

# 回転機器、建造物、市場等における 未知の異常データ検出法

筑波大学大学院ビジネス科学研究群  
経営学学位プログラム 教授 倉橋節也

2022年11月17日

# 従来技術とその問題点

回転機器などの振動データから異常検出を行う場合、これまでもFFTやWavelet技術の適用がされてきたが、

- 連続的な周波数分解や異なる解像度レベルでのデータに対して、最適なモデルパラメータ選択が不可能
- 適切なモデル選択が表面的な現象の違いに限定され、データの背後にある真の状態（正常・異常）の検出ができない

等の課題があり、広く利用されるまでには至っていない。

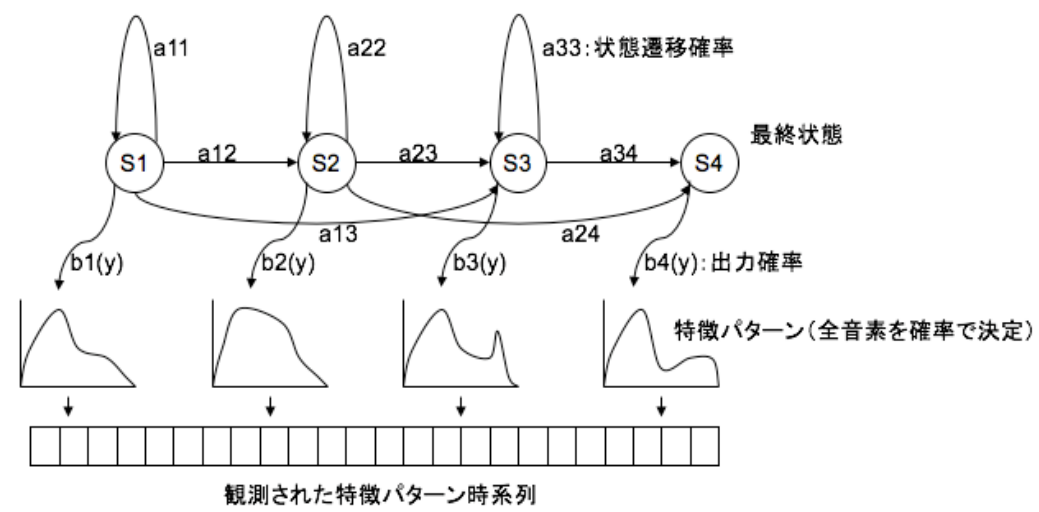
# 未知の異常データ検出法の特徴

- 従来技術の問題点であった、異常検出のための最適なモデルパラメータ選択技術を開発し、正常データだけを事前に測定していれば異常診断が可能となる、新たな手法が適用可能となった。
- 本技術の適用により、工場などの振動機器に対して、連続的な異常診断が容易に行えるため、定期巡回点検コストが大幅に削減されることが期待できる。

# 時系列異常データ推定モデル

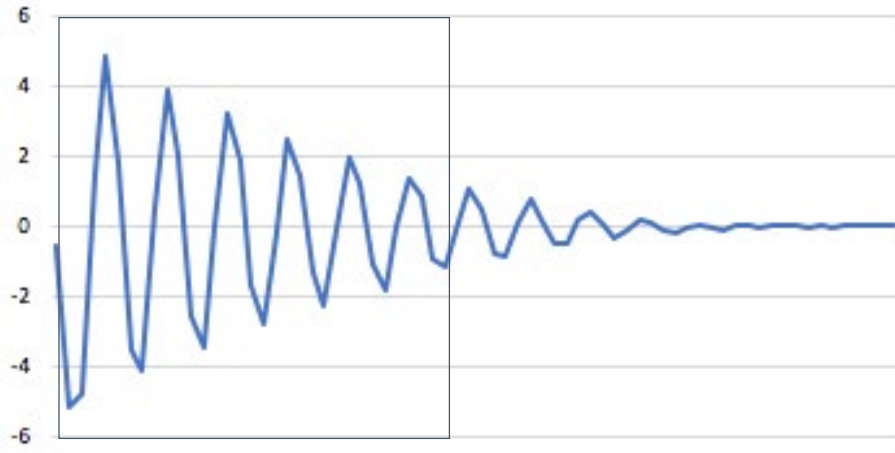
- 隠れマルコフモデル

- 現在のデータを発する装置などの背後にある正常か異常かの状態を直接観測することができる。
- 状態は直接観測される必要はなく，観測データから確率事象をモデル化。
- 隠れた状態を表す確率過程を潜在変数と呼び，マルコフ過程を通じて連携する混合分布モデルと考える。

