

# 状態監視データを用いた状態変化の予兆検出法の構築

流王 智子\* 川村 智輝\* 河村 裕介\*  
羽田 明生\* 岩澤 永照\*

The Development of a Sign Detection Method of the State Change by Means of Condition Monitoring Data

Satoko RYUO Tomoki KAWAMURA Yusuke KAWAMURA  
Akio HADA Nagateru IWASAWA

By introducing the condition monitoring system for the railway facilities, the environment in which the condition monitoring data can be acquired is being established. Hence, a sign detection method of the state change of the facilities which focuses on only the movement of data and does not depend on the physical model, was developed by using the condition monitoring data stored. In the method developed, the interdependency relationship between the condition monitoring data was calculated and the time series change of the interdependency relationship was utilized. In addition, the method developed was applied to actual data not including external factors, and as a result of the verification, it is confirmed that the method can be used for detecting a sign of the state change.

キーワード：状態監視データ，予兆検出，相互依存関係，時系列モデル，主成分分析

## 1. はじめに

近年，センシング技術や通信技術の発展に伴い，鉄道設備の状態情報をセンサーで取得，集約し，監視をする状態監視システムに関する研究が盛んである<sup>1) 2)</sup>。例えば，鉄道構造物の検査周期は2年ごとに行うことが決められているが，その検査方法は目視や打音など人の主観に依存して判断する項目が多い。これに対して，設備の状態をセンサー技術によって定量的かつ高頻度に把握することが可能となれば，設備の状態を客観的に捉えることができる。また，設備の状態に関するセンシングデータ（以下，状態監視データ）を活用して，設備の不具合の早期発見や経験による判断基準の定量的な裏付けを行うことができるようになれば，適切なタイミングで効率的に保守を行うことが可能になると考えられる。

本研究では，状態監視システムに蓄積された状態監視データを活用し，監視対象設備の状態変化の予兆を検出する手法を提案した。設備の状態変化を捉える場合，その監視対象設備の物理的な特性を用いることが一般的であるが，物理的なモデルによってモデルが構築された場合，そのモデルの状態量以外の情報は考慮に含まれない。しかし，状態監視システムを導入する場合，試験的に様々な種類のセンサーを設置する場合が考えられることから，取得された状態監視データの変化の傾向を利用することによって，様々なセンサーの特徴を活かして，対象の物理モデルによらずに状態変化を検出することがで

\* 信号・情報技術研究部 ネットワーク・通信研究室

きると考えた。そこで，状態監視データが蓄積されている環境において，物理的な特徴を用いずに監視対象の状態変化の予兆を検出できる汎用的な手法を構築することを目標とした。

状態監視データの変化のみに着目する従来手法としては，単一のセンサーの動き方をモデル化し，異常検出を行う手法<sup>3)</sup>がある。しかし，センサーの数が複数になると，センサーの個数分の異常検出モデルを作る必要がある。また，気象の影響等によってセンサー値に影響が現れる場合，異常な状態ではないにも関わらず，異常と誤認識されてしまう恐れがある。そこで，監視対象に複数のセンサーが設置されている場合，センサー間の関係性に着目する手法<sup>4)</sup>がある。既存手法では，センサー間の関係性から，次にセンサーがとりうる値を予測し，実測値と予測値との乖離の評価によって異常を検出する。しかし，この方法では，因果関係の変化を検出することは可能であるが，その変化原因を特定することは難しい。

そこで，本研究では，センサー間の関係性の変化点を抽出し，そこに至るまでの時間変化に着目した。類似するセンサー間の関係性の変化を検出することにより，要因まで考慮した状態変化の予兆を検出することができると思った。

## 2. データ間の相互依存関係

センサー間の関係性とは，複数の状態監視データの中から一対一のデータを抽出し，それらの関係性を数値で

表したものを指す。したがって、センサー間の関係性は、状態監視データの組み合わせの数だけ算出される。以降では、状態監視データ間の関係性のことを「データ間の相互依存関係」と呼ぶ。

### 2.1 既存研究

ある時点  $t$  におけるデータ間の相互依存関係は、 $t-p+1$  時点から  $t$  時点までのデータを用いて算出をする。したがって、データ間の相互依存関係は、離散的な時点毎に算出され、また期間  $p$  のデータが必要となる。

