

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公表特許公報(A)

(11) 特許出願公表番号

特表2004-502932

(P2004-502932A)

(43) 公表日 平成16年1月29日(2004.1.29)

(51) Int.Cl.⁷
GO1M 19/00F I
GO1M 19/00テーマコード (参考)
2 GO24

審査請求 未請求 予備審査請求 有 (全 67 頁)

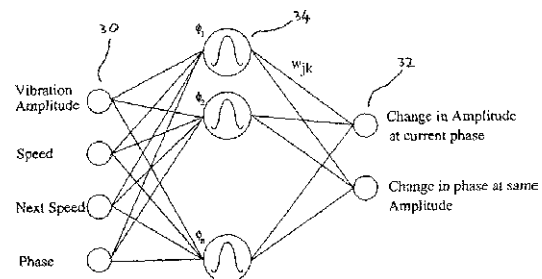
(21) 出願番号	特願2002-508056 (P2002-508056)	(71) 出願人	591005785
(86) (22) 出願日	平成13年7月5日 (2001.7.5)		ロールス・ロイス・ピーエルシー
(85) 翻訳文提出日	平成14年12月25日 (2002.12.25)		ROLLS-ROYCE PUBLIC
(86) 国際出願番号	PCT/GB2001/003020		LIMITED COMPANY
(87) 国際公開番号	W02002/003041		イギリス国ロンドン、エスタブリッシュ1イ
(87) 国際公開日	平成14年1月10日 (2002.1.10)		ー・6エイティー、バッキンガム・ゲート
(31) 優先権主張番号	0016561.3		65
(32) 優先日	平成12年7月5日 (2000.7.5)	(74) 代理人	100077665
(33) 優先権主張国	イギリス (GB)		弁理士 千葉 剛宏
		(74) 代理人	100116676
			弁理士 宮寺 利幸
		(72) 発明者	アニューズイス、ポール
			イギリス国、ダービーシャー ディーイー
			21 7エイアール、ダービー、スポンド
			ン、ロッコ ロード 86

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 動力装置の状態監視

(57) 【要約】

複数の時間においてそれぞれ所定の工程を行うことによってシステムの状態を監視する方法であって、前記所定の工程は、(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む複数の状態指標値から状態特性(30)を生成する工程と、複数の前記状態指標値の相互依存性を定義するモデルから、ある正常なシステムの状態特性を表す正常特性(32)を予測する工程と、生成した前記状態特性を前記正常特性と比較する工程と、前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えている場合にイベントを記録する工程と、を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

複数の時間においてそれぞれ所定の工程を行うことによってシステムの状態を監視する方法であって、前記所定の工程は、

(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む複数の状態指標値から状態特性を生成する工程と、

複数の前記状態指標値の相互依存性を定義するモデルから、ある正常なシステムの状態特性を表す正常特性を予測する工程と、

生成した前記状態特性を前記正常特性と比較する工程と、

前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えている場合にイベント (event) を記録する工程と、

を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

10

【請求項 2】

請求項 1 記載の方法において、

前記モデルは、学習されたモデルである

ことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 3】

請求項 1 または 2 記載の方法において、

前記モデルは、前記相互依存性を定義する一つ以上のゼロでない非対角項を有する行列を含む

ことを特徴とするシステムの状態監視方法。

20

【請求項 4】

請求項 3 記載の方法において、

前記状態特性を前記正常特性と比較する工程は、正規化された二乗イノベーション (normalised innovations squared) の値の計算を含む

ことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 5】

請求項 1 または 2 記載の方法において、

前記モデルは、ニューラルネットワークを含む

ことを特徴とするシステムの状態監視方法。

30

【請求項 6】

請求項 5 記載の方法において、

前記状態特性を前記正常特性と比較する工程は、予測誤差の計算を含む

ことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 7】

請求項 1～6 のいずれか 1 項に記載の方法において、

前記時間は、1 秒以下の連続する時間間隔を定義する

ことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 8】

1 秒以下の連続する時間間隔を定義する複数の時間においてそれぞれ所定の工程を行うことによってシステムの状態を監視する方法であって、前記所定の工程は、

(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む複数の状態指標値から状態特性を生成する工程と、

ある正常なシステムの状態特性を表す正常特性を予測する工程と、

生成した前記状態特性を前記正常特性と比較する工程と、

前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えている場合にイベントを記録する工程と、

を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

40

50

【請求項 9】

請求項 8 記載の方法において、
前記正常特性は、複数の前記状態指標値の相互依存性を定義するモデルから予測されることを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 10】

請求項 9 記載の方法において、
前記モデルは、学習されたモデルであることを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 11】

請求項 9 または 10 記載の方法において、
前記モデルは、前記相互依存性を定義する一つ以上のゼロでない非対角項を有する行列を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

10

【請求項 12】

請求項 11 記載の方法において、
前記状態特性を前記正常特性と比較する工程は、正規化された二乗イノベーションの値の計算を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 13】

請求項 9 または 10 記載の方法において、
前記モデルは、ニューラルネットワークを含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

20

【請求項 14】

請求項 13 記載の方法において、
前記状態特性を前記正常特性と比較する工程は、予測誤差の計算を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 15】

請求項 1～14 のいずれか 1 項に記載の方法において、
前記測定値は、1 秒以下の同期誤差 (synchronisation imprecision) で前記システムから同期的に取得されることを特徴とするシステムの状態監視方法。

30

【請求項 16】

請求項 1～15 のいずれか 1 項に記載の方法において、
前記システムは、ガスタービンエンジンを含むことを特徴とするシステムの状態監視方法。

【請求項 17】

あるシステムの状態を監視するためのデータ処理システムにおいて、
複数の時間においてそれぞれ前記システムから複数の状態指標値を取得するデータ取得手段と、

前記状態指標値から状態特性を生成し、ある正常なシステムの状態特性を表す正常特性を予測する処理手段と、

40

生成した前記状態特性を前記正常特性と比較する比較手段と、

前記比較手段が、前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えていることを示す場合にイベントを記録する記録手段と、

を備え、

前記状態指標値は、(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含み、

前記正常特性は、複数の前記状態指標値の相互依存性を定義するモデルから予測されることを特徴とするデータ処理システム。

50

【請求項 18】

あるシステムの状態を監視するためのデータ処理システムにおいて、
1 秒以下の連続する時間間隔を定義する各々の複数時間において前記システムから複数の状態指標値を取得するデータ取得手段と、
前記状態指標値から状態特性を生成し、ある正常なシステムの状態特性を表す正常特性を予測する処理手段と、
生成した前記状態特性を前記正常特性と比較する比較手段と、
前記比較手段が、前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えていることを示す場合にイベントを記録する記録手段と、
を備え、
前記状態指標値は、(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含むことを特徴とするデータ処理システム。

10

【請求項 19】

連続して取得される一連のデータ要素を含む二つ以上のデータストリームを同期させる方法において、
各々のストリームの各々のデータ要素とタイムスタンプを関連付ける工程と、
第 1 ストリームから第 1 データ要素を選択してそのタイムスタンプを検査する工程と、
他のストリームでデータ要素のサーチを行い、前記第 1 ストリーム中の選択されたデータ要素のタイムスタンプに最も近いタイムスタンプを有する前記他のデータ要素中の前記データ要素を特定する工程と、
前記他のストリームで特定された前記データ要素と前記第 1 ストリーム中の前記選択されたデータ要素とが互いに同期しているとマーク (mark) する工程と、
を含み、
前記タイムスタンプは、前記データ要素の取得時間を全てのデータストリームに共通な時計に基づいて特定することを特徴とする方法。

20

【請求項 20】

請求項 19 記載の方法において、
前記第 1 ストリームの前記データ要素の取得レートは、前記他のストリームの取得レートより低いことを特徴とする方法。

30

【請求項 21】

連続して取得される一連のデータ要素を含む二つ以上のデータストリームを同期させるデータ処理システムにおいて、
各々のストリームの各々のデータ要素とタイムスタンプを関連付ける手段と、
第 1 ストリームから第 1 データ要素を選択してそのタイムスタンプを検査する手段と、
他のストリームでデータ要素のサーチを行い、前記第 1 ストリーム中の選択されたデータ要素のタイムスタンプに最も近いタイムスタンプを有する前記他のデータ要素中の前記データ要素を特定する手段と、
前記ストリームあるいは他のストリームで特定された前記データ要素と前記第 1 ストリーム中の前記選択されたデータ要素とが互いに同期しているとマークする手段と、
を備え、
前記タイムスタンプは、前記データ要素の取得時間を全てのデータストリームに共通な時計に基づいて特定することを特徴とするデータ処理システム。

40

【発明の詳細な説明】

【0001】

発明の分野

本発明は、システムの状態 (health) を監視する方法およびデータ処理システムに

50

関する。本発明の方法およびデータ処理システムは、必ずしも限定されないが、特にガスタービンエンジン、火花点火内燃エンジン、圧縮点火内燃エンジンの状態を監視するのに適している。

【0002】

従来技術

システムの状態は期待される基準に対するシステムの状態を測定することで考察することができる。正常な (h e a l t h y) システムとは、期待する状態にきわめて近い状態になっているシステムのことである。正常でない (u n h e a l t h y) システムとは、期待とは異なる状態になっているシステムのことであり、例えば、システムの悪化やある問題の可能性を示すシステムのことである。システムの状態を監視することができれば、そのような悪化および (／または) 問題を検出でき、必要に応じて、初期の段階でその悪化および (／または) 問題に対処することが可能となる。

10

【0003】

例えば、米国特許第 5 6 8 4 7 1 8 号公報は、発電機の動作の監視用非リアルタイムシステムを開示している。そのシステムでは、振動データと負荷データが結合されて単一の信号を生成し、その信号を、その二つのパラメータに関する許容される最大の組み合わせ (m a x i m u m a c c e p t a b l e c o m b i n a t i o n s) を表す記憶されたデータと比較する。本質的に、そのシステムは自動化された「ルックアップテーブル」であり、振動が許容限界値を超えた場合に警告を発する。

【0004】

システムの状況すなわち状態を判定するために、一般的に、そのシステムの状態の諸様相を反映する一連の測定可能な指標値 (i n d i c a t o r s) を監視し分析することが行われる。ガスタービンを例にとると、タービンおよび圧縮機の動作温度および動作圧力、スプール速度等の動作パラメータが監視されるであろう。エンジンの状態に関するより完全な全体像を得ようとする、これらのパラメータに加え、さらに振動測定値、潤滑油内の微粒子物質の測定値等を含む状態の指標値で補うことが可能である。

20

【0005】

特にガスタービンのような複雑な機械システムでは、システムの有益な全体像を把握するために監視しなければならない指標値の数は多くなる。これは、言い換えると、エンジンの状態を判定するために完全な一連の指標値を分析する作業は複雑であり、特にオフラインでデータを分析するためには熟練した専門家が必要となる。

30

【0006】

再度ガスタービンの場合を例に挙げると、例えば、一人または複数の専門家が、オフラインで分析する動作データおよび振動データを長期間に渡りエンジンから収集することが知られている。特に動作データは同じエンジンをシミュレートしたデータと比較され、この比較結果に基づき、専門家はエンジンの状態に関する考察を得るであろう。さらに、少量の振動データが検討され、エンジンの動作における大きな変化に対する表面的な考察を得ることになる。もし問題が見つければ、振動データは、しばしば他の専門家によってより詳細に分析され、状態および動作性を低下させる潜在的な機械的問題の兆候となる異常な指標値を探す試みがなされる。

40

【0007】

発明の要旨

本発明の主たる目的は、あるシステムの全体的な状態がより容易に評価可能なように状態指標値の取得および分析を簡便にする方法およびデータ処理システムを提供することにある。

【0008】

従って、総括的に、本発明の第 1 の実施の形態によれば、システムから得られる複数の状態指標値から状態特性を生成する工程と、
正常なシステムの特性に対応する正常特性と前記状態特性を比較する工程と、
前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えている場合にイベント (e v e n

50

t) を記録する工程と、
を含むシステムの状態監視方法が提供される。

【0009】

ここで用いられる用語「特性 (signature)」とは、融合させられる (merged) かまたは連合化されて (fused)、集合、ベクトル、スカラーのような一つのユニットまたは量となった複数の状態指標値 (condition indicators) に関する。ベクトル特性の例として、指標値をベクトルの各々の要素に対応させてもよい。スカラー特性の例として、指標値に作用する数学的関数によってスカラーの大きさを決定するようにしてもよい。

【0010】

このように状態指標値を一つの特性に融合または連合化し、連合化されたデータと比較できる正常特性を与えることにより、システムの状態を評価するという課題が大きく単純化される。特に、イベントの検出が潜在的な問題あるいは正常でないシステム（すなわち、通常期待されるものと異なるシステム状態）を示すことになるので、状態の監視が十分に自動化される。よって、監視過程中、専門家の入力に対する要求を減ずることができ、または、少なくとも最小化することが可能となる。このことは、言い換えれば、システムを連続してモニタすることが可能となり、システム動作中にリアルタイムでシステムの状態についての有益な情報を提供することが可能となる。

【0011】

システム状態特性を形成するために結合される状態指標値は、運転時のパラメータ、すなわち機械的なシステムの場合、速度、圧力（例えばガス圧やオイル圧）、温度等を含むことが好ましい。他の有益なパラメータとしては、従来のには制御パラメータあるいは状態パラメータが考えられる。便宜上、このようなパラメータは、以下において動作パラメータ (performance parameter) という単一の名称で言及することとする。

【0012】

さらに、機械的なシステムの状態についてより充実した挙動 (picture) を得るために、特に、前記特性がシステムの振動に関する一以上の状態指標値を含むことが好ましい。

【0013】

より一般的には、システム状態特性を生成する前記状態指標値は、二つ以上の別個なデータソースから導出される。これは、異なった形式を有する非常に様々な状態指標値データがシステム状態特性に含まれるという点において、このアプローチの著しい強さを示すものであり、複合分析を除きそれまで可能であったシステム状態の測定方法と比べてより包括的な測定方法を提供することになる。

【0014】

少なくとも3種の状態指標値を用いて状態特性を生成することが好ましい。好適には、少なくとも10種、より好適には、少なくとも20種の状態指標値を用いて状態特性を生成することが好ましい。

【0015】

好ましい実施例では、システムはガスタービンエンジンを含む。

【0016】

システムの正常特性は、モニタされるシステムの所定のモデルから導出される。このモデルは、それ自体オフラインで発展 (develop) させることが可能であり、その後状態監視方法が行われる間、固定される。しかしながら、前記モデルは、特定のシステムにより一層適合するように、前記方法が行われるにつれて調整されるように設計されることが好ましい。

【0017】

いずれのアプローチが採用されてもよいが、特にモデルがデータドリブンによって発展した「学習 (された) モデル (learned model)」であるか、または、少なくとも

10

20

30

40

50

も部分的にデータドリブンによって発展したものであることが好ましい。すなわち、学習モデルは、場合に応じて正常（状態）か異常（状態）か区別された一連の状態指標値を含むトレーニングデータから学習する。実際のところ、しばしば正常データが異常データより簡単に取得可能であり、トレーニングデータが正常データの例だけを含んでもよい。この場合でも、続いて起こるイベントは正常な学習モデルからの逸脱と判断されるため、結果として効果的なモデルとなる。