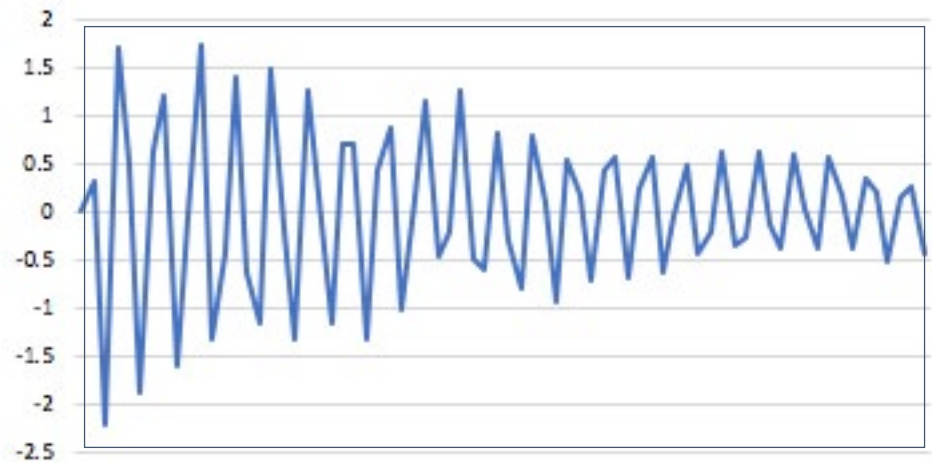


# 橋梁テスト波形

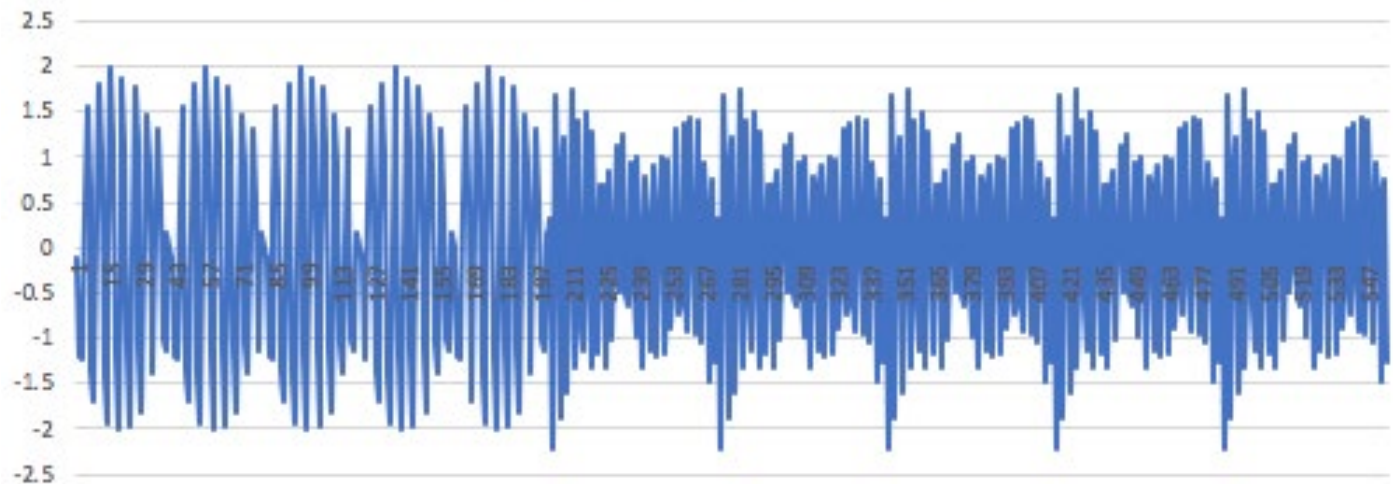
marker12 クラックあり



marker12 クラックなし

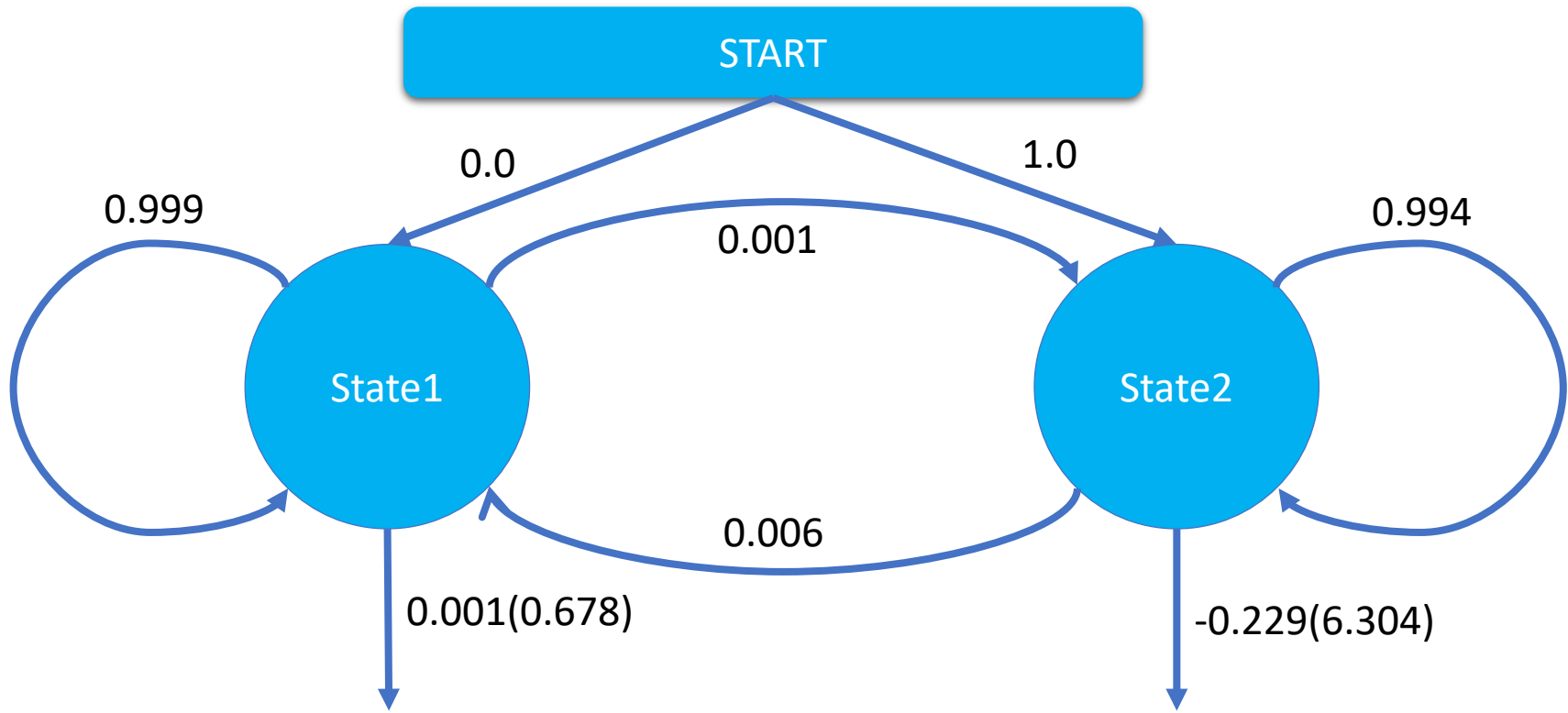


e エネルギー正規化 + 5回繰り返し



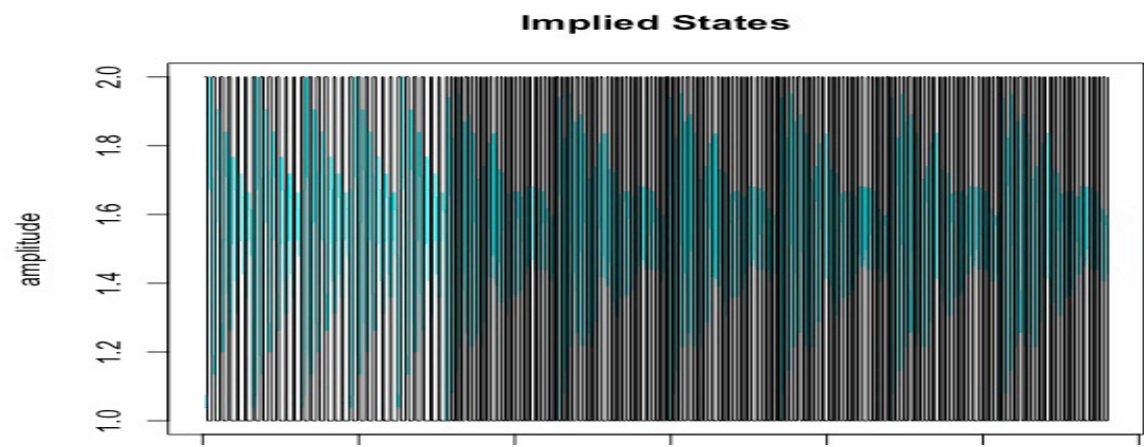
前半:クラックあり  
5回繰り返し  
後半:クラックなし  
5回繰り返し

