

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7145821号
(P7145821)

(45)発行日 令和4年10月3日(2022.10.3)

(24)登録日 令和4年9月22日(2022.9.22)

(51)国際特許分類		F I	
G 0 5 B	23/02 (2006.01)	G 0 5 B	23/02 T
G 0 1 M	99/00 (2011.01)	G 0 1 M	99/00 Z
G 0 6 N	7/00 (2006.01)	G 0 6 N	7/00 1 5 0

請求項の数 6 (全14頁)

(21)出願番号	特願2019-125861(P2019-125861)	(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	令和1年7月5日(2019.7.5)	(74)代理人	110000350ポレール弁理士法人
(65)公開番号	特開2021-12504(P2021-12504A)	(72)発明者	雨川 洋章 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3年2月4日(2021.2.4)	(72)発明者	植木 洋輔 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11月22日(2021.11.22)	(72)発明者	新家 隆秀 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	松本 泰典

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 故障確率評価システムおよびその方法

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

対象物の故障確率を評価する故障確率評価システムにおいて、
前記対象物の故障確率密度関数を決定づける故障確率密度関数パラメータであって、過去の故障確率密度関数パラメータを蓄積する故障確率密度関数パラメータデータベースと、
前記対象物についての過去の故障履歴データを蓄積する故障履歴データベースと、
前記対象物の稼動状態を表す時系列稼動データを蓄積する時系列稼動データベースと、
前記故障履歴データと前記時系列稼動データとを用いて、前記対象物の故障確率密度関数のばらつきが最小となる生存解析用データを生成するダメージモデル生成・更新部と、
前記生存解析用データおよび前記過去の故障確率密度関数パラメータから、当該過去の故障確率密度関数パラメータを事前確率分布とする事後確率分布を、ベイズ推定により推定する故障確率密度関数パラメータ推定部とを有することを特徴とする故障確率評価システム。

10

【請求項2】

請求項1に記載の故障確率評価システムにおいて、
さらに、
前記事後確率分布から現在ないし将来の故障確率密度関数パラメータを求める故障確率密度関数パラメータ計算部とを有することを特徴とする故障確率評価システム。

【請求項3】

請求項2に記載の故障確率評価システムにおいて、

20

さらに、前記現在ないし将来の故障確率密度関数パラメータに対して、前記過去の故障履歴データに基づく統計処理を施すことで、前記対象物の故障確率密度関数を算出する故障確率関数計算部を有することを特徴とする故障確率評価システム。

【請求項 4】

情報処理装置を用いた対象物の故障確率を評価する故障確率評価方法において、

前記情報処理装置は、前記対象物の故障確率密度関数を決定づける故障確率密度関数パラメータであって、過去の故障確率密度関数パラメータを蓄積する故障確率密度関数パラメータデータベースと、前記対象物についての過去の故障履歴データを蓄積する故障履歴データベースと、前記対象物の稼動状態を表す時系列稼動データを蓄積する時系列稼動データベースとを有し、

10

前記故障履歴データと前記時系列稼動データとを用いて、前記対象物の故障確率密度関数のばらつきが最小となる生存解析用データを生成し、

前記生存解析用データおよび前記過去の故障確率密度関数パラメータから、当該過去の故障確率密度関数パラメータを事前確率分布とする事後確率分布を、ベイズ推定により推定することを特徴とする故障確率評価方法。

【請求項 5】

請求項 4 に記載の故障確率評価方法において、

さらに、

前記事後確率分布から現在ないし将来の故障確率密度関数パラメータを求めることを特徴とする故障確率評価方法。

20

【請求項 6】

請求項 5 に記載の故障確率評価方法において、

さらに、前記現在ないし将来の故障確率密度関数パラメータに対して、前記過去の故障履歴データに基づく統計処理を施すことで、前記対象物の故障確率密度関数を算出することを特徴とする故障確率評価方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、対象物の故障確率の算出を含む診断に関する技術である。この対象物には、施設を含む機械システム（群）、特にこれらを構成する構成部品が含まれる。

30

【背景技術】

【0002】

各種工場や発電設備といったプラントを構成する機械システムにおいて、システムが正常に所定の機能を発揮できるようにするためには、各部品の故障リスクを適切に把握・管理し、各部品の修理や交換といった保全を適切なタイミングで実施することが肝要である。特に、複数の同型機・類似機を管理・運用する場合には、過去に発生した故障記録を統計的に分析すれば、将来に発生する故障事象の回数を予測することが可能となる。ここで、故障記録とは、故障事象の内容と発生時刻が対になって記録されているデータを表す。故障記録を用いた統計的な分析により、単位時間あたりの故障回数を表す故障率や、それを積分することで得られる故障確率を算出するための技術は非特許文献 1 などで示されている。

40

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0003】

【文献】福井泰好著「入門 信頼性工学」、森北出版株式会社、2006年

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

しかしながら、非特許文献 1 では、過去の静的な情報を利用しているため、現状に即した診断、故障確率の算出を行うことができないとの課題がある。

50

【 0 0 0 5 】

より具体的には、以下のとおりである。ほとんどの設備、機械システムの稼動状況は一定ではない。例えば、風力発電機の稼動状況は、風況に応じて時々刻々変化し、その立地条件によっても負荷は異なる。そのために、単純に時間あたりの故障率や故障確率の評価では、そこから得られる故障回数や余寿命の推定精度に限界がある。

