

(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2017-207904

(P2017-207904A)

(43) 公開日 平成29年11月24日(2017.11.24)

(51) Int.Cl. F I テーマコード (参考)  
**G05B 23/02 (2006.01)** G05B 23/02 H 3C223

審査請求 未請求 請求項の数 17 O L (全 28 頁)

(21) 出願番号 特願2016-99638 (P2016-99638)  
 (22) 出願日 平成28年5月18日 (2016.5.18)

(71) 出願人 399035766  
 エヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ  
 株式会社  
 東京都千代田区内幸町一丁目1番6号  
 (74) 代理人 100083806  
 弁理士 三好 秀和  
 (74) 代理人 100101247  
 弁理士 高橋 俊一  
 (74) 代理人 100095500  
 弁理士 伊藤 正和  
 (74) 代理人 100098327  
 弁理士 高松 俊雄

最終頁に続く

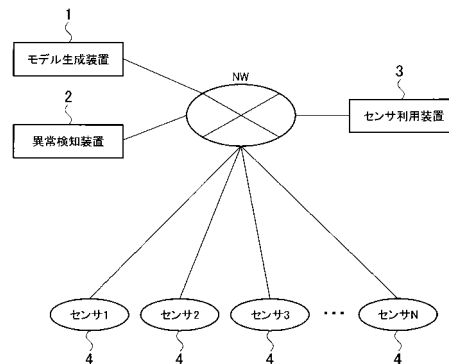
(54) 【発明の名称】 異常検知システム、モデル生成装置、異常検知装置、異常検知方法、モデル生成プログラム、および、異常検知プログラム

(57) 【要約】

【課題】異常検知機能を組み込むことができないセンサにおいて発生した異常を、検知する。

【解決手段】異常検知システムであって、モデル生成装置1は、センサ群4のセンサデータと対象センサ4のセンサデータとの相関を分析し、センサ群4のセンサデータから対象センサ4のセンサデータを推定可能なモデルを生成し、異常検知装置2は、複数のセンサ4からセンサデータを受信する受信部21と、モデルに受信したセンサ群4のセンサデータを入力して対象センサ4のセンサデータの推定値を取得する推定部22と、対象センサ4の推定値と受信した対象センサ4のセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に対象センサ4の異常を検知する異常検知部23とを備える。

【選択図】 図1



**【特許請求の範囲】****【請求項 1】**

モデル生成装置と、異常検知装置とを備える異常検知システムであって、

前記モデル生成装置は、複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを生成し、

前記異常検知装置は、

前記複数のセンサから、センサデータを受信する受信部と、

前記モデルに、前記受信部が受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定部と、

前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知部と、を備えること

を特徴とする異常検知システム。

**【請求項 2】**

請求項 1 記載の異常検知システムであって、

前記モデル生成装置は、同一時刻において前記複数のセンサがそれぞれ測定したセンサデータを用いて、前記モデルを生成し、

前記推定部は、前記受信部が受信した所定の時刻における前記センサ群のセンサデータを前記モデルに入力し、前記所定の時刻における前記対象センサの推定値を取得し、

異常検知部は、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記所定の時刻における前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知すること

を特徴とする異常検知システム。

**【請求項 3】**

請求項 1 記載の異常検知システムであって、

前記モデル生成装置は、一定の時間幅で時系列にセンシングされた前記センサ群のセンサデータから、前記時間幅の中で最新の前記対象センサのセンサデータが推定可能な前記モデルを生成し、

前記推定部は、前記受信部が受信した、所定の時刻から前記時間幅分遡った前記センサ群のセンサデータを前記モデルに入力し、前記対象センサの前記所定の時刻における推定値を取得し、

前記異常検知部は、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサの前記所定の時刻におけるセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知すること

を特徴とする異常検知システム。

**【請求項 4】**

請求項 1 記載の異常検知システムであって、

前記モデル生成装置は、一定の時間幅で時系列にセンシングされた前記センサ群のセンサデータから、前記時間幅から所定の時間経過後の前記対象センサのセンサデータが推定可能な前記モデルを生成し、

前記推定部は、前記受信部が受信した、所定の時刻から前記時間幅分遡った前記センサ群のセンサデータを前記モデルに入力し、前記対象センサの前記所定の時刻から所定の時間経過後の推定値を取得し、

前記異常検知部は、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサの前記所定の時刻から所定の時間経過後のセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知すること

を特徴とする異常検知システム。

**【請求項 5】**

請求項 1 記載の異常検知システムであって、

前記モデル生成装置は、一定の時間幅で時系列にセンシングされた前記センサ群のセンサデータから、前記時間幅から所定の時間経過後の前記対象センサのセンサデータが推定可能な前記モデルを生成し、

前記推定部は、前記受信部が受信した、所定の時刻から前記時間幅分遡った前記センサ群のセンサデータを前記モデルに入力し、前記対象センサの前記所定の時刻から所定の時間経過後の推定値を取得し、

前記異常検知部は、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサの前記所定の時刻から所定の時間経過後のセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知すること

を特徴とする異常検知システム。

10

20

30

40

50

請求項 1 から 4 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記モデル生成装置は、前記複数のセンサから送信されるセンサデータを用いて前記モデルを所定のタイミングで更新し、更新後のモデルを前記異常検知装置に送信し、  
前記異常検知装置の推定部は、前記更新後のモデルを用いて、前記推定値を取得すること

を特徴とする異常検知システム。

【請求項 6】

請求項 1 から 5 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記モデル生成装置は、前記センサ群のセンサデータから前記モデルの生成に使用するセンサを決定し、決定したセンサのセンサデータを用いて前記モデルを生成すること  
を特徴とする異常検知システム。

10

【請求項 7】

請求項 1 から 6 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記異常検知装置は、前記複数のセンサの付近に配置されること  
を特徴とする異常検知システム。

【請求項 8】

請求項 1 から 7 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記異常検知部は、前記対象センサの異常を検知した場合、前記対象センサをネットワークから切り離す制御を行うこと  
を特徴とする異常検知システム。

20

【請求項 9】

請求項 8 に記載の異常検知システムであって、  
前記推定部は、前記異常検知部が前記対象センサの異常を検知した場合、前記推定値を前記対象センサのセンサデータとして、外部装置に送信すること  
を特徴とする異常検知システム。

【請求項 10】

請求項 1 から 9 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記モデル生成装置は、前記複数のセンサから送信されるセンサデータを用いて、前記モデルを更新し、更新後のモデルをモデル保管装置に送信すること  
を特徴とする異常検知システム。

30

【請求項 11】

請求項 1 から 10 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記モデル生成装置は、過去の異常時における前記複数のセンサのセンサデータを用いて、異常の種別を特定する分類モデルを生成し、  
前記異常検知部は、前記対象センサの異常を検知した場合、異常検知時点から所定の時間遡った前記センサ群のセンサデータおよび前記対象センサのセンサデータを、前記分類モデルに入力し、前記異常の種別を取得すること  
を特徴とする異常検知システム。

【請求項 12】

請求項 1 から 11 のいずれか 1 項に記載の異常検知システムであって、  
前記モデル生成装置は、前記複数のセンサの位置情報に基づいて畳み込みニューラルネットワークを適用し、前記モデルを生成すること  
を特徴とする異常検知システム。

40

【請求項 13】

センサの異常を検知するためのモデルを生成するモデル生成装置であって、  
複数のセンサからセンサデータを受信する受信部と、  
前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを生成するモデル生成部と、を備えること

50

を特徴とするモデル生成装置。

【請求項 14】

センサの異常を検知する異常検知装置であって、

複数のセンサから、センサデータを受信する受信部と、

前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを記憶する記憶部と、

前記モデルに、前記受信部が受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定部と、

前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知部と、を備えること

を特徴とする異常検知装置。

【請求項 15】

モデル生成装置と、異常検知装置とを備える異常検知システムが行う異常検知方法であって、

前記モデル生成装置は、複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータが推定可能なモデルを生成する生成ステップを行い、

前記異常検知装置は、

前記複数のセンサから、センサデータを受信する受信ステップと、

前記モデルに、前記受信ステップで受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定ステップと、

前記対象センサの推定値と、前記受信ステップで受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知ステップと、を行うこと

を特徴とする異常検知方法。

【請求項 16】

コンピュータが実行する、センサの異常を検知するためのモデルを生成するモデル生成プログラムであって、

前記コンピュータを、

複数のセンサからセンサデータを受信する受信部、および、

前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを生成するモデル生成部、として機能させること

を特徴とするモデル生成プログラム。

【請求項 17】

コンピュータが実行する、センサの異常を検知する異常検知プログラムであって、

前記コンピュータを、

複数のセンサから、センサデータを受信する受信部、

前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを記憶する記憶部、

前記モデルに、前記受信部が受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定部、および、

前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサのセンサデータとの

10

20

30

40

50

差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知部、として機能させること

を特徴とする異常検知プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、複数のセンサを用いて異常を検知する異常検知技術に関する。

【背景技術】

【0002】

近年、様々な機器に通信機能を持たせてネットワークに接続し、あるいは相互に通信することにより、各種の制御を行うI o T ( Internet of Things ) が研究されている。 10

【0003】

また、特許文献1には、利用者が機器の生成するログメッセージの生成側を知ることなく、利用者にとって異常なログ生成を検出する異常検出装置が記載されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0004】

【特許文献1】特開2014 - 153723号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】 20

【0005】

パーソナルコンピュータ、スマートフォンなどのリッチデバイス（デバイスが高い処理能力を持つもの）においては、デバイスにウイルス検知、故障検知、盗難検知などの異常を検知するためのソフトウェアをインストールすることが可能である。

【0006】

しかしながら、工場で稼働する機械に設置されるセンサのように、単純なセンサ（デバイス）の場合は、センサに異常を検知するためのソフトウェアをインストールすることができない。すなわち、異常検知機能を組み込むことができないような単純な多数のセンサから、連続的にデータが収集される環境において、あるセンサに故障、改ざん、盗難、すり替えなどの異常が発生した場合、異常を発見することができない。 30

【0007】

本発明は上記事情に鑑みてなされたものであり、本発明の目的は、異常検知機能を組み込むことができないセンサにおいて発生した異常を、検知することにある。

【課題を解決するための手段】

【0008】

上記課題を解決するために、第1の本発明は、モデル生成装置と、異常検知装置とを備える異常検知システムであって、前記モデル生成装置は、複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを生成し、前記異常検知装置は、前記複数のセンサから、センサデータを受信する受信部と、前記モデルに、前記受信部が受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定部と、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知部と、を備える。 40

【0009】

第2の本発明は、センサの異常を検知するためのモデルを生成するモデル生成装置であって、複数のセンサからセンサデータを受信する受信部と、前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを生成するモデル生成部と、を備える。 50

## 【0010】

第3の本発明は、センサの異常を検知する異常検知装置であって、複数のセンサから、センサデータを受信する受信部と、前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを記憶する記憶部と、前記モデルに、前記受信部が受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定部と、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知部と、を備える。

