

確率論的余寿命予測のための フィールドデータベースシステム

今井 慈 郎* 岡部 永 年**
松下 敏 久*** 石川 浩*
井面 仁 志*

1 はじめに

安全性確保は工学における重要課題の1つであり、構造物や大型プラントの構成要素となる各種部材の安全性を確保するため、運転停止や多額の人件費を要する定期検査（定検）や廃却部材に対する損傷度の解析・評価を行う実験室的研究アプローチ（実験室アプローチ）などが実施されてきた。定検からは安全性確保に役立つ膨大な各種検査情報（フィールドデータ）が得られ、実験室アプローチの結果から得られた材料特性データに基づく余寿命診断技術は、有効性が認められて実用化され、構造物やプラント部材の安全性確保に寄与している。材料特性データに基づく実験室データベースも既に構築され、信頼性設計などの目的に利用されている。

しかし、従来手法の定検や実験室アプローチによる寿命診断だけで、信頼性を評価する場合には必ずしも十分とは言えない。高い精度の余寿命予測を望めば、定検や実験室アプローチに要するコストが増大するなど対費用効果の問題点も生ずる。そこで、定検によって既に蓄積されたフィールドデータを有効に活用し、実験室アプローチの成果も踏まえて、コストを抑えながら精度を向上

* 香川大学工学部 信頼性情報システム工学科

** 愛媛大学工学部 機械工学科

*** 愛媛大学大学院

させる安全性確保の手法を確立することが重要課題となってきた。実験室アプローチにより得られた材料特性データ（評価式）に基づき、定検のフィールドデータを処理して、精度向上が期待できる確率論的余寿命予測を実現できるシステムの開発が望まれる。

一方、より効率の良い余寿命予測を実現するには解決すべき問題も少なくない。例えば、

- (a) 定検から得られる膨大なフィールドデータを効率良くデータベース化する手法
- (b) 実験室アプローチの材料特性解析結果を基に、信頼度の高い寿命消費の推定評価を行う手順
- (c) 汎用的でコストパフォーマンスに優れた信頼性解析ツールを開発する方式

などを如何にして実現するかが問題となる。

本稿では、実験室アプローチから得られた材料特性データを基にフィールドデータを処理し、確率論的余寿命予測を行うフィールドデータベースシステムのプロトタイプを示す。次に、このコンセプトを具象化する形で、蒸気タービンの高温部材に対する信頼性解析を例にとり、信頼性解析ツールとして使用できるエンジニアリング情報システムを構成する。

2 フィールドデータベースシステムの構築

実験室アプローチの結果から寿命消費のメカニズムが解明され、寿命診断技術が確立され、得られた材料特性データに基づき実験室データベースが構築され、信頼性設計などの目的に利用されている。しかし、それらの多くは

- (a) 汎用機やワークステーションなど比較的ハイコストな計算機の利用。
- (b) FORTRAN やC/C++などのプログラミング言語によるソフトウェアの開発。

などの特徴を有し、このような方式で新たに専用システムを開発しても、構築コストが増大する割には、システムの利便性が乏しい。

一方、定検によって得られたフィールドデータを有効に活用すれば、余寿命予測の精度向上が図れるなど、安全性確保への効果が期待されるが、信頼性解析用データベースとして整理されていないフィールドデータの取り扱いには必ずしも容易ではない。現在、実用化されている余寿命診断技術などにフィールドデータをそのまま利用することは難しい状況にある。そこで、

- (a) フィールドデータのデータベース化と実験室データベースとの連携
- (b) 実験室データベースの現象論的特性式に基づき、フィールドデータベースから抽出されたサンプルデータに対する確率・統計処理
- (c) 処理結果に基づく信頼性解析の実現

などが可能となるフィールドデータベースシステムを構築することが必要となる。同時に、開発コストを抑えながら精度の良い信頼性解析を実現できる優れたコストパフォーマンスを如何に実現するかも重要となる。Fig.1 に本稿で述べるフィールドデータベースシステムの全体構成を示す。

