

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2019年7月25日(25.07.2019)



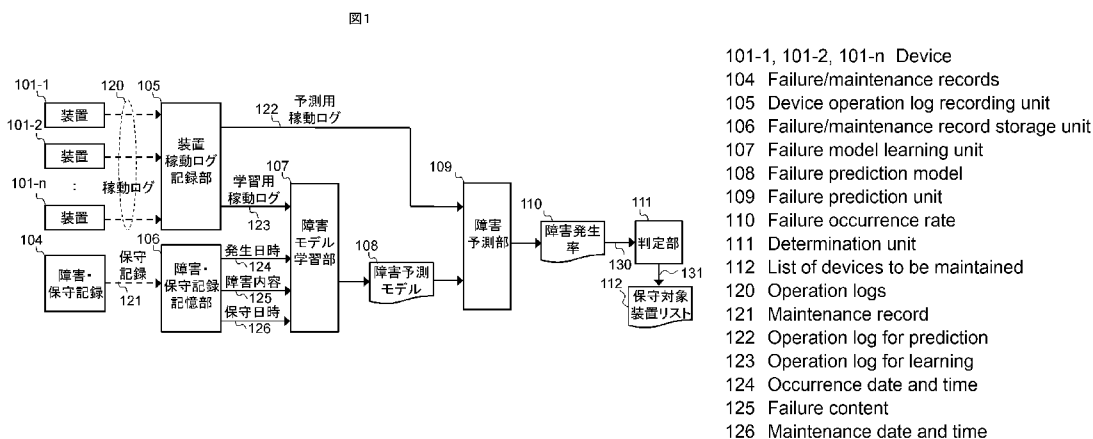
(10) 国際公開番号

WO 2019/142331 A1

- (51) 国際特許分類:
G06Q 10/04 (2012.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2018/001648
- (22) 国際出願日: 2018年1月19日(19.01.2018)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (71) 出願人: 株式会社日立製作所(HITACHI, LTD.)
[JP/JP]; 〒1008280 東京都千代田区丸の内
一丁目6番6号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 早川幹(HAYAKAWA, Miki); 〒1008280
東京都千代田区丸の内一丁目6番6号 株
式会社日立製作所内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 特許業務法人ウィルフォート国際特許事
務所(WILLFORT INTERNATIONAL PATENT
FIRM); 〒1030016 東京都中央区日本橋小網町
19-7 日本橋TCビル 1階 Tokyo (JP).
- (81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保
護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ,
BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH,
CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO,
DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT,
HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH,
KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY,
MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ,
NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT,
QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,

(54) Title: FAILURE PREDICTION SYSTEM AND FAILURE PREDICTION METHOD

(54) 発明の名称: 障害予測システムおよび障害予測方法



(57) Abstract: The present invention performs machine learning wherein: the period between a reference time point, which corresponds to a failure prediction time point, and an earlier time point, which is a predetermined first length of time earlier than the reference time point, is set as a warning sign detection period; if no failure occurred during the period between the reference time point and a later time point, which is a predetermined second length of time later than the reference time point, then that period is set as a prediction period, and otherwise if a failure occurred during the period between the reference time point and the later time point, then the period between the reference time point and the time point at which the failure occurred is set as the prediction period; the reference time point is then sequentially shifted; a feature quantity based on operation log information obtained during the warning sign detection period is set as an explanatory variable; and a failure index value is set as a response variable, said failure index value being based on whether or not occurrence of a specific event is indicated by operation log information associated with failure occurrence indicated by failure record

WO 2019/142331 A1

SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類 :

- 一 国際調査報告 (条約第21条(3))

information obtained during the prediction period, and also based on the length of time between the reference time point and the time point at which the failure occurred.

(57) 要約 : 障害予測実行時点に相当する基準時点から所定の第 1 期間長だけ遡った時点から基準時点までの期間を予兆検知期間とし、基準時点から所定の第 2 期間長後まで障害が発生しなければ第 2 期間長後までの期間を、基準時点から第 2 期間長後までに障害が発生すれば障害発生時点までの期間を予測対象期間として、基準時点を順次変更し、予兆検知期間の稼働ログ情報に基づく特徴量を説明変数とし、予測対象期間の障害記録情報における障害発生に対応する稼働ログ情報における特定事象の発生の有無および基準時点から障害発生時点までの期間長に基づく障害指標値を目的変数として機械学習を行う。

明 細 書

発明の名称： 障害予測システムおよび障害予測方法

技術分野

[0001] 本発明は、装置における障害の予兆の有無を診断し、装置の障害を予測するシステムに関する。

背景技術

[0002] 装置や設備が障害により停止すると、保守コストが増大し、同時に顧客満足度が毀損される。そのため装置や設備の予防保守が望まれる。予防保守は、装置や設備の動作履歴や稼動状態を記録し、この情報をもとに障害が発生する前に部品交換などの保守を行い、装置や設備の全体が停止するのを事前に防止するものである。装置の動作履歴に基づき将来の障害を予測するシステムとして、稼働ログから障害発生前の一定時間の部分を切り出して障害と対応づけ、対応づけた稼働ログと障害の情報を入力として機械学習を行ってモデルを作成し、そのモデルを用いて将来の障害を予測するものが提案されている。

[0003] 近年の装置や設備は、機械機構と電子回路によって構成され、情報装置と精密装置の両面の特性を持つものが多い。機械的な消耗による障害だけでなく、電子回路の障害も想定され、障害のパターン（モード）は多岐にわたる。また、一般的に、装置や設備の障害は、機構部品の消耗や経年による電子部品などの劣化による障害と、外的要因などによる突発的な障害とに大別される。ここでは、前者を劣化障害、後者を突発障害と定義する。

[0004] 劣化障害では、致命的な障害に至る前に装置の動作に変化が起こることがあり、これが障害の予兆として観測される。たとえば、回転部分のローラやベルトが経年磨耗などにより変質すると、起動時に空回りしたり、回転数にムラが出るなどする。これをセンサなどによって観測し、事前に現象を捉えることができれば、致命的な障害が生じる前に保守を行うことが可能になり、装置や設備が障害で停止するのを防止できる。

[0005] 一方、突発障害は事前の予測は困難であるが、装置に対して誤った操作が行われたことで起こる負荷の増大などの現象を障害の前兆として捉えることが可能である。しかし、装置や設備のどの部分が破損するか、さらにはその後の稼動状態によって、劣化の兆候が観測されてから、劣化が進行し、致命的な障害にいたるまでの期間はさまざまである。パターン化のために切り出し、記録する稼動ログの期間は、一律に障害の前の一定期間で定義されるものではない。障害発生に先立って一律の時間差で切り出した稼動ログで学習、障害予測を行うと、必ずしもその稼動ログに障害の予兆が含まれているとは限らず、予測精度を悪化させる。

[0006] 特許文献1には、学習に使用される稼動ログ期間（障害兆候期間）を、障害の事例毎に調整する技術が開示されている。

[0007] 例えば、特許文献1には、画像形成装置（ファクシミリ）の動作制御に用いるパラメータを時系列情報として記憶し、障害の種別ごとにあらかじめ定められた期間の障害パターンと照合して分類し、障害予測を行う技術が開示されている。装置の稼動ログに基づく装置の使用状況についてその傾向を表す数値データと障害の種別をもとに、学習に用いるために切り出す稼動ログ（障害兆候）の障害種別による時間差および期間長が決定される。

先行技術文献

特許文献

[0008] 特許文献1：特開2015-174256号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0009] 特許文献1に開示された技術によれば、障害種別毎に障害の兆候が生じる時間差を吸収することが可能となる。

[0010] しかしながら、特許文献1の技術は、暗黙に稼動状態が互いに類似する装置においては、予兆から一定期間後に障害が発生するという前提に基づいている。そのため、障害の兆候から実際の障害が発生するまでの期間にばらつ

きがある場合の対応には限界がある。

[0011] 本発明の目的は、装置や設備の障害発生の予測精度を向上する技術を提供することである。

課題を解決するための手段

[0012] 本発明の1つの態様による障害予測システムは、書き込みおよび読み出しが可能にデータを記憶する記憶装置と、記憶装置に記録されたデータを用いてソフトウェアプログラムの処理を実行するプロセッサと、を有し、記憶装置は、予測対象装置の過去の稼働状態を含む稼働ログ情報と、予測対象装置に過去に発生した障害に関する障害内容および障害発生日時を含む障害記録情報と、を記憶し、プロセッサは、障害予測実行時点に相当する基準時点から所定の第1期間長だけ遡った時点から基準時点までの期間を予兆検知期間とし、基準時点から所定の第2期間長後まで障害が発生しなければ第2期間長後までの期間を、基準時点から第2期間長後までに障害が発生すれば障害発生時点までの期間を予測対象期間として、基準時点を順次変更し、予兆検知期間の稼働ログ情報に基づく特徴量を説明変数とし、予測対象期間の障害記録情報における障害発生に対応する稼働ログ情報における特定事象の発生の有無および基準時点から障害発生時点までの期間長に基づく障害指標値を目的変数として機械学習を行うことにより、予測対象装置に将来発生する障害を予測するための障害予測モデルを生成する。

発明の効果

[0013] 本発明の1つの態様によれば、装置の稼働ログを使用して機械学習を行い、そのモデルによって装置の障害を予測するシステムにおいて、装置の障害発生までの期間を考慮した学習を行うことで、予兆から障害発生までの期間のばらつきを学習可能にし、予兆検知精度を向上することができる。また、予兆検知期間（説明変数）と予測対象期間（目的変数）とのそれぞれについて、保守による装置の状態変化点、またはその変数の統計的变化点によって、期間を分割し、それぞれの期間で機械学習を行う稼働ログの時系列変化を特徴量化する簡便な手段を提供することで、予兆検知精度を向上することが