【0018】

正常なシステムの正常特性は、前記状態指標値間で一以上の相互依存性を定義するモデルから予測してもよい。これは、モデルがN次元空間（各々の次元がN個の状態指標値の一つに関係する空間）で正常なシステム動作に対応する連続した境界を定めることを可能とする。これは、正常なシステム動作の限度を設定するための「ルックアップテーブル」アプローチと対比される。前記「ルックアップテーブル」アプローチでは、（しばしば複雑な）状態指標値間の相互関係性および相関性を捕らることができない。

10

【0019】

従って、例えば、あるシステムの問題や故障の開始において、多くの状態指標値が個々に、それぞれの許容範囲において変化することが多く見られる。「ルックアップテーブル」アプローチは、個々のパラメータの大きな変化のみを検出することが可能なため、問題や故障が起きていることを認識することができないであろう。これに対し、正常なシステムの状態特性が前記状態指標値間で一以上の相互依存性を定義するモデルから予測されている場合、状態指標値のいくつかの小さな変化は、蓄積されて状態特性をN次元空間の正常な境界外とする効果を有する。

20

【0020】

所定の閾値が、正常特性によって定義される正常性からの統計的に有意な逸脱または差異に対応することが好ましい。従って、学習モデルによって与えられる正常特性の例では、（例えば、より多くのトレーニングデータの入力によって）モデルがさらに発展すると、所定の閾値が対応して変化することになるであろう。

【0021】

ある実施例では、本発明は、複数の時間においてそれぞれ所定の工程を行うことを特徴とするシステムの状態を監視する方法であって、（a）前記システムから得られる複数の振動測定値、または、（b）前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む複数の状態指標値から状態特性を生成する工程と、前記状態指標値間で一以上の相互依存性を定義するモデルから、正常なシステムの状態特性に対応する正常特性を予測する工程と、前記状態特性を前記正常特性と比較する工程と、前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えている場合にイベント（event）を記録する工程と、を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法を提供する。

30

【0022】

前記モデルは、前記相互依存性を定義する一つ以上のゼロでない非対角項を有する行列（例えば、共分散行列）を含んでいてもよい。前記状態特性を前記正常特性と比較する工程は、以下の「実施の形態の詳細な説明」で定義される正規化された二乗イノベーション（normalized innovations squared）（NIS）の値の計算を含んでいてもよい。

40

【0023】

あるいは、モデルはニューラルネットワークを含んでもよい。N個の状態指標値がある場合、ある実施例は、N番目の値を他のN-1個の指標値で予測するように調整されるニューラルネットワークである。前記状態特性を前記正常特性と比較する工程は、さらに予測誤差の計算を含んでもよい。前記予測誤差の計算は、例えば、Nに対する予測値と実際の値との差の二乗となる。各々の状態指標値のため、これら予測ネットワークのうちのN個が平行に動作する。この場合、全体の予測誤差は、各々のネットワークの予測誤差の総和

50

とすることが可能である。他の実施例では、ニューラルネットワークが調整され、 $N1 + N2 = N$ とすると、 $N2$ 個の状態指標値（動作パラメータ等）のサブセットから $N1$ 個の状態指標値（たくさんのキー周波数における振動値等）のサブセットを予測する。

【0024】

複数の時間は、1秒以下の連続する時間間隔を定義することが好ましい（すなわち、1 Hzの繰返し周波数）。さらに、時間は、0.2秒以下の連続する時間間隔を定義することがより好ましい（すなわち、5 Hzの繰返し周波数）。また、時間は、0.1秒以下の連続する時間間隔を定義することがより一層好ましい（すなわち、10 Hzの繰返し周波数）。状態指標値データをこのようなレートで状態指標値を取得し処理することにより、システムの状態をリアルタイムに監視することができる。従って、もし異常なイベントが記録された場合、システム操作者は、いつでも迅速に適切な行動を起こすことができる。これは、航空ガスタービンエンジン等の安全性が非常に重要な装置（plant）の操作に大変有利である。

【0025】

しかしながら、データ取得レートは、処理レートに比べて著しく速くすることが可能である。例えば、データ取得レートは、20～80 kHzの範囲に設定してもよい。取得したデータの一部だけを処理するようにしてもよい。

【0026】

従って、他の実施例では、1秒以下の連続する時間間隔を定義する複数の時間においてそれぞれ所定の工程を行うことによってシステムの状態を監視する方法であって、前記所定の工程は、

（a）システムから得られる複数の振動測定値、または、（b）システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む複数の状態指標値から状態特性を生成する工程と、

正常なシステムの状態特性に対応する正常特性を予測する工程と、

前記状態特性を前記正常特性と比較する工程と、

前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えている場合にイベントを記録する工程と、

を含むことを特徴とするシステムの状態監視方法が提供される。

【0027】

前記状態特性が、別個のデータソースから得られたデータ、例えば、動作および振動データである場合、データが時間内にちょうどよく同期しない問題が生じる。もしこの非同期データが特性を形成するために結合されれば、得られるシステムの状態像が歪んだものになってしまうおそれがある。同様の理由により、正常システム動作のモデルを発展させるために用いられるトレーニングデータも、モデルの歪みを避けるためには同期していなければならない。

【0028】

したがって、状態指標値は、1秒以下の同期誤差（synchronisation imprecision）でシステムから同期して取得されることが好ましい。さらに、0.1秒、0.075秒、0.0625秒、または、0.02秒以下の同期誤差であることがより好ましい。「同期誤差」とは、特定の状態特性を形成する各々の状態指標値の対における取得時点の最大時間差を意味する。システムから取得される測定値は、連続する時間間隔より小さい同期誤差、例えば、もし時間間隔が0.2秒であれば、0.075秒以下であることが望ましい。

【0029】

本発明は、上述した方法を実施するために適したあるシステムの状態を監視するためのデータ処理システムも提供する。総括的に、前記データ処理システムは、あるシステムから測定される複数の状態指標値を取得するデータ取得手段と、

前記測定された複数の状態指標値からシステム状態特性を生成する処理手段と、

正常なシステムの状態特性に対応する所定の正常特性を前記システム状態特性と比較する比較

手段と、

前記比較手段が、前記システム状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えていることを示す場合にイベントを記録する記録手段と、
を備える。

【0030】

前記データ処理システムは、さらに、(a) 一以上の状態指標値、(b) 前記システム状態特性と前記正常特性との比較結果、および(／または)、(c) 前記比較手段が所定の閾値を超えた(すなわち、イベントが記録された)ことを示す場合の警告信号を表示する表示手段を備えていてもよい。

【0031】

ある実施例において、本発明は、あるシステムの状態を監視するためのデータ処理システムにおいて、

複数の時間においてそれぞれ前記システムから複数の状態指標値を取得するデータ取得手段と、

前記状態指標値から状態特性を生成し、正常なシステムの状態特性に対応する正常特性を予測する処理手段と、

前記状態特性を前記正常特性と比較する比較手段と、

前記比較手段が、前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えていることを示す場合にイベントを記録する記録手段と、

を備え、

前記状態指標値は、(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む

、
前記正常特性は、前記状態指標値間で一以上の相互依存性を定義するモデルから予測される

ことを特徴とするデータ処理システムを提供する。

【0032】

他の実施例において、本発明は、あるシステムの状態を監視するためのデータ処理システムにおいて、

1秒以下の連続する時間間隔を定義する各々の複数時間において前記システムから複数の状態指標値を取得するデータ取得手段と、

前記状態指標値から状態特性を生成し、正常なシステムの状態特性に対応する正常特性を予測する処理手段と、

前記状態特性を前記正常特性と比較する比較手段と、

前記比較手段が、前記状態特性と前記正常特性との差が所定の閾値を超えていることを示す場合にイベントを記録する記録手段と、

を備え、

前記状態指標値は、(a) 前記システムから得られる複数の振動測定値、または、(b) 前記システムから得られる一以上の振動測定値と一以上の動作パラメータ測定値、を含む

ことを特徴とするデータ処理システムを提供する。

【0033】

本発明の更なる実施の形態は、状態指標値を同期して取得する問題を取り扱う。本発明では、タイムスタンプ(共通な時計に基づく)を取得したデータと関連付け、このタイムスタンプを基に前記データを同期させることを提案している。

【0034】

従って、この実施の形態では、本発明は、連続して取得される一連のデータ要素を含む(例えば、前述の実施の形態における各々の状態指標値に関係する)二つ以上のデータストリームを同期させる方法において、

各々のストリームの各々のデータ要素とタイムスタンプを関連付ける工程と、

第1ストリームから第1データ要素を選択しそのタイムスタンプを検査する工程と、

10

20

30

40

50

他のストリームでデータ要素のサーチを行い、前記第1ストリーム中の選択されたデータ要素のタイムスタンプに最も近いタイムスタンプを有する前記他のデータ要素中の前記データ要素を特定する工程と、
前記他のストリームで特定された前記データ要素と前記第1ストリーム中の前記選択された要素とが互いに同期しているとマーク (mark) する工程と、
を含み、
前記タイムスタンプは、前記データ要素の取得時間を全てのデータストリームに共通な時計に基づいて特定する
ことを特徴とする方法を提供する。

【0035】

10

データ要素の相対的な取得時間は絶対的な取得時間より一般的に重要なので、前記共通な時計は、絶対的あるいは相対的なフレームワーク (framework) に基づいている。
絶対的フレームワークでは、一つの時計が各々のデータストリームのデータ要素に対するタイムスタンプを与える。相対的フレームワークでは、各々のデータストリームが独自の時計を有し、複数の時計の一つが基準時計として選ばれ、これに対し他のデータストリームの取得時間が測定される。絶対的フレームワークと相対的なフレームワークを混合して用いることも好適である。例えば、データストリームが動作パラメータおよび振動測定値に関連している場合、動作パラメータ測定値に対し一方の時計によってタイムスタンプが付与され、振動測定値に対し別の時計によってタイムスタンプを付与するようにしてもよい。

20

【0036】

前記処理は、第1ストリームのデータ要素を全て処理するまで繰り返すことができる。同期したデータストリームの使用に依存する如何なる後続のデータ処理においても、互いに同期しているとマークされたデータ要素のみが用いられる。

【0037】

データストリームの取得レートが互いに異なっている場合、他のストリームが同期する前記第1ストリームを、一番低い取得レートを有しているストリームとして選択する。

【0038】

本発明は、さらに、連続して取得される一連のデータ要素を含む二つ以上のデータストリームを同期させるデータ処理システムにおいて、
各々のストリームの各々のデータ要素とタイムスタンプを関連付ける手段と、
第1ストリームから第1データ要素を選択しそのタイムスタンプを検査する手段と、
他のストリームでデータ要素のサーチを行い、前記第1ストリーム中の選択されたデータ要素のタイムスタンプに最も近いタイムスタンプを有する前記他のデータ要素中の前記データ要素を特定する手段と、
前記ストリームあるいは他のストリームで特定された前記データ要素と前記第1ストリーム中の前記選択された要素とが互いに同期しているとマークする手段と、
を備え、
前記タイムスタンプは、前記データ要素の取得時間を全てのデータストリームに共通な時計に基づいて特定する
ことを特徴とするデータ処理システムを提供する。

30

40

【0039】

実施の形態の詳細な説明

本発明の様々な実施の形態について、例として添付の図面を参照してさらに詳しく説明する。

【0040】

以下に記載される実施例は、上記の本発明の第1および第2の実施の形態を用いたデータ処理システムの一例である。一層詳細には、動力装置 (power plant) (例、ガスタービン) からの、当該動力装置の状態を監視するための動作パラメータおよび振動データの同期的な取得 (synchronous acquisition)、分析、表

50

示のためのシステムである。

【0041】

本発明の第2の実施の形態の好ましい実施例によれば、動作および振動データストリームは、リアルタイムに同期し、本発明の第1の実施の形態の好ましい実施例によれば、これらのデータは、あるシステムの特性を生成するために結合あるいは連合化され、その特性を正常な動力装置を示すモデルの特性と比較し、異常／事故（イベント）（event）の検出および故障診断に用いられる。

【0042】

以下の議論は航空ガスタービンエンジンの状態を監視するシステムの応用に焦点を合わせるが、例えば、地上および海洋ガスタービン内燃エンジン、火花点火内燃エンジンおよび圧縮点火内燃エンジン、あるいは、他の機械式、熱力学式、流体式、電気式および電子式システムを含む他の動力装置に適応可能であることが理解されよう。そのシステムは、ガスタービンからイーサネット（登録商標）リンクを介して20～40Hzのレートでデジタルな動作パラメータを得る。典型的な動作パラメータとしては、圧力、温度、スラスト、高度、マッハ数の測定値が挙げられる。振動データは、ADコンバータを介してユーザが選択可能なサンプリングレート（625Hz～80kHz）でサンプルされたアナログ振動トランスデューサによって得られる。振動データの振幅スペクトルは、高速フーリエ変換を用いて0.2秒毎に生成される。

【0043】

動作および振動データストリームは、非同期であり対応するタイムスタンプとともに個別のファイルに記憶される。検討時において、データがメモリにロードされ、ラインごとに動作データとスペクトルデータとの間で同期がとられる。マーカ10、12（図1参照）は、振動および動作データリングバッファ（ring buffers）14、16において最後に同期したラインを記録しており、当該マーカ10、12が保持される。メモリ内で新しいデータが得られる際、次の振動スペクトルラインのタイムスタンプが検査される。動作データ中で最後に同期した場所から同期アルゴリズムが開始され、動作データのタイムスタンプに基づいて（精度（accurate to）0.05秒）前後にサーチし、動作データリングバッファ16内のタイムスタンプで一番近いマッチングを示すタイムスタンプが特定される。動作データリングバッファ内のこの場所が振動リングバッファ14のラインと同期した動作データとして記録される。アルゴリズムは、さらに振動リングバッファ14の次のラインに進み（0.2秒後）、同期するためのデータがなくなるまで続けられる。

【0044】

従って、動作パラメータが20Hz（すなわち0.05秒間隔）で得られた場合、同期精度は0.075秒であり（すなわちデータ取得間隔の半分がタイムスタンプの精度に加えられる）、動作パラメータが40Hz（すなわち0.025秒間隔）で得られた場合、同期精度は0.0625秒となることは明らかである。

【0045】

同期アルゴリズムをより詳細に検討すると、図1から諒解されるように、アルゴリズムは、各々の振動データラインにマッチする動作データ入力のインデックスを付与する同期テーブル18を保持している。このアルゴリズムは、各々のバッファで最後に同期したデータの特徴付けるために変数を使用する。このアルゴリズムの動作は、以下の擬似コードにまとめることができる。

【0046】

1. 最後に同期したマーカを振動および動作データの開始として初期化する。
2. 両リングバッファに更なるデータがある間以下を反復する。
 - (a) 各々のリングバッファ中の最後の同期データアイテムから始め、振動リングバッファに次の入力があった際、タイムスタンプtを検査する。
 - (b) タイムスタンプtより大きなタイムスタンプが見つかるまで、動作リングバッファを前方にサーチする。この動作リングバッファへの入力と以前の入力とのいずれかにお

いてタイムスタンプ t にもっとも近いものを選択し、同期テーブルにマッチングを記録する。

【0047】

一旦同期がとれると、この動作および振動データの分析を左右するものは、正常なジェットエンジン動作のモデルの構築、および、これらのモデルに関するイベントまたは異常の検出である。