# 隠れマルコフモデル

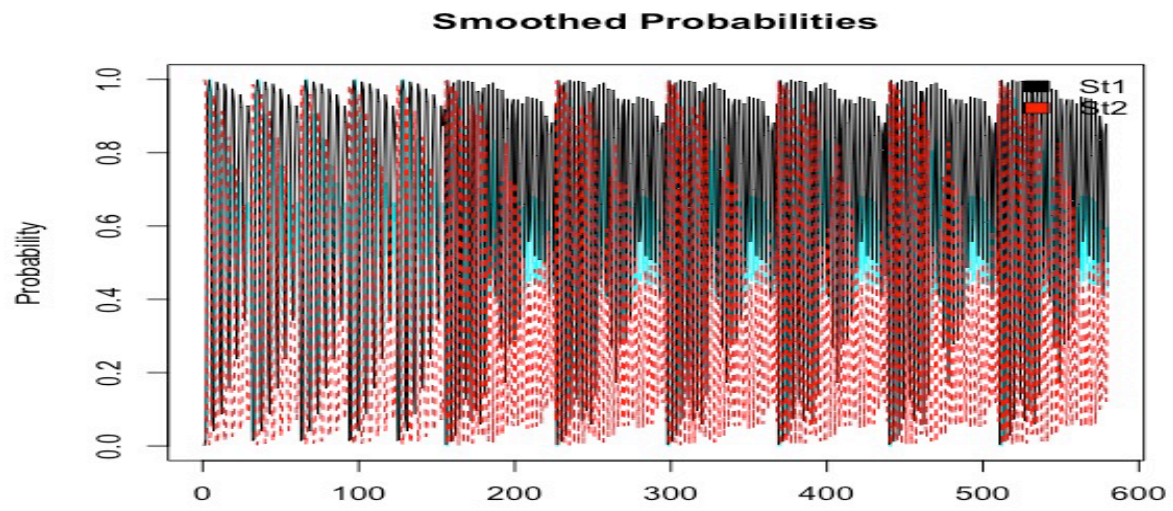


# 標準的隠れマルコフ分析

状態遷移



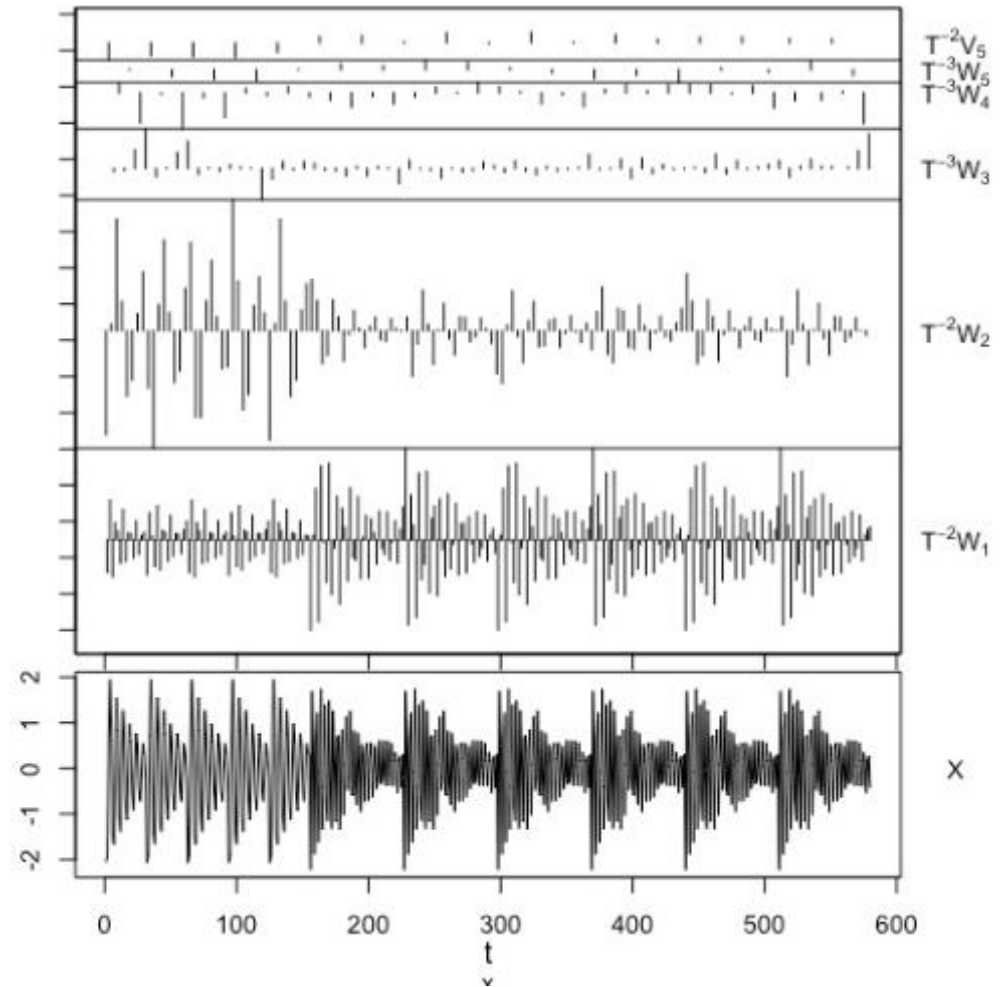
状態確率



生波形データに対して、HMMを適用し、隠れ状態への識別を実施した。  
このモデルでは2状態への識別はできていない

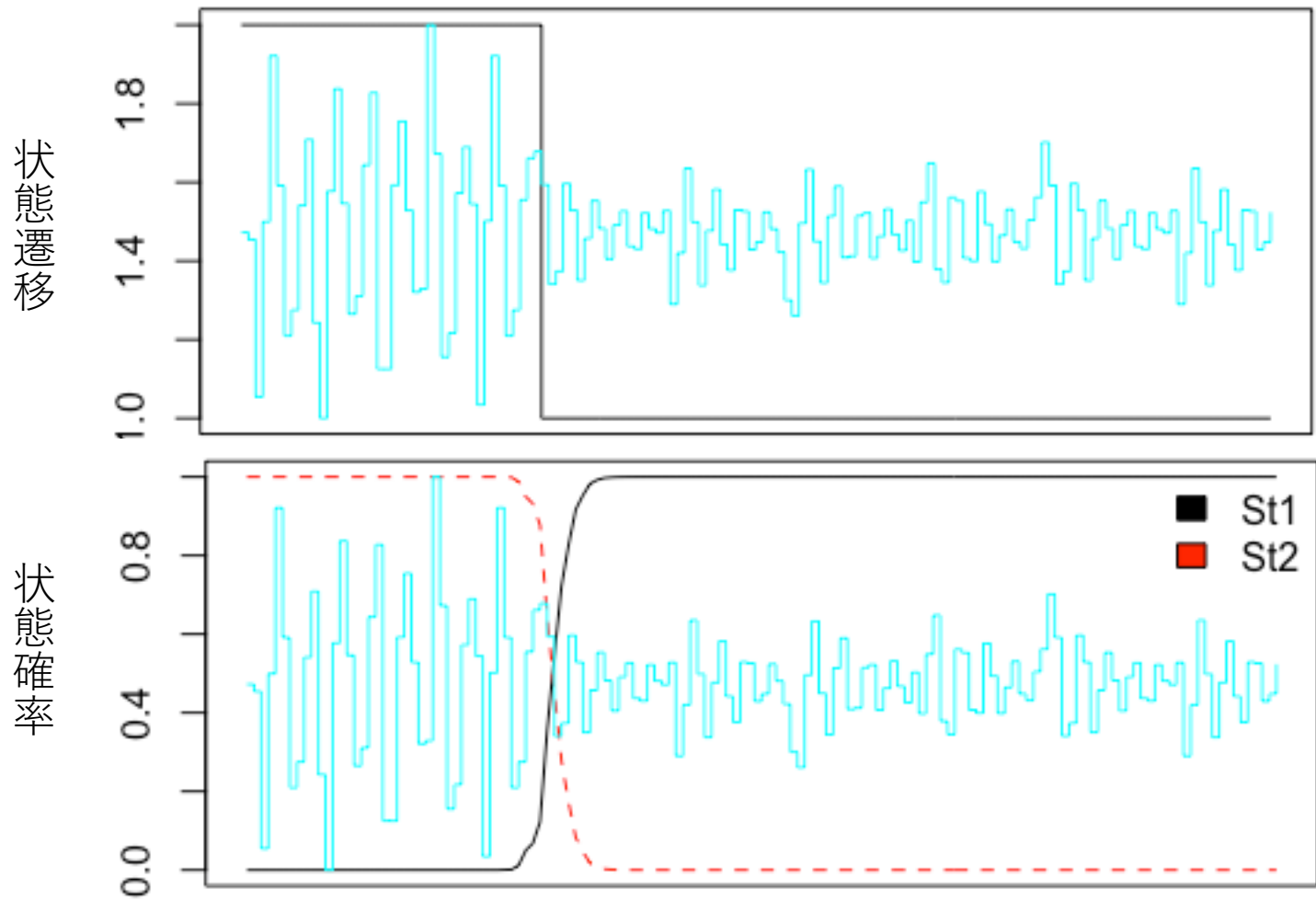
# Wavelet分解

- 生データでHMM解析を行っても、2値に分類できないケースが発生する。
- そこで、離散Wavelet分解によって、時系列データを連続的に周波数分解した後、HMM解析を行う。





