

設備診断理論と実践の結びつき についての探求とその難しさ

三重大学
陳山 鵬

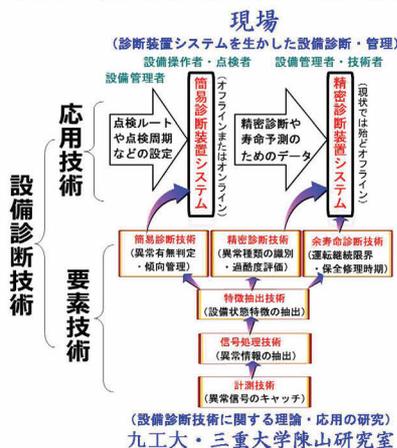


計測技術に関する理論と実践

理論(根拠) ⇔ 実践(センサの最適測定位置)

設備異常時の異常信号は、できるだけノイズの影響が小さく、敏感に測定されること

設備状態監視・診断術に関する基礎・応用研究



基礎理論

機械は多自由度系と見なして、その振動方程式：

$$[M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} = \{F\}$$

自由振動方程式：

$$[M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} = 0$$

N自由度の場合、この系は固有振動数を

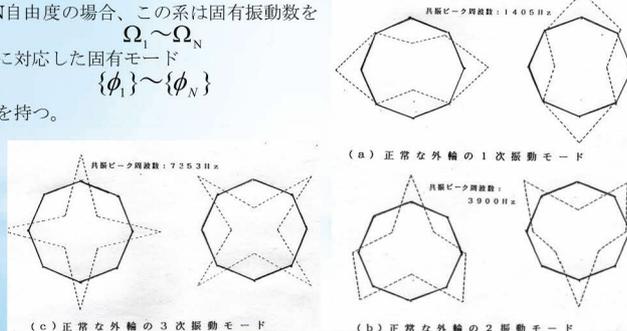
$$\Omega_1 \sim \Omega_N$$

に対応した固有モード

$$\{\phi_1\} \sim \{\phi_N\}$$

を持つ。

固有振動数と固有モードの例 (軸受の外輪)



設備診断要素技術に関する主な研究内容

1. 計測技術
 - (1) センサの最適測定位置
 - (2) 音響センサの高指向性による異常検出精度の向上
2. 信号処理技術
 - (1) 時間・周波数領域解析による異常信号抽出法
 - (2) 信号分解による異常信号抽出法
 - (3) 統計情報フィルタによる異常信号抽出法
3. 特徴抽出技術
 - (1) 動的解析などによる異常信号発生メカニズム説明
 - 1) Vベルト
 - 2) 歯車
 - 3) 軸受(複合異常)
 - 4) 回転軸ミスアライメント
 - (2) 信号(設備)特徴の抽出
 - 1) 特徴パラメータ
 - 2) 時間・周波数領域のヒストグラム
 - 3) AIによる自動抽出法
4. 簡易診断技術
 - (1) 判定基準の設定法
 - (2) ワイブル分布による状態判定法
 - (3) AIによる自動簡易診断法
5. 精密診断技術
 - (1) 3値論理による精密診断法
 - (2) AIによる自動精密診断法
6. 余寿命予測技術
 - (1) GAIによる最適な余寿命予測法

基礎理論

この系のa点に励振力 F_a を与えたとき、b点の応答を X_b

とすれば、コンプライアンス(伝達関数)Gは、

$$G = \frac{X_b}{F_a} = \sum_{r=1}^N \frac{1/K_r}{1 - \beta_r^2 + 2j\zeta_r\beta_r}$$

ここで、

$$\beta_r = \frac{\omega}{\Omega_r} \quad (\omega: \text{励振周波数}) \quad \Omega_r = \sqrt{\frac{k_r}{m_r}} \quad (r \text{ 次固有振動数})$$

$$\zeta_r = \frac{c_r}{2\sqrt{m_r k_r}} \quad (r \text{ 次モード減衰比}) \quad K_r = \frac{k_r}{\phi_{ra}\phi_{rb}} \quad (r \text{ 次等価動剛性})$$

が高いとその間の信号は伝達しにくく、逆に動剛性が低いとその間の信号はよく伝達する。

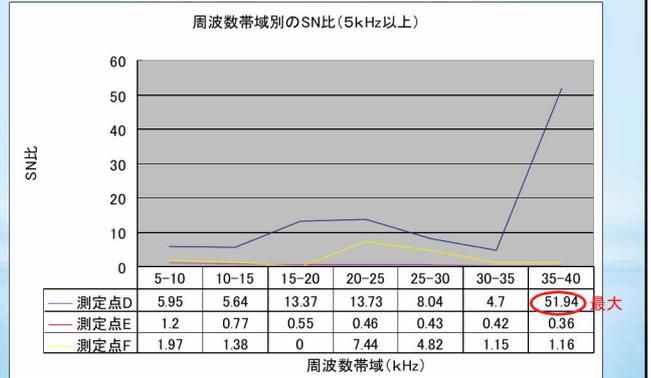
動剛性(動ばね係数) Kr は、伝達関数G、固有振動数 Ω 、固有モード ϕ などと共に加振実験により求められる。

対象回転機械

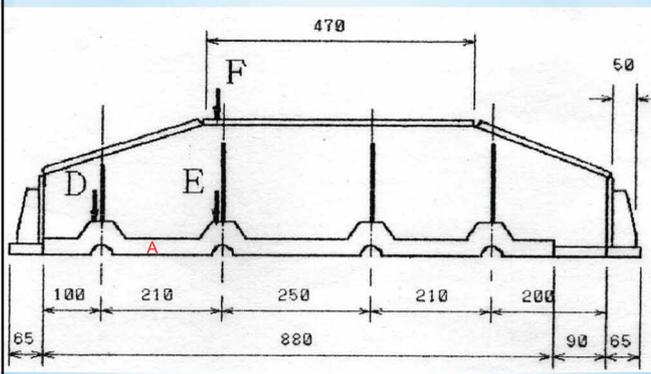


歯車診断のためのSN比(帯域別、検証実験)

$$SN比 = \frac{\text{測定信号のパワー} - \text{正常信号のパワー}}{\text{正常信号のパワー}}$$

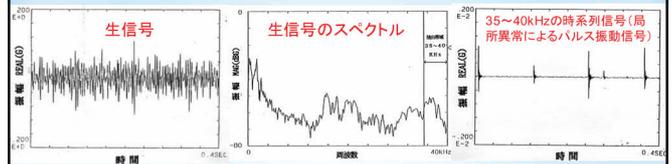


歯車診断のための測定点



加振点A:第1段歯車噛み合いの所

D点の測定信号から歯車局所異常信号の抽出例

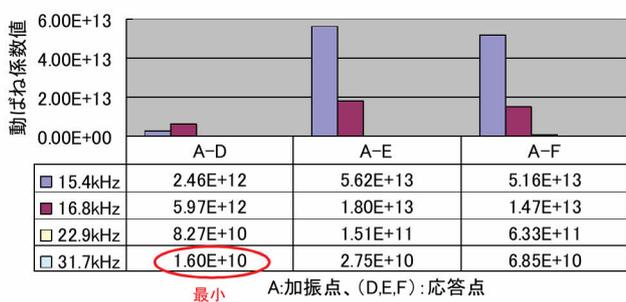


難しさ(問題点)

1. 加振方向によって最適な測定点が違う
(対策:最適な測定点でなければ、SN比が悪くなるが、適切な信号処理法で改善可能)
2. 局所異常以外の異常種類(ミスアライメント、偏芯など)のSN比の最適な周波数帯域が違う
(対策:周波数帯域に分けて異常信号を抽出する)

歯車診断のための加振実験結果

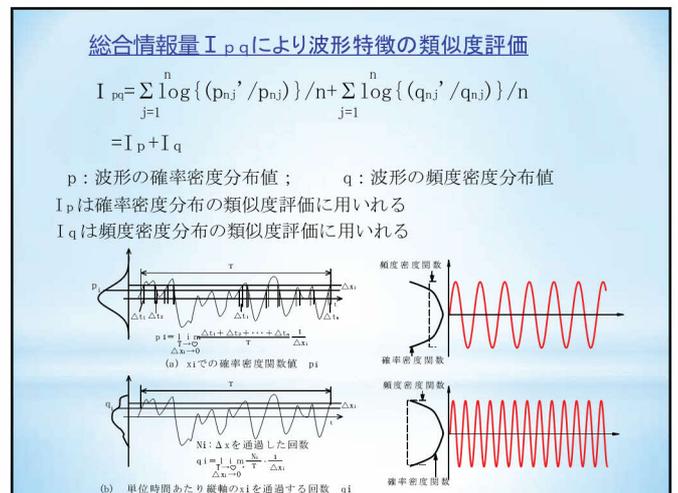
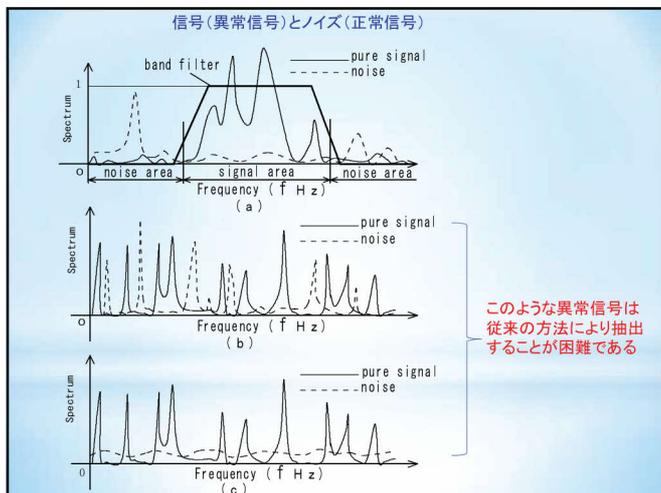
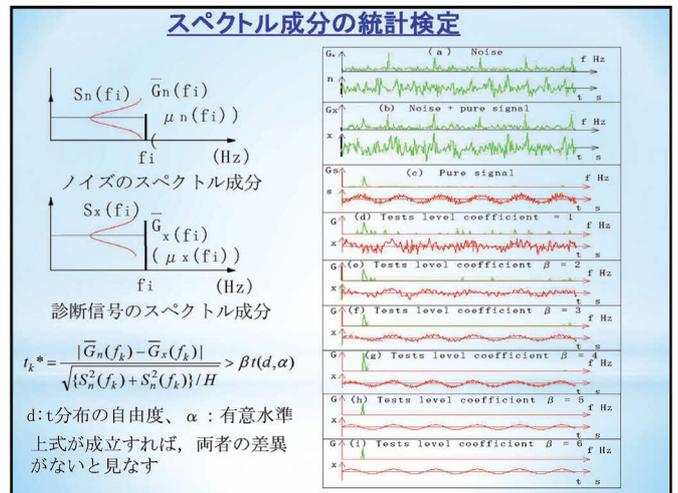
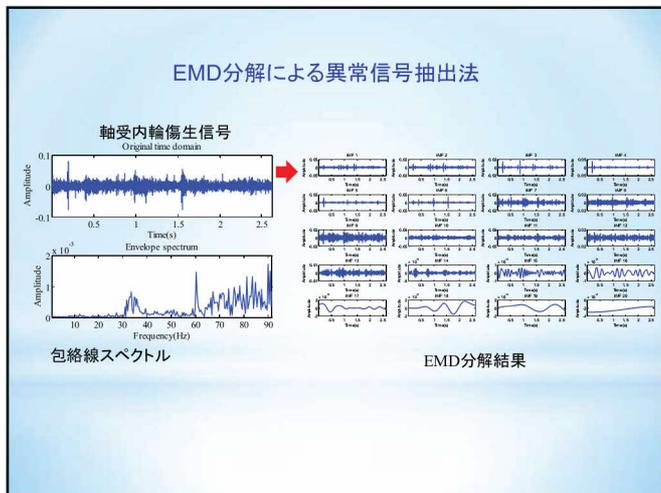
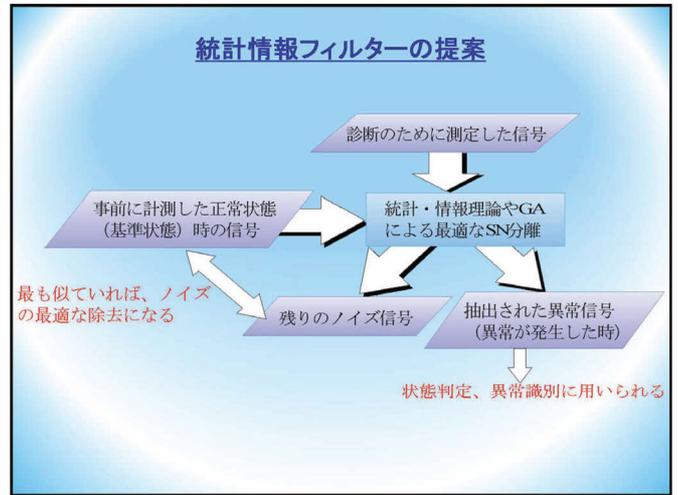
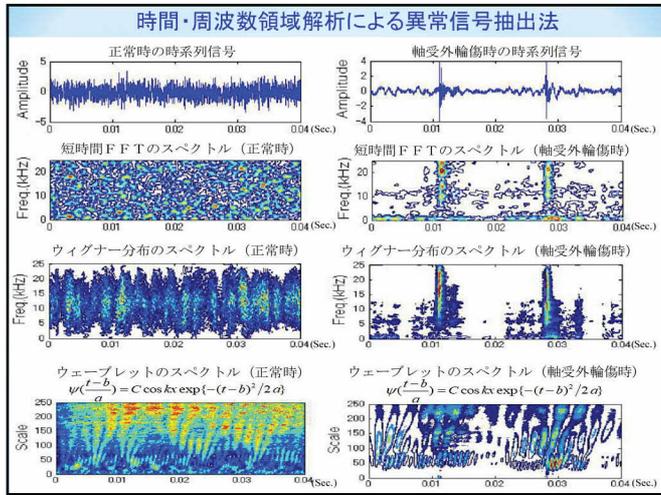
動ばね係数の測定結果