データ間の相互依存関係を表す指標値は、データ間の類似性を表す指標値と基準データからの乖離を表す指標値に大別される。前者として代表的なものは、データ間の線形な関係性を表す相関係数である。後者の例としては、MTS (Maharanobis Taguchi System) 法<sup>5)</sup> で算出されるマハラノビス距離が挙げられる。マハラノビス距離は、既知の標本との関係をデータ間の相関を考慮しながら算出する距離のことを表し、外れ値を検出するのによく使用される。

### 2.2 相互依存関係算出手法の提案

抽出したデータ対において、線形な関係性がある場合でもその間に時間差があると、相関係数によってそれを表すことが難しい。例えば、鉄道設備で実際に取得された状態監視データでは、温度データの影響が時間差をもって変位に現れるといった事例も観察されている。そこで、時間差を持つデータ間の相互依存関係を表すため、時系列モデルを構築し、その決定係数を指標値とする手法を提案した。ここで扱う時系列モデルでは、データ間の関係性を示すため、単回帰ではなく、多変量自己回帰モデルを用いるものとした。

しかし、多変量自己回帰モデルをそのまま使用すると、自身の過去の値も変数として考慮するため、他のセンサーデータとの関係性が見えにくくなる可能性がある。そこで、ある時点のセンサーデータの値をそれと同時点までの過去の他のセンサーデータからモデル化する方法として式 (1) を提案した<sup>6)</sup>。本式は時刻  $t$  におけるセンサー  $i$  の値  $d_i^t$  をセンサー  $j$  の過去の値で記述する時系列モデルである。

$$d_i^t = \alpha + \sum_{m=0}^p \beta_m d_j^{t-m} + E(\beta) + \varepsilon \quad (1)$$

ここで、 $\alpha$  は定数項、 $\beta_m$  はモデルのパラメータ、 $\varepsilon$  は誤差項を表す。また、 $p$  はモデルの多項式の次数を表し、過去時点の値として参照する過去データのサンプル数を表す。また、 $E(\beta)$  は過学習を避けるための正則化項であり、パラメータ  $\lambda$  を用いて  $E(\beta) = \lambda \sum \beta_m$  で表される。

この式 (1) に対して、算出される決定係数を時系列モデルで表す相互依存関係の指標値とする。

### 2.3 相互依存関係の指標値の比較

本節では、実際の状態監視データに対して、前節で挙げた指標値と実データとの関係性を示す。また、提案手法と比較するため、比較する指標値として多変量自己回帰モデルの決定係数を挙げる。

状態監視データの例として、60 個の加速度センサーのデータを用いた。この加速度センサーは、盛土内に埋設され、盛土を背面給水によって意図的に崩壊させた際の三軸の加速度を 2 分毎に記録したものである。ここで相互依存関係を算出するデータ期間は 60 (信頼度 95% で許容誤差  $\pm 1\%$  となる最小サンプルサイズ) とした。

各指標値の比較には評価値を用いることとした。評価値は、以下の手順によって算出した。まず、最初に加速度センサーの値が大きく変化したセンサーを抽出し、そのセンサーと他のセンサーとの相互依存関係を式 (1) に基づき算出する。その後、算出した式 (1) の相互依存関係の指標値が 0.7 以上となったセンサー数を求め、その値を評価値とした。また、MTS 法で算出した距離に関しては、距離の値が 30 以上となったセンサー数を評価値とした。各指標における評価値の上限値は自己を除くセンサー数である 59 である。以降では、この評価値を次数と呼ぶ。図 1 に各指標値によって算出した次数と最初に加速度センサーの値が大きく変化したセンサーの  $y$  軸方向 (地面に平行な崩壊方向) の値を示す。同図において、相関係数の次数が最も早く増加し、その後、自己回帰なしの時系列モデルの決定係数、自己回帰ありの時系列モデルの決定係数の次数が増加している。MTS 法で算出した距離は他の指標値と比較して、次数が増加するタイミングが少し遅いことが分かる。また、加速度センサー値が大きく変化する経過時間 3.5 時間付近において最も敏感に反応しているのは、自己回帰なしの時系列モデルの決定係数であることが分かる。以上のことから、自己回帰なしの時系列モデルの決定係数 (式 (1) の決定係数を指標値としたもの) が本盛土崩壊試験にお