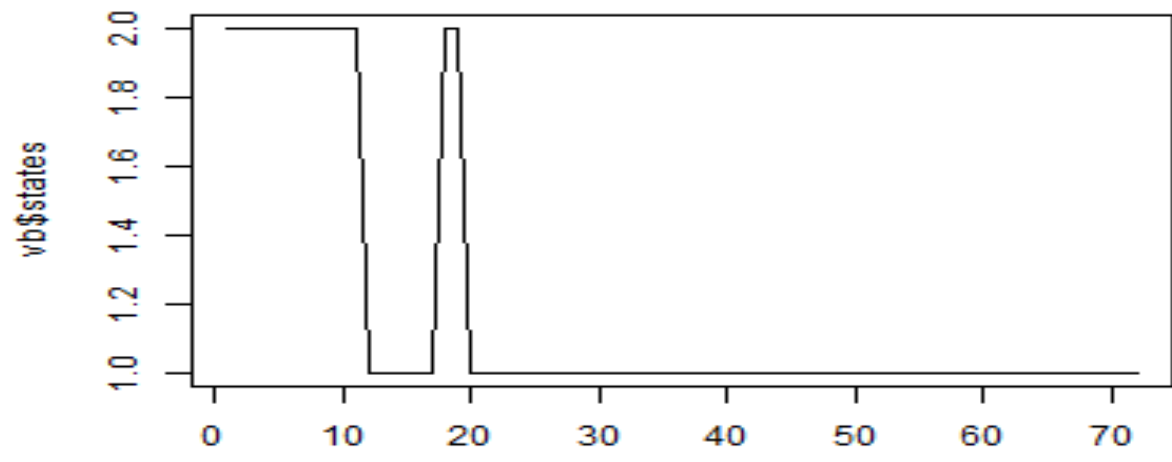
# 隠れマルコフ状態遷移グラフ



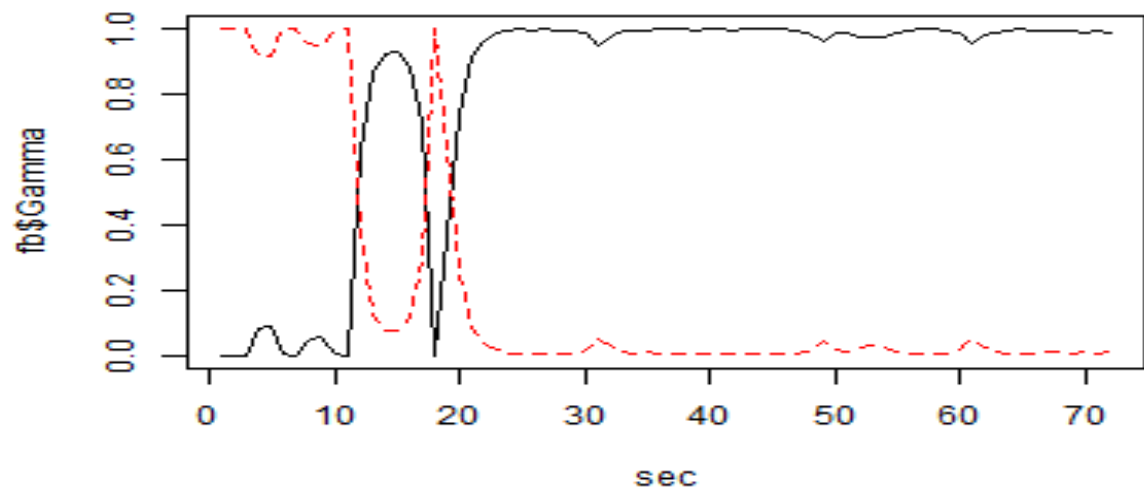
DWT 2, Normal dis, BIC 388.22

# 隠れマルコフ状態遷移グラフ

状態遷移



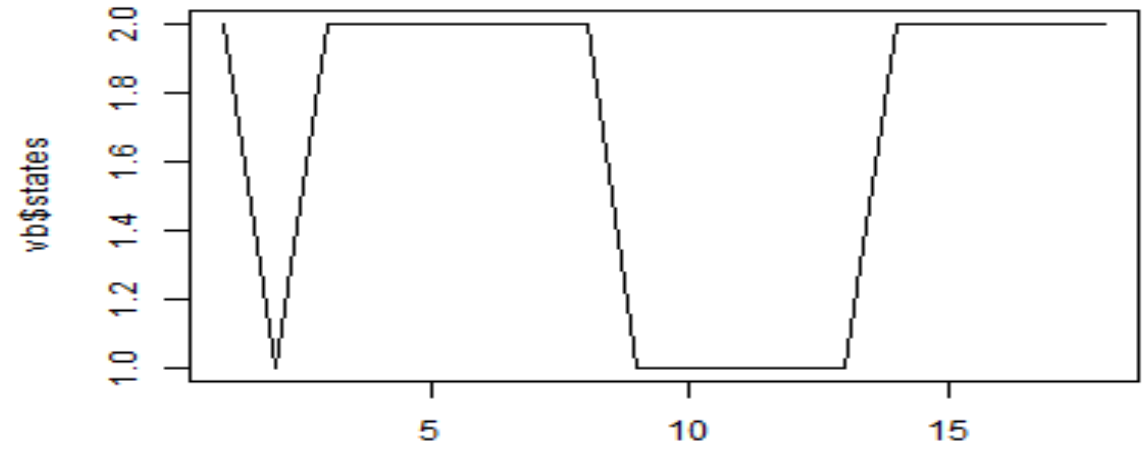
状態確率



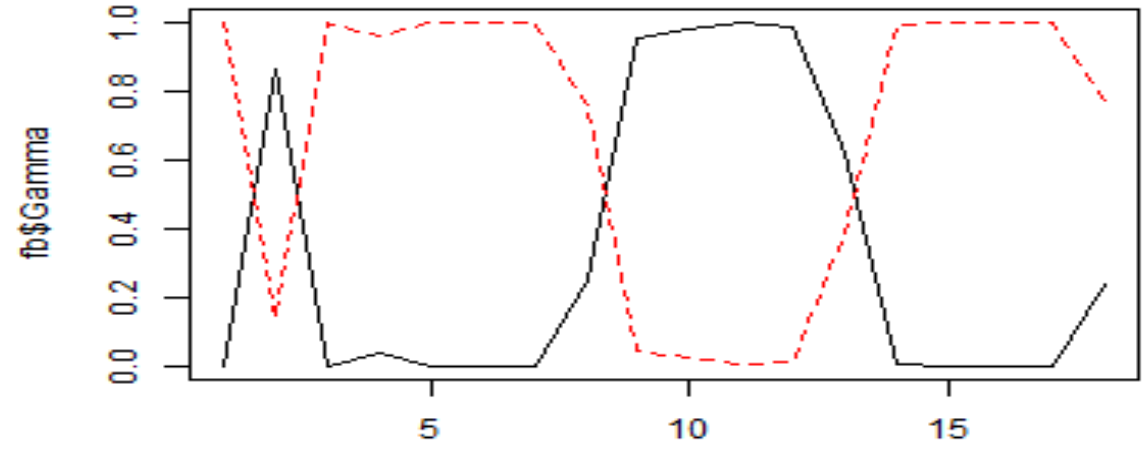
DWT 3, Normal dis, BIC 17

# 隠れマルコフ状態遷移グラフ

状態遷移



状態確率



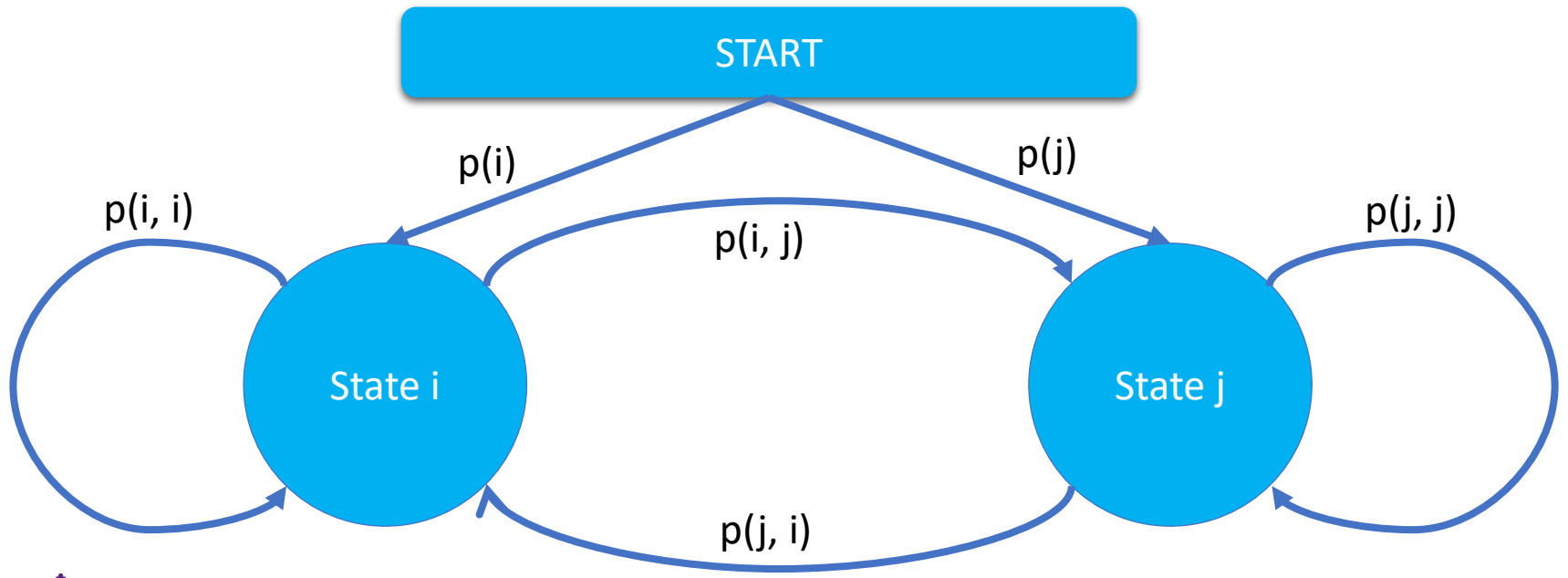
DWT 5, Normal dis, BIC 5

# 考察

- WaveletやHMMの変数選択や分布パラメータなどの設定によっては、AIC/BICが最小であっても、正確に2状態に分離できなかつたり、不必要に細かく分離したりする場合が発生する。
- これへの対応は、これまでは試行錯誤による変数選択やパラメータ設定を行う必要があった。
- この課題の解決技術を開発（特許）

# 変数選択のための評価指標

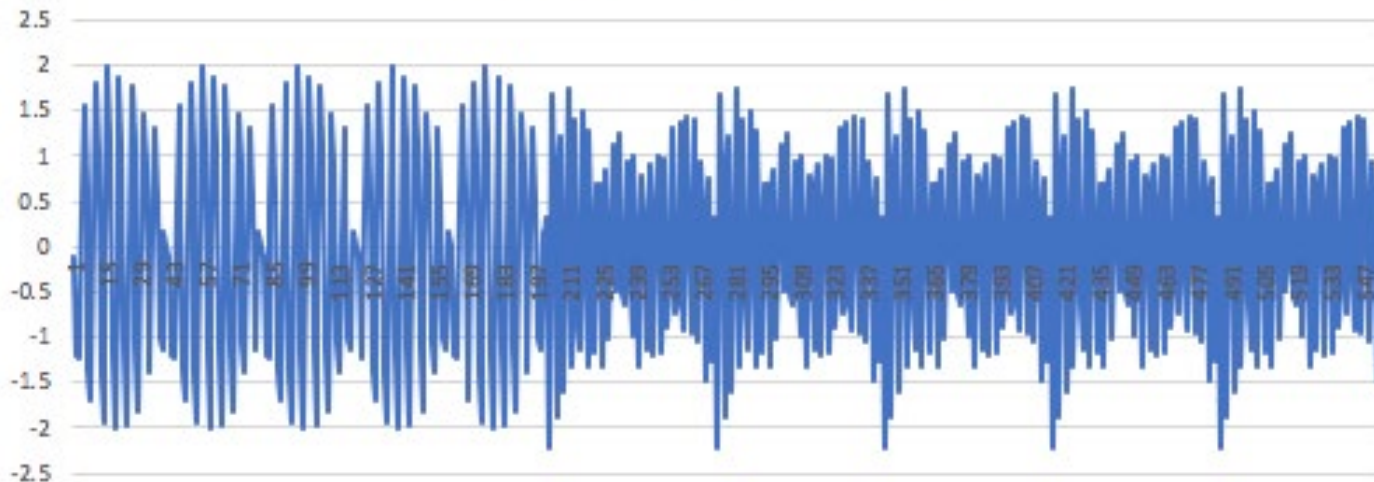