【0048】

従来の飛行機のエンジン監視システムは、二つの別個なプロセスに基づく。その二つのプロセスとは、エンジンの状態を示す振動特性 (vibration signature) の使用と、別個な手続きであるガス経路分析 (gas-path analysis) 10
である。ガス経路分析は動作パラメータからの状態判断に用いられる。ここに述べられたアプローチにおいては、圧力や温度等の動作パラメータは振動データと連合化される (例えば、追跡順ベクトル (tracked order vectors) がある—その要素は、タービンの各々の軸に対する主振動周波数を中心とする狭い幅における信号の振幅に対応している)。その目的は、異種のデータを利用して、正常動作時のエンジン状態のより総合的な挙動を得ることにある。これは、言い換えれば、より様々な種類の偏差を特定することが可能となる。

【0049】

さらに、正常なエンジンをモデル化するために学習されたデータドリブンモデルを使用することが提案される。従って、エンジンシステムの複数のモデルが使用されるが、これらは固定されたものではない。むしろ、取得されたトレーニングデータで発展する。このことはロバスト性に重要な利点をもたらす。 20

【0050】

以下に記載されるデータ分析の手法は「新規検出 (novelty detection)」と呼ばれる。この方法においては、専門家はトレーニングデータが異常 (すなわち新規) か正常かを分類するときのみ必要とされることが利点である。カルマンフィルタリングシステム (Kalman filtering systems) を新規検出に用いることは、例えば、1974年にMIT Pressにより出版されたM. Gelbによる「応用最適化推定 (Applied Optimal Estimation)」に記載されている。 30

【0051】

二つの代替的なデータ分析方法が以下に記載される。それらの方法はシステムをセットアップするために必要となる予備知識の量によって特徴付けられる。両方法とも、専門家はトレーニングデータが新規か正常かを分類するときのみ必要とされる。

【0052】

第1の方法は、前述した正常な学習モデルによる。例えば、正常な振動追跡順形状 (tracked order shapes) は、正常なデータの簡単なクラスタリングモデルを用いることにより学習される。例えば検査されるエンジンの振動特性の新規性 (novelty) は、正常なクラスタリングモデルにおける原型パターンと追跡順特性の近似度合いとを比較することにより検証される。これは、例えば、正常なモデルにおける (原型パターンの) クラスタ中心のいずれかに形成される追跡順を符号化するベクトルの正規化された最短ユークリッド距離を計算することによってなされる (Nairac et al, 「ジェットエンジン振動データの分析システム (A System for the Analysis of Jet Engine Vibration Data)」、Integrated Computer-Aided Engineering、6 (1) : 53-65、1999年参照)。もしこの距離が予め定められた閾値を超えている場合、その追跡順によって示される振動特性は、正常の範囲外にあるとみなされる。振動追跡順に加え、振動スペクトルのための正常モデルは、側波帯、多重高調波、フラクタル高調波、およびブロードバンドパワー (broadband power) を含む。 40

【0053】

上記モデルの説明には、学習モデルとして、図2に示される構成を有するニューラルネットワークが構築された例を用いる。

【0054】

ニューラルネットワークは、状態特性として四つのノードを備える入力層30を有した。四つのノードは、複数のシャフトを有するテストエンジンの一つのシャフトに関連して測定された四つの状態指標値からなる。状態指標値は、特定の時間における振幅、位相、シャフト速度、および、前記特定の時間後ある時間経過した時のシャフト速度であった。

【0055】

ニューラルネットワークの出力層32は二つのノードを有し、それぞれ振幅変化、時間経過後の位相変化を予想するためのものであった。

10

【0056】

ニューラルネットワークは一つの隠れ層34を有し、各々のノードは、ガウシアン基底関数 (Gaussian radial basis function) が含まれていた。

【0057】

ニューラルネットワークのトレーニングフェーズは、テストエンジンの長時間に渡る正常な動作状態から得られたトレーニングデータを用いた。ガウシアンを中心および広がりは、上記のクラスタ分析を用いて固定され、ノード間の結合の重みはモデルが収束するまで反復して調整された。

【0058】

図3は、エンジンの正常動作状態の期間に対応するテストデータセットにおけるモデルの予測誤差（すなわち、振幅の変化と位相変化の予測誤差の和）のグラフを示す。このグラフは、新規の事故（イベント）を判断することが可能な予測誤差変量のベースライン (baseline) を規定するものである。

20

【0059】

図4は、更なるエンジン動作期間における予測誤差のグラフである。この場合、エンジンにバードストライク (bird strike) が起きた。グラフの一番大きなピークが鳥の衝突の瞬間に対応している。明らかにモデルはこの事故を認識できていた。しかしながら、（図3のベースラインと比較して）事故後の変化した予測誤差信号は、モデルが衝突後の異常エンジン動作も検出できることを示した。このことは、モデルがバードストライクのような主要な事故だけでなく、正常な状態からのより小さな偏差も検出できること

30

【0060】

第2の方法は、状態ベクトルを有するプロセスモデルを用いる。状態ベクトルはプロセスモデルに関連している（以下参照）。観察ベクトル（すなわち状態特性）は、計測された動作パラメータおよび振動情報に対応する要素を有し、2種類のデータがモデル内で連合化される。データの連合化は、1秒に数回システムによって生成される新たな出力とリアルタイムに行われる。

【0061】

システム内のこのモデルの使用における重要な側面は、学習の使用である。最初のオフライン学習フェーズにおいて、エンジンの一般的なモデルが学習される。学習は、予測最大化 (Expectation-Maximization) のようなアルゴリズムを用いてデータドリブンで行われ、トレーニングデータを与えられた学習モデルの尤度 (likelihood) が最大になるようにする。このような一般的なモデルがある特定の種類のエンジンに対してオフラインで学習されれば、学習内容は、パソフ検査 (pass-off test) および整備のすぐ後にそのモデルを調整 (tune) するためにオンラインで個々のエンジンに適用することができる。エンジン劣化もオンラインで学習することができる。学習モデルは、航行あるいは着陸等の異なった飛行条件に調整することができ、より一層感度よく、個々の状況に応じて新規検出することができる。

40

【0062】

データドリブン学習モデルは、熱力学や計算流体力学の法則に依存する既存の動作モデル

50

(知識ベースモデル)と統合されてもよい。そのようなモデルは、学習モデルと知識ベースモデルとを統合していることからハイブリッドモデルと表現される。

【0063】

学習モデルのアプローチについてより詳細に検討すると、それは予測最大化 (EM) を線形な動的システムのパラメータ予測に適用すること (Ghahramani および Hinton, 「線形動的システムのためのパラメータ予測 (Parameter Estimation for Linear Dynamical Systems)」、テクニカルレポート CRG-TR-96-2、トロント大学、1996 年参照)、および、非線型システムに適用すること (Roweis および Ghahramani, 「線形ガウシアンモデルの統一的考察 (A Unifying Review of Linear Gaussian Models)」、ニューラル計算 (Neural Computation)、11、305-345、1999 年、ならびに、Ghahramani および Roweis, 「EM アルゴリズムを用いた非線形動的システムにおける学習 (Learning in Nonlinear Dynamical Systems Using an EM Algorithm)」、Kearns et al. (編)、神経情報処理システムの進歩 (Advances in Neural Information Processing Systems)、11 巻、MIT Press、1999 年参照) に基づく。

【0064】

EM 学習アルゴリズムはカルマンフィルタモデルに適用される。線形の場合、これは以下の計測処理を有するシステムである。

【0065】

【数 1】

$$y(i) = Cx(i) + v(i) \quad (1)$$

【0066】

ここで $y(i)$ は隠れ状態 $x(i)$ の観測結果のセット、 C は共分散行列、測定ノイズ $v(i)$ は、平均ゼロ、共分散行列 R で正規分布している。 $y(i)$ および $x(i)$ は、同じ次元となることができる。 C のゼロでない非対角項は、モデルにおいて状態特性および正常特性の動作パラメータと振動測定値との間の相互依存性をもたらす。状態方程式は、

【0067】

【数 2】

$$x(i+1) = Ax(i) + w(i) \quad (2)$$

【0068】

で表され、 $w(i)$ は平均ゼロ、共分散行列 Q で正規分布している。

【0069】

トレーニングフェーズの最初に、 A および C は小さな乱数 (例えば、行列の要素がおよそ 10^{-5}) に初期化され、 R および Q は例えば I に初期化される。それから、トレーニングフェーズの間、トレーニングセットの各々の状態特性 $y(i)$ に対し、Roweis および Ghahramani の方法が数式 (2) に適用され、 $x(i)$ の要素に最も近い値が導き出される。また、 C 、 R 、 $v(i)$ の要素は反復的に調整され、 $Cx(i) + v(i)$ がそれぞれの状態特性に収束する (R および Q は対角行列に制約することができる)。モデルに与えられた観測結果のセットの対数尤度によって収束が判定される。

【0070】

A の要素を小さな乱数に初期化する代わりに、エンジンの運転状態の既存の動作モデルを表す初期値を採用してもよい。トレーニングフェーズの後、モデルは知識ベースモデルと

10

20

30

40

50

データドリブンモデルをハイブリッドしたものとなる。これら二つのデータ分析の手法を連合化することにより、それまでの専門家の知識の正確さがデータドリブンアプローチのロバスト性と結合されることになる。

【0071】

トレーニングフェーズが終わってモデルに一連の状態特性からなるリアルタイムデータを入力する際、カルマンフィルタが再び用いられ、各々の状態特性 $y(i)$ に対する $x(i)$ の要素に最も近い値が導き出される。しかしながら、 C および $v(i)$ の要素はその時点で固定されているため、 $Cx(i) + v(i)$ は、状態特性との比較のために用いられる正常な特性を提供する。

【0072】

例えば、正常な特性と状態特性との比較は、正規化された二乗イノベーション (NIS) に基づいてなされることが可能である。イノベーションシーケンス v は正常な特性と状態特性との間の差となる。すなわち、

【0073】

【数3】

$$v(k) = y(k) - C\hat{x}(k|k-1) \quad (3)$$

【0074】

となる。イノベーションは、平均ゼロで、あらゆる周波数を含む (white) ものである。

【0075】

NIS は個々のイノベーションシーケンスを結合する。

【0076】

【数4】

$$NIS(k) = v^T(k) S(k)^{-1} v(k) \quad (4)$$

【0077】

個々のシーケンスは $S(k)^{-1}$ 項で重み付けられ、イノベーション共分散の逆行列は、 $P(k|k-1)$ を予測共分散とすると、

【0078】

【数5】

$$S(k) = C(k) P(k|k-1) C(k)^T + R(k) \quad (5)$$

【0079】

と表される。

【0080】

モデルはまず簡単な例 (振動測定値を使用しない例) で示される。観測結果は、航行中のテストエンジンの3本のシャフトのスピードから構成される。観測されたデータ y は、ノイズを含む状態 x であるので、

【0081】

【数6】

10

20

30

40

$$y(i) = x(i) + v(i) \quad (6)$$

【0082】

と表される。観測結果は、学習過程の間、A、C、QおよびRをデータから学習する動的システムモデルを生成するために用いられる。トレーニングフェーズの最初に、AおよびCは小さな乱数に初期化され、RおよびQは例えばIに初期化された。

【0083】

図5は、システムの学習（対数尤度）プロットを示す。図6は、EMアルゴリズムを用いた際のシャフト1の速度の予測値の発展を示す。示された例において、学習段階は、最初の25回の反復の間持続している。25回以降、システムの動的特性は学習された行列によって決定される（さらに、固定される）。 10

【0084】

一旦トレーニングが終了した後、システムは、事故（イベント）や異常、すなわち、正常な学習モデルからの逸脱を検出するために用いられる。特に関心のあるイベントとは、予期しない、例えば、おそらくエンジンの問題を表すイベントである。しかしながら、特にモデルが航行エンベロップ（flight envelope）中、「定常状態（steady state）」の部分だけ（例えば、加速、航行、減速）から学習されている場合は、エンジンの動作中のある一時的な状態も、予期されるイベントであっても事故として警告される。例えば、抽気弁（bleed valve）が開閉する場合、エンジンの動作状態は、このイベントを含んでいない正常な定常状態の学習モデルから大きな差異を示すことになる。 20

【0085】

従って、そのような定常状態モデルを用いる際、測定値は、このような一時的な出来事を回避するために使用することができる。例えば、抽気弁は、ある決まった時点に開くので、その時点およびその時点から若干前後する時間（例えば、前後2秒）にエンジンから収集したデータは、状態監視システムによって分析されるデータから削除することができる。

【0086】

次に、動作パラメータおよび振動データを用いたより複雑な例について説明する。この例において、モデルは、ベッド装着型（bed-mounted）であり、複数のシャフトを有するテスト航空ガスタービンエンジンから得られるデータに適用される。このエンジンは、中間的な（intermediate）圧力タービンロックプレート（lock-plate）イベントを経験した際に周期的な加速-減速テストを受けたものを使用した。このようなテストは、過酷な条件下のエンジン動作をテストするために用いられる。データは、上記したように同期的に得られたものであった。 30

【0087】

テスト日152-00に、ロックプレートイベントがエンジンに生じた。トレーニングデータは、そのイベントの前までの期間の152-00データであり、検査データは、そのイベントを含む期間の152-00データであった。この例では、14次元のモデル（すなわち、 $y(i)$ および $x(i)$ のそれぞれが14種類の要素を有する）が用いられ、入力された状態指標値は以下の通りであった。 40

【0088】

- 低圧力シャフトの追跡順（t o l）、中間圧力シャフトの追跡順（t o i）、高圧力シャフトの追跡順（t o h）
- 低圧力シャフトのシャフトスピード（N 1 V）、中間圧力シャフトのシャフトスピード（N 2 V）、高圧力シャフトのシャフトスピード（N 3 V）
- 環境圧力値（P 0 V）、全インレット圧力値（P 2 0 V）、高圧力圧縮機送出圧力値（P 3 0 V）、排出圧力値（P E X V）

- －全インレット温度（T 2 0 V）、高圧力圧縮機送出温度（T 3 0 V）
- －調整タービンガス温度（T G T T R M）
- －要求燃料流量（W F D E M）

【0089】

トレーニングフェーズの最初に、AおよびCは小さな乱数に初期化され、RおよびQはIに初期化された。

【0090】

図7は、テストデータ期間の一部において測定された低圧力シャフトスピード（N 1 V）であり、図8は、同じ期間にトレーニングされたモデルによって計算されたN I Sの値を示す。

10

【0091】

N 1 Vの記録における最初の急な二つの谷は、計画された連続する周期的な減速によるものであった。これらの谷に関係するものは、二つのN I Sのピークである。これらのピークは、エンジンが、周期的なテスト中に正常に動作していなかったことを示していた。実際は、ロックプレートがテストの初期において外れ、その結果異常なブレード摩擦が各々の減速周期の間に生じたことが後の検査で明らかになった。

【0092】

図7および図8でカバーされる期間における3回目の計画された減速周期（すなわち、およそデータ点1 2 8 5 0）で、エンジンは、ブレード損害を被り結果として鋭いN I SのピークとなりN 1 Vの低下となった。