## 【0011】

第4の本発明は、モデル生成装置と、異常検知装置とを備える異常検知システムが行う異常検知方法であって、前記モデル生成装置は、複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータが推定可能なモデルを生成する生成ステップを行い、前記異常検知装置は、前記複数のセンサから、センサデータを受信する受信ステップと、前記モデルに、前記受信ステップで受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定ステップと、前記対象センサの推定値と、前記受信ステップで受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知ステップと、を行う。

## 【0012】

第5の本発明は、コンピュータが実行する、センサの異常を検知するためのモデルを生成するモデル生成プログラムであって、前記コンピュータを、複数のセンサからセンサデータを受信する受信部、および、前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを生成するモデル生成部、として機能させる。

## 【0013】

第6の本発明は、コンピュータが実行する、センサの異常を検知する異常検知プログラムであって、前記コンピュータを、複数のセンサから、センサデータを受信する受信部、前記複数のセンサを対象センサと、前記対象センサ以外のセンサ群とに分けて、前記センサ群のセンサデータと前記対象センサのセンサデータとの相関を分析し、前記センサ群のセンサデータから前記対象センサのセンサデータを推定可能なモデルを記憶する記憶部、前記モデルに、前記受信部が受信した前記センサ群のセンサデータを入力し、前記対象センサのセンサデータの推定値を取得する推定部、および、前記対象センサの推定値と、前記受信部が受信した前記対象センサのセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に前記対象センサの異常を検知する異常検知部、として機能させる。

## 【発明の効果】

## 【0014】

本発明によれば、異常検知機能を組み込むことができないセンサにおいて発生した異常を、検知することができる。

## 【図面の簡単な説明】

## 【0015】

【図1】第1の実施形態の異常検知システムの構成を示す構成図である。

【図2】モデル生成装置の機能構成を示すブロック図である。

【図3】異常検知装置の機能構成を示すブロック図である。

【図4】第1の実施形態のモデル生成処理を説明する説明図である。

【図5】第1の実施形態のモデル生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。

【図6】第1の実施形態の異常検知処理を説明する説明図である。

【図7】第1の実施形態の異常検知処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。

10

20

30

40

50

【図 8】第 1 の実施形態（変形例）のモデル生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。

【図 9】第 2 の実施形態のモデル生成処理を説明する説明図である。

【図 10】第 2 の実施形態のモデル生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。

【図 11】第 2 の実施形態の異常検知処理を説明する説明図である。

【図 12】第 2 の実施形態の異常検知処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。

【図 13】第 2 の実施形態（変形例）のモデル生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。

【図 14】第 2 の実施形態（変形例）の異常検知処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。 10

【図 15】第 3 の実施形態の異常検知システムの構成を示す構成図である。

【図 16】第 4 の実施形態の異常検知システムの構成を示す構成図である。

【図 17】第 4 の実施形態の異常検知処理を説明する説明図である。

【図 18】第 4 の実施形態の変形例の異常検知処理を説明する説明図である。

【図 19】第 5 の実施形態の異常検知システムの構成を示す構成図である。

【図 20】第 5 の実施形態のモデル生成処理を説明する説明図である。

【図 21】第 6 の実施形態の分類モデルの生成処理を説明する説明図である。

【図 22】第 6 の実施形態の分類モデルの生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。 20

【図 23】第 6 の実施形態の異常検知処理を説明する説明図である。

【図 24】第 7 の実施形態の 3 次元空間に配置されたセンサの一例を示す図である。

【図 25】第 7 の実施形態の時間とともに変化するセンサのセンサデータの一例を示す図である。

【図 26】第 7 の実施形態の畳み込みニューラルネットワークのイメージ図である。

【図 27】第 7 の実施形態のモデル生成処理を説明する説明図である。

【図 28】第 7 の実施形態の異常検知処理を説明する説明図である。

【発明を実施するための形態】

【0016】

以下、本発明の実施の形態について説明する。 30

【0017】

< 第 1 の実施形態 >

図 1 は、本発明の第 1 の実施形態における異常検知システムの構成を示す構成図である。図示する異常検知システムは、モデル生成装置 1 と、異常検知装置 2 と、センサ利用装置 3 と、複数のセンサ 4 とを備える。また、これらの装置は、ネットワークにより接続されている。

【0018】

モデル生成装置 1 は、複数のセンサ 4 のセンサデータ（センサ値）の相関を分析および学習し、センサ 4 の異常を検出するためのモデル（学習モデル）を生成する。具体的には、モデル生成装置 1 は、複数のセンサ 4 を対象センサと対象センサ以外のセンサ群とに分けて、センサ群のセンサデータと対象センサのセンサデータとの相関を分析し、センサ群のセンサデータから対象センサのセンサデータが推定可能なモデルを生成する。 40

【0019】

異常検知装置 2 は、モデル生成装置 1 が生成したモデルを用いて、各センサ 4 の異常（故障、改ざん、盗難、すり替え等）を検知する。

【0020】

センサ利用装置 3 は、複数のセンサ 4 のセンサデータを利用する装置である。例えば、センサ利用装置 3 は、異常検知装置 2 が検知した異常をディスプレイなどに表示する監視装置であってもよい。また、センサ利用装置 3 は、異常検知装置 2 が検知した異常をメールやメッセージ等へアラートをあげる監視装置であってもよい。また、センサ利用装 50

置 3 は、複数のセンサ 4 からセンサデータを収集し、収集したセンサデータを用いて、例えばセンシング対象機器の制御などの様々なサービスを提供するデータ処理装置であってもよい。

【 0 0 2 1 】

センサ 4 は、対象となる物理量をセンシング（測定、検知）し、センサデータを出力する。具体的には、センサ 4 は、時間的に変化する物理量（例えば、音声、映像、言語情報（特定単語の頻度検知など）、数値など）を、周期的に所定のタイミング（例えば、n 秒間隔）で時系列にセンシングし、センシング結果であるセンサデータをネットワークを介して異常検知装置 2 に送信する。また、センサ 4 は、センサデータをセンサ利用装置 3 に送信することとしてもよい。

10

【 0 0 2 2 】

なお、複数のセンサ 4 は、同一の種類 of センサ 4 であってもよく、あるいは、複数の種類のセンサが混在してもよい。

【 0 0 2 3 】

図 2 は、モデル生成装置 1 の機能構成を示すブロック図である。図示するモデル生成装置 1 は、受信部 1 1 と、モデル生成部 1 2 と、モデル送信部 1 3 と、データ記憶部 1 4 と、モデル記憶部 1 5 とを備える。

【 0 0 2 4 】

受信部 1 1 は、各センサ 4 から送信されるセンサデータを受信し、データ記憶部 1 4 に格納する。モデル生成部 1 2 は、データ記憶部 1 4 に記憶された複数のセンサ 4 のセンサデータの相関を分析および学習し、センサ 4 の異常を検出するためのモデルを生成する。具体的には、モデル生成部 1 2 は、複数のセンサ 4 を対象センサと対象センサ以外のセンサ群とに分けて、センサ群のセンサデータと対象センサのセンサデータとの相関を分析し、センサ群のセンサデータから対象センサのセンサデータが推定可能なモデルを生成・更新する。モデル送信部 1 3 は、モデル生成部 1 2 が生成したモデルを、異常検知装置 2 に送信する。

20

【 0 0 2 5 】

データ記憶部 1 4 には、受信部 1 1 が収集した複数のセンサ 4 のセンサデータが記憶される。モデル記憶部 1 5 には、モデル生成部 1 2 が生成したモデルが記憶される。なお、データ記憶部 1 4 およびモデル記憶部 1 5 には、メモリまたは DB などを用いることができる。

30

【 0 0 2 6 】

図 3 は、異常検知装置 2 の機能構成を示すブロック図である。図示する異常検知装置 2 は、受信部 2 1 と、推定部 2 2 と、異常検知部 2 3 と、データ記憶部 2 4 と、モデル記憶部 2 5 とを備える。

【 0 0 2 7 】

受信部 2 1 は、複数のセンサ 4 から送信されるセンサデータを受信し、データ記憶部 1 4 に格納する。推定部 2 2 は、モデル記憶部 2 5 に記憶されたモデルに受信部 2 1 が受信したセンサ群のセンサデータを入力し、対象センサのセンサデータの推定値を取得する。異常検知部 2 3 は、推定部 2 2 が推定した対象センサの推定値と、受信部 2 1 が受信した対象センサのセンサデータ（実測値）との差が、所定の閾値以上の場合に対象センサの異常を検知する。

40

【 0 0 2 8 】

データ記憶部 2 4 には、受信部 2 1 が収集した複数のセンサ 4 のセンサデータが記憶される。モデル記憶部 2 5 には、モデル生成装置 1 から受信したモデルが記憶される。なお、データ記憶部 2 4 およびモデル記憶部 2 5 には、メモリまたは DB などを用いることができる。

【 0 0 2 9 】

上記説明したモデル生成装置 1、異常検知装置 2 およびセンサ利用装置 3 は、例えば、CPU と、メモリ と、ハードディスク等の外部記憶装置などを備えた汎用的なコンピュー

50

タシステムを用いることができる。なお、コンピュータシステムは、クラウド等の仮想マシンでもよく、また、複数のコンピュータで構成されるものであってもよい。また、コンピュータシステムは、CPUの他に、GPU (Graphics Processing Unit) を備えることとしてもよい。

【0030】

このコンピュータシステムにおいて、CPUまたはGPUがメモリ上にロードされた所定のプログラムを実行することにより、各装置の各機能が実現される。例えば、モデル生成装置1、異常検知装置2およびセンサ利用装置3の各機能は、モデル生成装置1用のプログラムの場合はモデル生成装置1のCPUまたはGPUが、異常検知装置2用のプログラムの場合は異常検知装置2のCPUまたはGPUが、そして、センサ利用装置3用のプログラムの場合はセンサ利用装置3のCPUまたはGPUが、それぞれ実行することにより実現される。

10

【0031】

また、モデル生成装置1用のプログラム、異常検知装置2用のプログラム、およびセンサ利用装置3用のプログラムは、ハードディスク、フレキシブルディスク、CD-ROM、MO、DVD-ROMなどのコンピュータ読取り可能な記録媒体に記憶することも、ネットワークを介して配信することもできる。

【0032】

次に、本実施形態の動作について説明する。

【0033】

図4は、モデル生成装置1が行うモデル生成処理を説明する説明図である。

20

【0034】

複数のセンサ4の各々は、対象となる物理量をセンシングし、センサデータに変換するセンシング部41と、センサデータを送信する送信部42とを備える。なお、各センサ4は、所定のタイミング(時間間隔)でセンシングを行い、センサデータを送信する。なお、送信部42は、センシング結果であるセンサデータ(センサ値)とともに、センサ識別情報(センサID)と、センシングした時刻を示すセンシング時刻とをセンサ情報として送信する。

【0035】

モデル生成装置1の受信部11は、各センサ4から送信されたセンサデータ、センサID、センシング時刻を受信し(S11)、これらに対応付けてデータ記憶部14に記憶する(S12)。これにより、データ記憶部14には、各センサ4の時系列に発生したセンサデータ(時系列センサデータ)が記憶される。

