

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7561529号
(P7561529)

(45)発行日 令和6年10月4日(2024.10.4)

(24)登録日 令和6年9月26日(2024.9.26)

(51)国際特許分類

F I

G 0 5 B 23/02 (2006.01)

G 0 5 B 23/02

R

請求項の数 11 (全24頁)

(21)出願番号	特願2020-106496(P2020-106496)	(73)特許権者	000006208
(22)出願日	令和2年6月19日(2020.6.19)		三菱重工業株式会社
(65)公開番号	特開2021-125196(P2021-125196 A)		東京都千代田区丸の内三丁目 2 番 3 号
(43)公開日	令和3年8月30日(2021.8.30)	(74)代理人	100149548
審査請求日	令和5年3月29日(2023.3.29)		弁理士 松沼 泰史
(31)優先権主張番号	特願2020-17156(P2020-17156)	(74)代理人	100162868
(32)優先日	令和2年2月4日(2020.2.4)		弁理士 伊藤 英輔
(33)優先権主張国・地域又は機関	日本国(JP)	(74)代理人	100161702
			弁理士 橋本 宏之
		(74)代理人	100189348
			弁理士 古都 智
		(74)代理人	100196689
			弁理士 鎌田 康一郎
		(72)発明者	東野 耕次
			東京都千代田区丸の内三丁目 2 番 3 号
			最終頁に続く

(54)【発明の名称】 予測装置、プラント、予測方法、プログラム、及び、コンフィギュレーションプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項 1】

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第 1 予測モデルを生成するモデル生成部と、

前記モデル生成部が生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測する劣化度予測部と、
を備える劣化予測装置。

【請求項 2】

前記モデル生成部は、
前記計画値および前記プラントデータを入力とし、前記被毒後の触媒データを出力とする前記学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第 2 プラントにおける前記被毒後の触媒に係るデータを予測する第 2 予測モデルを生成し、前記第 2 予測モデルが予測した前記第 2 プラントにおける前記被毒後の触媒に係るデータに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測する前記第 1 予測モデルを生成し、
前記劣化度予測部は、
前記第 1 予測モデルと、前記第 2 予測モデルとに基づいて、前記第 2 プラントにおける

前記劣化度を予測する、

請求項 1 に記載の劣化予測装置。

【請求項 3】

請求項 1 または請求項 2 に記載の劣化予測装置と、

前記劣化予測装置が予測した前記劣化度に基づいて、空気予熱器の入出力間の差圧を推定する差圧推定部と、

を備える差圧予測装置。

【請求項 4】

前記劣化予測装置が予測した前記劣化度に基づいて、前記空気予熱器における閉塞度を推定する閉塞度推定部、

を備え、

前記差圧推定部は、

前記閉塞度推定部が推定した前記閉塞度に基づいて、前記空気予熱器の入出力間の差圧を推定する、

請求項 3 に記載の差圧予測装置。

【請求項 5】

前記劣化予測装置が予測した前記劣化度に基づいて、リークアンモニアの量を推定するリーク推定部、

を備え、

前記差圧推定部は、

前記リーク推定部が推定した前記リークアンモニアの量に基づいて、前記空気予熱器の入出力間の差圧を推定する、

請求項 3 または請求項 4 に記載の差圧予測装置。

【請求項 6】

前記劣化予測装置が予測した前記劣化度に基づいて、スケールアップファクタを求めるスケールアップファクタ推定部、

を備え、

前記差圧推定部は、

前記スケールアップファクタ推定部が求めた前記スケールアップファクタに基づいて、前記空気予熱器の入出力間の差圧を推定する、

請求項 3 から請求項 5 の何れか一項に記載の差圧予測装置。

【請求項 7】

触媒が用いられるプラントであって、

前記触媒の劣化が起こる装置と、

前記触媒の劣化度を予測する請求項 1 または請求項 2 に記載の劣化予測装置と、

を備えるプラント。

【請求項 8】

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第 1 予測モデルを生成することと、

生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測することと、

を含む劣化予測方法。

【請求項 9】

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒

10

20

30

40

50

の劣化度を予測するニューラルネットワークである第 1 予測モデルを生成することと、
生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測
することと、
予測した前記劣化度に基づいて、空気予熱器の入出力間の差圧を推定することと、
を含む差圧予測方法。

【請求項 10】

コンピュータに、
第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に
係る第 2 データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の
触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデ
ータの結合の重み付けが決定され、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒
の劣化度を予測するニューラルネットワークである第 1 予測モデルを生成することと、
生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測
することと、
を実行させるプログラム。

【請求項 11】

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に
係る第 2 データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の
触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデ
ータの結合の重み付けが決定され、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒
の劣化度を予測するニューラルネットワークである第 1 予測モデルを生成するモデル生成
部、前記モデル生成部が生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにお
ける前記劣化度を予測する劣化度予測部のそれぞれをハードウェアとして構成させるコン
フィギュレーションの処理をコンピュータに実行させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、予測装置、プラント、予測方法、プログラム、及び、コンフィギュレーショ
ンプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

ボイラなどを備えるプラントでは、触媒が使用される。触媒が使用されるプラントでは
、プラントを運転するにつれて、触媒が劣化する。そのため、触媒が使用されるプラント
では、触媒の劣化度を把握することが望まれる。

特許文献 1 には、関連する技術として、触媒の劣化度を予測する技術が開示されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】特許第 6 2 7 8 2 9 6 号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

ところで、プラントにおける触媒の劣化度を予測するには、一般的にプラントのユーザ
が予測するときに、毎回排ガスの性状を分析するなど複雑な処理を行う必要がある。

そのため、プラントでは、ユーザが複雑な処理を実行することなく、触媒の劣化度を
知ることができる技術が求められている。

【0005】

本開示は、上記の課題を解決することのできる予測装置、プラント、予測方法、プログ
ラム、及び、コンフィギュレーションプログラムを提供することを目的としている。

【課題を解決するための手段】

【 0 0 0 6 】

上記課題を解決するために、本開示に係る劣化予測装置は、第1プラントの過去の運転における触媒に係る第1データと、前記過去の運転の状態に係る第2データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第1プラントと異なる第2プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第1予測モデルを生成するモデル生成部と、前記モデル生成部が生成した前記第1予測モデルに基づいて、前記第2プラントにおける前記劣化度を予測する劣化度予測部と、を備える。

【 0 0 0 7 】

本開示に係る差圧予測装置は、上記の劣化予測装置と、前記劣化予測装置が予測した前記劣化度に基づいて、空気予熱器の入出力間の差圧を推定する差圧推定部と、を備える。

【 0 0 0 8 】

本開示に係るプラントは、触媒が用いられるプラントであって、前記触媒の劣化が起こる装置と、前記触媒の劣化度を予測する上記の劣化予測装置と、を備える。

【 0 0 0 9 】

本開示に係る劣化予測方法は、第1プラントの過去の運転における触媒に係る第1データと、前記過去の運転の状態に係る第2データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第1プラントと異なる第2プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第1予測モデルを生成することと、生成した前記第1予測モデルに基づいて、前記第2プラントにおける前記劣化度を予測することと、を含む。

【 0 0 1 0 】

本開示に係る差圧予測方法は、第1プラントの過去の運転における触媒に係る第1データと、前記過去の運転の状態に係る第2データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第1プラントと異なる第2プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第1予測モデルを生成することと、生成した前記第1予測モデルに基づいて、前記第2プラントにおける前記劣化度を予測することと、予測した前記劣化度に基づいて、空気予熱器の入出力間の差圧を推定することと、を含む。

【 0 0 1 1 】

本開示に係るプログラムは、コンピュータに、第1プラントの過去の運転における触媒に係る第1データと、前記過去の運転の状態に係る第2データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第1プラントと異なる第2プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第1予測モデルを生成することと、生成した前記第1予測モデルに基づいて、前記第2プラントにおける前記劣化度を予測することと、を実行させる。

【 0 0 1 2 】

本開示に係るコンフィギュレーションの処理をコンピュータに実行させるためのプログラムは、第1プラントの過去の運転における触媒に係る第1データと、前記過去の運転の状態に係る第2データとを含む学習データであって、計画値、プラントデータ、および被毒後の触媒データを入力とし触媒劣化データを出力とする学習データに基づいて、ノード間のデータの結合の重み付けが決定され、前記第1プラントと異なる第2プラントにおける触媒の劣化度を予測するニューラルネットワークである第1予測モデルを生成するモデル生成部、前記モデル生成部が生成した前記第1予測モデルに基づいて、前記第2プラントにおける前記劣化度を予測する劣化度予測部のそれぞれをハードウェアとして構成させる。

10

20

30

40

50

【発明の効果】

【0013】

本開示の実施形態による予測装置、プラント、予測方法、プログラム、及び、コンフィギュレーションプログラムによれば、プラントのユーザが複雑な処理を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【図面の簡単な説明】