20

【0093】

しかしながら、（小さいものであるが）初期のN I Sピークは、監査システムが実質的なブレード損害を被る前にロックプレート離脱の影響をリアルタイムで検出することができることを示している。もしそのような離脱が稼働中の航空エンジンで起これば、即時に警告を発することができ、タイムリーな措置（例えば、エンジン検査や保守）を取ることが可能であったであろう。対照的に、N 1 Vにおける突然の変動は、通常起こるので、N 1 Vの値単独では異常動作の確かな指標値とはならない。

【0094】

更なる例でも、動作パラメータと振動データの両方を用いる。再びモデルはベッド装着型であり、複数のシャフトを有するテスト航空ガスタービンエンジンから得られるデータに適用された。しかし、この場合エンジンにオイルシール漏れが生じていた。

30

【0095】

故障がデータ点5 0 4 1 0付近でエンジンに起こった。トレーニングデータは故障の前の期間のもので、テストデータは、故障を含む期間のものであった。この例では、入力状態指標値がt o l、t o i、t o h、N 1 V、N 2 V、N 3 V、P 0 V、P 2 0 V、P 3 0 V、P E X V、T 2 0 V、T G T T R M、W F D E Mである1 3次元のモデルが用いられた。

【0096】

図9は、その事故を含む期間について1 3種類の状態指標値およびN I S（最下部のグラフ）を示したものである。データ点5 0 4 1 0における急なN I Sのピークは、再度、監査システムが故障の瞬間を検出することができることを示していた。他の状態指標値のうちのいくつかは、この時間でピークを迎えていたが、それらの値自身で異常（新規）動作と関連があることを確実に関連付けることはできなかった。

40

【0097】

続く検査において、エンジンオイルが燃焼室に進入することを可能とするオイルシール漏れがあったことが判明した。この漏れにより、エンジン制御システムは燃焼室に入るエンジンオイルの量を減らし（すなわちW F D E Mの低下）、エンジンのスラスト（P E X V / P 2 0で与えられる）を一定にしようとした。

【0098】

このイベントの後、燃料室にオイルが漏れたため、エンジンは正常動作の範囲外で動作し

50

た。NISを追跡すると、データ点50410の後でイベント前のレベルに戻らなかった
のでこのことをうまく検出することができた。

【0099】

次に、上記モデルが盛り込まれた状態監査システムがどのように運行中の航空ガスタービ
ンの分析に導入されるのかについて考察する。

【0100】

図10に模式的に示されるエンジン上(on the engine)システムにおいて、
運行ごとにおよそ1Gbの振動および(主に圧力、温度、シャフトスピードからなる)動
作データを生成することができた。振動データは通常周波数領域で分析される。振動およ
び動作データは、データ取得手段20にて生成され、一時的にリングバッファ22に記憶
される。データは同期化されて、プロセッサおよび比較手段24にて新規検出が施される
。比較手段24はデータ取得手段20から同期信号を受け取る。新規イベントに対応する
データの部分は、タグが付され、情報の損失なく記録手段(registration m
eans)26に記録される(すなわち、高帯域データが記録される)。記録手段26は
、半永久オンライン記憶装置および/またはハードディスク記録装置を有する。航行が完
了した際、記憶されたデータがダウンロードされてさらに集中的な地上での分析を施す
ようにしてもよい。

10

【0101】

システムは、表示装置を含んでもよい。表示装置は、情報の取得時に当該情報を表示
するか、取得周期が完了した際に確認のために当該情報を表示する。表示装置は、以下の
機能を含むことが好ましい。

20

【0102】

一状態指標値と正常な指標値の比較結果を、例えば、NISあるいは予測誤差の形式で表
示すること。異常な(unhealthy)イベントは、例えば、警告信号によって強調
される。

一同期化した振動スペクトル、追跡順、ブロードバンドパワー、動作パラメータのうち二
つの組み合わせを表示すること。

一エンジンスピードに対する振動スペクトルを抽出しプロットすること。

一振動スペクトル、追跡順、ブロードバンドパワー、動作パラメータのいずれかの問い合
わせを行い印刷すること。

30

一振動スペクトル(側波帯、高調波等)の特徴を自動に検出し表示すること。

【図面の簡単な説明】

【図1】

本発明における第2の実施の形態に用いられることが可能なデータ構造の例を模式的に示
す説明図である。

【図2】

本発明における第1の実施の形態に用いられることが可能な学習モデル用のニューラルネ
ットワークの構成図である。

【図3】

エンジンの正常動作条件の期間に対応するテストデータのセットに対する学習モデルの予
測誤差のグラフである。

40

【図4】

エンジンにバードストライクが起きた更なるエンジン動作期間に対応する学習モデルの予
測誤差のグラフである。

【図5】

本発明における第1の実施の形態に用いられるシステムモデルの簡単な例に対する学習曲
線を示す図である。

【図6】

シャフトスピードの測定値に対する観測結果とモデル化された推定値の比較であり、図5
のモデルの発展を表す図である。

50

【図 7】

テストデータの期間に、より複雑なシステムモデルから得られる観測された低圧力シャフトスピード (N 1 V) を示す図である。

【図 8】

図 7 で表された期間と同じ期間の N I S 値を示す図である。

【図 9】

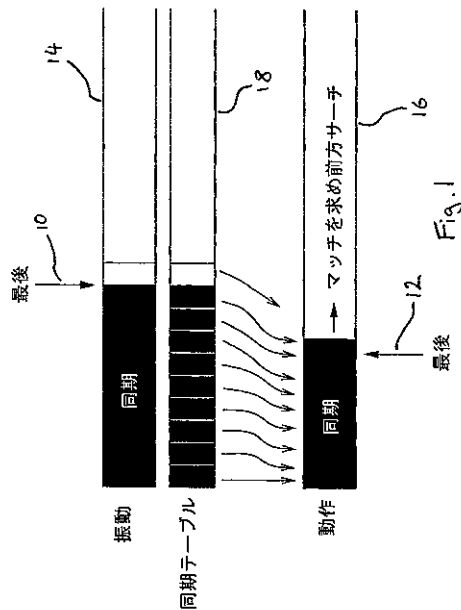
同じ期間に、更なるシステムモデルの例から得られた N I S 値と、13 種類の状態指標値を示す図である。

【図 10】

エンジンに搭載された状態監視システムの概略例を示す図である。

10

【図 1】



【図 2】

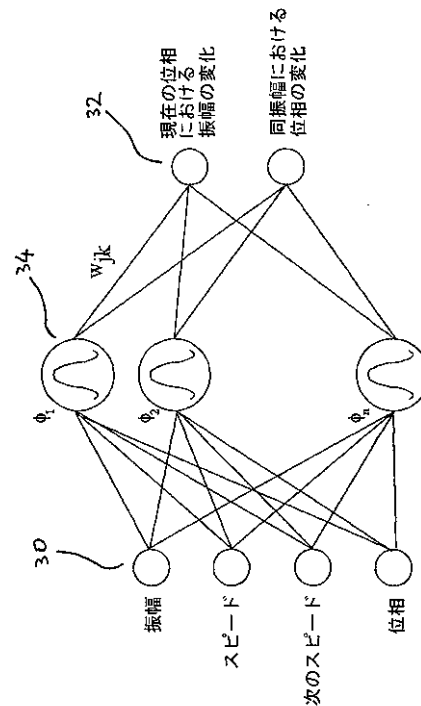
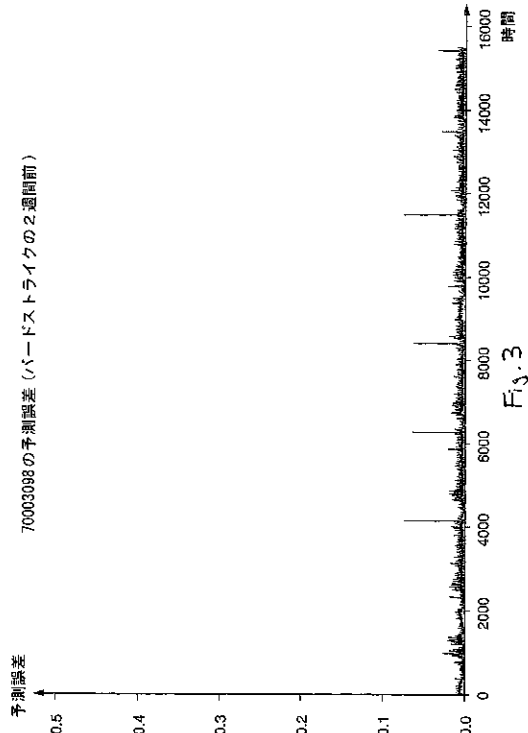
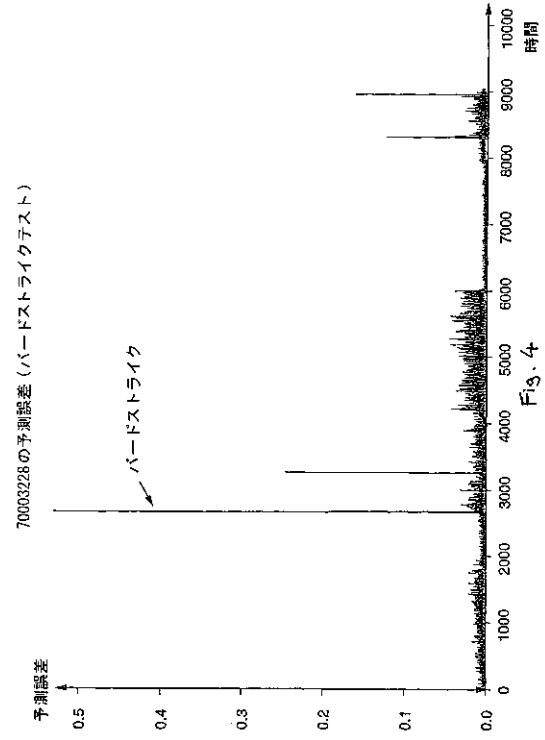


Fig. 2

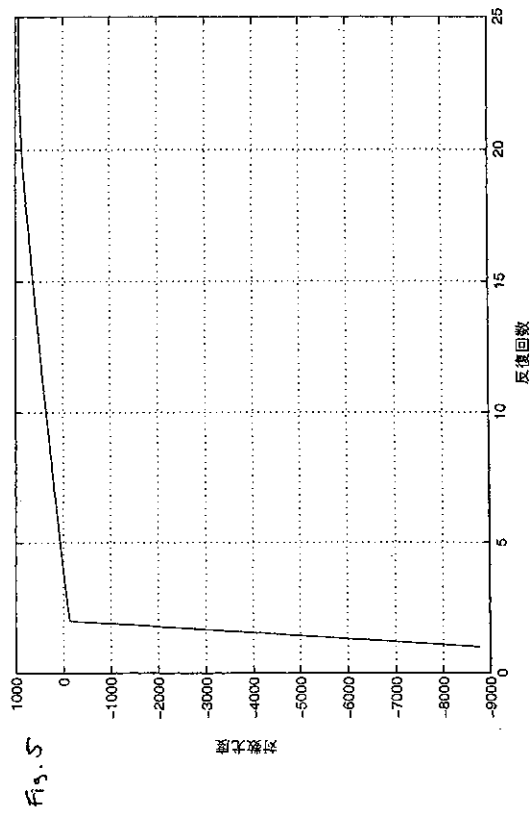
【図 3】



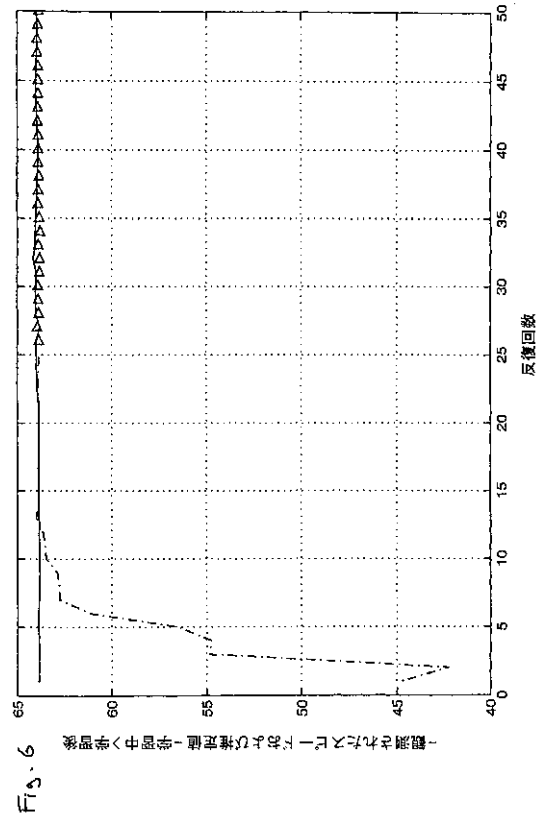
【図 4】



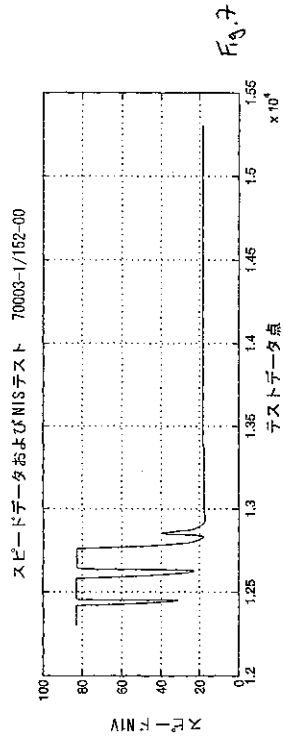
【図 5】



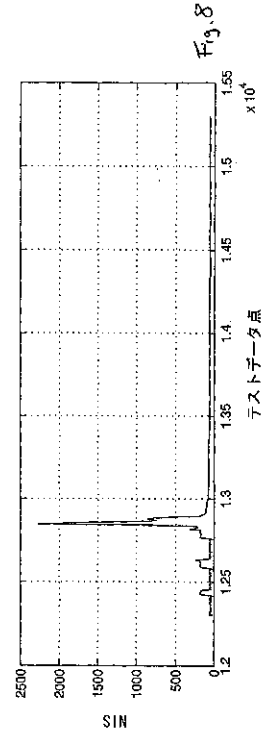
【図 6】



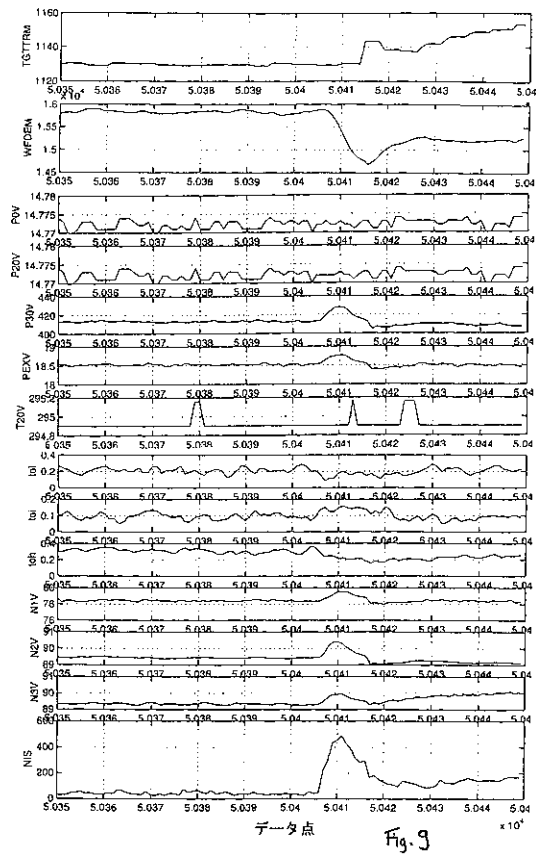
【図 7】



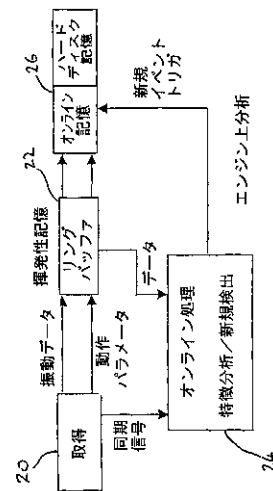
【図 8】



【図 9】



【図 10】



【国際公開パンフレット】

(12) INTERNATIONAL APPLICATION PUBLISHED UNDER THE PATENT COOPERATION TREATY (PCT)

(19) World Intellectual Property Organization
International Bureau(43) International Publication Date
10 January 2002 (10.01.2002)

PCT

(10) International Publication Number
WO 02/03041 A1

(51) International Patent Classification: G01H 1/00

(11) International Application Number: PCT/GB01/03020

(22) International Filing Date: 5 July 2001 (05.07.2001)

(25) Filing Language: English

(26) Publication Language: English

(36) Priority Data:
0016561.3 5 July 2000 (05.07.2000) GB

(71) Applicant (for all designated States except US): ROLLS-ROYCE PLC [GB/GB], 65 Buckingham Gate, London, Greater London SW1E 6AT (GB).

