明　細　書

発明の名称 ：

コンピュータプログラム、学習モデルの生成方法、情報処理方法及び情報処理装置

技術分野

[0001]　本開示は、コンピュータプログラム、学習モデルの生成方法、情報処理方法及び情報処理装置に関する。

背景技術

[0002]　特許文献１においては、正常データに適合する圧縮パラメータを用いてエンコーダが入力データを圧縮し、圧縮データの事前分布上の対数確率密度と圧縮データ分布及び事前分布の対数密度比とに基づいて入力データの第１異常を検知し、正常データに適合する復号パラメータを用いてデコーダが圧縮データを復号し、復号された再構成データと入力データとの差異に基づいて入力データの第２異常を検知する異常検知装置が提案されている。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特開２０１８－４９３５５号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004]　本開示は、学習モデルを利用した基板処理の状態検出においてノイズ等の影響を低減することが期待できるコンピュータプログラム、学習モデルの生成方法、情報処理方法及び情報処理装置を提供する。

課題を解決するための手段

[0005]　一実施形態に係るコンピュータプログラムは、基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを入力として受け付けて、対応する複数の測定値を含むセンサデータを出力する学習モデルを機械学習に

より生成する処理をコンピュータに実行させるコンピュータプログラムであって、前記基板処理に係るセンサデータを取得し、取得したセンサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整する処理を前記コンピュータに実行させる。

発明の効果

[0006] 本開示によれば、学習モデルを利用した基板処理の状態検出においてノイズ等の影響を低減することが期待できる。

図面の簡単な説明

[0007] [図1]本実施の形態に係る情報処理システムの概要を説明するための模式図である。

[図2]本実施の形態に係る情報処理装置の一構成例を示すブロック図である。

[図3]本実施の形態に係る学習モデルの一構成例を示す模式図である。

[図4]本実施の形態に係る情報処理装置が行う学習モデル生成処理の手順の一例を示すフローチャートである。

[図5]本実施の形態に係る情報処理装置が行う異常検出処理の手順の一例を示すフローチャートである。

[図6]異常検出結果の一表示例を示す模式図である。

[図7]本実施の形態に係る情報処理装置が行うデータ拡張処理を説明するための模式図である。

[図8]本実施の形態に係る情報処理装置が行う前処理を説明するための模式図である。

発明を実施するための形態

[0008] 本開示の実施形態に係る情報処理システムの具体例を、以下に図面を参照

しつつ説明する。なお、本開示はこれらの例示に限定されるものではなく、請求の範囲によって示され、請求の範囲と均等の意味及び範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

[0009] ＜システム概要＞

図１は、本実施の形態に係る情報処理システムの概要を説明するための模式図である。本実施の形態に係る情報処理システムは、情報処理装置１及び基板処理装置３を備えて構成されている。基板処理装置３は、例えば半導体の基板（ウェハ）に対するＣＶＤ（Chemical Vapor Deposition）、スパッタリング又はエッチング等の種々の処理を行う装置である。本実施の形態において基板処理装置３は、例えば処理対象の基板を収容するチャンバ内の温度を測定するセンサ及び圧力を測定するセンサ等の複数のセンサ４を備えている。基板処理装置３は、エッチング等の基板処理を行っている際にこれら複数のセンサ４により測定される温度及び圧力等のデータを所定の周期で繰り返し取得（サンプリング）し、複数のセンサ４から取得したデータをまとめてセンサデータとして情報処理装置１へ送信する。又は、基板処理装置３は、基板処理を行っている際に複数のセンサ４から取得したデータをメモリ等に記憶しておき、基板処理の完了後に記憶したデータをまとめて情報処理装置１へ送信してもよい。なお基板処理装置３及び情報処理装置１の間の情報の授受は、有線又は無線の通信を介するものでなく、例えばメモリカード又は光ディスク等の記録媒体を介して行われてもよい。

[0010] 情報処理装置１は、例えば基板処理装置３に備えられた複数のセンサ４から得られるセンサデータを基に、基板処理装置３にて実施された基板処理に関する異常等を検出する処理を行う装置である。情報処理装置１が異常等の検出の対象とする基板処理装置３は複数であってよい。本実施の形態に係る情報処理装置１は、基板処理装置３のセンサデータを収集してデータベースに記録し、記録したセンサデータを用いた機械学習を行うことによって異常等を検出するための学習モデル２を生成する。

[0011] 本実施の形態に係る学習モデル２は、いわゆるオートエンコーダの構成が

採用された学習モデルである。オートエンコーダは、入力されたデータを圧縮して次元数を低減した特徴量のデータに変換するエンコーダと、この特徴量のデータを元の次元のデータに復元するデコーダとを組み合わせた学習モデルである。オートエンコーダの機械学習は、入力データに正解値が付された教師データを必要としない、いわゆる教師なしの機械学習の手法で行われる。情報処理装置１は、オートエンコーダの学習モデル２に対して、入力データ及び出力データが一致するように内部パラメータを更新することで機械学習を行うことができる。

[0012] またオートエンコーダを用いた異常検出を行う場合、オートエンコーダの機械学習には正常時のデータが用いられ、異常時のデータが不要である。正常時のデータを用いて機械学習がなされたオートエンコーダは、正常時のデータを入力された場合に正常時のデータを出力するが、異常時のデータを入力されても異常時のデータを出力しない。情報処理装置１は、正常又は異常のいずれか不明のデータをオートエンコーダの学習モデル２へ入力し、学習モデル２が出力するデータを取得し、入力データと出力データとの差分が予め定められた閾値を超える場合に、入力したデータに異常が有ると判断することができる。なお、オートエンコーダの学習モデルの学習方法及びオートエンコーダの学習モデルを用いた異常検出の方法等は、既存の技術であるため、詳細な説明を省略する。

[0013] 本実施の形態に係る情報処理装置１は、基板処理装置３から得られるセンサデータをデータベースに記録し、基板処理が正常に行われた際のセンサデータを用いてオートエンコーダの学習モデル２の機械学習を行う。その後、情報処理装置１は、機械学習済の学習モデル２を用いて、基板処理装置３が行う基板処理の異常を検出する。情報処理装置１は、基板処理に伴って複数のセンサ４が測定したセンサデータを基板処理装置３から取得し、取得したセンサデータを学習モデル２へ入力し、学習モデル２が出力するデータと入力したセンサデータとの差分を算出する。情報処理装置１は、算出した差分が予め定められた閾値を超える場合に基板処理に異常が有ると判断して、例

えば本情報処理システムの管理者等のユーザに対して異常を通知する。

[0014] このようなオートエンコーダの学習モデル２を利用した異常検出を行う情報処理システムにおいて、基板処理装置３に備えらえた複数のセンサ４が温度又は圧力等の測定結果として出力する電気信号には基板処理とは関係のないノイズが含まれる場合がある。このような場合に情報処理装置１は、取得したセンサデータに含まれるノイズを異常と誤検出する可能性がある。本実施の形態に係る情報処理システムでは、センサデータに含まれるノイズによる誤検出を抑制するように学習モデル２の機械学習を行う。