- 基本的な考え方
  - 異常診断の観点から頻繁な状態遷移は好ましくない。
  - 「別の状態へ遷移する確率  $\ll$  同じ状態へ遷移する確率」が望ましい。 $eval = \max_{i,j \in S, i \neq j} \frac{p(i,j)}{p(i,i)}$



# 実験：橋梁振動計測データへの適用

- データ

e エネルギー正規化 + 5 回繰り返し



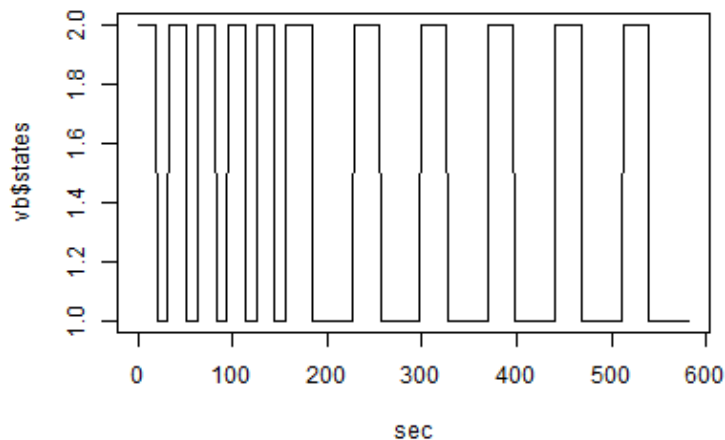
- 変更項目

- Wavelet適用の有無
- Waveletのレベル(level=1~5)
- HMMモデルの変数
  - 状態数nStates={2, 3, 4}
  - 確率分布がMIXTUREの場合の正規分布の数とnMixt={2, 3, 4}
  - 確率分布がNORMALの場合のinit={RANDOM, KMEANS}

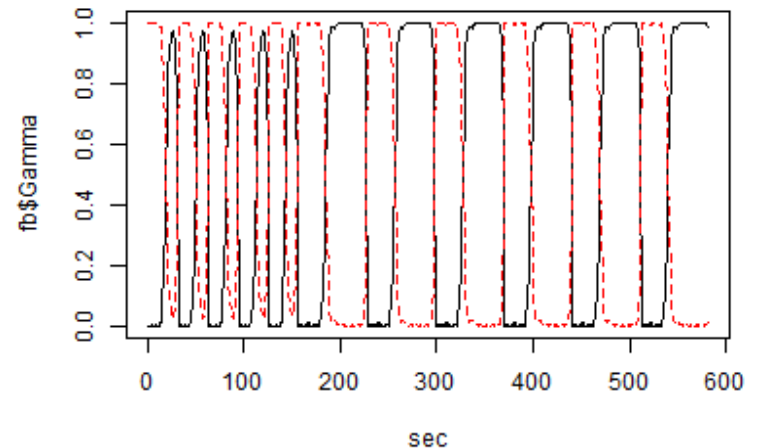
# 実験：橋梁振動計測データへの適用

- 3位
  - eval=0.04590, BIC=1419
  - なし, dist=MIXTURE, nStates=2, nMixt=2, init=RANDOM