【0014】

【図1】本開示の第1実施形態によるプラントの構成の一例を示す図である。

【図2】本開示の第1実施形態によるセンサ装置の構成の一例を示す図である。

【図3】本開示の第1実施形態による劣化予測装置の構成の一例を示す図である。

10

【図4】本開示の第1実施形態におけるさまざまなプラントにおける過去の実績データの一例を示す図である。

【図5】本開示の第1実施形態における第1モデル及び第2モデルの生成を説明するための図である。

【図6】本開示の第1実施形態における第1モデル及び第2モデルからへのデータの入力の一例を示す図である。

【図7】本開示の第1実施形態による劣化予測装置の処理フローを示す第1の図である。

【図8】本開示の第1実施形態による劣化予測装置の処理フローを示す第2の図である。

【図9】本開示の第1実施形態における実施例の比較結果の一例を示す図である。

【図10】本開示の第2実施形態による差圧予測装置の構成の一例を示す図である。

20

【図11】本開示の第2実施形態によるプラントの構成の一例を示す図である。

【図12】本開示の第2実施形態による差圧予測装置の処理フローを示す図である。

【図13】本開示の第2実施形態による差圧予測装置の処理を説明するための図である。

【図14】本開示の第2実施形態における実施例の比較結果の一例を示す図である。

【図15】少なくとも1つの実施形態に係るコンピュータの構成を示す概略ブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【0015】

<第1実施形態>

以下、図面を参照しながら実施形態について詳しく説明する。

30

本開示の第1実施形態に係る劣化予測システムは、予測対象のプラント1の運転データに基づいて、当該プラント1が備える脱硝装置20の劣化状態を予測する。劣化予測システムは、データサーバ装置50および劣化予測装置40を備える。データサーバ装置50は、プラント1のデータを記憶する装置である。プラント1のデータは、例えば、燃料性状、運転データなどを含むデータである。劣化予測装置40は、データサーバ装置50が記憶するデータに基づいて、プラント1が備える脱硝装置20の劣化状態を予測する。

【0016】

(プラントの構成)

第1実施形態によるプラント1(第2プラントの一例、プラントの一例)の構成について説明する。

40

第1実施形態によるプラント1は、プラント1の総運転時間に対する触媒の性能の劣化度を予測するプラントである。

プラント1は、図1に示すように、ボイラ10、脱硝装置20(触媒の劣化が起こる装置の一例)、センサ装置30を備える。

【0017】

ボイラ10は、石炭などを燃料とするボイラである。ボイラ10は、燃料を焚いたときの燃焼ガスを脱硝装置20に排出する。

【0018】

脱硝装置20は、燃焼ガスに含まれる NO_x (ノックス)を分解することで、燃焼ガスにおける NO_x 濃度を低減させる装置。プラント1の安定的な稼働のために、脱硝装置2

50

0の脱硝率をほぼ一定に保つことが好ましい。

例えば、脱硝装置20は、被毒成分による触媒の性能の劣化によって低下傾向となる脱硝率を、脱硝装置20の入口でアンモニア(NH_3)を注入することにより、その脱硝率を一定に保つ。被毒成分とは、触媒の主成分とは異なる、外部から入ってくる成分である。

脱硝装置20には、外部から被毒成分が入ってくる。そのため、脱硝装置20では、被毒成分の増加に伴って、活性点が減少する。その結果、触媒の性能の高さ(良さ)を示す反応速度定数Kの値が低下する。すなわち、触媒の性能が劣化する。

第1実施形態によるプラント1は、この触媒の性能の劣化度の予測対象である。

【0019】

センサ装置30は、図2に示すように、第1センサ301、第2センサ302、第3センサ303、第4センサ304を備える。センサ装置30は、脱硝装置20の入口に備えられる。

10

第1センサ301は、脱硝装置20の入口におけるダスト濃度を検出する。

第2センサ302は、脱硝装置20の入口における NO_x (ノックス)濃度を検出する。

第3センサ303は、脱硝装置20の入口における SO_x (ソックス)濃度を検出する。

第4センサ304は、脱硝装置20の入口における O_2 (酸素)濃度を検出する。

センサ装置30が計測したデータは、インターネット等のネットワークを介してデータサーバ装置50に送信される。これにより、データサーバ装置50にはプラント1のデータが蓄積される。

【0020】

20

(劣化予測装置の構成)

劣化予測装置40は、プラント1の総運転時間に対する触媒の性能の劣化度を予測する装置である。

劣化予測装置40は、図3に示すように、記憶部401、計画値取得部402、プラントデータ取得部403、第1モデル生成部404(モデル生成部の一例)、第2モデル生成部405(モデル生成部の一例)、被毒後データ取得部406、触媒劣化度取得部407(劣化度予測部の一例)を備える。

【0021】

記憶部401は、劣化予測装置40の処理に必要な種々の情報を記憶する。

例えば、記憶部401は、さまざまなプラント(第1プラントの一例)における過去の実績データD1を記憶する。

30

具体的には、記憶部401は、例えば、図4に示す計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データを記憶する。

なお、時間の経過に伴って変化するデータについては、記憶部401は、時刻と関連付けて記憶している。

【0022】

図4に示すように、計画値には、触媒性能、触媒仕様、装置仕様が含まれる。

触媒性能の例としては、反応速度定数の初期値 K_0 、ある運転時間が経過した後の反応速度定数Kと反応速度定数の初期値 K_0 との比(K/K_0)(反応速度定数の劣化度、すなわち、触媒の劣化度)などが挙げられる。なお、反応速度定数の初期値 K_0 は、予め与えられる値である。

40

【0023】

また、触媒仕様の例としては、触媒の初期の比表面積、触媒の初期の細孔容積、触媒の初期の組成(例えば、 TiO_2 (チタニア)、 WO_3 (三酸化タングステン)、 V_2O_5 (五酸化バナジウム)、 SiO_2 (シリカ)など)などが挙げられる。なお、触媒の仕様は、例えば、実際の触媒をサンプリングし、分析することによって得られる。

【0024】

また、装置仕様の例としては、流速、脱硝装置20の入口におけるダスト濃度、脱硝装置20の入口における NO_x (ノックス)濃度、脱硝装置20の入口における SO_x (ソックス)濃度、脱硝装置20の入口における O_2 (酸素)濃度などが挙げられる。

50

なお、流速は、装置ごとに決まる値である。脱硝装置 20 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 20 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における O_2 濃度のそれぞれは、脱硝装置 20 の入口に設けられているセンサ装置 30 によって測定された値である。脱硝装置 20 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 20 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における O_2 濃度のそれぞれについては、燃料性状から計算により求めるものであってもよい。ここでの燃料性状は、灰中の各成分の触媒への流入量を示すデータであり、プラントごとに燃料を分析して、所持されているデータである。

【0025】

また、図 4 に示すように、プラントデータには、燃料性状、運転データが含まれる。

10

燃料性状の例としては、 SiO_2 、 Al_2O_3 などのフライアッシュ中成分の触媒への流入量が挙げられる。

また、運転データの例としては、プラントの運転時間が挙げられる。

【0026】

また、図 4 に示すように、被毒後の触媒データには、被毒後の触媒物性、被毒後の触媒組成が含まれる。

被毒後の触媒物性の例としては、被毒後の触媒の比表面積、被毒後の触媒の細孔容積などが挙げられる。

また、被毒後の触媒組成の例としては、被毒後の触媒における TiO_2 の割合を WO_3 の割合で正規化した値 ($\text{TiO}_2 / \text{WO}_3$)、被毒後の触媒における SiO_2 の割合を WO_3 の割合で正規化した値 ($\text{SiO}_2 / \text{WO}_3$) などが挙げられる。

20

なお、被毒後の触媒データは、脱硝装置 20 の内部における触媒のデータであり、プラントの運転中に取得することは困難なデータである。そのため、被毒後の触媒データは、プラント 1 の保守点検時などに取得されることになる。

【0027】

また、具体的には、記憶部 401 は、過去のプラントの運転について、求められた触媒の劣化度（すなわち、比 (K / K_0)）を記憶する。

【0028】

また、例えば、記憶部 401 は、モデルを用いてプラント 1 における触媒の劣化度を予測するときに用いるデータを記憶する。

30

具体的には、記憶部 401 は、過去の実績データ D1 を用いて生成された第 1 モデル（第 2 予測モデルの一例）、過去の実績データ D1 を用いて生成された第 2 モデル（第 1 予測モデルの一例）、プラント 1 の触媒性能、プラント 1 の触媒仕様、プラント 1 の装置仕様、プラント 1 の燃料性状を記憶する。第 1 モデルは、プラント 1 における被毒後の触媒データを予測するモデルである。第 2 モデルは、第 1 モデルが予測した被毒後の触媒データから触媒の劣化度を予測するモデルである。第 1 モデルと第 2 モデルのそれぞれは、さまざまなプラントにおける過去の実績データを用いて学習した学習済みモデルである。

