

部分空間法研究会

# 宇宙機システム監視と部分空間法

東京大学・先端科学技術研究センター

矢入健久

2010年7月26日

# 要旨

- 宇宙機システムの異常検知問題に対して、部分空間法とその関連手法を適用した研究を紹介する
- 基本的には、訓練データから正常部分空間を学習し、テストデータ(およびテスト部分空間)との距離(や正準角)を監視することで実現される
- 後半では、システムの動的特性を考慮した拡張(部分空間同定法との融合)について述べる

# 内容

- はじめに ~ 宇宙機テレメトリの異常検知とは
- 4つの研究紹介
  1. 次元削減・再構成による人工衛星テレメトリデータ監視
  2. カーネル特徴空間における正準角監視による宇宙機異常検知
  3. 部分空間同定法に基づく動的システムの変化点検知
  4. 混合部分空間同定法による動的システムの学習
- おわりに

# 1.はじめに

～ 宇宙機テレメトリの異常検知とは ～

# 研究背景(宇宙機異常検知・故障診断)

- 宇宙開発の2大課題:

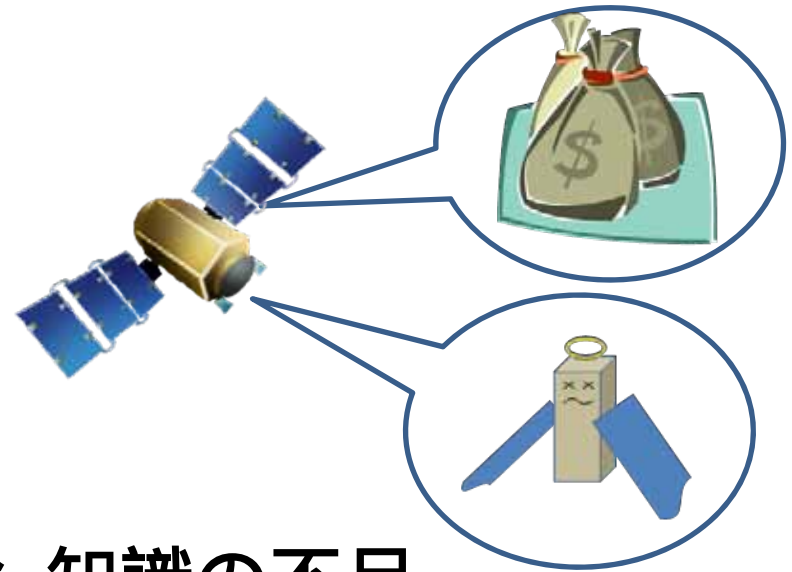
- 低コスト化
- 信頼性向上

- 困難にする要因

- 多種少量開発      経験・知識の不足
- 過酷・不確定な環境      事前試験の限界
- 遠隔性      監視・修理困難

- 改善策

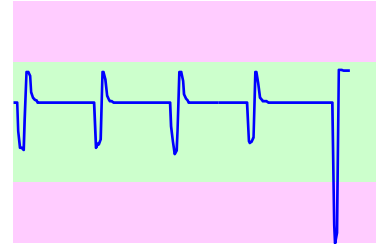
- 自律的なシステム監視技術の開発



# 従来技術・研究

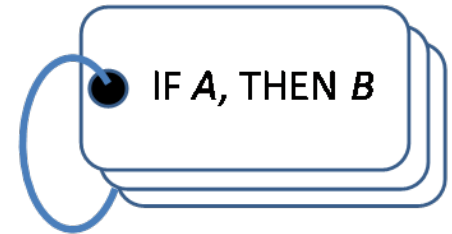
## 1. リミットチェック

- センサーごとに上限下限監視



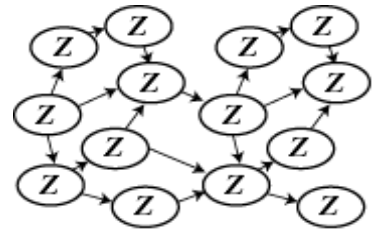
## 2. エキスパートシステム(知識ベース)

- 「異常事象」と「兆候」の関係を枚挙



## 3. モデルベースシステム

- 定性・定量モデルによるシミュレーション

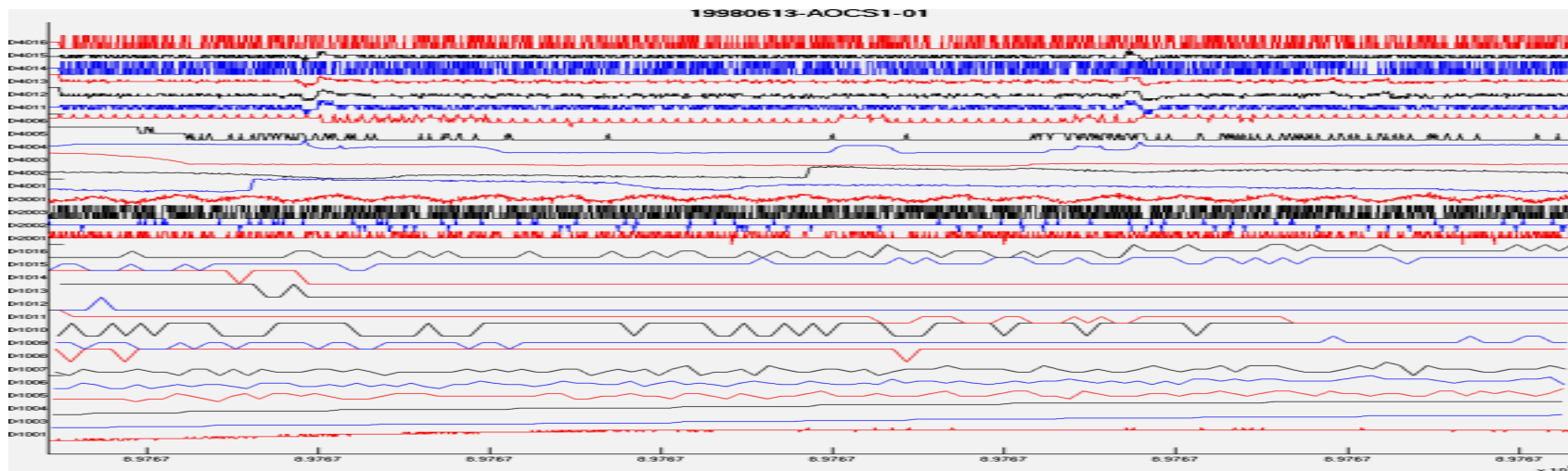


## 共通問題:

- 知識(ルール・モデル)獲得・維持
- 監視範囲の限界

# 宇宙機テレメトリ(技術データ)

## システム運用・監視のためのデータ

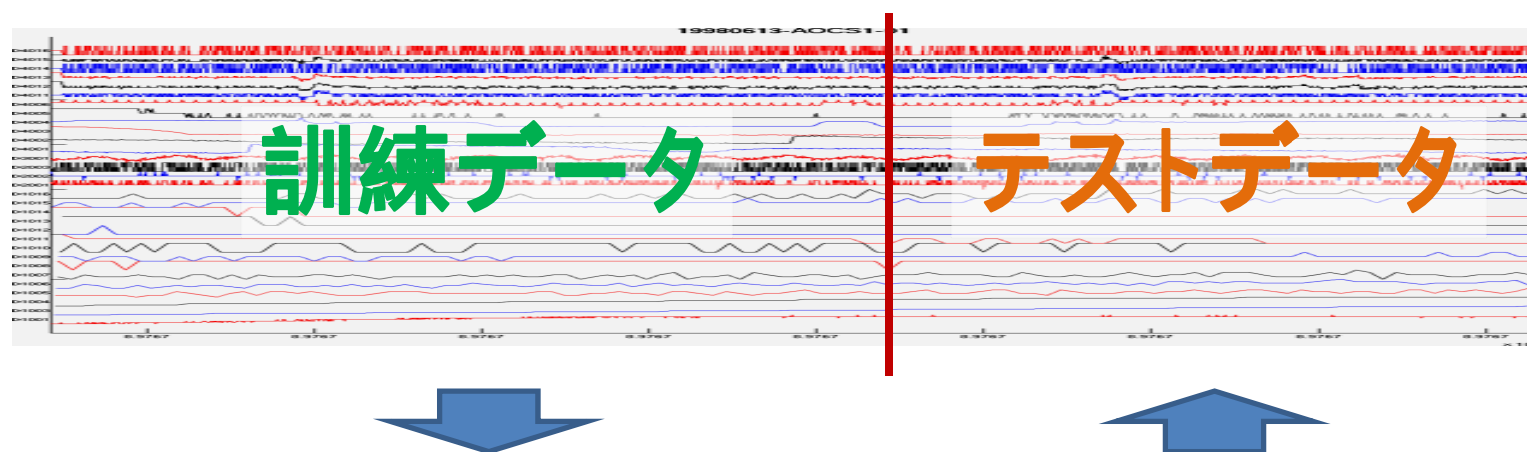


- 超高次元(数百～数千)の時系列データ
- 各サブシステム(姿勢、推進、熱、等)の健康状態
- 様々な物理量(温度、角速度、推力、etc)、値の種類(実数、整数、シンボル、On-Off、etc.) (異種性)

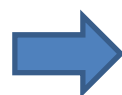
# 機械学習による異常検知

過去データから正常モデルを学習し、テストデータに含まれる異常パターンを検知

a.k.a., 新規性検知、1クラス分類



正常モデルの学習



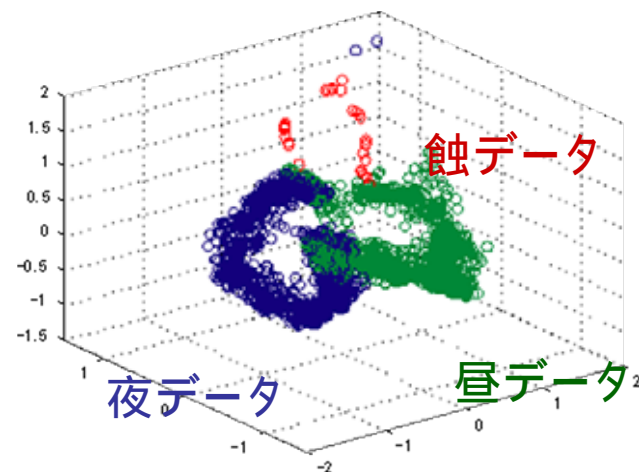
テストデータの監視

代表手法: Mahalanobis距離, 1-class SVM, SVDD, etc.

