

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7233258号
(P7233258)

(45)発行日 令和5年3月6日(2023.3.6)

(24)登録日 令和5年2月24日(2023.2.24)

(51)国際特許分類 F I
G 0 5 B 23/02 (2006.01) G 0 5 B 23/02 3 0 2 Z
G 0 5 B 23/02 3 0 2 S

請求項の数 9 (全12頁)

(21)出願番号	特願2019-45371(P2019-45371)	(73)特許権者	000005108 株式会社日立製作所 東京都千代田区丸の内一丁目6番6号
(22)出願日	平成31年3月13日(2019.3.13)	(74)代理人	110000350 ポレール弁理士法人
(65)公開番号	特開2020-149259(P2020-149259 A)	(72)発明者	堀 嘉成 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
(43)公開日	令和2年9月17日(2020.9.17)	(72)発明者	岡 憲一郎 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
審査請求日	令和3年9月27日(2021.9.27)	(72)発明者	関合 孝朗 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
		(72)発明者	林 喜治 最終頁に続く

(54)【発明の名称】 異常診断装置

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

診断対象に備えられた複数のセンサから出力された運転データを複数のカテゴリーに分類するカテゴリー計算部と、

前記複数のカテゴリーの基準点を計算する基準点計算部と、

前記基準点と現在の運転データとを比較して、前記現在の運転データの異常度を計算する異常度計算部と、

を有するデータ分類部を備え、

前記基準点は、正常カテゴリーの重心ベクトルの加重平均として求め、現在のデータから前記基準点までの距離が大きくなるほど、加重平均の係数が小さくなるよう設定することを特徴とする異常診断装置。

10

【請求項2】

前記異常度計算部は、前記基準点と現在の運転データとの偏差情報に基づき、前記現在の運転データの異常度を計算することを特徴とする請求項1に記載の異常診断装置。

【請求項3】

前記異常度計算部は、前記基準点と現在の運転データとの距離に基づき、前記現在の運転データの異常度を計算することを特徴とする請求項1または2に記載の異常診断装置。

【請求項4】

前記運転データは、前記複数のセンサからそれぞれ出力された計測データからなる多次元データであることを特徴とする請求項3に記載の異常診断装置。

20

【請求項 5】

前記複数の計測データ毎の軸方向における前記異常度の成分を異常寄与度として計算する異常寄与度計算部を備えることを特徴とする請求項 4 に記載の異常診断装置。

【請求項 6】

入力された前記運転データのうち、前記診断対象が正常であるときの運転データを学習データとして前記データ分類部へ出力する運転データデータベースを備え、

前記カテゴリ計算部は、前記学習データが分類されたカテゴリを正常カテゴリとして分類することを特徴とする請求項 5 に記載の異常診断装置。

【請求項 7】

前記現在のデータから前記基準点までの距離に基づいて加重平均の係数が規定されることを特徴とする請求項 6 に記載の異常診断装置。 10

【請求項 8】

前記データ分類部から出力された分類結果を表示する表示・操作部を備えることを特徴とする請求項 7 に記載の異常診断装置。

【請求項 9】

前記分類結果は、前記カテゴリ計算部が分類したカテゴリの番号と、前記異常度を含むことを特徴とする請求項 8 に記載の異常診断装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】 20

本発明は、プラントまたは装置の異常診断装置に関する。

【背景技術】

【0002】

発電プラントや関連する装置には、監視及び制御を目的として、温度計、圧力計及び流量計などの多くのセンサーが設置されている。近年では、橋梁や道路などのインフラ設備にも加速度センサー等のセンサーを設置し、設備の状態監視を監視することも実施されている。

【0003】

このようなセンサーデータの特徴は、複数の関連するセンサーデータがあり、ある時間周期で計測された多次元の時系列データであるということである。このような多次元の時系列データを活用した状態監視方法には様々な方法が提案されている。 30