できる。

図面の簡単な説明

- [0014] [図1]本実施形態による障害予測システムのブロック図である。
- [図2]図1に示した障害予測システムを実現するためのハードウェア構成を示す図である。
- [図3]図1に示した装置にて収集される稼動ログの一例を示す図である。
- [図4]図1に示した障害保守記録の一例を示す図である。
- [図5]図1に示した装置稼動ログ記録部、障害保守記録記憶部および障害モデル学習部の構成を示す図である。
- [図6]図1に示した障害予測部および判定部の構成を示す図である。
- [図7]図1に示した障害予測システムにて障害の予兆を学習するための期間の考え方を示す図である。
- [図8]装置における障害発生とその障害に関連する特定事象の発生率との関係を示す図である。
- [図9]図7に示した予測対象期間において基準点から障害発生までの時間を考慮した目的変数の生成を行う方法を説明するための図である。
- [図10]図1に示した障害モデル学習部にて用いられる説明変数の例を示す図である。
- [図11]図1に示した障害モデル学習部にて用いられる目的変数の例を示す図である。
- [図12]図7に示した予兆検知期間または予測対象期間において保守が実施された場合に説明変数および目的変数の生成を行う方法を説明するための図である。
- [図13]図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象期間の補助期間分割について説明するための図である。
- [図14]図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象期間を補助期間に分割する方法について説明するための図である。
- [図15]図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象

期間を統計的变化点で補助期間に分割する方法について説明するためのフローチャートである。

[図16]稼働ログから得られた指標を用いて期間分割を実施した例を示す図であり、(a)はログ項目値(偏差)の推移を示す図、(b)は変化点スコアの推移を示す図である。

[図17]図16に示した指標となる各ログ項目それぞれの区間での偏差の平均値を示す図である。

発明を実施するための形態

[0015] 図1は、本実施形態による障害予測システムのブロック図である。図2は、図1に示した障害予測システムを実現するためのハードウェア構成を示す図である。

[0016] 本形態は図1に示すように、予測対象装置となる複数の装置101-1~101-nから収集される稼働ログ120と、複数の装置101-1~101-nに関する障害保守記録104とを機械学習し、障害予測モデルを生成するものであって、装置ログ記録部105と、障害保守記録記憶部106と、障害モデル学習部107と、障害予測部109と、判定部111とを有している。そして、生成された障害予測モデルに装置稼働ログを入力することで、障害の発生率を予測、閾値判定し、それにより、装置101-1~101-nの障害リスクを判定する。

[0017] このように構成された障害予測システムは、図2に示すように、プロセッサ31と、メインメモリ32と、記憶装置33と、通信装置34と、入力装置35と、表示装置36とがバス37で接続されたハードウェアで実現することが考えられる。記憶装置33は、書込みおよび読み出しが可能にデータを記憶するものであって、この記憶装置33によって、図1に示した装置稼働ログ記録部105および障害保守記録記憶部106が実現される。プロセッサ31は、記憶装置33に記憶されたデータをメインメモリ32に読み出してソフトウェアプログラムの処理を実行するものであって、このプロセッサ31によって、図1に示した障害モデル学習部107と、障害予測部10

9と、判定部111とが実現される。通信装置34は、プロセッサ31にて処理された情報を有線または無線を介して送信することができる。入力装置35は、キーボードやマウスなどから構成され、情報を入力するためのものである。装置101-1~101-nの稼働ログ120や、保守記録121は、通信装置34や入力装置35を介して入力される。表示装置36は、ディスプレイなどの出力手段からなり、予測モデルや保守リストなどを表示出力することができる。

[0018] 装置101-1~101-nは、稼働ログを収集し、内部に蓄積、送信する機能を持つ（不図示）。

[0019] 図3は、図1に示した装置101-1~101-nにて収集される稼働ログの一例を示す図である。

[0020] 図1に示した装置101-1~101-nにて収集される稼働ログは、装置101-1~101-nの過去の稼働状態を含むものであって、例えば図3に示すように、当該装置をユニークに識別できる機器ID401と、稼働ログが記録された日時402にそれぞれ対応して記録された、稼働に伴う各種記録情報から構成される。稼働に伴う各種記録情報には、装置の不調などの検出記録である特定事象ごとの発生回数403や、装置の動作を監視するセンサの値404、オペレータやユーザが当該装置を操作した履歴405、当該装置のその時点での設定パラメータ406などから構成される。

[0021] 図4は、図1に示した障害保守記録104の一例を示す図である。

[0022] 図1に示した障害保守記録104は、装置101-1~101-nで発生した障害の発生日時と保守、修理などの、障害に関する障害内容および障害発生日時を含む障害記録情報が記録される。装置自身が自動的に記録するもののほか、保守作業員が作業記録として記録するものが想定され、図4に示すように、当該装置をユニークに識別できる機器ID501や、障害の発生日時502、保守実施の日時503、障害が発生して保守が行われた対象504、保守の内容505などから構成される。保守内容は、保守現場で作業員が手書きで記録する場合もあるため、表記のゆれや欠落が生じる場合があ

る。また、保守対象504と保守内容505とに応じた記号506を表記することで、データ処理上において、障害と保守の内容を分類、集計を容易にする場合もある。

[0023] 一般的に、装置に障害が発生してから、保守が実施されるまでは時間差がある。当該装置の動作は、障害が発生したときと、保守が実施されたときとの少なくとも2回その状態が大きく変化する。

[0024] 装置101-1~101-nから収集された稼動ログ120は、装置稼動ログ記録部105に記録、蓄積される。装置稼動ログ記録部105に記録、蓄積された稼動ログは、障害の予測、障害の予兆の特徴を抽出するための機械学習と、機械学習によって生成された障害のモデルによる障害発生確率の予測との2つの目的で使われる。機械学習用の稼動ログ123は、障害モデル学習部107に入力され、障害予測モデルを生成する学習が行われる。障害発生確率の予測用の稼動ログ122は、障害予測部109に入力される。

[0025] 装置101-1~101-nまたは保守作業員から収集された保守記録121は、障害保守記録記憶部106に記録・蓄積される。障害保守記録記憶部106に記録・蓄積された保守記録121は、障害の発生日時124と、障害内容125と、保守日時126とに分類され、障害モデル学習部107に入力される。障害モデル学習部107では、装置101-1~101-nに発生した障害に先行して、装置101-1~101-nから収集された稼動ログに障害に関連する兆候があるかどうか、相関を分析するための機械学習を行う。

[0026] 機械学習は、障害や特定事象の発生を教師信号（目的変数）として、説明変数として入力される稼動ログによって状態を分類するモデルを生成するものである。判別分析、ロジスティック回帰、決定木などさまざまな手法があり、ここでは詳述しない。一般的には、回帰式と呼ばれる多項式でモデルは表現され、説明変数に相当するデータを多項式に入力することで目的変数を予測する。障害や特定事象の発生を教師信号として学習する教師あり学習のほかに、暗黙的に正常ケースとして装置の稼動ログで学習を行い、異常デー

タが入力されたときの状態空間の統計的距離によって異常を判定する手法もある。

[0027] 障害モデル学習部107は、後述するように、保守を実行する予測実行時点に相当する基準時点から所定の第1期間長だけ遡った時点から基準時点までの期間を予兆検知期間とし、基準時点から所定の第2期間長後まで障害が発生しなければ第2期間長後までの期間を、基準時点から第2期間長後までに障害が発生すれば障害発生時点までの期間を予測対象期間として、基準時点を順次変更し、予兆検知期間の稼働ログ情報に基づく特徴量を説明変数とし、予測対象期間の前記障害記録情報における障害発生に対応する稼働ログ情報における特定事象の発生の有無および基準時点から障害発生時点までの期間長に基づく障害指標値を目的変数として機械学習を行うことにより、装置101-1~101-nに将来発生する障害を予測するための障害予測モデルを生成することになる。

[0028] 障害モデル学習部107において機械学習によって生成された障害予測モデル108は、障害予測部109に入力される。障害予測部109は、装置稼働ログ記録部105から出力された予測用稼働ログ122も入力され、これら障害予測モデル108と予測用稼働ログ122とに基づいて、装置101-1~101-nにおける障害の発生率を予測する。このとき、目的変数として障害の発生有無を予測するモデルであっても良いし、障害に関連する特定の事象の発生率などを予測するものであってもよい。

[0029] 障害予測部109にて予測された障害発生率110は、判定部111に入力され、判定部111において閾値判定され、障害の可能性が高い装置のリストとして保守対象装置リスト112が出力される。

[0030] 以下に、上述した装置稼働ログ記録部105、障害保守記録記憶部106および障害モデル学習部107について詳細に説明する。

[0031] 図5は、図1に示した装置稼働ログ記録部105、障害保守記録記憶部106および障害モデル学習部107の構成を示す図である。

[0032] 図1に示した装置稼働ログ記録部105は図5に示すように、装置稼働ロ

グ記憶部201と、装置稼働ログスクリーニング部202と、特徴量演算部213とを有している。

[0033] 装置101-1~101-nから収集された稼働ログ120は、装置稼働ログ記録部105の装置稼働ログ記憶部201に記録される。一般的に、機械的に収集される装置の稼働ログは、装置の稼働状況や、収集経路によって重複や欠損があると同時に、ほとんど記録のない項目や、分析に不適切なデータが含まれる場合がある。

[0034] そのため、装置稼働ログスクリーニング部202において、これらの不適切なデータをクレンジング（除去、補正、補完）する。また、稼働ログの種類によっては、適切な集計処理を施すことが必要な場合もある。たとえば、一定期間で平均化処理を行ったり、絶対値ではなく率や分布で参照したりする場合などである。そのため特徴量演算部213にて、そのような集計処理を行い、学習用稼働ログ123として出力する。

[0035] また、図1に示した障害保守記録記憶部106は図5に示すように、障害保守情報記憶部203と、障害保守情報ログスクリーニング部204と、障害発生日時記憶部205と、障害内容記憶部206と、保守実施日時記憶部207とを有している。