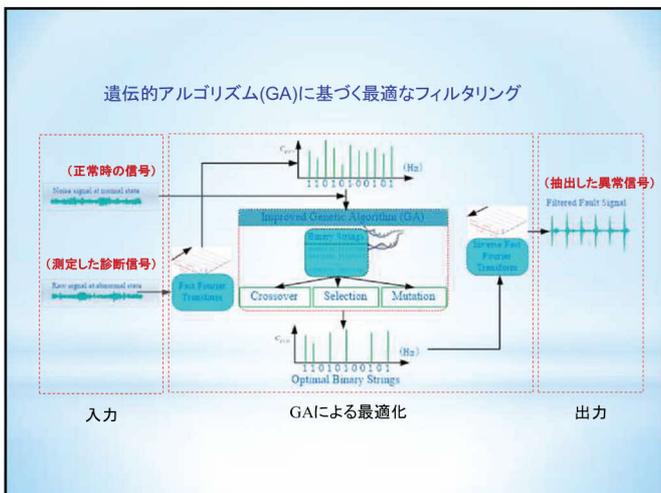
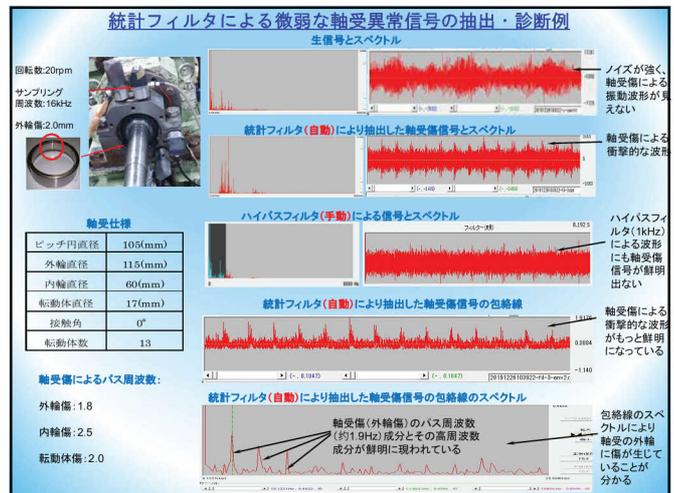
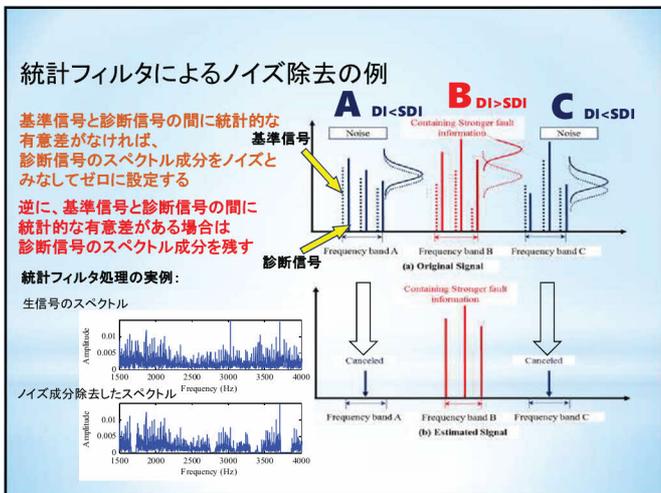
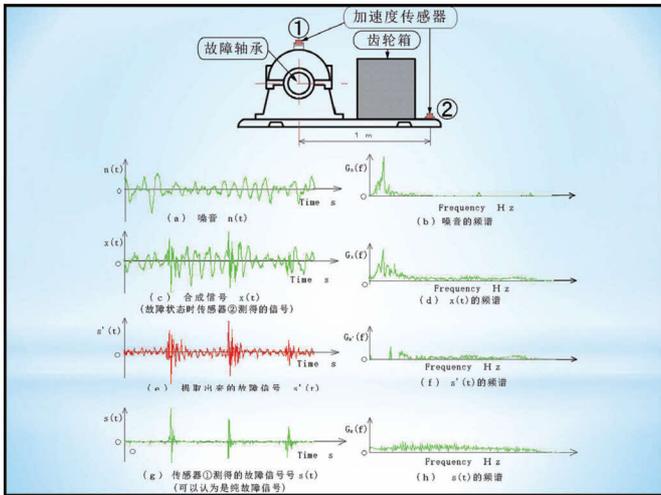


信号処理技術に関する理論と実践

理論(根拠) ↔ 実践(異常信号抽出)

設備の初期異常時に、または異常部位から離れた場所で測定した診断信号はノイズに強く影響され、異常信号成分が比較的微弱なので、このような診断信号から異常を検知することが困難である。よって、診断信号からノイズを除去して異常信号を抽出することは設備診断にとって最も重要な信号処理の内容である。





- ### 難しさ(問題点)
1. 正常時の信号が常に変化する時に、異常信号の抽出精度が悪くなる (対策: 正常信号の特徴を事前に十分な把握)
 2. 可変運転条件時に異常信号の抽出が困難 (対策: ショートFFTなどの活用)

特徴抽出技術に関する理論と実践

理論(根拠) ↔ 実践(異常信号の特徴解明)

回転機械異常時の振動信号やスペクトルの特徴は異常種類の識別時に重要な根拠であるが、これらの特徴は従来、理論的に解明されているもの(たとえば、軸受異常やアンバランス)があれば、理論的な解明がなく経験的あるいは統計的にまとめられたもの(一部の歯車異常や軸ミスアライメントなど)もある。

異常診断のための歯車の動的モデリング 1

2. 歯車のバネ係数, 固有振動数の計算法

(1) 歯のモデル

任意の接触点に於ける歯のコンプライアンス C_{ab} , バネ係数 K

$$C_{ab} = \frac{\delta_b}{F} = \frac{12 \cos^2 \alpha_F}{Eb} \int_0^{(Y_b - Y)} \frac{1}{(2x)^3} dy + \left(\frac{\cos^2 \alpha_F}{Gb} + \frac{\sin^2 \alpha_F}{Eb} \right) \int_0^{(2x)} \frac{1}{2x} dy$$

$$K = \frac{1}{C_{ab}}$$

(2) 歯車のバネ係数の合成

0 ~ γ 度 (2対噛み):

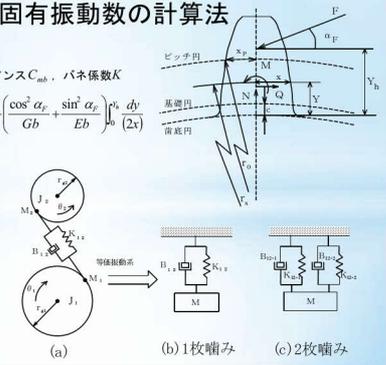
$$K_{12} = K_{12-1} + K_{12-2}$$

$\gamma \sim \varphi$ 度 (1対噛み):

$$K_{12} = \frac{K_1 \cdot K_2}{K_1 + K_2}$$

$\varphi \sim \beta_1 + \beta_2$ 度 (2対噛み):

$$K_{12} = K_{12-1} + K_{12-2}$$

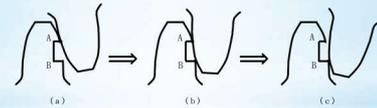


特徴抽出技術に関する理論と実践

— 歯車異常状態時の振動特徴解析 —

異常診断のための歯車の動的モデリング 1

3. 異常歯車のバネ係数



局所傷状態の歯車のバネ係数

$$K_{12} = \frac{K_{12A} \cdot K_{12B}}{K_{12A} + K_{12B}}$$

異常診断のための歯車の動的モデリング 1

教科書やハンドブックに正常状態の歯車の動的モデルしか載せていない。歯車異常時に生じる様々な変化を理論的に明らかにすれば、異常振動信号の発生メカニズムが解明できる

1. 噛み合い回転角について

(1) 正常状態での噛み合い回転角

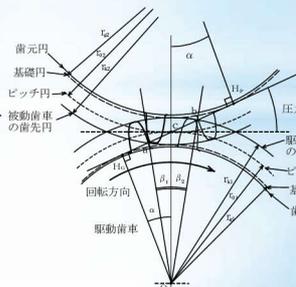
0 ~ γ 度: 2対噛み

$\gamma \sim \varphi$ 度: 1対噛み

$\varphi \sim (\beta_1 + \beta_2)$ 度: 2対噛み

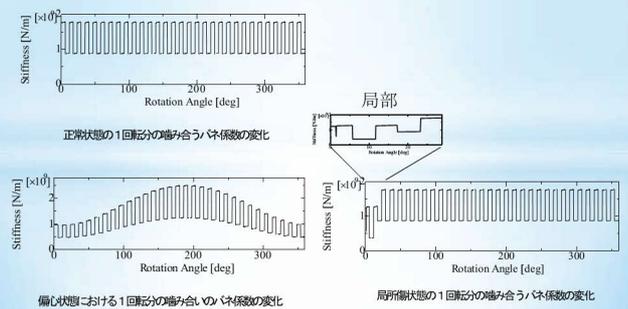
(2) 偏心状態で噛み合い

$$r_{01} = r_{01} - e \cdot \cos \theta$$

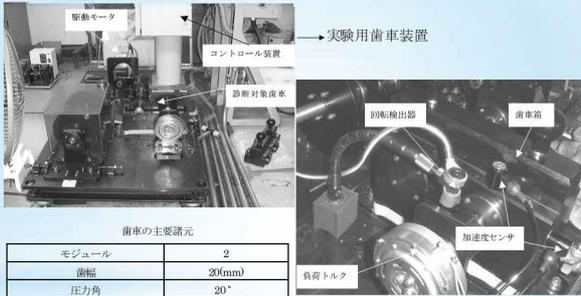


異常診断のための歯車の動的モデリング 1

4. 噛み合いのバネ係数のシミュレーション結果



異常診断のための歯車の動的モデリング 1



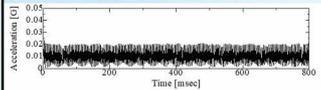
歯車の主要諸元

モジュール	2
歯幅	20(mm)
圧力角	20°
駆動歯車歯数 (正常)	55
被駆動歯車歯数 (正常, 異常)	75
負荷トルク	1.5(N·m)
正常時のバックラッシュ	0.5(mm)

センサーの配置

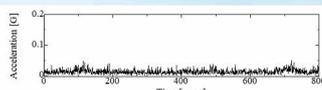
異常診断のための歯車の動的モデリング 1

シミュレーション結果

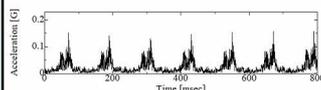


(a) 正常状態

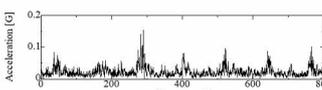
実験結果



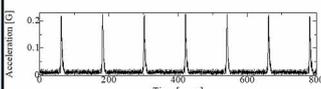
(a) 正常状態



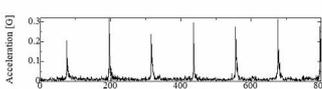
(b) 偏心状態



(b) 偏心状態



(c) 局所傷状態



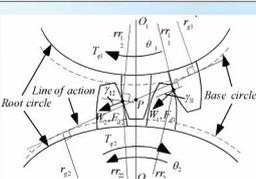
(c) 局所傷状態

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

教科書やハンドブックに載せている正常状態の歯車の動的モデルと違って、歯車に故障が起されば噛み合い点は基礎円の接線に沿わない
噛み合い力の作用方向も基礎円の接線に沿うとも限らない

- 異常歯車の振動方程式の導出

$$\begin{aligned}
 J_1 \ddot{\theta}_1 &= W_1 r_{11} \cos \gamma_{11} + W_2 r_{12} \cos \gamma_{12} \\
 &\quad - K_1 (r_{11} \cos \gamma_{11} \theta_1 - r_{21} \cos \gamma_{21} \theta_2) r_{11} \cos \gamma_{11} \\
 &\quad - K_2 (r_{12} \cos \gamma_{12} \theta_1 - r_{22} \cos \gamma_{22} \theta_2) r_{12} \cos \gamma_{12} \\
 &\quad - D (r_{11} \cos \gamma_{11} \dot{\theta}_1 - r_{21} \cos \gamma_{21} \dot{\theta}_2) r_{11} \cos \gamma_{11} \\
 &\quad - D (r_{12} \cos \gamma_{12} \dot{\theta}_1 - r_{22} \cos \gamma_{22} \dot{\theta}_2) r_{12} \cos \gamma_{12} \\
 J_2 \ddot{\theta}_2 &= -W_1 r_{21} \cos \gamma_{21} - W_2 r_{22} \cos \gamma_{22} \\
 &\quad + K_1 (r_{11} \cos \gamma_{11} \theta_1 - r_{21} \cos \gamma_{21} \theta_2) r_{21} \cos \gamma_{21} \\
 &\quad + K_2 (r_{12} \cos \gamma_{12} \theta_1 - r_{22} \cos \gamma_{22} \theta_2) r_{22} \cos \gamma_{22} \\
 &\quad + D (r_{11} \cos \gamma_{11} \dot{\theta}_1 - r_{21} \cos \gamma_{21} \dot{\theta}_2) r_{21} \cos \gamma_{21} \\
 &\quad + D (r_{12} \cos \gamma_{12} \dot{\theta}_1 - r_{22} \cos \gamma_{22} \dot{\theta}_2) r_{22} \cos \gamma_{22}
 \end{aligned}$$



歯車異常時の噛み合い

$\theta, K, D, W, r, \gamma$ はすべて時間の関数

上式の r_{ij}, γ_{ij} 歯同士との接触点の位置と噛み合い力の方向を示す各瞬間の $r_{ij}, \gamma_{ij}^{\circ}$ (つまり、接触点) を求めれば、その瞬間の K, D, W が求まり、上記の非線形方程式は数値計算により解ける

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

- 偏心時の中心距離

$$a + \delta\alpha = \sqrt{e^2 + a^2 - 2ea \cos(\pi - \theta_7)}$$

- 偏心時のピッチ円半径

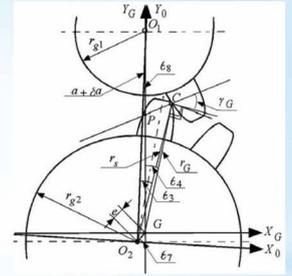
$$r_{p2}' = \frac{(a + \delta\alpha)z_1}{z_1 + z_2}$$

- 偏心時の圧力角

$$\alpha' = \alpha + \delta\alpha = \arccos(r_{g2}' / r_{p2}')$$

- 偏心時の接触点の座標

$$\begin{aligned}
 x_G &= x_0 \cos(\theta_8) + y_0 \sin(\theta_8) - e \sin(\theta_4) \\
 y_G &= -x_0 \sin(\theta_8) + y_0 \cos(\theta_8) - e \cos(\theta_4)
 \end{aligned}$$