# 部分空間法を利用するメリット

## 1. 次元削減の合理性

観測次元は数百でも本質的な  
状態空間は低次元



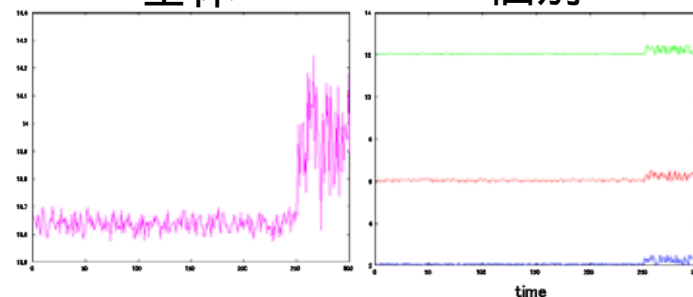
## 2. 再構成による分析可能性

異常度に寄与する変数の特定

再構成誤差

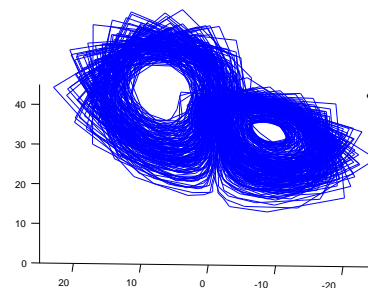
全体

個別



## 3. 動的モデルへの拡張性

部分空間上でのダイナミクス



$$\mathbf{x}_{t+1} = f(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t) + \mathbf{w}_t$$

$$\mathbf{y}_t = g(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v}_t$$

# 紹介する研究事例

## 1. 次元削減・再構成による衛星テレメトリ監視

基本的な部分空間法の考え方を利用しつつ、様々な次元削減アルゴリズムを比較

## 2. カーネル特徴空間における正準角監視による宇宙機異常検知

カーネル相互部分空間法の異常検知への応用

## 3. 部分空間同定法に基づく動的システム変化検知

部分空間内でのシステムダイナミクスの考慮

## 4. 混合部分空間同定法による動的システム学習

異常検知からモデル学習へ

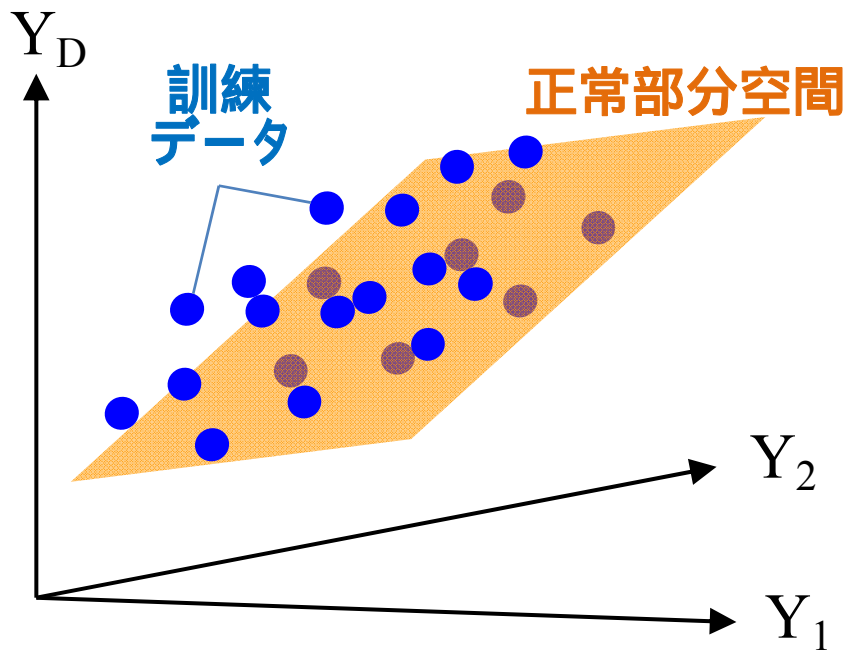
## 2. [研究事例 1]

### 次元削減・再構成による衛星テレメトリ監視

乾稔, 矢入健久, 河原吉伸, 町田和雄,  
"次元削減の再構成誤差を用いた異常検知手法の比較",  
人工知能学会第23回全国大会(JSAI 2009)

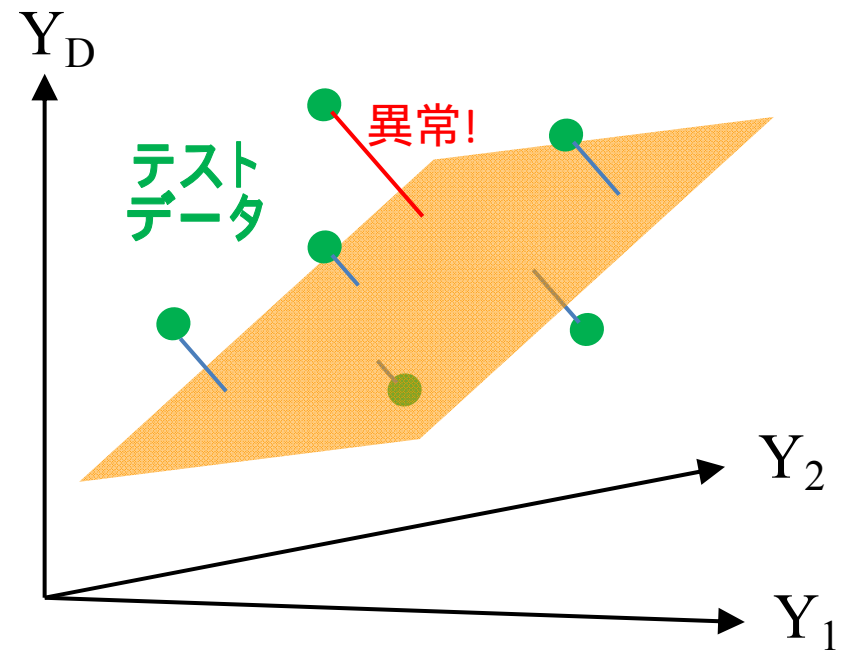
# 部分空間法による異常検知

## 訓練フェーズ



正常な訓練データが分布する  
「正常部分空間」を学習

## テストフェーズ



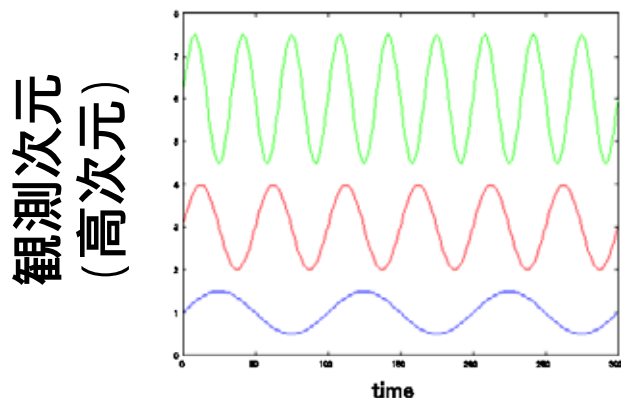
テストデータと「正常部分空間」  
との距離を監視

# 別の見方(次元削減と再構成誤差)

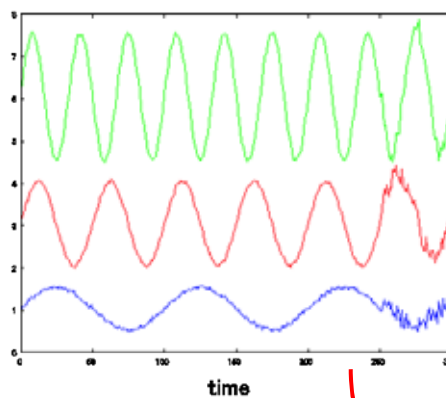
## 訓練フェーズ

## テストフェーズ

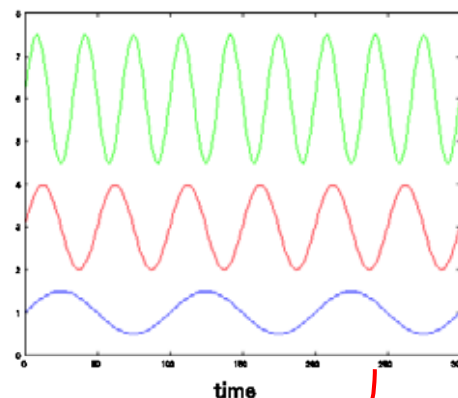
正常訓練データ



監視(テスト)データ



復元データ



次元削減



次元復元



画像  
ペア

次元削減



次元復元



比較

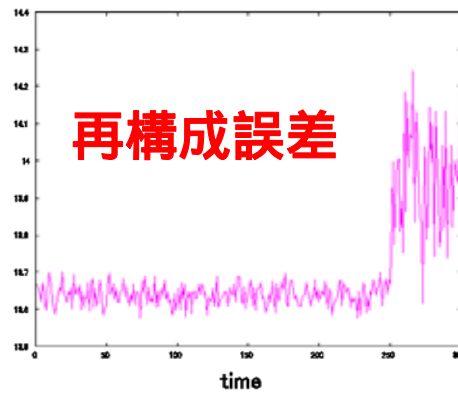
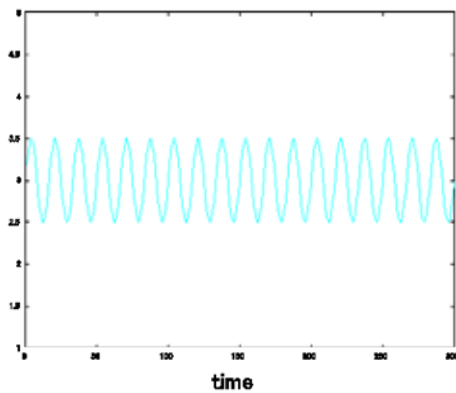
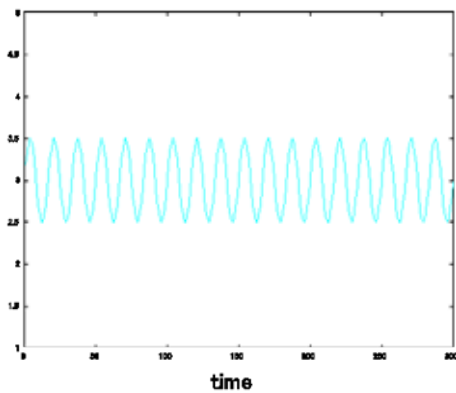