[0036] 装置101-1~101-nまたは保守作業員から収集された保守記録121は、障害保守記録記憶部106の障害保守情報記憶部203に記憶される。そして、装置稼働ログ記録部105と同様に、障害保守情報スクリーニング部204によって障害保守データのクレンジング（除去、補正、補完）が行われる。

[0037] そして、障害保守情報は連続データではなくイベントであるため、障害の発生日時、障害内容、保守実施日の記録に分類され、障害発生日時記憶部205、障害内容記憶部206および保守実施日時記憶部207にそれぞれ記憶される。

[0038] 特徴量演算部213から出力された学習用稼働ログ123と、障害発生日時記憶部205、障害内容記憶部206および保守実施日時記憶部207に

それぞれ記憶された、障害発生日時124、障害内容125および保守日時126は、障害モデル学習部107に入力される。

[0039] 図1に示した障害モデル学習部107は図5に示すように、機器状態変化検出部207と、期間別説明変数生成部208と、期間変動目的変数生成部209と、機械学習部212とを有している。

[0040] このように構成された障害モデル学習部107では、期間変動目的変数生成部209において、障害に関連する稼動ログまたは障害保守情報に基づいて目的変数211が生成され、また、期間別説明変数生成部208において、障害に先立つ学習用稼動ログに基づいて障害の予兆の説明変数210が生成される。

[0041] このとき、説明変数210および目的変数211を生成するための、学習用稼動ログ123、障害発生日時情報124、障害内容情報125および保守日時情報126のデータ期間を、機器の状態変化によって決定することが、特徴的である。

[0042] 機器の状態変化とは、装置に障害が発生する前に、装置を構成する機構部品や電子部品の消耗や損傷により、動作が変化し、稼動ログの統計的性質が変化したとき（予兆）、あるいは、装置に実際に障害が発生したとき、あるいは保守が行われて部品の交換などが行われたときのことである。

[0043] 機器の状態変化は、機器状態変化検出部207によって検出される。機器状態変化検出部207では、学習用稼動ログ123を参照し、統計的性質が変化したとき、障害発生日時情報124や保守実施日時情報126を使って、説明変数と目的変数の期間設定を行う。期間別説明変数生成部208および期間変動目的変数生成部209は、機器状態変化検出部207によって検出された機器状態変化の情報をもとに説明変数210および目的変数211をそれぞれ生成し、機械学習部212に入力する。

[0044] 機械学習部212は、入力された説明変数210および目的変数211を用いて障害予測モデル108を生成して出力する。

[0045] 以下に、図1に示した障害予測部109および判定部111について詳細

に説明する。

[0046] 図6は、図1に示した障害予測部109および判定部111の構成を示す図である。

[0047] 図1に示した障害予測部109は図6に示すように、障害率予測値計算部302を有している。障害予測部109は、障害率予測値計算部302において、障害モデル学習部107にて機械学習によって求められた障害予測モデル108に、装置稼働ログ記録部105から出力された予測用稼働ログ122を入力することで、装置110-1~110-n毎に障害の発生率を予測する。一般的には、障害予測モデル108は多項式で構成され、これに特徴量演算部213により特徴量化された予測用稼働ログ122を入力することで、障害発生率110が計算される。

[0048] 図1に示した判定部111は図6に示すように、閾値判定部305と、閾値決定部304とを有している。判定部111では、閾値判定部305において、障害予測部109にて計算された障害発生率110を閾値と比較して閾値を上回る装置を抽出し、予防保守をおこなうための保守対象機器リスト112として出力する。この際、閾値はあらかじめシステムに入力していても良いし、ターゲットなどの抽出台数などをもとに、閾値決定部304にて決定してもよい。

[0049] 以下に、装置の状態変化に応じて説明変数と目的変数を生成するデータ区間を決定する方法について説明する。

[0050] 図7は、図1に示した障害予測システムにて障害の予兆を学習するための期間の考え方を示す図である。図8は、装置における障害発生とその障害に関連する特定事象の発生率との関係を示す図である。

[0051] 図7に示すように、ある基準点T602において、その装置の障害の予兆を検出することを考える。目的は、基準点T602からT603までの期間において障害が発生するかどうかを、基準点T602から遡ってT601までに期間の装置稼働ログを使って予測する。ここで、基準点より過去のT601からT602の期間604は、予兆検知期間と言ってもよい。また、基

準点より未来のT602からT603までの期間605は、予測対象期間と言ってもよい。

[0052] 機械学習では、予兆検知期間604の稼動ログを説明変数として、予測対象期間605の障害発生、また障害に関連する事象の発生率を目的変数として、繰り返し学習を行うことで、障害に関連する稼動ログの特徴がモデル化される。

[0053] つまり、図8に示すように、障害に至る固体は、障害発生の前に、障害に関連する特定事象の発生率が上昇し、さらにその前の稼動ログには障害の予兆が現れていると仮定している。しかし、一般には、装置を構成する機構部品や電子部品の消耗が生じて何らかの状態変化が起こり、障害発生に関連する特定事象の発生率の上昇が起こり、実際に障害に至るまでの期間は一律ではなく、装置のおかれた環境や稼働率などに依存して大きく変動する。

[0054] 図8では、装置Aについては障害予測を行う基準点T602を基準として、稼動ログに予兆701が現れてから、障害発生に関連する特定事象の発生率の上昇702、障害発生703が連続して起こるケースを示している。一方で、装置Bについては、障害予測を行う基準点T602を基準として、稼動ログに予兆704が現れてから、障害発生に関連する特定事象の発生率の上昇はしばらく起こらず、T603まで時間が経ってから特定事象の発生率の上昇705と障害発生706が起こる例を示している。

[0055] このように、基準点より一定期間前T601から基準点T602までの固定期間604を予兆検知期間とし、基準点T602から一定期間後T603までの固定期間605を予測対象期間として機械学習を行うと、装置Bの本期間については、予兆があるにもかかわらず予測期間では特定事象の発生率の上昇が起こらない学習データとなり、学習精度を悪化させてしまう。

[0056] そこで、本形態では、予測対象期間において基準点から障害発生までの時間を考慮した目的変数の生成を行う。

[0057] 図9は、図7に示した予測対象期間において基準点から障害発生までの時間を考慮した目的変数の生成を行う方法を説明するための図である。

- [0058] 本形態における障害モデル学習部107においては、例えば、図9に示すように、1つの装置に対して、期間をずらしながら予兆検知期間と予測対象期間とを設定するように基準点を順次変更し、繰り返し機械学習を行うことが考えられる。
- [0059] 期間1は、T810からT811までの期間801を予兆検知期間とし、T811からT814までの期間802を予測対象期間として学習を行う例である。本例では、期間801の長さを第1期間長といい、期間802の長さを第2期間長と言ってもよい。このとき、予測期間802では障害は発生していないので、実際の予測対象期間の特定事象発生率を目的変数として学習を行う。機器が正常な場合、特定事象発生率は低いことが想定されるので、期間1については正常ケースとしての学習データとなる。
- [0060] 期間2は、T811からT812までの期間803を予兆検知期間とし、T811からT816までの期間を予測対象期間として学習を行う例である。すなわち、本例では、期間803の長さを第1期間長と言ってもよい。このとき、予測対象期間中のT815のタイミングで障害が起こっている。障害の前後で装置状態は大きく変わるため、装置障害を含んだ期間のデータで学習を行うことは適切ではない。そこで、本形態では、障害発生前までの、T812からT815までの期間を予測対象期間として学習を行う。すなわち、本例では、T811からT815までの期間804の長さを第2期間長と言ってもよい。
- [0061] 期間3および期間4についても、予測対象期間に相当する期間において、障害が発生しているため、予測対象期間はそれぞれT813からT815の期間806、T814からT815の期間808で学習を行う。
- [0062] 期間2、期間3および期間4において、それぞれの基準点T812、T813、T814から、障害発生までの期間804、806、808の長さが異なる。本実施形態では、基準点から障害発生までの期間の長さに応じて、目的変数である特定事象の発生率に係数を設定し、基準点から障害発生までの期間が短いほど、障害リスクが高く評価されるよう学習を行う。

- [0063] このように、予測を実行している時点から障害発生の時点までの期間長に応じた値を取る係数を目的変数に含むことで、障害発生まで期間が短ければ障害リスクを大きな値として算出するということが可能となる。
- [0064] 図10は、図1に示した障害モデル学習部107にて用いられる説明変数の例を示す図である。
- [0065] 図1に示した障害モデル学習部107にて用いられる説明変数は、図10に示すように、装置をユニークに特定可能な機器ID1001と、期間をユニークに識別可能な期間識別子1002とがキーとなり、それに関係し、特徴量化された稼働ログ項目が表現される。特徴量化された稼働ログ項目として、特定の事象の発生率（事象A発生率1003）や、特定動作の記録（動作B起動回数1004）、環境情報（筐体内温度1005）、装置をモニタするセンサの値（センサ1値1006）などがある。
- [0066] 図11は、図1に示した障害モデル学習部107にて用いられる目的変数の例を示す図である。
- [0067] 図1に示した障害モデル学習部107にて用いられる目的変数は、図11に示すように、装置をユニークに特定可能な機器ID1101と、期間をユニークに識別可能な期間識別子1102がキーとなり、それに関係する障害に関連する項目1103～1106が表現される。ここで、予測の対象となるのは、特定事象の発生確率である、障害に関連する特定の事象の発生率1103であるが、予測対象期間における障害までの期間1104に応じて目的変数の係数1105を変化させ、事象の発生率1103に係数1105を乗算することにより障害指標値となる目的変数1106を故障リスクとして算出する。障害発生までの期間ゼロは、当該期間の予測対象期間に障害が発生していないケースを示す。
- [0068] このように、予測対象期間における障害までの期間に応じて目的変数の係数を変化させ、事象の発生率に係数を乗算することにより障害指標値を算出することで、障害が発生するまでの状況に応じた学習が可能となる。
- [0069] 図11における期間識別子1101の期間1から期間4までが、図9の期