30

【0036】

なお、センサ4がセンシング時刻を送信しない場合は、受信部11が、センサデータを受信した時刻をセンシング時刻とみなして、センサデータに対応付けて記憶することとしてもよい。

【0037】

そして、モデル生成部12は、データ記憶部14から、センシング時刻が同一の複数のセンサ4全てのセンサデータのセット(組)を、教師データとして読み出し、当該センサデータのセットを用いてモデルを生成および更新し(S13)、モデル記憶部15に記憶する。モデル送信部13は、モデル記憶部15に記憶されたモデルを異常検知装置2に送信する(S14)。

40

【0038】

図5は、S13のモデル生成処理の一例を示す図である。本実施形態では、複数のセンサ4を、推定対象の対象センサと、対象センサ以外のセンサ群とに分けて、センサ群のセンサデータから、対象センサのセンサデータが推定可能なモデルを生成する。

【0039】

図示する例では、n個のセンサのうち、センサSnを対象センサとし、センサS1~Sn-1をセンサ群とする。そして、モデル生成部12は、複数の時刻(t-k, ..., t-2, t-1, t

50

)の各時刻において、センサ群 $S_1 \sim S_{n-1}$ のセンサデータ、および、対象センサ $S_n$ のセンサデータを教師データとして、対象センサ $S_n$ のセンサデータを推定可能なモデル( $S_n$ 用モデル)を生成する。すなわち、対象センサのセンサデータと、センサ群のセンサデータとの相関を分析することでモデルを生成する。

【0040】

具体的には、センシング時刻が同一のセンサ群のセンサデータの値を入力データとし、この場合の出力データを対象センサのセンサデータとする教師データ(入出力ペア)を機械学習することで、ある時刻( $t$ )におけるセンサ群のセンサデータ( $S_1(t)$ ,  $S_2(t)$ ,  $S_3(t)$ , ...,  $S_{n-1}(t)$ ) 51を入力すると、対象センサのセンサデータ( $S_n(t)$ ) 52が推定可能なモデル(関数)を生成する。すなわち、モデルは、ある時刻におけるセンサ群のセンサデータが入力された場合に、当該時刻における対象センサの推定されるセンサデータ(推定値)を出力する関数である。

10

【0041】

モデル生成部12は、同一時刻におけるセンサ群 $S_1 \sim S_{n-1}$ のセンサデータ、および、対象センサ $S_n$ のセンサデータを複数読み出し、S13の処理を繰り返し行い、モデルを更新する。

【0042】

本実施形態では、複数のセンサ4のセンサデータを、多次元相関分析技術、AutoEncoderなどの機械学習を用いて、相互の関連を分析・解析し、モデルを生成する。

【0043】

多次元相関分析には、多変量解析、重回帰分析などが用いられる。多変量解析は、複数の変数に関するデータをもとにして、これらの変数間の相互関連を分析する統計的技法である。重回帰分析は、多変量解析の1つであって、回帰分析において独立変数が2つ以上のものである。

20

【0044】

AutoEncoderは、機械学習において、ニューラルネットワークを使用した次元圧縮のためのアルゴリズムである。

【0045】

本実施形態および以下に説明する全ての実施形態および変形例では、センサ毎に対応するモデルが生成される。すなわち、 $S_n$ 用モデルの生成と同様に、「センサ $S_1$ を対象センサとし、センサ $S_2 \sim S_n$ をセンサ群として、 $S_2$ 用モデルを生成する」、「センサ $S_2$ を対象センサとし、センサ $S_1, S_3 \sim S_n$ をセンサ群として、 $S_3$ 用モデルを生成する」など、全てのセンサ $S_1 \sim S_n$ のモデルを生成する。したがって、モデル記憶部15には、各センサ用のモデルが格納される。

30

【0046】

なお、モデル生成装置1は、例えば、異常検知システムの稼働前など最初に、図4に示すモデル生成処理を行ってモデルを生成して異常検知装置2に送信し、異常検知装置2は最初に生成したモデルを使い続けてもよい。あるいは、モデル生成装置1は、所定のタイミングで各センサからセンサデータを収集してモデルを更新し、更新後のモデルを異常検知装置2に送信してもよい。

40

【0047】

所定のタイミングでのモデルの更新には、あらかじめパラメータとして期間を入力することで定期的にモデルを更新する場合、オペレータ(管理者)の指示等の何らかのトリガを契機にモデルを更新する場合が含まれる。

【0048】

所定のタイミングでモデルを更新することで、各センサのセンサデータ(対象センサとセンサ群との相関)が、時々刻々と時間ともに変化する場合であっても、推定精度の高いモデルを維持することができる。

【0049】

図6は、異常検知装置2が行う異常検知処理を説明する図である。

50

## 【0050】

異常検知装置2の受信部21は、各センサ4から送信されるセンサデータ、センサID、センシング時刻を受信し(S21)、データ記憶部24に記憶する(S22)。そして、推定部22は、同一のセンシング時刻における全てのセンサ4のセンサデータがデータ記憶部24に格納されると、データ記憶部24から当該時刻におけるセンサ群(推定元)のセンサデータを読み出し(S23)、読み出したセンサデータをモデル記憶部25に記憶された対象センサのモデルに入力して、対象センサのセンサデータの推定値を取得する(S24)。

## 【0051】

具体的には、図7に示すように、推定部22は、例えば、センシング時刻tにおける対象センサSnの推定値72を取得する場合は、センサ群のセンサデータ(S1(t), S2(t), S3(t), ..., Sn-1(t))71をセンサSn用モデルに入力する。

10

## 【0052】

そして、異常検知部23は、同一のセンシング時刻の対象センサ(推定先)のセンサデータ(実測値)をデータ記憶部24から読み出し(S25)、S24で取得した推定値と比較する(S26)。異常検知部23は、対象センサの推定値と実測値との差が、所定の閾値以上か否かを判定する(S27)。

## 【0053】

具体的には、図7に示すように、異常検知部23は、データ記憶部24からセンシング時刻tにおける対象センサSnのセンサデータの実測値Sn(t)73を読み出し、推定値Sn\_evaluation(t)72と実測値73とを比較する。

20

## 【0054】

所定の閾値以上の場合(S27: YES)、異常検知部23は、対象センサの異常を検知し(すなわち、対象センサに異常が発生した判別し)、センサ利用装置3に異常が発生したことを通知する(S28)。

## 【0055】

推定値と実測値との差が所定の閾値以上の場合、対象センサとセンサ群との間の相関が崩れた、または、相関がなくなったことを意味する。例えば、対象センサが故障した場合、改ざんされた場合、盗難された場合、すり替えられた場合などの異常時に、対象センサとセンサ群との間の相関が崩れる、または相関がなくなる。本実施形態では、対象センサとセンサ群との間の相関を示すモデルを用いて推定した対象センサの推定値と、対象データの実測値との差が乖離した場合に異常を検知することで、異常検知機能を持たないセンサの異常を、高精度に検知することができる。

30

## 【0056】

なお、本実施形態および以下に説明する全ての実施形態および変形例では、異常検知装置2のモデル記憶部25には、各センサ用のモデルが格納される。そして、異常検知装置2は、対象センサとして、他の全てのセンサS1~Sn-1についても同様に、対応するモデルを用いて推定値を取得し、推定値と実測値との差が所定の閾値の場合は異常を検知する。

## 【0057】

そして、センサ利用装置3は、対象センサに異常が発生した旨のエラーメッセージを、ディスプレイなどの出力装置に出力する。なお、複数の対象センサにおいて、異常検知した場合、複数のエラーメッセージがセンサ利用装置3に出力される。エラーメッセージには、例えば、対象センサのセンサID、センシング時刻などが含まれる。

40

## 【0058】

以上説明した本実施形態では、モデル生成装置1は、同一時刻において複数のセンサ4がそれぞれ測定したセンサデータを用いて、モデルを生成する。異常検知装置2は、所定の時刻におけるセンサ群のセンサデータをモデルに入力し、所定の時刻における対象センサの推定値を取得し、対象センサの推定値と受信した所定の時刻における対象センサのセンサデータ(実測値)との差が所定の閾値以上の場合に対象センサの異常を検知する。

## 【0059】

50

このように、本実施形態では、推定値と実測値との差が所定の閾値以上の場合に（すなわち、対象センサとセンサ群との間の相関が一定の割合まで崩れた場合に）異常を検知する。これにより、本願発明では、センサが故障した場合、あるいは、悪意を持った第三者がセンサを偽物にすり替える、センサデータを偽の値に改ざんする、盗むなどの不正行為を行った場合、容易にセンサの異常を検知することができる。

【0060】

なお、悪意を持った第三者が1つのセンサを偽物にすり替えたり、センサデータを偽の値に改ざんする場合、当該センサのセンサデータの連続性を考慮することは可能であるとしても、他の多数のセンサとの相関を維持しつつ、偽物にすり替えたり、センサデータの改ざんを行うことは極めて困難である。したがって、本実施形態では、高い精度で異常を検知できるとともに、堅牢なセキュリティを確保することができる。

10

【0061】

また、本実施形態では、センサ自体が異常検知機能を実装することなく、センサの異常を検知することができる。すなわち、センサ自体が、高い処理能力を持たない場合であっても、異常を検知することができる。

【0062】

<第1の実施形態の変形例>

第1の実施形態の変形例として、モデル生成装置1のモデル生成部12は、センサ群のセンサデータからモデルの生成に用いるセンサを決定し、決定したセンサのセンサデータを用いてモデルを生成することとしてもよい。

20

【0063】

図8は、第1の実施形態の変形例におけるモデル生成処理に用いるセンサデータの一例を示す図である。本変形例では、センサ群のセンサデータから対象センサのセンサデータが推定可能なモデルを生成する際に、モデル生成部12は、センサ群の全てのセンサデータを用いるのではなく、モデルの生成に使用するセンサを時刻毎にランダムに決定する。すなわち、モデル生成部12は、モデルの生成に用いるセンサを一定の割合で排除する。図示する例では、時刻t-kにおいては、センサS1、S3等が排除され、残りのセンサがモデル生成に利用するセンサとして決定され、決定したセンサのセンサデータがセンサ群の教師データとしてモデルの生成に用いられる。

【0064】

これにより、本変形例では、特定のセンサのセンサデータに過度に依存したモデルを生成してしまうことを回避し、センサの異常検知の精度をより高めることができる。

30

【0065】

なお、本変形例は、以下に説明する全ての実施形態および変形例において、適用することができる。

【0066】

<第2の実施形態>

第2の実施形態は、モデルの生成および異常検知を行う際に、一定の時間幅においてセンシングされた時系列のセンサデータを用いる点において、第1の実施形態と異なり、その他については、第1の実施形態と同様である。本実施形態の構成については、第1の実施形態（図1～図3）と同様であるため、ここでは説明を省略する。

40

【0067】

一定の時間幅は、モデルの生成処理および異常検知処理の際に使用する時間（時刻の範囲）である。以下に説明する本実施形態では、例えば、時刻t-kから時刻tまでの時間を、一定の時間幅として用いるものとする。