次元削減データ

学習

適用

状態次元  
(低次元)



# 動機と目的

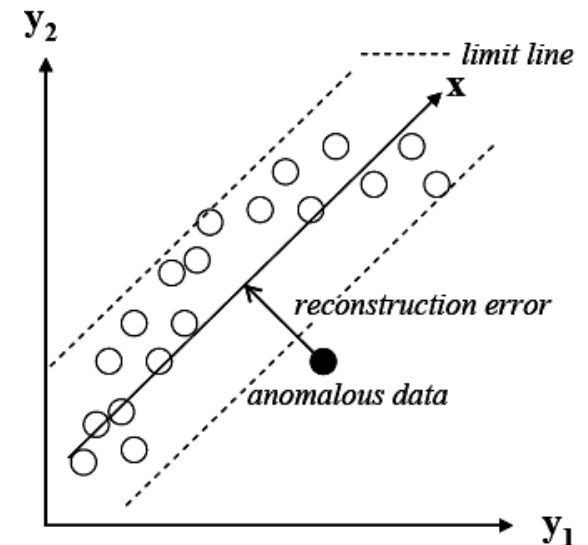
1. 最近の非線形次元削減アルゴリズムへの興味
  - 非線形性の考慮は有効か？
2. クラスタリングとの比較・融合
  - システム状態遷移の連続・離散性
3. 明示的な「再構成」の効果の検証
  - 「異常度」以上の情報を提供できるか？

# 比較したアルゴリズム

1. 線形主成分分析 (PCA)
2. カーネル主成分分析 (Kernel PCA)
3. 混合確率主成分分析 (Mixture Probabilistic PCA)
4. ガウス過程潜在変数モデル (Gaussian Process Latent Variable Model)
5. ラプラス固有写像潜在変数モデル (Laplacian Eigenmap Latent Variable Mode)
6. K-means クラスタリング

# (比較手法1) 線形主成分分析 (PCA)

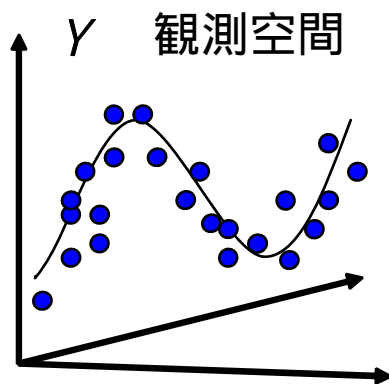
- 最も基本的な(線形)次元削減
- 分散最大( = 再構成誤差最小) 線形射影
- 多変量統計的プロセス管理 (MSPC)などで異常検知に利用
  - Q統計量
- 計算コスト小
  - 訓練時:  $O(D^3)$
- 性能評価のベースライン



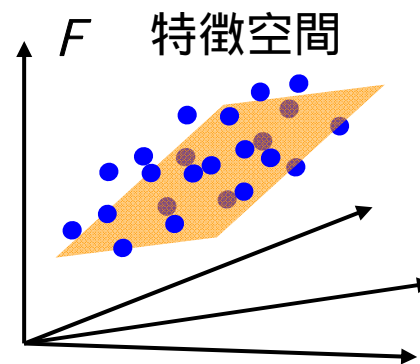
# (比較手法2) カーネル主成分分析 (KPCA)

[Schölkopf 98]

- カーネルによりPCAを非線形化
  - 特徴空間において再構成誤差最小な線形射影
  - 必ずしも「削減」にはならない
- [Hoffmann 07] 異常検知への応用
  - 1-class SVM 等とcompetitive (ただし、toy problem)
- 観測空間での再構成 (Preimage問題) [Kwok03]



カーネルによる  
非線形写像



# (比較手法3) 混合確率主成分分析 (MPPCA)

[Tipping & Bishop 99]

- 確率的PCA (PPCA) の混合モデル
- 局所線形モデル
  - 非線形な分布を折れ線・タイル近似
  - VQPCA との違い: 局所性、確率モデル
- クラスタリングと次元削減の中間

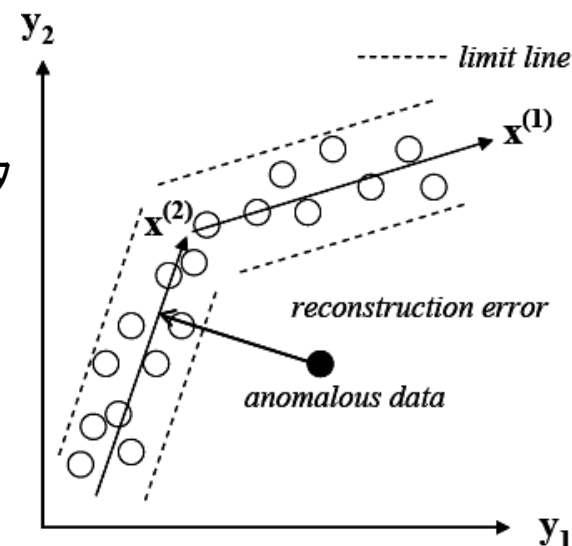
$$\mathbf{y} \in R^D \mapsto c \in \{c_1, \dots, c_m\}, \mathbf{x} \in R^d \mapsto \hat{\mathbf{y}} \in R^D$$

元データ

コンポーネント番号 + 座標

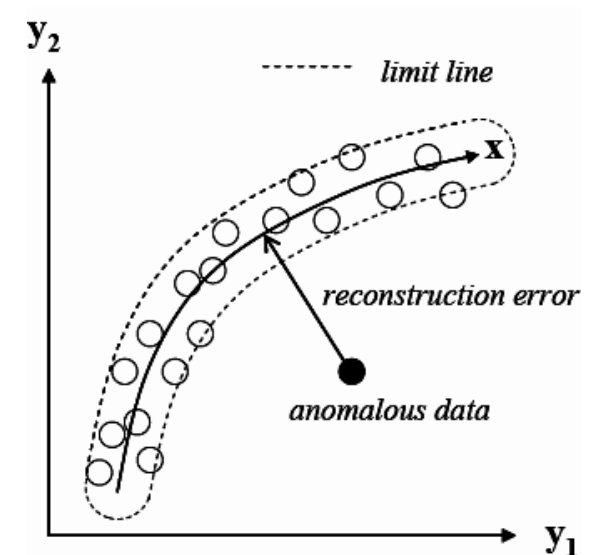
復元データ

- EMアルゴリズムによる学習
  - 初期解生成に k-means利用



# (比較手法4) ガウス過程潜在変数モデル (GPLVM) [Lawrence 04]

- ガウス過程 (Gaussian Process) 回帰を非線形次元削減に拡張
  - 潜在変数  $\mathbf{x} \in R^d$  から観測変数  $\mathbf{y} \in R^D$  への写像をGPによって表現
- 確率的PCAの非線形版
  - 周辺尤度を勾配法で最大化
  - 複数の局所解あり
  - 他の次元削減法 (PCA, ISOMAP) による初期化



# (比較手法5)

## ラプラス固有写像潜在変数モデル (LELVM)

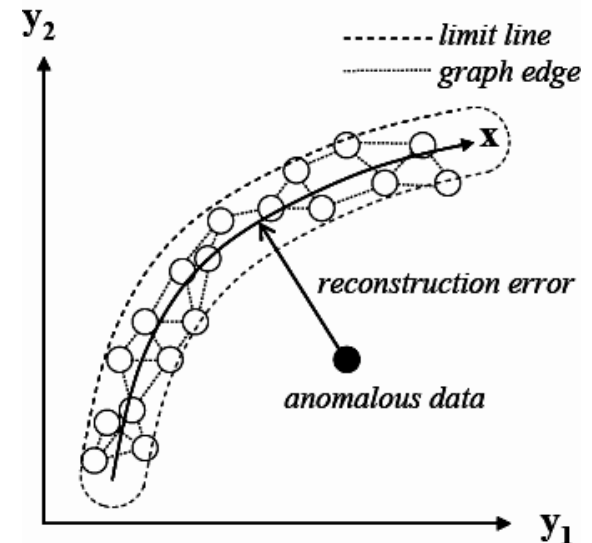
[Carreira-Perpinan07]

- Laplacian Eigenmap [Belkin03]の拡張
  - LEM : Graph Laplacianの固有分解
  - カーネル回帰を用いたout-of-sampleの次元削減・再構成マッピング

$$\mathbf{x} = f(\mathbf{y}) \equiv \sum_{n=1}^N \frac{K_y(\mathbf{y}, \mathbf{y}_n)}{\sum_{n'=1}^N K_y(\mathbf{y}, \mathbf{y}_{n'})} \mathbf{x}_n \quad \text{次元削減}$$

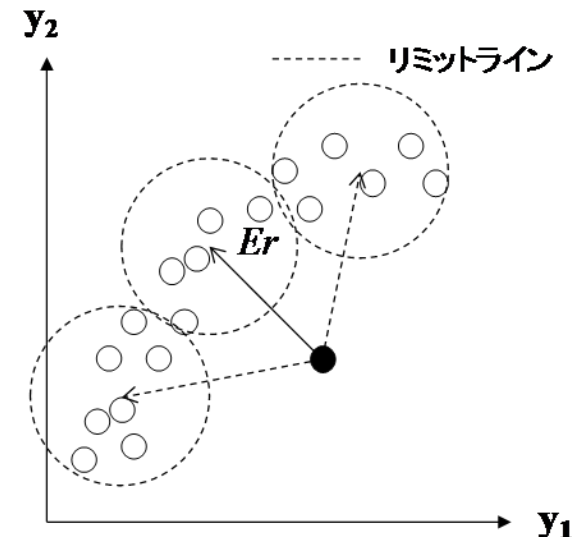
$$\hat{\mathbf{y}} = g(\mathbf{x}) \equiv \sum_{n=1}^N \frac{K_x(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n)}{\sum_{n'=1}^N K_x(\mathbf{x}, \mathbf{x}_{n'})} \mathbf{y}_n \quad \text{再構成}$$