状態遷移



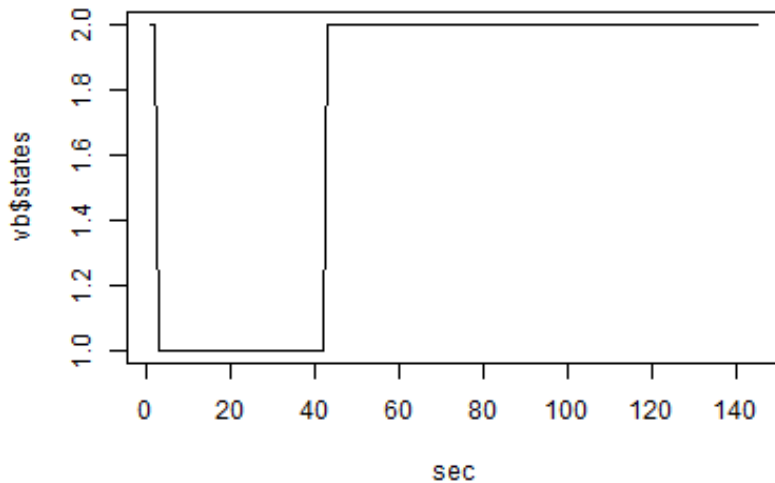
状態確率



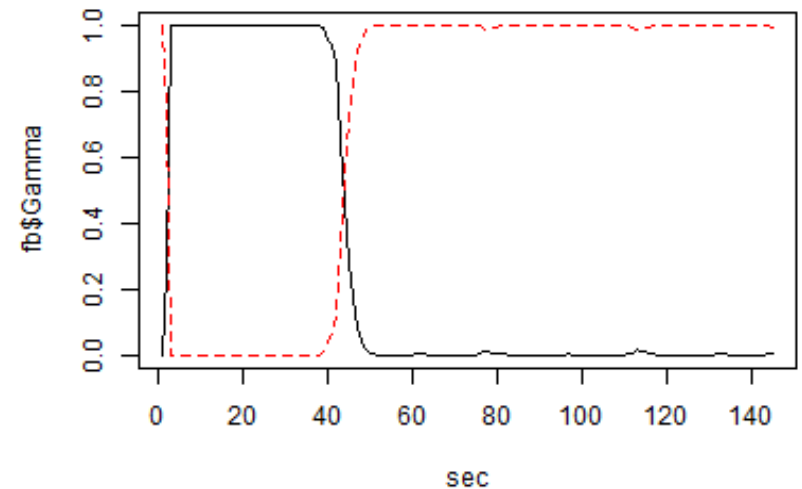
# 実験：橋梁振動計測データへの適用

- 2位
  - eval=0.02632, BIC=394.3
  - DWT2, dist=NORMAL, nStates=2, init=RANDOM

状態遷移



状態確率

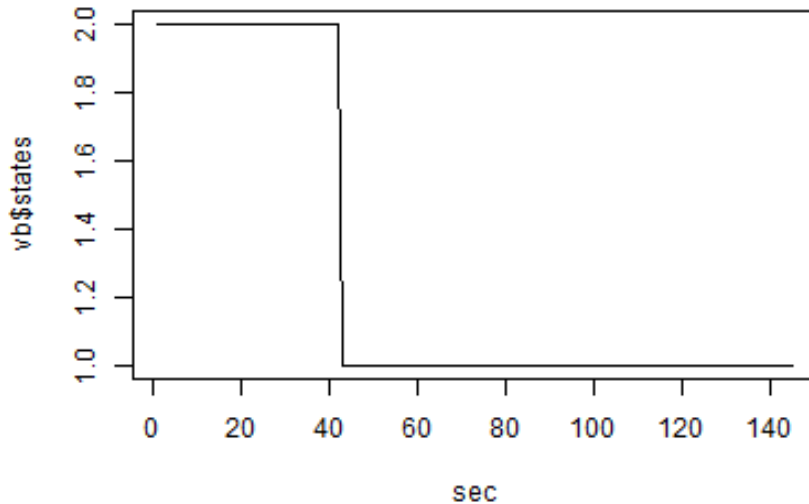




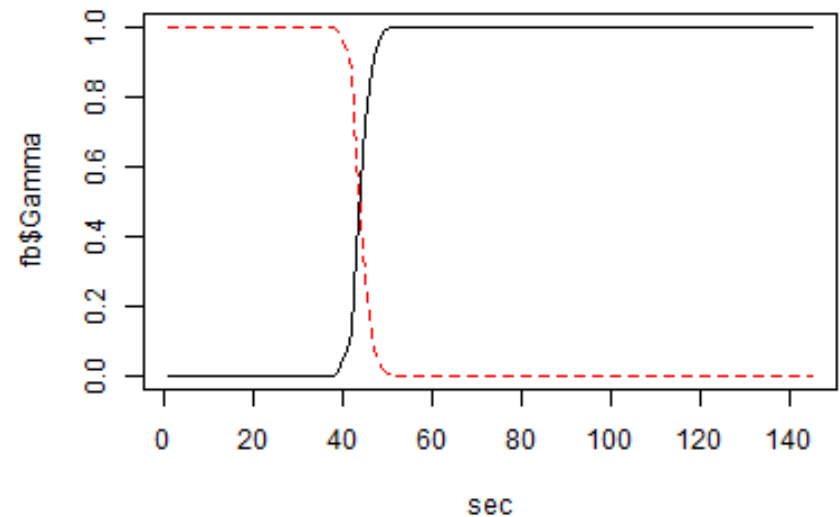
# 実験：橋梁振動計測データへの適用

- 1位
  - eval=0.02355, BIC=388.2
  - DWT2, dist=NORMAL, nStates=2, init=KMEANS

状態遷移

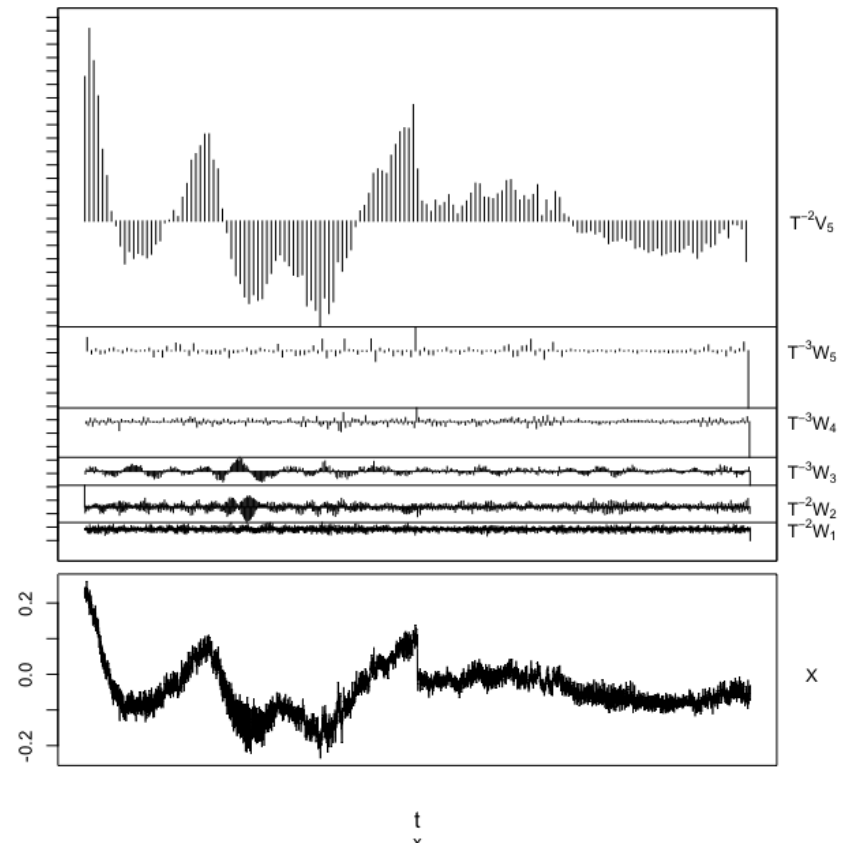