汎用性を持つシステムとして構成できるよう、フィールドデータベースシステムが提供すべき機能をまとめると、

- (a) ユーザーインターフェース機能
- (b) 条件によるデータ検索・抽出機能
- (c) 各種数値計算機能
- (d) 確率・統計処理機能
- (e) 信頼性解析機能
- (f) グラフ（チャート）作成機能

などが挙げられる。

システムのプロトタイプは Windows パソコン上に MS-Office ソフト（主として、データベースソフト Access と表計算ソフト Excel）を用いてコンパクトに構築されている。また、可能な限りコストパフォーマンスを向上させるため、システム上で実現すべき各種情報処理プログラムの記述には VBA（Visual BASIC for Applications と呼ばれるマクロ言語）を用いる。VBA を利用することで、Access や Excel において必要となる複雑な処理をマクロ記述できる

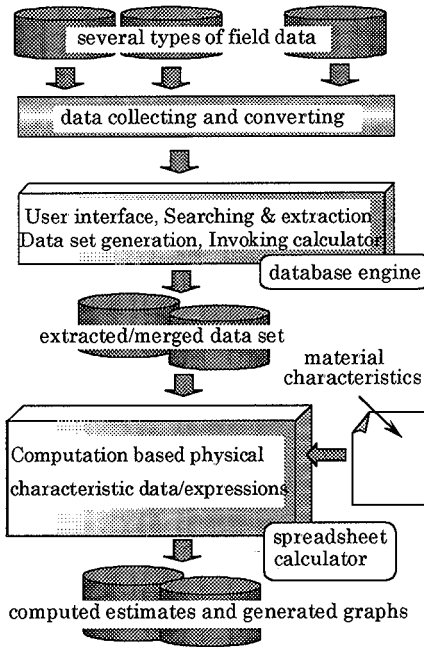


Fig. 1 Overview of System Structure

ため、前述したフィールドデータベースシステムに必要となる各種機能のほとんどを、Access および Excel のみを用いて実現することが可能となる。

一方、情報処理システムという観点から見れば、このようなフィールドデータベースシステムは、フィールドデータベース機能と信頼性解析ツール機能とを統合して有機的に構成されるため、信頼性情報システムの実現例と見なすことができる。信頼性情報システムの構成法を具体的に示すことで、様々なニーズに応じたパソコンベースの信頼性解析ツールを容易に実現することが可能となる。これまでの寿命診断技術を発展させ、定検などから得られるフィールドデータを有効に活用し、推定精度の高い確率論的余寿命予測を可能にすることができる。すなわち、構造物や各種部材の信頼性解析を比較的容易に実現でき、対費用効果に優れた安全性確保も期待できる。

本システムのような信頼性情報システムを構成する場合、データベース機能や数値計算機能を如何にプログラムとしてコンパクトに実現するかが大きなポイントとなる。ファイル入出力から各種組み込み関数を用いた処理記述までが表現可能である VBA の存在は大きい。システム構成において、VBA を用いて処理を実現する利点は、

- (a) プログラムのプロトタイプ作成が容易である。
- (b) ステップモードで実行させ、ソースコードを参照しながらデバッグができる。
- (c) Access/Excel 上で動作させるプログラムを短時間で開発できる。

などである。また、Access および Excel の VBA はどちらも、互いに他を制御する記述が可能であるため、一方から他方を起動して特定の VBA を実行させることができる。データベース機能と数値計算機能という異なる機能を Access/Excel という 2 つのソフトで有機的に連携させて、一体として動作させることが容易に実現できる。

可能な限り汎用で、コンパクトな構成を目指して、フィールドデータベースシステムのプロトタイプは、

- (a) Access によるフィールドデータと材料特性式の管理
- (b) 条件入力によるデータ検索およびデータ抽出
- (c) Access データから Excel データへの変換（データシートの生成）と Excel の起動
- (d) Excel による特性パラメータの推定、確率・統計処理および信頼性解析の実行
- (e) 解析結果の格納とグラフ（チャート）の作成