【0004】

例えば、特許文献 1 には、適応共鳴理論を用いた技術として「診断対象のプラントに設置される各種センサからの複数の計測データに対し、適応共鳴理論により正常時のデータで判別したカテゴリに属するデータと前記複数の計測データとの空間上の距離の差分に基づき、前記診断対象のプラント全体の異常度を求める異常度算出部を備えることを特徴とするプラント異常診断装置」が開示されている。

【0005】

ここで、適応共鳴理論 (ART: Adaptive Resonance Theory、以下 ART と称す) とは、多次元データを類似度に応じて複数のカテゴリに分類する手法であり、例えば非特許文献 1 に記載されている。ART を用いることで、多次元のデータをクラスタリングしてカテゴリに分割することで、異常を検知することができる。 40

【先行技術文献】

【特許文献】

【0006】

【文献】国際公開第 2018/052568 号

【非特許文献】

【0007】

【文献】G.A.Carpenter and S.Grossberg, "ART2: Self-Organization of stable category recognition codes for analog input patterns", Applied Optics, Vol26, N 50

o.23, 1987

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0008】

特許文献1では、図1に示すように、正常時の運転データ（学習データ）が分類されたカテゴリ（正常カテゴリ）から逸脱した運転データ（診断データ）を基に設備の異常を検出する。異常の程度とどの信号の逸脱が大きいかを判断するために、正常時のデータと現状の計測データとの差分に基づき異常度、異常寄与度を算出している。

【0009】

ここで、特許文献1における異常度、異常寄与度を図を用いて説明する。

10

【0010】

図2に示すように、異常を検知した際に、現在のデータkから最も近接する正常カテゴリ（図2の例ではカテゴリ3）の重心までの距離を異常度と定義している。異常度は、データの異常の程度を示す。

【0011】

また、図3に示すように、異常度ベクトルを各計測値の成分（図3の例では x_1 、 x_2 ）に分解したものを異常寄与度と定義している。異常寄与度は、どの信号が正常からの逸脱が大きいかを示す。

【0012】

しかしながら、特許文献1に記載された異常度及び異常寄与度を用いた場合、異常時の計測データが大きく変化しないにも関わらず、異常寄与度が大きく変化するケースがあった。その例を図4を用いて説明する。

20

【0013】

図4は、図2、図3に示したデータkが異常となった状態に加え、近傍に新しいデータmが計測された状況を示している。データkの最近傍の正常カテゴリは、カテゴリ3であるが、データmの最近傍の正常カテゴリはカテゴリ1となる。その結果、両データの異常度の値は大きく変化しないが、異常寄与度が大きく変化する。すなわち、データkでは、 x_2 の異常寄与度が大きかったのに対し、データmでは、データ x_1 の異常寄与度が大きくなる。

【0014】

このように、特許文献1に記載の方法では、計測データ自体は大きく変化していないにも関わらず、異常寄与度が大きく変化し、異常寄与度に基づいた異常原因の推定ができない場合があった。

30

【課題を解決するための手段】

【0015】

上記課題を解決するために、本発明に係る異常診断装置は、診断対象に備えられた複数のセンサから出力された運転データを複数のカテゴリに分類するカテゴリ計算部と、前記複数のカテゴリの基準点を計算する基準点計算部と、前記基準点と現在の運転データとを比較して、前記現在の運転データの異常度を計算する異常度計算部と、を有するデータ分類部を備え、前記基準点は、正常カテゴリの重心ベクトルの加重平均として求め、現在のデータから前記基準点までの距離が大きくなるほど、加重平均の係数が小さくなるよう設定することを特徴とする。