状態確率



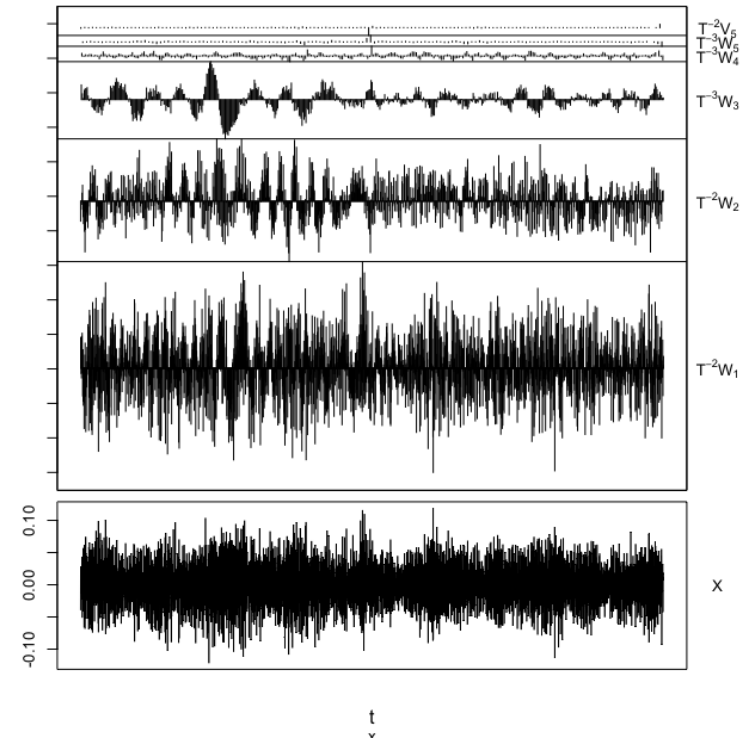
# 実験：コンベア異常への適用

- データ
  - No.1 (基準)
  - No.2 (動作中/荷少)
- データ変換
  - 変位
- Wavelet分解
  - 1~5オクターブ分割



# Wavelet分解

- データ
  - No.1 (基準)
  - No.2 (動作中/荷少)
- データ変換
  - 加速度
- Wavelet分解
  - 1~5オクターブ分割

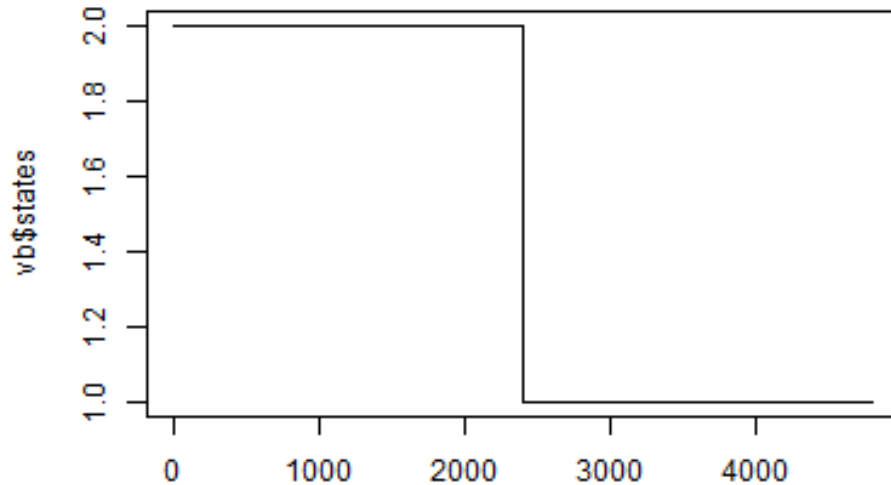


# 評価指標の適用

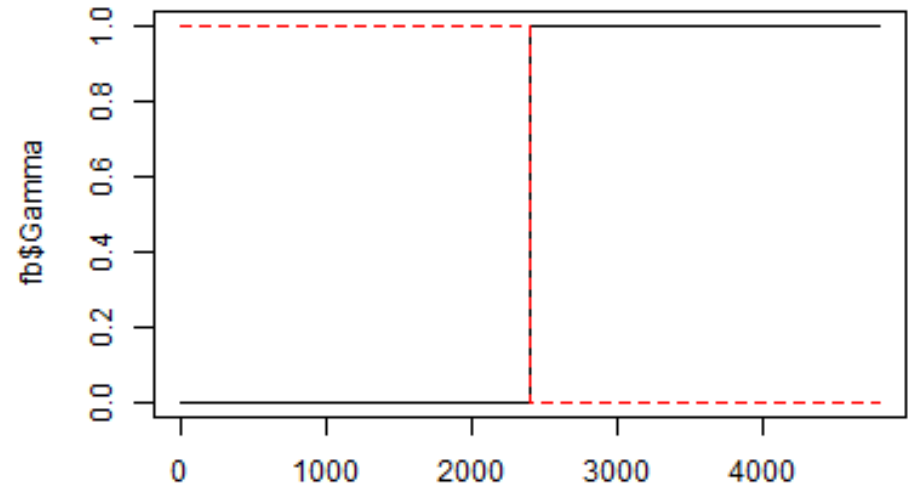
- 1位

- eval= 0.0004170, BIC= -17308.1
- 変位, DWTなし, dist= NORMAL, nStates=2, init=RANDOM