間1から期間4に対応する。期間1については、予測対象期間内で障害が発生していないため、学習対象となる事象の発生率1103“0.1”は、そのまま目的変数1106として用いられる。

[0070] 期間2から期間4については、予測対象期間内において障害が発生しているため、障害発生までの期間1104に応じて決定される目的変数の係数1105が“1.2”として設定される。そして、予測対象である障害に関連する事象の発生率1103“0.2”に、目的変数の係数1105を乗算した“0.24”が、故障リスクとなる目的変数として用いられる。

[0071] 障害発生までの期間1104に応じて決定される目的変数の係数1105は、障害発生までの期間が短いほど大きく設定される。これにより、予兆から障害発生までの期間にばらつきがあっても、故障リスクがより正しく評価される。

[0072] 図12は、図7に示した予兆検知期間または予測対象期間において保守が実施された場合に説明変数および目的変数の生成を行う方法を説明するための図である。

[0073] 図12に示したものにおいては、T912のタイミングで保守が実施されている。期間5について、T910からT911が予兆検知期間901であり、T911からT915が予測対象期間902であるが、予測対象期間中のT912にて保守が実施されている。また、期間6については、T911からT913が予兆検知期間であるが、予兆検知期間中のT912にて保守が実施されている。

[0074] 保守によって、清掃や部品の交換、調整が行われると、保守の前後で大きく装置の状態は変化する。したがって、予兆検知期間および予測対象期間いずれについても、学習データ中に保守が含まれるものは、学習精度を悪化させる原因となる。そこで、本形態においては、障害に対応して保守を実施した保守実施時点を障害記録情報に記録しておき、目的変数および説明変数の生成にこの保守実施時点の情報を活用し、障害記録情報における保守実施時点を含む予兆検知期間や予測対象期間の稼働ログ情報を機械学習から除外す

る。このように、保守実施により装置の状態が変化する期間の情報を機械学習から除外することにより、ノイズを減らして、機械学習の精度を向上させることができる。

[0075] 図10に示した説明変数の例では、期間識別子1002が期間5から期間8で示す説明変数が、図12における期間5から期間8に対応している。期間6について予兆検知期間にて保守が実施されているため、期間6の情報を学習データから除外する。

[0076] 図11に示した目的変数の例では、期間識別子1102が期間5から期間8で示す説明変数が、図12における期間5から期間8に対応している。期間5について予測対象期間にて保守が実施されているため、期間5の情報を学習データから除外する。

[0077] 図12における期間7および期間8については、予兆検知期間、予測対象期間中に保守が発生していないので、特に学習データからの除外は行わない。

[0078] また、図示は省略するが、説明変数と目的変数とは対になって学習を行うものであり、説明変数または目的変数が保守の実施によって除外された場合、対となる目的変数または説明変数も、同時に学習データから除外する必要がある。

[0079] 次に、予兆検知期間または予測期間の、指標の時系列変化の学習方法について説明する。

[0080] 図13は、図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象期間の補助期間分割について説明するための図である。ここで、補助期間分割とは、予兆検知期間または予測対象期間を、さらに1以上に分割し、固有の識別子を付与した上でそれぞれの期間で機械学習を行うことである。

[0081] 図13では、T1201からT1204で示される予兆検知期間1215を、T1201からT1202の期間1-A;1210と、T1202からT1203の期間1-B;1211と、T1203からT1204の期間1

−C ; 1 2 1 2 との3つの予兆検知補助期間に分割し、また、T 1 2 0 4 からT 1 2 0 6 で示される予測対象期間1 2 1 6 を、T 1 2 0 4 からT 1 2 0 5 の期間1 −D ; 1 2 1 3 と、T 1 2 0 5 からT 1 2 0 6 の期間1 −E ; 1 2 1 4 との2つの予測対象補助期間に分割した例を示している。

[0082] このように、予兆検知期間や予測対象期間を複数に分割し、それぞれ別個の情報として機械学習を行うことにより、予兆検知期間や予測対象期間における稼働ログの様相の変化を障害予測モデルに反映させ、障害予測の精度を向上させることが可能となる。なお、分割数は1以上特に制限はなく、また、予兆検知期間のみを分割、予測対象期間のみを分割するものであってもよい。

[0083] 補助期間の分割方法は、装置の状態の変化点を用いるのがより望ましい構成と言えるが、単に等間隔で分割する構成であっても、後述する時系列変化を捉える効果は得られる。

[0084] 図14は、図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象期間を補助期間に分割する方法について説明するための図であり、(a)は分割なし、(b)は2分割、(c)は3分割の例を示している。簡便化のため、3つの場合のいずれにおいても、データは対象とする期間1401中に特定の事象1402が離散的に6回起こる場合を示している。もちろん、対象となるデータがセンサ出力のような連続値であっても同様の効果が得られる。

[0085] 図14(a)に示すように、期間1401中に特定の事象1402が一定間隔で起こる場合は、期間の前後で発生頻度が変化しないため、時系列変化は生じず、事象の発生確率のみを観測すべきケースである。そのため、障害モデル学習部107においては、期間分割は行わない。

[0086] また、図14(b)に示すように、期間1401中に特定の事象1402の発生頻度が徐々に増加していく場合は、移動平均値1404を取ると、期間の後半に行くに従って傾きが増加していく。このとき、期間1401中の全体平均値1403から、移動平均値を減算した偏差1405を取得すると

、期間前半では負の値となり、期間後半では正の値となる。そのため、傾きが増加する時点において、期間を期間A；1401Aと期間B；1401Bとの2つに分割し、それぞれ期間ラベルをキーにした上で説明変数または目的変数として機械学習に入力することで、期間B；1401Bにおいてより大きな値をとること、または期間A；1401Aにおいてより小さな値を取ることができ、それにより、本指標の増加を示す特徴が抽出されたモデルが生成されることが期待される。

[0087] また、図14(c)に示すように、期間1401中の特定の事象1402の発生頻度が一時的に上昇する場合は、移動平均値1404を取ると、期間の中間で上昇し、期間の前後では低下する。このとき、期間1401中の全体平均値1403から、移動平均値を減算した偏差1405を取得すると、期間の前よりと後よりでは負の値となり、期間中間では正の値となる。そのため、一時的な頻度の上昇の前後で、期間を期間A；1401Aと、期間B；1401Bと、期間C；1401Cとの3つに分割し、それぞれ期間ラベルをキーにした上で説明変数または目的変数として機械学習に入力することで、期間B；1401Bにおいてより大きな値をとること、または期間A；1401A及び期間C；1401Cにおいてより小さな値を取ることができ、本指標の一時的な上昇として特徴が抽出されたモデルが生成されることが期待される。

[0088] 図15は、図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象期間を統計的变化点で補助期間に分割する方法についてのフローチャートである。

[0089] 図1に示した障害予測システムにおける予兆検知期間および予測対象期間を統計的变化点で補助期間に分割する場合は、まず、対象となる稼働ログ項目の、予兆検知期間または予測対象期間の平均値からの偏差を取得する（ステップ1301）。これにより、期間中、増加している部分が正、減少している部分が負として表現される。

[0090] 次に、期間中のログ項目値を、先頭から順に期間最後まで加算した遷移（

累積和)を取得する(ステップ1302)。累積和は、増加しているときは正の傾きを持ち、減少しているときは負の傾きを持つため、稼動ログが上昇や下降に転じる時点がピークとして観測される。

[0091] 次に、対象となるログ項目を合算して、装置の状態変化を求めするため、累積和推移を、ログ項目ごとに正規化する(最大値と最小値との差で除算する)(ステップ1303)。これにより、変化点スコアにおいて、各ログ項目の寄与がアンバランスになることを防止する。

[0092] 次に、変化点スコアを各ログ項目で求め、正規化した累積和を、全ログ項目で加算する(ステップ1304)。

[0093] この加算された累積和がその区間における変化点スコアであり、分割数に応じて正または負のピークを分割点として採用する(ステップ1305)。所望の分割数にするため、変化点スコアの絶対値のピークを、最大から順番に抽出することで分割点を決定する。

[0094] 図16は、稼動ログから得られた指標を用いて期間分割を実施した例を示す図であり、(a)はログ項目値(偏差)の推移を示す図、(b)は変化点スコアの推移を示す図である。なお、図16においては、横軸に日付を示し、16年3月19日から16年5月28日の推移を示している。

[0095] ログ項目値(偏差)は、図16(a)に示すように、16年3月19日から4月22日ころまでは一定の推移をしており、その後各指標とも上昇している。その後、5月14日ころからは、さらに傾きを増している。

[0096] これを変化点スコアで表した場合、図16(b)に示すように、正規化された変化点スコアを加算した変化点スコア合計において、4月22日ころに最大値ピークをとり、さらに第2のピークが5月14日付近にあることが分かる。そのため、本形態では、4月22日と5月14日を分割点に決定し、期間1-A;1501)と、期間1-B;1502と、期間1-C;1503とに分割している。

[0097] 図17は、図16に示した指標となる各ログ項目それぞれの区間での偏差の平均値を示す図である。

[0098] 図17に示すように、たとえば、指標1の偏差では、期間1-Aでは大きな負の値をとり、区間1-Bでは正の値、区間1-Cでは大きな正の値となっている。これは、本期間において、指標1が増加傾向にあることを示している。一方で、指標3の偏差平均値は、各期間とも大きな変化はなく、本指標は、この期間において、増減の傾向は無いことを示している。

[0099] このように、稼働ログ情報を、この稼働ログ情報からノイズや誤差を除去し、客観的な特徴量を取り出す統計処理して得られる特徴量の所定の変化点である統計的变化点にて予兆検知期間や予測対象期間を複数の期間に分割することにより、良好な障害予測モデルが得られ、障害予測精度を向上させることができる。なお、予兆検知期間や予測対象期間を統計的变化点にて複数の期間に分割するのではなく、障害発生時点や保守実施時点で分割することも考えられる。