40

【発明の効果】

【0016】

本発明は以上の構成を備えるため、近傍の計測データで異常寄与度が大きく変化することがなく、異常原因の推定の精度を向上することができる。

【図面の簡単な説明】

【0017】

【図1】従来のデータを分類する方法を示す図。

【図2】従来の方法で異常度を計算した例を示す図。

50

【図 3】従来の方法で異常寄与度計算した例を示す図。

【図 4】従来の方法で異常寄与度計算した場合の課題を示す図。

【図 5】本発明の実施例の構成を示す図。

【図 6】運転データデータベースに格納されている運転データの例を示す図。

【図 7】本発明の実施例のデータ分類部の構成の例を示す図。

【図 8】本発明の異常度の計算方法を示す図。

【図 9】分類されたカテゴリーのトレンドグラフの一例を示す図。

【図 10】異常度及び異常寄与度のトレンドグラフの一例を示す図。

【図 11】テストデータを示す図。

【図 12】テストデータを用い、従来の方法で異常度を計算した例を示す図。

10

【図 13】テストデータを用い、従来の方法で異常寄与度を計算した例を示す図。

【図 14】テストデータを用い、本発明の方法で異常度を計算した例を示す図。

【図 15】テストデータを用い、本発明の方法で異常寄与度を計算した例を示す図。

【発明を実施するための形態】

【0018】

以下、本発明の実施形態について図面を参照しながら説明する。尚、下記はあくまでも実施の例に過ぎず、下記具体的内容に発明自体が限定されることを意図するものではない。

【0019】

図 5 は本発明の一実施形態にかかる構成を示す。本実施例は、本発明の診断装置をプラントの異常診断に利用した例であり、プラント 10、運転データデータベース 20、データ分類部 30、分類結果データベース 40、および表示・操作部 50 を備える。以下に各構成要素の概要を述べる。なお、異常診断の対象はプラントに限られず、その他の装置等にも適用することができる。

20

【0020】

プラント 10 は、センサーを備え、プラントの制御及び監視のために利用される。センサーの例としては流量計、温度計、圧力計などがあるが、これに限られない。

【0021】

運転データデータベース 20 には、プラント 10 のセンサーで計測されたプラントの運転データが、例えば 1 分毎の時系列データとして保存される。保存された運転データのうち、表示・操作部 50 で正常データとして指定された運転データが学習データとして切り出され、データ分類部 30 に送られる。また、運転データデータベース 20 には、プラント 10 でリアルタイムに計測されたデータも一時的に格納されたのち、診断データとして一定の周期でデータ分類部 30 に送られる。

30

【0022】

データ分類部 30 は、ART をベースとしたクラスタリングアルゴリズム（以下、改良 ART と称す）を用いて、多次元の運転データを複数のカテゴリーに分類する。

【0023】

ここで、ART について説明する。ART では、入力されたデータを複数のカテゴリー（クラスタ）に分類し、それぞれの入力データに対して分類されたカテゴリー番号を割り当てる。カテゴリーとは、類似性を持つデータのまとまりを表し、同じカテゴリー番号が割り当てられた入力データは類似度が高いことを示す。

40

【0024】

学習フェーズでは、設備が正常な状態の運転データ（学習データ）を ART に入力する。ART はデータの類似度に応じて、運転データ（学習データ）を複数のカテゴリーに分類するため、運転データが正常な場合に生成するカテゴリー（正常カテゴリー）を規定する。

【0025】

診断フェーズでは、正常データを学習した ART に診断したい運転データ（診断データ）を入力する。その結果、学習データとの類似度が高いデータは、学習フェーズと同じカテゴリーに分類される。しかし、設備になんらかの異常が生じた場合など、データの傾向が変わった場合には、学習データとは異なるカテゴリー（新規カテゴリー）に分類される。

50

【0026】

本実施例に係る改良ARTを用いたデータ分類装置30は、データの分類結果として、入力された多次元のデータが分類されるカテゴリ番号、異常度、各計測データの異常寄与度を出力する。

【0027】

分類結果データベース40は、データ分類部30から出力されたカテゴリ番号、異常度、異常寄与度を管理する。また、各カテゴリ選択の基準となる重み係数及び各カテゴリに分類されたデータの重心データを保存する。