などの機能を VBA によるモジュール構造で実現している。このため、信頼性解析を行う対象に応じて個別にカスタマイズでき、またその変更も比較的容易であるため、パソコンベースである点と相俟ってコストパフォーマンスに優れた構成となっている。

このようなフィールドデータベースシステムの構成において留意すべき点

は、「現象有き」の情報処理を行うための解析手法の実現である。フィールドデータを単に多重回帰分析するようなベストフィット処理を目的とした「データ有き」の情報処理を採用すべきではない。データベースシステム内においては、フィールドデータに対して、

- ① 実験室アプローチでの材料特性式に基づき「現象有き」の数値処理を行い、特性パラメータを決定する。
 - ② その特性式に対するフィールドデータのばらつきなどを確率・統計処理し、統計量を推定する。
 - ③ その統計量に基づき確率論的余寿命予測などの信頼性解析を実行する。
- という一連の情報処理を行う。その結果、従来の余寿命診断手法を補完することができる。すなわち、フィールドデータの活用により、推定精度の向上につながる高付加価値の信頼性評価を実現することが可能となる。

より効率の良い余寿命予測を実現するには解決すべき問題も多い。例えば、

- (a) フィールドデータの効率的データベース化と信頼性評価への活用
- (b) 実験室アプローチによる材料特性解析結果に基づく信頼度の高い寿命消費の推定評価
- (c) 汎用的でコストパフォーマンスに優れた信頼性解析ツールの構成

などの手法を如何に開発するかである。そこで、本システムの具体的適用例として、火力発電プラントにおける蒸気タービンの高温部材に対する確率論的余寿命予測を行い、信頼性解析ツールとしてのフィールドデータベースシステムの有効性を示す。

3 システムを用いた信頼性解析ツールの実現例

蒸気タービンの高温部材は、供用中にクリープ損傷や疲労損傷などにより寿命を消費した結果、き裂が発生する。すなわち、累積運転時間の増加に伴い、クリープラプチャが生じ、起動・停止を繰り返すことで、低サイクル疲労が蓄積して部材が損傷する。そこで、部材のクリープ損傷度(Φ_c)および疲労損傷度(Φ_f)に着目して、確率論的余寿命予測を行う。以下では、フィールドデータベー