プラント 1 の触媒性能の例としては、プラント 1 の反応速度定数の初期値 K_0 が挙げられる。

また、プラント 1 の触媒仕様の例としては、プラント 1 における触媒の初期の比表面積、プラント 1 における触媒の初期の細孔容積などが挙げられる。

40

また、プラント 1 の装置仕様の例としては、プラント 1 における流速などが挙げられる。

また、プラント 1 の燃料性状の例としては、プラント 1 における灰中成分の触媒への流入量（例えば、 TiO_2 、 SiO_2 などの触媒への流入量）が挙げられる。

なお、第 1 モデルの生成、第 2 モデルの生成については、後述する。

【0029】

計画値取得部 402 は、プラント 1 の計画値を取得する。

例えば、計画値取得部 402 は、プラント 1 の触媒性能、プラント 1 の触媒仕様、プラント 1 の装置仕様を記憶部 401 から読み出す。

具体的には、計画値取得部 402 は、プラント 1 の反応速度定数の初期値 K_0 、触媒の

50

初期の比表面積、触媒の初期の細孔容積、触媒の初期の組成、流速などを、記憶部 4 0 1 から読み出す。

【 0 0 3 0 】

また、例えば、計画値取得部 4 0 2 は、センサ装置 3 0 が検出したダスト濃度、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x (ノックス) 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における SO_x (ソックス) 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における O_2 (酸素) 濃度それぞれの検出値を、センサ装置 3 0 から取得する。

なお、計画値取得部 4 0 2 が取得した検出値を記憶部 4 0 1 に記憶し、別のプラントにおける触媒の劣化度を求めるときに、その記憶した検出値を実績データとして使用するものであってもよい。

10

【 0 0 3 1 】

プラントデータ取得部 4 0 3 は、データサーバ装置 5 0 からプラント 1 のプラントデータを取得し、取得したプラントデータを記憶部 4 0 1 に記録する。

【 0 0 3 2 】

(第 1 モデルの生成)

第 1 モデル生成部 4 0 4 は、第 1 モデルを生成する。第 1 モデルの例としては、ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、サポートベクターマシンなどの機械学習モデルが挙げられる。なお、以下の説明では、ニューラルネットワークを例に第 1 モデルの生成について説明する。

【 0 0 3 3 】

20

第 1 モデル生成部 4 0 4 は、モデル化されたニューラルネットワークを、さまざまなプラントにおける過去の実績データ (計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ) を学習データとして機械学習することにより学習済みの第 1 モデルを生成する。

ニューラルネットワークは、例えば、入力層と、中間層と、出力層とを有する折り畳みニューラルネットワークである。また、ここでの学習データは、計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データのそれぞれが一对一で対応付けられたデータである。

【 0 0 3 4 】

具体的には、第 1 モデル生成部 4 0 4 は、複数の学習データ (計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ) を、訓練データと、評価データと、テストデータとに分ける。第 1 モデル生成部 4 0 4 は、図 5 に示すように、訓練データの計画値及びプラントデータをニューラルネットワークに入力する。ニューラルネットワーク (図 5 における学習前の第 1 モデル) は、被毒後の触媒データを出力する。第 1 モデル生成部 4 0 4 は、訓練データの計画値及びプラントデータがニューラルネットワークに入力され、被毒後の触媒データがニューラルネットワークから出力される度に、その出力に応じてバックプロパゲーションを行うことにより、ノード間のデータの結合の重み付けを変更する (すなわち、ニューラルネットワークのモデルを変更する) 。次に、第 1 モデル生成部 4 0 4 は、訓練データの計画値及びプラントデータによって変更されたモデルのニューラルネットワークに、評価データの計画値及びプラントデータを入力する。ニューラルネットワークは、入力された計画値及びプラントデータに応じた被毒後の触媒データを出力する。第 1 モデル生成部 4 0 4 は、必要に応じてニューラルネットワークの出力に基づいてノード間のデータの結合の重み付けを変更する。このように第 1 モデル生成部 4 0 4 によって生成されたニューラルネットワークが、学習済みの第 1 モデルである。次に、第 1 モデル生成部 4 0 4 は、最終確認として、学習済みの第 1 モデルのニューラルネットワークに、テストデータの計画値及びプラントデータを入力する。学習済みの第 1 モデルのニューラルネットワークは、入力されたテストデータの計画値及びプラントデータに応じた被毒後の触媒データを出力する。すべてのテストデータに対して、学習済みの第 1 モデルのニューラルネットワークが出力する被毒後の触媒データが、入力されたテストデータの計画値及びプラントデータに関連付けられている被毒後の触媒データに対して所定の誤差の範囲内にある場合、学習済みの第 1 モデルのニューラルネットワークが所望のモデルであると判定する。また、テストデータのうちの 1 つでも、学習済みの第 1 モデルのニューラルネットワークが出力

30

40

50

する被毒後の触媒データが、入力されたテストデータの計画値及びプラントデータに関連付けられている被毒後の触媒データに対して所定の誤差の範囲内にない場合、新たな学習データを用いて学習済みの第1モデルを生成する。

上記の第1モデル生成部404による学習済みモデルの生成は、所望の学習済みの第1モデルが得られるまで繰り返される。

第1モデル生成部404は、生成した学習済みの第1モデルを記憶部401に書き込む。

【0035】

(第2モデルの生成)

第2モデル生成部405は、第2モデルを生成する。

例えば、第2モデル生成部405は、モデル化されたニューラルネットワークを、さまざまなプラントにおける過去の実績データ(計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ、触媒劣化データ)を学習データとして機械学習することにより学習済みの第2モデルを生成する。

ニューラルネットワークは、例えば、入力層と、中間層と、出力層とを有する折り畳みニューラルネットワークである。また、ここでの学習データは、計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ、触媒劣化データのそれぞれが一对一で対応付けられたデータである。

【0036】

具体的には、第2モデル生成部405は、複数の学習データ(計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ、触媒劣化データ)を、訓練データと、評価データと、テストデータとに分ける。第2モデル生成部405は、図5に示すように、訓練データの計画値、プラントデータ、及び、被毒後の触媒データをニューラルネットワークに入力する。ニューラルネットワークは、触媒劣化データを出力する。そして、第1モデル生成部404が第1モデルを生成する場合と同様に、第2モデル生成部405は、すべてのテストデータに対して、学習済みの第2モデルのニューラルネットワークが出力する触媒劣化データが、入力された計画値、プラントデータ、及び、被毒後の触媒データに関連付けられている触媒劣化データに対して所定の誤差の範囲内にある場合、学習済みの第2モデルのニューラルネットワークが所望のモデルであると判定する。また、テストデータのうちの1つでも、学習済みの第2モデルのニューラルネットワークが出力する触媒劣化データが、入力されたテストデータの計画値、プラントデータ、及び、被毒後の触媒データに関連付けられている触媒劣化データに対して所定の誤差の範囲内にない場合、新たな学習データを用いて学習済みの第2モデルを生成する。

上記の第2モデル生成部405による学習済みモデルの生成は、所望の学習済みの第2モデルが得られるまで繰り返される。

第2モデル生成部405は、生成した学習済みの第2モデルを記憶部401に書き込む。

【0037】

被毒後データ取得部406は、計画値と、プラントデータと、学習済みの第1モデルとに基づいて、被毒後の触媒データを取得する。

【0038】

例えば、被毒後データ取得部406は、プラント1の触媒性能(例えば、プラント1の反応速度定数の初期値 K_0)、プラント1の触媒仕様(例えば、プラント1における触媒の初期の比表面積、プラント1における触媒の初期の細孔容積など)、プラント1の装置仕様(例えば、プラント1における流速など)、プラント1の燃料性状(例えば、プラント1における灰中成分の触媒への流入量)、学習済みの第1モデルを記憶部401から読み出す。

また、被毒後データ取得部406は、プラント1の運転中に、脱硝装置20の入口におけるダスト濃度、脱硝装置20の入口における NO_x 濃度、脱硝装置20の入口における SO_x 濃度、脱硝装置20の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報を、センサ装置30から取得する。

被毒後データ取得部406は、図6に示すように、記憶部401から読み出したプラン

10

20

30

40

50

ト 1 の触媒性能、プラント 1 の触媒仕様、プラント 1 の装置仕様、プラント 1 の燃料性状、センサ装置 3 0 から取得した脱硝装置 2 0 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報、及び、運転時間を示す情報を、学習済みの第 1 モデルに入力する。

そして、被毒後データ取得部 4 0 6 は、学習済みの第 1 モデルが出力する被毒後の触媒データ（例えば、被毒後の触媒物性、被毒後の触媒組成）を取得する。

被毒後データ取得部 4 0 6 が取得するこの被毒後の触媒データが、計画値及びプラントデータによって示される条件でプラントデータによって示される時間だけプラント 1 を運転した場合の予測によって得られた被毒後の触媒データである。