[0015] ＜装置構成＞

図２は、本実施の形態に係る情報処理装置１の一構成例を示すブロック図である。本実施の形態に係る情報処理装置１は、例えばパーソナルコンピュータ又はサーバコンピュータ等の汎用的な情報処理装置に所定のアプリケーションプログラム等をインストールすることにより実現され得る。本実施の形態に係る情報処理装置１は、処理部１１、記憶部１２、通信部１３、表示部１４及び操作部１５等を備えて構成されている。なお本実施の形態においては、１つの情報処理装置１にて処理が行われるものとして説明を行うが、情報処理装置１の処理を複数の装置が分散して行ってもよい。

[0016] 処理部１１は、ＣＰＵ（Central Processing Unit）、ＭＰＵ（Micro-Processing Unit）、ＧＰＵ（Graphics Processing Unit）又は量子プロセッサ等の演算処理装置、ＲＯＭ（Read Only Memory）及びＲＡＭ（Random Access Memory）等を用いて構成されている。処理部１１は、記憶部１２に記憶されたプログラム１２ａを読み出して実行することにより、基板処理装置３のセンサ４から得られたセンサデータを基に学習モデル２を生成する処理、及び、生成した学習モデル２を利用した基板処理の異常検出等の種々の処理を行う。

[0017] 記憶部１２は、例えばハードディスク又はＳＳＤ（Solid State Drive）等の大容量の記憶装置を用いて構成されている。記憶部１２は、処理部１１が実行する各種のプログラム、及び、処理部１１の処理に必要な各種のデータ

を記憶する。本実施の形態において記憶部１２は、処理部１１が実行するプログラム１２ａを記憶する。また記憶部１２には、基板処理装置３から取得したセンサデータを記憶するセンサデータ記憶部１２ｂと、情報処理装置１が生成した学習モデル２に関する情報を記憶するモデル情報記憶部１２ｃとが設けられている。

[0018] 本実施の形態においてプログラム（コンピュータプログラム、プログラム製品）１２ａは、メモリカード又は光ディスク等の記録媒体９９に記録された態様で提供され、情報処理装置１は記録媒体９９からプログラム１２ａを読み出して記憶部１２に記憶する。ただし、プログラム１２ａは、例えば情報処理装置１の製造段階において記憶部１２に書き込まれてもよい。また例えばプログラム１２ａは、遠隔のサーバ装置等が配信するものを情報処理装置１が通信にて取得してもよい。例えばプログラム１２ａは、記録媒体９９に記録されたものを書込装置が読み出して情報処理装置１の記憶部１２に書き込んでもよい。プログラム１２ａは、ネットワークを介した配信の態様で提供されてもよく、記録媒体９９に記録された態様で提供されてもよい。

[0019] センサデータ記憶部１２ｂは、基板処理装置３から取得したセンサデータを、例えばこのセンサデータを取得した日時、基板処理装置３の識別情報及び基板処理装置３にて処理された基板の識別情報等の情報と共に記憶する。基板処理装置３には複数のセンサ４が備えられており、基板処理が行われている際に複数のセンサ４が出力する信号を所定の周期で繰り返しサンプリングすることによってセンサデータが得られる。例えば、基板処理装置３がＭ個のセンサを備え、基板処理の間にＮ回のサンプリングが行われる場合、情報処理装置１が取得するセンサデータにはＭ×Ｎ個の値が含まれる。センサデータ記憶部１２ｂには、このＭ×Ｎ個の値を含むセンサデータに日時及び識別情報等の情報が対応付けて記憶される。

[0020] モデル情報記憶部１２ｃは、機械学習がなされた学習モデルに関する情報を記憶する。学習モデルに関する情報は、例えば学習モデルの構成を示す情報、及び、機械学習により決定された内部パラメータの値等の情報が含まれ

得る。本実施の形態においてモデル情報記憶部１２ｃは、基板処理装置３の異常検出に用いられるオートエンコーダの学習モデル２に関する情報を記憶する。本実施の形態に係る学習モデル２は、例えば上記のＭ×Ｎ個の値が含まれるセンサデータを入力として受け付けて、このセンサデータに対する正常なセンサデータの予測値をＭ×Ｎ個のデータとして出力するよう機械学習がなされた学習モデルである。情報処理装置１は、基板処理装置３から取得した正常なセンサデータを用いた機械学習を行って学習モデル２を生成し、生成した学習モデル２に関する情報をモデル情報記憶部１２ｃに記憶する。

[0021] なお本実施の形態においては、学習モデルに関する情報を情報処理装置１が記憶し、学習モデルによる処理を情報処理装置１が行うものとするが、これに限るものではない。学習モデルに関する情報は情報処理装置１とは異なる装置に記憶されていてよく、この装置が学習モデルによる処理を行ない、この装置から処理結果を情報処理装置１が取得してもよい。また学習モデルの機械学習処理は、情報処理装置１にて行われてもよく、情報処理装置１とは異なる装置にて行われてもよい。

[0022] 通信部１３は、例えば通信線を介して基板処理装置３に接続され、基板処理装置３との間でデータの授受を行う。本実施の形態において通信部１３は、基板処理装置３から送信されるセンサデータを受信して処理部１１へ与える。また通信部１３は、処理部１１から与えられた制御命令などのデータを基板処理装置３に対して送信する。

[0023] 表示部１４は、液晶ディスプレイ等を用いて構成されており、処理部１１の処理に基づいて種々の画像及び文字等を表示する。表示部１４は、例えば基板処理装置３から取得したセンサデータ、生成した学習モデル２に関する情報、及び、制御している基板処理装置３の動作状況等の種々の情報を表示する。

[0024] 操作部１５は、ユーザの操作を受け付け、受け付けた操作を処理部１１へ通知する。例えば操作部１５は、機械式のボタン又は表示部１４の表面に設けられたタッチパネル等の入力デバイスによりユーザの操作を受け付ける。

また例えば操作部１５は、マウス及びキーボード等の入力デバイスであってよく、これらの入力デバイスは情報処理装置１に対して取り外すことが可能な構成であってもよい。

[0025] なお記憶部１２は、情報処理装置１に接続された外部記憶装置であってよい。また情報処理装置１は、複数のコンピュータを含んで構成されるマルチコンピュータであってよく、ソフトウェアによって仮想的に構築された仮想マシンであってもよい。また情報処理装置１は、上記の構成に限定されず、例えば表示部１４及び操作部１５等を備えていなくてもよい。

[0026] また本実施の形態に係る情報処理装置１には、記憶部１２に記憶されたプログラム１２ａを処理部１１が読み出して実行することにより、センサデータ取得部１１ａ、学習処理部１１ｂ、異常検出部１１ｃ及び表示処理部１１ｄ等が、ソフトウェア的な機能部として処理部１１に実現される。なお本図においては、処理部１１の機能部として、基板処理装置３のセンサデータの収集、学習モデル２の生成及び基板処理装置３の異常検出等の処理に関連する機能部を図示し、これら以外の処理に関する機能部は図示を省略している。