【0028】

表示・操作部50は、学習データ、診断データの条件を設定をする。プラント10のセンサーで計測された運転データは、この条件に基づいて学習データであるか診断データであるかが判断される。また、表示・操作部50は、カテゴリ番号、異常度、及び異常寄与度のトレンドグラフを表示する。なお、表示・操作部50は、表示部と操作部がそれぞれ分離して構成されるようにしても良い。

10

【0029】

次に、本実施例に係る異常診断の方法について、図6乃至図10を用いて詳細に説明する。

【0030】

プラント10は、機器とそれをつなぐ配管、バルブ等から構成される。機器と配管には、プラントの状態の監視および制御のために、流量計、温度計、圧力計などのセンサーが設置されている。これらのセンサーには、例えば、温度計であれば、「TIC001」のようなタグがついている。このタグが各センサーのIDとなり、IDにより各センサーを識別する。

20

【0031】

運転データデータベース20は、プラント10のセンサーで計測されたデータを時系列データとして記録する。運転データの一例を図6に示す。図6に示すように、プラント10に設置されたセンサーで測定された時間毎の運転データとして、「Time」の列には運転データを計測した時刻、他の列には「FIC001」「PIC001」等のIDで特定されるセンサーで測定した値が記録されている。この時間間隔は任意に指定することが可能であるが、本実施例では1分としている。

30

【0032】

データ分類部30は、改良ARTを用いて運転データを分類する。データ分類部30の詳細な構成を図7に示す。データ分類部30は、カテゴリ計算部31、基準値計算部32、異常度計算部33、及び異常寄与度計算部34からなる。

【0033】

カテゴリ計算部31では、運転データの類似度に応じて、運転データをカテゴリに分類する。学習フェーズで運転データ(学習データ)が分類されたカテゴリは正常カテゴリとする。カテゴリに分類する詳細なアルゴリズムは、非特許文献1及び特許文献1に記載されているため、ここでは、説明を割愛する。

【0034】

基準点計算部32では、異常度を計算するための基準点を計算する。異常度は、基準点と現在の運転データ(診断データ)との偏差情報に基づいて計算される。

40

【0035】

図8を用いて、本発明に係る異常度を計算する方法を説明する。本実施例においては、基準点として正常カテゴリの重心の加重平均 g_a を式(1)で計算する。

【0036】

【数1】

50

$$g_a = \frac{\sum_{i=1}^n \{f(d_i^{(k)}) \cdot g_i\}}{\sum_{i=1}^n f(d_i^{(k)})} \quad (1)$$

【0037】

ここで、 g_i は、正常カテゴリー j の重心ベクトル（座標）、 $d_i^{(k)}$ は、 g_i から現在の計測データ k までの距離である。 $f(x)$ は x の単調減少関数であり、本実施例では、例として式(2)のシグモイド関数を用いた。

【0038】

【数2】

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-a(x_0 - x)}) \quad (2)$$

【0039】

式(2)によれば、距離が $d_i^{(k)}$ が大きくなるに従い、 $f(d_i^{(k)})$ は小さくなる。すなわち、加重平均 g_a の係数は、計測データ m に近い正常カテゴリーでは大きくなり、遠いカテゴリーは小さくなる。特に、(2)式で用いたシグモイド関数は x が大きくなると値がゼロに漸近する関数であるため、距離 $d_i^{(k)}$ が大きいカテゴリーの係数はゼロに近くなり、基準点の計算に影響を与えない。

【0040】

すなわち、式(1)で求めた基準点は、各カテゴリーの重心座標のうち、計測データに近いカテゴリーの重心の平均値となる。

【0041】

異常度計算部33は、基準点計算部32で求めた基準点の座標と現在の計測データ k の座標から、現在の計測データ k の異常度を求める。異常度は両者の距離で定義され、式(3)の異常度ベクトル $d_a^{(k)}$ の大きさが異常度である。