【課題を解決するための手段】

【 0 0 0 6 】

上記の課題を解決するために、本発明では、故障確率の評価として、予め設定された「事前確率分布」（ベイズ推定）から、最新の稼動状況を考慮した「事後確率分布」を算出する。なお、「事前確率分布」は、直近の(例えば、前日)「事後確率分布」を用いてもよい。

10

【 0 0 0 7 】

本発明の一態様には、以下の構成が含まれる。対象物の故障確率密度関数を決定づける故障確率密度関数パラメータであって、過去の故障確率密度関数パラメータを蓄積する故障確率密度関数パラメータデータベースを設け、対象物の故障確率密度関数のばらつきが所定条件を満たす生存解析用データを特定し、生存解析用データおよび過去の故障確率密度関数パラメータから、当該過去の故障確率密度関数パラメータを事前確率分布とする事後確率分布を、ベイズ推定により推定するものである。

【発明の効果】

【 0 0 0 8 】

本発明によれば、故障記録数が少ない機械システムの構成部品の故障確率を高精度に予測することが可能な故障確率評価システムを提供することができる。

20

【図面の簡単な説明】

【 0 0 0 9 】

【図 1】本発明の一実施例を機械システムの構成部品に適用した場合のシステム構成図

【図 2】本発明の一実施例における故障履歴データ

【図 3】本発明の一実施例における集計故障データ

【図 4】本発明の一実施例における集計生存データ

【図 5】本発明の一実施例における生存解析用データ

【図 6】本発明の一実施例における故障確率密度関数同定部のシステム構成図

30

【図 7】本発明の一実施例における表示部の一例

【図 8】本発明の一実施例を適用したクラウドシステムの構成図

【発明を実施するための形態】

【 0 0 1 0 】

以下、本発明の一実施例を、図面を用いて説明する。なお、一般的な統計学的な分析方法として知られる最尤推定法など手法の推定精度は、故障記録のデータ数に依存することが知られている。機械システムは基本的に故障のないよう設計・運用および管理されることが多いことから、故障確率を把握するために十分な故障記録のデータ数を確保することが難しいことが多い。そこで本実施例では、故障確率評価システムにおいて、故障記録数が少ない機械システムの構成部品の故障確率を高精度に予測することが可能な故障確率評価システムを提供することを目的としている。

40

【 0 0 1 1 】

機械システム群の一例である各種工場や発電設備といったプラントを構成する複数の機械システムの構成部品を対象とした故障確率評価システムを例にとり、本発明の実施例を説明する。なお、本故障確率評価システムは、いわゆるコンピュータ（情報処理装置）で実現され、その機能はプログラムに従ったCPUの如き演算部で実行される。

【 0 0 1 2 】

図 1 に、本実施例を機械システムの構成部品の診断に適用した場合の故障確率評価システム 100 の構成図を示す。図 1 には構成部品 1 として複数の転がり軸受を示しているが、本発明の適用対象は転がり軸受に限定されるものではない。

50

【 0 0 1 3 】

図 1 に示す故障履歴データベース 3 には、構成部品 1 の故障履歴データ 6 が蓄積される。ここで、故障履歴データ 6 とは、図 2 に示すような故障が発生した個体と故障の発生時刻データが対になったデータである。ここで故障履歴とは、「故障」「異常」「部品交換」といった故障に関連した事象である。対象となる構成部品 1 に、故障履歴を自動検出するシステムが備わっている場合には、そのシステムと故障履歴データベース 3 とをネットワークを介して接続し、データを自動蓄積するような方式としてもよい。或いは、保全を担当する作業担当者が、故障事象を判断し、その内容を登録してもよい。本構成により、複数の構成部品 1 において過去に発生した故障事象が故障履歴データベース 3 に蓄積される。

10

【 0 0 1 4 】

次に、時系列稼働データベース 2 について説明する。本実施例では、構成部品 1 に関する運転データはネットワークなどの通信手段を介して、時系列稼働データベース 2 に蓄積されていく。このとき、各データの収集間隔は特に限定されないが、本実施例では数か月や数年といった比較的長期での故障確率の推定を行うため、1日間隔程度が理想的である。また、各データは任意間隔でサンプリングされた計測値でも良いが、収集間隔内における最大値、最小値、平均値、標準偏差といった統計値を用いることがより好適である。これにより、データ量を大幅に削減しながらも情報を最大限に活用することが可能である。また、時系列稼働データベース 2 に蓄積される情報は、構成部品 1 自身から得られる情報に限定されない。例えば、構成部品 1 の近隣に設けられた気象観測設備で計測された気温などの気象データなども、構成部品 1 の負荷状態を評価する上では有用である。