10

【 0 0 3 9 】

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、計画値と、プラントデータと、被毒後の触媒データと、学習済みの第 2 モデルとに基づいて、触媒劣化データを取得する。

【 0 0 4 0 】

例えば、触媒劣化度取得部 4 0 7 は、プラント 1 の触媒仕様（例えば、プラント 1 における触媒の初期の比表面積、プラント 1 における触媒の初期の細孔容積など）、プラント 1 の装置仕様（例えば、プラント 1 における流速など）、学習済みの第 2 モデルを記憶部 4 0 1 から読み出す。

また、触媒劣化度取得部 4 0 7 は、プラント 1 の運転中に、脱硝装置 2 0 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報を、センサ装置 3 0 から取得する。

20

また、触媒劣化度取得部 4 0 7 は、被毒後データ取得部 4 0 6 が予測した被毒後の触媒データを、被毒後データ取得部 4 0 6 から取得する。

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、図 6 に示すように、記憶部 4 0 1 から読み出したプラント 1 の触媒仕様、プラント 1 の装置仕様、プラント 1 の燃料性状、センサ装置 3 0 から取得した脱硝装置 2 0 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報、被毒後データ取得部 4 0 6 が予測した被毒後の触媒データ、及び、運転時間を示す情報を、学習済みの第 2 モデルに入力する。

30

そして、触媒劣化度取得部 4 0 7 は、学習済みの第 2 モデルが出力する触媒劣化データを取得する。

触媒劣化度取得部 4 0 7 が取得するこの触媒劣化データが、計画値、プラントデータによって示される条件でプラントデータによって示される時間だけプラント 1 を運転した場合の予測によって得られた触媒劣化データである。

【 0 0 4 1 】

（モデルの学習処理）

以下、劣化予測装置 4 0 の動作について説明する。まず、劣化予測装置 4 0 が触媒の劣化を予測するために用いる機械学習モデルの学習処理について説明する。

劣化予測装置 4 0 の管理者等は、予め、予測対象のプラント 1 とは異なるプラントの保守点検の際に、当該プラントが備える脱硝装置 2 0 の触媒の触媒劣化データを取得しておく。触媒劣化データは、脱硝装置 2 0 の入力端におけるガスの NO_x 濃度と出力端におけるガスの NO_x 濃度を計測することによって求められる。また、劣化予測装置 4 0 の管理者等は、予め、予測対象のプラント 1 とは異なるプラントの保守点検の際に、破壊検査によって、触媒物性および触媒組成を含む被毒後の触媒データを取得しておく。被毒後の触媒データは、脱硝装置 2 0 の内部における触媒のデータであり、プラントの運転中に取得することは困難なデータである。

40

【 0 0 4 2 】

第 1 モデル生成部 4 0 4 は、機械学習モデルである第 1 モデルに対し、さまざまなプラントにおける過去の実績データ（計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ）を学習

50

データとして機械学習させる。計画値およびプラントデータは、データサーバ装置 50 から取得される。

具体的には、第 1 モデル生成部 404 は、実績データのうち、計画値およびプラントデータを入力サンプルとし、被毒後の触媒データを出力サンプルとする訓練データを生成する。第 1 モデル生成部 404 は、当該訓練データに基づいて、計画値およびプラントデータを入力することで、被毒後の触媒の状態の予測値を出力するように、第 1 モデルを学習させる。

第 1 モデル生成部 404 は、学習済みの第 1 モデルを記憶部 401 に書き込む。

【0043】

第 2 モデル生成部 405 は、機械学習モデルである第 2 モデルに対し、さまざまなプラントにおける過去の実績データ（計画値、プラントデータ、被毒後の触媒データ、触媒劣化データ）を学習データとして機械学習させる。

10

具体的には、第 2 モデル生成部 405 は、実績データのうち、計画値、プラントデータおよび被毒後の触媒データを入力サンプルとし、触媒劣化データを出力サンプルとする訓練データを生成する。第 2 モデル生成部 405 は、当該訓練データに基づいて、計画値、プラントデータおよび被毒後の触媒データを入力することで、触媒劣化データの予測値を出力するように、第 2 モデルを学習させる。

第 2 モデル生成部 405 は、学習済みの第 2 モデルを記憶部 401 に書き込む。

【0044】

（触媒の劣化予測処理）

20

次に、図 7 及び図 8 に示す劣化予測装置 40 の処理フローを用いて劣化予測装置 40 が触媒の劣化を予測する処理について説明する。劣化予測装置 40 は、計画値とプラントデータとに基づいて被毒後の触媒データを予測し、予測された被毒後の触媒データを用いて触媒劣化データを予測する。

【0045】

（被毒後の触媒データを予測する処理）

まず、劣化予測装置 40 が、計画値と、プラントデータと、学習済みの第 1 モデルとに基づいて、被毒後の触媒データを予測する処理について、図 7 を参照して説明する。

【0046】

被毒後データ取得部 406 は、プラント 1 の触媒性能（例えば、プラント 1 の反応速度定数の初期値 K_0 ）、プラント 1 の触媒仕様（例えば、プラント 1 における触媒の初期の比表面積、プラント 1 における触媒の初期の細孔容積など）、プラント 1 の装置仕様（例えば、プラント 1 における流速など）、プラント 1 の燃料性状（例えば、プラント 1 における灰中成分の触媒への流入量）、学習済みの第 1 モデルを記憶部 401 から読み出す（ステップ S1）。

30

【0047】

被毒後データ取得部 406 は、プラント 1 の運転中に、脱硝装置 20 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 20 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報を、センサ装置 30 から取得する（ステップ S2）。

40

【0048】

被毒後データ取得部 406 は、記憶部 401 から読み出したプラント 1 の触媒性能、プラント 1 の触媒仕様、プラント 1 の装置仕様、プラント 1 の燃料性状、センサ装置 30 から取得した脱硝装置 20 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 20 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 20 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報、及び、運転時間を示す情報を、学習済みの第 1 モデルに入力する（ステップ S3）。

【0049】

被毒後データ取得部 406 は、学習済みの第 1 モデルが出力する被毒後の触媒データ（例えば、被毒後の触媒物性、被毒後の触媒組成）を取得する（ステップ S4）。

50

【 0 0 5 0 】

(触媒劣化データを予測する処理)

次に、劣化予測装置 4 0 が、計画値と、プラントデータと、被毒後の触媒データと、学習済みの第 2 モデルとに基づいて、触媒劣化データを予測する処理について、図 8 を参照して説明する。

【 0 0 5 1 】

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、プラント 1 の触媒仕様 (例えば、プラント 1 における触媒の初期の比表面積、プラント 1 における触媒の初期の細孔容積など)、プラント 1 の装置仕様 (例えば、プラント 1 における流速など)、学習済みの第 2 モデルを記憶部 4 0 1 から読み出す (ステップ S 1 1) 。

10

【 0 0 5 2 】

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、プラント 1 の運転中に、脱硝装置 2 0 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報を、センサ装置 3 0 から取得する (ステップ S 1 2) 。

【 0 0 5 3 】

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、被毒後データ取得部 4 0 6 が予測した被毒後の触媒データを、被毒後データ取得部 4 0 6 から取得する (ステップ S 1 3) 。

【 0 0 5 4 】

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、図 6 に示すように、記憶部 4 0 1 から読み出したプラント 1 の触媒仕様、プラント 1 の装置仕様、プラント 1 の燃料性状、センサ装置 3 0 から取得した脱硝装置 2 0 の入口におけるダスト濃度、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における SO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の入口における O_2 濃度のそれぞれを示す情報、被毒後データ取得部 4 0 6 が予測した被毒後の触媒データ、及び、運転時間を示す情報を、学習済みの第 2 モデルに入力する (ステップ S 1 4) 。

20

【 0 0 5 5 】

触媒劣化度取得部 4 0 7 は、学習済みの第 2 モデルが出力する触媒劣化データを取得する (ステップ S 1 5) 。

【 0 0 5 6 】

(実施例)

30

あるプラントについて、上述の本開示の第 1 実施形態による劣化予測装置 4 0 による触媒の劣化度の予測を行い、そのプラントにおける触媒の劣化度の実測と比較した。

製造年と運転時間の異なる 1 1 のプラントについての 1 2 7 のデータを用意し、そのうちの 7 割を学習データとし、3 割を精度検証用のデータとした。

図 9 は、触媒の劣化度の予測と触媒の劣化度の実測との比較結果である。

図 9 において、横軸は、運転時間である。また、縦軸は、触媒の劣化度である。なお、触媒の劣化度は、各運転時間における反応速度定数 K を初期の反応速度定数 K_0 で除算して求めた値である。

触媒の劣化度の予測の精度は、 $\text{RMSE}(\text{Root Mean Squared Error}; \text{二乗平均平方根誤差}) 0.05$ という結果が得られた。