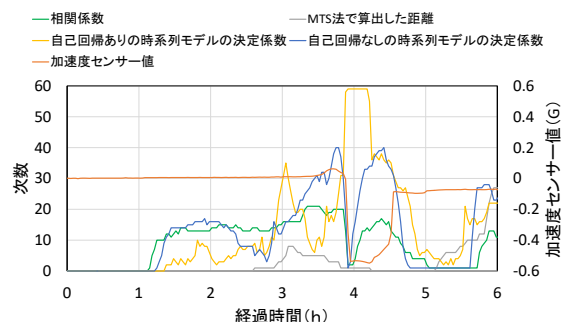


図 1 各指標値とセンサー値との関係

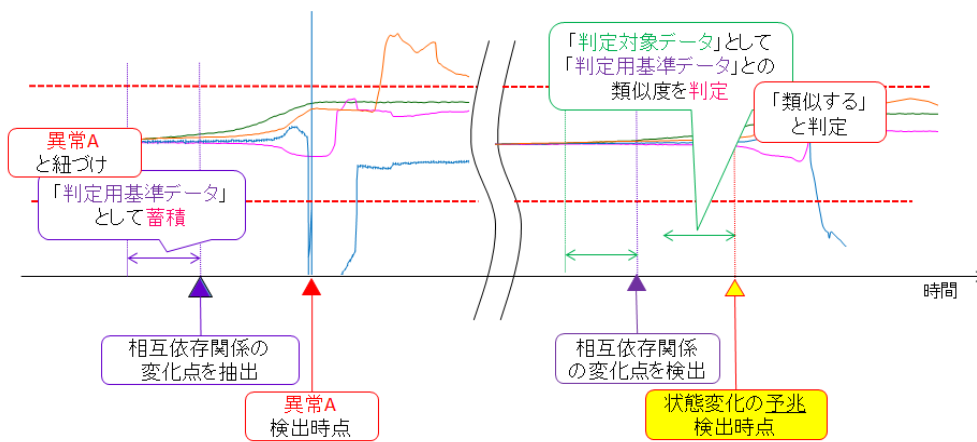


図2 状態変化の予兆の検出の仕方

ける観測データの特徴をよく示していると考え、以降では式(1)の決定係数を相互依存関係の指標値とすることとした。

### 3. 状態変化の予兆検出法

#### 3.1 基本モデル

本研究で提案する状態変化の予兆検出法<sup>8)</sup>では、データ間の相互依存関係の変化点とそこに至るまでの相互依存関係の時系列を抽出し、蓄積していく。このとき、抽出する相互依存関係の時系列を「判定用基準データ」と呼ぶ。その後、現在の状態監視データ間の相互依存関係までの時系列（「判定対象データ」と呼ぶ）が判定用基準データと類似する場合に、「状態変化の予兆を検出した」と定義する。したがって、提案する状態変化の予兆検出法は、類似判定の元データとなる相互依存関係の時系列を抽出する手法と、二つの相互依存関係の時系列を類似していると判定する手法（以降では類似判定と表記する）の二つによって構成される。提案手法によって、状態監視データから状態変化の予兆を検出する動作を図2に示す。

#### 3.2 判定用基準データの抽出

相互依存関係の時系列から、判定用基準データを抽出するためには、まず判定用基準データの終点である相互依存関係の時系列データの変化点を検出する必要がある。

ここで、図1で使用したデータに対して、最初に加速度センサーの値が大きく変化したセンサー（図3では、センサー2とする）とそれと盛土内の同じ高さに設置したセンサー（図3では、センサー1, 3, 4とする）との相互依存関係の値および加速度センサー値との関係を図3に示す。ここで、加速度センサー値の細かい変化を見るため、上下幅を±0.1Gとした。また、この時の相互