20

【 0 0 1 5 】

次に、故障確率 2 0 の予測に必要な生存解析用データ 8 の生成と故障確率密度関数 1 7 の同定について述べる。まず説明を簡単にするため、時系列稼働データ 5 を用いず、故障履歴データ 6 のみを用いた場合の故障確率密度関数 1 7 の同定方法について説明する。すなわち、図 1 において、ダメージモデル生成・更新部 7 へ時系列稼働データ 5 が入力されない条件を想定する。その次に、ダメージモデル生成・更新部 7 へ時系列稼働データ 5 を入力し、時系列稼働データ 5 を考慮して生成したダメージモデルを用いて故障確率密度関数 1 7 を同定する方法について述べる。ここでは、説明上、故障履歴データ 6 のみを用いた説明としたが、時系列稼働データ 5 を含む他のデータを用いることも本発明に含まれる。(故障履歴データのみを用いた生存解析用データ 8 の生成と故障確率密度関数 1 7 の同定方法)

30

まず、故障履歴データベース 3 に保存された故障履歴データ 6 を、ダメージモデル生成・更新部 7 で分析用の生存解析用データ 8 に整形する。なお、整形とは、結果として生存解析用データ 8 が求められればよく、その算出方法は下記説明する内容に限定されない。また、生存解析用データ 8 は、故障確率評価システム 1 0 0 で算出するのではなく、他のシステムからの入力を受け付けるなどその内容が特定できればよい。

【 0 0 1 6 】

以降の故障確率密度関数 1 7 の同定で必要となるのは、前回の故障事象が発生してから、あるいはシステムが稼働を開始してから今回の故障事象が発生するまでの時間である。故障履歴データ 6 には、前回の故障事象が発生した時刻が記録されているので、前回と今回の発生時刻の差分から、故障事象間の時間を算出できる。また、今回の故障事象が初回故障事象だった場合には、システム稼働開始時刻と今回の故障発生時刻の差分から時間を算出する。この処理をダメージモデル生成・更新部 7 で行い、図 3 に示す集計故障データ 3 0 のような形式にデータを整形する。また、より尤もらしい故障確率密度関数 1 7 を同定するためには、故障事象のみでなくある時間継続稼働したのちも、部品が健全な状態にあるという事実も反映する必要がある。通常は、一度故障事象が発生しても部品交換や修理によって、健全な状態を極力短期間で回復させて、システムを再稼働させる。したがって、ある時刻に故障確率密度関数 1 7 の同定を行うことを考えれば、その時刻において大部分の構成部品 1 は、前回の故障事象が発生してから、あるいはシステムが稼働を開始し

40

50

てから現時点まで稼働を続けている。この事実を反映するため、ダメージモデル生成・更新部 7 では、集計故障データ 30 の生成をし、また、現時点から前回の故障事象発生までの時間またはシステム稼働開始時刻までの時間を集計した図 4 に示すような集計生存データ 31 として整形する。最終的にダメージモデル生成・更新部 7 では、集計故障データ 30 には故障フラグ 32 を付与し、集計生存データ 31 には生存フラグ 33 を付与した上で、これらを統合して図 5 に示す生存解析用データ 8 を生成する。

【 0 0 1 7 】

故障確率密度関数同定部 12 では、この生存解析用データ 8 に対して、統計学的手法に基づいてある故障確率密度関数 17 を当てはめ、故障確率密度関数 17 を積分することで故障確率 20 を同定する。なお、ここでは説明の簡単化のため、時系列稼働データ 5 は考慮しないので対象を故障に至らしめるダメージは単純に累積稼働時間のみで表されると仮定する。稼働時間にこのような生存解析用データ 8 のような故障データと生存データが含まれるデータから故障確率密度関数 17 を同定する手法は生存解析と呼ばれ、具体的な手法がいくつか知られている。

10

【 0 0 1 8 】

故障確率密度関数 17 としては、後述するいくつかの関数を用いることができる。まず故障確率密度関数 17 として代表的なワイブル分布を用いた場合について述べる。ある時間 t における故障確率密度関数 17 であるワイブル分布 $f(t)$ は数 1 で定義される。

【 0 0 1 9 】

【 数 1 】

$$f(t) = \frac{k}{l} \left(\frac{t}{l}\right)^{k-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{l}\right)^k\right\} \quad \dots \quad (\text{数 } 1)$$

20

【 0 0 2 0 】

ここで k と l はワイブル分布を決定づけるパラメータであり、それぞれ形状パラメータおよび尺度パラメータと呼ばれる。さらに数 1 をこれまでの累積稼働時間 T で積分することで、ある累積稼働時間 T において故障する確率を表す故障確率 20 が、数 2 により得られる。

【 0 0 2 1 】

【 数 2 】

$$F(T) = \int_0^T f(t) dt = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{T}{l}\right)^k\right\} \quad \dots \quad (\text{数 } 2)$$