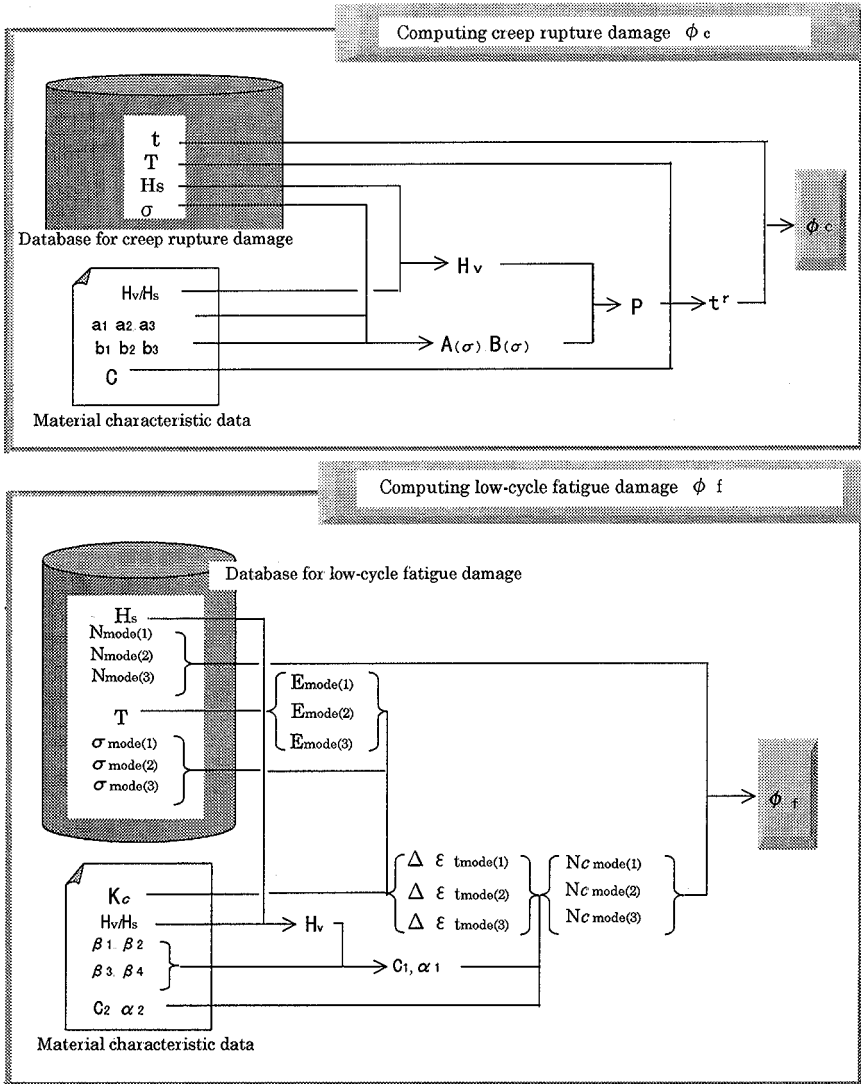


Fig. 2 Computing processes for creep rupture / fatigue damages

システムにおいてどのような信頼性解析が行われるか具体的に述べる。

3・1 クリープ損傷度(Φ_c)の導出処理

Fig.2の上図は、フィールドデータベースシステムにおいてクリープ損傷度(Φ_c)を導出する流れを示している。蒸気タービンのある部材に着目して抽出条件を設定すると、フィールドデータベース (Access データ) より、条件を満たすフィールドデータが得られる。抽出されたフィールドデータは Access データから Excel データへ変換される。同時に関連する材料特性式のパラメータ群も選択され、材料特性式に基づいてフィールドデータを処理する。フィールドデータのばらつきを確率・統計処理して統計量を算出し、Weibull 統計解析を実行し、破壊確率に基づく確率論的余寿命予測を行っている。

具体的には、余寿命予測すべき部材やプラントなどが指定されると、部材の硬さ情報、累積運転時間および部材の温度などがフィールドデータとして抽出される。材料特性式が選択され、応力および硬さの情報から Larson-Miller のパラメータが算出される(式(1)を参照)。このパラメータを基に温度情報および実験室データとして得られる材料定数を用いて、クリープ破断時間 (寿命消費時間)が算出される(式(2)を参照)。クリープ破断時間より、クリープ損傷度(Φ_c)が求められる(式(3)を参照)。ここまでは、決定論的処理であり、従来の寿命診断手法と同じである。

適正な応力(σ)が解析手法で与えられた時、Larson-Miller のパラメータPは

$$P = A(\sigma)Hv + B(\sigma) \dots\dots(1)$$

$$\text{但し, } A(\sigma) = f_a(\log \sigma) \cong a_1 + a_2 \log \sigma + a_3(\log \sigma)^2$$

$$B(\sigma) = f_b(\log \sigma) \cong b_1 + b_2 \log \sigma + b_3(\log \sigma)^2$$