(72) Inventors; and

(75) Inventors/Applicants (for US only): ANUZIS, Paul [GB/GB], 86 Locko Road, Spondon, Derby, Derbyshire DE21 7AR (GB); KING, Steve, P. [GB/GB], 30 Willow Drive, Newhall, Swadlowcote, Derbyshire DE11 0NW (GB); KING, Dennis, M. [GB/GB], 91 Western

Road, Mickleover, Derby, Derbyshire DE3 5GQ (GB); TARASSENKO, Linaei [GB/GB], 68 Oak Road, Headington, Oxford, Oxfordshire OX3 7LP (GB); HAYTON, Paul [GB/GB], 1 Langford Cottage, London Road, Bicester, Oxfordshire OX6 0JN (GB); UTETE, Simukisi [ZW/GB], c/o St. Hugh's College, Oxford, Oxfordshire OX2 6LE (GB).

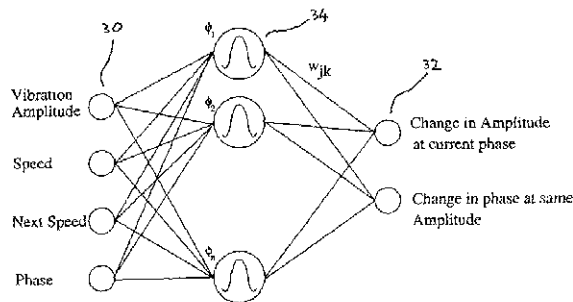
(74) Agents: ARMITAGE, Ian, A. et al., Newburn Ellis, York House, 23 Kingsway, London, Greater London WC2B 6HP (GB).

(81) Designated States (national): AE, AG, AL, AM, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BR, BY, BZ, CA, CH, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DZ, EC, EG, ES, FI, GB, GD, GH, GM, GR, GU, HK, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KP, KR, KZ, LC, LR, LS, LT, LU, LV, MA, MD, MG, MK, MN, MW, MX, MY, NZ, NO, NZ, PL, PT, RO, RU, SD, SE, SG, SI, SK, SL, TJ, TM, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VN, YU, ZA, ZW.

(84) Designated States (regional): ARIPO patent (GH, GM, KE, LS, MW, MZ, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZW); Eurasian patent (AM, AZ, BY, EG, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM); European

[Continued on next page]

(54) Title: MONITORING THE HEALTH OF A POWER PLANT



(57) Abstract: A method for monitoring the health of a system comprises performing at each of a plurality of times the steps of: constructing a condition signature (30) from a plurality of condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements acquired from the system or (b) one or more vibration measurements and one or more performance parameter measurements acquired from the system; predicting a normal signature (32) from a model defining one or more inter-dependencies between said condition indicators; the normal signature corresponding to the condition signature for a healthy system; comparing the condition signature with the normal signature; and registering an event if the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

WO 02/03041 A1

WO 02/03041 A1



patent (AT, BE, CH, CY, DE, DK, ES, FI, FR, GB, GR, IE, IT, LU, MC, NL, PT, SE, TR), OAPI patent (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

— *entirely in electronic form (except for this front page) and available upon request from the International Bureau*

Published:
— *with international search report*

For two-letter codes and other abbreviations, refer to the "Guidance Notes on Codes and Abbreviations" appearing at the beginning of each regular issue of the PCT Gazette.

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

1

MONITORING THE HEALTH OF A POWER PLANT

Field of the Invention

This invention relates to methods and data processing
5 systems for monitoring the health of a system. The methods
and data processing systems of the invention are
particularly, although not necessarily exclusively,
suitable for monitoring the health of power plant,
including for example gas turbine, spark ignition and
10 compression ignition internal combustion engines.

Background

The health of a system can be considered a measure of
the condition of a system against expected norms. A
15 healthy system is one whose condition closely matches
expectations, whereas an unhealthy system is one whose
condition differs from what would be expected, indicating
for example deterioration of, or a possible problem with
the system. The ability to monitor the health of a system
20 can therefore allow such deterioration and/or problems to
be detected and, if necessary, addressed at an early stage.

For example, US-5684718 describes a non-real time
system for monitoring the operation of an electric
generator in which vibration and load data are combined to
25 produce a single signal which is then compared with stored
data representative of maximum acceptable combinations of
the two parameters. Essentially the system is an automated
"look up table" which issues warnings when vibrations have
exceeded acceptable limits.

30 In order to determine the condition, and consequently
health, of a system, it is normal to monitor and analyse a
series of measurable indicators which themselves reflect
aspects of the condition of the system. For instance,
taking the example of a gas turbine, one might monitor

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

2

performance parameters such as turbine and compressor operating temperatures and pressures and spool speeds. To obtain a fuller overall picture of the engine's condition, these performance parameters can be supplemented with
5 further condition indicators including, for example, vibration measurements and measurements of the particulate material entrained in the circulating oil.

Particularly with complex mechanical systems such as gas turbines, the number of indicators that must be
10 monitored to obtain a useful overall picture of the system's condition can be high. This in turn means that the task of analysing the complete series of indicators to determine the health of the engine is a complex one, typically requiring a skilled expert to analyse the data off-line.

15 Taking again the example of a gas turbine, it is known for example to collect performance and vibration data from the engine over time to be analysed off-line by one or more experts. Typically the performance data will be compared with simulated data for the same engine and, based on this
20 comparison, an expert will form a view as to the health of the engine. Additionally, a small amount of vibration data will be reviewed, giving a superficial view of gross changes in engine behaviour. If a problem is detected, the vibration data may then be analysed in more detail, often
25 by another expert, to look for any abnormal indications which might be symptomatic of underlying mechanical problems which could lead to a loss of health and operability.

30 Summary of the Invention

It is a general aim of the present invention to provide methods and data processing systems that facilitate the acquisition and analysis of condition indicators in a manner such that the overall health of a system can be more

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

3

readily assessed.

Accordingly, in general terms a first aspect of the invention provides a method for monitoring the health of a system, comprising:

- 5 constructing a condition signature from a plurality of measured condition indicators acquired from the system;
 comparing the condition signature with a normal signature, corresponding to the signature for a healthy system; and
- 10 registering an event if the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

- The term "signature", as used herein, pertains to the values of a plurality of condition indicators merged or
- 15 fused into a unit or quantity such as a set, vector or scalar. In the example of a vector signature, the indicators may correspond to respective elements of the vector. In the example of a scalar signature, the magnitude of the scalar may be determined by a mathematical
 - 20 function which acts upon the indicator values.

- By merging or fusing the condition indicators into a single signature in this manner, and providing a normal signature with which the fused data can be compared, the task of assessing the health of a system is greatly
- 25 simplified. In particular, since the detection of an event amounts to an indication of a potential problem or an unhealthy system (i.e. a system condition that differs from what would normally be expected), the monitoring of the health can be largely automated, removing, or at least
 - 30 minimising, the requirement for expert input during the monitoring process. This in turn means that it becomes feasible to continuously monitor the health of a system, and to provide useful information about the health of the system in real time during operation.

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

4

Preferably the condition indicators that are combined to form the system condition signature include operational parameters, which in the case of a mechanical system may be speeds, pressures (e.g. gas pressures, oil pressures) and temperatures for example. Other useful parameters may include what might be conventionally thought of as control or status parameters. For convenience, such parameters will be referred to using the single label of "performance parameters" in the following text.

10 Additionally, to obtain a fuller picture of a mechanical system's health, it is particularly preferred that the signature includes one or more condition indicators related to the vibration of the system.

Put, more generally, the condition indicators from which the system condition signature is constructed may be derived from two or more disparate sources of data. This illustrates a particular strength of this approach in that a great variety of different forms of condition indicator data can be encompassed in the system condition signature, providing a more comprehensive measure of the system's health than has previously been possible without multiple analyses.

Preferably at least three condition indicators are used to construct the condition signature. More preferably at least 10 and even more preferably at least 20 condition indicators are used to construct the condition signature.

In a preferred embodiment, the system comprises a gas turbine engine.

The normal signature for the system can be derived from a predefined model of the system that is being monitored. This model can itself be developed off-line and then fixed for the duration of the operation of the health monitoring method. More preferably, however, the model is designed to be refined as the method proceeds in order that

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

5

it might be better tuned to a specific system.

5 Whichever approach is adopted, it is particularly preferred that the model is a "learnt model" developed using a data-driven, or at least partially data-driven
10 approach. That is to say the learnt model learns from training data comprising series of the condition indicators which have been labelled as normal (i.e. healthy) or abnormal (i.e. unhealthy) as the case may be. In fact, it is often the case that normal data is far more readily
15 available than abnormal data and therefore the training data may only include examples of normal data. This still results in an effective model, because subsequent events can then be identified as departures from the learnt model of normality.

20 The normal signature for the healthy system may be predicted from a model defining one or more inter-dependencies between the condition indicators. This enables the model to specify a continuous boundary in N-dimensional space (where each dimension relates to one of N
25 condition indicators) corresponding to the limits of healthy system operation. This is in contrast to "look up table" approaches for setting the limits of healthy system operation which do not capture the (often complex) inter-relationships and correlations between condition
30 indicators.

 So, for example, it is often the case that the onset of a problem or failure in a particular system manifests itself in small changes to a number of condition indicators which individually, however, remain in their respective
35 allowable ranges. The "look up table" approach, which is only able to sense gross shifts in individual parameters, would fail to recognise that a problem or failure had occurred. In contrast, when the condition signature for the healthy system is predicted from a model defining one

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

6

or more inter-dependencies between the condition indicators the several small changes in the condition indicators may have the cumulative effect of driving the condition signature outside normal boundary in N-dimensional space.

5 Preferably, the predetermined threshold corresponds to a statistically significant departure or variance from normality as defined by the normal signature. Thus, in the example of a normal signature provided by a learnt model, further development of the model (e.g. due to the input of
10 more training data) will result in a corresponding variation in the predetermined threshold.

In one embodiment, the invention provides a method for monitoring the health of a system, which comprises performing at each of a plurality of times the steps of:

15 constructing a condition signature from a plurality of condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements acquired from the system or (b) one or more vibration measurements and one or more performance parameter measurements acquired from the system;

20 predicting a normal signature from a model defining one or more inter-dependencies between said condition indicators, the normal signature corresponding to the condition signature for a healthy system;

25 comparing the condition signature with the normal signature; and

registering an event if the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

The model may comprise a matrix (e.g. a covariance
30 matrix) with one or more non-zero off-diagonal terms to define the inter-dependencies. The step of comparing the condition signature with the normal signature may then involve calculating a value for the normalised innovations squared (NIS) which is defined below in the "Description of

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

7

the Embodiments".

Alternatively, the model may comprise a neural network. If there are N condition indicators, one embodiment is a neural network which is trained to predict the value of the N^{th} from the other $N-1$ indicators. The step of comparing the condition signature with the normal signature may then involve calculating a prediction error which is e.g. the square of the difference between the predicted value for N and the actual value. There may be N of these predictive networks operating in parallel for each of the condition indicators. In this case the total prediction error can be the sum of the prediction errors of each of the networks. In another embodiment, a neural network is trained to predict a subset of $N1$ condition indicators (such as vibration values, e.g. at a number of key frequencies) from another subset of $N2$ condition indicators (such as the performance parameters), where $N1 + N2 = N$.

Preferably the times define successive intervals of at most 1 sec duration (i.e. a 1 Hz repetition frequency). More preferably the times define successive intervals of at most 0.2 sec duration (a 5 Hz repetition frequency), even more preferably at most 0.1 sec (a 10 Hz repetition frequency). By acquiring and processing the condition indicator data at such rates, it is possible for the method to monitor the health of the system in real time. Therefore, if an abnormal event is registered at any time, immediate and appropriate action can be taken by the system operator. This can be particularly advantageous for the operation of safety critical plant such as aero gas turbine engines.

The data acquisition rate can, however, be significantly faster than the processing rate. For example the data acquisition rate may be in the range 20 Hz to 80

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

8

kHz. Only a subset of the acquired data may then be processed.

Thus in another embodiment, the invention provides a method for monitoring the health of a system, which
5 comprises performing at each of a plurality of times
defining successive intervals of at most 1 sec duration the steps of:

constructing a condition signature from a plurality of condition indicators including (a) a plurality of vibration
10 measurements acquired from the system or (b) one or more vibration measurements and one or more performance parameter measurements acquired from the system;

predicting a normal signature corresponding to the condition signature for a healthy system;

15 comparing the condition signature with the normal signature; and

registering an event if the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

20 Where the condition signature is comprised of data from disparate sources, for instance performance and vibration data, a problem occurs in that the data may well not be synchronised in time. If this asynchronous data is combined to form the signature, a distorted picture of the
25 system's health may well result. For similar reasons, training data used to develop a model of normal system behaviour should also be synchronised if distortions in the model are to be avoided.

Thus preferably, the condition indicators are
30 synchronously acquired from the system to a synchronisation imprecision of at most 1 sec. More preferably the synchronisation imprecision is at most 0.1, 0.075, 0.0625 or 0.02 sec. By "synchronisation imprecision" we mean the maximum difference between the acquisition times of each

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

9

pair of condition indicators forming a particular condition signature. Desirably, the measurements are acquired from the system at a synchronisation imprecision which is less than the duration of the successive time intervals, e.g. if
5 the time intervals are of 0.2 sec duration, the synchronisation imprecision may be at most 0.075 sec.