偏心歯車の噛み合い

接触点の座標より、非線形振動方程式を解くためのパラメータ r_G, γ_G が求まる

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

- 横から見た歯面形状の座標

$$A_{0,1} = \begin{bmatrix} x_{0,1} \\ y_{0,1} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_5 & -\sin \theta_5 & 0 \\ \sin \theta_5 & \cos \theta_5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot A_{1,1} + \begin{bmatrix} 0 \\ A \\ 0 \end{bmatrix}$$

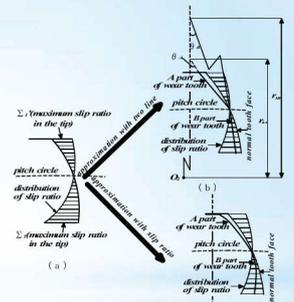
$$A_{0,2} = \begin{bmatrix} x_{0,2} \\ y_{0,2} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_6 & -\sin \theta_6 & 0 \\ \sin \theta_6 & \cos \theta_6 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot A_{2,2}$$

- 接触点の算出

- 両歯面が接する条件により接触点求められる

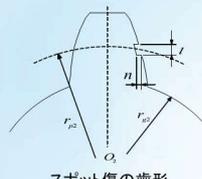
$$x_{2,2} = 2 \cos \theta_6 (x_{1,1} \cos \theta_5 - y_{1,1} \sin \theta_5) + \sin \theta_6 (x_{1,1} \sin \theta_5 + y_{1,1} \cos \theta_5 + A)$$

$$y_{2,2} = \cos \theta_6 (x_{1,1} \sin \theta_5 + y_{1,1} \cos \theta_5 + A) - \sin \theta_6 (x_{1,1} \cos \theta_5 - y_{1,1} \sin \theta_5)$$



本研究では、このような摩擦状態の解析モデルは「滑り摩擦」歯車とよぶ

異常診断のための歯車の動的モデリング 2



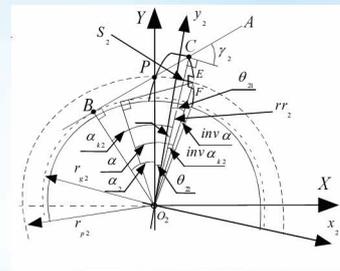
スポット傷の歯形

- スポット傷歯車の接触点は基礎円接線に沿う

$$\phi_2 = \theta_{21} + \text{inv} \alpha - \text{inv} \alpha_{k2}$$

$$\alpha_{k2} = \arccos \left(\frac{r_{g2}}{r r_2} \right)$$

$$\gamma_2 = \alpha_2 + \theta_{12} + \phi_2$$



$$r r_E = r_{p2} + \frac{l}{2}$$

$$r r_F = r_{p2} - \frac{l}{2}$$

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

1. 噛み合う一対歯のばね係数

$$K_i(t) = \frac{W_i}{\sum(\delta_{Bai} + \delta_{S_i} + \delta_{Gi}) + \delta_p} \quad (i = 1, 2)$$

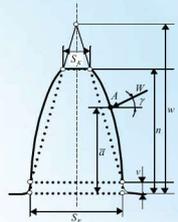
$$\delta_{Bi} = \delta_{Bai} + \delta_{Bbi}$$

$$\delta_{Bai} = \frac{12W \cos^2 \gamma}{EbS_f^3} v \left(\bar{a}^2 + \frac{v^2}{3} - \bar{a}v \right)$$

$$\delta_{Bbi} = \frac{6W \cos^2 \gamma (w-v)^3}{EbS_f^3} \left(\frac{w-\bar{a}}{w-v} \left(4 - \frac{w-\bar{a}}{w-v} \right) - 2 \ln \frac{w-\bar{a}}{w-v} - 3 \right)$$

$$\delta_{S_i} = \frac{2(v+1)W \cos^2 \gamma}{EbS_f^3} \left(v + (w-v) \ln \frac{w-v}{w-\bar{a}} \right)$$

$$\delta_{Gi} = \frac{24W \bar{a}^2 \cos^2 \gamma}{\pi EbS_f^2}$$



歯のモデル

δ_{Bai} : 長方形部分の曲げによるたわみ

δ_{Bbi} : 台形部分の曲げによるたわみ

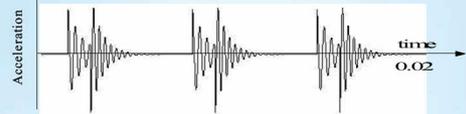
δ_{S_i} : せん断によるたわみ

δ_{Gi} : 基礎部の傾斜によるたわみ

δ_p : 歯面の接触による近寄り量

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

正常状態のシミュレーション波形と実験波形

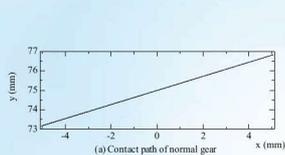


(a) Time wave of normal state by simulation (100rpm)

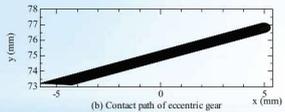


(b) Filtering time wave of normal state by test (100rpm)
(band-pass filter 1kHz~7kHz)

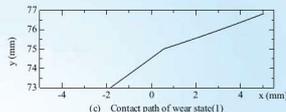
異常診断のための歯車の動的モデリング 2



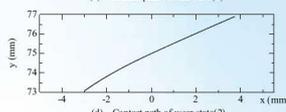
(a) Contact path of normal gear



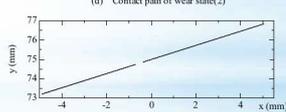
(b) Contact path of eccentric gear



(c) Contact path of wear state(1)



(d) Contact path of wear state(2)

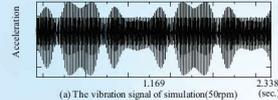


(e) Contact path of spot flaw gear

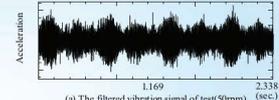
各状態の接触点軌跡

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

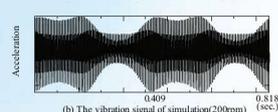
偏心状態のシミュレーション波形と実験波形



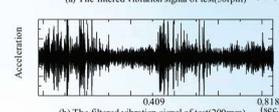
(a) The vibration signal of simulation(50rpm)



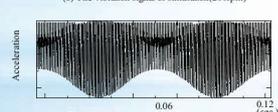
(a) The filtered vibration signal of test(50rpm)



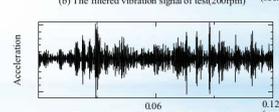
(b) The vibration signal of simulation(200rpm)



(b) The filtered vibration signal of test(200rpm)



(c) The vibration signal of simulation(1000rpm)

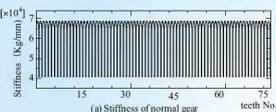


(c) The filtered vibration signal of test(1000rpm)

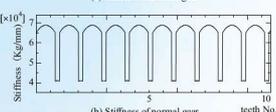
シミュレーション波形

実験波形

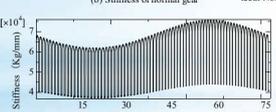
異常診断のための歯車の動的モデリング 2



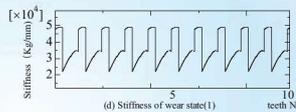
(a) Stiffness of normal gear



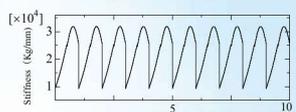
(b) Stiffness of normal gear



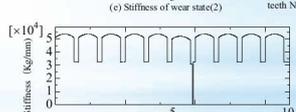
(c) Stiffness of eccentric gear



(d) Stiffness of wear state(1)



(e) Stiffness of wear state(2)



(f) Stiffness of spot flaw state

各状態のばね係数

異常診断のための歯車の動的モデリング 2

平面摩擦状態のシミュレーション波形と実験波形



(a) Time wave of wear state by simulation (100rpm)



(c) Time wave of wear state by simulation (200rpm)



(b) Time wave of wear state by test (100rpm)



(d) Time wave of wear state by test (200rpm)

難しさ(問題点)

- ばね係数と減衰係数を求めた時に使った色々なパラメータは実際との誤差 (難しい課題)
- 歯車以外の振動との連成振動やノイズの影響により、実際とシミュレーションとの差が生じる (難しい課題)

回転軸ミスアライメント状態の動的モデル

アングルミスアライメント

アングルミスアライメントの動的モデル

$$m_1 \frac{d^2 x}{dt^2} + c_1 \frac{dx}{dt} + k_1 x + k_2(x - S_1 - x_m \cos \alpha) + k_3(x - S_1 - x_m \cos \alpha) = 0$$

$$m_2 \frac{d^2 x_m}{dt^2} + c_2 \frac{dx_m}{dt} + k_2 x_m + k_3 \cos \alpha (x_m \cos \alpha + S_1 - x) + k_4 \cos \alpha (x_m \cos \alpha + S_1 - x) = 0$$

オフセットミスアライメント

オフセットミスアライメントの動的モデル

$$m_1 \frac{d^2 x}{dt^2} + c_1 \frac{dx}{dt} + k_1 x + k_2 \cos^2 \alpha (x \cos^2 \alpha - S_1 - x_m \cos^2 \alpha) + k_3 \cos^2 \alpha (x \cos^2 \alpha - S_1 - x_m \cos^2 \alpha) = 0$$

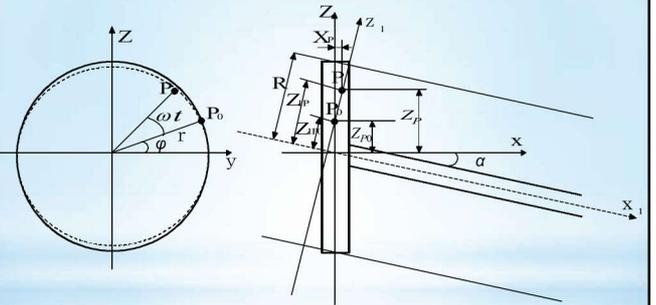
$$m_2 \frac{d^2 x_m}{dt^2} + c_2 \frac{dx_m}{dt} + k_2 x_m + k_3 \cos^2 \alpha (x_m \cos^2 \alpha + S_1 - x \cos^2 \alpha) + k_4 \cos^2 \alpha (x_m \cos^2 \alpha + S_1 - x \cos^2 \alpha) = 0$$

アングルミスアライメントの振動運動方程式 オフセットミスアライメントの振動運動方程式

特徴抽出技術に関する理論と実践

— 回転軸ミスアライメントの振動特徴解析 —

アングル・ミスアライメントの継ぎ手変位の解析



$$S_P = X_P = (Z_{1P} - Z_{1P0}) \sin \alpha = r \{ \sin(\omega t + \varphi) - \sin \varphi \cos \alpha \} \sin \alpha$$

回転軸ミスアライメント時の振動信号スペクトルの特徴(実験・観察により)

回転機械の故障(過剰振動)の原因

Causes of Excessive Vibration

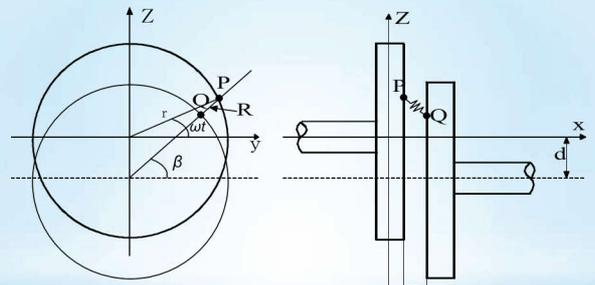
ミスアライメント その他 アンバランス

T. B. Woods

フレンジ ジョーフレックス

By Prof. Toyota Toshio

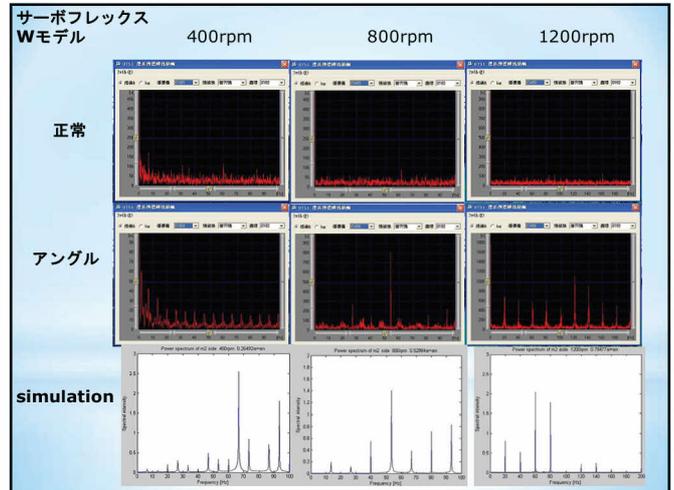
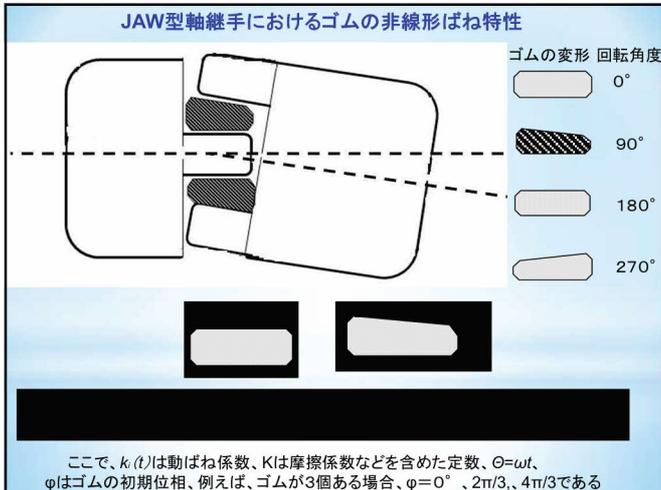
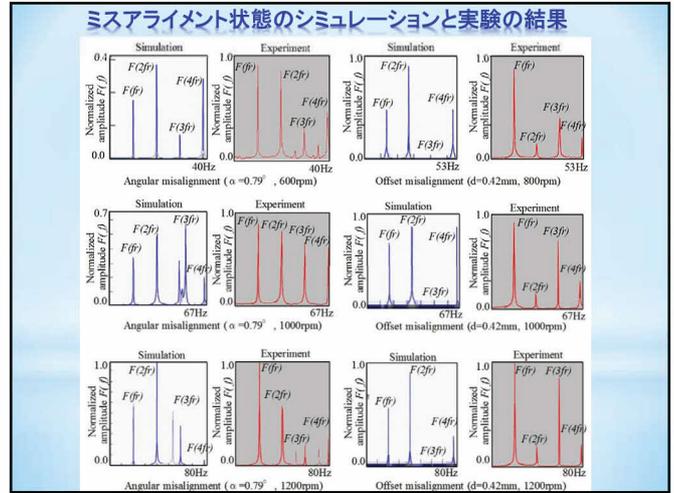
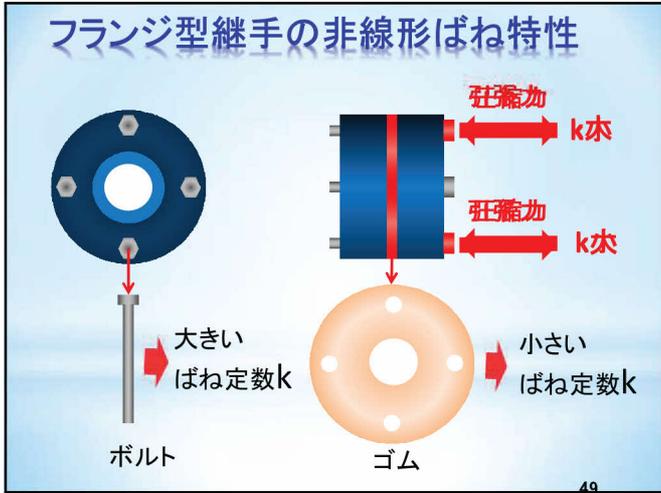
オフセット・ミスアライメントの継ぎ手変位の解析



$$S_{PQ} = R - R_0$$

$$R_0 = \sqrt{r^2 \left(1 - \frac{r}{\sqrt{r^2 + d^2}}\right)^2 + D^2 + \left(r \frac{d}{\sqrt{r^2 + d^2}} + d\right)^2}$$