30

【 0 0 2 2 】

このように故障確率 20 を決定づける故障確率密度関数 17 のパラメータを本実施例では故障確率密度関数パラメータ 11 と呼称する。故障確率密度関数 17 がワイブル分布の場合、故障確率密度関数パラメータ 11 は形状パラメータ k と尺度パラメータ l である。本実施例では、故障確率密度関数 17 は故障確率密度関数パラメータ 11 で決定づけられる特性を利用して、過去の故障確率密度関数パラメータ 11 と最新の生存解析用データ 8 から、故障確率密度関数同定部 12 によって故障確率密度関数 17 を同定する。そして、ばらつき計算部 16 にてばらつき 9 を算出して、後述するダメージモデル生成・更新部 7 に返す。以上の流れで故障確率密度関数 17 を同定し、現在の累積稼働時間から故障確率計算部 19 によって、現在の構成部品 1 の故障確率 20 を予測する。

40

【 0 0 2 3 】

ここで故障確率密度関数同定部 12 のシステム構成を詳細に示した図 6 を用いて、故障確率密度関数 17 の同定方法の詳細を述べる。故障確率密度関数同定部 12 内の故障確率密度関数パラメータ推定部 13 では、ベイズ推定によって生存解析用データ 8 にあてはまりのよい故障確率密度関数 17 を推定する。一般にベイズ推定とは、数 3 に示すベイズ統

50

計の基本公式から、求めたいパラメータの確率密度分布 $(\theta | D)$ を尤度関数 $L(D | \theta)$ とパラメータの事前確率分布 $\pi(\theta) = (\dots)$ の積から推定するものである。

【 0 0 2 4 】

【数 3】

$$\pi(\theta|D) \propto L(D|\theta)\pi(\theta) \quad \dots \quad (\text{数 3})$$

【 0 0 2 5 】

ここでDはデータであり、本実施例では生存解析用データ8に対応する。θは一般に母数と呼ばれ、データDが従う故障確率密度関数17を決定する定数のことを指す。本実施例では、故障確率密度関数パラメータ11が母数θに対応する。故障確率密度関数パラメータ推定部13は、ベイズ推定で故障確率密度関数パラメータ11を推定する。このために、故障確率密度関数パラメータ推定部13は、故障確率密度関数パラメータ11の事前確率分布132 = () を生成する事前確率分布生成部131と、事前確率分布132と尤度関数から事後確率分布134を求める事後確率分布計算部133を具備する。(θ | D) はデータDが得られた時の母数θの故障確率密度分布であり、事後確率分布134と呼ばれる。尤度関数L(D | θ) は母数θが与えられたときにデータDが得られる確率、事前確率分布(θ) は仮定した母数θの確率分布である。ベイズ推定は、データDに尤もあてはまりの良い関数を同定するために、推定対象の事前確率分布132 = () を仮定することで、比較的少ないデータ数からでも推定を行うことができる。

10

20

【 0 0 2 6 】

まず、事前確率分布132の生成について説明する。事前確率分布132は一般に一樣分布、正規分布、ガンマ分布などの確率密度分布が用いられる。本実施例の事前確率分布132はいずれかの確率密度分布に限定されるものではなく、ユーザの経験に基づいて関数を選定してもよい。しかしながら、一樣分布はすべての事象の起こる確率が等しいことを表す確率密度分布である。一樣分布を事前確率分布に用いる場合には一般に無事前情報分布と呼ばれ、推定対象の事前情報が最も少ない。そのために本発明が解決しようとしている故障履歴データ6が少ない構成部品1の故障確率20の予測の場合には、故障確率密度関数パラメータ11の推定計算が収束しない場合や、収束しても高い精度がでない可能性がある。以上のことから、事前確率分布132としては正規分布やガンマ分布などを選択することが好適である。本実施例では例として正規分布を用いた場合について述べる。

30

【 0 0 2 7 】

正規分布は、以下の数4で表される。

【 0 0 2 8 】

【数 4】

$$\pi(\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{(\theta - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad \dots \quad (\text{数 4})$$

【 0 0 2 9 】

ここでμは平均、σ²は分散、θは円周率である。故障確率密度関数17がワイブル分布の場合には故障確率密度関数パラメータ11のk、lの事前確率分布132がそれぞれ数5と数6で表される。

40

【 0 0 3 0 】

【数 5】

$$\pi(k|\mu_k, \sigma_k^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left\{-\frac{(k - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\} \quad \dots \quad (\text{数 5})$$

【 0 0 3 1 】

50

【数 6】

$$\pi(l|\mu_l, \sigma_l^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_l^2}} \exp\left\{-\frac{(l-\mu_l)^2}{2\sigma_l^2}\right\} \quad \dots \quad (\text{数 6})$$

【0032】

事前確率分布生成部 131 では、故障確率密度関数パラメータデータベース 4 から取得した故障確率密度関数パラメータ 11 の k と l から、事前確率分布 132 = $(k | \mu_k, \sigma_k^2)$ 、 $(l | \mu_l, \sigma_l^2)$ を生成する。正規分布の場合は期待値が平均 μ と一致することから、事前確率分布 132 の μ_k と μ_l に故障確率密度関数パラメータデータベース 4 から取得した k と l を用いるのが望ましい。また、分散 σ_k^2 、 σ_l^2 も故障確率密度関数パラメータデータベース 4 に蓄積しておき、事前確率分布 132 を生成する際に故障確率密度関数パラメータデータベース 4 から取得することが望ましい。