- LEMの長所(大局解)を継承



# ( 比較手法 6 ) K-means クラスタリング

- クラスタリング ( 教師なし分類学習 )
  - (ref.) 次元削減 = 教師なし回帰学習
  - 潜在変数 ( 削減先の空間 ) が連続か離散かの違い
- 様々なところで異常検知への応用事例あり
- クラスターの等方的な分布を仮定

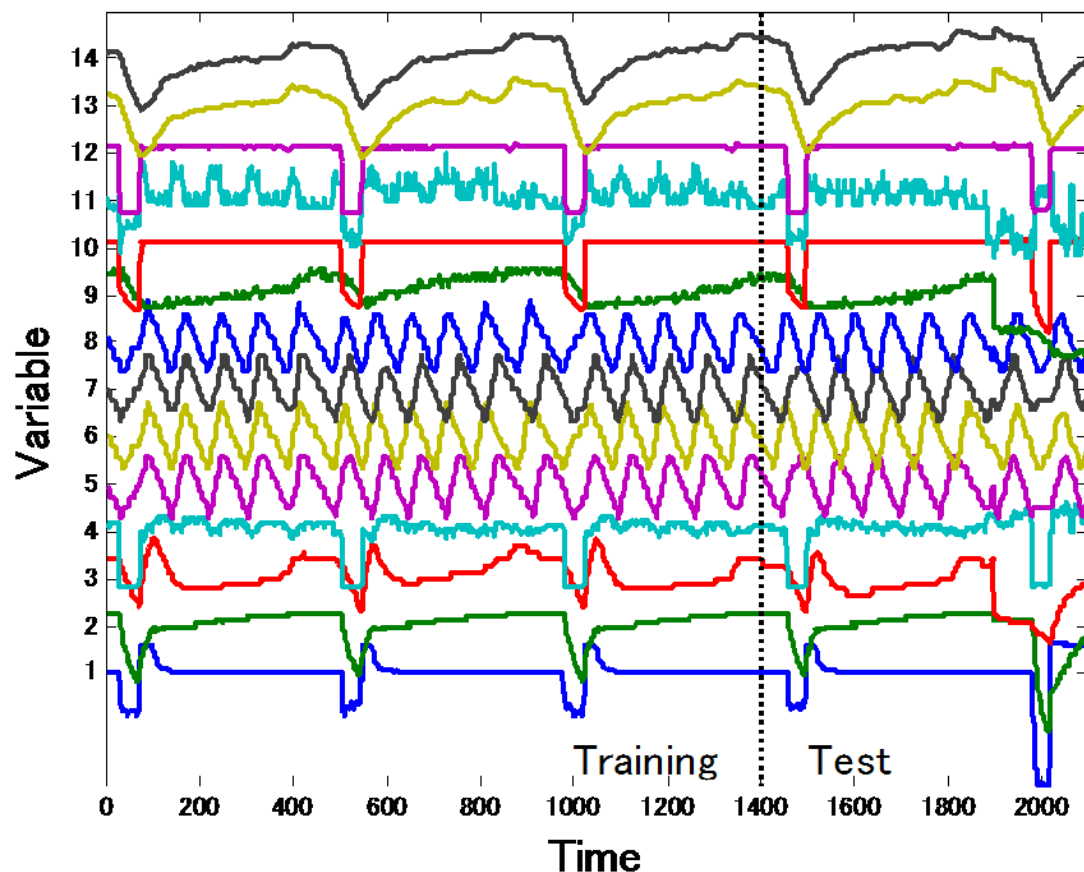


# [ 実験 1 ] 衛星Aバッテリー異常

- 電源サブシステム (EPS) の14変数 (電流、温度等) に適用

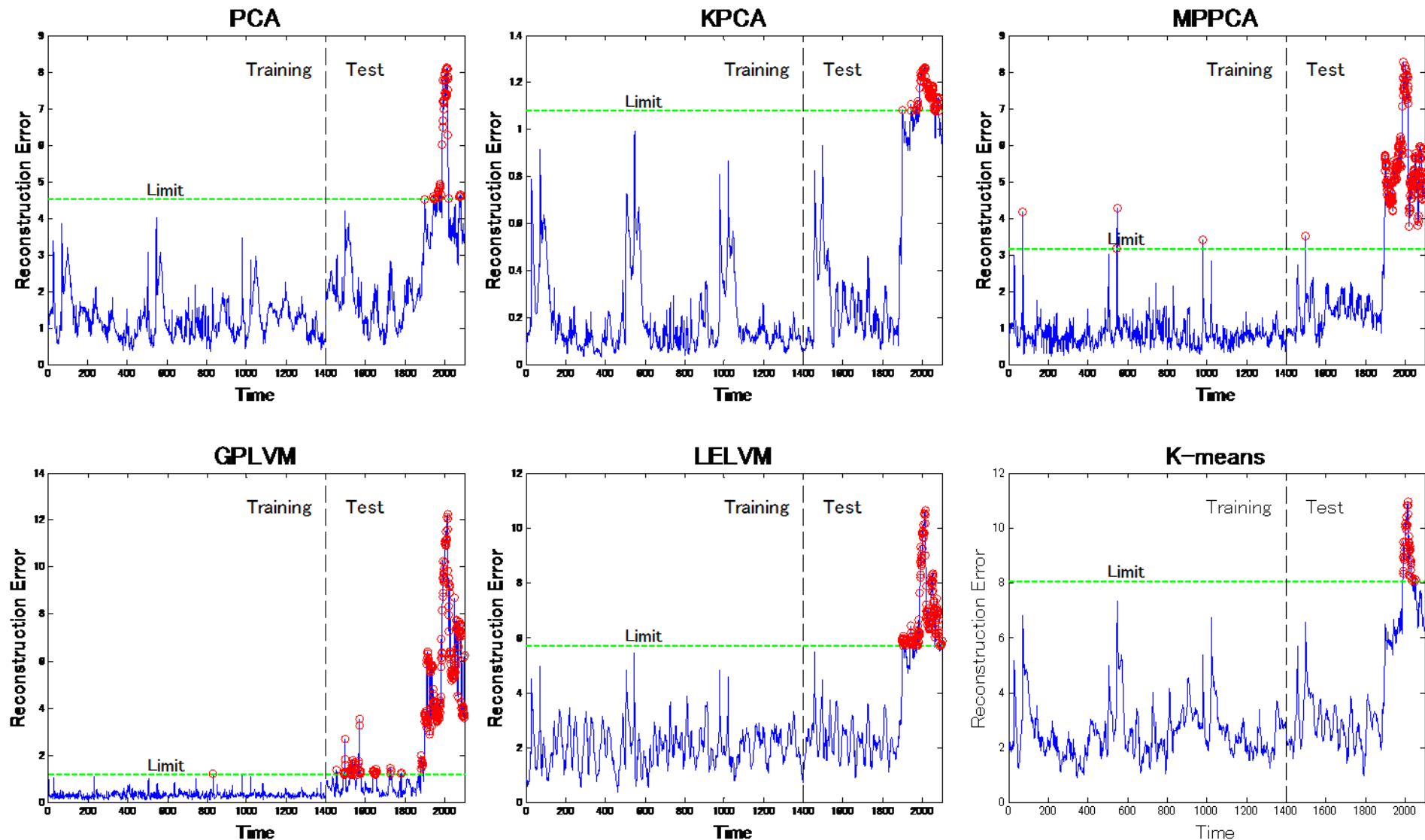
訓練データ

テストデータ



- 訓練データ: 「正常」な約2日間から1400点
- テストデータ: 「異常」を含む700点
- 各アルゴリズムのパラメータ値、異常判定閾値は訓練データでの交差検定により決定

# [実験1] 再構成誤差 (部分空間への距離)

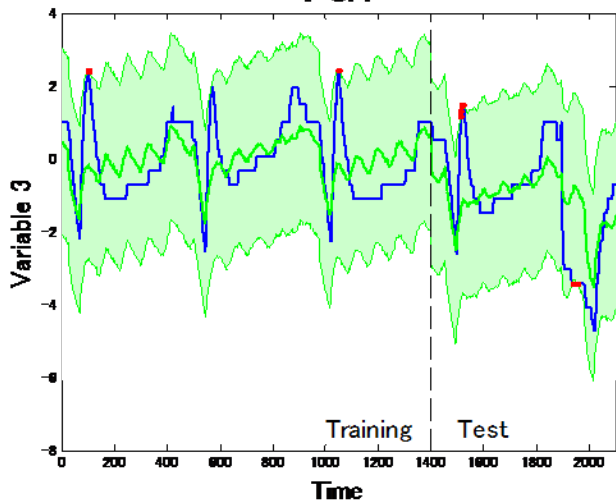


わかりやすい異常のため、全てのアルゴリズムで検知可

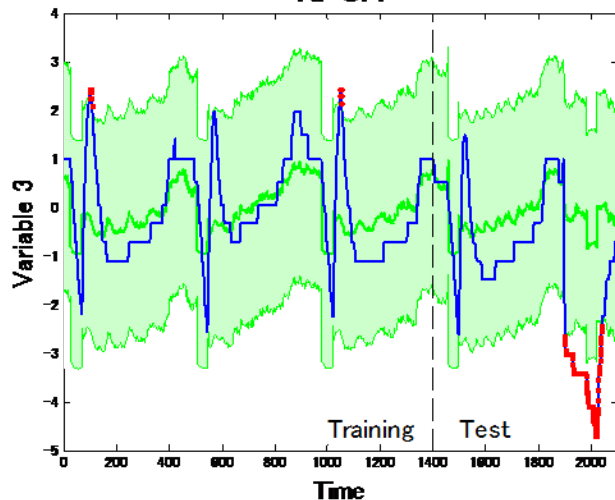
# [実験1]再構成に基づく許容範囲(変数3)