[0027] センサデータ取得部１１ａは、通信部１３にて基板処理装置３との通信を行うことにより、基板処理装置３が基板処理を行った際に複数のセンサ４にて測定された温度及び圧力等の複数の測定値を含むセンサデータを取得する処理を行う。基板処理装置３は、基板処理の際に複数のセンサ４が出力する信号を所定の周期で繰り返しサンプリングすることでセンサデータをメモリ等に記憶しており、例えば基板処理の終了後の適宜のタイミングで記憶したセンサデータを情報処理装置１へ送信する。情報処理装置１のセンサデータ取得部１１ａは、基板処理の終了後に基板処理装置３から送信されるセンサデータを取得して、取得したセンサデータに取得日時及び基板処理装置３の識別情報等の情報を付してセンサデータ記憶部１２ｂに記憶する。

[0028] 又は、センサデータ取得部１１ａは、例えば基板処理装置３が基板処理を行っている際に、この基板処理装置３と所定の周期で通信を行ってセンサデ

ータを繰り返し取得してもよい。これによりセンサデータ取得部１１ａは、基板処理装置３による基板処理の実施に伴ってセンサデータをリアルタイムに取得することができる。なお、センサデータ取得部１１ａが基板処理装置３からセンサデータを取得する周期及びタイミング等は、本情報処理システムの設計者等により適宜に定められてよい。

[0029] 学習処理部１１ｂは、センサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータを用いて、学習モデル２を生成する機械学習の処理を行う。上述のように学習モデル２はオートエンコーダの構成であり、例えばＭ×Ｎ個の値を含むセンサデータを入力として受け付けて、同様にＭ×Ｎ個の値を含むデータを出力する。学習処理部１１ｂは、センサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータのうち、基板処理が正常に行われた際のセンサデータを用い、学習モデル２へ入力するセンサデータと学習モデル２が出力するデータとが一致するように、学習モデル２の内部パラメータを更新する。これにより学習処理部１１ｂは、センサデータの入力に対して正常なセンサデータを予測する学習モデル２を生成する。学習処理部１１ｂは、機械学習により得られた学習モデル２の内部パラメータ等の情報を、モデル情報記憶部１２ｃに記憶する。

[0030] また本実施の形態においては、基板処理装置３が備える複数のセンサ４のうち、学習モデル２での予測が困難なセンサ４はセンサデータに基板処理とは関係のないノイズを含むセンサであり、以降の異常検出等において影響が少ないとみなす。学習処理部１１ｂは、学習モデル２を生成する機械学習において、各センサ４について予測誤差を算出し、誤差が収束し難いセンサ４について学習の重要度を下げることで、ノイズを含むセンサデータを正しいセンサデータとして学習モデル２が出力することを抑制するように、機械学習を進める。また学習処理部１１ｂは、予測が困難と判断して学習の重要度を下げたセンサ４がいずれであるかについての情報を、学習モデル２の内部パラメータ等の情報と共に、モデル情報記憶部１２ｃに記憶しておく。

[0031] 異常検出部１１ｃは、予め機械学習により生成された学習モデル２を用い

て、基板処理装置３から取得したセンサデータを基に基板処理に関する異常を検出する処理を行う。異常検出部１１ｃは、モデル情報記憶部１２ｃに記憶された情報を基に学習モデル２を再構成して用いる。異常検出部１１ｃは、例えば基板処理装置３が基板処理を行っている際に又は基板処理の終了後に複数のセンサ４にて測定されたセンサデータを取得する。異常検出部１１ｃは、基板処理装置３から取得したセンサデータを学習モデル２へ入力し、これに応じて学習モデル２が出力するデータを取得する。異常検出部１１ｃは、学習モデル２へ入力したデータと学習モデル２が出力したデータとの差異に基づいて、基板処理に関する異常の有無を判定する。

[0032] なお異常検出部１１ｃは、基板処理装置３が備える複数のセンサ４について個別に異常検出を行ってよい。例えば異常検出部１１ｃは、学習モデル２への入力データと学習モデル２の出力データとについて、センサ４毎に平均二乗誤差等の誤差を算出し、算出した誤差が閾値を超えるセンサ４について、このセンサ４が測定する基板処理の事象に異常が生じていると判定することができる。またこのときに異常検出部１１ｃは、学習モデル２の機械学習において予測が困難と判断されて学習の重要度が下げられたセンサ４については、異常検出の対象外として、誤差の算出及び閾値との比較等の処理を行わなくてよい。

[0033] 表示処理部１１ｄは、種々の文字及び画像等を表示部１４に表示する処理を行う。本実施の形態において表示処理部１１ｄは、例えば基板処理装置３から取得したセンサデータをグラフ化して表示部１４に表示する。また表示処理部１１ｄは、学習処理部１１ｂが行う機械学習の処理の進捗状況の表示、例えば学習モデル２の予測誤差の変化を示すグラフを表示部１４に表示する。また表示処理部１１ｄは、学習モデル２を用いた基板処理の異常検出の結果に関する情報、例えば基板処理に対する異常の有無、及び、異常がある場合にいずれのセンサ４により異常が検出されたか等の情報を表示部１４に表示する。なお表示処理部１１ｄは、上記以外の様々な情報を表示部１４に表示してよい。

[0034] ＜学習モデル生成処理＞

図３は、本実施の形態に係る学習モデル２の一構成例を示す模式図である。本実施の形態に係る学習モデル２は、図示しないエンコーダ及びデコーダを備えるオートエンコーダの構成の学習モデルである。学習モデル２が備えるエンコーダ及びデコーダは、例えばニューラルネットワークの構成が採用され得る。学習モデル２のエンコーダは入力されたデータを次元数の少ない特徴量に変換し、デコーダはこの特徴量を基の次元のデータに逆変換する。学習モデル２は、基板処理装置３が備える複数のセンサ４にて測定されたセンサデータを入力として受け付けて、入力されたセンサデータに対する正常なセンサデータの予測値を出力するよう機械学習がなされる。

[0035] 情報処理装置１は、基板処理装置３が基板処理を行った際にセンサデータを取得し、取得した正常なセンサデータをセンサデータ記憶部１２ｂに記憶して蓄積している。センサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータには、例えば基板処理の結果を確認したユーザ等によって基板処理が正常に行われたか否かを示す情報が付される。本実施の形態においてセンサデータが正常なものであるか否かはユーザにより決定されるものとするが、これに限るものではない。例えば基板処理の結果物を測定器で測定し、測定により得られた測定値が所定の範囲内であるか否かを判断するなどの処理を情報処理装置１が行ってもよい。この判断結果に基づいて情報処理装置１は、正常又は異常の情報をセンサデータに付してセンサデータ記憶部１２ｂに記憶してもよい。情報処理装置１は、この情報に基づいてセンサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータの中から、正常なセンサデータを抽出することができる。情報処理装置１は、センサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータのうち、基板処理が正常に行われた際のセンサデータを用いて、学習モデル２を生成するための機械学習の処理を行う。