【0042】

【数3】

$$d_a^{(k)} = x^{(k)} - g_a \quad (3)$$

【0043】

異常寄与度計算部34は、異常度計算部33で求めた異常度ベクトル $d_a^{(k)}$ の各成分を x_i として、パラメータ i の異常寄与度 R_i を以下の式(4)で求める。

【0044】

【数4】

$$R_i = |d_a^{(k)}| x_i / \sum_{j=1}^m x_j \quad (4)$$

【0045】

分類結果データベース40は、データ分類部30で求めた各データの 카테고리番号、異常度、異常寄与度を格納する。

【0046】

表示・操作部50は、分類結果データベース40に格納されたデータ及び運転データデータベース20に格納された運転データを表示する。図9に分類されたカテゴリーのトレ

10

20

30

40

50

ンドグラフを示す。時間の変化に伴ってカテゴリが変化し、プラントの状態が変化していることがわかる。図9の例では、カテゴリ1から3までは正常カテゴリ、カテゴリ4は新規カテゴリである。

【0047】

図10に、図9と同じ時間の異常度及び異常寄与度の表示例を示す。黒線で示したものが異常度である。異常寄与度は、式(4)で求めるため、各パラメータの異常寄与度の合計が異常度となる。本図に示した例は、パラメータが2つの例であり、パラメータ x_1 の異常寄与度 R_1 とパラメータ x_2 の異常寄与度 R_2 を合計が異常度である。図9と図10を比較すると、カテゴリが新規カテゴリであるカテゴリ4となった時間から異常度が大きくなっていることがわかる。

10

【0048】

次に、テストデータを用いて、従来アルゴリズムと本実施例で示したアルゴリズムを比較した結果を図11乃至図15用いて説明する。

【0049】

図11に二次元のテストデータを示す。学習データは、50点あり、ARTで分類した結果、9つのカテゴリに分類された。で図示した点は、各カテゴリの重心を示す。診断データは、31点あり、診断時には、左から右の順にデータを入力した。

【0050】

従来アルゴリズムで異常度及び異常寄与度を求めた結果を図12及び図13に示す。図12に示した異常度は、なめらかに変化しない点があるが、時間が7分及び21分のところにあるが、不連続性はなく、従来アルゴリズムであっても異常度の計算に大きな問題はないことがわかる。一方、図13に示した異常寄与度では、時間が7分のところで最も近接する正常カテゴリの重心が異常寄与度が不連続に変化している。最も近接する正常カテゴリが変化することで、異常寄与度がこのように不連続に変化する場合、このデータを用いて異常原因を推定すると判断を誤る可能性がある。

20

【0051】

次に、本発明のアルゴリズムで異常度及び異常寄与度を求めた結果を図14及び図15に示す。従来アルゴリズムを用いた場合と比較して、異常度の傾向はあまり変わらないが、異常寄与度のグラフには、不連続な変化がないことがわかる。

【0052】

以上のように、本発明の異常診断装置を用いることで、計測データに近いにも関わらず、異常寄与度が大きく変化する事象が解消される。すなわち、異常寄与度を用いて異常原因を推定する場合の精度が向上する。

30

【0053】

なお、本実施例では、データクラスタリング技術としてARTを用いた例を示したが、その他のクラスタリング技術を用いても良い。また、 $f(x)$ としてシグモイド関数を用いたが、 $1/x$ など別の関数を用いても良い。

【符号の説明】

【0054】

- 10：プラント
- 20：運転データデータベース
- 30：データ分類部
- 31：カテゴリ計算部
- 32：基準値計算部
- 33：異常度計算部
- 34：及び異常寄与度計算部
- 40：分類結果データベース
- 50：表示部