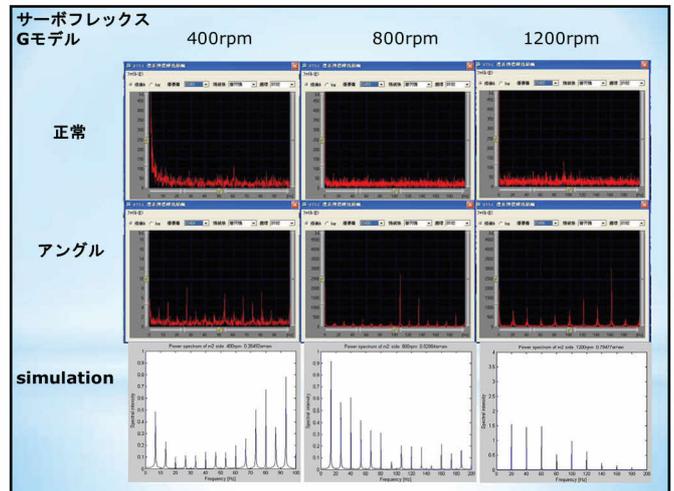
$$R = \sqrt{(P_x - Q_x)^2 + (P_y - Q_y)^2 + (P_z - Q_z)^2} = \sqrt{r^2 (\cos \omega t - \cos \beta)^2 + D^2 + (r \sin \omega t - r \sin \beta - d)^2}$$

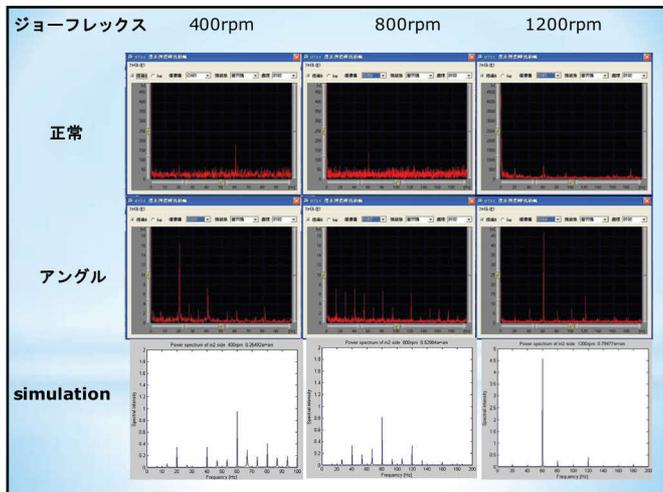


ミスアライメント状態の実験

- サンプリング周波数 5kHz
- サンプリング時間 36秒
- 実験内容：フランジ型軸継手の正常、アングル・ミスアライメント、アンバランス、緩み状態
- 回転数 600,800,1000,1200rpm

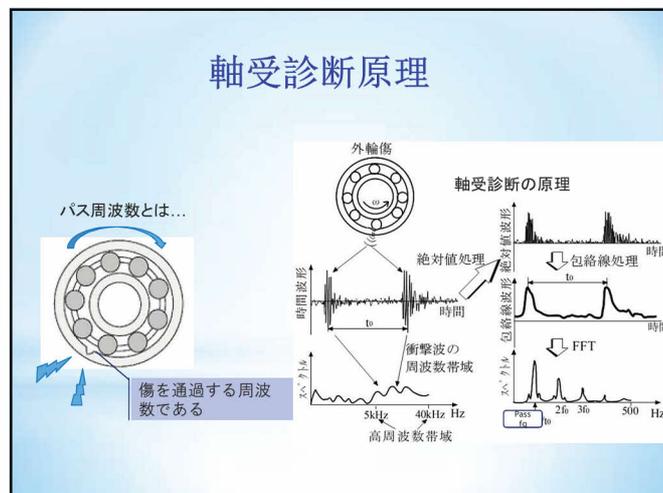
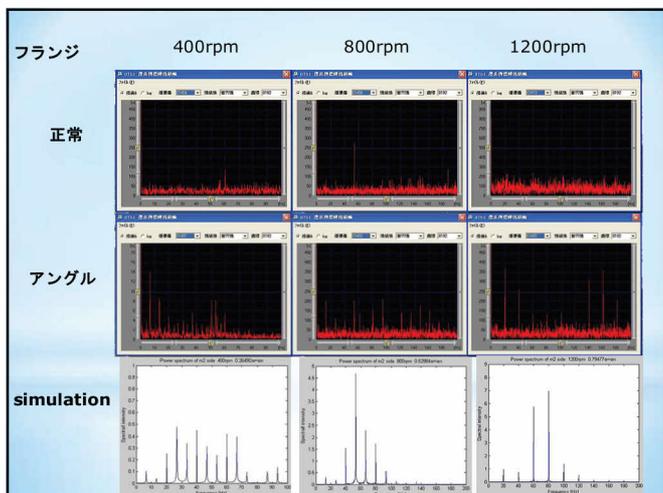
ALIGNEO会社のAlignment systems
Number 1 in laser precision alignment





特徴抽出技術に関する理論と実践

— 軸受複数傷のパス周波数の理論解析 —



- ### 難しさ(問題点)
1. 継手や軸系などのばね係数と減衰係数を精密的に求め難く、実際との誤差が生じる (難しい課題)
 2. 軸系以外の振動との連成振動、摩擦やノイズの影響により、実際とシミュレーションとの差が生じる (難しい課題)

パス周波数の計算式

$$f_o = \frac{z f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right)$$

$$f_i = \frac{z f_r}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right)$$

$$f_R = \frac{D f_r}{d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos \alpha \right)$$

Z=転動体数、f_r=回転数、d=転動体径、D=ピッチ円径、α=接触角

問題点

パス周波数を求める式は存在する

しかし ↓

傷が一つの時のみ

* 関数 $g(t)$ のフーリエ級数展開

$$g_f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) \right]$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T g(t) \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) dt ; \quad b_n = \frac{2}{T} \int_0^T g(t) \sin\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) dt$$

フーリエ変換によるスペクトル

$$G(f) = \int_{-\infty}^{\infty} g_f(t) e^{-2\pi i f t} dt$$

難しさ(問題点)

1. ノイズが強く、除去が難しい時に、パス周波数が鮮明でない
(対策: ノイズ除去と異常信号抽出の精度を高める)
2. 傷形状やフレーキング時のパス周波数も鮮明でない
(対策: 傷形状やフレーキング時の異常信号の解明)

単一の外輪傷の場合関数 $g_f(t)$

$$g(t) = \begin{cases} 0 & (0 \leq t \leq t_0 - \Delta t) \\ \sin(\omega t + \varphi) & (t_0 - \Delta t \leq t \leq t_0 + \Delta t) \\ 0 & (t_0 + \Delta t \leq t \leq T) \end{cases}$$

外輪傷が2つの場合の関数 $g_f(t)$

$$g(t) = \begin{cases} 0 & (0 \leq t \leq t_1 - \Delta t_1) \\ A_1 \sin(\omega_1 t + \varphi_1) & (t_1 - \Delta t_1 \leq t \leq t_1 + \Delta t_1) \\ 0 & (t_1 + \Delta t_1 \leq t \leq t_2 - \Delta t_2) \\ A_2 \sin(\omega_2 t + \varphi_2) & (t_2 - \Delta t_2 \leq t \leq t_2 + \Delta t_2) \\ 0 & (t_2 + \Delta t_2 \leq t \leq t_1 + t_0 - \Delta t_1) \end{cases}$$

特徴抽出技術に関する理論と実践

ベルト駆動装置異常時の周波数特徴の理論解析

単一傷と複数傷のスペクトル比較

単一傷

$$G_s(f) = \frac{1}{2} \{ p(\delta(f - n f_0) + \delta(f + n f_0)) - q i(\delta(f - n f_0) + \delta(f + n f_0)) \}$$

複数傷

$$G_m(f) = \frac{1}{2} \{ X(\delta(f - n f_0) + \delta(f + n f_0)) - Y i(\delta(f - n f_0) + \delta(f + n f_0)) \}$$

$x \neq 0$ に対して、 $\delta(x) = 0$, かつ $\int_{-\infty}^{\infty} \delta(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \delta(x) dx = 1$

両方とも $f = n f_0 = n / t_0$ の時にピークが現れることがわかる

よって、従来の懸案である、パス周波数: 単一傷 = 複数傷 理論と実験で証明・解決できた。

ベルトやチェーンおよびプーリの局所異常の診断

欠陥などがあるプーリの一回転分のパルス波形

$$f_{p1} = 1/t_{p1} = 1/(60/N_p)$$

$$f_{p2} = 1/t_{p2} = 1/(30\beta_p/\pi N_p)$$

ベルトの一回転分のパルス波形

$$f_{b1} = 1/t_{b1} = 1/(30\beta_b/\pi N_b)$$

$$f_{b2} = 1/t_{b2} = 1/(t_{b1} + 30L/\pi r_p N_p)$$

$$f_{b3} = 1/t_{b3} = 1/(t_{b2} + 30\beta_b/\pi N_b)$$

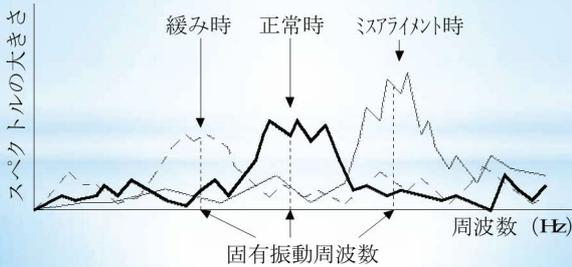
$$f_{b4} = 1/t_{b4} = 1/(t_{b3} + 30L/\pi r_p N_p)$$

ベルトの緩み、ミスアライメントの診断

ベルト横振動の運動方程式 ベルトk次固有振動数

$$\rho \left(\frac{\partial y}{\partial t} - v \frac{\partial y}{\partial x} \right)^2 - T \frac{\partial^2 y}{\partial x^2} + EI \frac{\partial^4 y}{\partial x^4} = 0 \quad \xrightarrow{\text{近似解}} \quad f_k = \frac{k}{2L} \sqrt{\frac{T}{\rho} \left(1 + \frac{k^2 \pi^2 EI}{L^2 T} \right)}$$

x,y:座標、ρ:ベルトの密度、v:ベルト移動速度、T:ベルト張力、EI:ベルト剛性、L:ベルトスパン長



特徴抽出技術に関する理論と実践

— 状態診断用の特徴パラメータ —

難しいさ(問題点)

1. ベルトの張力によって振動パルス波形の強さが変わる (対策:まず適正張力診断を行った後、ベルトとプールの状態を診断)
2. 運転中の張力Tの算出が難しく、測定した振動波形は他の振動にも影響される (難しい課題)

異常検出および異常種類の識別を行うために、診断信号から設備状態を定量的かつ鋭敏的に反映する特徴量が必要である。

設備診断用の特徴パラメータの例

- | | |
|--|--|
| <p>有次元:</p> <ul style="list-style-type: none"> p1:実効値 p2:ピーク値 <p>無次元:</p> <ul style="list-style-type: none"> p3:歪度 p4:尖度 p5:波形率 p6:極大値の歪度 p7:極大値の尖度 p8:極小値の歪度 p9:極小値の尖度 | <ul style="list-style-type: none"> p10:極大値の数/ゼロクロス数 p11:極小値の数/平均値クロス数 p12:極大値の数/極小値の数 p13:+0.5σクロス数/-0.5σクロス数 p14:+1.0σクロス数/-1.0σクロス数 p15:スペクトルの歪度 p16:スペクトルの尖度 p17:単位時間当たり時間平均をクロスする頻度 p18:波形の安定指数 p19:スペクトル幾何平均 p20:軸受外輪バス周波数成分率 p21:軸受内輪バス周波数成分率 p22:軸受回転体バス周波数成分率 |
|--|--|

特徴抽出技術に関する理論と実践

理論(根拠) ↔ 実践(異常信号の特徴解明)

異常検出および異常種類の識別を行うために、診断信号から設備状態を定量的かつ鋭敏的に反映する特徴量が必要である。

自動精密診断機能・軸受診断例

回転数:40rpm
サンプリング周波数:16kHz
外輪径:2.0mm

1 簡易診断: 軸受異常有無の自動判定
識別方法: 特徴パラメータによる総合判定
特徴パラメータ: ピーク値、時間・周波数ヒストグラム、尖度、衝撃度 (γ+)