[0036] 本図においては、学習モデル２への入力及び出力となるセンサデータが波形として示されている。ただし実際には、例えば基板処理装置３がＭ個のセンサを備え、基板処理の間にＮ回のサンプリングが行われる場合、学習モデ

ル２への入力及び出力のデータは共に、Ｍ×Ｎの行列とすることができる。情報処理装置１は、センサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータを読み出し、読み出したセンサデータに対して必要に応じて例えば正規化又は標準化等の前処理を行ったものを、学習モデル２の機械学習を行うための学習用データとする。

[0037] 情報処理装置１は、予め内部パラメータに適宜の初期値が設定された学習モデル２に対して、センサデータ記憶部１２ｂから読み出した学習用のセンサデータを入力し、学習モデル２が出力するデータを取得する。上述のように、学習モデル２へ入力するセンサデータはＭ×Ｎ行列のデータであり、学習モデル２が出力するデータも同様にＭ×Ｎ行列のデータである。本実施の形態に係る情報処理装置１は、学習モデル２への入力データ及び学習モデル２の出力データを基に、下記の（１）式を用いて、Ｍ×Ｎ行列の各成分についての二乗誤差を、個別誤差$L^{t}_{current}$として算出する。この演算により情報処理装置１は、Ｍ×Ｎ個の個別誤差を得る。なお（１）式においてx^{t}_{input}は入力データの行列の成分であり、x^{t}_{pred}は対応する出力データの行列の成分である。また（１）式及び以降の式において上付きの添え字ｔは、機械学習における繰り返しの回数、いわゆるエポック数を示している。

[0038] [数1]

$$\mathcal{L}^{\mathrm{t}}_{\mathrm{current}} = \left(x^{t}_{input} - x^{t}_{pred}\right)^{2} \quad \cdots（1）$$

[0039] 次いで情報処理装置１は、各個別誤差$L^{t}_{current}$について指数平滑移動平均誤差L^{t}_{ema}を下記の（２）式に基づいて算出する。この演算により情報処理装置１は、Ｍ×Ｎ個の指数平滑移動平均誤差L^{t}_{ema}を得る。なお（２）式及び以降の式において係数αは、本実施の形態に係る情報処理システムの設計者等により定められるハイパーパラメータである。情報処理装置１は、機械学習の繰り返しにおける前回の指数平滑移動平均誤差と、今回の個別誤差とを基に、今回の指数平滑移動平均誤差を算出する。このために情報処理装置１は、今回の指数平滑移動平均誤差の算出結果を、少なくとも次回の指数平滑移動

平均誤差の算出が行われるまでの間は記憶部１２に記憶しておく。

[0040] [数2]

$$\mathcal{L}_{\mathrm{ema}}^{t} = \mathcal{L}_{\mathrm{current}}^{t} + \alpha\mathcal{L}_{ema}^{t-1} \qquad \cdots（２）$$

[0041] 次いで情報処理装置１は、センサデータのＭ×Ｎ行列の各成分について機械学習の重みcoef.を下記の（３）式に基づいて算出する。この演算により情報処理装置１は、Ｍ×Ｎ個の重みcoef.を得る。なお（３）において係数βは、本実施の形態に係る情報処理システムの設計者等により定められるハイパーパラメータである。機械学習の繰り返しにより誤差が収束し難いセンサ４の成分については、重みcoef.の値が小さくなる。情報処理装置１は、ある時点の個別誤差がそれ以前の個別誤差より小さいほど、この個別誤差に付す重みが大きくなるように重みを付すことができる。

[0042] [数3]

$$\mathrm{coef.} = \left(\frac{(1-\alpha)\mathcal{L}_{\mathrm{ema}}^{t-1}}{\mathcal{L}_{\mathrm{current}}^{\mathrm{t}} + (1-\alpha)\mathcal{L}_{\mathrm{ema}}^{t-1}}\right)^{\beta} \qquad \cdots（３）$$

[0043] 次いで情報処理装置１は、上記の（１）～（３）式に基づいて算出されたＭ×Ｎ個の個別誤差$L^{t}_{current}$とこれに対応するＭ×Ｎ個の重みcoef.とを用いて、総合誤差L^{t}を下記の（４）式に基づいて算出する。総合誤差L^{t}は、Ｍ×Ｎ個の個別誤差$L^{t}_{current}$に対応する重みを掛け合わせ、これにより得られるＭ×Ｎ個の値の合計値を算出したものであり、１個の数値となる。

[0044] [数4]

$$\mathcal{L}^{t} = \sum coef. \times \mathcal{L}_{current}^{t} \qquad \cdots（４）$$

[0045] 情報処理装置１は、算出した総合誤差L^{t}を用い、この総合誤差L^{t}が小さくなるよう学習モデル２の内部パラメータを更新することにより、学習モデル２の機械学習を行う。情報処理装置１は、例えば誤差逆伝播法により学習

モデル２の内部パラメータを更新することができる。誤差逆伝播法による学習モデル２の内部パラメータの更新処理は、は既存の技術であるため、詳細な説明を省略する。上記の（１）～（４）式に基づいて算出される総合誤差L^tは、例えばノイズが大きいセンサ４など、誤差が収束し難いセンサ４に関する値の重みcoef.が小さくなり、このようなセンサ４に関する機械学習での重要度又は影響度等が低減された値となる。このような総合誤差L^tに基づく機械学習が行われることにより、学習モデル２は、例えばノイズが大きく予測が困難なセンサ４についてはその特徴を学習せず、例えばノイズが小さく予測が容易なセンサ４についてその特徴を学習したものとなる。

[0046] 図４は、本実施の形態に係る情報処理装置１が行う学習モデル生成処理の手順の一例を示すフローチャートである。本実施の形態に係る情報処理装置１の処理部１１は、本処理に用いる変数ｔの値を１に初期化する（ステップＳ１）。なお変数ｔは、機械学習の繰り返しの回数をカウントするための変数であり、例えば処理部１１内のレジスタ又は記憶部１２の記憶領域等を用いて実現される。処理部１１の学習処理部１１ｂは、記憶部１２のセンサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータのうち、基板処理が正常に行われた際にセンサ４によって計測されたセンサデータを、機械学習に用いるセンサデータとして取得する（ステップＳ２）。

[0047] 学習処理部１１ｂは、ステップＳ２にて取得したセンサデータを、学習モデル２へ入力する（ステップＳ３）。学習処理部１１ｂは、ステップＳ３にて入力したセンサデータに対して学習モデル２が出力するデータを取得する（ステップＳ４）。学習処理部１１ｂは、ステップＳ３にて学習モデル２へ入力したセンサデータと、ステップＳ４にて取得した学習モデル２の出力データとの各成分について、上述の（１）式に基づき、個別誤差を算出する（ステップＳ５）。学習処理部１１ｂは、ステップＳ５にて算出した個別誤差と、前回の指数平滑移動平均誤差とを基に、上述の（２）、（３）式に基づき、センサデータの各成分の重みを算出する（ステップＳ６）。学習処理部１１ｂは、ステップＳ５にて算出した個別誤差と、ステップＳ６にて算出し