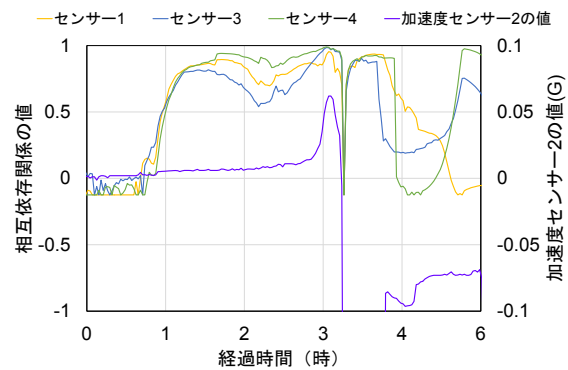


図3 センサー2における相互依存関係の値とセンサー値との関係

依存関係の値のことを「センサー2における相互依存関係の値」と呼ぶ。図3より、センサー値が徐々に増加していく経過時間1時間付近において、相互依存関係の値が急激に増加していく様子が分かる。

この相互依存関係の値の増加の開始時点と、増加の仕方に特徴があると考え、あるセンサーにおける相互依存関係の値に大きな変化が現れた時点と判定用基準データの抽出の終了点とした。また、相互依存関係の値自身あまり大きくない場合、データ間の類似度が低いことを示すため、相互依存関係の値が0.5以上であることを変化点であることとした。

次に、判定用基準データの開始点を定める。判定用基準データと判定対象データとの類似判定を行うため、これらの時系列データの長さは同じでなければならない。判定用基準データの長さが長ければ、相互依存関係の時系列の特徴をよく示すが、類似判定を開始するまでの時間が長くなり、結果的に予兆を検出する時間に遅れが生じる可能性がある。一方で、判定用基準データの長さが短いと、類似判定が開始される時間は短縮されるが、相互依存関係の特徴を表すことができず、誤検出を行う可能性が高くなる。したがって、判定用基準データの長さは誤検出を行わない程度に長いことが求められる。

図3より、センサー値が徐々に変化していくにつれて相互依存関係の値も徐々に増加していく様子が確認できたことから、判定用基準データの開始点は、相互依存関係の値が大きく変化した時点の値の一割程度の変化を検出した時点とした。また、次節で述べる類似判定手法において、相関係数を用いるため、最低でも5データ分(5時点分)あることが望ましい。そこで、判定用基準データの長さの下限値は5データとした。また、上述のように類似判定開始までの時間を考慮し、適用する状態監視データ毎に上限値を設定することとした。

### 3.3 類似判定手法の構築

判定用基準データと判定対象データに対する、類似判定手法について示す。判定用基準データと判定対象データは、ある時点から相互依存関係の変化点までのあるセンサーに対する相互依存関係の時系列を表し、時系列の長さ×センサー数の行列で記述される。あるセンサー1に対する判定用基準データを  $J_i$ 、ある時点  $k$  におけるセンサー  $i$  の判定対象データを  $C_i^k$  とする。 $J_i$  と  $C_i^k$  は行列であることから、行列の類似判定をすればよい。行列の各行は時点に対応するため、行ごとにその差分を計算する方法が考えられるが、ここでは相互依存関係の時系列の推移の仕方について類似判定を行うため、行列全体で判定を行う手法を考える必要がある。その結果、判定用基準データに対して主成分分析を行い、特徴量を行列で表すこととした。このとき、判定用基準データの特徴量(第  $p$  主成分)を  $y_p$  とする。この主成分は、値ではなく時系列の長さに対応したベクトルで表される。また、判定用基準データの主成分分析を行った際の各成分の係数を用いて、判定対象データの特徴量  $z_p$  も算出する。これらのベクトルの各要素は判定用基準データと判定対象データの各時点の特徴量を表すため、類似性を図るためにはこれらの特徴量の相関係数を算出する。なお、相関係数を用いることによって、特徴量の変化の仕方の類似性を算出することは可能であるが、特徴量の値そのものに関しては評価することができないため、これらの特徴量の差分を算出し、相関係数の値をその差分で割ることとした。式(2)に類似度  $M$  の算出式を示す。

$$M = R(y_i, z_i) / |y_i - z_i| \quad (2)$$

ここで、 $R(y_i, z_i)$  は特徴量  $y_i$  と  $z_i$  の相関係数を表す。したがって、類似度  $M$  の分子は -1 から 1 までの値をとる。また、分母の差分が小さいほど  $M$  の値は大きくなる。したがって、あるしきい値  $\gamma$  を設け、 $M > \gamma$  の場合に「類似する」という判定を行う。次節の検証では、 $\gamma = 0.6$  で類似判定を行った。