但し

ここに、 $a_1, a_2, a_3, b_1, b_2, b_3$: 材料特性データ

で求まり、パラメータPによる、クリープ破断時間(t_r)は

$$t_r = 10^{\{P/(273+T)+C\}} \dots\dots(2)$$

ここに、T: 部材の使用温度、C: 材料定数

で与えられる。 t_r を用いると、クリープ損傷度(Φ_c)は

$$\Phi_c = t / (t_r + t) \dots\dots(3)$$

ここに、 t ：累積運転時間

で表現される。

次にこのような統計量から、累積運転時間(t)に対する

- (a) クリープ損傷度(Φ_c)との関係,
- (b) 余寿命すなわちクリープ破断時間(t_r)との関係,
- (c) 部材のビッカース硬さ(H_v)の関係

などをプロットし、最小二乗法による直線近似で推定値を求め、個々の関係を明らかにする。Fig.3は累積運転時間とクリープ損傷度の関係を示している。

このような現象論的情報処理を行った後、フィールドデータのばらつきを処理するため、推定値とそれに対するサンプルデータ(フィールドデータ)に基づく計算値との変動係数に対して Weibull 統計解析を施し、分散分析を行うことになる。

3・2 疲労損傷度(Φ_f)の導出処理

Fig.2の下図では、フィールドデータベースシステムにおいて疲労損傷度(Φ_f)を導出する流れを示している。クリープ損傷度の導出と同様に、フィールドデータの抽出、材料特性式による現象論的処理、フィールドデータから統

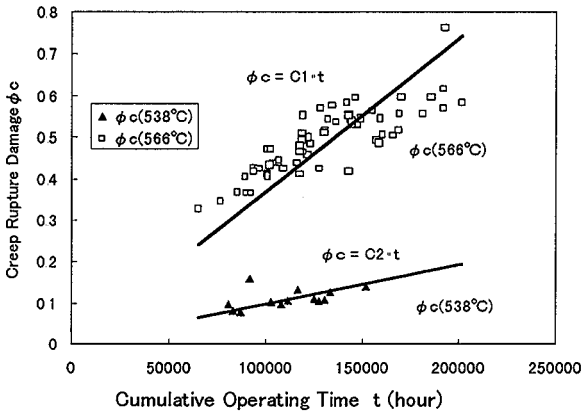


Fig. 3 Relation between Cumulative operating time and Creep rupture damage

計量の算出、Weibull 統計解析そして破壊確率に基づく確率論的余寿命予測の処理などとなる。

具体的には、余寿命予測を行う部材などを条件として設定すると、起動パターン毎の各モード毎の起動回数、硬さ、温度などがフィールドデータとして抽出される。材料特性式より起動パターン毎のヤング率が得られ、データから個々の起動モードに対応する各応力、各ヤング率、歪み集中係数から起動パターン毎の全歪み範囲 ($\Delta \epsilon t$) が求められる (式(4)を参照)。一方、Manson-Coffin および Basquin の関係から、起動パターン毎の全歪み範囲とき裂発生回数の関係が材料特性式より与えられる (式(5)を参照)。式(5)を解くことで起動パターン毎のき裂発生起動回数が求まり、それに基づいて疲労損傷度 (Φf) が起動回数とき裂発生起動回数の比で表現できる (式(8)を参照)。

温度別の起動パターンは3つのモード、mode(0)、mode(1)および mode(2)からなる。式表現を簡単にするため、総称として、mode(I)を用い、全歪み範囲と応力の関係を

$$\Delta \epsilon_{tmode(I)} = 2K_c \sigma_{mode(I)} / E_{mode(I)} \dots \dots (4)$$

但し、応力： $\sigma_{mode(I)}$ 、ヤング率： $E_{mode(I)}$ 、歪み集中係数： K_c 、
で表す。また、全歪み範囲は弾性歪み範囲と塑性歪み範囲とに分解できるので、

$$\Delta \epsilon_{tmode(I)} = C_1 N_{cmode(I)}^{\alpha_1} + C_2 N_{cmode(I)}^{\alpha_2} \dots \dots (5)$$