The invention also provides a data processing system for monitoring the health of a system suitable for performing the method outlined above. In general terms the
10 data processing system comprises:

data acquisition means for acquiring a plurality of measured condition indicators from the system;
processor means for constructing a system condition signature from said plurality of measured condition
15 indicators;
comparator means for comparing the system condition signature with a predefined normal signature, corresponding to the signature for a healthy system; and
means for registering an event if the comparator
20 indicates that the system condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

The data processing system may further comprise a display means for displaying (a) one or more of the
25 condition indicators, (b) the result of the comparison of the system condition signature with the normal signature and/or (c) an alert signal when the comparator indicates that the predetermined threshold has been transgressed (i.e. an event has been registered).

30 In one embodiment, the invention provides a data processing system for monitoring the health of a system, comprising:
data acquisition means for acquiring a plurality of condition indicators from the system at each of a plurality

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

10

of times, the condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements or (b) one or more vibration measurements and one or more performance parameter measurements;

- 5 processor means for constructing a condition signature from said condition indicators and for predicting a normal signature corresponding to the condition signature for a healthy system, the normal signature being predicted by a model which defines one or more inter-dependencies between
- 10 said condition indicators;
- comparator means for comparing the condition signature with the normal signature; and
- registration means for registering an event if the comparator indicates that the condition signature differs
- 15 from the normal signature by more than a predetermined threshold.

In another embodiment, the invention provides a data processing system for monitoring the health of a system, comprising:

- 20 data acquisition means for acquiring a plurality of condition indicators from the system at each of a plurality of times defining successive intervals of at most 1 sec duration, the condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements or (b) one or more
- 25 vibration measurements and one or more performance parameter measurements;
- processor means for constructing a condition signature from said condition indicators and for predicting a normal signature corresponding to the condition signature for a
- 30 healthy system;
- comparator means for comparing the condition signature with the normal signature; and
- registration means for registering an event if the comparator indicates that the condition signature differs

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

11

from the normal signature by more than a predetermined threshold.

A further aspect of the invention addresses the problem of the synchronous acquisition of the condition indicators. The invention proposes to associate time stamps (based on a common clock) with the acquired data and to synchronise the data on the basis of these time stamps.

Accordingly, in this aspect, the invention provides a method of synchronising two or more data streams, each data stream comprising a series of sequentially acquired data elements (and relating e.g. to a respective condition indicator of the previous aspect), the method comprising:

associating a time stamp with each data element of each stream, the time stamp identifying the time of acquisition of the data element on the basis of a clock common to all data streams;

selecting a first data element from a first stream and inspecting its time stamp;

conducting a search of the data elements of the or each other stream to identify the data element in the or each other element having an associated time stamp closest to that of the selected element of the first stream; and

marking said identified data element of the or each other stream and said selected element of the first stream as being synchronised with one another.

Because, the relative acquisition times of the data elements are generally more significant than their absolute acquisition times, the common clock may be operate within an absolute or relative framework. In an absolute framework one clock provides the time stamp for each data element of each data stream. In a relative framework each data stream has its own clock, and one of the clocks is selected as the reference clock against which the acquisition times of the other data streams are measured.

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

12

It may be convenient to use a mixture of absolute and relative frameworks. For example, if the data streams relates to performance parameter and vibration measurements, the performance parameter measurements may be time stamped from one clock and the vibration measurements from another clock.

The process can be repeated until the data elements in the first stream have been exhausted. In any subsequent processing of the data that is reliant on using synchronised data streams, only those data elements marked as being synchronised with one another are used.

In the case where the acquisition rates of the data streams differ from one another, it is preferred that the first stream, with which the other streams are synchronised, is chosen to be the stream having the lowest acquisition rate.

The invention further provides a data processing system for synchronising two or more data streams, each data stream comprising a series of sequentially acquired data elements, comprising:

means for associating a time stamp with each data element of each stream, the time stamp identifying the time of acquisition of the data element on the basis of a clock common to all data streams;

means for selecting a first data element from a first stream and inspecting its time stamp;

means for conducting a search of the data elements of the or each other stream to identify the data element in the or each other element having an associated time stamp closest to that of the selected element of the first stream; and

means for marking said identified data element of the or each other stream and said selected element of the first stream as being synchronised with one another.

Brief Description of the Drawings

The various aspects of the invention will be further described by way of example with reference to the accompanying drawings, in which:

Fig. 1 schematically illustrates an exemplary data structure that can be adopted for operation of the second aspect of the invention;

Fig. 2 shows a neural network architecture for a learnt model for operation of the first aspect of the invention;

Fig. 3 shows a graph of the prediction error for the learnt model on a set of test data corresponding to a period of normal operating conditions for an engine;

Fig. 4 shows a graph of the prediction error for the learnt model for a further engine operating period in which the engine experienced a bird strike;

Fig. 5 shows the learning curve for a simple example of a system model for operation of the first aspect of the invention;

Fig. 6 shows a comparison of observations and modelled estimates for a shaft speed measurement, illustrating evolution of the model of Fig. 5.

Fig. 7 shows the measured low pressure shaft speed (N1V) for the period of the test data from a more elaborate example of the system model,

Fig. 8 shows the value for the NIS over the same period as Fig. 7,

Fig. 9 shows the values for the 13 condition indicators and the NIS over the same period from a further example of the system model, and

Fig. 10 shows a schematic example of an on-the-engine health monitoring system.

Description of the Embodiments

The embodiment described below is an example of a data processing system employing both aspects of the invention discussed above. More specifically, it is a system for
5 synchronous acquisition, analysis and display of performance parameters and vibration data from a power plant (e.g. a gas turbine), for monitoring the health of the plant.

In accordance with a preferred form of the second
10 aspect, the performance and vibration data streams are synchronised in real time and, in accordance with a preferred aspect of the first aspect of the invention, these data are combined or fused to construct a signature for the system that can be compared to a signature derived
15 from a model representing a healthy power plant, in order to provide anomaly/event detection and hence fault diagnosis.

The following discussion focusses on an application of the system to monitoring the health of a gas turbine aero-
20 engine, but it will be appreciated that the methods can be adapted to other power plant, including for example ground-based and marine gas turbines, and spark ignition and compression ignition internal combustion engines, as well as other mechanical, thermodynamic, fluid, electrical or
25 electronic systems. The system acquires performance parameters from the gas turbine digitally via an ethernet link at a rate between 20 and 40Hz. Typical performance parameters are measurements of pressure, temperature, thrust, altitude or Mach number. Vibration data is
30 acquired from analogue vibration transducers which are sampled at user-selectable sampling rates (from 625Hz to 80kHz) via an analogue-to-digital converter. The amplitude spectrum of the vibration data is generated using the Fast Fourier Transform every 0.2 sec.

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

15

The performance and vibration data streams are asynchronous and stored in separate files together with the corresponding timestamps. During review, as data is loaded into memory, synchronisation is performed between the performance and spectrum data on a line by line basis. Markers 10,12 (see Fig. 1) are kept which record the last synchronised line in the vibration and performance data ring buffers 14,16. When new data is available in memory, the timestamp for the next vibration spectrum line is examined. The synchronisation algorithm starts from the last previously synchronised location in the performance data and searches forwards or backwards based on the timestamps of the performance data (accurate to 0.05 sec) until the closest matching timestamp in the performance data ring buffer 16 is identified. This location in the performance data is recorded as being synchronised with the line in the vibration ring buffer 14. The algorithm then proceeds to the next line in the vibration ring buffer 14 (0.2 sec later) and so on until there is no more data available to synchronise.

Clearly, therefore, if the performance parameters are acquired at 20 Hz (i.e. at 0.05 sec intervals) the synchronisation precision is 0.075 sec (i.e. half the acquisition interval added to the accuracy of the timestamps) and if the performance parameters are acquired at 40 Hz (i.e. at 0.025 sec intervals) the synchronisation precision is 0.0625 sec.

Considering the synchronisation algorithm in a little more detail, it can be seen from Fig. 1 that the algorithm maintains a synchronisation table 18 that gives the index of the performance data entry that matches each vibration data line. The algorithm uses variables to mark the latest synchronised data in each buffer. The operation of the algorithm can be summarised by the following 'pseudo code':

35

1. Initialise the latest synchronised markers
to the start of the vibration and performance
data.
5 2. Loop while there is more data in both ring
buffers.
 (a) Starting from the latest synchronised
data item in each ring buffer, examine the time
stamp, *t*, on the next entry in the vibration
10 ring buffer.
 (b) Search forward in the performance ring
buffer until a time stamp greater than *t* is
found. Select between this entry in the
performance ring buffer and the previous entry
15 for one which is closest to *t* and record the
match in the synchronisation table.

Once synchronised, the analysis of this performance
and vibration data relies on constructing models of normal
20 jet engine behaviour and then detecting an event or an
abnormality with respect to these models.

Traditional aircraft engine monitoring systems are
based on two distinct processes: the use of vibration
signatures to indicate engine state, and a separate
25 procedure, gas-path analysis, which is employed for
determination of state from performance parameters. In the
approach described now, however, performance-related
parameters such as pressure and temperature can be fused
with vibration data (such as tracked order vectors - the
30 elements of which correspond to the signal amplitude in a
narrow range centred on the main vibration frequencies for
each shaft of the turbine). The aim is to take advantage
of disparate sources of data to form a more comprehensive
picture of engine state during normal operation. This in

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

17

turn should allow a wider range of deviations to be identified.

Furthermore, it is proposed to employ learnt data-driven models to model a normal engine. Thus, although
5 models of the engine system are used, these are not fixed. Instead, they evolve with acquired training data. This offers the important advantage of robustness.

The methods of data analysis described below may be termed "novelty detection". An advantage of the methods is
10 that the role of the expert need only be retained in classifying training data as abnormal (i.e. novel) or normal. The use of Kalman filtering systems in novelty detection has been described in e.g. M. Gelb, *Applied Optimal Estimation*. MIT Press 1974.

15 Two alternative data analysis methods are described below. They are distinguished by the amount of prior knowledge required to set up the system. In both cases, the role of the expert need only be retained in classifying training data as novel or normal.

20 The first method relies on a prior learnt model of normality. For example, normal vibration tracked order shapes are learnt using a simple clustering model for the normal data. The novelty of e.g. the vibration signature for an engine under test is assessed by comparing the
25 closeness of its tracked order signature with the prototypical patterns in the clustering model of normality. This can be done, for example, by computing the shortest normalised Euclidean distance between the vector encoding the tracked order shaped to any of the (prototypical
30 patterns) cluster centres in the model of normality (see Nairac et al, "A System for the Analysis of Jet Engine Vibration Data", *Integrated Computer-Aided Engineering*, 6(1):53-65, 1999). If this distance is beyond a previously set threshold, the vibration signature as represented by

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

18

that tracked order is deemed to be outside the bounds of normality. In addition to the vibration tracked orders, the model of normality for the vibration spectra includes the following: sidebands, multiple harmonics, fractional harmonics and broadband power.

The model is illustrated by an example in which a neural network having the architecture shown in Fig. 2 was developed as the learnt model.

The neural network had an input layer 30 with four nodes for a condition signature consisting of four condition indicators measured relating to one shaft of a multi-shaft test engine. The condition indicators were the vibration amplitude, the phase and the shaft speed all at a specified time, and the shaft speed a time increment after the specified time.

The output layer 32 of the network had two nodes for predicting respectively the change in vibration amplitude and change in phase after the time increment.

The network had one hidden layer 34, each node of which contained a Gaussian radial basis function.

The training phase for network used training data obtained from the test engine over a range of normal operating conditions. The centres and the spreads of the Gaussians were fixed using the cluster analysis described above and the weights of the connections between the nodes were then iteratively adjusted until the model converged.

Fig. 3 shows a graph of the prediction error (i.e. the sum of the prediction errors of the change in vibration amplitude and change in phase) for the model on a set of test data which also corresponded to a period of normal operating conditions for the engine. This graph provides a baseline of prediction error variation against which novel events can be judged.

Fig. 4 shows a graph of the prediction error for a

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

19

further engine operating period. In this case, however, the engine experienced a bird strike. The largest peak in the graph corresponds to the moment of bird impact. Clearly the model was able to recognise this event.

- 5 However, the changed prediction error signal (compared to the baseline of Fig. 3) after the event showed that the model was also able to detect post-impact abnormal engine behaviour. This provides confidence that the model can not only detect major events such as bird strikes, but also
- 10 more subtle deviations from normality.

- The second method employs a process model which has a state vector associated with it (see below). The observation vector (i.e. the condition signature) has elements corresponding to measured values of performance
- 15 parameters and vibration information so that two types of data are fused within the model. The fusion of the data is performed in real-time with a new output being generated by the system several times a second.

- An important aspect of the use of this model in the
- 20 system is the use of learning. In a first, off-line, phase of learning, a generic model of the engine is learnt. The learning is data-driven using an algorithm such as Expectation-Maximisation in order to maximise the likelihood of the learnt model given the training data.
- 25 Once such a generic model has been learnt off-line for a particular type of engine, learning can then be applied on-line in order to tune the model to an individual engine immediately after its pass-off test and after each maintenance procedure. Engine deterioration can also be
- 30 learnt on-line. The learnt model can be tuned to different flight conditions, such as cruising or landing, in order to detect novelty with even more sensitivity and specificity.

The data-driven learnt model may be integrated with existing performance models which rely on the laws of

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

20

thermodynamics and computational fluid dynamics (knowledge-based models). Such models can therefore be described as hybrid models because they are based on the integration of learnt and knowledge-based models.

- 5 Looking in more detail at the learnt modelling approach, it is based on the application of Expectation Maximisation (EM) to parameter estimation in linear dynamical systems (see Ghahramani and Hinton, *Parameter Estimation for Linear Dynamical Systems*, Technical Report 10 CRG-TR-96-2, University of Toronto, 1996) and to non-linear systems (see Roweis and Ghahramani, "A Unifying Review of Linear Gaussian Models", *Neural Computation*, 11, 305-345, 1999; and Ghahramani and Roweis, "Learning in Nonlinear Dynamical Systems Using an EM Algorithm" in Kearns et al. 15 (editors), *Advances in Neural Information Processing Systems*, Volume 11, MIT Press, 1999).

The EM learning algorithm is applied to a Kalman filter model. In the linear case, this is a system with a measurement process of the form

$$20 \quad y(i) = Cx(i) + v(i) \quad (1)$$

- where $y(i)$ is a set of observations of hidden state $x(i)$, C is a covariance matrix, and measurement noise $v(i)$ is zero-mean and normally distributed with covariance matrix R . $y(i)$ and $x(i)$ can be the same dimension. Non-zero off- 25 diagonal terms in C allow the model to account for inter-dependencies between the performance parameter and vibration measurements of the condition and normal signatures. The state equation is

$$30 \quad x(i+1) = Ax(i) + w(i) \quad (2)$$

with $w(i)$ zero-mean and normally distributed with covariance matrix Q .

At the beginning of the training phase A and C are initialised to small random values (e.g. with elements of the matrices $\sim 10^{-5}$), and R and Q are initialised e.g. to I . Then

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

21

during the training phase, for each condition signature $y(i)$ in the training set, the method of Roweis and Ghahramani applied to equation (2) to derive the most likely values for the elements of $x(i)$, and the elements of C , R and $v(i)$ are iteratively adjusted so that $Cx(i)+v(i)$ converges to the respective condition signature (R and Q can be constrained throughout to be diagonal matrices). Convergence can be determined by the log-likelihood of the set of observations given the model.

