

多点分析技術による配管サポート異常の検出

Multivariate analysis method to detect abnormality of pipe supports

株式会社 IIU	角皆 学	Manabu TSUNOKAI	Member
株式会社 IIU	萱田 良	Ryo KAYATA	Member
株式会社 IIU	高瀬 健太郎	Kentaro TAKASE	Member

In order to investigate effective methods to detect the abnormality of pipe supports, vibration data of piping was acquired under various operating pressure and conditions of supports. Single feature value such as RMS of vibration acceleration, vibration velocity, vibration displacement, was not always able to detect the abnormality. To make the feature value more informative, the feature vector was defined as the combination of 3 aforementioned feature value. Then the difference of feature vectors comparing to the normal state was evaluated with Similarity Based Modeling. Through this procedure, all abnormality was detected regardless of mounted positions of sensors. This method was also able to detect all abnormality even when the normal model includes data of different operating pressure. Moreover, by making models from abnormal data, specification of abnormal condition was successfully achieved.

Keywords: Condition Monitoring, Pipe Support, Similarity Based Modeling, Anomaly Detection, Multivariate Analysis

1. 背景

日本保全学会では平成 18 年度以降「状態監視技術の高度化に関する調査検討分科会 (CMT 分科会)」を設置し、海外調査、文献調査、検証・確認試験等を通じて状態監視技術及び状態基準保全に対する様々な調査、検討を行ってきた。

平成 27 年度 (第 5 フェーズ 2 年目) は、多点分析、多変量解析手法を応用し、診断技術の高度化を図ることがテーマとなっている。

本研究は CMT 分科会における技術ワーキンググループの活動として行われたものであり、地震の前後等を想定し、配管のサポート状態の変化をセンサ信号から検出することを目的として行われたものである。

2. 配管サポート異常模擬試験

2.1 試験条件

水試験ループにおいて、サポートの状態および配管内圧力を様々に変化させてポンプの運転を行った。

Fig.1 に試験ループの模式図を示す。主要なサポートは 3 箇所あり、それぞれの近傍に振動加速度計が設置されており、運転時の振動データが同時に収録される。

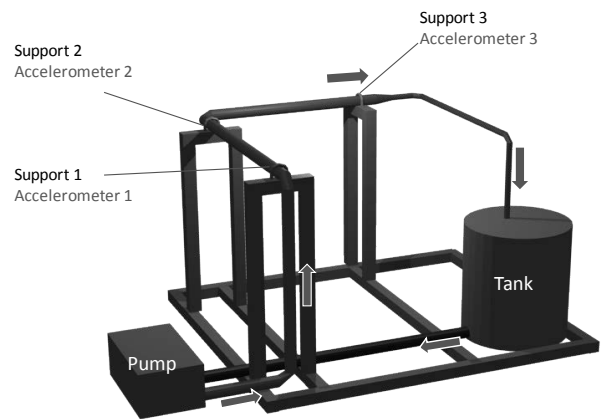


Fig.1 Test Water Loop

センサの測定条件を Table 1 に示す。

Table 1 Measurement condition

Sampling Rate	20kHz
Sampling Duration	10sec
Number of sampling	10times / condition

連絡先: 角皆学、〒110-0008 東京都台東区池之端 2-7-17 井門池之端ビル 7F、電話 03-5814-5350
E-mail:tsunokai@iiu.co.jp

試験条件 (配管内圧力及びサポート状態) の一覧を Table 2 に示す。

Table 2 Experimental Conditions

Pressure	ID	Support Condition
0.08MPa	N	All supports fixed
	S1	Support 1 released
	S2	Support 1 and 2 released
	S3	Support 1, 2 and 3 released
Pressure	ID	Support Condition
0.2MPa	N	All supports fixed
	S1	Support 1 released
	S2	Support 1 and 2 released
	S3	Support 1, 2 and 3 released
Pressure	ID	Support Condition
0.4MPa	N	All supports fixed
	S1	Support 1 released
	S2	Support 1 and 2 released
	S3	Support 1, 2 and 3 released