10

【0033】

次に、事後確率分布計算部 133 について述べる。尤度関数 $L(D | \theta)$ は前述のように故障確率密度関数 17 にワイブル分布を用いる場合、以下で表される。

【0034】

【数 7】

$$L(D|\theta) = L(D|l, k) = \frac{k}{l} \left(\frac{D}{l}\right)^{k-1} \exp\left\{-\left(\frac{D}{l}\right)^k\right\} \quad \dots \quad (\text{数 7})$$

20

【0035】

ベイズ統計の基本公式である数 3 に、数 5 から数 7 を適用して事後確率分布 134 = $(\theta | D)$ を求める。数 3 の計算は解析的に行うのは難しいことから、一般にはマルコフ連鎖モンテカルロ法やハミルトニアンモンテカルロ法などのコンピュータを用いた数値計算によって行われる。本発明はいずれかの計算方法に限定されるものではなく、ユーザの経験に基づいて計算方法を選定してもよい。

【0036】

そして事後確率分布 134 から、故障確率密度関数パラメータ計算部 14 で故障確率密度関数パラメータ 11 を求める。事後確率分布 134 から故障確率密度関数パラメータ 11 を求める手段は特に限定されるものではないが、事後確率分布 134 の期待値を故障確率密度関数パラメータ 11 とするのが好適である。求めた故障確率密度関数パラメータ 11 を故障確率密度関数パラメータデータベース 4 に蓄積する。

30

【0037】

最後に、故障確率密度関数計算部 15 で故障確率密度関数パラメータ 11 から数 2 のように表される故障確率密度関数 17 を求める。そして故障確率密度関数 17 のばらつき 9 をばらつき計算部 16 で求めて、ダメージモデル生成・更新部 7 に返す。このばらつき 9 には、具体的には故障確率密度関数 17 の標準偏差を平均値で除して得られる変動係数を用いることが望ましい。標準偏差や分散を用いたばらつきの定義では、異なる変数（後述のダメージモデル）について、統一的なばらつきの評価が難しいためである。

40

【0038】

一方で、故障確率密度関数パラメータデータベース 4 に蓄積された故障確率密度関数パラメータ 11 は、任意の時間が経過した後に、次の故障確率密度関数 17 の同定の際に用いられる。蓄積した故障確率密度関数パラメータ 11 と、新たに生成される生存解析用データ 8 を用いて、改めて最新の故障確率密度関数 17 を同定する。このとき、故障確率密度関数 17 の同定間隔は特に限定されるものではないが、本実施例では数か月や数年といった比較的長期での故障確率の推定を行うため、1日間隔程度が理想的である。また、故障確率密度関数パラメータデータベース 4 から参照する故障確率密度関数パラメータ 11 は、構成部品 1 の過去のパラメータに限定されるものではなく、同型機や類似機の故障確

50

率密度関数パラメータ 11 を参照してもよい。予測対象の構成部品 1 が稼動を開始して間もない場合には故障履歴データ 6 が少なく、故障確率 20 の予測精度が期待できない場合に、先行して稼動している同型機や類似機の故障確率密度関数パラメータ 11 を用いて予測することで、精度の高い予測が可能となる。さらに、同様の負荷条件であると仮定することができるのなら、複数の構成部品 1 に対して 1 つの故障確率密度関数パラメータ 11 を共有して用いても精度の高い予測が期待できる。

(故障履歴データ 6 に時系列稼動データ 5 を考慮した故障確率密度関数 17 の同定方法)

次に、ダメージモデル生成・更新部 7 におけるダメージモデルの更新について説明する。なお、考慮とは、時系列稼動データ 5 を反映、加味した処理を行うことを意味する。

ダメージモデル生成・更新部 7 では、故障確率密度関数 17 のばらつき 9 が最小となるような時系列稼動データ 5 が考慮されたダメージモデルを自動探索し、それを生存解析用データ 8 に反映する。すなわち、目的関数をばらつき 9、変数をダメージモデルとした最適化問題に帰着させる。累積ダメージモデルとは、対象を故障に至らしめる累積ダメージを時系列稼動データの関数として表したモデルであり、数 8 で表される。なお、本実施例ではばらつき 9 を最小とする目的関数について述べたが、その制約条件を満たすものとしてもよい。

【0039】

【数 8】

$$D(x) = \sum_{t=0}^{\Delta t} d(x_t) \quad \dots \quad (\text{数 8})$$

【0040】

ここで、 $d(x)$ は単位時間あたりのダメージモデルであり、 x_t は t 番目の時系列稼動データセットを表す稼動データベクトルである。本発明が対象とするのは、初期故障・偶発故障・磨耗故障のうち、磨耗故障である。したがって、ダメージの蓄積によって故障がもたらされる現象を扱うので、 $d(x)$ の時間積分を累積ダメージモデル $D(x)$ として定義する。なお、上述した時系列稼動データ 5 を考慮しないケースは、 $x=[1]$ であることと等価であり、任意の稼動時間ステップ t が経過した時点での累積ダメージは $D(x) = t$ となる。本実施例では、ダメージモデルの式の形状については、特に限定しない。例えば、数 9 で表されるようにダメージは時系列稼動データの線形結合の形で表す方式が最も単純であり、最適化計算も比較的少ない計算コストで済む。