[0100] 上述したように本形態においては、予兆から障害発生までの期間長を考慮した機械学習を行うことにより、予兆から障害発生までの期間のばらつきを障害予測モデルに反映させることができ、障害予測の精度を向上させることが可能となる。

符号の説明

[0101] 101-1～101-n…装置、104…障害保守記録、105…装置稼働ログ記録部、106…障害保守記録記憶部、107…障害モデル学習部、109…障害予測部、111…判定部

請求の範囲

- [請求項1] 書き込みおよび読み出しが可能にデータを記憶する記憶装置と、前記記憶装置に記録されたデータを用いてソフトウェアプログラムの処理を実行するプロセッサと、を有し、
- 前記記憶装置は、予測対象装置の過去の稼働状態を含む稼働ログ情報と、前記予測対象装置に過去に発生した障害に関する障害内容および障害発生日時を含む障害記録情報と、を記憶し、
- 前記プロセッサは、
- 障害予測実行時点に相当する基準時点から所定の第1期間長だけ遡った時点から前記基準時点までの期間を予兆検知期間とし、前記基準時点から所定の第2期間長後まで障害が発生しなければ前記第2期間長後までの期間を、前記基準時点から前記第2期間長後までに障害が発生すれば障害発生時点までの期間を予測対象期間として、前記基準時点を順次変更し、
- 前記予兆検知期間の前記稼働ログ情報に基づく特徴量を説明変数とし、前記予測対象期間の前記障害記録情報における障害発生に対応する前記稼働ログ情報における特定事象の発生の有無および前記基準時点から前記障害発生時点までの期間長に基づく障害指標値を目的変数として機械学習を行うことにより、前記予測対象装置に将来発生する障害を予測するための障害予測モデルを生成する、
- 障害予測システム。
- [請求項2] 前記障害指標値は、前記基準時点から前記障害発生時点までの期間長に応じた値をとる係数を含む、請求項1に記載の障害予測システム。
- [請求項3] 前記障害指標値は、特定事象の発生確率に前記係数を乗算することにより算出される、請求項2に記載の障害予測システム。
- [請求項4] 前記プロセッサは、前記予兆検知期間を複数の予兆検知補助期間に分割し、前記予兆検知補助期間のそれぞれの稼働ログ情報を別個の情

報として前記機械学習を行う、請求項 1 に記載の障害予測システム。

[請求項5] 前記プロセッサは、前記稼働ログ情報を統計処理して得られる前記特徴量の所定の変化点である統計的变化点にて前記予兆検知期間を前記予兆検知補助期間に分割する、請求項 4 に記載の障害予測システム。

[請求項6] 前記プロセッサは、前記障害記録情報における前記障害発生時点にて前記予兆検知期間を前記予兆検知補助期間に分割する、請求項 4 に記載の障害予測システム。

[請求項7] 前記障害記録情報には前記障害に対応して保守を実施した保守実施時点が記録されており、

前記プロセッサは、前記障害記録情報における前記保守実施時点にて前記予兆検知期間を前記予兆検知補助期間に分割する、請求項 4 に記載の障害予測システム。

[請求項8] 前記障害記録情報には前記障害に対応して保守を実施した保守実施時点が記録されており、

前記プロセッサは、前記障害記録情報における保守実施時点を含む予兆検知補助期間の稼働ログ情報を前記機械学習から除外する、請求項 4 に記載の障害予測システム。

[請求項9] 前記プロセッサは、前記予測対象期間を複数の予測対象補助期間に分割し、前記予測対象補助期間のそれぞれの前記稼働ログ情報を別個の情報として前記機械学習を行う、請求項 1 に記載の障害予測システム。

[請求項10] 前記プロセッサは、前記稼働ログ情報を統計処理して得られる前記特徴量の所定の変化点である統計的变化点にて前記予測対象期間を前記予測対象補助期間に分割する、請求項 9 に記載の障害予測システム。

[請求項11] 前記プロセッサは、前記障害記録情報における前記障害発生時点にて前記予測対象期間を前記予測対象補助期間に分割する、請求項 9 に

記載の障害予測システム。

[請求項12] 前記障害記録情報には前記障害に対応して保守を実施した保守実施時点が記録されており、

前記プロセッサは、前記障害記録情報における前記保守実施時点にて前記予測対象期間を前記予測対象補助期間に分割する、請求項9に記載の障害予測システム。

[請求項13] 前記障害記録情報には前記障害に対応して保守を実施した保守実施時点が記録されており、

前記プロセッサは、前記障害記録情報における保守実施時点を含む予測対象補助期間の稼働ログ情報を前記機械学習から除外する、請求項9に記載の障害予測システム。

[請求項14] 書き込みおよび読み出しが可能にデータを記憶する記憶装置と、前記記憶装置に記録されたデータを用いてソフトウェアプログラムの処理を実行するプロセッサと、を有するコンピュータが行う障害予測方法であって、

前記記憶装置は、予測対象装置の過去の稼働状態を含む稼働ログ情報と、前記予測対象装置に過去に発生した障害に関する障害内容および障害発生日時を含む障害記録情報と、を記憶し、

前記プロセッサは、

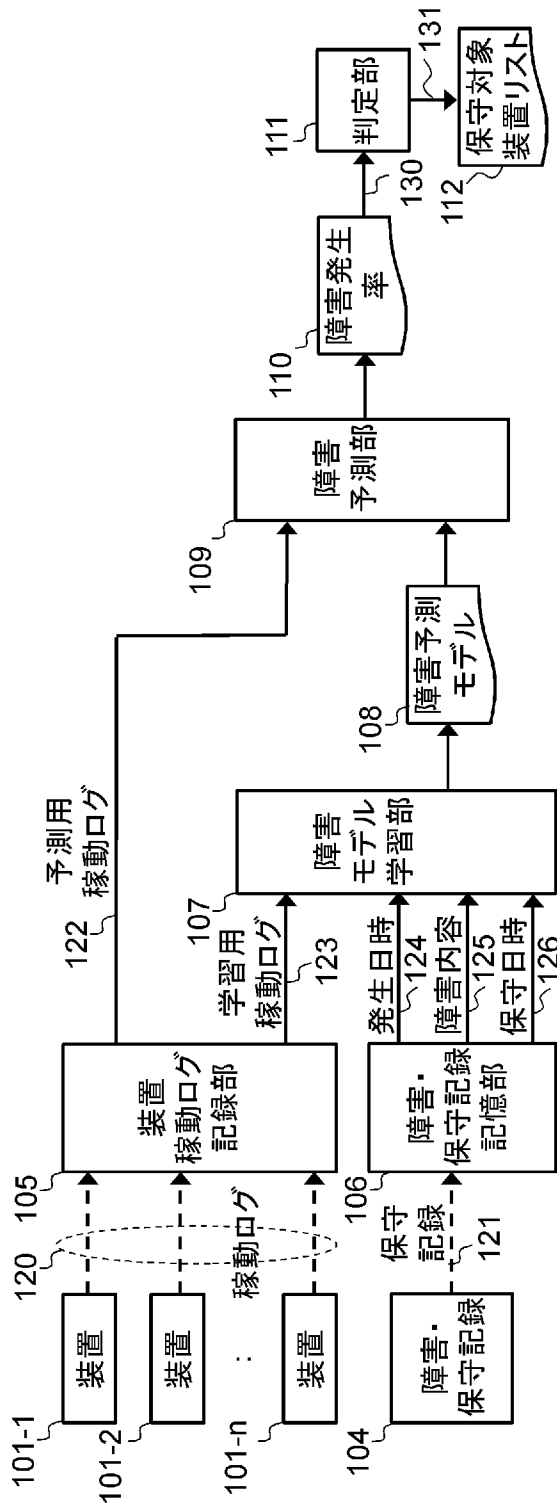
障害予測実行時点に相当する基準時点から所定の第1期間長だけ遡った時点から前記基準時点までの期間を予兆検知期間とし、前記基準時点から所定の第2期間長後まで障害が発生しなければ前記第2期間長後までの期間を、前記基準時点から前記第2期間長後までに障害が発生すれば障害発生時点までの期間を予測対象期間として、前記基準時点を順次変更し、

前記予兆検知期間の前記稼働ログ情報に基づく特徴量を説明変数とし、前記予測対象期間の前記障害記録情報における障害発生に対応する前記稼働ログ情報における特定事象の発生の有無および前記基準時

点から前記障害発生時点までの期間長に基づく障害指標値を目的変数として機械学習を行うことにより、前記予測対象装置に将来発生する障害を予測するための障害予測モデルを生成する、
障害予測方法。

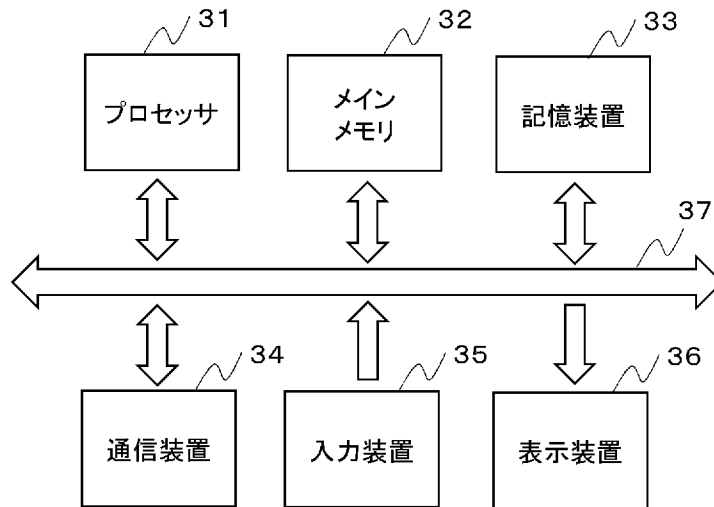
[図1]

図1



[図2]