- 10 Instead of initialising the elements of A to small random values, it is also possible to adopt initial values that embody existing performance models of engine behaviour. After the training phase, the model would then be a hybrid of a knowledge-based and a data-driven model.
- 15 By fusing these two methods of data-analysis, the accuracy of prior expert knowledge can be combined with the robustness of data-driven approaches.

When the training phase has ended and the model is receiving real-time data consisting of a sequence of condition signatures, the Kalman filter is again used to derive the most likely values for the elements of $x(i)$ for each condition signature $y(i)$. However, the elements of C and $v(i)$ are now fixed, so $Cx(i)+v(i)$ provides the normal signature for comparison with the condition signature.

- 25 For example, comparison of the normal signature with the condition signature can be on the basis of the normalised innovations squared (NIS). The innovations sequence v is the difference between the condition signature and the normal signature, so

$$30 \quad v(k) = y(k) - \hat{C}\hat{x}(k|k-1) \quad (3)$$

The innovations should be zero-mean and white.

The NIS combines the individual innovations sequences.

$$NIS(k) = v^T(k)S(k)^{-1}v(k) \quad (4)$$

The individual sequences are weighted by the term $S(k)^{-1}$,

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

22

the inverse of the innovation covariance given by

$$S(k) = C(k)P(k|k-1)C(k)^T + R(k) \quad (5)$$

where $P(k|k-1)$ is the prediction covariance.

The model is first illustrated by a simple example

- 5 (which does not use vibration measurements) where observations are made of the speeds of the three shafts of a test engine during cruise. The observed data y is simply the state x corrupted by noise, so

$$y(i) = x(i) + v(i) \quad (6)$$

- 10 The observations are used during the learning process, to generate a dynamical system model in which A , C , Q and R are learned from the data. At the beginning of the training phase A and C were initialised to small random values and R and Q were initialised to I .

- 15 Fig. 5 illustrates the learning (log likelihood) plot for the system. Fig. 6 shows the evolution of estimates of shaft 1 speeds during the learning process using the EM algorithm. In the example shown, the learning stage lasts for the first 25 iterations. From iteration 25 onwards, 20 the system's dynamical properties are determined by the learned matrices (which are then kept fixed).

- Once trained, the systems can be used to detect events or abnormalities, that is to say divergences from the learnt model of normality. The events of particular 25 interest are those that are unexpected, possibly indicating a problem with the engine for example. However, particularly where the models have been learned only for "steady state" parts of the flight envelope (e.g. acceleration, cruise and deceleration), transients during 30 operation of the engine will also be flagged up as events, although they are expected. For example, where a bleed valve is opened or closed, the operating condition of the engine will exhibit significant differences from a learnt model of steady state normality which does not include this

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

23

event.

Thus when using such a steady state model, measures can be employed to avoid these transient events. For instance, since the opening of a bleed valve is an event that occurs at a defined point in time, the data collected from the engine at that time and slightly either side of it (e.g. for 2 seconds before and after) can be eliminated from the data analysed by the health monitoring system.

The approach is next illustrated with a more elaborate example which uses both performance parameter and vibration data. In this example the model was applied to data acquired from a test bed-mounted, multi-shaft, aero gas turbine engine which was undergoing a cyclic acceleration-deceleration test when it experienced an intermediate pressure turbine lock-plate event. Such tests are used to investigate engine behaviour under extreme conditions. The data was acquired synchronously as described above.

A lock-plate event occurred in the engine on test day 152-00. The training data was 152-00 data for a period before the event, and the test data was 152-00 data for the period including the event. In this example a 14 dimensional model (i.e. $y(i)$ and $x(i)$ each had 14 elements) was used in which the condition indicator inputs were:

- The tracked orders of the low pressure (tol), intermediate pressure (toi) and high pressure (toh) shafts,
- The shaft speeds of the low pressure (N1V), intermediate pressure (N2V) and high pressure (N3V) shafts,
- The ambient (P0V), total inlet (P20V), high pressure compressor delivery (P30V) and exhaust (PEXV) pressures,
- The total inlet (T20V) and high pressure compressor delivery (T30V) temperatures,
- The turbine gas temperature trimmed (TGITRM)
- The demanded fuel flow (WFDEM)

At the beginning of the training phase A and C were

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

24

initialised to small random values and R and Q were initialised to I.

Fig. 7 shows the measured low pressure shaft speed (N1V) for part of the period of the test data, and Fig. 8 shows the value for the NIS calculated by the trained model over the same period.

The first two sharp troughs in the N1V trace were caused by planned consecutive cyclic decelerations. Associated with each of these troughs are two NIS peaks. These peaks indicated that the engine was not behaving normally during the cyclic testing. In fact subsequent examination revealed that a lock plate had released earlier during the test and as a result abnormal blade rubbing was occurring during each of the deceleration cycles.

During the third planned deceleration cycle in the period covered by Figs. 7 and 8 (i.e. at approximately data point 12850) the engine sustained blade damage which resulted in the sharp NIS peak and drop off in N1V.

However, the earlier (all be it smaller) NIS peaks demonstrate that the monitoring system was able to detect the effect of the lock plate release in real time and before substantial blade damage was sustained. If such a release had occurred in an in-service aero engine, it would therefore have been possible to generate an immediate warning so that timely action (such as engine inspection or maintenance) could have been performed. In contrast, sudden variations in N1V can occur normally, so N1V alone is not a reliable indicator of abnormal behaviour.

A further example also uses both performance parameter and vibration data. Again the model was applied to synchronously data acquired from a test bed-mounted, multi-shaft, aero gas turbine engine. However, in this case an oil seal leak developed in the engine.

The fault occurred in the engine around data point

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

25

50410. The training data was from a period before the fault, and the test data was for a period including the fault. In this example a 13 dimensional model was used in which the condition indicator inputs were *tol*, *toi*, *toh*,
 5 N1V, N2V, N3V, P0V, P20V, P30V, PEXV, T20V, TGTRM, and WFDEM.

Fig. 9 shows the values for the 13 condition indicators and the NIS (in the bottom graph) over the period including the event. The sharp NIS peak at data
 10 point 50410 again demonstrates that the monitoring system was able to detect the moment of the event. Although some of the other condition indicators also had peaks at this time, by themselves they cannot be reliably associated with abnormal (novel) behaviour.

15 Subsequent examination showed that the event was an oil seal leak which allowed engine oil to enter the combustor. Because of this leak the engine control system reduced the amount of fuel entering the combustor (hence the drop in WFDEM) to maintain the engine thrust (given by
 20 PEXV/P20) at a constant level.

After the event, with oil continuing to leak into the combustor, the engine was operating outside the scope of normal behaviour. This was successfully picked up by the NIS trace which after data point 50410 did not return to
 25 its pre-event level.

Next we consider how a health monitoring system, incorporating the model described above, could be installed for in-flight analysis of aero gas turbines.

An on-the-engine system, shown schematically in Fig.
 30 10, could generate of the order of 1 Gb of vibration and performance data (consisting mainly of pressures, temperatures and shaft speeds) per flight. The vibration data is usually analysed in the frequency domain. The vibration and performance data, as they are being generated

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

26

by data acquisition means 20, are temporarily stored in ring buffer 22. The data is synchronised and subjected to novelty detection in processor and comparator means 24 which receives a synchronisation signal from data acquisition means 20 and the data from ring buffer 22. Those sections of the data corresponding to novel events are then tagged and recorded with no loss of information (i.e. highbandwidth data is recorded) in registration means 26 which has semi-permanent on-line and/or hard disk storage. When the flight is completed the stored data may be downloaded and subjected to more intensive ground-based analysis.

The system may also include a display which is driven to allow information to be displayed either during acquisition or for review once an acquisition cycle has been completed. It preferably includes the following features:

- Ability to display the result of the comparison of the condition signature with the normal signature, e.g. in the form of the NIS or the prediction error. An unhealthy event may be highlighted e.g. with an alert signal.
- Ability to display a combination of any two of vibration spectra, tracked orders, broadband power, performance parameters synchronised in time.
- Ability to extract and plot vibration spectra against engine speed.
- Ability to interrogate and print any of vibration spectra, tracked orders, broadband power and performance parameters.
- Automatic detection and display of features from vibration spectra (sidebands, harmonics, etc.)

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

27

CLAIMS

1. A method for monitoring the health of a system, which
comprises performing at each of a plurality of times the
5 steps of:
 - constructing a condition signature from a plurality of
condition indicators including (a) a plurality of vibration
measurements acquired from the system or (b) one or more
vibration measurements and one or more performance
10 parameter measurements acquired from the system; - predicting a normal signature from a model defining
one or more inter-dependencies between said condition
indicators, the normal signature corresponding to the
condition signature for a healthy system; - 15 comparing the condition signature with the normal
signature; and
registering an event if the condition signature
differs from the normal signature by more than a
predetermined threshold.
- 20 2. A method according to claim 1, wherein the model is a
learned model.
3. A method according to claim 1 or 2, wherein the model
25 comprises a matrix with one or more non-zero off-diagonal
terms to define said interdependencies.
4. A method according to claim 3, wherein the step of
comparing the condition signature with the normal signature
30 involves calculating a value for the normalised innovations
squared.
5. A method according to claim 1 or 2, wherein the model
comprises a neural network.

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

28

6. A method according to claim 5, wherein the step of comparing the condition signature with the normal signature involves calculating a prediction error.
- 5 7. A method according to any one of the previous claims, wherein said times define successive intervals of at most 1 sec duration.
- 10 8. A method for monitoring the health of a system, which comprises performing at each of a plurality of times defining successive intervals of at most 1 sec duration the steps of:
- 15 constructing a condition signature from a plurality of condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements acquired from the system or (b) one or more vibration measurements and one or more performance parameter measurements acquired from the system;
- 20 predicting a normal signature corresponding to the condition signature for a healthy system;
- comparing the condition signature with the normal signature; and
- 25 registering an event if the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.
9. A method according to claim 8, wherein the normal signature is predicted from a model defining one or more inter-dependencies between said condition indicators
- 30 10. A method according to claim 9, wherein the model is a learnt model.
11. A method according to claim 9 or 10, wherein the model

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

29

comprises a matrix with one or more non-zero off-diagonal terms to define said interdependencies.

12. A method according to claim 11, wherein the step of
5 comparing the condition signature with the normal signature involves calculating a value for the normalised innovations squared.
13. A method according to claim 9 or 10, wherein the model
10 comprises a neural network.
14. A method according to claim 13, wherein the step of comparing the condition signature with the normal signature involves calculating a prediction error.
- 15
15. A method according to any one of the previous claims, wherein said measurements are synchronously acquired from the system to a synchronisation imprecision of at most 1 sec.
- 20
16. A method according to any one of the previous claims, wherein the system comprises a gas turbine engine.
17. A data processing system for monitoring the health of
25 a system, comprising:
data acquisition means for acquiring a plurality of condition indicators from the system at each of a plurality of times, the condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements or (b) one or more
30 vibration measurements and one or more performance parameter measurements;
processor means for constructing a condition signature from said condition indicators and for predicting a normal signature corresponding to the condition signature for a

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

30

healthy system, the normal signature being predicted by a model which defines one or more inter-dependencies between said condition indicators;

5 comparator means for comparing the condition signature with the normal signature; and

 registration means for registering an event if the comparator indicates that the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

10

18. A data processing system for monitoring the health of a system, comprising:

 data acquisition means for acquiring a plurality of condition indicators from the system at each of a plurality
15 of times defining successive intervals of at most 1 sec duration, the condition indicators including (a) a plurality of vibration measurements or (b) one or more vibration measurements and one or more performance
parameter measurements;

20 processor means for constructing a condition signature from said condition indicators and for predicting a normal signature corresponding to the condition signature for a healthy system;

 comparator means for comparing the condition signature
25 with the normal signature; and

 registration means for registering an event if the comparator indicates that the condition signature differs from the normal signature by more than a predetermined threshold.

30

19. A method of synchronising two or more data streams, each data stream comprising a series of sequentially acquired data elements, the method comprising:

 associating a time stamp with each data element of

WO 02/03041

PCT/GB01/03020

31

each stream, the time stamp identifying the time of acquisition of the data element on the basis of a clock common to all data streams;

- selecting a first data element from a first stream and
5 inspecting its time stamp;
conducting a search of the data elements of the or each other stream to identify the data element in the or each other element having an associated time stamp closest to that of the selected element of the first stream; and
10 marking said identified data element of the or each other stream and said selected element of the first stream as being synchronised with one another.

20. A method according to claim 19, wherein the data
15 element acquisition rate of the first stream is lower than the acquisition rate of the or each other stream.

21. A data processing system for synchronising two or more data streams, each data stream comprising a series of
20 sequentially acquired data elements, comprising:
means for associating a time stamp with each data element of each stream, the time stamp identifying the time of acquisition of the data element on the basis of a clock common to all data streams;
25 means for selecting a first data element from a first stream and inspecting its time stamp;
means for conducting a search of the data elements of the or each other stream to identify the data element in the or each other element having an associated time stamp
30 closest to that of the selected element of the first stream; and
means for marking said identified data element of the or each other stream and said selected element of the first stream as being synchronised with one another.