【0041】

【数 9】

$$d(x) = C^T \cdot x \quad \dots \quad (\text{数 9})$$

【0042】

ここで C は各時系列稼動データの重み付けを表す係数ベクトルである。

【0043】

いずれの方法であっても、このとき変数の数は、ダメージモデルにおける未定係数の数そのものとなるので、比較的大規模な最適化問題となる。また、目的関数が非凸となる場合もあるので、遺伝的アルゴリズムや粒子群最適化などのメタヒューリスティクスを用いることが望ましい。逆に、故障メカニズムが全く不明な場合は、遺伝的プログラミング(GP)により、式形状自体を自動探索するような方式を採用してもよい。ただし、GPを採用する場合には計算負荷が大きくなるため、その採用可否については、確保可能な計算リソースを十分に検討する必要がある。いずれの方式を採用する場合であっても、ダメージモデル生成・更新部 7 にてダメージモデルの更新とばらつき 9 の評価を繰り返し行い、最終的に収束判定を行い、より小さい変動係数を得られる故障確率密度関数 17 を定義することが可能となる。

10

20

30

40

50

【 0 0 4 4 】

次に、故障確率計算部 19 について説明する。ここまでで得られた故障確率密度関数 17 は、任意の累積ダメージが蓄積された時点における、単位ダメージあたりの故障回数を表す関数である。したがって、故障確率計算部 19 ではこれを積分して、現在までの、つまり現時点の累積ダメージ 18 が負荷された時点までに故障が発生する確率を表す故障確率 20 を計算する。具体的には故障確率密度関数 17 がワイブル分布の場合、数 2 を現時点の累積ダメージ D で表した数 10 で故障確率 20 は表される。

【 0 0 4 5 】

【数 10】

$$F(D) = \int_0^D f(d) dd = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{D}{l}\right)^k\right\} \quad \dots \quad (\text{数 } 10)$$

10

【 0 0 4 6 】

以上のように本実施例は、故障確率密度関数同定部 12 にベイズ推定を用いることで、故障履歴データ 6 が少ない構成部品 1 に対しても故障確率密度関数 17 を高精度に同定できる。さらに故障確率密度関数 17 の故障確率密度関数パラメータ 11 を蓄積する故障確率密度関数パラメータデータベース 4 を設ける。ここで、これに含まれる過去の故障確率密度関数パラメータや、あるいは同型機・類似機の故障確率密度関数パラメータを用いることで、さらに故障履歴データ 6 が少ない場合にも故障確率密度関数 17 を高精度に同定することが可能である。そして、ばらつき 9 が小さくなるよう最適化したダメージモデルに基づく故障確率密度関数 17 を同定することで、単純な時間あたりの故障確率の評価ではなく、時系列稼働データ 5 を考慮して累積負荷量に基づいた高精度な故障確率密度関数 17 を提供できる。

20

【 0 0 4 7 】

以上で述べたダメージモデル生成・更新部 7、故障確率密度関数同定部 12 および故障確率計算部 19 は、それぞれが計算機プログラムとして実装されるが、具体的な計算機への実装形態を限定するものではない。ただし、ダメージモデル生成・更新部 7 は、故障確率密度関数同定部 12 を繰り返し呼び出しながら、比較的計算コストの大きい計算処理を行う必要があるため、その双方が同一の計算機に実装されている形態とすることが理想的である。

30

【 0 0 4 8 】

最後に、表示部 21 での表示について説明する。表示部 21 は、具体的には画面描画プログラムを実装した計算機および表示装置から構成されるが、ここで用いられる計算機は、上述した各構成要素(7、12、19)とは異なるものであっても差し支えない。図 7 に表示部 21 に最適なグラフィカルユーザインターフェイス(GUI)の一例を示す。GUIは、各構成部品 1 について各機の現在の故障確率 20 が故障確率グラフ 41 として表示される。これにより、ユーザが注目する部品について、いずれの個体において故障リスクが高まっているのかを容易に確認することができる。また、ばらつき 9 や故障確率密度関数パラメータ 11 も表示されるので、表示されている故障確率の信頼性を容易に把握できる。GUIを実装するプログラムのプラットフォームについて、本発明はなんら限定しないが、ウェブブラウザで動作するウェブアプリケーションとして実装し、これを前述の各構成要素(7、12、19)と同一の計算機に搭載しておく形態が望ましい。ユーザが使用する計算機端末(ユーザ端末)からネットワークなどの通信手段を介して接続することが可能であれば、ユーザ端末に求められる計算能力や前提ソフトウェアは最小限でよい。複数のユーザが並列に本システムにアクセスする場合には、このような構成が特に有効である。