図2

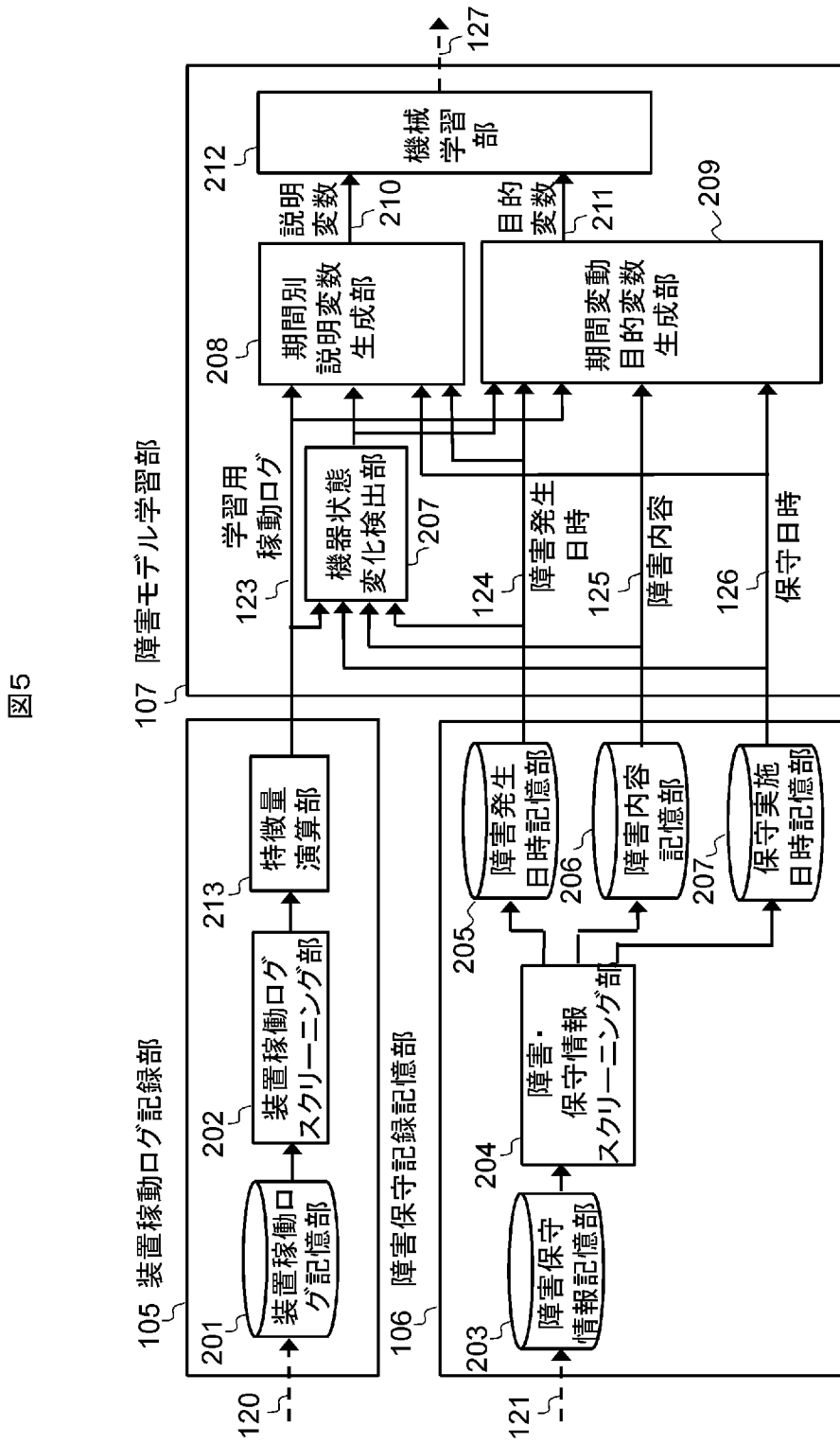


[図4]

図4

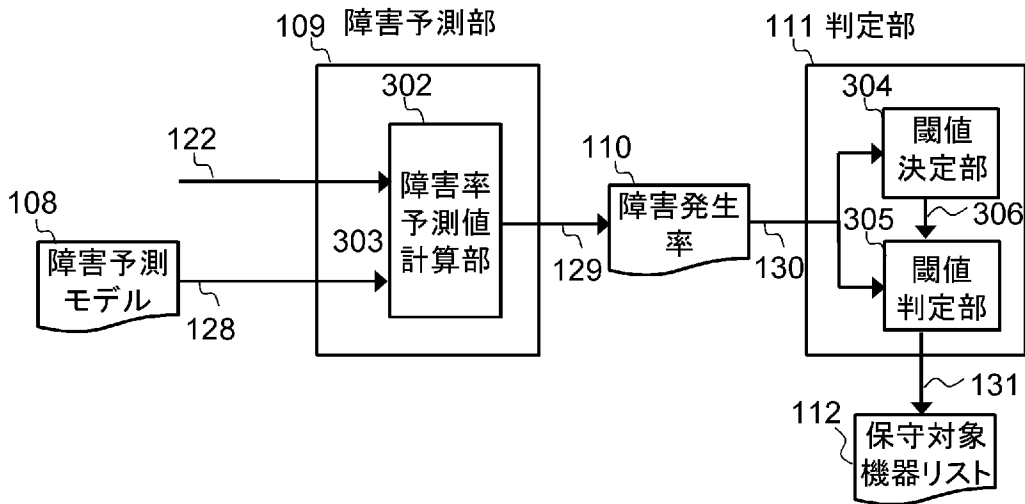
501 機器ID	502 障害発生日時	503 保守実施日時	504 保守対象	505 保守内容	506 記号
10001045	2017/09/02 09:32:00	2017/09/04 10:12:00	モジュールA	第5ローラ交換	A15
10002033	2017/09/10 23:58:00	2017/09/11 09:30:00	モジュールA	清掃	A00
10002001	2017/09/21 16:55:00	2017/09/24 11:02:00	モジュールB	第1ローラ交換	B11
10001045	2017/09/22 12:11:00	2017/09/24 11:35:00	モジュールC	モジュール交換	C99
:	:	:	:	:	:

[図5]



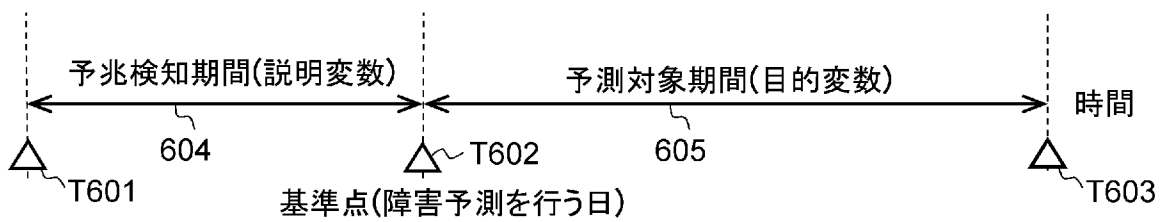
[図6]

図6



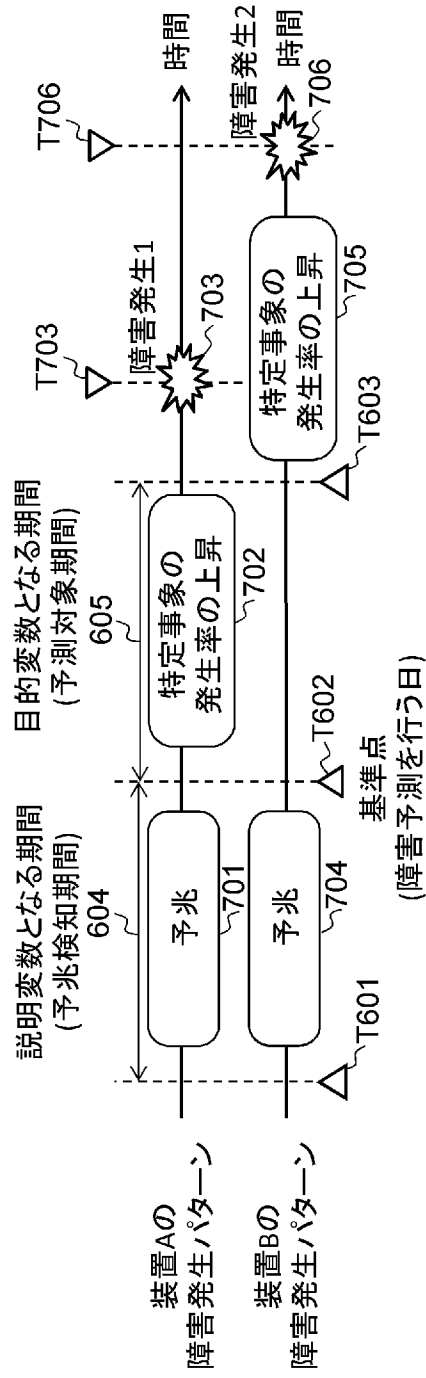
[図7]