2 精密診断: 異常種類の自動識別
診断方法: 軸受精密診断専用特徴パラメータおよびスペクトルの適応処理による総合判定
特徴パラメータ: SPFx

$$SPFx = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n F_{\theta}(f_i)}{\sum_{i=1}^n P_{\theta}(f_i)} \right\} \cdot \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n F_{\phi}(f_i)}{\sum_{i=1}^n P_{\phi}(f_i)} \right\}$$

$F_{\theta}(f_i)$, $F_{\phi}(f_i)$: それぞれ診断時、正常時の軸受損傷バス周波数成分
 $P_{\theta}(f_i)$, $P_{\phi}(f_i)$: それぞれ診断時、正常時の軸受損傷バス周波数成分
x: O(外輪径), I(内輪径), E(回転体径)

カーソルをここにおけば、自動精密診断結果が表示される

精密診断の信頼性: 9%
アンバランス 過み
ミスアライメント

軸受異常の可能性: 95%
異常原因: 外輪径

精密診断の信頼性: 95%
アンバランス 過み
ミスアライメント

軸受異常の可能性: 95%
異常原因: 内輪径

構造系異常診断専用の特徴パラメータおよび歯車異常診断専用の特徴パラメータを用いて、構造系異常および歯車異常の自動精密診断も行える。

自動精密診断機能・構造系異常診断例

アンバランス 回転数:1200rpm サンプル周波数:4kHz

1 簡易診断: 構造系異常有無の自動判定
 識別方法: 特徴パラメータによる総合判定
 特徴パラメータ: 速度実効値、加速度実効値、時間・周波数ヒストグラム

2 精密診断: 異常種類の自動識別
 診断方法: 構造系異常精密診断専用特徴パラメータおよびスペクトルの適応処理による総合判定
 特徴パラメータ: SPTFx

$$SPTF_x = \left\{ \sum_{i=1}^n F_{i_c}(f_c) / \sum_{i=1}^{f_c^{max}} P_{i_c}(f_c) \right\} / \left\{ \sum_{i=1}^n F_{i_s}(f_s) / \sum_{i=1}^{f_s^{max}} P_{i_s}(f_s) \right\}$$

$P_{i_c}(f_c)$, $P_{i_s}(f_s)$: それぞれ診断時と正常時の回転周波数成分
 $P_{i_c}(f_c)$, $P_{i_s}(f_s)$: それぞれ診断時と正常時の回転周波数成分の高調波成分

歯車異常診断専用の特徴パラメータを用いて、歯車異常の自動精密診断も行える。

特徴パラメータより信号の特徴をもっと直接に反映できるヒストグラム

送風機の各異常の例

The impulsive bearing flaw	Outer race	Inner race	Roller
The flaking caused by fatigue	Outer race flaking	Inner race flaking	
The unevenly distribution of the mass around the axis	Static unbalance	Dynamic unbalance	
The looseness of the bolt	Looseness		

(a) The appearance of the centrifugal fan.
 (b) The sensor for rotating speed.
 (c) The bearing house and accel estimator.

■ 対象物や状態などによって信号の確率分布(ヒストグラム)が変う

時間領域および周波数領域のヒストグラムの特徴を直接解析する利点:

- どのような分布に従う信号もその特徴を直接抽出できる;
- 対象部品の仕様を調べる必要がない;
- 診断感度が高い特徴パラメータを選択する必要がない。

難しさ(問題点)

- 様々な異常検出・異常種類識別のための最適な特徴パラメータが見つかり難い。
(対策: AIを活かす)
- 精密診断用の特徴パラメータはノイズや異常程度などにより精度が悪くなる場合もある。
(対策: AIと併用)

時間・周波数領域ヒストグラムによる状態診断

振動波形の時間領域のヒストグラム

振動波形の周波数領域のヒストグラム (スペクトル)

多変量解析(主成分分析法、正準判別分析法)によるヒストグラムの統合

遺伝的プログラミングによるヒストグラムの統合

ニューラルネットワークによるヒストグラムの統合

特徴抽出技術に関する理論と実践

— 時間・周波数領域のヒストグラム解析 —

難しさ(問題点)

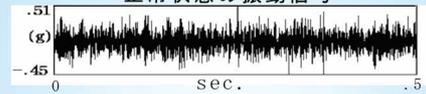
- ノイズがよく除去しなければ、時間領域のヒストグラムの形状は状態に反映できない。
(対策: ノイズ除去の精度を高め、特徴周波数帯域別(ノイズが弱い帯域)のヒストグラムを求める)
- 周波数領域のヒストグラムは実際によく変動するため、判定結果のバラツキが大きい。
(対策: 状態を反映した平均スペクトルを用いる)

特徴抽出技術に関する理論と実践

— 最適な特徴パラメータの自動抽出 —

例えば、次の2状態の信号を識別する時

正常状態の振動信号



ミスアライメント状態の振動信号



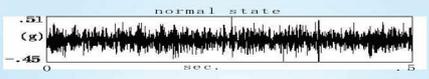
任意に選んだ特徴パラメータの識別率が低い

パラメータ	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀
識別率	79.4	80.5	77.9	80.2	64.1	84.9	87.7	78.8	79.4	91.3

最終的に識別率≒100%の特徴パラメータが得られる

$$\{(p_8-p_3)p_1^{-2}-p_4-p_6-p_7^{-1}p_9\} \{p_5+p_{10}+(p_1+p_6)^{-1}\}^{-1}$$

良い特徴パラメータが簡単に見つからない



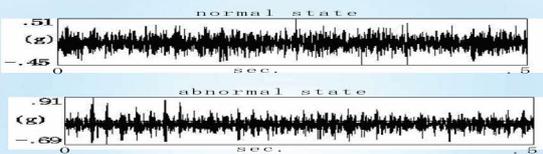
Skewness:
$$p_1 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(N-1) \sigma^3}$$

Kurtosis:
$$p_2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(N-1) \sigma^4}$$

難しさ(問題点)

最適な特徴パラメータの探索は学習データが必要であるから、現場で各状態の学習データを得ることが難しい。
(難しい課題: AIによる知的設備診断法の共通課題)

遺伝的アルゴリズムによる特徴パラメータの自己再組織化

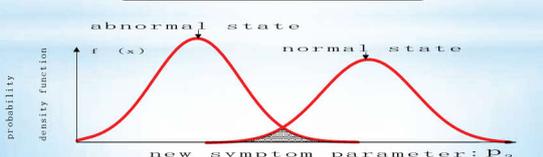


$$p_2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(N-1) \sigma^4}$$

$$p_1 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(N-1) \sigma^3}$$

Self-reorganizing

$$p_3 = \sqrt{\frac{p_1^2}{p_2^3} + p_2^4} + p_1 p_2^3$$



簡易診断技術に関する理論と実践

理論(根拠) ↔ 実践(異常検出と傾向管理)

簡易診断の役割は、設備状態を特徴パラメータにより定量的に評価し、異常の有無(状態変化の有無)および異常の程度(注意・危険状態)を判別すると共に、設備状態の傾向を管理することである。簡易診断の精度が良ければ、ほとんどの重大事故を未然に防ぐことができる。

簡易診断技術に関する理論と実践

— 判定基準の設定法 —

複数特徴パラメータの判定結果の統合

複数の特徴パラメータを用いて状態判定する場合、それぞれの特徴パラメータの判定結果を統合して、最終的に設備状態を判定する必要がある。

設備状態は「正常」、「準正常」、「注意」、「危険」、「停止」に分けられる。

複数の特徴パラメータで違う判定結果が得られた時には、一般に「状態が悪い」と判定した特徴パラメータの判定結果が優先される。たとえば、RMSで「注意」と判定され、PEAKで「危険」と判定された場合、最終的な判定結果は「危険」と判定される。

振動測定時の不確定要素を考慮すれば、上記のような単純な手法より統計的な判定法は有効な場合が多い。そのため、Dempster & Shafer 確率理論が比較的有効な手法と考えられる。

有次元特徴パラメータの相対判定基準

I	II	III	
K_{L,C_i}	K_{M,C_i}	K_{H,C_i}	危険レベル
K_{L,C_i}	K_{M,C_i}	K_{H,C_i}	注意レベル
C_i	C_i	C_i	準正常レベル
			正常レベル

(1) $C = \mu + 3\sigma$

低周波数領域の K_i はISO判定基準 (ISO10816) の比率を参照して、一般に、 $K_{L,C_i}=2.5$ 、 $K_{M,C_i}=6.5$ 中・高周波数領域においては、経験値として、 $K_{M,C_i}=3$ 、 $K_{H,C_i}=9$ 、 $K_{H,C_i}=4$ 、 $K_{H,C_i}=12$

条件: 特徴パラメータが正規分布に従う。

(2) $C = \text{平均値}\mu^* (1.5 \sim 2.0)$

基準作成データの分布や数に影響されにくいから、現場で経験的に用いられている。

- I: 低周波数領域 (1kHz以下) の振動速度 (mm/s) の絶対平均値AVE、または実効値RMSを用いる。
- II: 中周波数領域 (1kHz~10kHz) の振動加速度(g) の絶対平均値AVE、または実効値RMSを用いる。
- III: 高周波数領域 (5kHz~40kHz) の振動加速度(g) の絶対平均値AVE、または実効値RMS、またはピーク値PEAKを用いる。

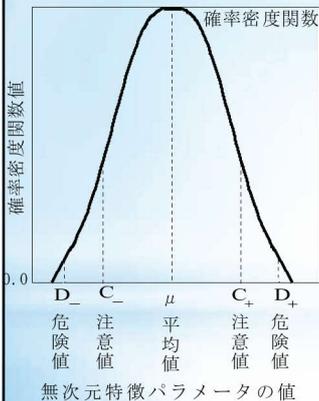
Dempster & Shafer 確率理論

各無次元特徴パラメータ $p_1 \sim p_N$ の異常の可能性 (度合) を a_1, a_2, \dots, a_N とすると、統合後の異常の可能性 (度合 A_a) は下式で求められる。

$$A_a = \frac{\sum_{i=1, j=1, i \neq j}^N a_i \times a_j}{M - \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^M (1 - a_i) \times (1 - a_j)}$$

また、統合後の正常の可能性 (度合) は $N_n = 1 - A_a$ となる。

無次元特徴パラメータの判定基準



絶対判定基準 (経験値):

歪度 (SK): $C_- = 1, C_+ = 1, D_- = -3, D_+ = 3$

尖度 (KU): $C_- = 1, C_+ = 6, D_- = 0.5, D_+ = 15$

波高率 (CF): $C_- = 1.5, C_+ = 4, D_- = 1, D_+ = 10$

相対判定基準 (経験値):

正規分布に従う時、

$C_- = \mu - 3\sigma, C_+ = \mu + 3\sigma$

$D_- = \mu - 6\sigma, D_+ = \mu + 6\sigma$

正規分布に従わない時 (経験的)、

$C_- = -K_C \mu, C_+ = K_C \mu$

$D_- = -K_D \mu, D_+ = K_D \mu$

基本確率

メディア 1		メディア 2	
m_1 (晴れ)	= 0.5	m_2 (晴れ)	= 0.6
m_1 (~晴れ)	= 0.2	m_2 (~晴れ)	= 0.1
m_1 (晴れ, ~晴れ)	= 0.3	m_2 (晴れ, ~晴れ)	= 0.3

基本確率計算表

m_1	m_2	晴れ	0.6	~晴れ	0.1	晴れ, ~晴れ	0.3
晴れ	0.5	晴れ	0.3	φ	0.05	晴れ	0.15
~晴れ	0.2	φ	0.12	~晴れ	0.02	~晴れ	0.06
晴れ, ~晴れ	0.3	晴れ	0.18	~晴れ	0.03	晴れ, ~晴れ	0.09

$$m_3(A_k) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = A_k} m_1(A_i) m_2(A_j)}{1 - \sum_{A_i \cap A_j = \phi} m_1(A_i) m_2(A_j)}$$

$$m_3(\{\text{晴れ}\}) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = \{\text{晴れ}\}} m_1(A_i)m_2(A_j)}{1 - \sum_{A_i \cap A_j = \phi} m_1(A_i)m_2(A_j)}$$

$$= \frac{0.3+0.15+0.18}{1-(0.05+0.12)} \doteq 0.76$$

$$m_3(\{\sim\text{晴れ}\}) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = \{\sim\text{晴れ}\}} m_1(A_i)m_2(A_j)}{1 - \sum_{A_i \cap A_j = \phi} m_1(A_i)m_2(A_j)}$$

$$= \frac{0.02+0.06+0.03}{1-(0.05+0.12)} \doteq 0.13$$

$$m_3(\{\text{晴れ}, \sim\text{晴れ}\}) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = \{\text{晴れ}, \sim\text{晴れ}\}} m_1(A_i)m_2(A_j)}{1 - \sum_{A_i \cap A_j = \phi} m_1(A_i)m_2(A_j)}$$

$$= \frac{0.09}{1-(0.05+0.12)} \doteq 0.11$$

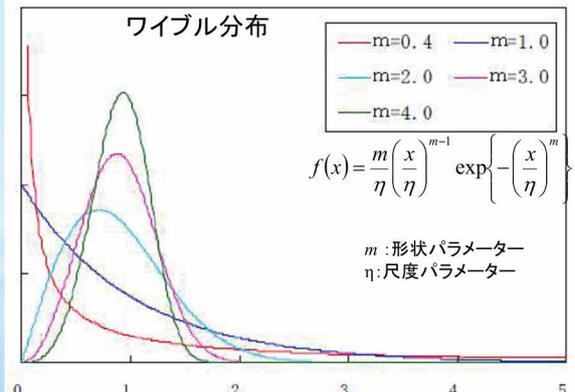
簡易診断技術に関する理論と実践

— ワイブル分布による状態判定法 —

有・無次元特徴パラメータの判定結果の統合

有次元特徴パラメータ (A _y)	無次元特徴パラメータ (A _e)											
	正常 (～20%)				注意 (21%～70%)				危険 (71%～)			
	正常	注意	危険	停止	正常	注意	危険	停止	正常	注意	危険	停止
正常 (～15%)	100	0	0	0	60	40	0	0	30	40	20	10
注意 (16%～60%)	60	40	0	0	30	40	20	10	20	30	30	20
危険 (61%～90%)	30	40	20	10	20	30	30	20	10	10	30	50
停止 (91%～)	20	30	30	20	10	10	30	50	0	0	20	80