40

【 0 0 5 7 】

以上、本開示の第 1 実施形態によるプラント 1 について説明した。

劣化予測装置 (4 0) は、モデル生成部 (4 0 4、4 0 5)、劣化度予測部 (4 0 7) を備える。

モデル生成部は、第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データに基づいて、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラント (1) における触媒の劣化度を予測する第 1 予測モデルを生成する。

劣化度予測部 (4 0 7) は、前記モデル生成部 (4 0 4、4 0 5) が生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラント (1) における前記劣化度を予測する。

【 0 0 5 8 】

50

この劣化予測装置（４０）により、第２プラント（１）についてのデータを第１予測モデルに入力するだけで、第２プラント（１）における触媒の劣化度を予測することができる。その結果、第２プラント（１）のユーザは、触媒についての複雑な解析を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【００５９】

< 第２実施形態 >

本開示の第２実施形態に係る劣化予測システムは、予測対象のプラント１の運転データに基づいて、当該プラント１が備える脱硝装置２０の劣化状態を予測し、予測した劣化状態から後述する空気予熱器６０の入出力間の差圧を予測する。劣化予測システムは、データサーバ装置５０および差圧予測装置７０を備える。

10

【００６０】

（差圧予測装置の構成）

差圧予測装置７０は、予測した触媒の性能の劣化度に基づいて空気予熱器６０の差圧を予測する装置である。

差圧予測装置７０は、図１０に示すように、劣化予測装置４０に加えて、スケールアップファクタ推定部７０１、リーク推定部７０２、閉塞度推定部７０３、差圧推定部７０４を備える。

【００６１】

スケールアップファクタ推定部７０１は、実験室において求めた触媒の性能特性と、実際のプラント１における触媒の性能特性との差を補正する補正係数を求める。この補正係数がスケールアップファクタである。

20

例えば、さまざまなガス温度、ガス濃度、酸素濃度の組み合わせに対して実験室において触媒の性能特性を取得している。そして、取得した触媒の性能特性をガス温度、ガス濃度、酸素濃度を含む式によって表す。ただし、実際のプラント１では、実験室において取得した触媒の性能特性に対して触媒の性能が低下する。スケールアップファクタ推定部７０１は、実験室において取得した触媒の性能特性を示す式を実際のプラント１に適用できるようにするためにその式を補正するスケールアップファクタを決定する。なお、スケールアップファクタは、実験室において取得した触媒の性能特性と実際のプラント１における触媒の性能特性とから得られる経験則によって求められる。

【００６２】

30

リーク推定部７０２は、実験室において取得した触媒の性能特性を示す式にスケールアップファクタを適用した経験式、脱硝装置２０の入口における NO_x 濃度、脱硝装置２０の出口における NO_x 濃度、触媒劣化データに基づいて、リークアンモニアの量を推定する。これは、経験式から触媒の性能特性を求め、その性能特性と脱硝装置２０の入出力における NO_x 濃度から未反応のアンモニアの量を推定するものである。

【００６３】

閉塞度推定部７０３は、実際のプラント１における空気予熱器６０の差圧が上昇しているときの差圧データと、プラント１の運転データとに基づいて求められた経験式を用いて、空気予熱器６０における閉塞度を推定する。

例えば、実際のプラント１における空気予熱器６０の差圧が上昇しているときに空気予熱器６０のエLEMENTにおける入出力間の差圧をモニタし、差圧を計算する。その差圧から閉速度を計算し、そのときのプラント１の運転データを用いて経験式を求める。

40

これは、運転データからリークアンモニア濃度がどのくらいかを推定でき、このリークアンモニアは空気予熱器６０に酸性硫酸（ NH_4HSO_4 ）として析出されるものとすれば、酸性硫酸の量と空気予熱器６０の閉塞度とに相関関係があるため、空気予熱器６０のエLEMENTにおける閉塞度が推定できるという考えに基づくものである。

【００６４】

差圧推定部７０４は、リーク推定部７０２が推定したリークアンモニアの量と、閉塞度推定部７０３が推定した空気予熱器６０のエLEMENTにおける閉塞度とに基づいて、空気予熱器６０の入出力間の差圧を推定する。

50

【 0 0 6 5 】

(プラントの構成)

第 2 実施形態によるプラント 1 の構成について説明する。

第 2 実施形態によるプラント 1 は、図 1 1 に示すように、ボイラ 1 0、脱硝装置 2 0、センサ装置 3 0、空気予熱器 6 0 を備える。

空気予熱器 6 0 は、燃焼用空気を事前に温めて、ボイラの燃焼効率を向上させるための機器である。脱硝装置 2 0 においてリークアンモニアが生じると、そのリークアンモニアが空気予熱器 6 0 における燃焼ガス中の三酸化硫黄 (SO_3) と反応し、酸性硫酸が生成される。酸性硫酸の析出が閉塞の要因になる。なお、この酸性硫酸を除去するためには、プラント 1 を停止し、空気予熱器 6 0 を水で洗浄する必要がある。

10

【 0 0 6 6 】

(空気予熱器 6 0 における差圧を予測する処理)

次に、差圧予測装置 7 0 が、空気予熱器 6 0 の入出力間の差圧を予測する処理について、図 1 2、図 1 3 を参照して説明する。

劣化予測装置 4 0 は、ステップ S 1 1 ~ ステップ S 1 5 に示す処理を実行して、触媒劣化データを取得する。

【 0 0 6 7 】

スケールアップファクタ推定部 7 0 1 は、実験室において求めた触媒の性能特性と、実際のプラント 1 における触媒の性能特性との差を補正するスケールアップファクタを求める (ステップ S 2 1) 。

20

【 0 0 6 8 】

リーク推定部 7 0 2 は、実験室において取得した触媒の性能特性を示す式にスケールアップファクタを適用した経験式、脱硝装置 2 0 の入口における NO_x 濃度、脱硝装置 2 0 の出口における NO_x 濃度、触媒劣化データに基づいて、リークアンモニアの量を推定する (ステップ S 2 2) 。

【 0 0 6 9 】

閉塞度推定部 7 0 3 は、実際のプラント 1 における空気予熱器 6 0 の差圧が上昇しているときの差圧データと、プラント 1 の運転データとに基づいて求められた経験式を用いて、空気予熱器 6 0 における閉塞度を推定する (ステップ S 2 3) 。

【 0 0 7 0 】

差圧推定部 7 0 4 は、リーク推定部 7 0 2 が推定したリークアンモニアの量と、閉塞度推定部 7 0 3 が推定した空気予熱器 6 0 のエレメントにおける閉塞度とに基づいて、空気予熱器 6 0 の入出力間の差圧を推定する (ステップ S 2 4) 。

30

なお、差圧推定部 7 0 4 は、推定した差圧を触媒工事の関係者やプラント 1 の担当者に報知するものであってもよい。この報知に基づいて、触媒交換工事の計画やプラント 1 の運転支援が行われてもよい。

【 0 0 7 1 】

(実施例)

あるプラントについて、上述の本開示の第 2 実施形態による差圧予測装置 7 0 により空気予熱器 6 0 の入出力間の差圧を推定した。

40

図 1 4 は、そのプラントにおける差圧の予測と実測との比較結果である。

図 1 4 において、横軸は、運転時間である。また、縦軸は、空気予熱器 6 0 の入出力間の差圧である。なお、図 1 4 では、空気予熱器 6 0 は AH (Air Heater 、エアヒータ) と示されている。そして、空気予熱器 6 0 は、1 度水で洗浄されている。

図 1 4 からわかるように、差圧予測装置 7 0 により空気予熱器 6 0 の入出力間の差圧の予測は、実測値に近い結果が得られた。

【 0 0 7 2 】

以上、本開示の第 2 実施形態によるプラント 1 について説明した。

差圧予測装置 (7 0) は、劣化予測装置 (4 0)、スケールアップファクタ推定部 (7 0 1)、リーク推定部 (7 0 2)、閉塞度推定部 (7 0 3)、差圧推定部 (7 0 4) を備

50

える。

スケールアップファクタ推定部(701)は、実験室において求めた触媒の性能特性と、実際のプラント(1)における触媒の性能特性との差を補正するスケールアップファクタを求める。リーク推定部(702)は、実験室において取得した触媒の性能特性を示す式にスケールアップファクタを適用した経験式、脱硝装置(20)の入口におけるNOx濃度、脱硝装置(20)の出口におけるNOx濃度、触媒劣化データに基づいて、リークアンモニアの量を推定する。閉塞度推定部(703)は、実際のプラント(1)における空気予熱器(60)の差圧が上昇しているときの差圧データと、プラント(1)の運転データとに基づいて求められた経験式を用いて、空気予熱器60における閉塞度を推定する。差圧推定部(704)は、リーク推定部(702)が推定したリークアンモニアの量と、閉塞度推定部(703)が推定した空気予熱器(60)のエレメントにおける閉塞度とに基づいて、空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。