## 4. 提案手法の検証

本章では、実際の状態監視データに提案手法を適用し、状態変化の予兆が検出可能かどうか検証を行った結果を示す。

### 4.1 使用するデータ

手法の確からしさを検証するため、状態監視データとして、外部要因を含まない、定常状態から異常な状態までを記録したデータを使用した。当該データは、三軸加速度センサーを埋設した模擬盛土を構築し、模擬盛土を崩壊させた際の加速度センサーの値である。加速度センサー値の分解能は  $1mG$  で、計測頻度は2分毎である。また、計測した三軸加速度センサー値から傾斜角度を算出することができる。現在運用されている盛土崩壊の警報のしきい値として  $30$  度が用いられているため<sup>7)</sup>、盛土が崩れることによってセンサーが傾く方向である  $y$  軸方向の傾斜角度が  $\pm 30$  度を越えた時点に着目した。また、使用した加速度センサーは、検知した加速度があらかじめ設定したしきい値を超過すると、2分毎の計測とは別にデータを送信する機能(しきい値超過送信機能)を備えている。このしきい値は、監視対象ごとに任意に設定可能であり、本崩壊試験においては  $2G$  に設定した。検証においては、傾斜角度が  $\pm 30$  度を越えた時点としきい値超過送信機能によって送信された時点とを比較し、早い方の時点を「異常検出時点」とした。

模擬盛土には、図4に示す  $a \sim g$  の位置に、加速度センサーを計7台設置した。この模擬盛土を、二種類の方法により崩壊させ、試験開始前から崩壊まで加速度センサーによる計測を行った。一種類目の崩壊試験は、地下水上昇による崩壊を想定し、盛土の背面より給水し、盛土内の水位が盛土の高さの半分に達した際に、天井面より  $10mm/h$  の降雨を模擬した散水を行った。以降では、この試験を「地下水上昇試験」と呼ぶ。なお、地下水上昇試験は2度実施しており、それぞれを  $A, B$  として区別する。二種類目の崩壊試験は、大雨による崩壊を想定し、前述したものと同じ大きさの盛土に対して  $30mm/h$  を初期値として降雨を模擬した散水を天井面より行い、

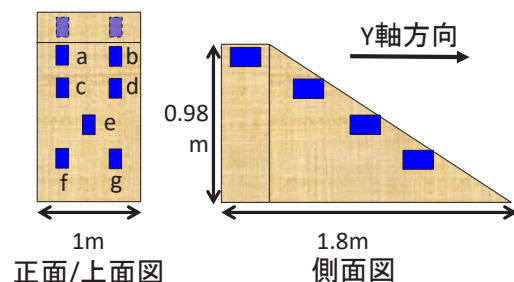


図4 模擬盛土のセンサー配置<sup>8)</sup>

表1 想定シナリオ

検証番号	判定用基準データ	判定対象データ	想定シナリオ
1	地下水上昇 A	地下水上昇 B	予兆検出
2	地下水上昇 A	降雨	検出なし
3	地下水上昇 B	地下水上昇 A	予兆検出
4	地下水上昇 B	降雨	検出なし
5	降雨	地下水上昇 A	検出なし
6	降雨	地下水上昇 B	検出なし

1時間毎に5mm/h ずつ散水量を増加させた。以降では、この試験を「降雨試験」と呼ぶ。

#### 4.2 検証方法

検証は、2度行った地下水上昇試験のデータを用いて、片方の試験データから判定用基準データを抽出し、もう一方の試験データと判定用基準データとの類似判定から、状態変化の予兆を検出可能かどうかについて行う。この時、予兆検出をした時点と、実際に異常が発生した時点と比較し、異常が発生した時点、もしくはその前に予兆を検出した場合に「予兆検出をした」と定義する。また、降雨試験のデータを用いて、異なる崩壊によるデータが判定用基準データとして入力された時に、誤検出をしないかの検証も行う。判定用基準データと判定対象データとの組み合わせと想定するシナリオを表1に示す。

#### 4.3 検証結果

まず、表1に示した判定用基準データについて検証する。本検証では、相互依存関係の変化点を最初に検出したセンサーにおける相互依存関係の時系列データを判定用基準データとして抽出した。