従来特徴パラメータの値が正規確率密度分布に従うと仮定する 경우가多いが、現場で実測した特徴パラメータは正規確率密度分布に従わない場合も多いから、正常状態の限界値に用いられる「 $\mu \pm 3\sigma$ 」は、正規確率密度分布から求めると、誤判定の可能性はある。よって、ワイブル分布を用いた方が殆どの場合に対処できる。



難しさ(問題点)

- (1) 相対基準精度は作成用のデータの質に大きく影響される。
(対策: 相対判定基準の適時更新)
- (2) 設備状況に応じた判定基準統合法を最適に決めにくい。
(難しい課題: AIによる決定法の模索)

特徴パラメータがワイブル分布に従う時の μ と σ

$$f(x) = \frac{m}{\eta} \left(\frac{x}{\eta}\right)^{m-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^m\right\}$$

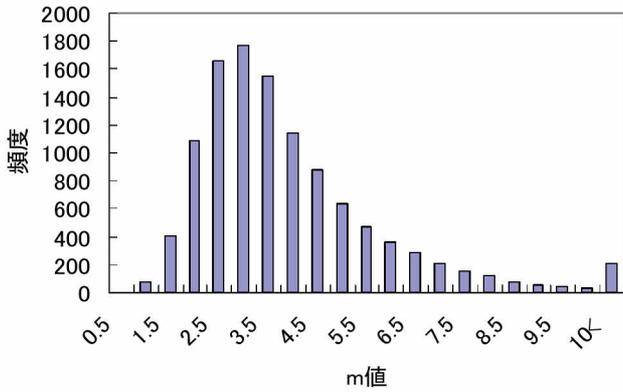
$$\mu = \alpha^{\frac{1}{m}} \Gamma\left(\frac{1}{m} + 1\right)$$

$$\sigma^2 = \alpha^{\frac{2}{m}} \left\{ \Gamma\left(\frac{2}{m} + 1\right) - \Gamma^2\left(\frac{1}{m} + 1\right) \right\}$$

特徴パラメータが正規分布に従う時の μ と σ

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})}{N} \quad \sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N-1}$$

実データにおけるm値のヒストグラム（速度の実効値）

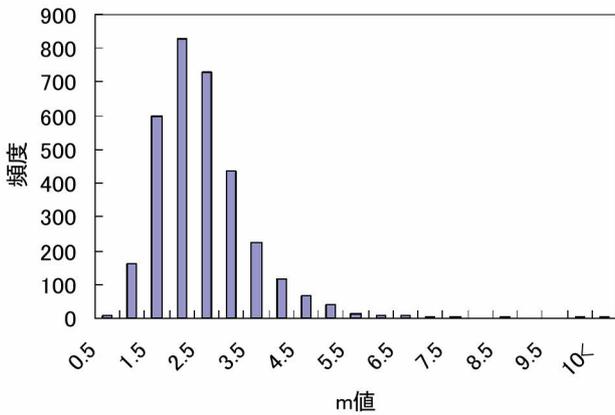


簡易診断技術に関する理論と実践

— AIによる自動簡易診断法 —

ラフ集合を局所線形補間ニューラルネットワークによる知的診断法

実データにおけるm値のヒストグラム（加速度の実効値）



ニューラルネットワークの問題点

1. 矛盾のデータがあれば、収束しない。

入力	出力
1,1	=> 1,0
0,0	=> 0,1
1,1	=> 0,1
0,0	=> 1,0
0,0	=> 1,0

1,1	=> 0.5, 0.5
0,0	=> 0.7, 0.3

2. 構造決定の理論根拠がなく、試行錯誤
3. 出力は基本的に0か1

ラフ集合を局所線形補間ニューラルネットワークによる知的診断法の提案

難しさ(問題点)

判定基準作成用のデータが十分に蓄積されていないと、求めた分布の精度がよくない。
(対策: データの検証、分布計算の更新など)

局所線形補間型ニューラルネットワークによる簡易診断の例

Teaching data for the fuzzy neural network
(with same measurement point and direction and same frequency area)

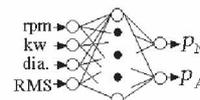
rpm	kw	dia.	RMS	P_N	P_A
			$0.5 \times X_{N(\min)}$	1.00	0.00
			$X_{N(\min)}$	0.70	0.30
			$X_{N(\max)}$	0.30	0.70
			$2.5 \times X_{N(\max)}$	0.00	1.00

$X_{N(\max)}$: Maximum value of X_N

$X_{N(\min)}$: Minimum value of X_N

P_N : possibility of normal state

P_A : possibility of abnormal state



An example in a real plant

rpm	kw	dia.	RMS	P_N	P_A
206	160	100	0.31	1.00	0.00
			0.62	0.70	0.30
			2.74	0.30	0.70
			6.85	0.00	1.00
228	30	50	0.39	1.00	0.00
			0.78	0.70	0.30
			2.01	0.30	0.70
			5.02	0.00	1.00
253	30	65	0.49	1.00	0.00
			0.97	0.70	0.30
			1.43	0.30	0.70
			3.58	0.00	1.00
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Table 1. Values of symptom parameters in each state

	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}
Normal :	1.39	0.34	1.01	2.28	2.61	1.72	-0.20	0.90	1.44	-0.01
Misalignment :	1.25	0.55	1.88	1.59	4.41	1.39	-0.66	0.81	1.10	-0.01
Unbalance :	1.24	0.58	2.14	1.50	4.34	1.36	-0.63	0.81	1.11	-0.01
Looseness :	1.09	4.37	43.1	3.94	7.82	1.26	0.20	0.85	1.61	-0.00

This table shows the example of values of the initial symptom parameters calculated by using the time signals of vibration in each state.

Table 2. Knowledge of diagnosis for PNN learning

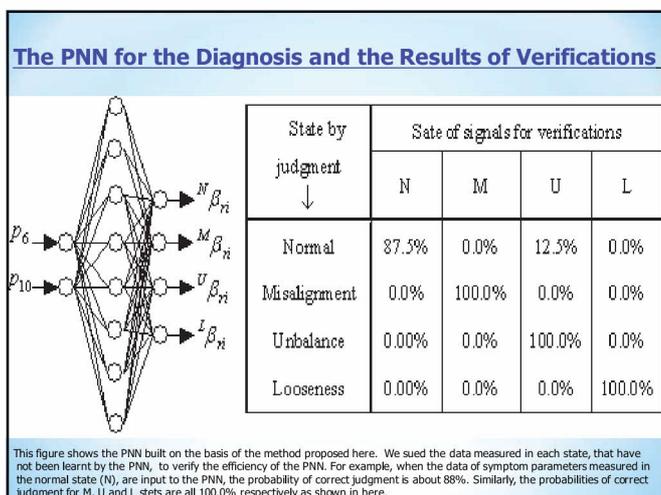
	Input data (SP)		Teacher data			
	p_6	p_{10}	$N\beta_{ri}$	$M\beta_{ri}$	$U\beta_{ri}$	$L\beta_{ri}$
Normal :	8	5	1	0	0	0
Misalignment :	1	3	0	1	0	0
Unbalance :	5	5	0	0	1	0
Looseness :	2	4	0	0	0	1

In this case, after the redundant symptom parameters in the initial sets of symptom parameters are removed, we can distinguish each state by only using p_6 and p_{10} as shown in this table. The rough sets in this table are the acquired knowledge of diagnosis for the PNN learning. Here, β 's are the probabilities of each state.

精密診断技術に関する理論と実践

理論(根拠) ↔ 実践(異常種類の識別)

簡易診断で異常が検出された後、異常種類を特定し、余寿命を予測するために、精密診断を行う必要がある。



精密診断技術に関する理論探求

— 3値論理ファジィによる精密診断法 —

難しさ(問題点)

学習データが必要であるが、現場で各状態の学習データを得ることが難しい。

(難しい課題: AIによる知的設備診断法の共通課題)

なお、正常状態の信号は取れやすいので、異常検出(正常か異常かの識別)には有効

三値ファジィ診断理論



三値ロジック理論 (three-valued logic, or trinary logic, trivalent, ternary, or trilean, 3VL) は、ポーランド学者Jan Łukasiewiczによって提案され、パターン認識分野で広く応用されている。

本研究では、三値論理とファジィ理論を融合した「三値逐次ファジィ診断理論 (TLFD診断理論)」を提案した。

三値ロジック演算法則: $1*1=1, (-1)*(-1)=1, 1*(-1)=(-1)*1=0$

ここで、「*」はマッチングを表す。

しかし、設備診断時に「1」(状態A)か「-1」(状態Aでない)か、明白にでない場合、つまり「曖昧」の場合が良くある。

三値ファジィ診断理論

TLFD診断理論の説明:

(a) 2状態が識別可能

Possibility functions of states ℓ' and ℓ

$g^{(\ell')}(x_i) * g^{(\ell)}(x_i) \neq \Phi(x_i)$

(b) 2状態が完璧に識別

Possibility functions of states ℓ' and ℓ

$g^{(\ell')}(x_i) * g^{(\ell)}(x_i) = \Phi(x_i) \quad \Phi(x_i) = 0$

(c) 曖昧なしの識別

Possibility function for state diagnosis and state ℓ

$g^{(\ell)}(x_i) * f(x_i) = g^{(\ell)}(x_i)$

(d) 曖昧ありの識別

Possibility function for state diagnosis and state ℓ_0

$g^{(\ell_0)}(x_i) * f(x_i) \neq \Phi(x_i)$

ファジィ理論や可能性理論により診断する必要がある

ファジィ診断例

(A) O-I

$w_c = 95.3\%$
 $w_l = 47.6\%$
 $w_x = 0.3\%$

外輪傷と内輪傷をモデルとした場合、外輪傷状態の可能性が95.3%、内輪傷状態の可能性が47.6%、他の状態の可能性が0.3%である。

(B) O-E

$w_o = 97.1\%$
 $w_e = 35.5\%$
 $w_x = 0.1\%$

外輪傷と転動体傷モデルでは外輪傷の可能性が97.1%である。

(C) O-OE

$w_o = 96.6\%$
 $w_{oe} = 64.7\%$
 $w_x = 0.1\%$

外輪傷と外輪・転動体傷の複合モデルでは外輪傷の可能性が96.6%である。

(D) O-IE

$w_o = 96.9\%$
 $w_{ie} = 24.4\%$
 $w_x = 0.4\%$

外輪傷と内輪・転動体傷複合モデルでは外輪傷の可能性が96.9%である。

サポートベクターマシンの適用

(support vector machine: SVM)

- SVMで分類問題を解決するために重要なことは、最適な分類線を構成することである。
- 実問題で線形分離可能な場合は少ない。

信号測定

特徴パラメータの算出
識別率が上位の特徴パラメータを二つ選出

SVMによる最適な分類線の獲得

複合特徴パラメータの生成

ファジィ理論による異常状態を自動的に識別

最適な分類線
(方程式: $a \cdot P_1 + b \cdot P_2 + c = 0$)

o: normal state (N) * : outer race flow (O)

▶ 若干の識別誤差を許せる範囲を設け、最適な分類線探索の制約条件を緩めれば、SVMを用いて常に最適な線形分類線のみを探索・構成することができる。いわゆる「ソフトマージン法」である。

難しさ(問題点)

学習データが必要であるが、現場で各状態の学習データを得ることが難しい。
(難しい課題: AIによる知的設備診断法の共通課題)

複合特徴パラメータの生成

信号測定

特徴パラメータの算出
識別率が上位の特徴パラメータを二つ選出

SVMによる最適な分類線の獲得

複合特徴パラメータの生成

ファジィ理論による異常状態を自動的に識別

複合特徴パラメータ (SSP) の計算式:

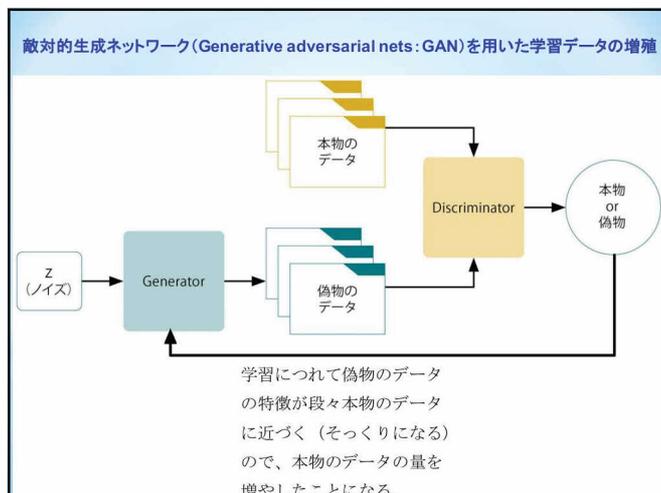
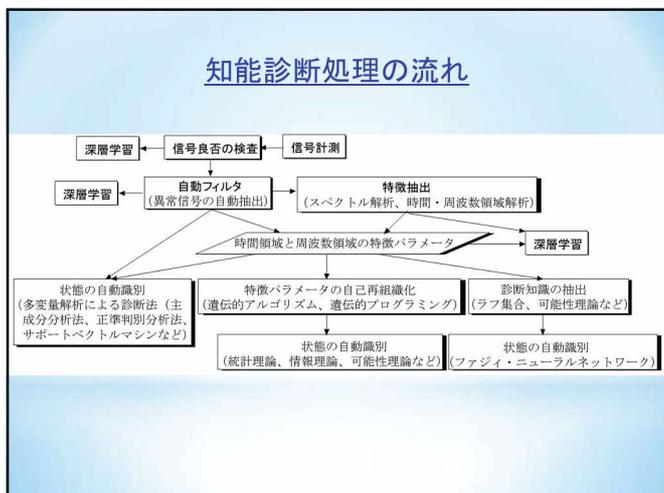
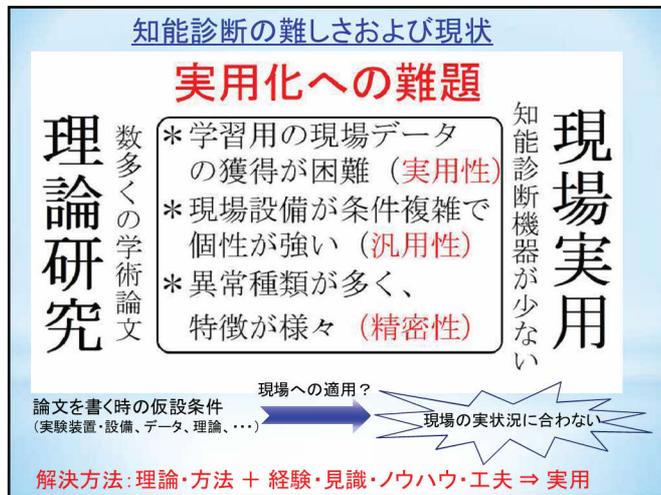
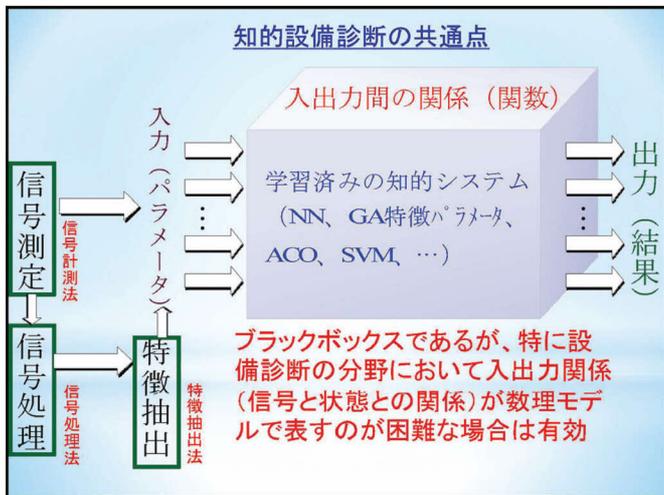
$$H_{ij} = \frac{a \cdot p_i + b \cdot p_j + c}{\sqrt{a^2 + b^2}} \cdot \text{sign}(a \cdot p_i + b \cdot p_j + c)$$