10

【0073】

この差圧予測装置(70)により、脱硝装置(20)においてリークアンモニアが発生した場合に、空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。その結果、触媒交換工事の計画やプラント1の運転支援を適切なタイミングで行うことができる。

【0074】

なお、本開示の実施形態における処理は、適切な処理が行われる範囲において、処理の順番が入れ替わってもよい。

【0075】

20

なお、本発明の各実施形態における記憶部401、その他の記憶装置等(レジスタ、ラッチを含む)は、適切な情報の送受信が行われる範囲においてどこに備えられていてもよい。また、記憶部401、その他の記憶装置等は、適切な情報の送受信が行われる範囲において複数存在しデータを分散して記憶していてもよい。

【0076】

なお、本開示の各実施形態では、第1モデル生成部404は、学習済みの第1モデルをソフトウェアとして生成し、記憶部401に記憶するものとして説明した。また、本開示の各実施形態では、第2モデル生成部405は、学習済みの第2モデルをソフトウェアとして生成し、記憶部401に記憶するものとして説明した。

しかしながら、本開示の別の実施形態では、学習済みの第1モデル、学習済みの第2モデルのそれぞれをハードウェアとして実現するものであってもよい。

30

例えば、第1モデル生成部404が、記憶部401の記憶する学習済みの第1モデルが行う処理を実現させるコンフィギュレーションプログラムを、FPGA(Field-Programmable Gate Array)などのプログラム可能なハードウェアに書き込むものであってもよい。

また、例えば、第2モデル生成部405が、記憶部401の記憶する学習済みの第2モデルが行う処理を実現させるコンフィギュレーションプログラムを、FPGA(Field-Programmable Gate Array)などのプログラム可能なハードウェアに書き込むものであってもよい。

【0077】

40

本開示の実施形態について説明したが、上述の劣化予測装置40、差圧予測装置70、その他の制御装置は内部に、コンピュータ装置を有していてもよい。そして、上述した処理の過程は、プログラムの形式でコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記憶されており、このプログラムをコンピュータが読み出して実行することによって、上記処理が行われる。コンピュータの具体例を以下に示す。

図10は、少なくとも1つの実施形態に係るコンピュータの構成を示す概略ブロック図である。

コンピュータ5は、図10に示すように、CPU6、メインメモリ7、ストレージ8、インターフェース9を備える。

例えば、上述の劣化予測装置40、差圧予測装置70、その他の制御装置のそれぞれは

50

、コンピュータ 5 に実装される。そして、上述した各処理部の動作は、プログラムの形式でストレージ 8 に記憶されている。CPU 6 は、プログラムをストレージ 8 から読み出してメインメモリ 7 に展開し、当該プログラムに従って上記処理を実行する。また、CPU 6 は、プログラムに従って、上述した各記憶部に対応する記憶領域をメインメモリ 7 に確保する。

【0078】

ストレージ 8 の例としては、HDD (Hard Disk Drive)、SSD (Solid State Drive)、磁気ディスク、光磁気ディスク、CD-ROM (Compact Disc Read Only Memory)、DVD-ROM (Digital Versatile Disc Read Only Memory)、半導体メモリ等が挙げられる。ストレージ 8 は、コンピュータ 5 のバスに直接接続された内部メディアであってもよいし、インターフェース 9 または通信回線を介してコンピュータ 5 に接続される外部メディアであってもよい。また、このプログラムが通信回線によってコンピュータ 5 に配信される場合、配信を受けたコンピュータ 5 が当該プログラムをメインメモリ 7 に展開し、上記処理を実行してもよい。少なくとも 1 つの実施形態において、ストレージ 8 は、一時的でない有形の記憶媒体である。

【0079】

また、上記プログラムは、前述した機能の一部を実現してもよい。さらに、上記プログラムは、前述した機能をコンピュータ装置にすでに記録されているプログラムとの組み合わせで実現できるファイル、いわゆる差分ファイル（差分プログラム）であってもよい。

【0080】

本開示のいくつかの実施形態を説明したが、これらの実施形態は、例であり、開示の範囲を限定しない。これらの実施形態は、開示の要旨を逸脱しない範囲で、種々の追加、種々の省略、種々の置き換え、種々の変更を行ってよい。

【0081】

<付記>

本開示の各実施形態に記載の劣化予測装置 40、プラント 1、劣化予測方法、プログラム、及び、コンフィギュレーションの処理をコンピュータに実行させるためのプログラムは、例えば以下のように把握される。

【0082】

(1) 第 1 の態様に係る劣化予測装置 (40) は、

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データに基づいて、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラント (1) における触媒の劣化度を予測する第 1 予測モデルを生成するモデル生成部 (404、405) と、

前記モデル生成部 (404、405) が生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラント (1) における前記劣化度を予測する劣化度予測部 (407) と、
を備える。

【0083】

この劣化予測装置 (40) により、第 2 プラント (1) についてのデータを第 1 予測モデルに入力するだけで、第 2 プラント (1) における触媒の劣化度を予測することができる。その結果、第 2 プラント (1) のユーザは、触媒についての複雑な解析を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【0084】

(2) 第 2 の態様に係る劣化予測装置 (40) は、(1) の劣化予測装置 (40) であって、

前記学習データは、前記第 1 プラントの過去の運転における被毒後の触媒に係るデータと、前記第 1 プラントの過去の運転における前記劣化度に係るデータとを含み、

前記モデル生成部 (404、405) は、

前記学習データに基づいて、前記第 2 プラント (1) における前記被毒後の触媒に係る

10

20

30

40

50

データを予測する第2予測モデルを生成する第1モデル生成部(404)と、

前記第2予測モデルが予測した前記第2プラント(1)における前記被毒後の触媒に係るデータに基づいて、前記第2プラント(1)における前記劣化度を予測する前記第1予測モデルを生成する第2モデル生成部(405)と、

を備え、

前記劣化度予測部(407)は、

前記第1予測モデルと、前記第2予測モデルとに基づいて、前記第2プラント(1)における前記劣化度を予測する。

【0085】

この劣化予測装置(40)により、第2プラント(1)について予測困難な装置内における触媒に係るデータを予測することができる。その結果、第2プラント(1)のユーザは、第2プラント(1)における触媒の劣化度に対してどのデータが影響を及ぼすかを容易に判定することができるようになる。

10

【0086】

(3)第3の態様に係る差圧予測装置(70)は、

第1の態様または第2の態様に係る劣化予測装置(40)と、

前記劣化予測装置(40)が予測した前記劣化度に基づいて、空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する差圧推定部(704)と、

を備える。

【0087】

20

この差圧予測装置(70)により、脱硝装置(20)においてリークアンモニアが発生した場合に、空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。その結果、触媒交換工事の計画やプラント1の運転支援を適切なタイミングで行うことができるようになる。

【0088】

(4)第4の態様に係る差圧予測装置(70)は、(3)の差圧予測装置(70)であって、

前記劣化予測装置(40)が予測した前記劣化度に基づいて、前記空気予熱器(60)における閉塞度を推定する閉塞度推定部(703)、

を備え、

前記差圧推定部(704)は、

前記閉塞度推定部(703)が推定した前記閉塞度に基づいて、前記空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。

30

【0089】

この差圧予測装置(70)により、差圧予測装置(70)の構成がより明確になり、脱硝装置(20)においてリークアンモニアが発生した場合に、空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。その結果、触媒交換工事の計画やプラント1の運転支援を適切なタイミングで行うことができるようになる。

【0090】

(5)第5の態様に係る差圧予測装置(70)は、(3)または(4)の差圧予測装置(70)であって、

40

前記劣化予測装置(40)が予測した前記劣化度に基づいて、リークアンモニアの量を推定するリーク推定部(702)、

を備え、

前記差圧推定部(704)は、

前記リーク推定部(702)が推定した前記リークアンモニアの量に基づいて、前記空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。

【0091】

この差圧予測装置(70)により、差圧予測装置(70)の構成がより明確になり、脱硝装置(20)においてリークアンモニアが発生した場合に、空気予熱器(60)の入出力間の差圧を推定する。その結果、触媒交換工事の計画やプラント1の運転支援を適切な

50

タイミングで行うことができるようになる。

【 0 0 9 2 】

(6) 第 5 の態様に係る差圧予測装置 (7 0) は、(3) から (5) のいずれかの差圧予測装置 (7 0) であって、

前記劣化予測装置 (4 0) が予測した前記劣化度に基づいて、スケールアップファクタを求めるスケールアップファクタ推定部 (7 0 1)、

を備え、

前記差圧推定部 (7 0 4) は、

前記スケールアップファクタ推定部 (7 0 1) が求めた前記スケールアップファクタに基づいて、前記空気予熱器 (6 0) の入出力間の差圧を推定する。

10

【 0 0 9 3 】

この差圧予測装置 (7 0) により、差圧予測装置 (7 0) の構成がより明確になり、脱硝装置 (2 0) においてリークアンモニアが発生した場合に、空気予熱器 (6 0) の入出力間の差圧を推定する。その結果、触媒交換工事の計画やプラント 1 の運転支援を適切なタイミングで行うことができるようになる。