【0068】

本実施形態では、モデル生成装置1は、一定の時間幅で時系列にセンシングされたセンサ群のセンサデータから、前記時間幅の中で最新の前記対象センサのセンサデータが推定可能な前記モデルを生成する。異常検知装置2の推定部22は、受信部21が受信した所定の時刻から前記時間幅分遡ったセンサ群の時系列に発生したセンサデータをモデルに入

50

力し、対象センサの所定の時刻における推定値を取得し、異常検知部 2 3 は、対象センサの推定値と、受信部 2 1 が受信した対象センサの所定の時刻におけるセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に対象センサの異常を検知する。

【 0 0 6 9 】

図 9 は、本実施形態のモデル生成装置 1 が行うモデル生成処理を説明する図である。ここでは、第 1 の実施形態と異なる S 1 3 について説明する。他の処理 S 1 1、S 1 2、S 1 4 については、第 1 の実施形態と同様であるため、説明を省略する。

【 0 0 7 0 】

S 1 3 において、モデル生成部 1 2 は、データ記憶部 1 4 から、一定の時間幅で同じ時間（複数の同じ時刻）にセンシングされた時系列のセンサデータを、複数のセンサ 4 の全  
10  
てについて読み出し、読み出した時系列のセンサデータを用いてモデルを生成および更新し、モデル記憶部 1 5 に記憶する。

【 0 0 7 1 】

図 1 0 は、本実施形態のモデル生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。図示する例では、 $n$  個のセンサのうち、センサ  $S_n$  を対象センサとし、センサ  $S_1 \sim S_{n-1}$  をセンサ群とする。そして、モデル生成部 1 2 は、一定の時間幅で時系列にセンシングされたセンサ群  $S_1 \sim S_{n-1}$  のセンサデータから、前記時間幅の中で最新の対象センサ  $S_n$  のセンサデータが推定可能なモデル（ $S_n$  用モデル）を生成する。

【 0 0 7 2 】

具体的には、モデル生成部 1 2 は、図 1 0 に示すように、一定の時間幅（ $t-k \sim t$ ）で時系列にセンシングされたセンサデータ 1 0 1 と、前記時間幅の中で最新の対象センサ  $S_n$  のセンサデータ 1 0 2 とを教師データとして、モデルを生成する。また、モデル生成部 1 2 は、前記時間幅を時間方向にずらした、次の一定の時間幅（ $t-k+1 \sim t+1$ ）で時系列にセンシングされたセンサデータ 1 0 3 と、前記時間幅の中で最新の対象センサ  $S_n$  のセンサデータ 1 0 4 とを教師データとしてモデルを更新する。このように、モデル生成部 1 2 は、一定の時間幅で時系列にセンシングされたセンサ群のセンサデータと、前記時間幅の中で最新の対象センサデータとを、時間方向にずらして複数読み出し、S 1 3 の処理を繰り返し  
20  
行い、モデルを更新する。

【 0 0 7 3 】

なお、一定の時間幅は、センサの種類毎に異なる時間幅を設定することとしてもよい。  
30

【 0 0 7 4 】

本実施形態では、センサ群の一定の時間幅の時系列に発生したセンサデータと、対象センサの前記時間幅の最新のセンサデータとの相関を分析することでモデルを生成する。本実施形態では、一定の時間幅の過去のセンサデータを含めて相関を分析することで、より高い精度で対象センサのセンサデータが推定可能な精緻なモデルを生成することができる。  
。

【 0 0 7 5 】

また、図 1 0 に示す例では、センサ群の一定の時間幅の全てのセンサデータ 1 0 1、1 0 2 を用いてモデルを生成することとしたが、一定の時間幅のうちの一部の時間幅のセンサデータを用いてモデルを生成することとしてもよい。  
40

【 0 0 7 6 】

なお、本実施形態では、第 1 の実施形態と同様にセンサ毎に対応するモデルが生成され、モデル記憶部 2 5 には各センサ用のモデルが格納される。

【 0 0 7 7 】

図 1 1 は、異常検知装置 2 が行う異常検知処理を説明する説明図である。ここでは、第 1 の実施形態と異なる S 2 3 ~ S 2 6 について説明する。他の処理 S 2 1、S 2 2、S 2 7 ~ S 2 8 については、第 1 の実施形態と同様であるため、説明を省略する。

【 0 0 7 8 】

S 2 3 において、推定部 2 2 は、所定の時刻（例えば、現時点）から一定の時間幅分遡った全てのセンサ 4 のセンサデータがデータ記憶部 2 4 に格納されると、データ記憶部 2  
50

4 から当該時間幅におけるセンサ群（推定元）の時系列に発生したセンサデータを読み出す。そして、推定部 2 2 は、読み出したセンサデータをモデル記憶部 2 5 に記憶された対象センサのモデルに入力して、対象センサの所定の時刻における推定値を取得する（S 2 4）。

【0079】

具体的には、図 1 2 に示すように、推定部 2 2 は、時刻  $t$  における対象センサ  $S_n$  の推定値  $7 2$  を取得する場合は、時刻  $t$  から一定の時間幅分遡ったセンサ群のセンサデータ  $1 2 1$  をセンサ  $S_n$  用モデルに入力し、対象センサの時刻  $t$  における推定値を取得する。

【0080】

そして、異常検知部 2 3 は、対象センサ（推定元）の所定の時刻のセンサデータ（実測値）をデータ記憶部 2 4 から読み出し（S 2 5）、S 2 4 で取得した推定値と比較する（S 2 6）。

10

【0081】

具体的には、図 1 2 に示すように、異常検知部 2 3 は、データ記憶部 2 4 から所定の時刻  $t$  における対象センサ  $S_n$  のセンサデータの実測値  $S_n(t) 1 2 3$  を読み出し、推定値  $S_{n\_eval}(t) 1 2 2$  と実測値  $1 2 3$  とを比較する。

【0082】

なお、本実施形態では、第 1 の実施形態と同様に、センサ毎に推定値を取得し、実測値との比較を行うことで異常検知を行う。

【0083】

以上説明した本実施形態では、センサ群の一定の時間幅の時系列に発生したセンサデータと、対象センサの前記時間幅の最新のセンサデータとの相関を分析することでモデルを生成する。したがって、本実施形態では、一定の時間幅の過去のセンサデータを含めて相関を分析することで、より高い精度で対象センサのセンサデータが推定可能な精緻なモデルを生成することができる。

20

【0084】

なお、本実施形態は、以下に説明する全ての実施形態および変形例において、適用することができる。

【0085】

< 第 2 の実施形態の変形例 >

30

第 2 の実施形態の変形例として、モデル生成装置 1 は、過去のセンサ群の一定時間幅の時系列のセンサデータから、所定の時間経過後（将来、未来）の対象センサのセンサデータの推定が可能なモデルを生成することとしてもよい。

【0086】

本変形例では、モデル生成装置 1 のモデル生成部 1 2 は、一定の時間幅で時系列にセンシングされたセンサ群のセンサデータから、前記時間幅から所定の時間経過後の対象センサのセンサデータが推定可能な前記モデルを生成する。異常検知装置 2 の推定部 2 2 は、受信部 2 1 が受信した、所定の時刻から前記時間幅分遡ったセンサ群の時系列に発生したセンサデータをモデルに入力し、対象センサの所定の時刻から所定の時間経過後の推定値を取得する。異常検知部 2 3 は、対象センサの推定値と、受信部 2 1 が受信した対象センサの所定の時刻から所定の時間経過後のセンサデータとの差が、所定の閾値以上の場合に対象センサの異常を検知する。

40

【0087】

図 1 3 は、本変形例のモデル生成処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。図示する例では、一定の時間幅（ $t-k \sim t$ ）で時系列にセンシングされたセンサデータ  $1 3 1$  と、前記時間幅から所定の時間経過後（ $t+$ ）の対象センサ  $S_n$  のセンサデータ  $1 3 2$  とを教師データとして、モデルを生成する。また、モデル生成部 1 2 は、前記時間幅を時間方向にずらした、次の一定の時間幅（ $t-k+1 \sim t+1$ ）で時系列にセンシングされたセンサデータ  $1 3 3$  と、前記時間幅から所定の時間経過後（ $t+1+$ ）の対象センサ  $S_n$  のセンサデータ  $1 3 4$  とを教師データとしてモデルを更新する。このように、モデル生成部 1 2 は、一

50

定の時間幅で時系列にセンシングされたセンサ群のセンサデータと、前記時間幅から所定の時間経過後の近い将来の対象センサのセンサデータとを、時間方向にずらして順次読み出し、S 1 3の処理を繰り返し行い、モデルを更新する。

【0088】

なお、所定の時間( )は、サービス要件またはセンサの種類に応じて設定することとしてもよい。所定の時間( )を大きくすると、一般的に推定精度は低くなるが、より離れた将来の予測が可能となる。一方、所定の時間( )を小さくすると、一般的に推定精度は高くなるが、近い将来の予測しかできない。また、この の最適解は適用対象システムの特性に依存するため、適用対象システム及びサービス要件(どの程度将来の値を予測したいか)に従い定めるものとする。

10

【0089】

図14は、本変形例の異常検知処理で用いるセンサデータの一例を示す図である。本変形例では、図11のS23において、推定部22は、一定の時間幅の全てのセンサのセンサデータがデータ記憶部24に格納されると、データ記憶部24から当該時間幅におけるセンサ群(推定元)のセンサデータを読み出す。そして、推定部22は、読み出したセンサデータをモデル記憶部25に記憶された対象センサのモデルに入力して、対象センサの所定の時間経過後の推定値を取得する(S24)。

【0090】

具体的には、図14に示すように、推定部22は、時刻 $t+$ における対象センサ $S_n$ の推定値 $S_{n\_eval}(t+)$ 142を取得する場合、時刻 $t+$ から所定の時間遡った、センサ群の一定時間幅( $t-k \sim t$ )のセンサデータ141をセンサ $S_n$ 用モデルに入力する。

20

【0091】

そして、異常検知部23は、所定の時刻( $t+$ )の対象センサ $S_n$ のセンサデータ(実測値)がデータ記憶部24に記憶されると、当該センサデータ(実測値)を読み出し(S25)、S24で取得した推定値と比較し(S26)、対象センサの推定値とセンサデータ(実測値)との差が、所定の閾値以上か否かを判定する(S27)。

【0092】

本変形例では、センサ群の過去の一定時間幅の時系列に発生したセンサデータと、対象センサの前記一定時間幅から所定の時間経過後のセンサデータとの相関を分析し、モデルを生成する。これにより、センサ群のセンサデータと対象センサのセンサデータとの相関が、時間的にずれる場合であっても、より高い精度で対象センサのセンサデータが推定可能な精緻なモデルを生成することができる。

30

【0093】

また、本変形例では、時間的な遅れを踏まえたセンサ群と対象センサとの相関がモデル化される。これにより、対象センサのある時刻におけるセンサデータが、センサ群のある時刻より前の過去のセンサデータと相関を有する場合、本変形例で生成したモデルを用いることで、センサ群のセンサデータから近い将来の対象センサのセンサデータを予測可能である。したがって、本変形例のモデルを用いることで、近い将来の異常の発生を予測することができる。