最適な分類線
SSPの座標軸

$f(x)$: 特徴パラメータxの確率密度関数
 $p(x)$: 最大値1とした可能性分布関数

精密診断技術に関する理論と実践

— AIによる自動精密診断法 —



ディープラーニング (深層学習)

応用分野: 医療、画像認識、テキスト識別、言語処理、設備診断など
設備診断分野における入力データの種類: 振動、AE、電流、電圧、画像、赤外線画像、リサージュ線図など

オートエンコーダー

Auto-encoder and its variants: Sparse Auto-Encoder (SAE), Denoising Auto-Encoder (DAE), Contractive Auto-Encoder (CAE)

制限付きボルトマンマシン

Restricted Boltzmann Machine and its variants: Deep Belief Network (DBN), Deep Boltzmann Machine (DBM);

畳み込みニューラルネットワーク

Convolutional Neural Network

再帰型ニューラルネットワーク

Recurrent Neural Network: Long Short-Term Memory

Machine Learning (機械学習)
ノイズが比較的大きく、特徴が事前に抽出しておく必要があるケースに適している

Deep Learning (深層学習)
ノイズが比較的小さく、特徴が比較的鮮明なケースに適している

特に設備診断の分野において、Machine & Deep Learning (機械・深層学習) がもっとも有効

転移学習 (TL)
Transfer Learning: ある領域で学習したこと (学習済みモデル) を別の領域に役立たせる

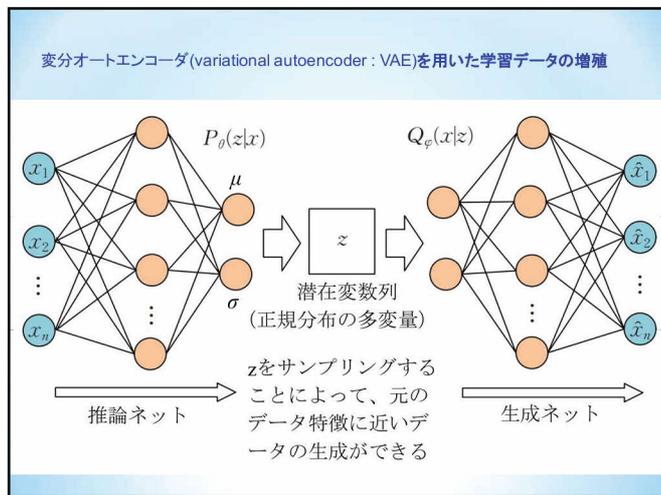
デジタルツイン (DT)
Digital Twin: 現実空間のモノや状況を仮想空間に再現する

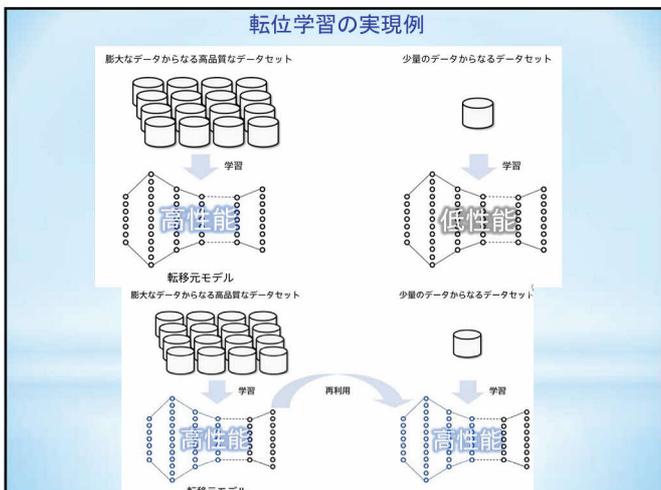
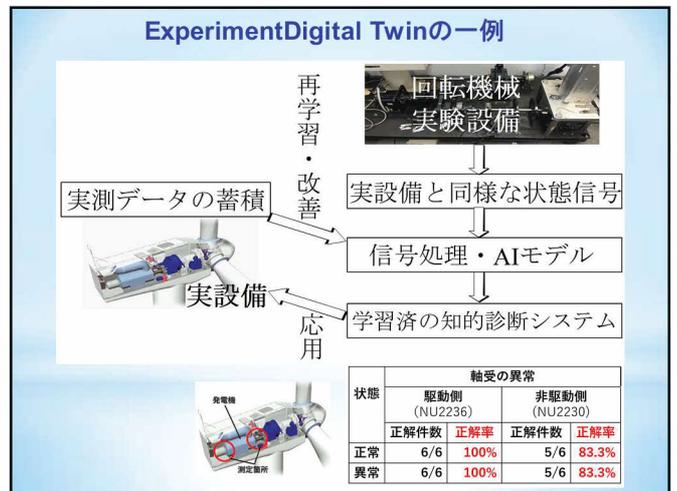
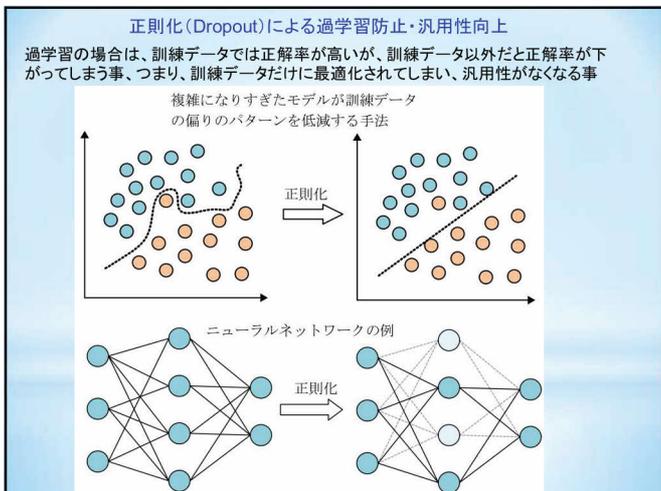
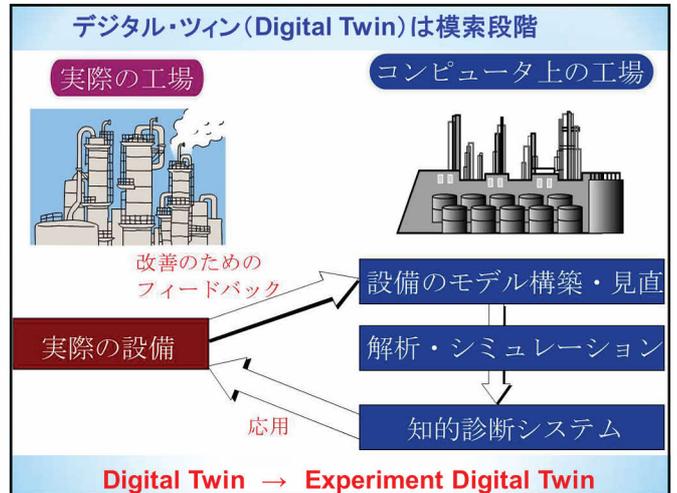
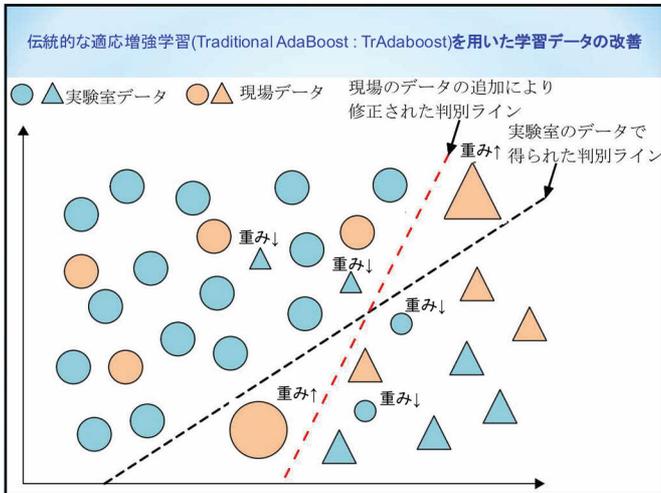
CNN ADVANTAGES
Later layers learn more complex features like ear, nose, and eye.

深層特徴

浅層特徴

CNNにより特徴抽出





現在目指すこと

人工知能(AI)から
汎用人工知能(AGI)へ

AI(Artificial Intelligence) から
AGI(Artificial General Intelligence)へ

AIとAGIとの比較

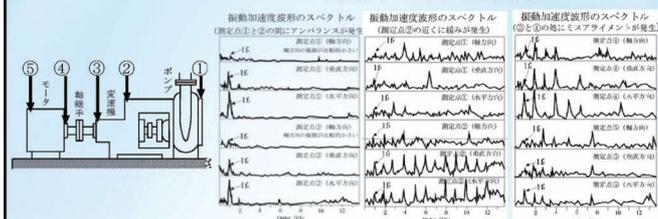
	従来のAI	AGI
タスクの特化	画像認識や音声認識など、特定の領域に限定してタスクを実行	複数タスクに対応できる汎用的な能力がある
学習能力	あらかじめプログラムされた膨大なデータからルールやパターンを学習	データや経験から学習する能力を持ち、新たな情報や知識を踏まえて、状況に応じて適切な判断を行う
柔軟性	あらかじめ設計された手法に基づいてタスクを実行	新しい問題へのアプローチや解決策を見出すことができる
自己進化	範囲内でのタスクを実行	経験から学び、新たな情報やデータを取り入れて能力を向上させる

余寿命予測技術に関する理論探求

GAIによる最適な余寿命予測法

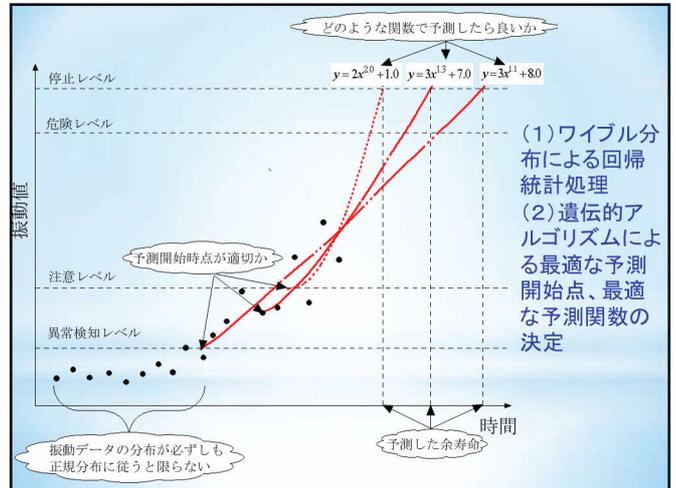
AI学習内容とAGI学習内容(構造系異常識別の例)

AIは波形やスペクトルだけ学習

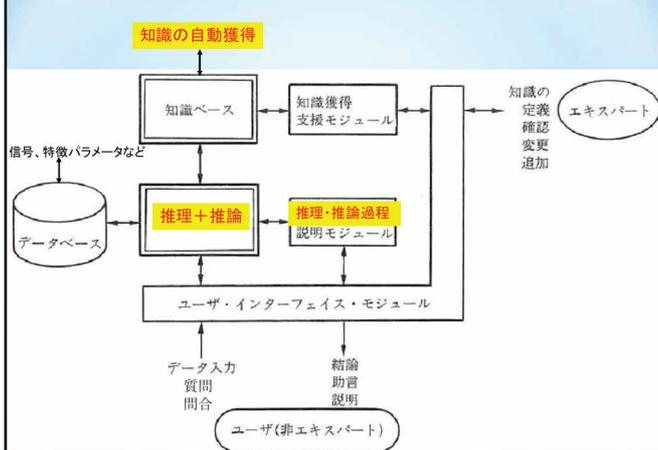


AGIは知識として特徴も学習

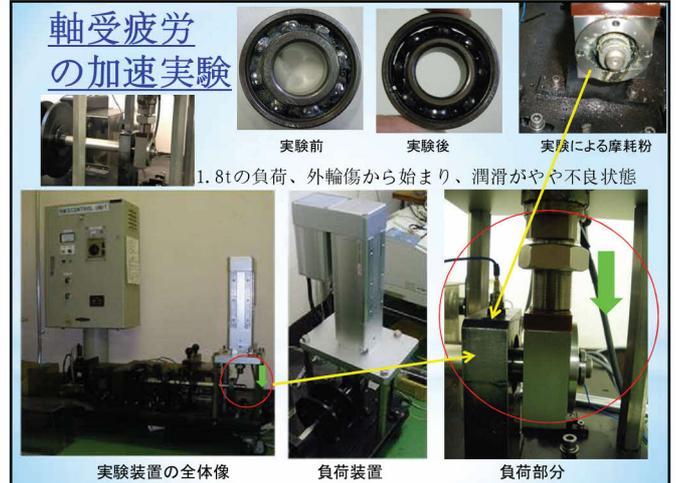
- | | | |
|--|---|---|
| <p>アンバランス状態の特徴</p> <ul style="list-style-type: none"> 軸方向の振動が比較的小さい 振幅は回転速度の2乗に比例 1fの振動がメイン 2fにピークがあらわれる 特に、両アンバランス時、軸系に脱調や非線形現象がある時 軸心の振動軌跡は楕円 垂直・水平の振動レベルが違う アンバランス軸の両端に測定した振動波形の位相で静アンバランスと動アンバランスとの識別ができる | <p>緩み状態の特徴</p> <ul style="list-style-type: none"> 6fの高調波成分が多く現れる 衝撃に伴う振動の発生可能性がある(高い周波数成分が大きくなる) 振動の時系列図形に非対称(非定常による識別が有効) 緩み範囲によって特徴がそれぞれ違う 緩みレベルが比較的大さい 緩みが発生する時に、軸系固有振動数が低下する機会もあらため、1次共振回転数以下の共振数で激しい振動(共振)が発生する可能性がある | <p>ミスライメント状態の特徴</p> <ul style="list-style-type: none"> 回転角速度が、2f未満で3f、4f、...成分が顕著に現れる 2f/1fが発生している離子の近くに振動が比較的大きい 緩み範囲によって特徴がそれぞれ違う 振幅は回転速度からの影響がアンバランス状態時に比べ小さい 軸線手のサイズおよびスミアライメントの種類(アングル、オフセット)によってスペクトルの特徴が多少違う |
|--|---|---|

