区豊洲五丁目6番52号 NBF豊洲キャナルフロント 日本アイ・ビー・エム株式会社  
社 東京基礎研究所内

審査官 稲垣 浩司

(56)参考文献 Ruoyi Jiang, Hongliang Fei, Jun Huan, Anomaly Localization by Joint Sparse PCA and Its  
Implementation in Sensor Network, SensorKDD'10, 米国, 2010年 7月25日, 第1頁  
~第8頁

乾 稔 Minoru Inui, 次元削減の再構成誤差を用いた異常検知手法の比較, 2009年度人工  
知能学会全国大会(第23回)論文集 [CD-ROM] Proceedings of the 23rd Annual C  
onference of JSAI, 2009, 2009年 7月10日, 1~4

井手 剛 Tsuyoshi Ide, IBMプロフェッショナル論文1 IBM Professionals' Papers 1  
スパース構造学習によるセンサー・データの変化点検出と異常解析, PROVISION No  
. 65 Spring 2010 Professional Vision for Information Technology, 日本,  
日本アイ・ビー・エム株式会社 IBM Japan, Ltd., 2011年 5月18日, 第65号, 71~76

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G05B 23/00 - 23/02

G01D 21/00