地下水上昇試験 A では、センサー f が最初に相互依存関係の変化点を検出したため、判定用基準データとして、センサー f における相互依存関係の時系列データを選定した。同様に地下水上昇試験 B では、センサー d が最初に相互依存関係の変化点を検出したため、センサー d における相互依存関係の時系列データを選定した。降雨試験では、センサー g が最初に相互依存関係の変化点を検出したため、センサー g における相互依存関係の時系列データを選定した。また、最大で約30分間程度のデータを用いて類似判定を行うため、判定用基準データの上限值(3.2参照)を14時点とした。

検証では、判定対象データにおいて相互依存関係の変化点を一番目もしくは二番目に検出したセンサーに着目し、そのセンサーにおける状態変化の予兆検出時点が異常検出時点よりも前であった場合に「検出」と評価した。

##### 4.3.1 地下水上昇試験 A を判定用基準データとした場合

地下水上昇試験 A を判定用基準データとし、判定対象データを地下水上昇試験 B とした場合(検証番号1)、

地下水上昇試験 B では、最初にセンサー d が相互依存関係の変化点を検出したため、センサー d に着目する。センサー d では、しきい値超過送信による異常検出時点が相互依存関係の変化点を検出するよりも前であったため、異常検出時点よりも早く状態変化の予兆を検出することができなかった。そこで、二番目に相互依存関係の変化点を検出したセンサー f と g に着目する。その結果、センサー f に対しては相互依存関係の変化点を検出した2～8分後に、センサー g に対しては相互依存関係の変化点を検出した2～6分後に、それぞれ状態変化の予兆を検出した。なお、地下水上昇試験 B においては、センサー f と g の値はいずれも傾斜角30度まで至らず、またしきい値超過送信をしなかったため、異常検出をすることはなかった。そこで、参考として15度以上傾いた時点と状態変化の予兆検出時点と比較した。この条件におけるセンサー f と g における状態変化の予兆検出時点は、15度以上傾いた時点よりも6～12分前であり、状態変化の予兆検出ができたといえる。

次に、地下水上昇試験 A を判定用基準データとし、判定対象データを降雨試験とした場合(検証番号2)、降雨試験では、最初にセンサー g が相互依存関係の変化点を検出した。このセンサー g に対して、相互依存関係の変化点を検出した時点と同じ時点において、状態変化の予兆を検出した。また、相互依存関係の変化点を検出した時点としきい値超過送信による異常検出時点が同じ時点であった。したがって、誤検出はなかったといえる。

##### 4.3.2 地下水上昇試験 B を判定用基準データとした場合

地下水上昇試験 B を判定用基準データとし、判定対象データを地下水上昇試験 A とした場合(検証番号3)、地下水上昇試験 A では、最初にセンサー f が相互依存関係の変化点を検出したため、センサー f に着目する。センサー f において、相互依存関係の変化点を検出した2分後に、状態変化の予兆を検出した。この時、異常検出時点は状態変化の予兆検出時点の2分後であったため、状態変化の予兆検出が適切にできたといえる。

次に、地下水上昇試験 B を判定用基準データとし、判定対象データを降雨試験とした場合(検証番号4)の結果について示す。降雨試験において、最初に相互依存関係の変化点を検出したセンサー g に着目する。センサー g において相互依存関係の変化点を検出した時点としきい値超過送信による異常検出時点が同時点であったため、状態変化の予兆検出時点は異常検出時点の後であり、誤検出はなかったといえる。

##### 4.3.3 降雨試験を判定用基準データとした場合

降雨試験を判定用基準データとし、判定対象データを地下水上昇試験 A とした場合(検証番号5)、判定用基準データと判定対象データの崩壊パターンが異なるため、状態変化の予兆を検出しないことが望ましい。地下

表2 想定シナリオと検証結果

検証番号	想定シナリオ	検証結果 (全てにおいて誤検出なし)
1	予兆検出	異常検出前に予兆検出 ※ただし変動傾向の異なるセンサーの予兆検出なし
2	検出なし	異常検出時点と同時点に予兆検出
3	予兆検出	異常検出前に予兆検出
4	検出なし	予兆検出なし
5	検出なし	予兆検出なし
6	検出なし	予兆検出なし