た重みとを基に、上述の（４）式に基づき、総合誤差を算出する（ステップＳ７）。学習処理部１１ｂは、ステップＳ７にて算出した総合誤差を基に、例えば誤差逆伝播法などの手法を用いて、この総合誤差が小さくなるよう学習モデル２の内部パラメータを更新する（ステップＳ８）。

[0048] 学習処理部１１ｂは、例えば機械学習の繰り返しの回数が所定回数に達した、又は、ステップＳ７にて算出した総合誤差が所定の目標値を下回った等の条件に基づいて、機械学習の処理を終了するか否かを判定する（ステップＳ９）。機械学習の処理を終了しない場合（Ｓ９：ＮＯ）、学習処理部１１ｂは、変数ｔに１を加算して（ステップＳ１０）、ステップＳ３へ処理を戻す。機械学習を終了する場合（Ｓ９：ＹＥＳ）、学習処理部１１ｂは、最終的な学習モデル２の内部パラメータ、及び、機械学習の過程で得られたセンサデータの各成分の重み等の情報をモデル情報記憶部１２ｃに記憶して（ステップＳ１１）、処理を終了する。なおステップＳ１１にて記憶する各成分の重みは、機械学習の繰り返しで得られる複数回分の重みのうち、例えば最小値又は平均値等の代表値のみであってよい。

[0049] ＜異常検出処理＞

本実施の形態に係る情報処理装置１は、上述の機械学習により生成した学習モデル２を用いて、基板処理装置３の基板処理に関する異常を検出する処理を行う。本実施の形態に係る情報処理装置１は、例えば基板処理装置３が基板処理を行っている際に又は基板処理を終えた後に、この基板処理の過程で複数のセンサ４により測定された種々の測定値を含むセンサデータを取得する。情報処理装置１は、取得したセンサデータ（又は、このセンサデータに対して適宜の前処理を施したデータ）を学習済の学習モデル２へ入力し、これに応じて学習モデル２が出力するデータを取得する。

[0050] 情報処理装置１は、学習モデル２へ入力したデータと学習モデル２が出力したデータとの各成分を比較し、各成分の差（誤差）が予め定められた閾値を超える場合に、差が閾値を超える成分に係るセンサ４に異常があると判断する。異常検出に用いる閾値は、例えば複数の成分について共通の値であっ

てよく、また例えば成分毎に個別の値が設定されてもよい。これらの閾値は、本実施の形態に係る情報処理システムの設計者等により予め定められ、情報処理装置１の記憶部１２に予め記憶される。また各成分の差は、例えば入出力の２つの値の差分値又はその絶対値が用いられてもよく、また例えば上記の（１）式による個別誤差が用いられてもよく、これら以外の演算により得られる値が用いられてもよい。

[0051] なお情報処理装置１は、入出力のデータの成分毎に異常の有無を判断するのではなく、センサ４毎に異常の有無を判定してもよい。例えばＭ個のセンサ４についてＮ回のサンプリングをそれぞれ行ってセンサデータが得られる場合、学習モデル２への入出力のデータはＭ×Ｎ行列となる。成分毎に異常の有無を判定する場合、情報処理装置１は、Ｍ×Ｎ個の差を算出して閾値との比較を行えばよい。センサ４毎に異常の有無を判定する場合、情報処理装置１は、センサ４毎のＮ個の値をＮ次元ベクトルとして扱い、入出力の２つのＮ次元ベクトルの類似度を算出し、類似度が閾値未満のセンサ４を異常と判断することができる。

[0052] また上述のように、本実施の形態に係る情報処理装置１は、学習モデル２を生成する機械学習の際に、例えばノイズが大きく誤差が収束し難いセンサ４について重みを小さく設定してその特徴を学習しないようにしている。このため学習済の学習モデル２は、重みを小さく設定されたセンサ４については予測の精度が低く、異常の検出を精度よく行うことができない可能性がある。そこで情報処理装置１は、機械学習により得られた学習モデル２の内部パラメータ等の情報と共に、機械学習の際に算出した重みを記憶しておき、重みが予め定められた閾値より低い成分を有するセンサ４については、異常検出の対象外とする。なお情報処理装置１は、機械学習の際に得られた全ての重みを記憶しておくのではなく、例えばセンサ４毎の重みの最小値又は平均値等を記憶しておいてもよく、また例えば重みを記憶するのではなく重みに基づいて決定した異常検出の対象外とするセンサ４の識別情報などを記憶しておいてもよい。

[0053] 情報処理装置１は、異常検出の結果に関する情報を表示部１４に表示する。情報処理装置１は、例えば基板処理装置３に備えられた複数のセンサ４の識別情報と、各センサ４についての異常の有無とを対応付けて一覧表示する。このときに情報処理装置１は、異常検出の対象外としたセンサ４がいずれであるかに関する情報を併せて表示してもよい。また情報処理装置１は、異常が検出されたセンサ４について、例えばセンサデータをグラフ化して表示するなど、より詳細な情報表示を行ってよい。

[0054] 図５は、本実施の形態に係る情報処理装置１が行う異常検出処理の手順の一例を示すフローチャートである。本実施の形態に係る情報処理装置１の処理部１１のセンサデータ取得部１１ａは、通信部１３にて基板処理装置３との通信を行うことにより、基板処理装置３が備える複数のセンサ４の測定値を含むセンサデータを取得する（ステップＳ３１）。

[0055] 処理部１１の異常検出部１１ｃは、モデル情報記憶部１２ｃに記憶された情報を基に学習モデル２を構成し、ステップＳ３１にて取得したセンサデータを学習モデル２へ入力する（ステップＳ３２）。異常検出部１１ｃは、ステップＳ３２にて入力したセンサデータに対して学習モデル２が出力するデータを取得する（ステップＳ３３）。異常検出部１１ｃは、ステップＳ３２にて学習モデル２へ入力したセンサデータと、ステップＳ３３にて取得した学習モデル２の出力データとを比較し、入出力データの各成分の誤差を、例えば上述の（１）式に基づいて、算出する（ステップＳ３４）。

[0056] 異常検出部１１ｃは、学習モデル２の機械学習を行った際にモデル情報記憶部１２ｃに記憶した各成分の重みの情報を取得し、重みが所定の閾値より低い成分を含むセンサ４について異常検出の対象から除外する（ステップＳ３５）。異常検出部１１ｃは、ステップＳ３５にて除外しなかったセンサ４について、ステップＳ３４にて算出した誤差が所定の閾値を超えるか否かを判定する（ステップＳ３６）。誤差が閾値を超える場合（Ｓ３６：ＹＥＳ）、異常検出部１１ｃは、誤差が閾値を超えたセンサ４について異常が検出された旨を通知し（ステップＳ３７）、処理を終了する。誤差が閾値を超えな