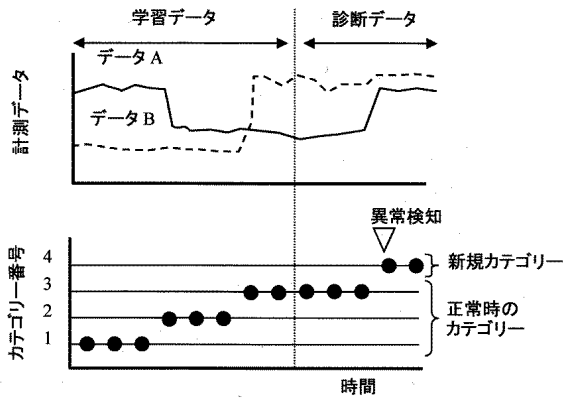
40

50

【図面】

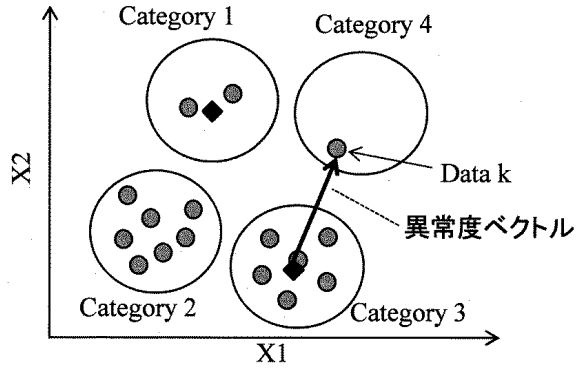
【図 1】

図1



【図 2】

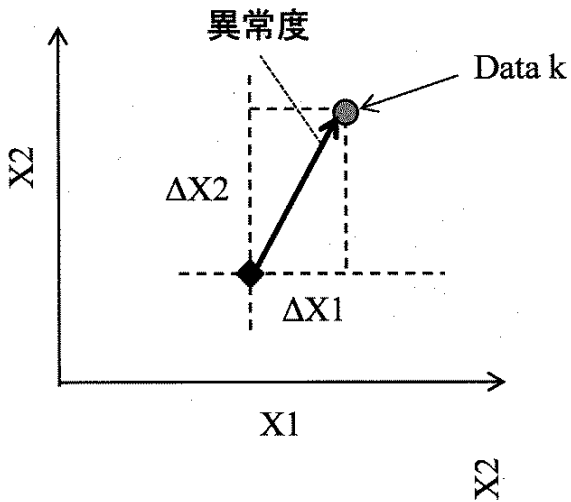
図2



10

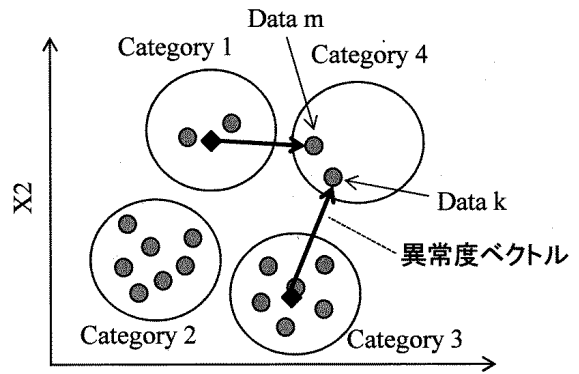
【図 3】

図3



【図 4】

図4



20

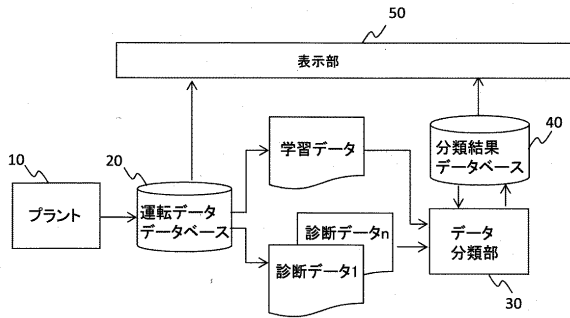
30

40

50

【 図 5 】

図5



【 図 6 】

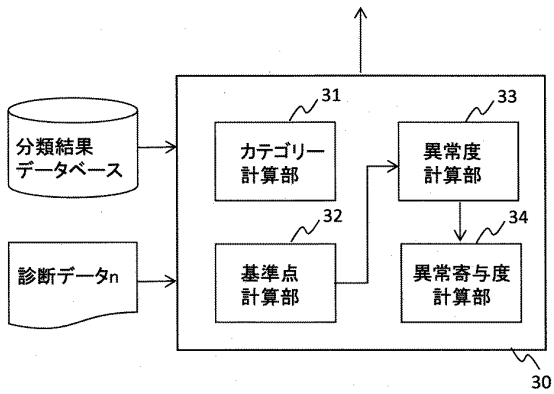
図6

Time	FIC001	PIC001	TIC001	...	FIC012	...
2016/3/3 10:01:00	3.20	0.35	158.1		1.53	
2016/3/3 10:02:00	3.21	0.34	156.2		1.54	
2016/3/3 10:03:00	3.18	0.35	156.8		1.52	
⋮						