異常要因に「近い」変数(by 専門家)についての再構成結果

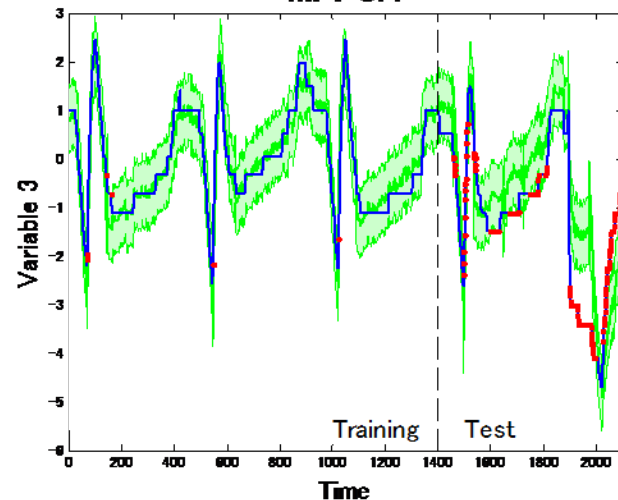
PCA



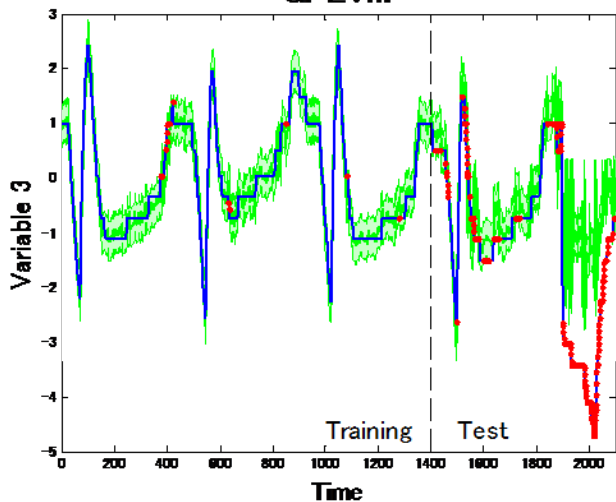
KPCA



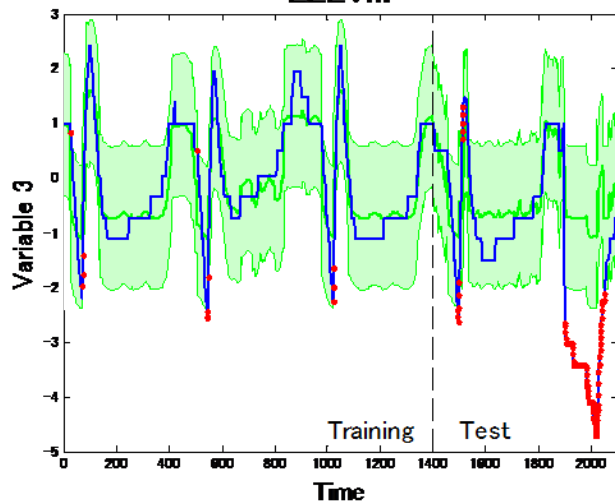
MPPCA



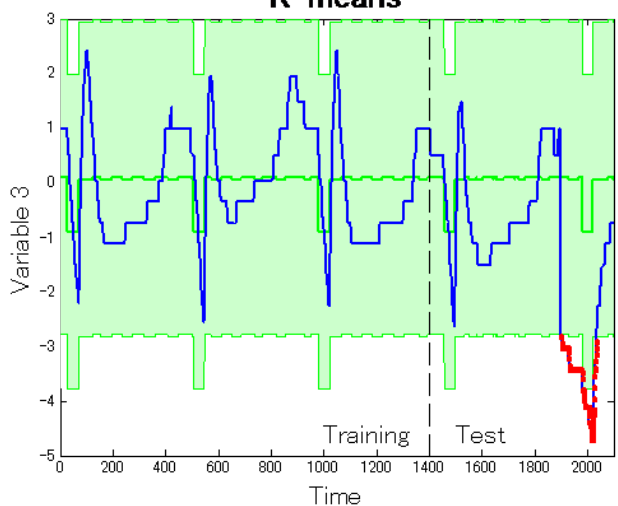
GPLVM



LELVM



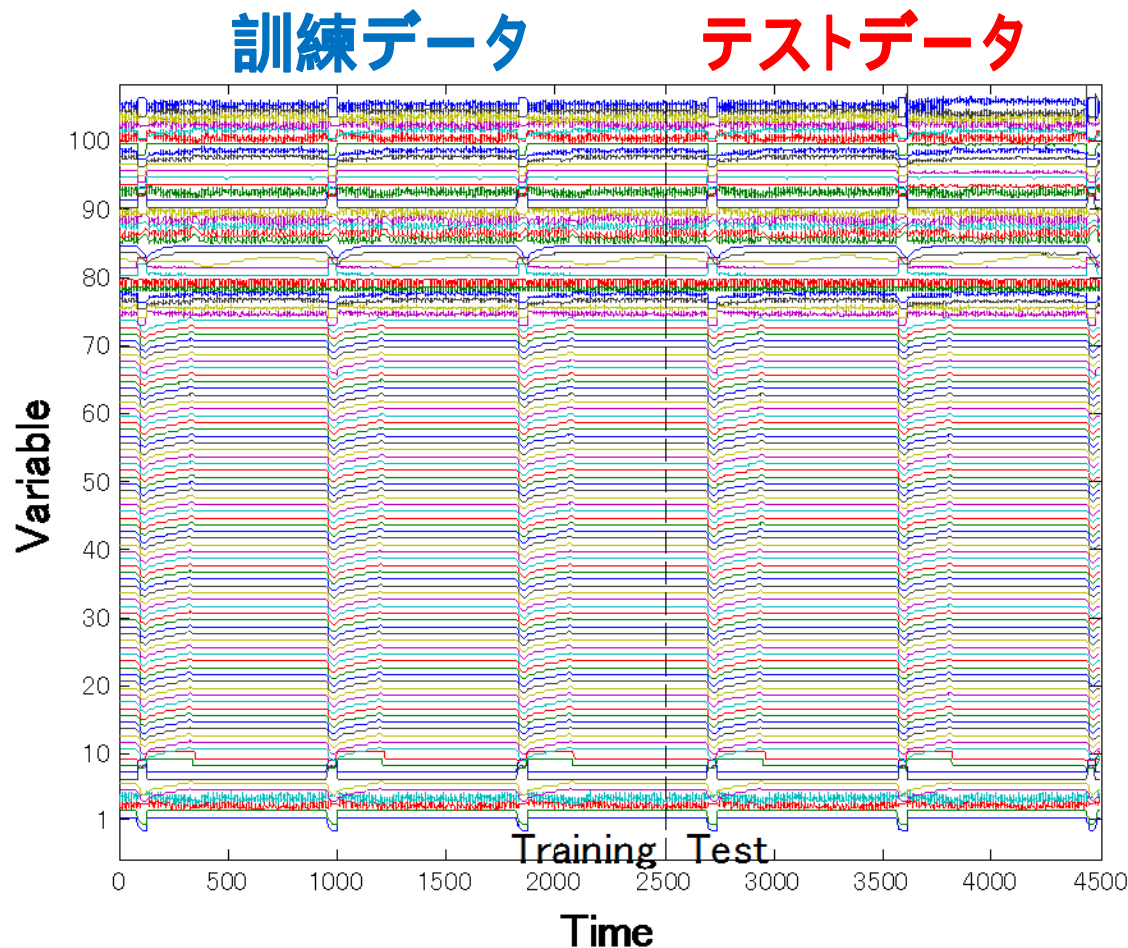
K-means



許容リミットの幅がアルゴリズムによって異なる

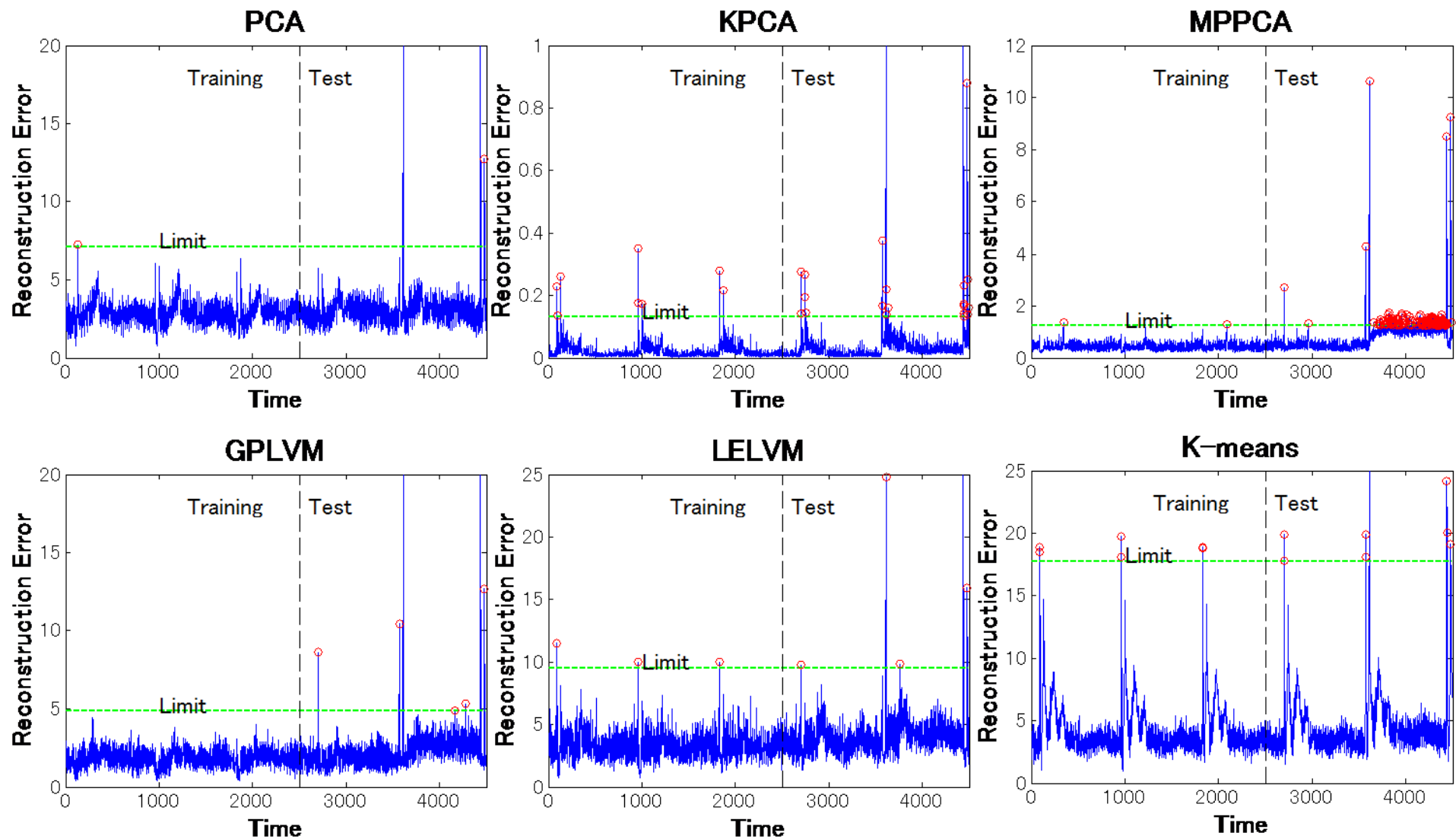
# [実験2] 衛星B太陽電池パドル異常

- 電源サブシステム (EPS) の106変数に適用



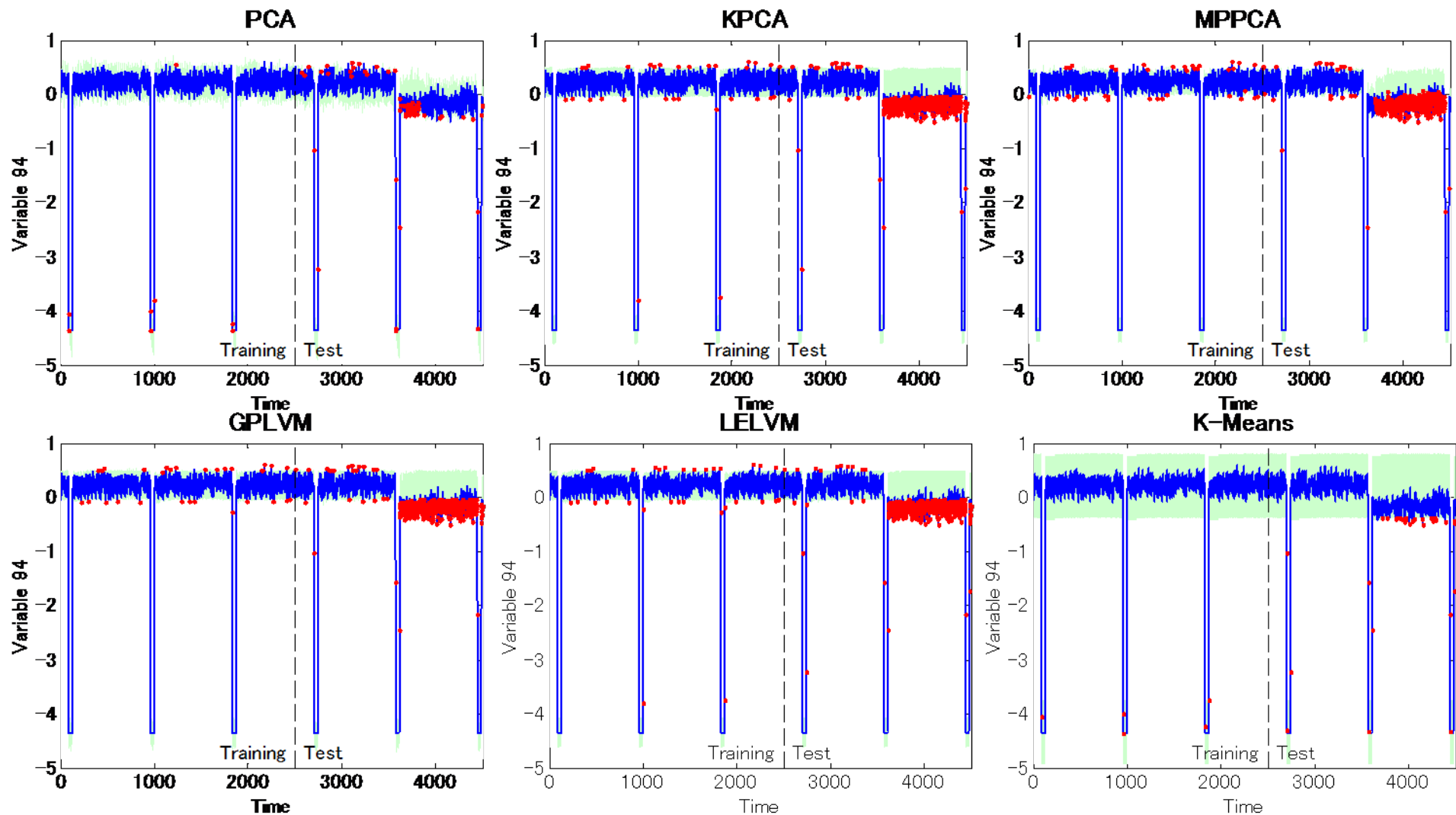
- 訓練データ: 「正常」な約3日間から2500点
- テストデータ: 「異常」を含む2日間強から2000点
- テストデータの1100点付近(全体では3600点)で一部の電圧がやや低下

# [実験2] 再構成誤差 (部分空間への距離)



明確に検知できたのはMPPCAのみ

# [実験2] 再構成に基づく許容範囲(変数94)



再構成により個々の変数レベルでの異常は検知可能