い場合（Ｓ３６：ＮＯ）、異常検出部１１ｃは、処理を終了する。

[0057] 図６は、異常検出結果の一表示例を示す模式図である。本実施の形態に係る情報処理装置１は、基板処理装置３から取得したセンサデータに基づく基板処理の異常検出の結果として、異常検出の対象としたセンサ４に関する情報を、各センサの異常度合い（誤差）に対応付けて表示部１４に表示する。図６に示す例において情報処理装置１は、異常検出処理により得られる各センサ４の誤差に基づいて、基板処理装置３が備える複数のセンサ４を異常の度合いが高い順（誤差が大きい順）に並べて表示することで、異常検出の対象としたセンサ４に関する情報を異常度合いに対応付けて表示している。本例において情報処理装置１は、画面上部に各センサ４の誤差を棒グラフとして示し、誤差が大きいものセンサ４を左側から右側へ順に並べて表示している。

[0058] なお情報処理装置１による異常検出結果の表示は図６に示す例に限らず、種々の表示態様が採用され得る。情報処理装置１は、各センサ４の異常度合い（誤差）を棒グラフではなく折れ線グラフ又は円グラフ等の種々のグラフを用いて表示してよい。情報処理装置１は、各センサ４に関する情報をグラフではなく表形式で表示してよく、この際には例えば異常度合いが高い順にセンサ４に関する情報を表形式で一覧表示することができる。また情報処理装置１は、異常度合いの順にセンサ４に関する情報を並べて表示するのではなく、例えばセンサ４の識別番号順などの適宜の順序に並べて情報を表示し、異常度合いが高いものを強調表示することで、異常検出の対象としたセンサ４に関する情報を異常度合いに対応付けて表示することができる。強調表示は、例えば情報を表示する文字の色、サイズもしくはフォントを異常度合いに応じて変化させる、又は、異常度合いが高いセンサ４の情報を点滅して表示する等の方法が採用され得る。

[0059] また情報処理装置１は、機械学習の際に個別誤差の重みを低く設定したセンサ４については、表示の対象外とするか、又は、異常検出の対象外であることが判別できるように表示を行う。例えば情報処理装置１は、異常検出の

対象のセンサ４に関する情報と、対象外のセンサ４に関する情報とを異なる色又はサイズ等で表示するなど、表示態様に差を設けることで対象のセンサ４に関する情報と対象外のセンサ４に関する情報とを判別可能に表示することができる。また例えば情報処理装置１は、対象外のセンサ４に関する情報に対して、この情報が異常検出の対象外であることを示すアイコン等を付して表示してもよい。

[0060] また本図において情報処理装置１は、最も誤差が大きいセンサ４（図中ではセンサＫ）について、異常検出に用いた時系列のセンサデータをグラフ化したものと、この時系列のセンサデータに対して算出した時系列の誤差をグラフ化したものとを、画面下部に並べて表示している。なお本例では最も誤差が大きいセンサ４について情報処理装置１がセンサデータ及び誤差のグラフを表示しているが、これに限るものではない。例えばユーザは画面上部に誤差が大きい順で並べられた複数のセンサ４のセンサ名を選択する操作を行うことができ、この操作を受け付けた情報処理装置１は、ユーザが選択したセンサ４に関するセンサデータ及び誤差のグラフを画面下部に表示する。

[0061] ＜追加機能１：データ拡張＞

情報処理装置１は、基板処理装置３から取得してセンサデータ記憶部１２ｂに記憶した複数のセンサデータを用いて、学習モデル２を生成する機械学習を行う。機械学習に用いられる学習用データが多いほど、生成される学習モデル２の予測精度を高めることが期待できる。そこで本実施の形態に係る情報処理装置１は、基板処理装置３から取得したセンサデータを基に機械学習に用いることができる新たなセンサデータを生成することで、学習用データを増加させる処理、いわゆるデータ拡張を行うことができる。

[0062] 図７は、本実施の形態に係る情報処理装置１が行うデータ拡張処理を説明するための模式図である。本実施の形態に係る情報処理装置１は、予め基板処理装置３から取得したセンサデータに含まれる各センサ４の時系列の測定値を元データとし、この元データに適宜の演算を行うことで一又は複数の拡張データを生成する。情報処理装置１は、元データに対して縦軸（測定値）

及び横軸（時間）の各方向へ所定量だけ拡張した範囲を、データを拡張する範囲として決定する。図７の上段には元データの一例としてステップ波形が示され、中段にはこの波形に対する拡張範囲の一例が示されている。

[0063] 本実施の形態において情報処理装置１は、元データを出力したセンサ４の分解能（例えば縦軸についてはセンサ４が測定可能な最小値、横軸についてはサンプリング周期で決定される）の情報を基に、元データに対する拡張範囲を決定する。情報処理装置１は、例えば元データを縦軸及び横軸にそれぞれプラスマイナス分解能の分だけ移動させ得る範囲を拡張範囲とすることができる。

[0064] 情報処理装置１は、決定した拡張範囲に収まるように、元データに対する移動、拡大又は縮小等の演算を適宜に行うことによって、一又は複数の拡張データを生成する。図７の下段には、拡張範囲に収まるように生成した３つの拡張データの波形が示されている。左側に図示する拡張データは、元データを縦軸方向に関して縮小したものである。中央に図示する拡張データは、元データの縦軸方向に関して拡大したものである。右側に図示する拡張データは、元データを縦軸方向へ平行移動させたものである。情報処理装置１は、予め定められた移動、拡大又は縮小等の複数種類の演算を例えばランダムに選択し、選択した演算を元データに対して行うことで、拡張範囲内でデータを拡張する。

[0065] 情報処理装置１は、センサデータ記憶部１２ｂに記憶された１つのセンサデータ（正常なセンサデータ）に対して一又は複数の拡張したセンサデータを生成し、学習モデル２の機械学習に用いることができるセンサデータの量を２倍以上に増加させることができる。より多くの学習用データを用いて機械学習を行うことで、情報処理装置１は、より予測精度の高い学習モデル２を生成することが期待できる。またデータ拡張を行う拡張範囲をセンサ４の分解能に基づいて決定することで、センサ４の分解能に起因する異常の誤検出を防止することが期待できる。

[0066] ＜追加機能２：前処理＞

情報処理装置１は、基板処理装置３から取得したセンサデータに対して適宜の前処理を行い、前処理を行ったセンサデータを学習モデル２へ入力してもよい。前処理には、例えば標準化又は正規化等の処理が採用され得る。標準化は、複数の値の平均値及び標準偏差に基づいて、この複数の値を平均値が０且つ分散が１となるように変換する処理である。正規化は、複数の値の最小値及び最大値に基づいて、この複数の値を０から１までの範囲の値となるように変換する処理である。なお標準化及び正規化等の処理は既存の技術であるため、詳細な説明は省略する。

[0067] 図８は、本実施の形態に係る情報処理装置１が行う前処理を説明するための模式図である。本実施の形態において情報処理装置１は、センサデータの要約値を用いた前処理を行い、前処理を行ったセンサデータを学習モデル２へ入力する。センサデータの要約値は、前処理として標準化を行う場合には平均値及び標準偏差であり、前処理として正規化を行う場合には最小値及び最大値である。なお情報処理装置１は、標準化及び正規化とは異なる前処理を行ってよく、この場合にセンサデータの要約値は前処理に必要な様々な値であってよい。以下では、前処理として標準化を行う場合について説明する。