【0094】

なお、本変形例は、以下に説明する全ての実施形態および変形例において、適用することができる。

40

【0095】

<第3の実施形態>

図15は、本発明の第3の実施形態における異常検知システムの構成を示す構成図である。図示する異常検知システムは、複数のセンサ4の付近に構築された内部ネットワークと、複数のセンサ4と離れた場所に構築される外部ネットワーク(いわゆる、クラウド)の2つのネットワークを備える。外部ネットワークは、例えば、専用線、VPNなどを介して、内部ネットワークと接続されている。

【0096】

50

図示する例では、複数のセンサ 4 が配置される工場などの施設において、内部ネットワークを介して、複数のセンサ 4 と、異常検知装置 2 と、モデル生成装置 1 とが接続される。一方、センサ利用装置 3 は、外部ネットワークに接続されている。センサ利用装置 3 は、例えばクラウドサーバとして、センサ 4 が配置されている施設とは離れた場所に設置される。

【0097】

本実施形態では、異常検知装置 2 は、複数のセンサ 4 の付近に配置する。異常検知装置 2 の受信部 2 1 は、内部ネットワークを介して、付近に設置された複数のセンサ 4 からセンサデータを受信し、異常検知部 2 3 は、センサ 4 の異常を検知した場合、外部ネットワークを介して、離れた場所に配置されたセンサ利用装置 3 に異常を通知する。

10

【0098】

センサデータは、大量かつ高頻度に発生する可能性が高い。例えば、工場の機械に設置されたセンサ 4 では、非常に短い間隔でセンサデータが出力されるため、異常検知装置 2 を、センサ 4 と離れた場所に配置する場合、多数のセンサ 4 から時々刻々と発生する大量のセンサデータを、遠隔地の異常検知装置 2 に送信する必要があるため、大容量のネットワーク帯域が必要となり、また、ネットワーク遅延が発生し、迅速な異常検知を実現できないという問題がある。

【0099】

これに対し、本実施形態では、大量のセンサデータを、センサ 4 の付近に設置された異常検知装置 2 で処理して異常を検知し、検知結果だけを遠隔地のセンサ利用装置 3 に送信することで、ネットワーク帯域に負荷を与えることなく、低遅延での処理が可能であり、異常の検知および予測を即座に行うことができる。

20

【0100】

また、異常検知装置 2 は、異常を検知した場合に異常の検知結果のみをセンサ利用装置 3 に送信するため、内部ネットワークと外部ネットワークとを接続するネットワークは、狭い伝送帯域でよい。

【0101】

なお、本実施形態は、前述の全ての実施形態（変形例を含む）、および、以下に説明する全ての実施形態（変形例を含む）において、適用することができる。

【0102】

< 第 4 の実施形態 >

図 1 6 は、本発明の第 4 の実施形態における異常検知システムの構成を示す構成図である。図示する異常検知システムは、ネットワーク切断装置 5 およびデータ処理装置 6 を備える点において、第 3 の実施形態の異常検知システムと異なる。

30

【0103】

ネットワーク切断装置 5 は、異常検知装置 2 からの指示に応じて、指示されたセンサ 4 を内部ネットワークから切り離す。本実施形態の異常検知装置 2 の異常検知部 2 3 は、センサ 4 の異常を検知した場合、当該センサ 4 をネットワークから切り離す制御を行う。

【0104】

データ処理装置 6 は、複数のセンサ 4 からセンサデータを収集し、収集したセンサデータを用いて、例えばセンシング対象機器の制御などの様々なサービスを提供する。図示する例では、データ処理装置 6 は、内部ネットワークに接続され、複数のセンサ 4 の付近に配置されている。なお、本実施形態のデータ処理装置 6 は、第 1 の実施形態のセンサ利用装置 3 の機能を分割したものである。

40

【0105】

図 1 7 は、本実施形態の異常検知処理を説明する説明図である。図 1 7 に示す S 2 1 から S 2 8 は、上述したいずれかの実施形態と同様であるため、ここでは説明を省略する。

【0106】

異常検知部 2 3 は、異常を検知した場合、センサ利用装置 3 に異常が発生したことを通

50

知するとともに ( S 2 8 )、ネットワーク切断装置 5 に異常を検知したセンサ 4 を内部ネットワークから切断するため切断指示を送信する ( S 2 9 )。

【 0 1 0 7 】

ネットワーク切断装置 5 は、切断指示を介して受信すると、切断指示で指定されたセンサ 4 を内部ネットワークから切り離す。

【 0 1 0 8 】

なお、図示する例では、ネットワーク切断装置 5 は、内部ネットワークと複数のセンサ 4 との間に設置されているが、内部ネットワークと外部ネットワークとの間に設置し、内部ネットワークと外部ネットワークとの間のネットワークを切断することとしてもよい。ネットワーク切断装置 5 の設置場所は、サービス要件に応じて、適宜変更することができる。

10

【 0 1 0 9 】

なお、本実施形態では、複数のセンサ 4 から出力される大量のセンサデータは、異常検知装置 2 だけではなく、内部ネットワークを介してデータ処理装置 6 にも送信されるものとする。

【 0 1 1 0 】

本実施形態では、センサ 4 に異常が発生した場合、当該センサ 4 を自動的にネットワークから切り離すことで、不適切なセンサデータ ( 異常値 ) がデータ処理装置 6 に入力され、データ処理装置 6 による不適切なサービスが行われてしまうことを防止することができる。

20

【 0 1 1 1 】

なお、内部ネットワークおよび外部ネットワークを接続するネットワークに広い伝送帯域を用いる場合は、データ処理装置 6 を外部ネットワークに接続する、または、データ処理装置 6 の機能をセンサ利用装置 3 に統合することとしてもよい。

【 0 1 1 2 】

なお、本実施形態は、前述の全ての実施形態 ( 変形例を含む )、および、以下に説明する全ての実施形態 ( 変形例を含む ) において、適用することができる。

【 0 1 1 3 】

< 第 4 の実施形態の変形例 >

第 4 の実施形態の変形例として、異常検知装置 2 の推定部 2 2 は、異常検知部 2 3 が対象センサの異常を検知した場合、推定値を対象センサのセンサデータとして、データ処理装置 6 ( 外部装置 ) に送信することとしてもよい。

30

【 0 1 1 4 】

図 1 8 は、第 4 の実施形態の変形例における異常検知処理の一例を示す図である。図 1 8 に示す S 2 1 から S 2 9 は、第 4 の実施形態 ( 図 1 7 ) と同様であるためここでは説明を省略する。

【 0 1 1 5 】

S 2 9 で異常検知部 2 3 がネットワークを切断後、推定部 2 2 は、S 2 4 において推定した対象センサの推定値を、対象センサのセンサデータとして、データ処理装置 6 に送信する ( S 3 0 )。

40

【 0 1 1 6 】

これにより、本変形例では、あるセンサに異常が発生した場合であっても、他のセンサ群のセンサデータから推定した推定値を、異常が発生したセンサのセンサデータとして代用することにより、センサデータを用いた様々な制御およびサービスが停止することを回避することができる。すなわち、センサデータの欠落が許容されない場合に、センサデータを用いるサービスが停止してしまうという不具合を回避することができる。

【 0 1 1 7 】

また、S 3 0 において、推定部 2 2 は、推定値とともに、推定値がどの程度の確からしさを持って推定されたかを示す信頼度 ( 確度 ) を、データ処理装置 6 に送信することとしてもよい。なお、多次元相関分析技術、AutoEncoderなどの機械学習によるモデルを用い

50

て推定値を算出する過程において、信頼度も併せて算出される。データ処理装置 6 がセンサデータを処理する際に、補助情報として信頼度を用いることとしてもよい。また、データ処理装置 6 は、信頼度に応じて処理を変えてもよい。

【0118】

なお、本変形例は、前述の全ての実施形態（変形例を含む）、および、以下に説明する全ての実施形態（変形例を含む）において、適用することができる。

【0119】

< 第 5 の実施形態 >

図 19 は、本発明の第 5 の実施形態における異常検知システムの構成を示す構成図である。本実施形態のモデル生成装置 1 は、複数のセンサ 4 から送信されるセンサデータを用いて、モデル記憶部 15 に記憶されたモデルを更新し、更新後のモデルをモデル保管装置 7 に送信する。

10

【0120】

図示する異常検知システムは、外部ネットワークにモデル保管装置 7 を備える点において、第 3 の実施形態の異常検知システム（図 15）と異なる。

【0121】

モデル保管装置 7 は、外部ネットワークに接続される装置であって、モデル生成装置 1 が生成・更新したモデルを保存する。本実施形態のモデル生成装置 1 は、複数のセンサ 4 から送信されるセンサデータを用いて、モデルを更新し、更新後のモデルをモデル保管装置 7 に送信する。

20

【0122】

図 20 は、本実施形態のモデル生成装置 1 が行うモデル生成処理を説明する説明図である。本実施形態では、モデル生成装置 1 は、複数のセンサ 4 からセンサデータを受信する度に（S11）、データ記憶部 14 に記憶し（S12）、モデル記憶部 25 に記憶されたモデルを更新する処理（S13）を繰り返し行う。そして、モデル生成装置 1 のモデル送信部 13 は、モデル記憶部 15 に記憶された学習済みのモデルを、定期的に、外部ネットワークを介してモデル保管装置 7 に送信する（S14）。モデル保管装置 7 は、モデル生成装置 1 から送信されたモデル受信し、メモリまたはディスクなどのモデル保管部に格納する（S15）。

30

【0123】

本実施形態では、学習済みのモデルを、外部ネットワークに接続されたモデル保管装置 7 に送信し、保管することで、故障などによりモデル生成装置 1 のモデル記憶部 15、または異常検知装置 2 のモデル記憶部 25 に記憶されたモデルが消失した場合に、モデル保管装置 7 から消失したモデルを迅速に復旧することができる。

【0124】

また、本実施形態と類似するセンサを用いて、別の場所で新たな異常検知システムを開発する場合において、モデル保管装置 7 に保管された学習済みのモデルを用いて、モデルの学習を開始することができる。これにより、モデル生成処理を簡略化し、短縮することができる。

40

【0125】

また、異常検知装置 2 は、モデル保管装置 7 に記憶された複数の異常検知システムのモデルの中から最適なモデルを選択して取得し、取得したモデルをモデル記憶部 25 に格納して異常検知を用いることとしてもよい。

【0126】

なお、本実施形態は、前述の全ての実施形態（変形例を含む）、および、以下に説明する全ての実施形態（変形例を含む）において、適用することができる。

【0127】

< 第 6 の実施形態 >

本発明の第 6 の実施形態は、異常を分類するための分類モデルを生成し、異常を検知した場合に、異常の種別を判別する。

50

## 【0128】

すなわち、本実施形態のモデル生成装置1は、過去の異常時における複数のセンサ4のセンサデータを用いて、異常のパターン(種別)を特定する分類モデルを生成する。また、本実施形態の異常検知装置2は、対象センサの異常を検知した場合、異常検知時点から所定の時間遡ったセンサ群の時系列に発生したセンサデータおよび対象センサの時系列に発生したセンサデータを分類モデルに入力し、異常のパターンを取得する。