# 結果の考察

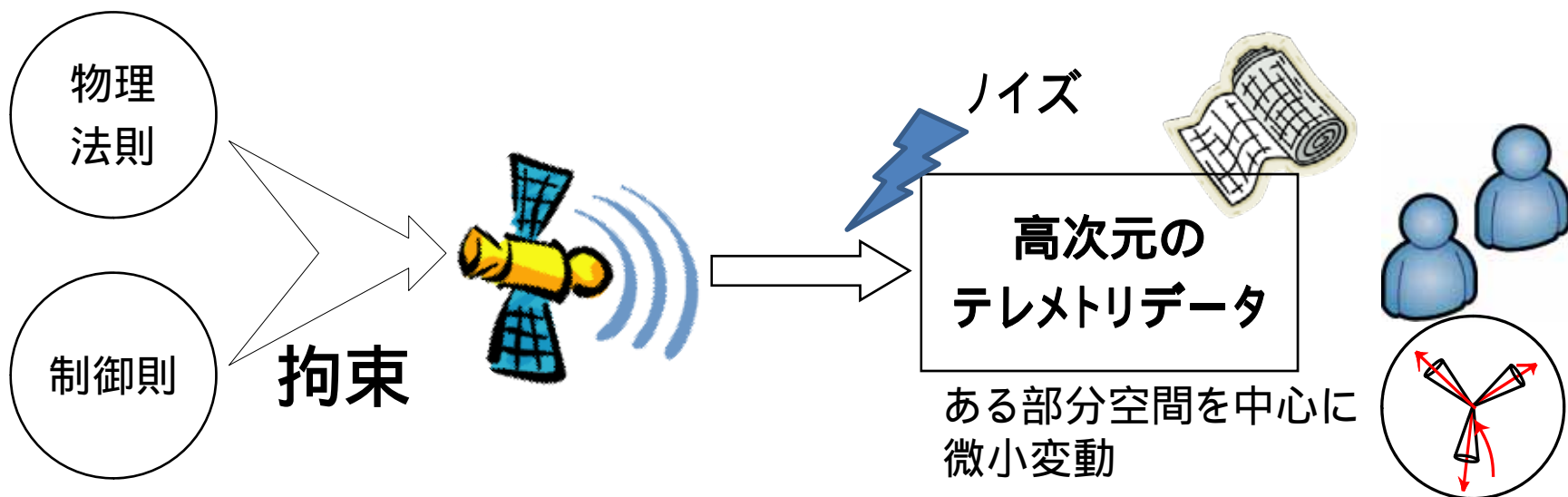
1. 非線形次元削減手法を使うメリットはあるか？
  - － 一定の効果は認められるが、計算コストに見合うかどうかは微妙
2. クラスタリングによる方法との違いは何か？
  - － 人工衛星のように連続的な状態遷移と離散的モード遷移を持つシステムでは、次元削減・クラスタリング両者の性質を引き継ぐMPPCAが最良
3. 再構成するメリットは？
  - － 個々の変数レベルでの異常検知や状態把握・原因解析に有用(専門家にも好評)

### 3. [研究事例 2]

## カーネル特徴空間における正準角監視による 宇宙機異常検知

- Ryohei Fujimaki, Takehisa Yairi, Kazuo Machida, "An Approach to Spacecraft Anomaly Detection Problem Using Kernel Feature Space", The Eleventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-05), pp.401-410, 2005
- 藤巻遼平, 矢入健久, 町田和雄, カーネルヒルベルト空間における正準角を利用した宇宙機異常検知法, 第20回人工知能学会全国大会予稿集, 2006