10

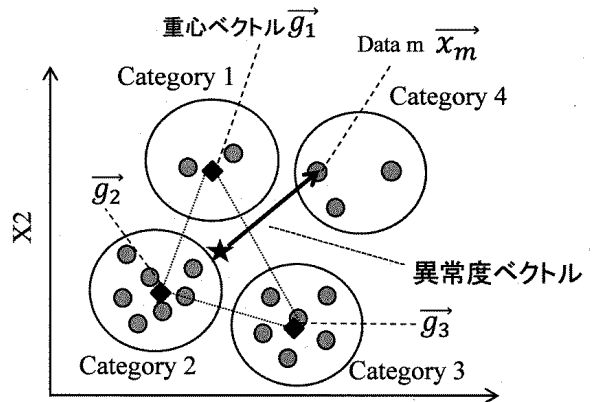
【 図 7 】

図7



【 図 8 】

図8



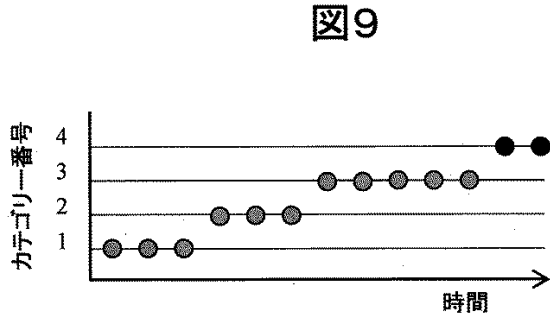
20

30

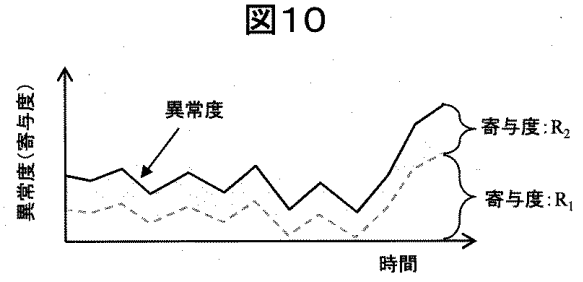
40

50

【 図 9 】

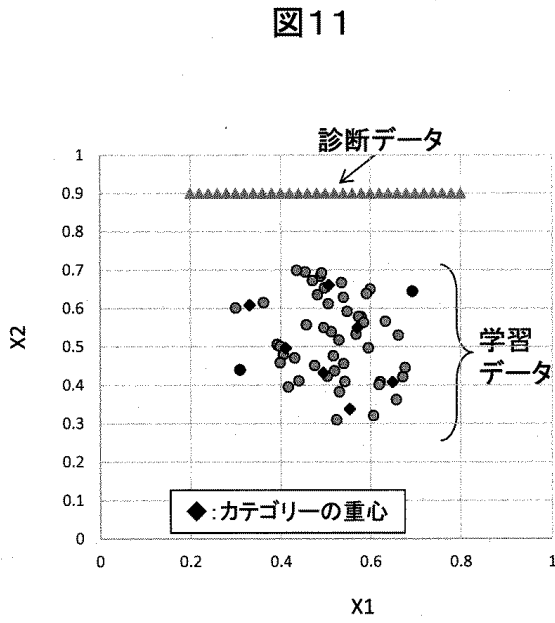


【 図 1 0 】

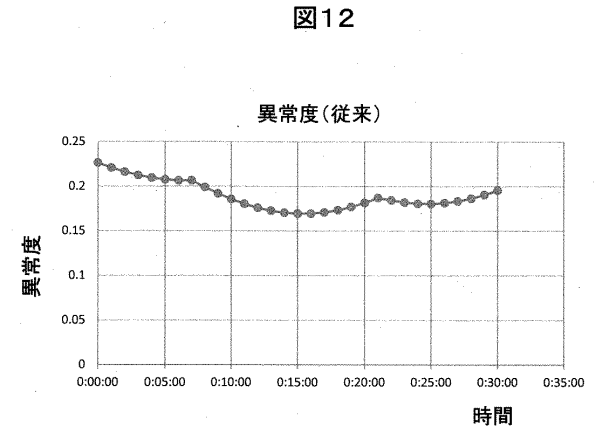


10

【 図 1 1 】



【 図 1 2 】



20

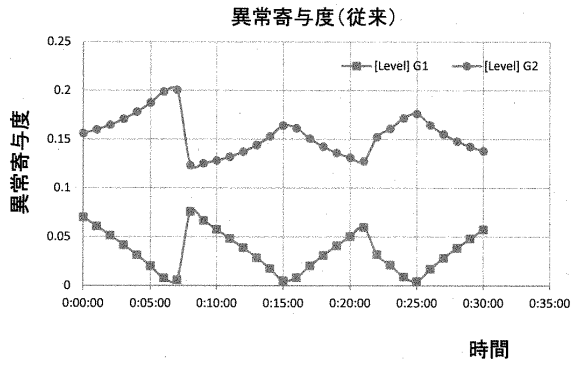
30

40

50

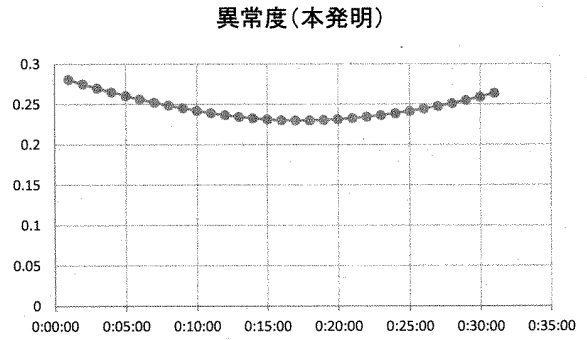
【 図 1 3 】

図13



【 図 1 4 】

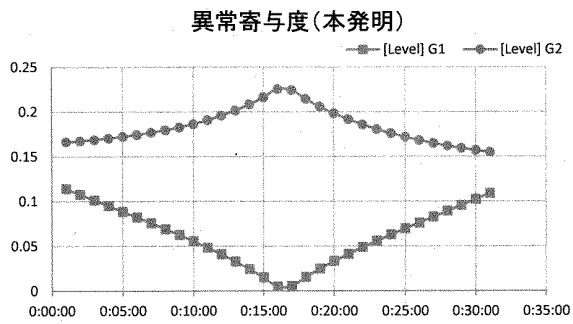
図14



10

【 図 1 5 】

図15



20

30

40

50

フロントページの続き

- 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
(72)発明者 黒羽 義幸
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
(72)発明者 平塚 政幸
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
審査官 影山 直洋
(56)参考文献 国際公開第2018/051568(WO, A1)
特開平05-322642(JP, A)
特開2018-159981(JP, A)
(58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
G05B 23/02