## 【0129】

図21は、本実施形態のモデル生成装置1が行う分類モデルの生成処理を示す図である。モデル生成装置1の受信部11は、過去に発生した異常時のセンサデータを、異常のパターン(種別)毎に入力し(S31)、データ記憶部14に記憶する(S32)。異常のパターンとしては、例えば、センサの故障、センサの盗難、センサのすり替え、センサデータの改ざんなどがある。

## 【0130】

図22は、対象センサ $S_n$ において、異常パターン1の異常が過去に複数( $n$ )回発生した際の時系列に発生したセンサデータの一例を示す図である。本実施形態では、対象センサ $S_n$ で異常が発生するまでの所定の時間の時系列なセンサ群および対象センサのセンサデータ221、222が、教師データとしてモデル生成装置1に入力される。

## 【0131】

モデル生成部12は、異常のパターン毎に、センサ群のセンサデータ221および対象センサのセンサデータ222の相関の崩れの傾向を学習して分類モデルを生成し、モデル記憶部15に分類モデルを記憶する(S33)。すなわち、モデル生成部12は、異常が検知された場合に、異常が検知された時点から所定の時間遡ったセンサ群および対象センサのセンサデータを入力すると、異常のパターンを判別する分類モデルを生成する。

## 【0132】

図23は、本実施形態における異常検知装置2が行う異常検知処理を示す説明図である。なお、本実施形態の異常検知装置2のモデル記憶部25には、センサ毎の推定値を取得するためのモデルと、センサ毎の異常のパターンを判別するための分類モデルとが記憶されている。

## 【0133】

図示するS21からS27は、上述した実施形態のいずれかの処理と同様である。S27において、対象センサの異常を検知した場合、異常検知部23は、モデル記憶部25から当該対象センサ用の分類モデルに、異常検知時点から所定の時間遡った時間幅のセンサ群のセンサデータおよび対象センサのセンサデータを分類モデルに入力して、異常パターンを判定する(S28)。そして、異常検知部23は、対象センサに異常が発生したこと、および、異常パターンをセンサ利用装置3に送信する(S29)。

## 【0134】

本実施形態では、異常を検知したことを通知するだけでなく、異常パターンを含めて通知することで、異常のパターンに応じた復旧作業を迅速に行うことができる。

## 【0135】

なお、本実施形態は、前述の全ての実施形態(変形例を含む)、および、以下に説明する全ての実施形態(変形例を含む)において、適用することができる。

## 【0136】

## &lt;第7の実施形態&gt;

本発明の第7の実施形態は、複数のセンサが地理的近傍に配置されている場合に、位置情報(空間情報)を用いて畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network、以下「CNN」)を適用し、モデルを生成する。

## 【0137】

CNNは、Deep Learning技術の1つであり、畳み込みとプーリングの処理を複数回繰り返す行い、特徴量を自動で取得するニューラルネットワークである。CNNについては、以下に記載されている。

10

20

30

40

50

## 【 0 1 3 8 】

文献「人間の「動作」を理解する新しい人工知能(AI)「時系列Deep Learning」を開発、8割強の精度で識別に成功」、NTTコミュニケーションズ株式会社、2015年10月7日、[online]、[平成28年4月25日検索]、<URL: [http://www.ntt.com/about-us/press-releases/news/article/2015/20151007\\_4.html](http://www.ntt.com/about-us/press-releases/news/article/2015/20151007_4.html)>

## 【 0 1 3 9 】

図24から図26は、本実施形態におけるCNNを説明するための説明図である。図24は、ある空間に配置された複数のセンサ4を示している。図25は、センサ(1)の種類Vと、時系列に発生したセンサデータとを示している。本実施形態のモデル生成装置1および異常検知装置2は、各センサの3次元の位置情報(W, D, H)と、センサ種別(V)とを管理しているものとする。

10

## 【 0 1 4 0 】

図26は畳み込みのイメージを示すものである。本実施形態のモデル生成装置1は、モデルを生成する際に、センサの配置されている3次元の位置情報(W, D, H)と、センサ種類(v)と、時間情報(T)との5次元の情報の畳み込みを、CNNで実施し、モデルを生成する。これにより、これまで見えていなかった空間と時間経過における特徴点を引き出すことが可能となる。

## 【 0 1 4 1 】

なお、図26では、センサ種別を含めた5次元の情報の畳み込みを行うが、同一種類のセンサのみが配置されている場合は、位置情報(W, D, H)と、時間情報(T)との4次元の情報の畳み込みをCNNで実施し、モデルを生成することとしてもよい。

20

## 【 0 1 4 2 】

図27は、本実施形態のモデル生成装置1が行うモデル生成処理を説明する説明図である。本実施形態のモデル生成装置1は、各センサ4の3次元の位置情報およびセンサ種別を記憶する位置/種別記憶部16を備える。

## 【 0 1 4 3 】

図27のS11、S12、S14は、上述したいずれかの実施形態(変形例を含む)と同様であるため、ここでは説明を省略する。図27のS13において、モデル生成部12は、データ記憶部14から各センサ4のセンサデータと読み出すとともに、位置/種別記憶部26から各センサ4の位置情報およびセンサ種別を読み出す。そして、モデル生成部12は、読み出したセンサデータ、位置情報およびセンサ種別を用いて、CNNを適用し、モデルを生成および更新し、モデル記憶部15に記憶する。

30

## 【 0 1 4 4 】

図28は、本実施形態の異常検知装置2が行う異常検知処理を説明する説明図である。本実施形態の異常検知装置2は、各センサ4の3次元の位置情報およびセンサ種別を記憶する位置/種別記憶部26を備える。

## 【 0 1 4 5 】

図28のS21~S23、S25~S28は、上述したいずれかの実施形態(変形例を含む)と同様であるため、ここでは説明を省略する。図28のS23において、推定部22は、モデル記憶部25から対象センサのモデルに、センサ群のセンサデータを入力するとともに、位置/種別記憶部26から読み出したセンサ群の位置情報およびセンサ種別を入力し、対象センサの推定値を取得する。

40

## 【 0 1 4 6 】

本実施形態では、各センサの3次元の位置情報を用いたCNNを適用してモデルを生成することで、センサ同士の地理的近接性を考慮した高精度なモデルを生成することができる。すなわち、本実施形態では、推定値の精度を向上し、センサの異常を高精度で検知することができる。

## 【 0 1 4 7 】

本実施形態は、前述の全ての実施形態(変形例を含む)、および、以下に説明する全ての実施形態(変形例を含む)において、適用することができる。

50

【0148】

本発明は上記の実施形態に限定されるものではなく、その要旨の範囲内で数々の変形が可能である。例えば、上記第1～第7の実施形態（変形例を含む）のいずれかを、任意に組み合わせることができる。

【符号の説明】

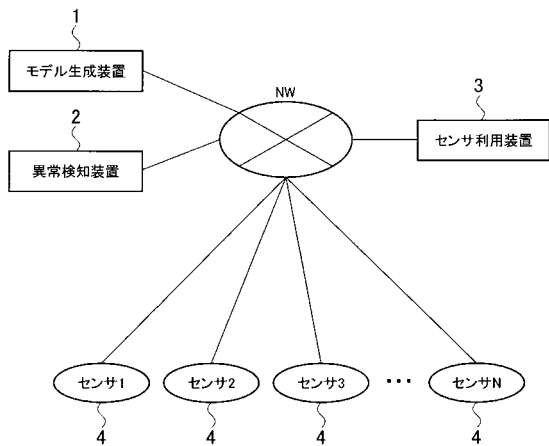
【0149】

- 1 : モデル生成装置
- 11 : 受信部
- 12 : モデル生成部
- 13 : モデル送信部
- 14 : データ記憶部
- 15 : モデル記憶部
- 16 : 位置 / 種別記憶部
- 2 : 異常検知装置
- 21 : 受信部
- 22 : 推定部
- 23 : 異常検知部
- 24 : データ記憶部
- 25 : モデル記憶部
- 26 : 位置 / 種別記憶部
- 3 : センサ利用装置
- 4 : センサ
- 5 : ネットワーク切断装置
- 6 : データ処理装置