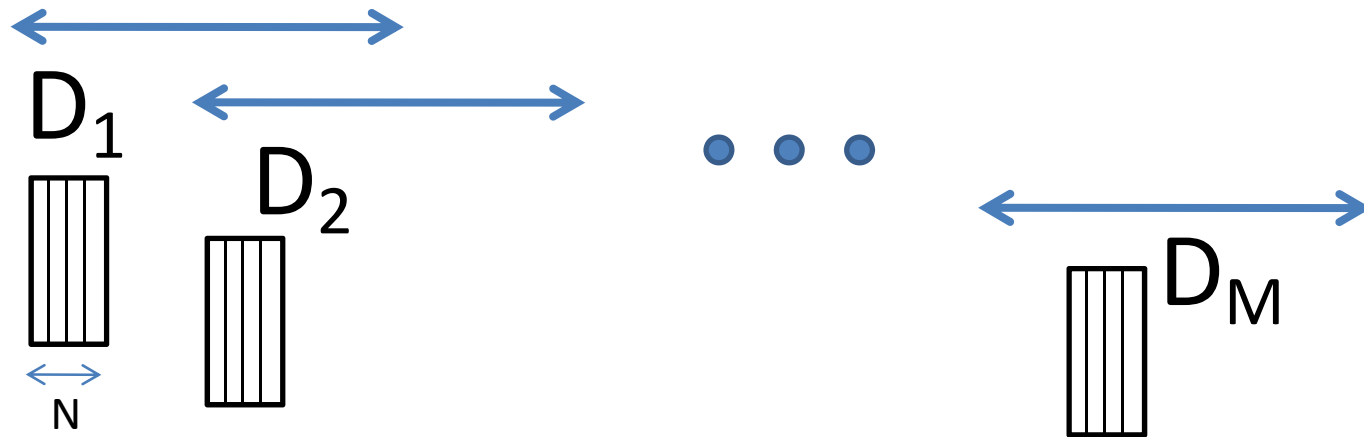
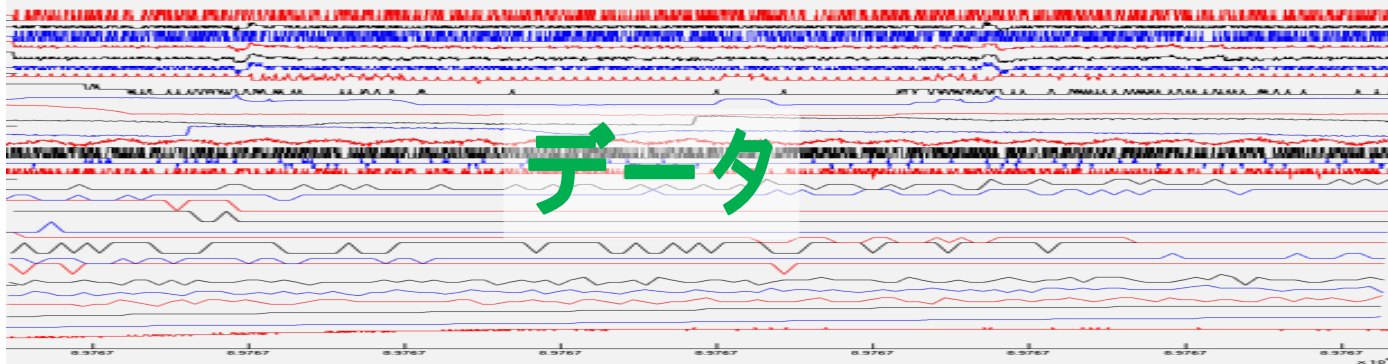
# 基本アイデア



一定期間の観測データが張る部分空間は  
ある代表部分空間を中心に微小変動するはず

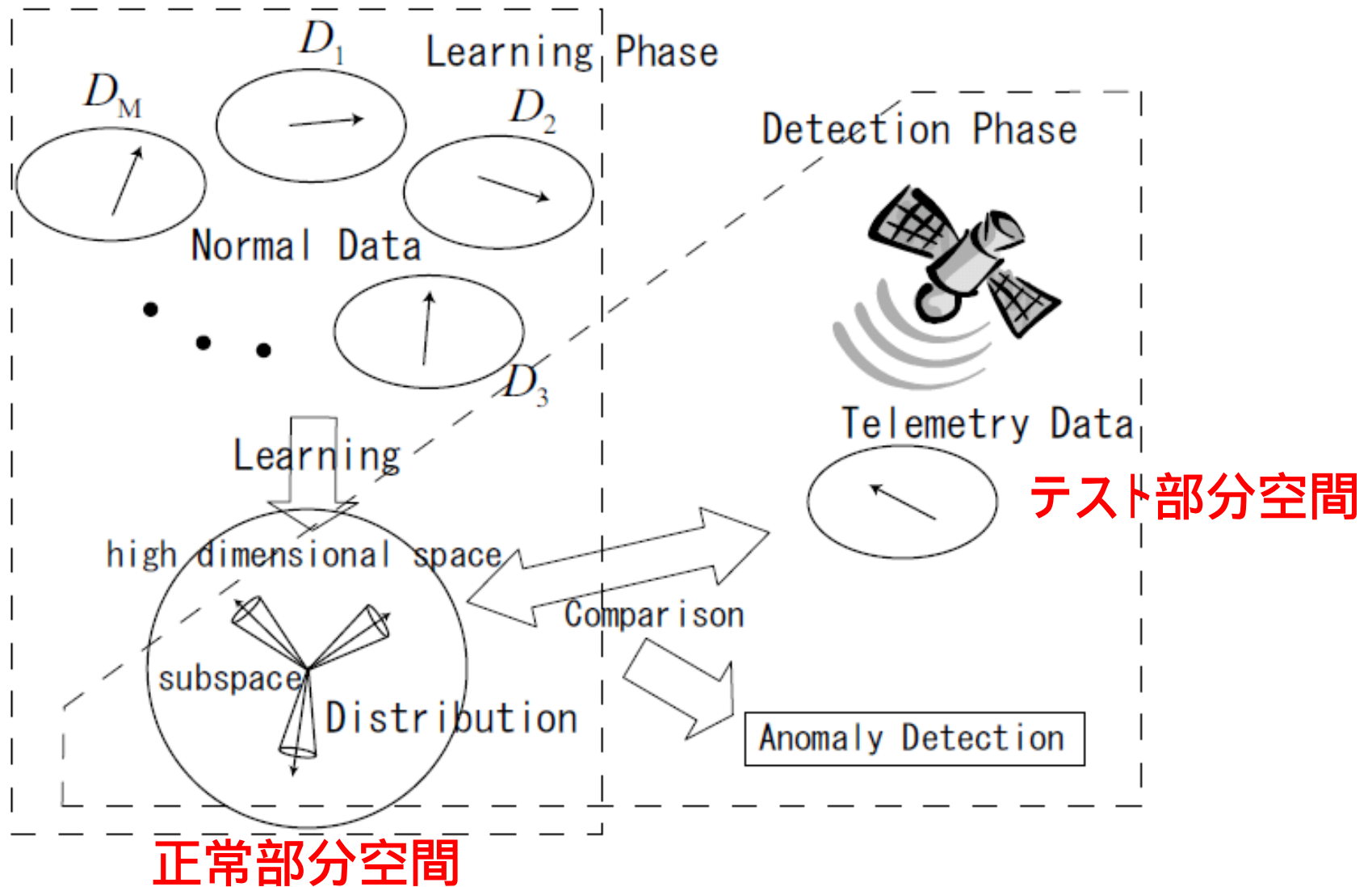
⇒ 宇宙機データが拘束される低次元空間そのものを  
比較すること (= 相互部分空間法) で異常検知

# 訓練データ集合の生成



データをSliding Windowによってセグメント化し  
訓練データ集合 $\{D_1, D_2, \dots, D_M\}$ を生成する

# 手法の概要：全体のフロー

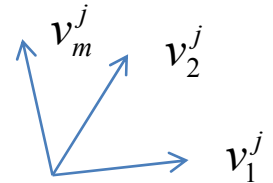


# 特徴の抽出

各訓練データサブセット  $D_j$  ごとに、Kernel PCA (Scholkopf, 1998) によって、特徴空間における主要な部分空間の基底を求める

基底  $v_k^j = \sum_{i=1}^W \alpha_{i,k}^j \phi(x_i^j)$  カーネル行列の固有値分解から

$D_j$  の主要部分空間  $V^j = [v_1^j \ v_2^j \ \cdots \ v_m^j]$



KDD2005では..  $v = \sum_{k=1}^M c_k v_k^j$  主成分ベクトルの線形結合

しかし、部分空間そのものを特徴とするほうが合理的

# 正常代表部分空間 (RS)

理想：訓練データに対して異常度が最小となる部分空間  
直接の最適化は困難



(1) RS基底が訓練部分空間の基底の重み和で表現可  $r_k = \sum_{j=1}^M w_k^j v_k^j$

(2) 第1基底から順に  $J_{r_k} = \sum_{j=1}^M \langle \mathbf{r}_k, v_k^j \rangle^2$  を最大化



- 第1基底  $r_1$ ：一般化固有値問題  $U_1 w_1 = \gamma_1 A_{11} w_1$
- 第  $k$  基底  $r_k$  ( $k > 1$ )：制約付非線形最適化問題

$$\max w_k^T U_k w_k \quad \text{subject to} \quad w_k^T A_{kk} w_k = 1 \quad w_k^T A_{kl} w_l = 0$$

⇒ 逐次二次計画法 (SQP) で求解  $(l = 1, \dots, k-1)$

# 正準角と異常度

- 代表部分空間 (RS) とテスト部分空間の差異  
正準角  $\theta_k$  ( $k=1, \dots, m$ ) で評価

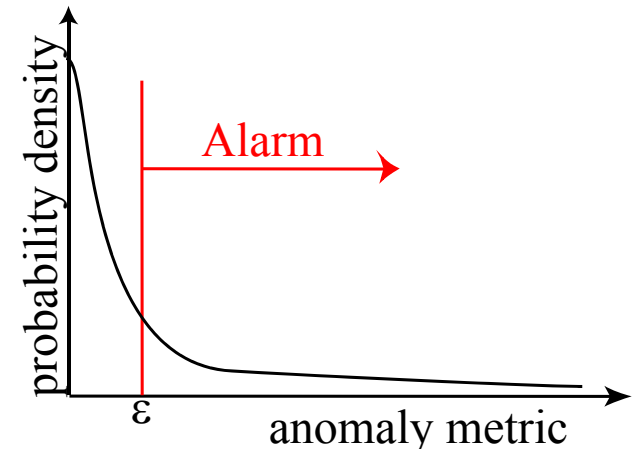
$$\cos^2 \theta_k = \max_{\mathbf{r}_k \perp \mathbf{r}_s, \mathbf{v}_k \perp \mathbf{v}_s} \frac{|\langle \mathbf{r}_k, \mathbf{v}_k \rangle|^2}{\|\mathbf{r}_k\|^2 \|\mathbf{v}_k\|^2}$$

- 異常度  $\delta$  : 正準角の重み和で定義

$$\delta = \sum_{k=1}^m v_k \theta_k \quad \rightarrow \quad \text{重み } v_k \text{ は第 } k \text{ 固有値の大きさの平均に比例して決定}$$