2.2 試験結果

単一特徴量による評価

まず、単一センサにおける単一特徴量からサポート状態の変化が検出可能かどうかを評価した。特徴量としては振動診断において一般的に用いられる振動加速度 RMS、振動速度 RMS、振動変位 RMS の 3 種類を評価した。評価結果をまとめた表を Table 3 に示す。なお取得信号は振動加速度であるが、これを数値積分することにより振動速度、振動変位に変換し、振動速度 RMS 及び振動変位 RMS を計算している。図中の○は、その特徴量により全ての異常状態が検出可能であったことを示す。全ての異常が検出可能とは、サポートが全て固定された状態(N)における特徴量から求められる閾値 (平均値+3σ) に対して、サポートを外した状態である S1, S2, S3 全てにおける特徴量がその閾値を上回っていることを意味する。

Table 3 Evaluation Results with Single Feature Value

Feature	Pressure	Accelerometer 1	Accelerometer 2	Accelerometer 3
Vibration Acceleration RMS	0.08MPa	○	○	○
	0.2MPa	×	○	×
	0.4MPa	○	×	×
Vibration Velocity RMS	0.08MPa	○	○	○ ⁽¹⁾
	0.2MPa	×	○	×
	0.4MPa	○	○	×
Vibration Displacement RMS	0.08MPa	○	○	×
	0.2MPa	×	○	×
	0.4MPa	○	○	○

異常検知可能であった例の 1 つとして Table 3 の(1)のケースの特徴量のグラフを Fig.2 に示す。

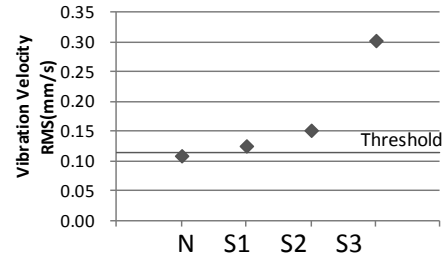


Fig. 2 Vibration Velocity RMS (Accelerometer 3, Pressure :0.08MPa)

異常検知が不可能であった例の 1 つとして Table 3 の(2)のケースの特徴量のグラフを Fig.3 に示す。

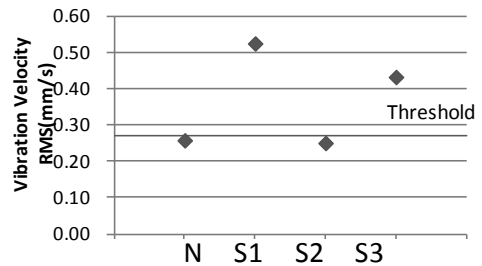


Fig. 3 Vibration Velocity RMS (Accelerometer 3, Pressure :0.4MPa)

Table 3 から分かるように、振動加速度計 2 から得られる特徴量は比較的異常の検出性が高く、振動速度 RMS または振動変位 RMS では、圧力状態の違いによらずサポートの異常を検出出来ている。

一方、振動加速度計 1 または振動加速度計 3 では、圧力状態の違いによらず全てのサポート異常を検出可能な特徴量が (評価した 3 種類のうちでは) 存在せず、検出性が低いと言える。

Similarity Based Modeling による評価

3 箇所のデータを複合的に分析すれば高精度な状態診断が可能と考えられるが、実用的な観点から使用する振動センサは少ない方が望ましいため、ここでは 1 つの振動センサから複数の情報を抽出することで、診断精度の向上が可能であるか検討する。

そこで 1 回のデータ収録(20kHz, 10 秒間) で得られる信号から振動加速度 RMS、振動速度 RMS、振動変位 RMS の 3 つの特徴量を計算し、それらの組み合わせを 1 つの特徴ベクトルとして定義する。(Fig.4)

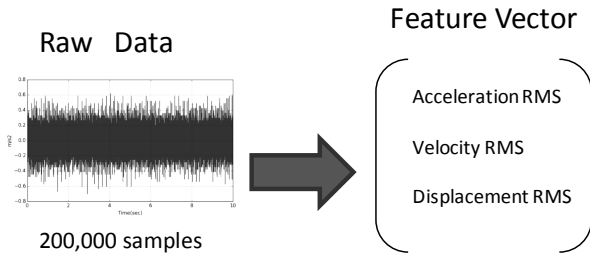


Fig.4 Definition of Feature Vector

この特徴ベクトルの変化を評価することで、サポート状態の変化が検出可能であるかどうかを評価する。ここでは評価法としてベクトルの類似度を評価する手法である Similarity Based Modeling (SBM)を適用する。