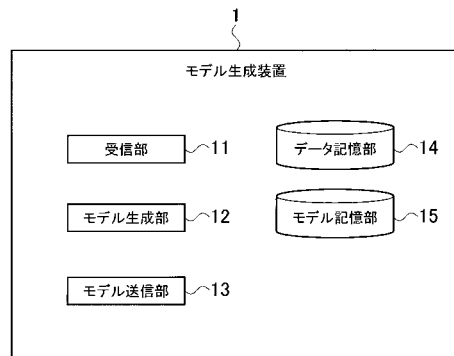
10

20

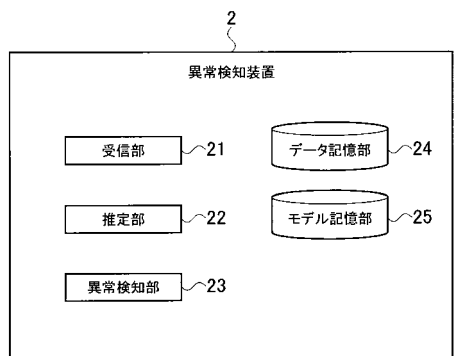
【図1】



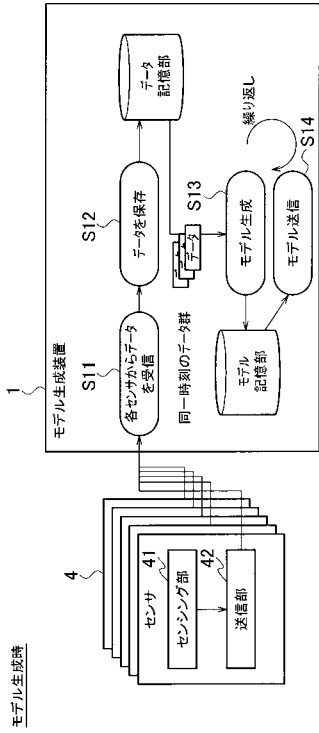
【図2】



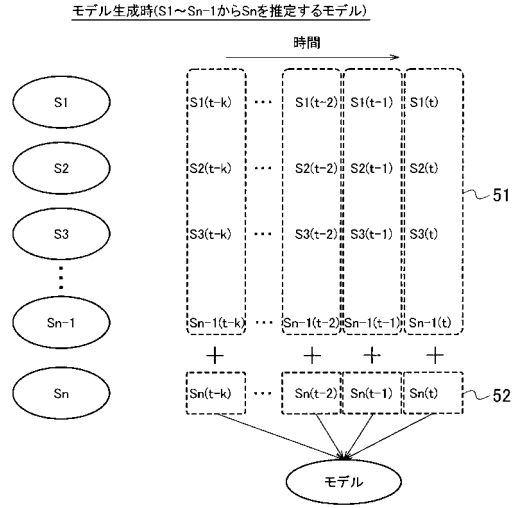
【図3】



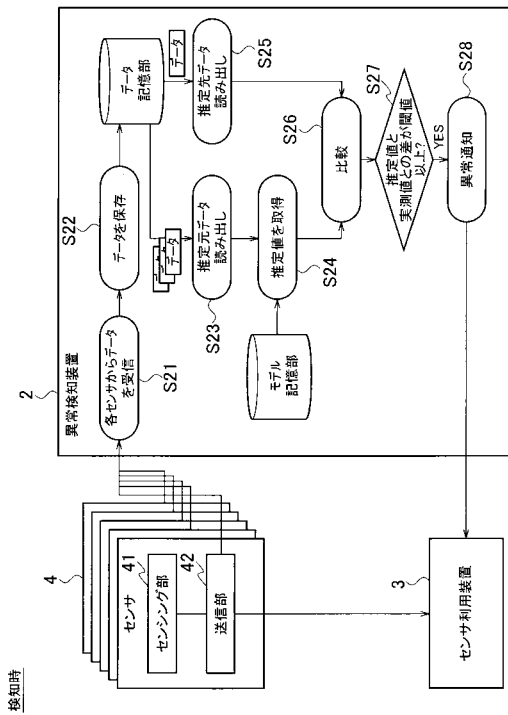
【 図 4 】



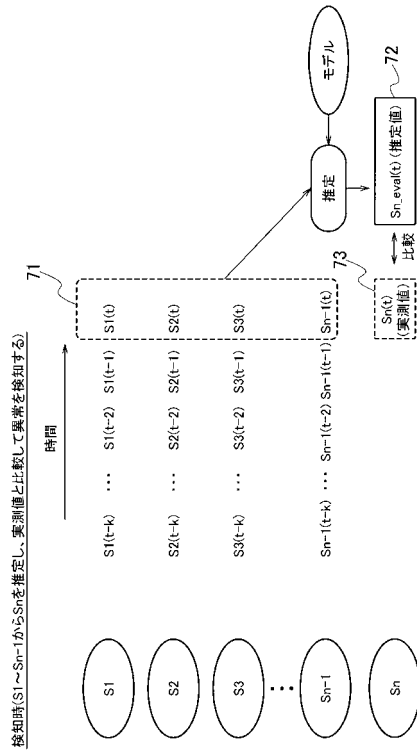
【 図 5 】



【 図 6 】

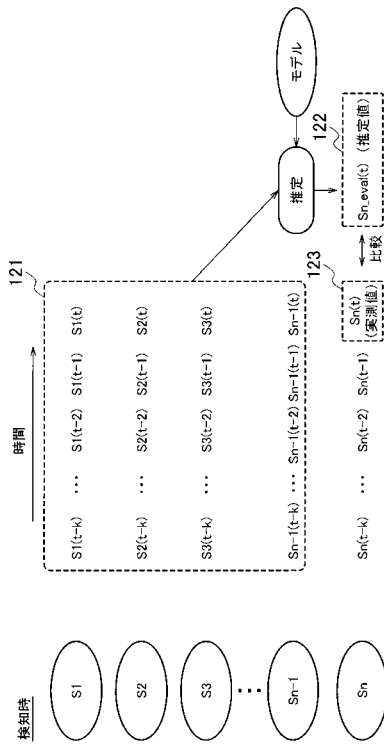


【 図 7 】

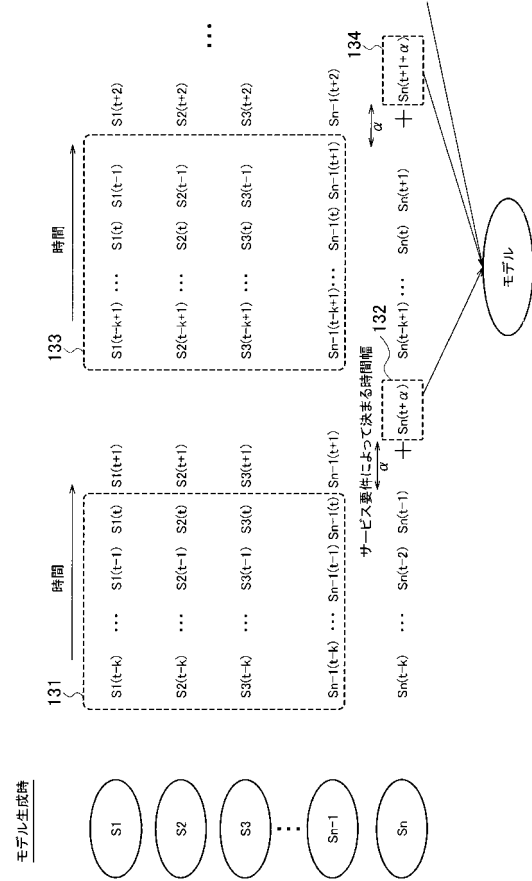




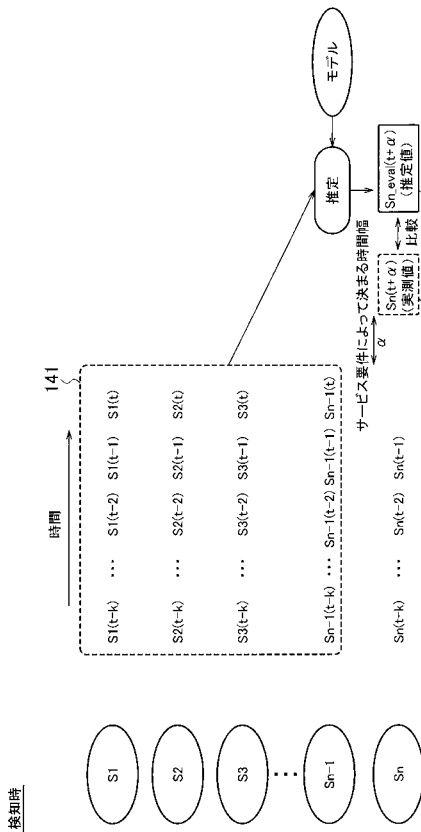
【図 1 2】



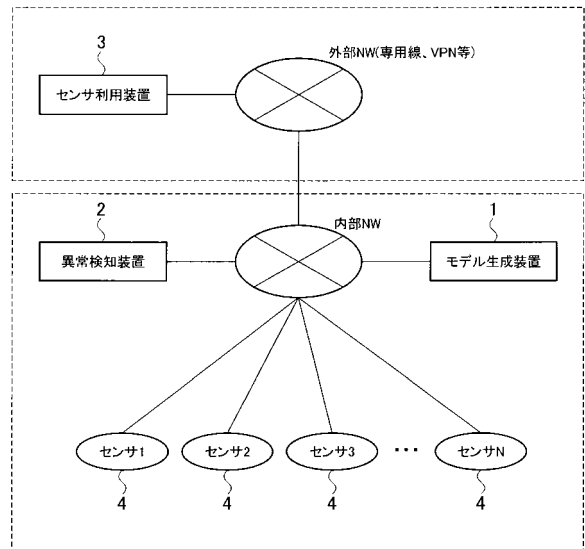
【図 1 3】



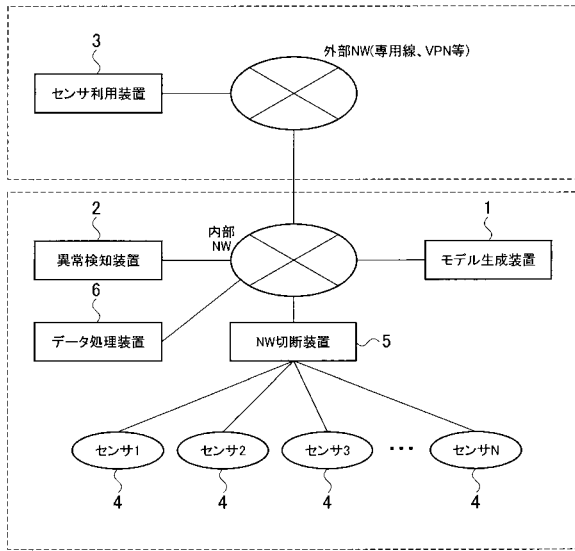
【図 1 4】



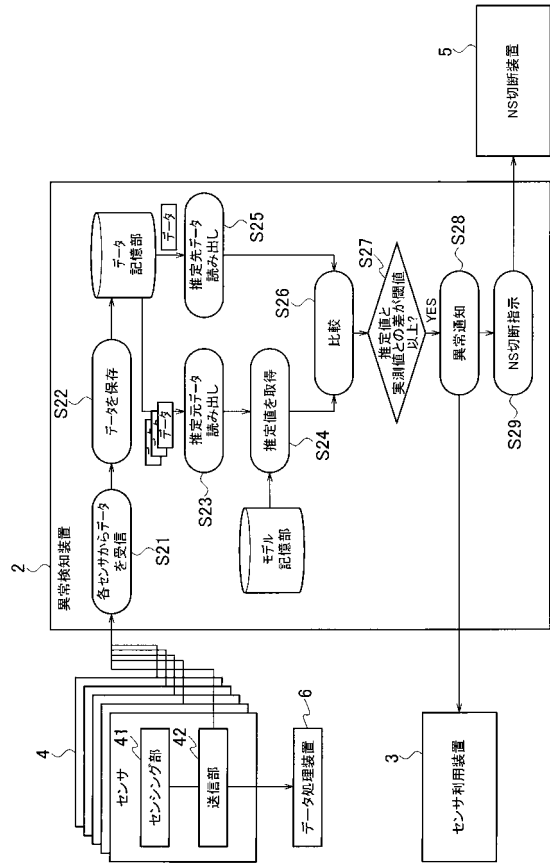
【図 1 5】



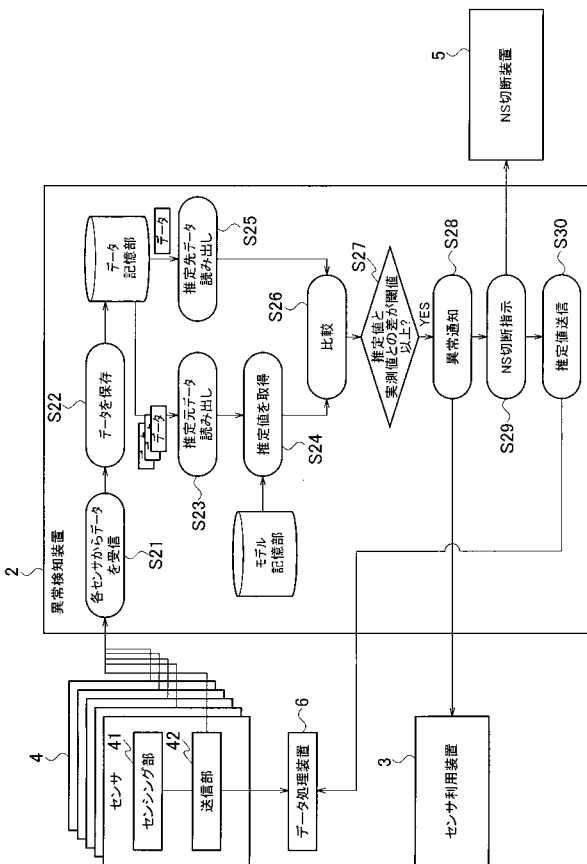
【図 16】



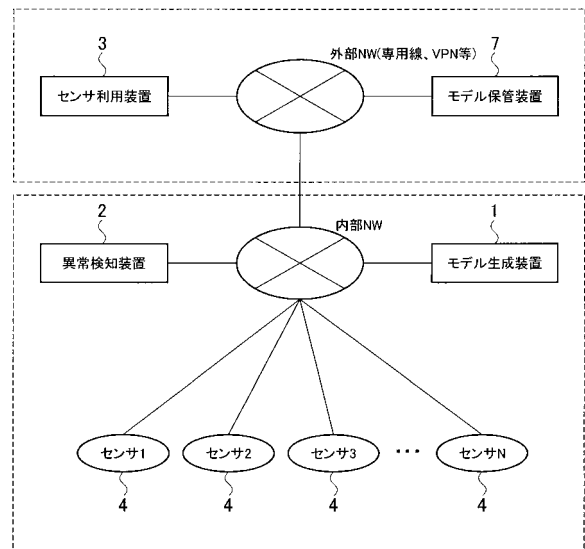
【図 17】



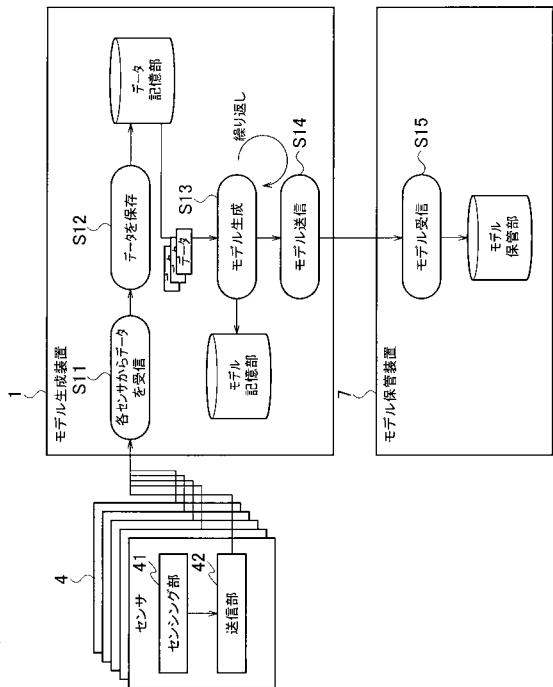