40

【 0 0 4 9 】

なお、本実施例での算出手法やこれを用いて算出した故障確率を、工場、プラントなど機械システム、施設に対する管理に適用してもよい。さらに、これらを利用したいわゆる機械保険へ適用してもよい。例えば、故障確率を用いて機械保険の料率を定めることが想

50

定される。また、料率の算定を故障確率の算出のタイミングに合わせて、例えば、周期的に行ってもよい。さらに、故障の範疇に火災や経年変化による腐食、さびなども対象とする保険に適用してもよい。

【 0 0 5 0 】

このように、保険に適用する場合、図 8 に示すクラウドシステムで処理を実行してもよい。これは、表示部 2 1 を除く故障確率評価システム 1 0 0 がネットワーク 1 0 0 0 を介して、保険会社システム 1 0 1 や、利用者システム 1 0 2 と接続されている。これら保険会社システム 1 0 1 や、利用者システム 1 0 2 は、イントラネット等のネットワークを有し、各情報処理装置（端末やサーバ）が故障確率評価システム 1 0 0 へアクセス可能となっている。また、端末 1 0 3 のようにイントラネット等を介さずネットワーク 1 0 0 0 と接続しても構わない。なお、表示部 2 1 はこれら各端末が保持しているものとする。

10

【 0 0 5 1 】

本例では、利用者システム 1 0 2 でも指示ないし自動的に、所定の周期で故障確率評価システム 1 0 0 が上述した処理で故障確率を算出する。そして、その結果を保険会社システム 1 0 1 に送信し、保険会社システム 1 0 1 が有するサーバで機械保険の料率を算出し、保険商品の開発を行う。または、故障確率評価システム 1 0 0 で保険利用率を算出し、保険会社システム 1 0 1 に送信してもよい。さらに、保険会社システム 1 0 1 は、保険会社の営業店とネットワークを介して接続され、保険会社システム 1 0 1 で算出された料率や保険商品の内容を営業店に設置した端末（図示せず）で確認が可能である。

【 0 0 5 2 】

また、施設管理に適用した場合、利用者システム 1 0 2 の端末において故障確率評価システム 1 0 0 で算出された故障確率を確認可能となる。もしくは、故障確率に基づき求められる予兆診断結果（保守スケジュールを含む）を、利用者システム 1 0 2 の端末に表示可能としてもよい。この場合、予兆診断結果は、故障確率評価システム 1 0 0 で算出してもよいし、故障確率評価システム 1 0 0 で算出された故障確率を用いて利用者システム 1 0 2 が算出してもよい。また、予兆診断結果による保守指示を、利用者システム 1 0 2 から保守員が利用する携帯端末（例えば、端末 1 0 3 ）に通知してもよい。

20

【 符号の説明 】

【 0 0 5 3 】

- 1 ... 構成部品
- 2 ... 時系列稼動データベース
- 3 ... 故障履歴データベース
- 4 ... 故障確率密度関数パラメータデータベース
- 5 ... 時系列稼動データ
- 6 ... 故障履歴データ
- 7 ... ダメージモデル生成・更新部
- 8 ... 生存解析用データ
- 9 ... ばらつき
 - 1 1 ... 故障確率密度関数パラメータ
 - 1 2 ... 故障確率密度関数同定部
 - 1 3 ... 故障確率密度関数パラメータ推定部
 - 1 4 ... 故障確率密度関数パラメータ計算部
 - 1 5 ... 故障確率密度関数計算部
 - 1 6 ... ばらつき計算部
 - 1 7 ... 故障確率密度関数
 - 1 8 ... 現時点の累積ダメージ
 - 1 9 ... 故障確率計算部
- 2 0 ... 故障確率
- 2 1 ... 表示部
- 3 0 ... 集計故障データ

30

40

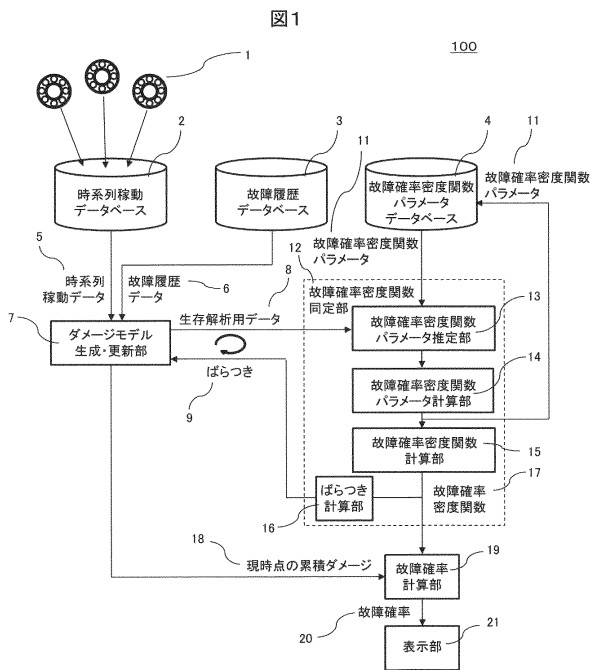
50

- 3 1 ... 集計生存データ
- 3 2 ... 故障フラグ
- 3 3 ... 生存フラグ
- 4 1 ... 故障確率グラフ
- 1 0 0 ... 故障確率評価システム
- 1 0 1 ... 保険会社システム
- 1 0 2 ... 利用者システム
- 1 0 3 ... 端末
- 1 3 1 ... 事前確率分布生成部
- 1 3 2 ... 事前確率分布
- 1 3 3 ... 事後確率分布計算部
- 1 3 4 ... 事後確率分布