SBM の原理^{[1][3]}

正常時のある時刻 t_i における m 個の物理量のセットを 1 つの特徴ベクトル $\mathbf{x}(t_i)$ とし、正常時の n 個のベクトルからなる行列を正常時のモデル M ($m \times n$ 行列) とする。

$$M = [\mathbf{x}(t_1) \mathbf{x}(t_2) \mathbf{x}(t_3) \dots \mathbf{x}(t_n)] \quad (1)$$

ここである時刻の物理量のセット (実測値) \mathbf{y} を正常時のモデル $\mathbf{x}(t_1) \sim \mathbf{x}(t_n)$ の一次結合で再現することを考え、 $\mathbf{x}(t_j)$ に係る重み w_j を成分とするベクトル \mathbf{w} を用いて、再現ベクトル $\hat{\mathbf{y}}$ を式(2)のように定義する。

$$\hat{\mathbf{y}} \equiv M \cdot \mathbf{w} \quad (2)$$

この \mathbf{w} を以下の式により求める。

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{v}}{\sum_{j=1}^n v_j} \quad (3)$$

$$\mathbf{v} = \|M, M\|^{-1} \cdot \|M, \mathbf{y}\| \quad (4)$$

なお、 $\|A, B\|$ は ij 成分が A の i 番目の列ベクトル A_i 及び B の j 番目の列ベクトル B_j の類似度 $\langle A_i, B_j \rangle$ で定義される行列であり、同様に $\|A, \mathbf{b}\|$ は i 成分が A の i 番目の列ベクトル A_i 及び \mathbf{b} の類似度 $\langle A_i, \mathbf{b} \rangle$ で定義されるベクトルである。

なお 2 つのベクトルの類似度 $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle$ は(5)式を用いた。

$$\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle \equiv \frac{1}{1 + |\mathbf{a} - \mathbf{b}|} \quad (5)$$

(3)式でサンプルベクトルの係数 \mathbf{w} の成分の合計を 1 とする規格化を行っていることから、正常時のモデル $\mathbf{x}(t_1) \sim \mathbf{x}(t_n)$ が張る空間の部分空間のみ再現可能となり、その

部分空間から逸脱した場合を異常として評価することが可能となる。ここでは実測値と再現値の残差 r を(6)のように定義し、異常の程度を示す指標とする。

$$r \equiv |\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}| \quad (6)$$

SBM による評価結果

それぞれのセンサ、圧力状態ごとに正常時データの半数を用いて個別に正常時のモデルを作成し、残りのデータを対応する正常時モデルと比較して残差 r を求めた結果を Fig.5 に示す。図中の閾値は、(モデル作成に使用していない) 正常時データの残差の平均値 $+3\sigma$ である。

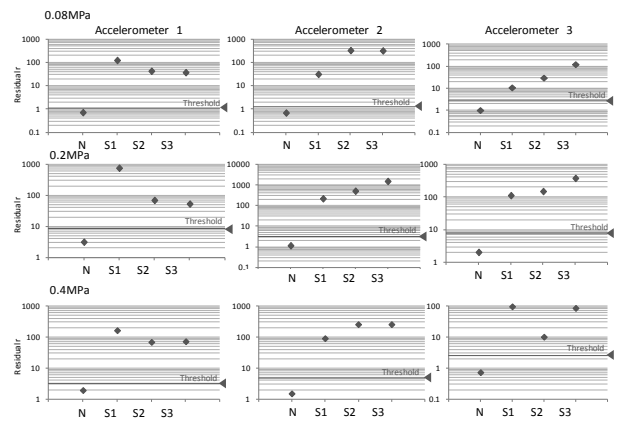


Fig. 5 Averaged Value of Residual

Fig.5 から分かるように、いずれの条件でも S1,S2,S3 における残差 r は閾値を上回っており、全てのサポート異常を検出可能となっており、単一特徴量の評価結果と比較して明確に異常の検出性が向上した。