但し、 C_1 、 α_1 ：弾性歪み成分に関する係数、指数、

C_2 、 α_2 ：塑性歪み成分に関する係数、指数

$N_{cmode(I)}$ ：起動モード毎のき裂発生回数

と表現できる。上記の係数や指数の内、 C_1 および α_1 はビッカース硬さ (Hv) への依存性を示し、

$$C_1 = 10^{(\beta_1 Hv + \beta_2)} \dots \dots (6)$$

$$\alpha_1 = \beta_3 Hv + \beta_4 \dots \dots (7)$$

但し、 β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 ：材料定数

と記述できる。式(5)で示す方程式より、Newton-Raphson 法を用いて、き裂発生起動回数 N_c を求める。このような処理も VBA を利用すれば容易に実現でき

る。起動モード毎のき裂発生回数 $N_{mode(I)}$ が得られた後、フィールドデータとして抽出された起動モード毎の起動回数 $N_{mode(I)}$ との比から疲労損傷度 (Φf) を

$$\Phi f = \sum_{mode(I)} N_{mode(I)} / N_{cmode(I)} \dots \dots (8)$$

として導出する。

このようにして得られた統計量から、モード毎に導出された起動回数 $N_{mode(I)}$ に対する疲労損傷度 (Φf) の関係などをプロットする。最小二乗法により直線近似して推定量を求め、起動回数と疲労損傷度の関係を定量的に示す (Fig.4 を参照)。

以上のような現象論的情報処理を行った後、フィールドデータのばらつきを処理するため、推定値とそれに対するサンプルデータ (フィールドデータ) に基づく計算値との変動係数に対して Weibull 統計解析を適用し、分散分析を行うことになる。

3・3 Weibull 統計解析

後述するように損傷による故障データ (き裂発生データ) は、ほぼ 2 母数 Weibull 分布に従うと考えられる。一般に、2 母数の Weibull 分布において、破

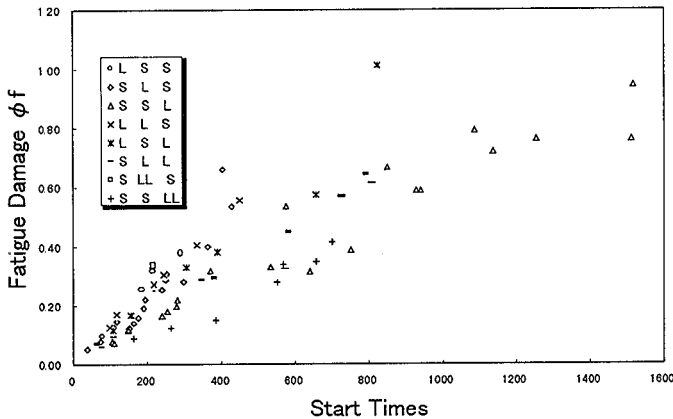


Fig. 4 Relation between Start times and Fatigue damage

破壊確率(Pf)は、確率変数を x とすると、

$$Pf = 1 - \exp\{-(x/\beta)^m\} \dots\dots (9)$$

m : 形状母数 (Weibull係数), β : 尺度母数

と表現される。そこで、Weibull 係数(m)と尺度母数(β)を推定するには、

$$\ln(\ln(1-Pf)^{-1}) = m(\ln x - \ln \beta) \dots\dots (10)$$

と変形し、サンプルデータおよび対応する破壊確率を Weibull プロットする。

このようにして生成された点列に最小二乗法による直線近似を適用して、 m と β を推定し、Weibull 分布関数を決定する。この時、破壊確率(Pf)は、条件抽出されたサンプルサイズを n 個とすると、サンプルデータを昇順にソートしてインデックス i を決め、Median-rank 法を用いて

$$Pf = (i-3)/(n+0.4) \dots\dots (11)$$

で求められる。

4 結果解析と確率論的余寿命予測

蒸気タービンの高温部材の1つを例にとり、信頼性解析を行い、

(a) クリープ損傷度(Φ_c)に基づく余寿命予測

(b) 疲労損傷度(Φ_f)に基づく余寿命予測

などを得た。以下では、本システムにより可能となる確率論的余寿命予測について具体的に述べる。

4・1 クリープ損傷度(Φ_c)に基づく余寿命予測

クリープ損傷は累積運転時間(t)が増加すれば、発生する確率も増加する。Fig. 5 はビッカース硬さ(Hv), クリープ破断時間(t_r)およびクリープ損傷度(Φ_c)のばらつきを Weibull プロットしたものであり、いずれも Weibull 分布していることが分かる。