【 0 0 9 4 】

(7) 第 7 の態様に係るプラント (1) は、

触媒が用いられるプラントであって、

前記触媒を劣化させる装置 (2 0) と、

前記触媒の劣化度を予測する (1) または (2) の劣化予測装置 (4 0) と、

を備える。

20

【 0 0 9 5 】

このプラント (1) により、プラント (1) についてのデータを第 1 予測モデルに入力するだけで、プラント (1) における触媒の劣化度を予測することができる。その結果、プラント (1) のユーザは、触媒についての複雑な解析を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【 0 0 9 6 】

(8) 第 8 の態様に係る劣化予測方法は、

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データに基づいて、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒の劣化度を予測する第 1 予測モデルを生成することと、

30

生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測することと、

を含む。

【 0 0 9 7 】

この劣化予測方法により、第 2 プラント (1) についてのデータを第 1 予測モデルに入力するだけで、第 2 プラント (1) における触媒の劣化度を予測することができる。その結果、第 2 プラント (1) のユーザは、触媒についての複雑な解析を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【 0 0 9 8 】

40

(9) 第 1 0 の態様に係るプログラムは、

コンピュータに、

第 1 プラントの過去の運転における触媒に係る第 1 データと、前記過去の運転の状態に係る第 2 データとを含む学習データに基づいて、前記第 1 プラントと異なる第 2 プラントにおける触媒の劣化度を予測する第 1 予測モデルを生成することと、

生成した前記第 1 予測モデルに基づいて、前記第 2 プラントにおける前記劣化度を予測することと、

を実行させる。

【 0 0 9 9 】

このプログラムにより、第 2 プラント (1) についてのデータを第 1 予測モデルに入力

50

するだけで、第2プラント(1)における触媒の劣化度を予測することができる。その結果、第2プラント(1)のユーザは、触媒についての複雑な解析を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【0100】

(10)第11の態様に係るコンフィギュレーションの処理をコンピュータに実行させるためのプログラムは、

第1プラントの過去の運転における触媒に係る第1データと、前記過去の運転の状態に係る第2データとを含む学習データに基づいて、前記第1プラントと異なる第2プラント(1)における触媒の劣化度を予測する第1予測モデルを生成するモデル生成部(404、405)、

10

前記モデル生成部(404、405)が生成した前記第1予測モデルに基づいて、前記第2プラント(1)における前記劣化度を予測する劣化度予測部(407)、
のそれぞれをハードウェアとして構成させる。

【0101】

このコンフィギュレーションの処理をコンピュータに実行させるためのプログラムにより、第2プラント(1)についてのデータを第1予測モデルに入力するだけで、第2プラント(1)における触媒の劣化度を予測することができる。その結果、第2プラント(1)のユーザは、触媒についての複雑な解析を実行することなく、触媒の劣化度を知ることができる。

【符号の説明】

20

【0102】

1・・・プラント

5・・・コンピュータ

6・・・CPU

7・・・メインメモリ

8・・・ストレージ

9・・・インターフェース

10・・・ボイラ

20・・・脱硝装置

30・・・センサ装置

30

40・・・劣化予測装置

50・・・データサーバ装置

60・・・空気予熱器

70・・・差圧予測装置

301・・・第1センサ

302・・・第2センサ

303・・・第3センサ

304・・・第4センサ

401・・・記憶部

402・・・計画値取得部

40

403・・・プラントデータ取得部

404・・・第1モデル生成部

405・・・第2モデル生成部

406・・・被毒後データ取得部

407・・・触媒劣化度取得部

701・・・スケールアップファクタ推定部

702・・・リーク推定部

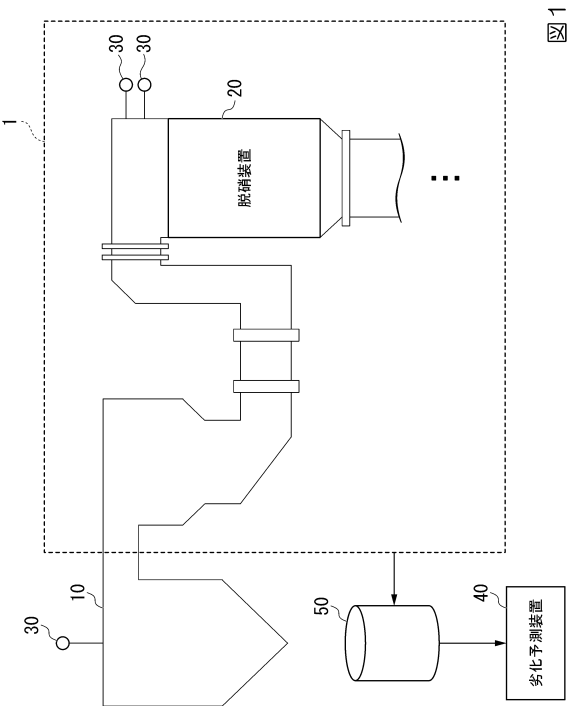
703・・・閉塞度推定部

704・・・差圧推定部

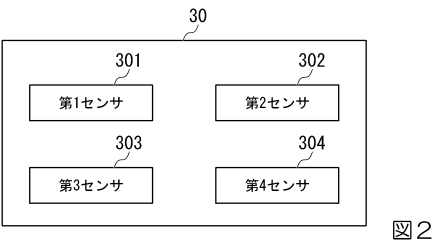
50

【図面】

【図 1】



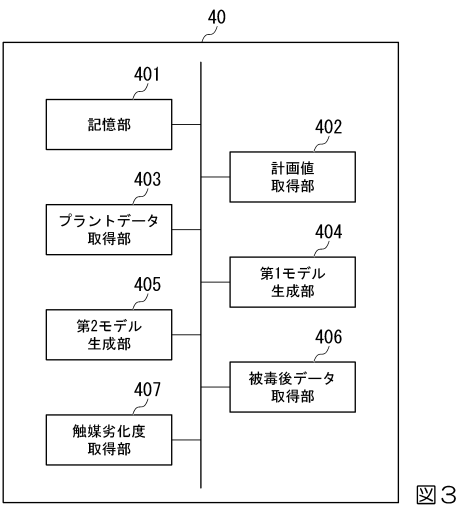
【図 2】



10

20

【図 3】



【図 4】

	触媒性能	K0
		K/K0
計画値	触媒仕様	初期比表面積
		初期細孔容積
		TiO ₂
		WO ₃
		V ₂ O ₅
		SiO ₂
		...
	装置仕様	流速
		ダスト濃度 (入口)
		NO _x 濃度 (入口)
		SO _x 濃度 (入口)
		O ₂ 濃度 (入口)
		...
プラントデータ	燃料性状 (触媒への流入量)	TiO ₂
		SiO ₂
		...
	運転データ	運転時間
被毒後の 触媒データ	被毒後の触媒物性	比表面積
		細孔容積
		...
	被毒後の触媒組成 (WO ₃ で正規化)	TiO ₂ /WO ₃
		SiO ₂ /WO ₃
		...