次に 3 つの異なる圧力状態を 1 つの状態とみなし、それぞれの圧力状態の正常データを含めて正常時モデルを作成し、残りのデータを評価した結果を Fig.6 に示す。

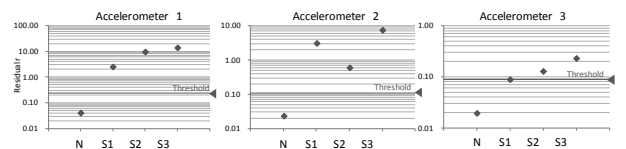


Fig. 6 Averaged Value of Residual (Pressure Difference Ignored)

この場合も、いずれのセンサを用いた場合でも全ての異常を検出出来ており、運転状態に変動がある場合にも適用可能な手法であることを示している。

SBMによる状態の特定

正常時モデルだけでなく、各サポート異常状態で作成したモデルとベクトルの類似性を比較することで、異常原因の特定が可能になると考えられる。ここでは正常時のモデル作成同様、各サポート異常状態における測定データの半分をその異常状態のモデルデータとし、その他の測定データを評価対象として異常原因の特定手法としての有効性を検証する。

圧力3通り×サポート状態4通り=計12条件についてデータの半数を使用してモデルを作成し、残りのデータのそれぞれのモデルに対する類似度を評価した結果をFig.7に示す。なおFig.7は振動加速度計1の場合であり、類似度は残差rの逆数として定義している。また類似度は1を超える場合もあるが、Fig.7では縦軸の範囲を1までとして表示している。

図から分かるように、各評価対象データは、それに対応するモデルとの類似度が最も高い結果となっており、状態の特定が可能であることを示している。

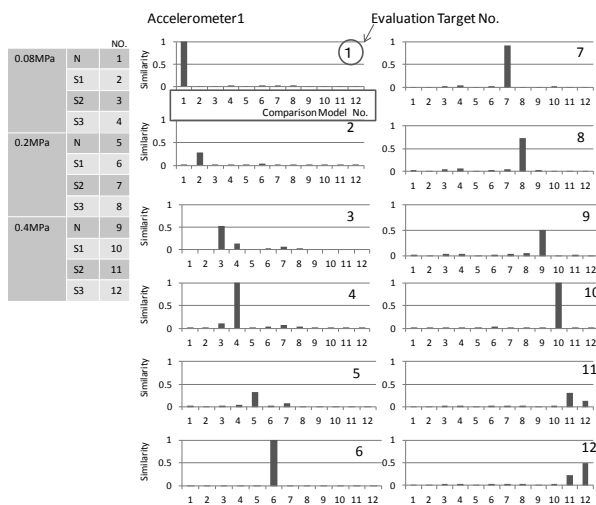


Fig.7 Averaged Similarity to each model

3 まとめ

地震前後等における配管サポート状態の変化を検出する手法を検討するため、ポンプ運転状態及びサポート状態を様々に変化させる試験を行った。振動加速度計のRMS等の単一指標を用いた場合、設置箇所によっては異常を検知できない結果となったが、振動波形から複数の特徴量を抽出し、これを特徴ベクトルとして正常時からの変化をSBMを用いて評価することで、振動加速度計の設置箇所によらず異常検知可能となった。また、異なる圧力状態を含めて正常時モデルを作成した場合にも異常の検知が可能であり、運転状態が変動する場合にも適用可能な手法であることが示された。さらに異常時のデータからモデルを作成することで、異常状態の特定も可能であることが示された。以上から本手法は配管サポートの状態を評価する有効な手法であると言える。

参考文献

- [1] Stephan W. Wegerich, Robert M. Pipke, "Nonparametric Modeling of Vibration Signal Features for Equipment Health Monitoring" Aerospace Conference, 2003. Proceedings. 2003 IEEE (Volume:7)
- [2] Stephan W. Wegerich, " Similarity Based Modeling of Time Synchronous Averaged Vibration Signals for Machinery Health Monitoring" Aerospace Conference, 2004. Proceedings. 2004 IEEE (Volume:6)
- [3] Stephan Wegerich " Similarity Based Modeling of Vibration Features for Fault Detection and Identification" Sensor Review, Vol. 25, No. 2. (February 2005), pp. 114-122