[0068] 情報処理装置１は、例えばＭ個のセンサ４に対してＮ回のサンプリングを行うことでＭ×Ｎ個の値を含むセンサデータを得ることができる。情報処理装置１は、各センサ４についてＮ個の値の平均値及び標準偏差を算出することで２つの要約値を得ることができ、１つのセンサデータから２×Ｍ個の要約値を得ることができる。

[0069] 本実施の形態に係る情報処理装置１は、予め機械学習により生成された要約値の予測モデル５を有している（即ち、予測モデル５に関する情報をモデル情報記憶部１２ｃに記憶している）。要約値の予測モデル５は、要約値を入力として受け付けて、これに対する正常な要約値を予測するよう機械学習がなされた学習モデルである。本実施の形態において情報処理装置１は、要約値の予測モデル５として主成分分析により次元削減するモデルを利用し、

２×Ｍ個の要約値をそれ以下の個数の主成分の情報に変換し、変換した主成分の情報を再び２×Ｍ個の要約値へ逆変換する。これにより情報処理装置１は、基板処理装置３から取得したセンサデータの要約値を基に、このセンサデータに対する正常な要約値の予測値を得ることができる。

[0070] 情報処理装置１は、予測モデル５から取得した２×Ｍ個の要約値の予測値を用いて、元のＭ×Ｎ個の値を含むセンサデータの前処理を行う。本例では、センサデータにはＭ個のセンサ４に関する値が含まれており、各センサ４についてＮ個の時系列の値が含まれている。情報処理装置１は、各センサ４について平均値及び標準偏差の２個の要約値を予測し、この平均値及び標準偏差の予測値を用いてＮ個の時系列の値を標準化する。情報処理装置１は、Ｍ個のセンサ４について同様に標準化をそれぞれ行うことができ、これによりセンサデータに含まれるＭ×Ｎ個の値の全てを標準化することができる。

[0071] 前処理に用いられる予測モデル５は、学習モデル２を生成する機械学習を行う前に、情報処理装置１によって生成される。情報処理装置１は、学習モデル２の機械学習に用いる正常なセンサデータを取得し、取得したセンサデータについてセンサ４毎の要約値を算出する。情報処理装置１は、算出した複数の要約値を基に、主成分分析等により次元削減すると共に、次元削減した情報を元の次元に復元する予測モデル５を生成する。なお主成分分析は既存の技術であるため、詳細な説明は省略する。また予測モデル５は、主成分分析によるものに限らず、入力データの次元数を削減し、これを元の次元へ復元することができるどのような学習モデルが採用されてもよい。予測モデル５は、入力された要約値に対して、正常な要約値を予測し得るものであれば、どのような学習モデルであってもよい。

[0072] また情報処理装置１は、予め生成した予測モデル５を用いる前処理を、機械学習により学習モデル２を生成する際と、学習済の学習モデル２を用いて異常検出を行う際とのいずれにも行う。いずれの際にも用いられる予測モデル５は、同じもの（機械学習により決定される内部パラメータが同じもの）である。情報処理装置１は、予め予測モデル５を生成し、予測モデル５の内

部パラメータ等の情報をモデル情報記憶部１２ｃに記憶しておく。

[0073] 本実施の形態に係る情報処理装置１は、センサデータの要約値から予測モデル５を利用して正常な要約値を予測し、予測した正常な要約値を用いて標準化又は正規化等の前処理を行う。これにより情報処理装置１は、例えば基板処理装置３の個体差又は計時変化等の要因で生じる値の変化を前処理にて低減又は無効化し、学習モデル２の予測精度を向上させることが期待できる。

[0074] ＜まとめ＞

以上の構成の本実施の形態に係る情報処理システムでは、情報処理装置１が、基板処理装置３が備える複数のセンサ４が測定した複数の測定値を含むセンサデータを入力として受け付けて、対応する複数の正常な測定値を含むセンサデータを出力する学習モデル２を機械学習により生成する。情報処理装置１は、センサデータ記憶部１２ｂに記憶されたセンサデータの中から基板処理に係る正常なセンサデータを取得し、取得したセンサデータを学習モデル２へ入力して、学習モデル２が出力するセンサデータを取得する。情報処理装置１は、学習モデル２へ入力したセンサデータと学習モデル２が出力したセンサデータとに含まれる測定値毎の個別誤差を算出し、算出した個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出する。情報処理装置１は、算出した総合誤差に基づいて学習モデル２の内部パラメータを更新することで機械学習を行い、学習モデル２を生成する。また情報処理装置１は、個別誤差の収束状況に応じて、この個別誤差に付す重みを調整する。これにより本実施の形態に係る情報処理システムは、例えばノイズが多いセンサデータ及びノイズが少ないセンサデータ等を考慮した機械学習を行って学習モデル２を生成することができ、生成した学習モデル２を利用した基板処理の状態検出においてノイズ等の影響を低減することが期待できる。

[0075] また本実施の形態に係る情報処理システムでは、情報処理装置１が、上述の（１）式～（３）式に基づいて重みを算出する。これにより情報処理装置１は、ある時点の個別誤差がそれ以前の個別誤差より小さいほど、この個別

誤差に付す重みが大きくなるように、各個別誤差に付す重みを調整する。即ち情報処理装置１は、収束し難い個別誤差に付す重みが小さくなるように、各個別誤差に付す重みを調整する。これにより本実施の形態に係る情報処理システムは、例えばノイズが大きく個別誤差が収束し難いセンサ４について機械学習の重要度を低減して学習モデル２を生成することが期待できる。

[0076] また本実施の形態に係る情報処理システムでは、情報処理装置１が生成する学習モデル２は、オートエンコーダの構成である。これにより本実施の形態に係る情報処理システムは、学習モデル２を生成する機械学習を、正解ラベルを有していない学習用データを用いた機械学習、いわゆる教師なしの機械学習で行うことができる。情報処理装置１が正常なセンサデータを用いて機械学習を行うことにより、正常なセンサデータを予測する学習モデル２を生成することが期待できる。

[0077] また本実施の形態に係る情報処理システムでは、情報処理装置１が、基板処理装置３から基板処理に係る複数のセンサ４が測定した複数のセンサ値を含むセンサデータを取得する。情報処理装置１は、上述の機械学習により予め生成された学習モデル２へ取得したセンサデータを入力し、学習モデル２が出力するセンサデータを取得する。情報処理装置１は、学習モデル２へ入力したセンサデータと学習モデル２が出力したセンサデータとの比較に基づいて、基板処理に関する異常等の状態を検出する。これにより本実施の形態に係る情報処理システムは、学習モデル２を利用した基板処理の状態検出においてノイズ等の影響を低減することが期待できる。