図7



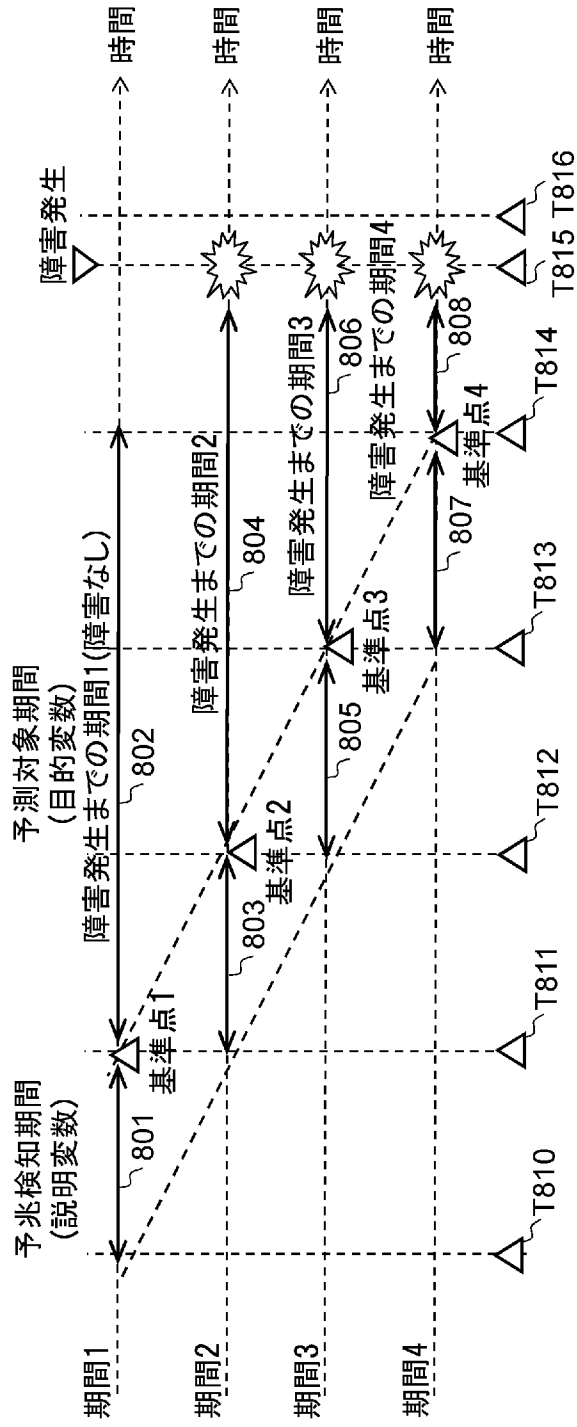
[図8]

図8



[図9]

図9



[図10]

図10

機械学習に用いられる説明変数

1001	1002	1003	1004	1005	1006
機器ID	期間識別子	事象A発生率 (説明変数1)	動作B起動回数 (説明変数2)	筐体内温度 (説明変数3)	センサ1値 (説明変数4)
10001045	期間1	0.33	124	23.4	44
10001045	期間2	0.56	145	23.3	43
10001045	期間3	0.12	135	25.3	51
10001045	期間4	0.48	126	26.7	56
10001045	期間5	0.25	127	23.4	57
10001045	期間6	0.39	133	23.4	49
10001045	期間7	0.11	141	23.3	51
10001045	期間8	0.49	159	24.7	32

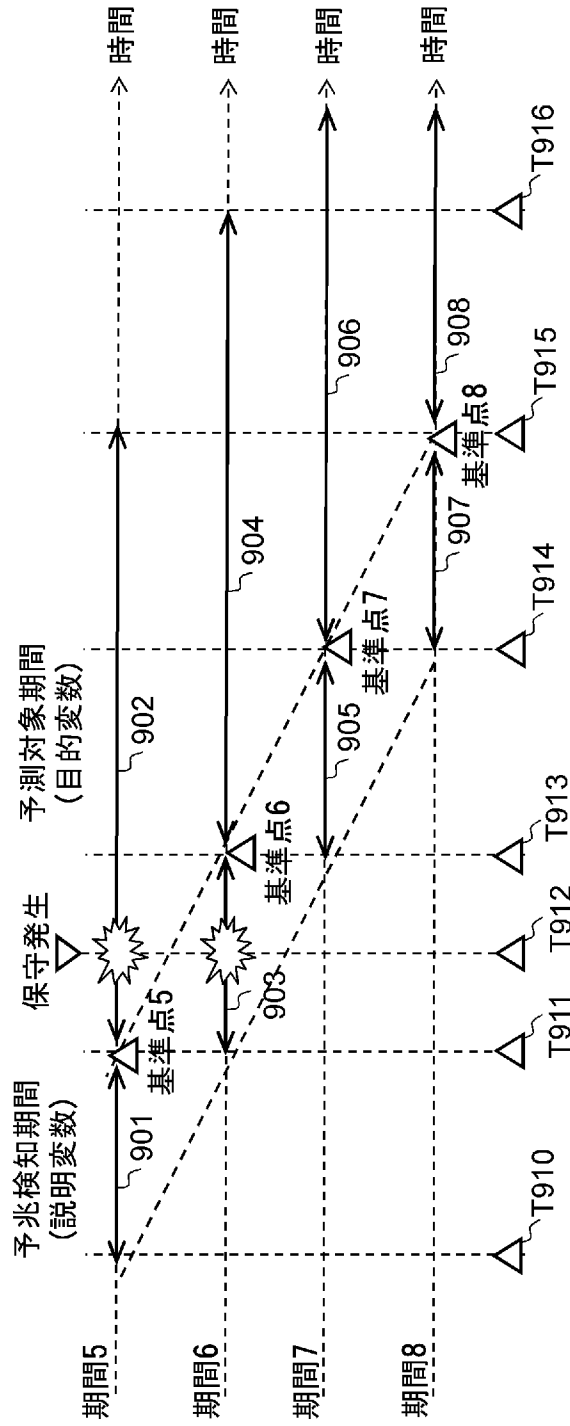
[図11]

図11

1101	1102	1103	1104	1105	1106
機械学習に用いられる目的変数	期間識別子	事象の発生率 (学習対象)	障害までの期間	目的変数の係数	故障リスク (目的変数)
10001045	期間1	0.1	0	1	0.1
10001045	期間2	0.2	60	1.2	0.24
10001045	期間3	0.4	40	1.4	0.56
10001045	期間4	0.4	20	1.8	0.72
10001045	期間5	0.3	0	1	0.3
10001045	期間6	0.2	0	1	0.2
10001045	期間7	0.1	0	1	0.1
10001045	期間8	0.4	0	1	0.4

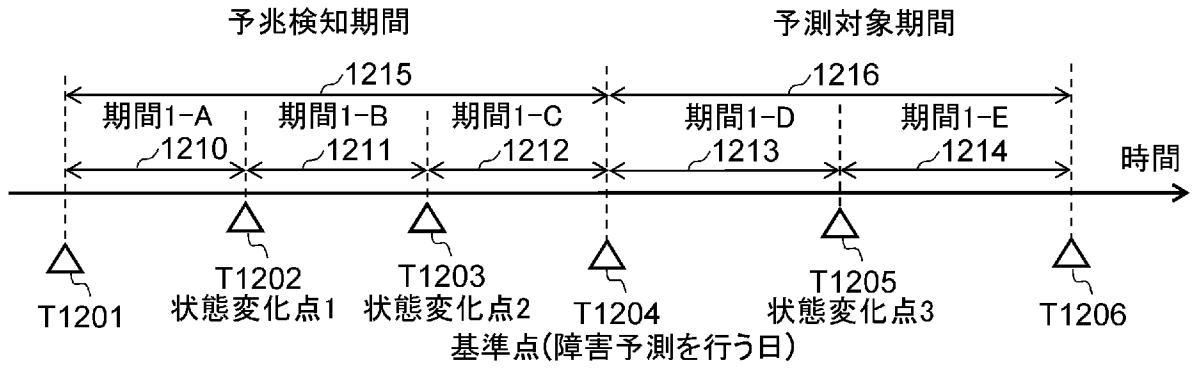
[圖12]

圖12



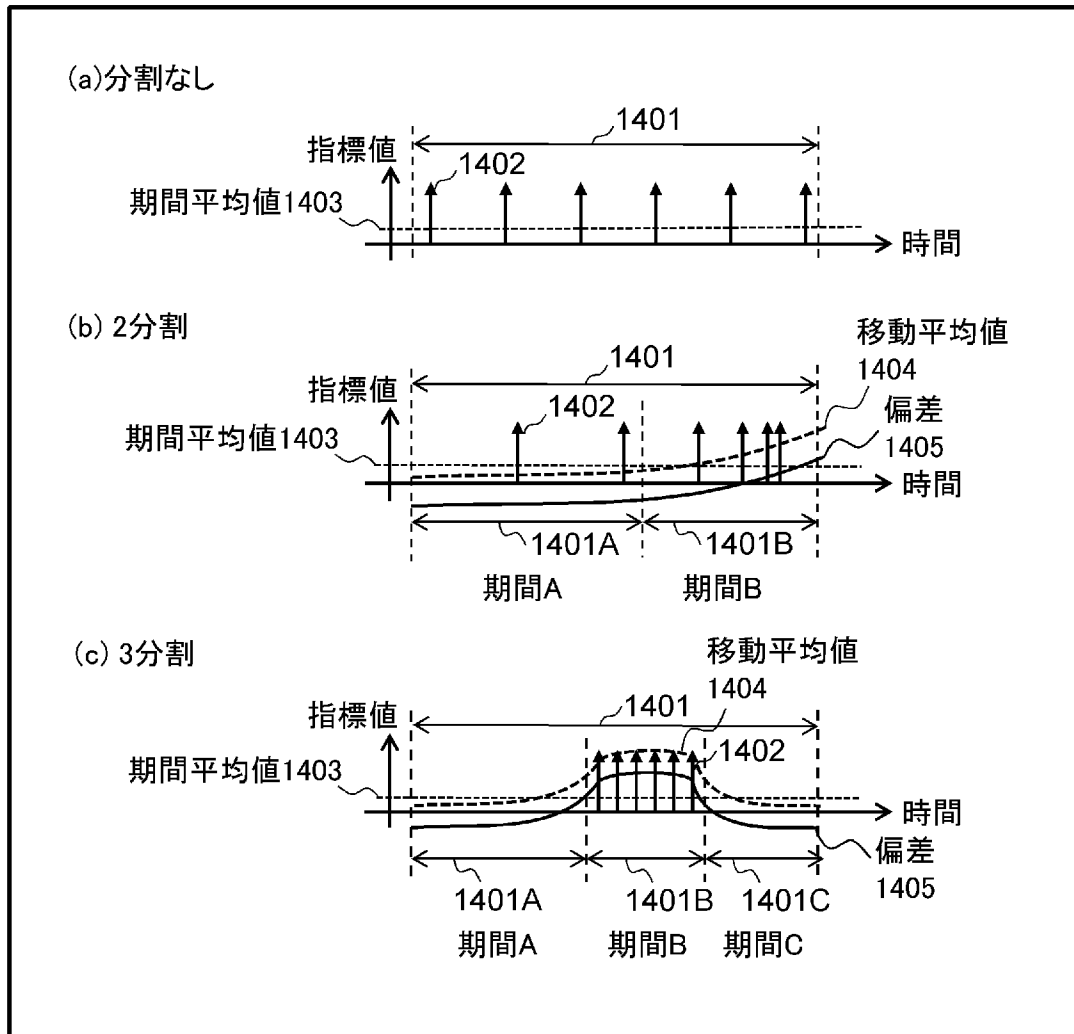
[図13]