【図 18】



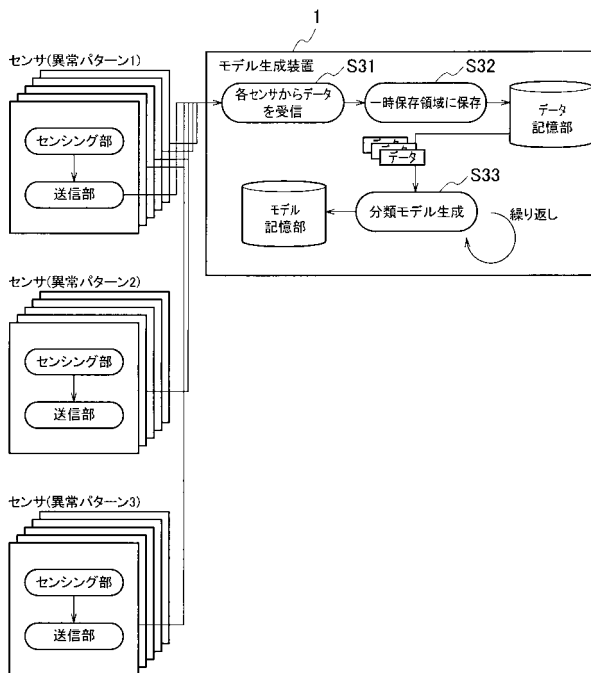
【図 19】



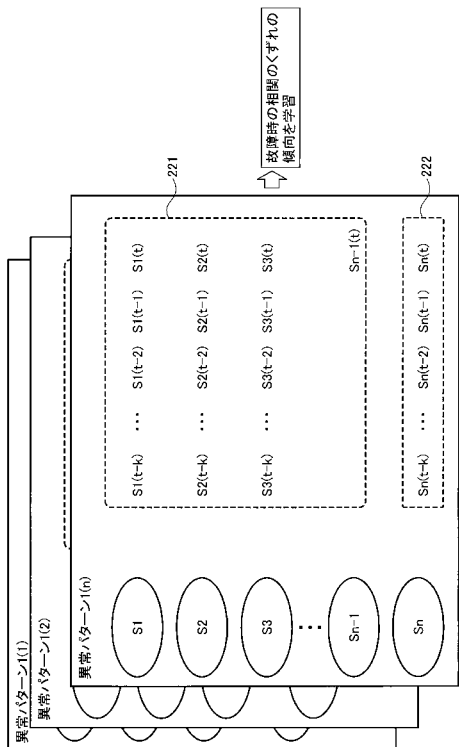
【図20】



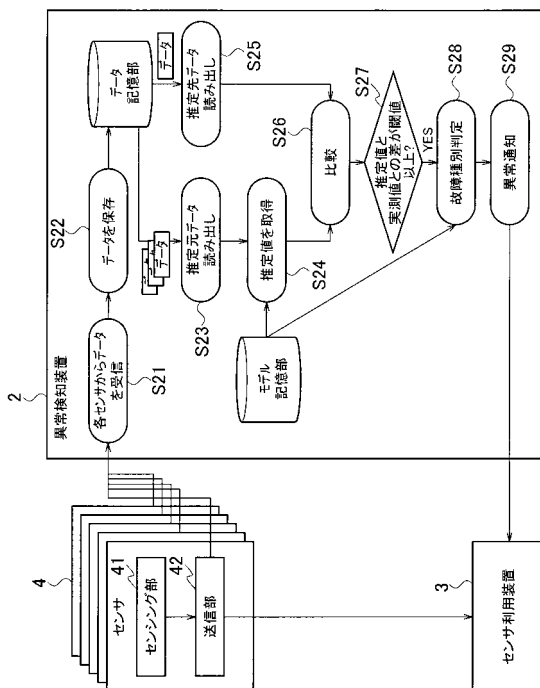
【図21】



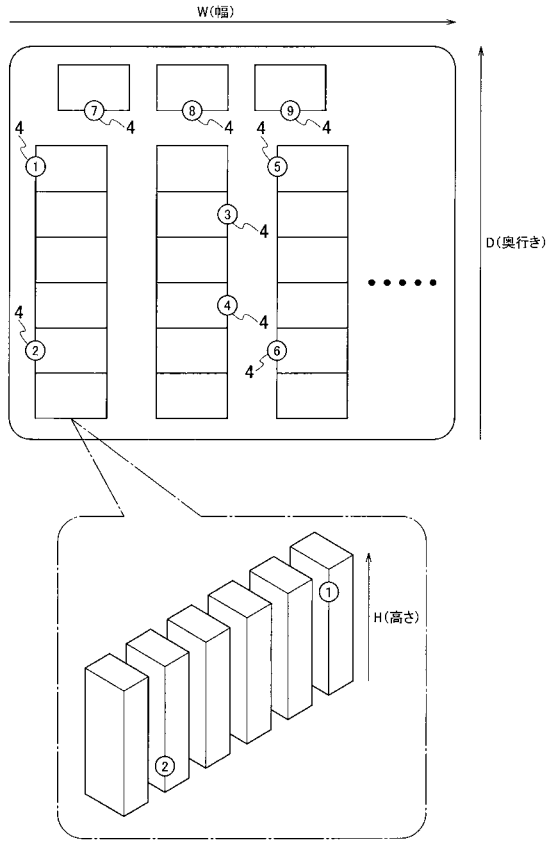
【図22】



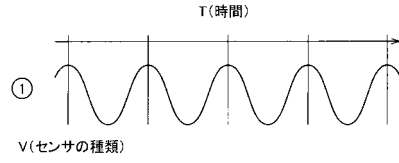
【図23】



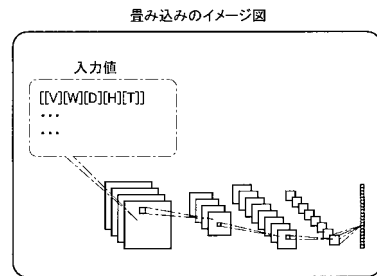
【図 2 4】



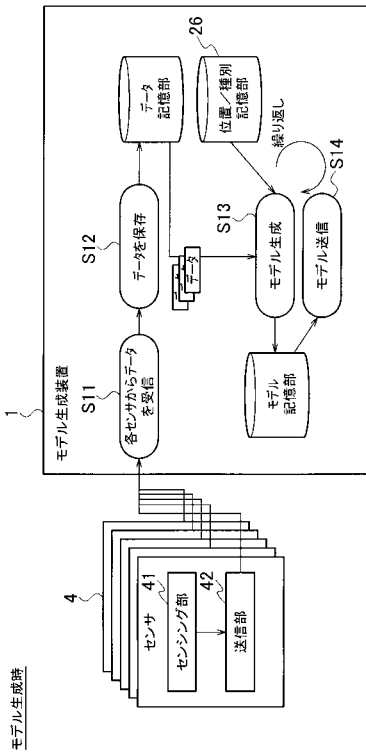
【図 2 5】



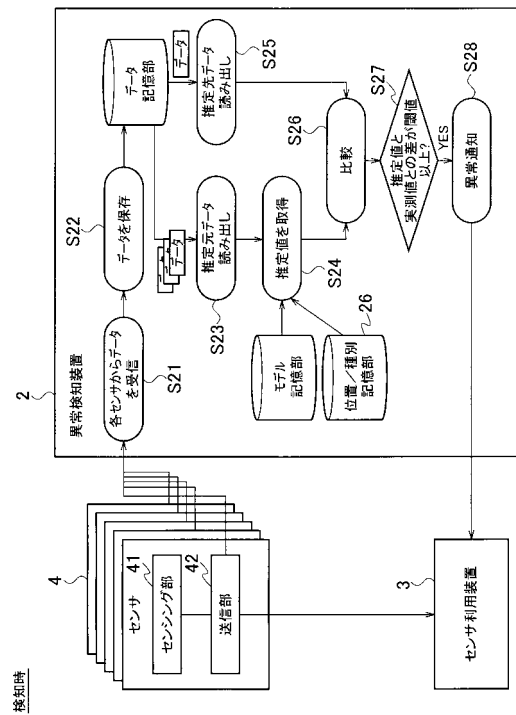
【図 2 6】



【図 2 7】



【図 2 8】



---

フロントページの続き

(72)発明者 伊藤 浩二

東京都千代田区内幸町一丁目1番6号 エヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ株式会社内

(72)発明者 島田 健一郎

東京都千代田区内幸町一丁目1番6号 エヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ株式会社内

Fターム(参考) 3C223 AA11 BA03 BB17 CC02 DD03 EA04 FF05 FF13 FF22 FF26

GG01 HH02 HH26 HH29