Fig. 3 では、材料特性式に基づきフィールドデータを処理して、現象論的に決定された、累積運転時間(t)とクリープ損傷度(Φ_c)の関係を示した。推定値の算出には最小二乗法による直線近似を適用している。通常、フィールドデータ

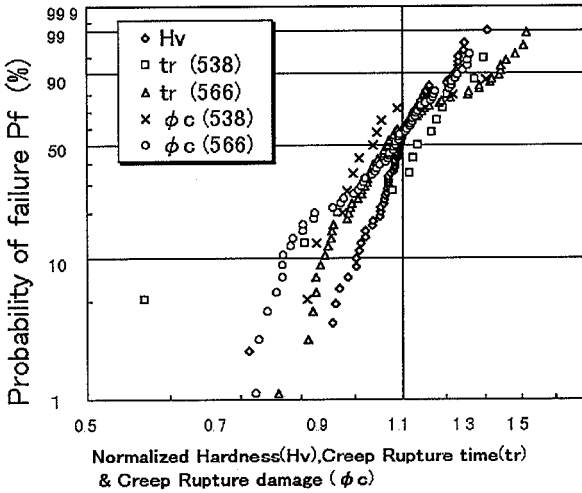


Fig. 5 Weibull distribution of normalized hardness, creep rupture time and creep rupture damage

は推定値に対してばらついているが、Weibull 統計解析を用いて確率論的に処理することにより、推定の精度を上げることが可能となる。フィールドデータを活用して余寿命予測を行うためには、このような確率論的アプローチを用いてサンプルデータのばらつきを処理する手続きが不可欠となる。

クリープ損傷度(Φc)、ビッカース硬さ(Hv)およびクリープ破断時間、すなわち余寿命(tr)の確率論的推定値は累積運転時間(t)を用いて以下のように示される。すなわち、

$$\Phi_c = (C_1 t + \Phi_{c0})^{m_1} \sqrt{\ln(1 - Pf)^{-1}} \dots \dots (12)$$

$$Hv = (C_2 t + Hv_0)^{m_2} \sqrt{\ln(1 - Pf)^{-1}} \dots \dots (13)$$

$$t_r = (C_3 t + t_{r0})^{m_3} \sqrt{\ln(1 - Pf)^{-1}} \dots \dots (14)$$

である。但し、 C_1 、 C_2 および C_3 はそれぞれ、累積運転時間に対するクリープ損傷度、ビッカース硬さおよびクリープ破断時間の関係を決定論的に求め、最小二乗法により直線近似して得られる傾きを、 Φ_{c0} 、 Hv_0 および t_{r0} は、同じく直線近似の切片(すなわち初期値)を表している。また、 m_1 、 m_2 および m_3 は