10

【図面】

【図 1】



【図 2】

図 2

故障発生日時		構成部品名
2016/1/3	9:32	○○
2016/5/15	4:21	△△
2016/12/20	17:53	××
2017/3/20	1:03	□□
2017/3/29	13:21	○○
2017/10/4	13:21	××
:	:	:
2018/1/3	22:39	□□

20

30

40

50

【図3】

図3

30

故障発生までの稼働日数	
70	
90	
152	
352	
723	
752	
:	
3521	

【図4】

図4

31

現在までの連続稼働日数	
5	
7	
30	
32	
175	
223	
:	
7219	

10

20

【図5】

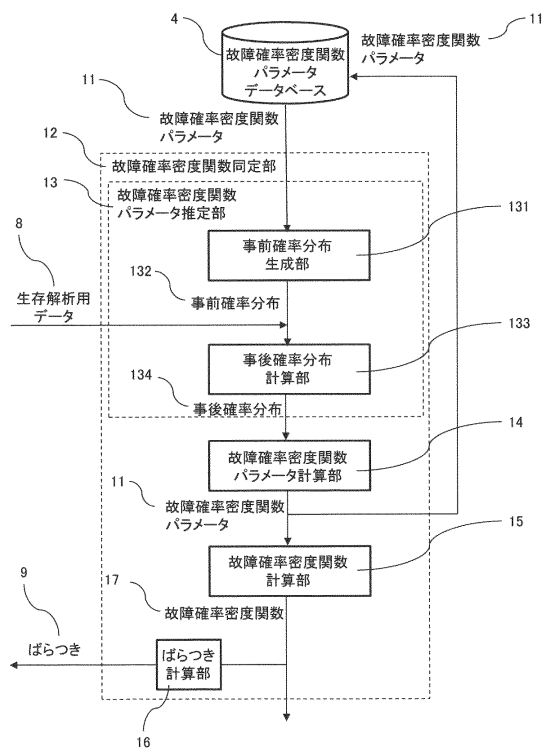
図5

8

日数	状況
5	稼働
7	稼働
30	稼働
32	稼働
70	故障
90	故障
152	故障
175	稼働
223	稼働
352	故障
723	故障
752	故障
:	:
3521	故障
:	:
7219	稼働

【図6】

図6

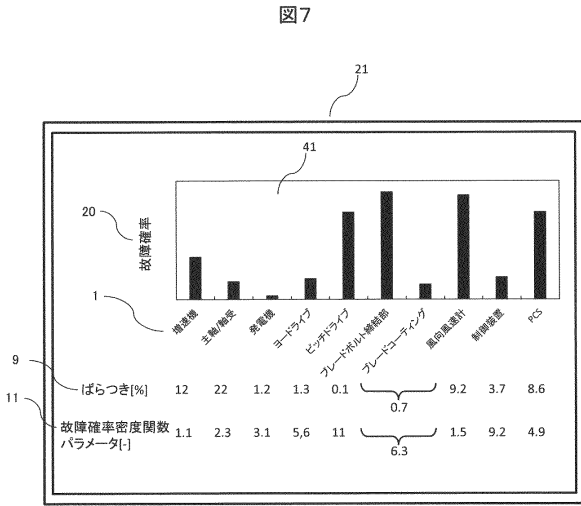


30

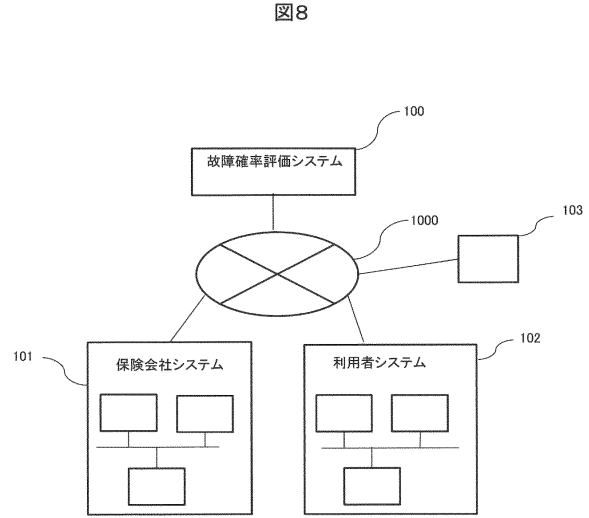
40

50

【 図 7 】



【 図 8 】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 国際公開第2017/163561(WO, A1)
特開2017-142622(JP, A)
特開2017-76360(JP, A)
米国特許第8571911(US, B1)
- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
- | | |
|------|-------|
| G05B | 23/02 |
| G01M | 99/00 |
| G06N | 7/00 |