30

40

50

【図5】

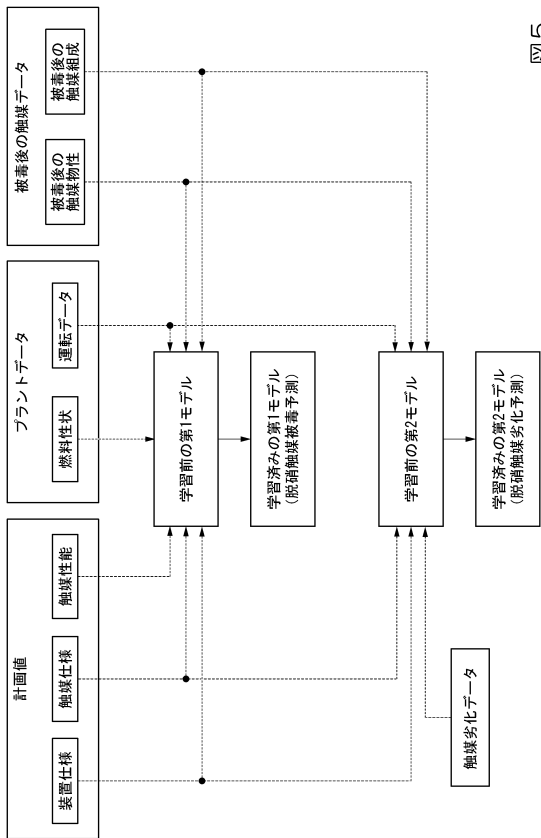


図5

【図6】

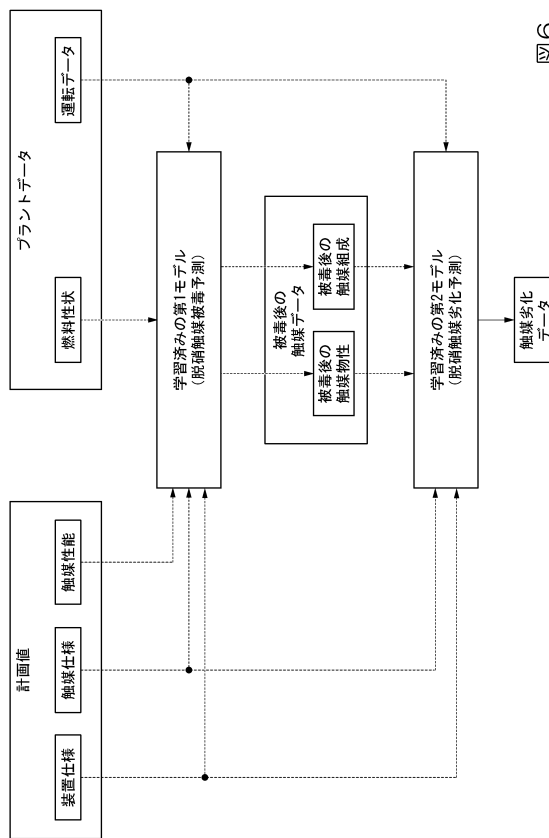


図6

【図7】

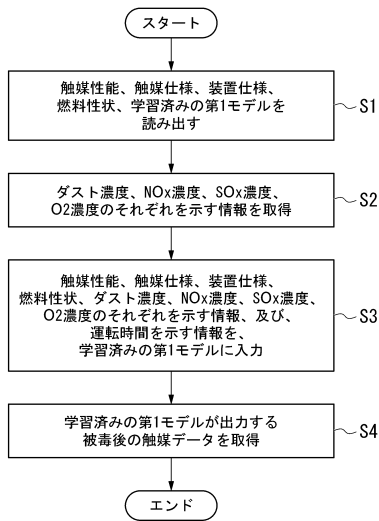


図7

【図8】

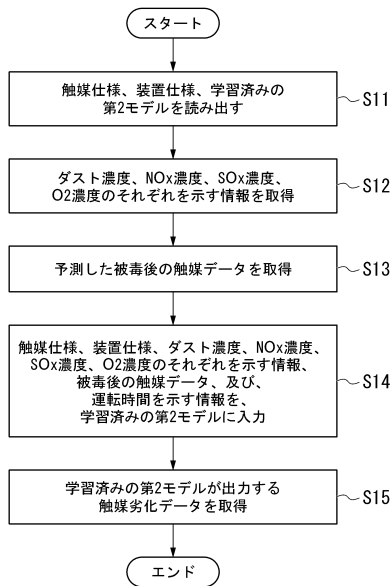


図8

10

20

30

40

50

【図 9】

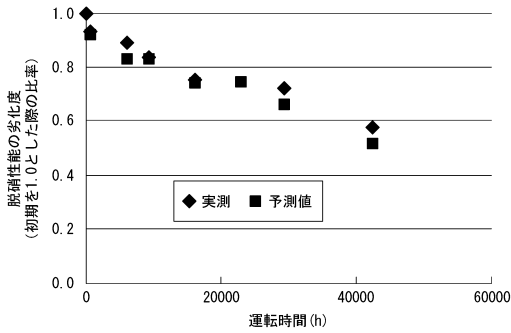
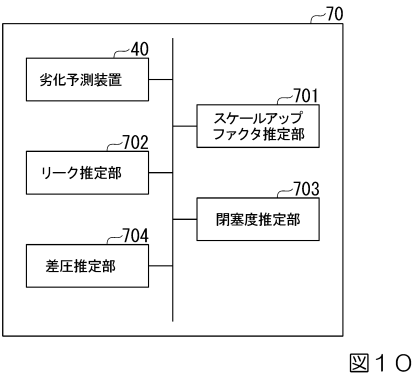


図 9

【図 10】



10

【図 11】

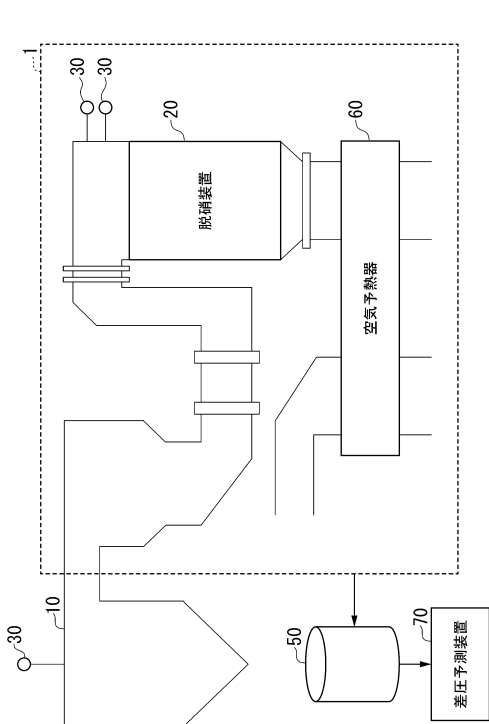
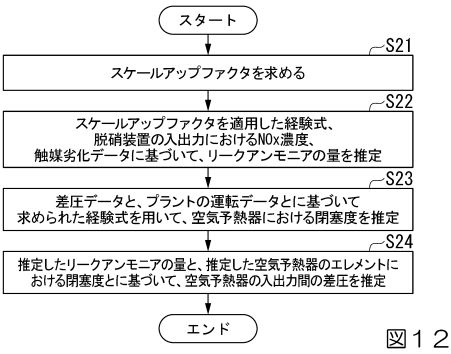


図 11

【図 12】



20

30

40

50

【図 1 3】

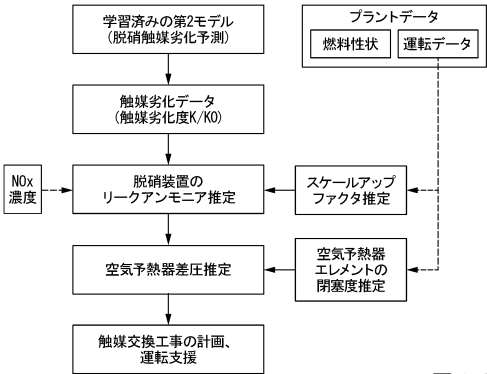


図 1 3

【図 1 4】

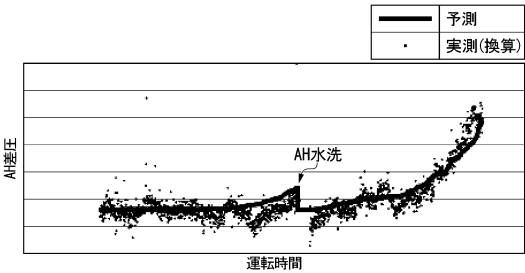


図 1 4

10

【図 1 5】

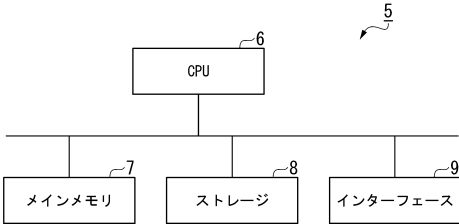


図 1 5

20

30

40

50

フロントページの続き

- 三菱重工業株式会社内
- (72)発明者 野地 勝己
東京都千代田区丸の内三丁目 2 番 3 号 三菱重工業株式会社内
- (72)発明者 杉山 友章
東京都千代田区丸の内三丁目 2 番 3 号 三菱重工業株式会社内
- (72)発明者 青田 浩美
東京都千代田区丸の内三丁目 2 番 3 号 三菱重工業株式会社内
- (72)発明者 新川 恵理子
東京都千代田区丸の内三丁目 2 番 3 号 三菱重工業株式会社内
- (72)発明者 向井 大輔
神奈川県横浜市西区みなとみらい三丁目 3 番 1 号 三菱日立パワーシステムズ株式会社内
- (72)発明者 加古 博
神奈川県横浜市西区みなとみらい三丁目 3 番 1 号 三菱日立パワーシステムズ株式会社内
- 審査官 渡邊 捷太郎
- (56)参考文献 国際公開第 2 0 1 8 / 2 1 6 7 4 6 (W O , A 1)
特開 2 0 1 8 - 1 7 3 2 1 7 (J P , A)
特開 2 0 1 6 - 1 2 6 7 2 8 (J P , A)
特開平 0 1 - 2 4 2 1 2 7 (J P , A)
国際公開第 2 0 1 9 / 1 5 9 8 8 3 (W O , A 1)
特許第 6 2 7 8 2 9 6 (J P , B 2)
- (58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
G 0 5 B 2 3 / 0 2