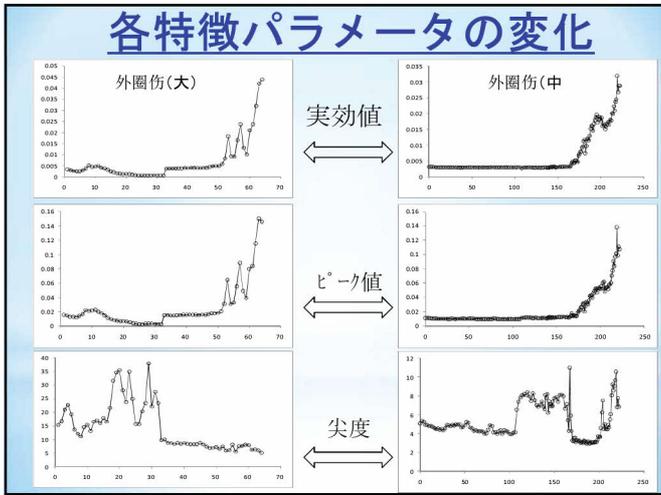


エキスパートシステム → AGIシステム



軸受疲労の加速実験





設備診断応用技術に関する主な研究開発内容

理論・方法 ⇄ 実践・応用

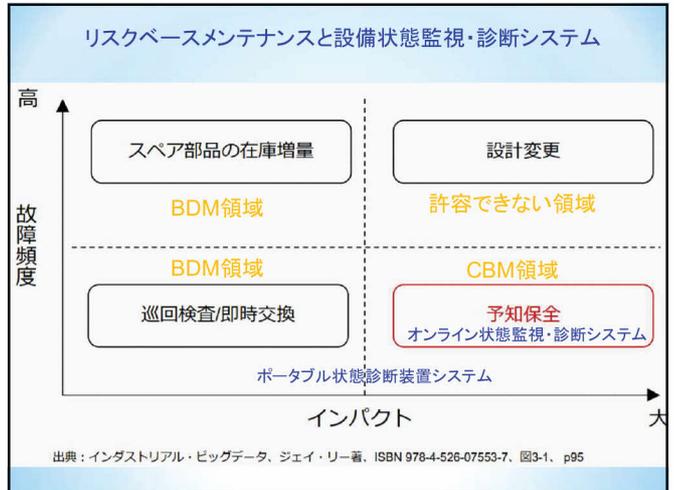
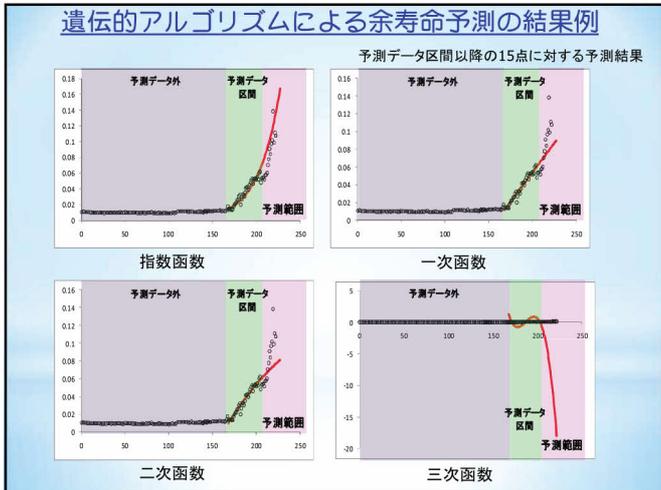
オンライン・スマート設備状態監視・診断システム McDr-A
 開発協力: 公益財団法人鉄道総合技術研究所、NECプラットフォームズ株式会社

衝撃なノイズが伴う低速軸受も診断できず設備診断装置システム
 (2022年度日本プラントメンテナンス協会TPM優秀製品賞受賞)
 (株式会社トクヤマとの共同研究)

ポータブル・スマート設備診断システム McDr-B
 (公益財団法人鉄道総合技術研究所、三菱ケミカル株式会社との共同研究)

スマート軸受診断器 BcDr-02
 (三菱ケミカル株式会社との共同研究)

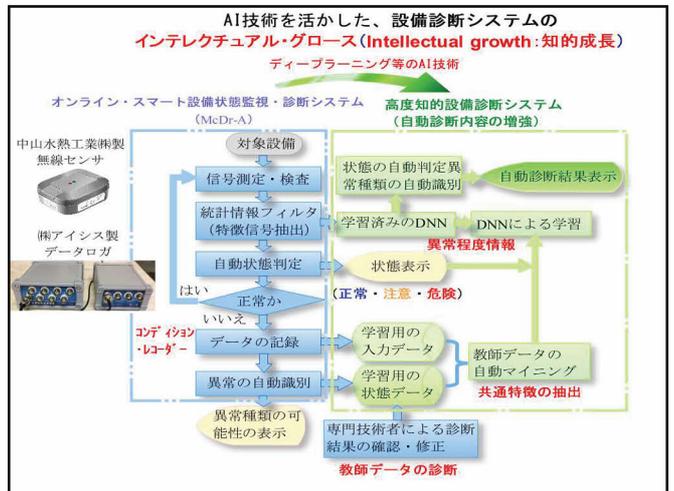
(ハードウェア製作: 株式会社アイシス)



難しさ(問題点)

(1)破壊力学、材料力学や運転条件などを用いた寿命予測が望ましいが、生産現場の設備条件、運転条件、潤滑条件など複雑なため、正確な予測が難しい。
 (難しい課題)

(2)予測タイミングによって精度が違う。
 (対策: 動的な予測)



最新・独創設備診断技術の活用

McDr-A

スマート設備状態監視・診断システム

設置・設定・使用簡単・振動・電流・音響信号対応
オンライン設備状態監視・診断による設備安全・安心の確保

診断ポイントの計画・解析等の設定、状態傾向管理、状態異常発生が容易に行える最新設備診断技術で実現した

●広い周波数帯域による高精度な状態判定・診断
●計測信号の良否を自動的に検査（不良信号による診断ミス防止）
●計画・解析条件の設定が簡単、長時間のオンライン状態監視・診断が可能
●最新設備診断技術による自動状態判定（正常、注意、危険の自動判定）
●時間領域・周波数領域のヒストグラム解析による状態判別法
●マルチコンディション・モニタ（MCM）による高効率な設備状態監視・管理
●豊富な解析機能を有するソフトウェア（DEE-001）による精密診断
●構造系異常の自動診断
●状態診断結果報告書の即時出力による状態の傾向管理
●AIを応用した高精度な自動診断システムへの進化が可能
●ユーザーの要望により状態監視・診断内容等のカスタマイズの対応が可能

株式会社アイシス 診断工学校LLP
設備診断技術担当：三重大学大学院 陳山 謙、chen@bio.mie-u.ac.jp

- ### 主な特徴
- 最先設備診断技術と長年実践経験の集大成
 - 高精度な自動簡易・精密診断
 - ユーザーの特種なご要望にも対応
- ハードウェア（データロカ）の主な仕様

CPUコア	4CH 64ビット (64/32ビット/1.8V/3.3V/5V/1.8V)
メモリ容量	16GB
カメラ	1080P
カメラ1 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ2 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ3 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ4 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ5 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ6 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ7 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ8 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ9 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ10 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ11 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ12 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ13 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ14 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ15 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ16 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ17 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ18 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ19 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA
カメラ20 (1/2.3)	IMX214 (1/2.3) 20M 12V/3.3V, 5mA

- ### Q & A
- Q1: 何の信号が測定できますか?
A1: 動く物の振動を測ってモニタリングする振動センサをはじめ、電流や音響信号を用いたスマート状態監視・診断システムで、生産設備やインフラ施設などが稼働する前に予兆を知ることができ、安全に貢献できます。
- Q2: 従来のものとはどういった違いがありますか?
A2: 主な違いは以下の通りです。
① 設備管理・診断の初心者でも簡単に使えます
② 設備状態の判定理由がわかるので保全技術者による迅速な対応が可能です。
③ 従来の設備診断システムができない高サンプリング周波数・長時間での膨大な測定データをPCへ迅速に送信ができ、ヒックデータとAIによる知能診断にも活用できます。
④ 部品製品にない最先設備診断技術（状態監視、特許技術）による設備状態の自動監視・診断が行えます。

ポータブル・スマート設備管理・点検診断システム (McDr-B)

鉄道総研、三菱ケミカル様との共同研究

特徴

- 現場設備管理者らの意見・要望を十分に反映
- 最先設備診断技術の集大成
- 現場数万台の回転機の保全・点検・状態傾向を効率よく管理
- 高精度な自動簡易・精密診断

PC (ポータブル診断器から転送してきた点検・測定データを用いて以下のことを行う)

管理機能
●設備保全管理
●点検・測定の情報管理
●設備状態の傾向管理
●保全情報管理

診断機能
●状態判定基準の自動設定
●自動簡易診断
●自動精密診断
●余寿命予測
●精密診断解析ツール

無線 USB SD
データ・情報

ポータブル診断器 (小型タブレットPC)

点検ルート表示、QRコードまたは磁気チップによる測定点情報・測定条件の読取、3チャンネル信号測定、温度測定、時系列信号・スペクトル表示、自動簡易診断、状態傾向確認、設備情報表示、データ保存

最新の設備診断技術の活用

McDr-Air

スマート設備状態監視・診断システム

安価な無線振動センサーによる
オンライン設備状態監視・診断による設備安全・安心の確保

無線振動センサの主な仕様

電池寿命: 1分間に1度の定期送信のみの場合、約300日
軸数: 3軸 (XYZ)
計測範囲: -16~16g (重力加速度)
分解能: 12bit
サンプリング周波数: 190Hz
サンプリング時間: 約21s
センサ価格: 3,000円程度/個

通信距離が足りない場合は中継機を使って拡張することができます。MONOSTICK (モノスティック) を中継機モードに設定して電源に接続することで対応することができます。

本システム概要説明
回転機の状態監視・診断は、一般に簡易診断（異常検出）と精密診断（異常種類判別）に分けて行います。精密診断では広い周波数帯域の振動信号を用いる必要がありますが、簡易診断では低い周波数帯域の振動信号を用いて多くの異常状態を検出できる可能性があります。しかし、低周波数帯域においては、回転機に発生した様々なノイズの影響を受けやすいため、適切な信号処理などを行わなければ異常検出の精度・感度が低いです。そこで、本システムでは、安価な無線加速度センサを用いて、低周波数帯域 (100Hz以下) の振動信号および最新設備診断技術により診断精度・感度を高め、異常状態（異常検出）の早期検出および状態傾向管理を実現しました。なお、簡易診断により異常を検出した後、異常検出を識別するための精密診断方法についての相談には対応いたします

株式会社アイシス 診断工学校LLP
設備診断技術担当：三重大学大学院 陳山 謙

ポケットブル軸受診断器

軸受異常の早期発見で重大な事故を未然に防ぐ BcDr-02

主な特徴

- 低・中・高速軸受の診断ができる
- 使い方が簡便
- 他の軸受診断器との比較評価済
- 生産現場で有効に使用されている

さらに低回転の設備の精密診断が可能に!

BcDr-01をバージョンUP!

製品の特長
●心音や音響信号
●振動信号
●音響信号の検出
●非接触の電子探傷
●非接触の温度測定

製品の強み
●高精度診断
●データ記録機能
●高精度診断
●高精度診断

適用設備
電動機、発電機、タービン、ポンプ、扇風機、送風機、プロペラ、エレベーター、車庫、工作機械など
各種回転機軸受の中心より検出

特徴PCソフトで精密診断

BcDr-02
高精度CPUを用いたソフト演算処理で精密診断
高速サンプリング周波数100kHz、200kHz (16bit)
最大サンプリング量 32,000,000データ (最大RAM)
電池の充電率100%で14日間稼働
最大充電電圧 4.2V (リチウムイオン電池)
充電センサー電圧内蔵 10V±24V (リチウムイオン電池)
SDカードにデータをバックアップ
PCソフトでデータをバックアップ

衝撃的なノイズが伴う低速軸受も診断できず設備診断装置システム

株式会社アイシスとの共同研究

赤外線センサ

低速回転機用測定装置

2018年6月29日 18:00

本日の測定 5/30

臨時の測定 3/100

リアルタイム解析 & 追加の測定

終了

本日測定 コントリ入力及びエラーメッセージ表示

No.	プラント名	機名	機器名称	部位	方向	軸動	温度
0001	AA	P101A	循環ポンプA	1H	H	50℃	
0002	AA	P101B	循環ポンプB	2H	H	60℃	
0003	BB	B201	循環ポンプC	1H	H	70℃	
0004	BB	B203	循環ポンプD	2H	H		
0005	CC						

設備稼働 測定時間 戻る

GRコード 測定

振動 温度

難しさ(問題点)

(1) 設備診断理論 (AI診断、異常信号特徴理論解析など) まだ実用化できていない内容も多い。
(対策: 状況に応じたカスタマイズ)

(2) 完全な自動診断ができていないため、現場応用時にケースバイケースで適切な活用が必要。
(対策: 活用するための詳細な説明書の完成)

(3) 使っていただく現場はまだ少ない。
(対策: 今後、改善などを考える)