状態遷移



状態確率

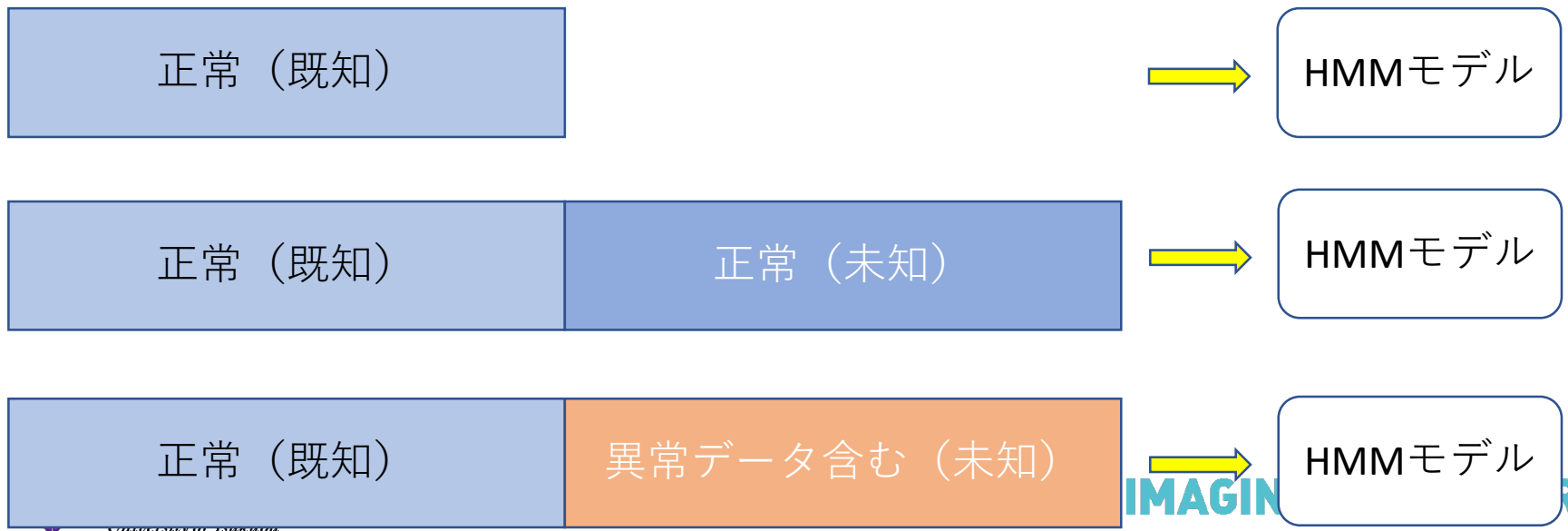


# 未知の異常データを検出 するための手法

ここまでで異常と正常を判別することはできた  
しかし、どこからが異常なのかが不明  
そのための異常判別手法を開発（特許）

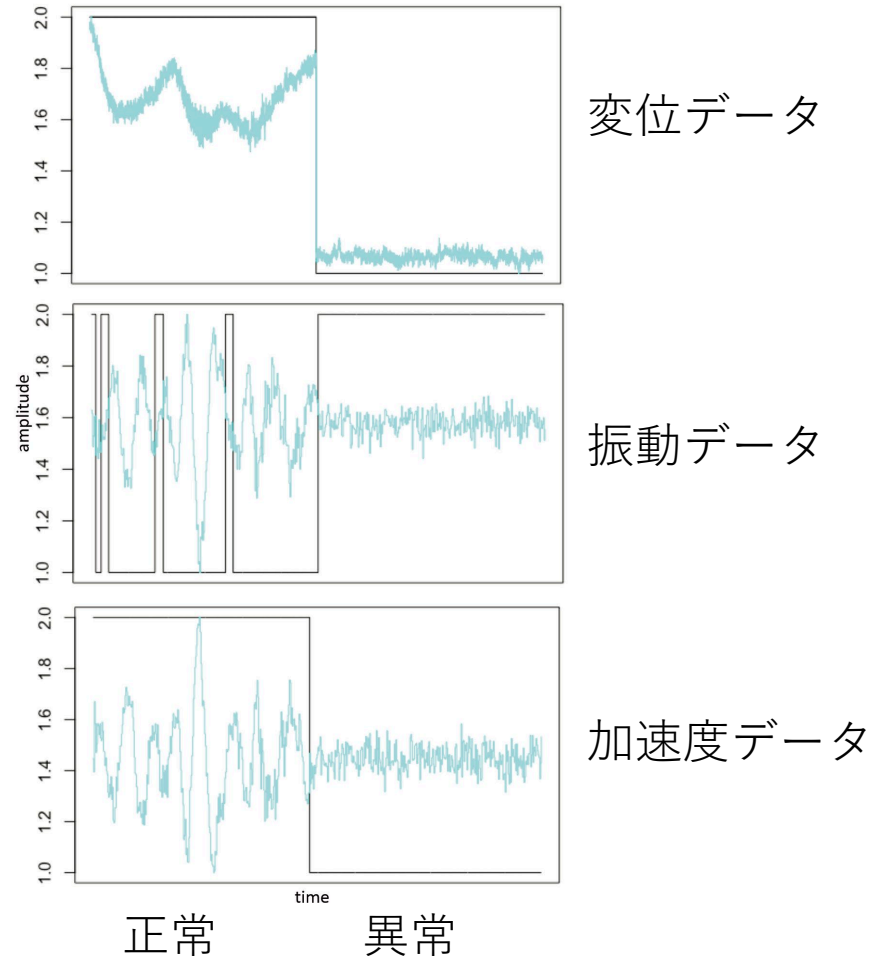
# 正常／異常状態の判定方法

- 基本的な考え方
  - 既知の正常な時系列のモデルと、未知の時系列を含む時系列のモデルを比較
  - 未知の時系列が
    - 正常ならば、2つのモデルは似ている
    - 異常ならば、2つのモデルは異なる



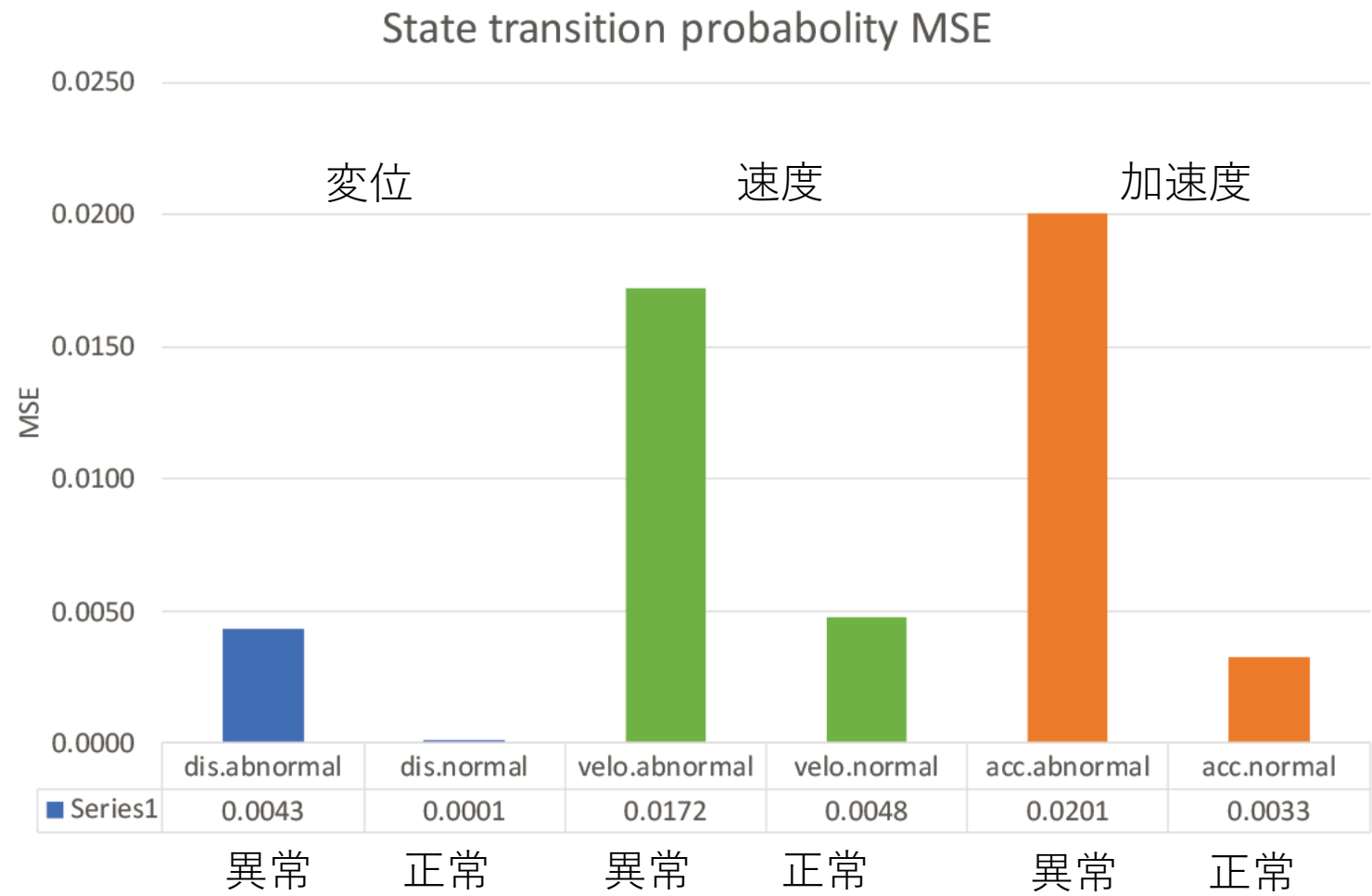
# コンベア振動データでの実験

- 正常であることがわかっているデータからの得たモデル **M0**
- 現在のデータから得たモデル **M1**
- どちらも先の手法で最適化されている
- それらのハイパーパラメータを比較



$$MSE = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (sk_{ij} - su_{ij})^2 / k$$

# 判定結果





# 想定される用途

- 本技術の特徴を活かすためには、コンベアや回転機器などの振動を伴う機器への設置が考えられる。
- 上記以外に、橋梁や道路などの振動の影響を受けやすい設備への異常診断効果も期待される。
- また、金融データやマーケティングデータなどの変化の激しい時系列データに対しても用途を展開することが可能と思われる。

# 実用化に向けた課題

- 現在、コンベアと橋梁については、実データを用いた実験が完了し、本手法の有効性を確認済みである。しかし、より幅広いデータでの実証がされていない。
- 今後、さまざまな回転機器や振動の影響を受けやすい設備でのデータを取得し、モデルの適用可能性を確認していく予定である。

# 企業への期待

- 未解決の課題は、共同研究などを通して、克服が可能と考えている。
- 振動計測技術を持つ企業との共同研究を希望。
- 連続した異常診断を求めている企業には、本技術の導入が有効と思われる。

# 本技術に関する知的財産権

- 発明の名称            異常検出方法
- 出願番号              特願2020-139284
- 出願人                国立大学法人 筑波大学
- 発明者                倉橋節也（筑波大学）  
                            小野功（東京工業大学）

# お問い合わせ先

**筑波大学**

**産学連携部 産学連携企画課**

**TEL 029-859-1486**

**FAX 029-859-1693**

**e-mail [event-sanren@un.tsukuba.ac.jp](mailto:event-sanren@un.tsukuba.ac.jp)**