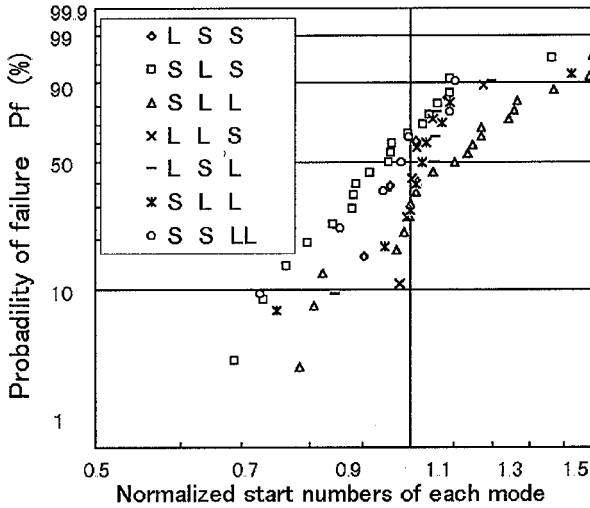


Fig. 6 Weibull distribution of normalized start numbers of each mode

それぞれ、クリープ損傷度、ビッカース硬さおよびクリープ破断時間を Weibull 統計解析して推定される形状母数である。一方、破壊確率はクリープ破断の発生確率を示している。式(12)(13)(14)などにより、クリープ損傷に関する確率論的余寿命予測が可能となる。

4・2 疲労損傷度(Φf)に基づく余寿命予測

疲労損傷度(Φf)に関する解析も、基本的には、クリープ損傷と全く同様のプロセスである。各起動モードの起動回数が増加すれば疲労損傷が蓄積される。Fig.4 に、各起動モードの起動回数と疲労損傷度の関係をプロットしている。Fig.6 は起動回数(Nmode(I))のばらつきを起動モード毎に Weibull プロットしたものであり、いずれも Weibull 分布していることが分かる。

起動回数(Nmode(I))と疲労損傷度(Φf)の間には材料特性式に基づく関係があり、各起動モードの起動回数と疲労損傷度の関係を、最小二乗法により直線近似して傾きおよび切片(初期値)を推定する。ここでも、フィールドデータ

は推定値に対してばらつきが、Weibull 統計解析を用いて確率論的に処理し、推定の精度を上げることができる。疲労損傷に関しても、フィールドデータを活用して余寿命予測を行うためには、クリープ損傷と同様の確率論的アプローチを用いてサンプルデータのばらつきを処理し、精度を上げることができる。

5 おわりに

本稿で述べたフィールドデータベースシステムは、信頼性解析ツールとして利用できる信頼性情報システムの1つの形態であり、材料特性式に基づく現象論的処理手法を基に、フィールドデータのばらつきを確率論的推定法で処理して、推定精度の高い余寿命予測を実現している。このようなデータベースシステムの特徴として、

- (a) データベース機能と信頼性解析機能とを有機的に統合し、パソコンベースでコンパクトに構築できる。
- (b) システムを構成する個々のモジュールはVBAで実装されており、同一コンセプトで種々の問題に応じて機能をカスタマイズできる。
- (c) 定検より得られたフィールドデータおよび寿命診断技術に用いられる材料特性式を活用して、確率論的余寿命予測など信頼性解析ツールを容易に実現できる。

などを挙げることができる。

本稿で述べたシステムではフィールドデータベースシステムの構成手法を具体的に例示するため、適応する部材の寿命消費がクリープ損傷および疲労損傷によると仮定したが、より汎用的な確率論的余寿命予測を実現するためには、データベースの抽出条件を完備し、対応する処理機能を拡張する必要がある。加えて、フィールドデータにしばしば現れる一部欠損のある不完全データ集合をどのように活用して、より精度の高い信頼性解析を実現するかなど重要課題も残る。

比較的サンプルサイズが多い場合、一部欠損のあるサンプルデータをフィールドデータベースとしては除外して信頼性解析を行っても、推定精度を落とす

ことなく確率論的余寿命予測を実現することが可能である。しかし、サンプルサイズが少ない場合には問題となる。現象論的アプローチにより、材料特性などに基づくデータ相互の相関性を活用することで、欠落データ部を持つサンプルデータも包括できる。今後、より精度の高い余寿命予測などを行う上では不可欠な機能であろう。

(平成9年12月3日 日本材料学会第15回材料・構造信頼性シンポジウムにて一部講演)

参 考 文 献

- 1) 日本材料学会編, “機械・構造系技術者のための実用信頼性工学”, (1987) 養賢堂
- 2) 日本機械学会編, “動力プラント・構造物の余寿命評価技術”, (1992) 技法堂出版