水上昇試験 A では、最初にセンサー f が相互依存関係の変化点を検出したため、センサー f に着目する。この時、センサー f において状態変化の予兆を検出することはなかった。

次に、降雨試験を判定用基準データとし、判定対象データを地下水上昇試験 B とした場合（検証番号 6）、検証番号 5 と同様の理由で、状態変化の予兆を検出しないことが望ましい。前述したとおり、最初に相互依存関係の変化点を検出したセンサー d では、異常検出時点が相互依存関係の変化点の検出時点よりも早かったため、二番目に相互依存関係の変化点を検出したセンサー f と g に着目する。この時、センサー f と g において、状態変化の予兆を検出することはなかった。

#### 4.4 検証結果のまとめ

前節で行った検証結果を表 2 に示す。異常検出より前に状態変化の予兆を検出したものに対して、「予兆検出」と記載し、異常検出より後に状態変化の予兆を検出したものに対しては「予兆検出なし」と記載している。

表 2 より、すべての検証において、想定シナリオ通りの検証結果が得られたことが分かった。また、同一の事象による状態変化の予兆を検出できたことから、要因まで考慮した状態変化の予兆を検出できる可能性があるといえる。

## 5. おわりに

本研究では、鉄道設備に関する知見や物理モデルに依らずに、センサーによって取得された監視データの変動のみから設備の状態変化の予兆を検出する手法を開発した。その結果、膨大なセンサーデータに含まれるデータ間の相互依存関係の時系列変化に着目し、状態変化を示したセンサーデータにおける相互依存関係の時系列データを判定用基準データとして蓄積して、それと類似する

相互依存関係の時系列データ（判定対象データ）を抽出することで、状態変化の予兆を検出する手法を提案した。

また、外部要因を含まないデータに対して、提案手法を適用した結果、適切に状態変化の予兆を検出するという結果が得られた。したがって、提案手法が状態変化の予兆検出に活用可能であるという見通しを得た。

なお、今回提案した状態変化の予兆を検出する手法は、外部要因を含まないデータに対して適用可能であることを示すことができたが、実際の鉄道設備等で取得されるデータには、設置環境の影響等が含まれる。今後は、実環境の影響を含んだ状態監視データから、判定用基準データとなるデータの範囲を定義することが可能なデータ変化点検出手法の構築を目指す予定である。

## 謝 辞

本研究で使用した試験データの一部は、独立行政法人情報通信研究機構 (NICT) からの委託研究「ソーシャル・ビッグデータ利活用・基盤技術の研究開発」により得られたものである。

## 文 献

- 1) 阿部慶太, 神田政幸, 羽田明生, 岩澤永照, 関口琢己, 諸橋由治, 王林: 列車通過時加速度振幅比と傾斜角を用いた鉄道橋梁橋脚の状態監視手法, 第 18 回鉄道技術連合シンポジウム, 2014
- 2) 城取岳夫, 安永年広: 台車振動加速度による状態監視手法, 鉄道総研報告, Vol.25, No.8, pp.17-22, 2011
- 3) 井出剛: 入門機械学習による異常検知-R による実践ガイド, コロナ社, 2015
- 4) 吉永直生, 日野勇夫, 寺澤哲, 前田力俊, 重本佳孝, 井上敬: インバリアント解析技術 (SIAT) を用いた発電所向け故障予兆監視ソリューション, NEC 技報, Vol.68, No.2, 2016
- 5) Genichi Taguchi, Rajesh Jugulum: "The Mahalanobis-Taguchi Strategy: A Pattern Technology System," Wiley, 2002.
- 6) 流王智子, 川村智輝, 羽田明生, 岩澤永照: 状態監視データ間の関係性を用いた状態変化検出手法の構築, 電気学会論文誌 C, Vol.137, No.8, pp.1111-1120, 2017
- 7) 四宮卓夫, 奥水聡, 蔭山朝昭: 土砂崩壊検知システムの開発, JR-East Technical Review, Vol.1, No.62, pp.1-6, 2015
- 8) 流王智子: 状態監視データ間の相互依存関係を用いた予兆検出法, 電気学会研究会資料, IS-18-020, 2018