[0078] また本実施の形態に係る情報処理システムでは、情報処理装置１が、学習モデル２を生成する機械学習の際に算出したセンサデータの測定値毎の重みに係る情報を、モデル情報記憶部１２ｃに記憶しておく。状態検出の際に情報処理装置１は、記憶しておいた重みを基に、状態検出の対象外とするセンサを決定する。これにより本実施の形態に係る情報処理システムは、機械学習の際に個別誤差が収束し難いため学習の重要度が下げられたセンサ４を状態検出の対象外とすることができ、学習モデル２による予測精度が低いセン

サ４の状態を誤検出することを防止することが期待できる。

[0079] 今回開示された実施形態はすべての点で例示であって、制限的なものではないと考えられるべきである。本開示の範囲は、上記した意味ではなく、請求の範囲によって示され、請求の範囲と均等の意味及び範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

[0080] 各実施形態に記載した事項は相互に組み合わせることが可能である。また、請求の範囲に記載した独立請求項及び従属請求項は、引用形式に関わらず全てのあらゆる組み合わせにおいて、相互に組み合わせることが可能である。さらに、請求の範囲には他の２以上のクレームを引用するクレームを記載する形式（マルチクレーム形式）を用いているが、これに限るものではない。マルチクレームを少なくとも１つ引用するマルチクレーム（マルチマルチクレーム）を記載する形式を用いて記載してもよい。

符号の説明

[0081] １　情報処理装置（コンピュータ）
２　学習モデル
３　基板処理装置
４　センサ
５　予測モデル
１１　処理部
１１ａ　センサデータ取得部
１１ｂ　学習処理部
１１ｃ　異常検出部
１１ｄ　表示処理部
１２　記憶部
１２ａ　プログラム（コンピュータプログラム）
１２ｂ　センサデータ記憶部
１２ｃ　モデル情報記憶部
１３　通信部

１４　表示部

１５　操作部

請求の範囲

[請求項1] 基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを入力として受け付けて、対応する複数の測定値を含むセンサデータを出力する学習モデルを機械学習により生成する処理をコンピュータに実行させるコンピュータプログラムであって、

前記基板処理に係るセンサデータを取得し、

取得したセンサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、

算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、

算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、

前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整する

処理を前記コンピュータに実行させるコンピュータプログラム。

[請求項2] 一の時点の個別誤差が前記一の時点より前の時点の個別誤差より小さいほど、前記一の時点の個別誤差に付す重みが大きくなるように、各個別誤差に付す重みを調整する、

請求項１に記載のコンピュータプログラム。

[請求項3] 前記学習モデルは、オートエンコーダである、

請求項１に記載のコンピュータプログラム。

[請求項4] 取得したセンサデータを基に、当該センサデータの測定値を所定範囲内で変化させた拡張センサデータを生成し、

生成した前記拡張センサデータをセンサデータとして前記学習モデルの機械学習を行う、

請求項１に記載のコンピュータプログラム。

[請求項5] 取得したセンサデータの要約値を算出し、

算出した前記要約値を基に、センサデータの要約値を予測する予測モデルを生成し、

生成した前記予測モデルが予測した要約値を用いてセンサデータに対する前処理を行い、

前記前処理を行ったセンサデータを前記学習モデルへ入力する、

請求項１に記載のコンピュータプログラム。

[請求項6] 基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを取得し、

センサデータを入力として受け付けて対応するセンサデータを出力するよう機械学習がなされた学習モデルへ、取得したセンサデータを入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと、前記学習モデルが出力したセンサデータとの比較に基づいて、前記基板処理に係る状態を検出する

処理をコンピュータに実行させ、

前記学習モデルの機械学習は、

センサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、

算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、

算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、

前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整することで行われる、

コンピュータプログラム。

[請求項7] 前記機械学習が行われた際のセンサデータの測定値毎の重みに係る情報を取得し、

取得した前記重みを基に、状態検出の対象外とするセンサを決定する、

請求項６に記載のコンピュータプログラム。

[請求項8] 前記学習モデルへ入力したセンサデータと、前記学習モデルが出力したセンサデータとの比較に基づいて、センサ毎の異常度合いを算出し、

状態検出の対象とする一又は複数のセンサに関する情報を、当該センサの異常度合いに対応付けて出力する、

請求項７に記載のコンピュータプログラム。

[請求項9] 複数のセンサに関する情報を異常度合いに応じた順序に並べて出力する、

請求項８に記載のコンピュータプログラム。

[請求項10] 状態検出の対象とするセンサに関する情報と、状態検出の対象外とするセンサに関する情報とを判別可能に出力する、

請求項７に記載のコンピュータプログラム。

[請求項11] 取得したセンサデータの要約値を算出し、

算出した前記要約値を基に、センサデータの要約値を入力として受け付けてセンサデータの要約値を予測するよう機械学習がなされた予測モデルを用いて、センサデータの要約値を予測し、

予測した要約値を用いて取得したセンサデータに対する前処理を行い、

前記前処理を行ったセンサデータを前記学習モデルへ入力する、

請求項６に記載のコンピュータプログラム。

[請求項12] 情報処理装置が、基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを入力として受け付けて、対応する複数の測定値を含むセンサデータを出力する学習モデルを機械学習により生成

する学習モデルの生成方法であって、

前記基板処理に係るセンサデータを取得し、

取得したセンサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、

算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、

算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、

前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整する、

学習モデルの生成方法。

[請求項13] 情報処理装置が、

基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを取得し、

センサデータを入力として受け付けて対応するセンサデータを出力するよう機械学習がなされた学習モデルへ、取得したセンサデータを入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと、前記学習モデルが出力したセンサデータとの比較に基づいて、前記基板処理に係る状態を検出する

処理をコンピュータに実行させ、

前記学習モデルの機械学習は、

センサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、

算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、

算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、

前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整することで行われる、

情報処理方法。

[請求項14] 基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを入力として受け付けて、対応する複数の測定値を含むセンサデータを出力する学習モデルを機械学習により生成する処理部を備える情報処理装置であって、

前記処理部が、

前記基板処理に係るセンサデータを取得し、

取得したセンサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、

算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、

算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、

前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整する、

情報処理装置。

[請求項15] 処理部を備え、

前記処理部が、

基板処理に係る複数のセンサが測定した複数の測定値を含むセンサデータを取得し、

センサデータを入力として受け付けて対応するセンサデータを出力するよう機械学習がなされた学習モデルへ、取得したセンサデータを入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと、前記学習モデルが出力したセンサデータとの比較に基づいて、前記基板処理に係る状態を検出する

処理をコンピュータに実行させ、

前記学習モデルの機械学習は、

センサデータを学習モデルへ入力して、前記学習モデルが出力するセンサデータを取得し、

前記学習モデルへ入力したセンサデータと前記学習モデルが出力したセンサデータとの測定値毎の個別誤差を算出し、

算出した複数の前記個別誤差をそれぞれ重み付けして総合誤差を算出し、

算出した前記総合誤差に基づいて前記学習モデルの内部パラメータを更新し、

前記個別誤差の収束状況に応じて、当該個別誤差に付す重みを調整することで行われる、

情報処理装置。