図13



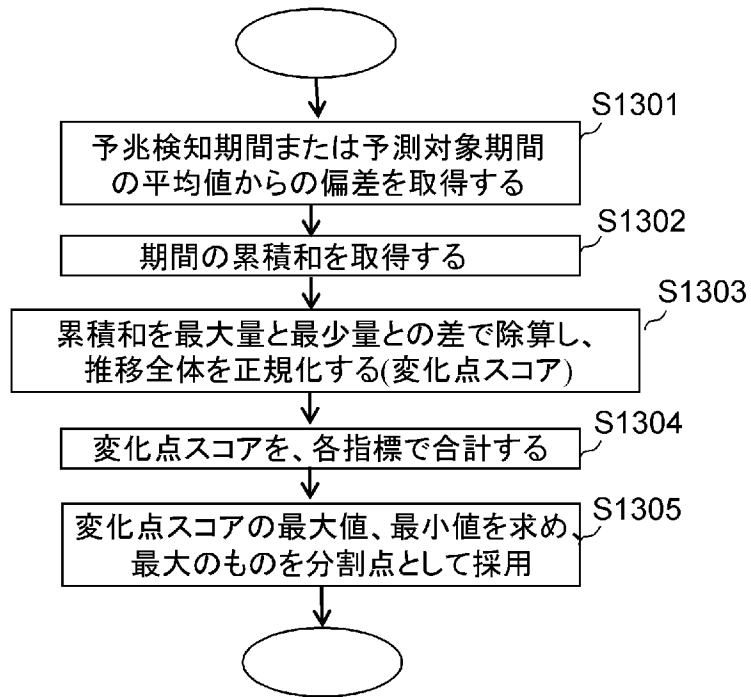
[図14]

図14

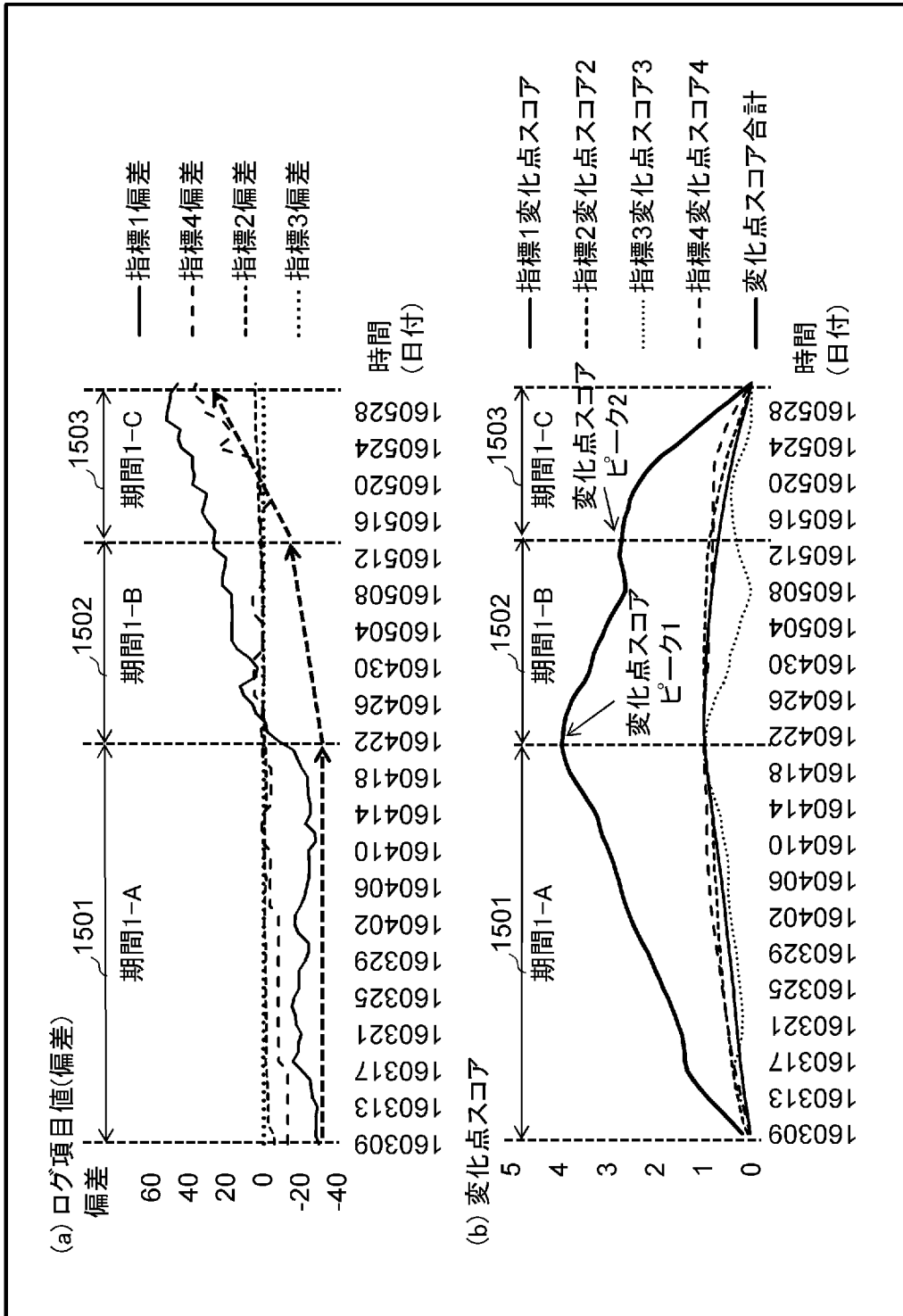


[図15]

図15



[図16]



[図17]

図17

機器ID	期間識別子	指標1偏差 平均値	指標2偏差 平均値	指標3偏差 平均値	指標4偏差 平均値
10001045	期間1-A	-22.39	-1.47	-0.01	-6.89
10001045	期間1-B	9.61	0.09	0.04	2.47
10001045	期間1-C	38.06	3.07	-0.01	12.21

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2018/001648

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int.Cl. G06Q10/04 (2012.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

Int.Cl. G06Q10/04

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan	1922-1996
Published unexamined utility model applications of Japan	1971-2018
Registered utility model specifications of Japan	1996-2018
Published registered utility model applications of Japan	1994-2018

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2009-86896 A (TOSHIBA CORPORATION) 23 April 2009, claims 1-7 (Family: none)	1-14
A	JP 2010-206496 A (FUJI XEROX CO., LTD.) 16 September 2010, claim 4 & US 2010/0225961 A1, claim 4 & CN 101826036 A	1-14
A	JP 2009-128636 A (RICOH KK) 11 June 2009, paragraph [0054] & US 2009/0033993 A1, paragraph [0317]	1-14

Further documents are listed in the continuation of Box C. See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	
“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date	“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)	“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means	“&” document member of the same patent family
“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	

Date of the actual completion of the international search 20.02.2018	Date of mailing of the international search report 06.03.2018
---	--

Name and mailing address of the ISA/ Japan Patent Office 3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915, Japan	Authorized officer Telephone No.
--	---

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC)) Int.Cl. G06Q10/04(2012.01)i											
B. 調査を行った分野 調査を行った最小限資料 (国際特許分類 (IPC)) Int.Cl. G06Q10/04											
最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table style="width:100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width:30%;">日本国実用新案公報</td> <td>1922-1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971-2018年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996-2018年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994-2018年</td> </tr> </table>				日本国実用新案公報	1922-1996年	日本国公開実用新案公報	1971-2018年	日本国実用新案登録公報	1996-2018年	日本国登録実用新案公報	1994-2018年
日本国実用新案公報	1922-1996年										
日本国公開実用新案公報	1971-2018年										
日本国実用新案登録公報	1996-2018年										
日本国登録実用新案公報	1994-2018年										
国際調査で使用した電子データベース (データベースの名称、調査に使用した用語)											
C. 関連すると認められる文献											
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号									
A	JP 2009-86896 A (株式会社東芝) 2009.04.23, [請求項1]~[請求項7] (ファミリーなし)	1~14									
A	JP 2010-206496 A (富士ゼロックス株式会社) 2010.09.16, [請求項4] & US 2010/0225961 A1, [請求項4] & CN 101826036 A	1~14									
A	JP 2009-128636 A (株式会社リコー) 2009.06.11, 段落 [0054] & US 2009/0033993 A1, 段落[0317]	1~14									
<input type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。		<input type="checkbox"/> パテントファミリーに関する別紙を参照。									
* 引用文献のカテゴリー 「A」 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの 「E」 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの 「L」 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献 (理由を付す) 「O」 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 「P」 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願		の日の後に公表された文献 「T」 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの 「X」 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの 「Y」 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの 「&」 同一パテントファミリー文献									
国際調査を完了した日 20.02.2018		国際調査報告の発送日 06.03.2018									
国際調査機関の名称及びあて先 日本国特許庁 (ISA/J P) 郵便番号100-8915 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		特許庁審査官 (権限のある職員) 山本 雅士	5 L 3 7 8 6								
		電話番号 03-3581-1101 内線	3 5 6 2								