35

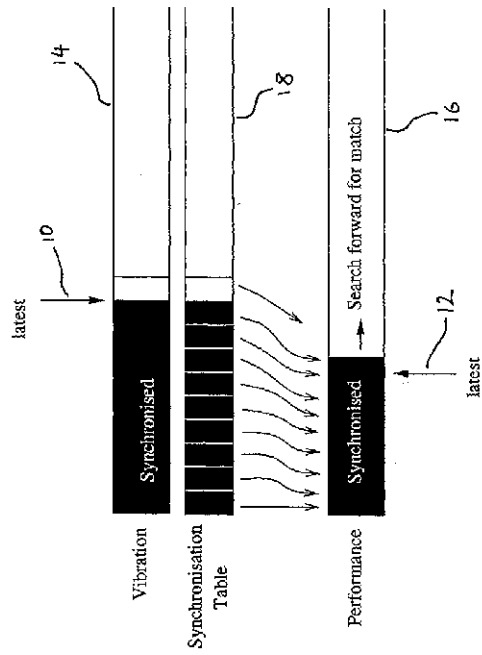


Fig. 1

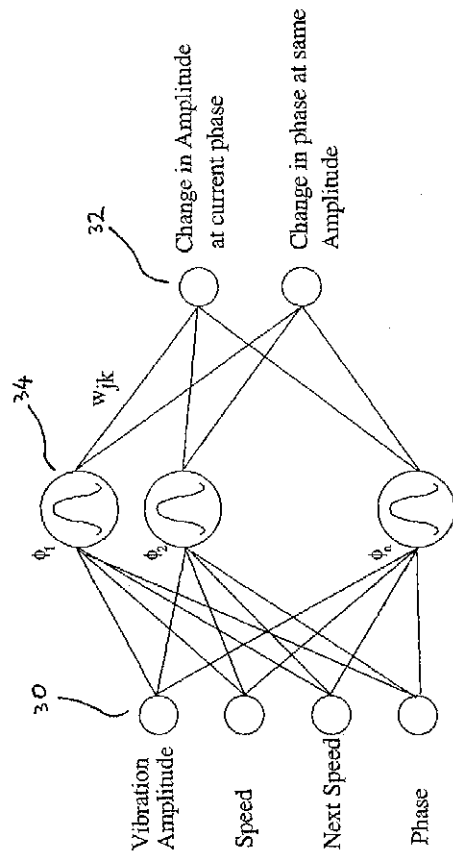


Fig. 2

WO 02/03041

3/9

PCT/GB01/03020

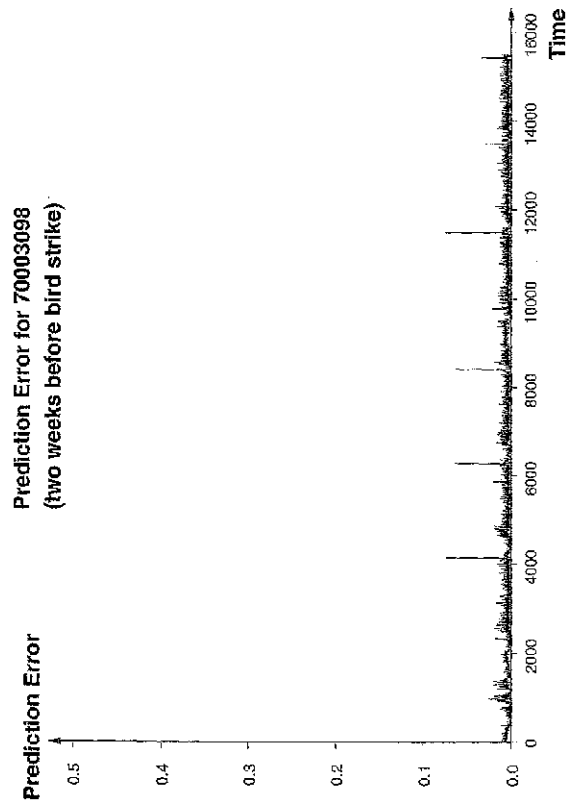


Fig. 3

SUBSTITUTE SHEET (RULE 26)

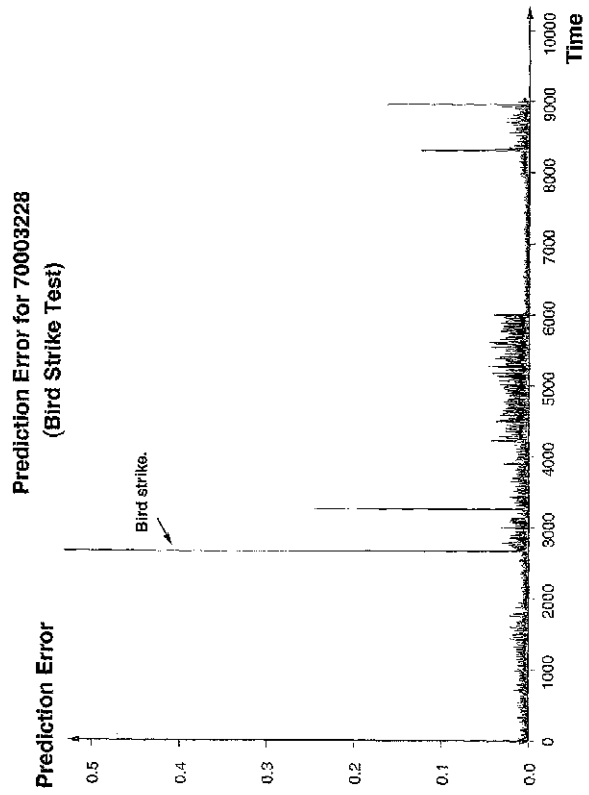


Fig. 4

WO 02/03041

5/9

PCT/GB01/03020

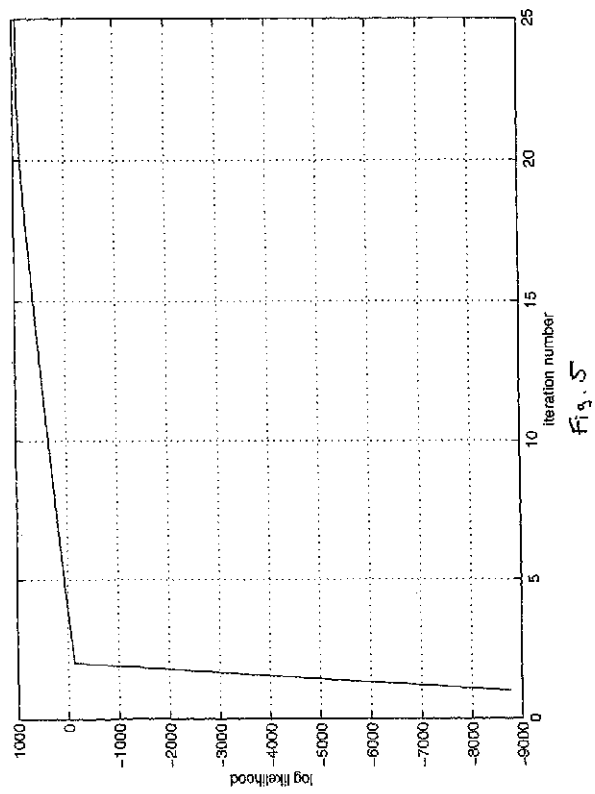


Fig. 5

SUBSTITUTE SHEET (RULE 26)

WO 02/03041

6/9

PCT/GB01/03020

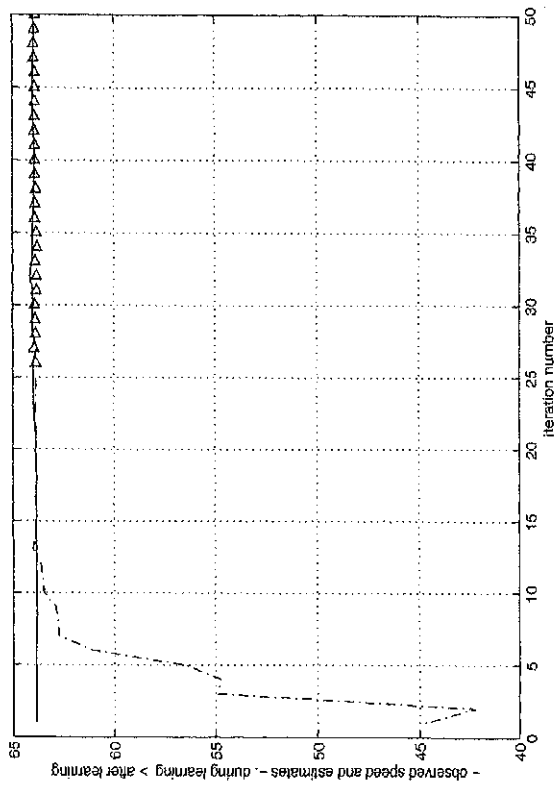
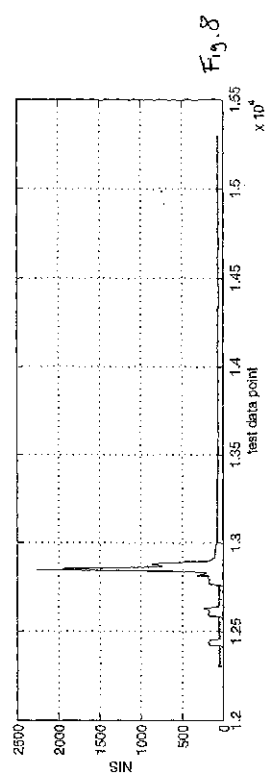
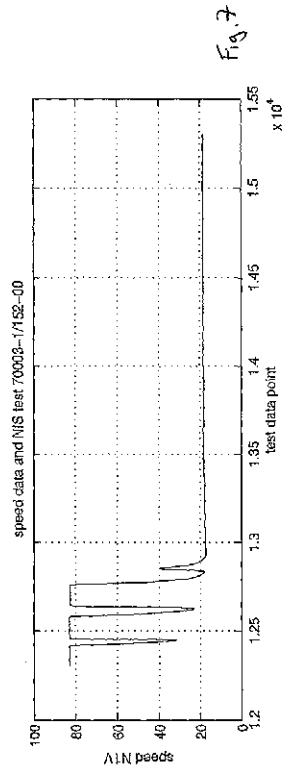


Fig. 6

WO 02/03041

7/9

PCT/GB01/03020



WO 02/03041

8/9

PCT/GB01/03020

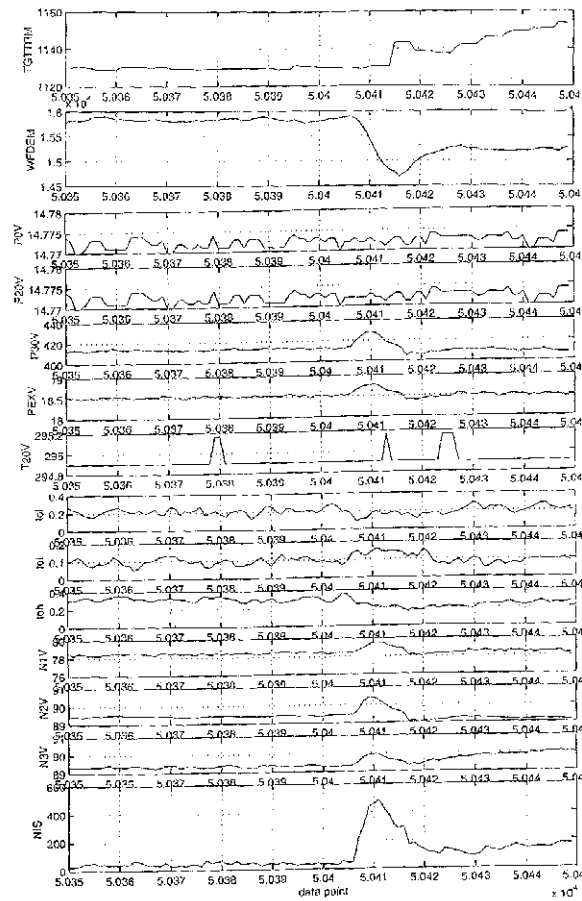


Fig. 9

SUBSTITUTE SHEET (RULE 26)

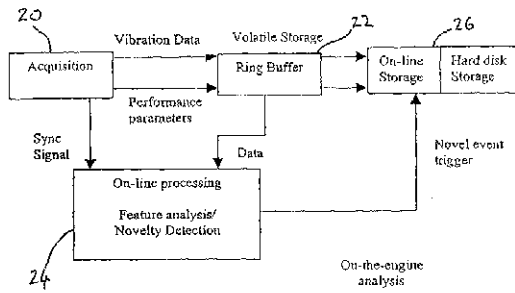


Fig. 10

【国際調査報告】

INTERNATIONAL SEARCH REPORT		Int. Application No. PCT/GB 01/03020
A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER IPC 7 G01H/00 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) IPC 7 G01H G01M Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practical, search terms used) EPO-Internal, WPI Data, PAJ, INSPEC		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	EP 1 014 054 A (SCHENCK VIBRO GMBH) 28 June 2000 (2000-06-28) page 3, line 20 - page 5, line 39	1-4, 7-12, 16-18
A	US 5 402 521 A (KOSHILJIMA ICHIROU ET AL) 28 March 1995 (1995-03-28) abstract --/--	5, 6, 13, 14
☒ Further documents are listed in the continuation of box C. ☒ Patent family members are listed in annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "B" earlier document but published on or after the international filing date "L" documents which may throw doubts on priority claim(s) or which tend to establish the publication date of another claim or other special reason (as specified) "O" document relating to an oral disclosure, use, exhibition or other event "T" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed "I" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with an application not cited to understand the principle or theory underlying the invention "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 "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, each contribution being relevant to a person skilled in the art "G" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search 25 September 2001		Date of making of the international search report 02/10/2001
Name and mailing address of the ISA European Patent Office, P.O. Box 2911, Patentstrasse 2 NL - 2280 RV Rijswijk Tel. +31 (0) 70 340-6100, Tx. 31 851 epo nl Fax: +31 (0) 70 340-6000		Authorized officer Häusser, T

Form PCT/ISB/210 (continued sheet) July 1993

INTERNATIONAL SEARCH REPORT		Int. Application No. PCT/GB 01/03020
C/(Classification) DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	LI X ET AL: "Fault prognosis for large rotating machinery using neural network" APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ENGINEERING IX. PROCEEDINGS OF THE NINTH INTERNATIONAL CONFERENCE, PROCEEDINGS OF NINTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ENGINEERING. AIENG 94, MALVERN, PA, USA, 19-21 J, pages 99-105, XP001028288 1994, Southampton, UK, Comput. Mech. Publications, UK ISBN: 1-85312-284-X page 103, paragraph 1	5,6,13, 14
A	GB 2 277 151 A (UNIV BRUNEL) 19 October 1994 (1994-10-19) page 1, last paragraph -page 2, last paragraph	5,13

Form PCT/ISA22 (Classification of documents) (July 1999)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT				International Application No. PCT/68 01/03020	
Patent document cited in search report		Publication date	Patent family member(s)		Publication date
EP 1014054	A	28-06-2000	DE 19860333 A1 EP 1014054 A2		29-06-2000 28-06-2000
US 5402521	A	28-03-1995	JP 4211859 A		03-08-1992
GB 2277151	A	19-10-1994	NONE		

Form PCT/ISA/210 (patent family annex) (July 1999)

フロントページの続き

(81)指定国 AP(GH,GM,KE,LS,MW,MZ,SD,SL,SZ,TZ,UG,ZW),EA(AM,AZ,BY,KG,KZ,MD,RU,TJ,TM),EP(AT,BE,CH,CY,DE,DK,ES,FI,FR,GB,GR,IE,IT,LU,MC,NL,PT,SE,TR),OA(BF,BJ,CF,CG,CI,CM,GA,GN,GW,ML,MR,NE,SN,TD,TG),AE,AG,AL,AM,AT,AU,AZ,BA,BB,BG,BR,BY,BZ,CA,CH,CN,CO,CR,CU,CZ,DE,DK,DM,DZ,EC,EE,ES,FI,GB,GD,GE,GH,GM,HR,HU,ID,IL,IN,IS,JP,KE,KG,KP,KR,KZ,LC,LK,LR,LS,LT,LU,LV,MA,MD,MG,MK,MN,MW,MX,MZ,NO,NZ,PL,PT,RO,RU,SD,SE,SG,SI,SK,SL,TJ,TM,TR,TT,TZ,UA,UG,US,UZ,VN,YU,ZA,ZW

(72)発明者 キング、スティーブ、ピー。

イギリス国、ダービーシャー ディーイー 1 1 オーエヌダブリュ、スウォッドリンコート、ニューホール、ウィロー ドライブ 3 0

(72)発明者 キング、デニス、エム。

イギリス国、ダービーシャー ディーイー 3 5 ジーキュー、ダービー、ミックルオーバー、ウェスタン ロード 9 4

(72)発明者 タラッセンコ、ライオネル

イギリス国、オックスフォードシャー オーエックス 3 7 エルピー、オックスフォード、ヘディントン、オールド ロード 6 8

(72)発明者 ヘイトン、ポール

イギリス国、オックスフォードシャー オーエックス 6 0 ジェイエヌ、ビスター、ロンドン ロード、ラングフォード コテージズ 1

(72)発明者 ウテテ、シムカイ

イギリス国、オックスフォードシャー オーエックス 2 6 エルイー、オックスフォード、セントヒューズ カレッジ内

Fターム(参考) 2G024 AD05 BA27 CA13 CA26 FA03 FA13