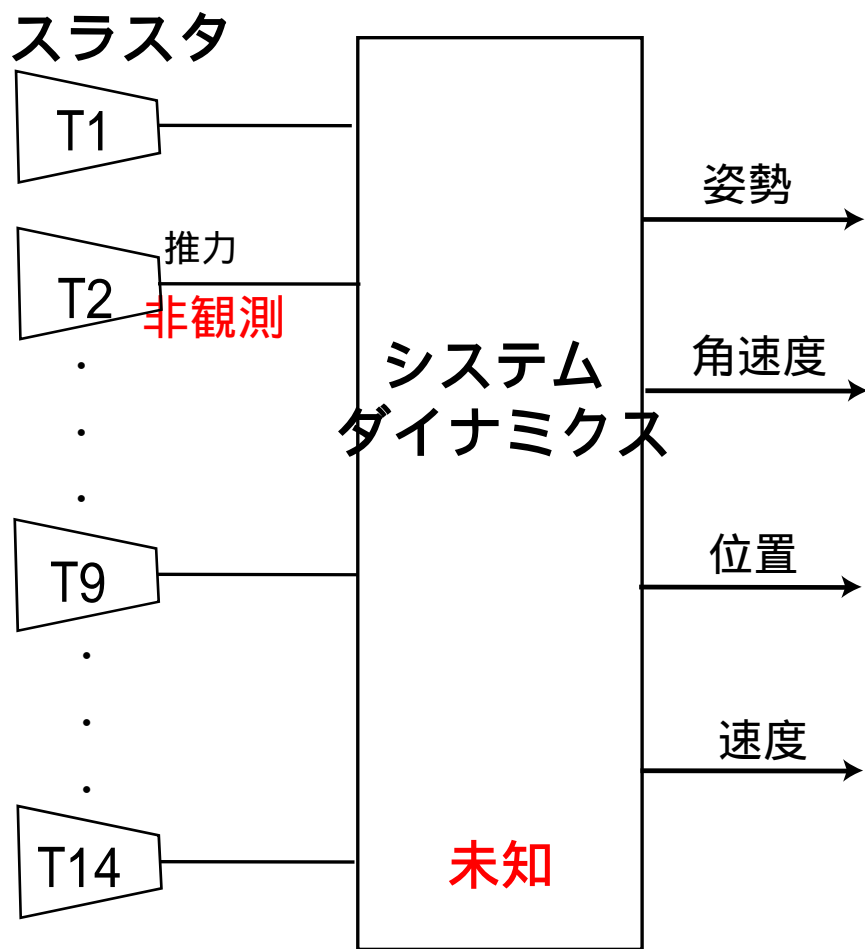
- 異常度に関する警報閾値

訓練データ  $\{D_1, D_2, \dots, D_M\}$  における  
異常度の分布に基き設定



# 実験：システムとデータ

System Block Diagram



宇宙ステーションへの  
ランデブシミュレーション

・14コマンド系列

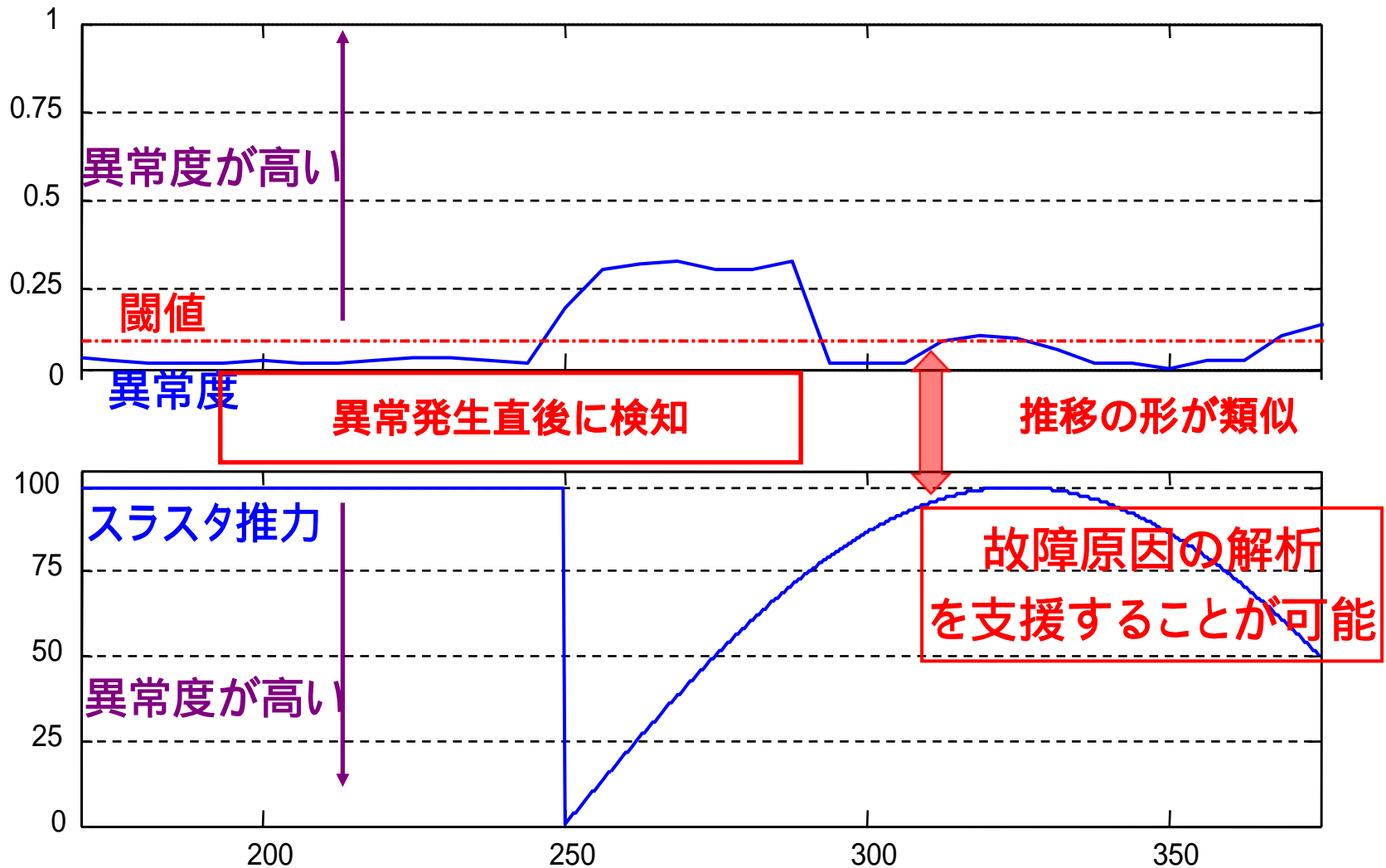
14のコマンドに対応  
スラスタへの命令値を表す

・12観測系列

3次元空間での宇宙機の  
状態量(姿勢、角速度、  
位置、速度)

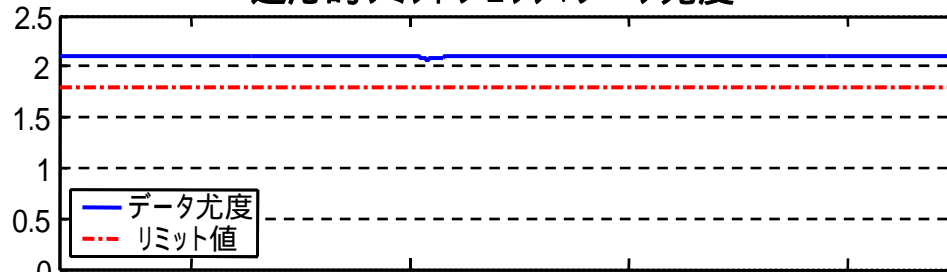
シミュレータに故障を発生させ  
検知する

# 故障事例1: 正弦波動的変動

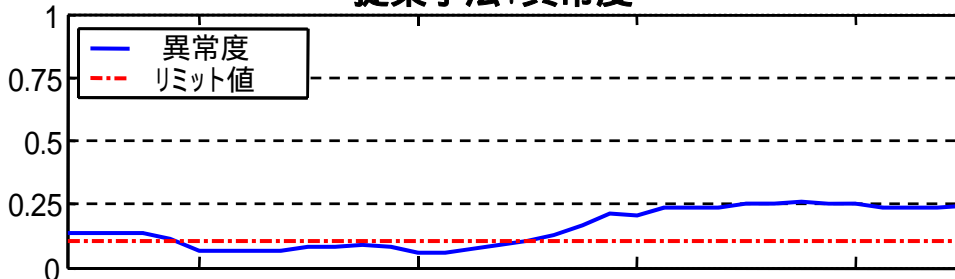


# 故障事例2: 推力低下

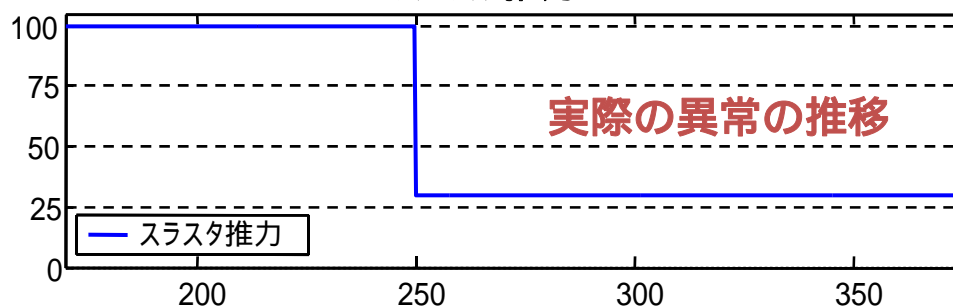
適応的リミットチェック: データ尤度



提案手法: 異常度



スラスト推力



➤ 異常発生後も他のスラストが推力不足を補完するため姿勢は大きく変動しない

➤ ALCは検知に失敗



リミットチェック型の異常検知法  
全般に言える問題

➤ KFS法は検知に成功



データの表面的な挙動に大きく  
現れない複雑な異常を検知可能

検知までの時間は、誤警報とのトレードオフ  
今回のリミット設定では誤警報1%

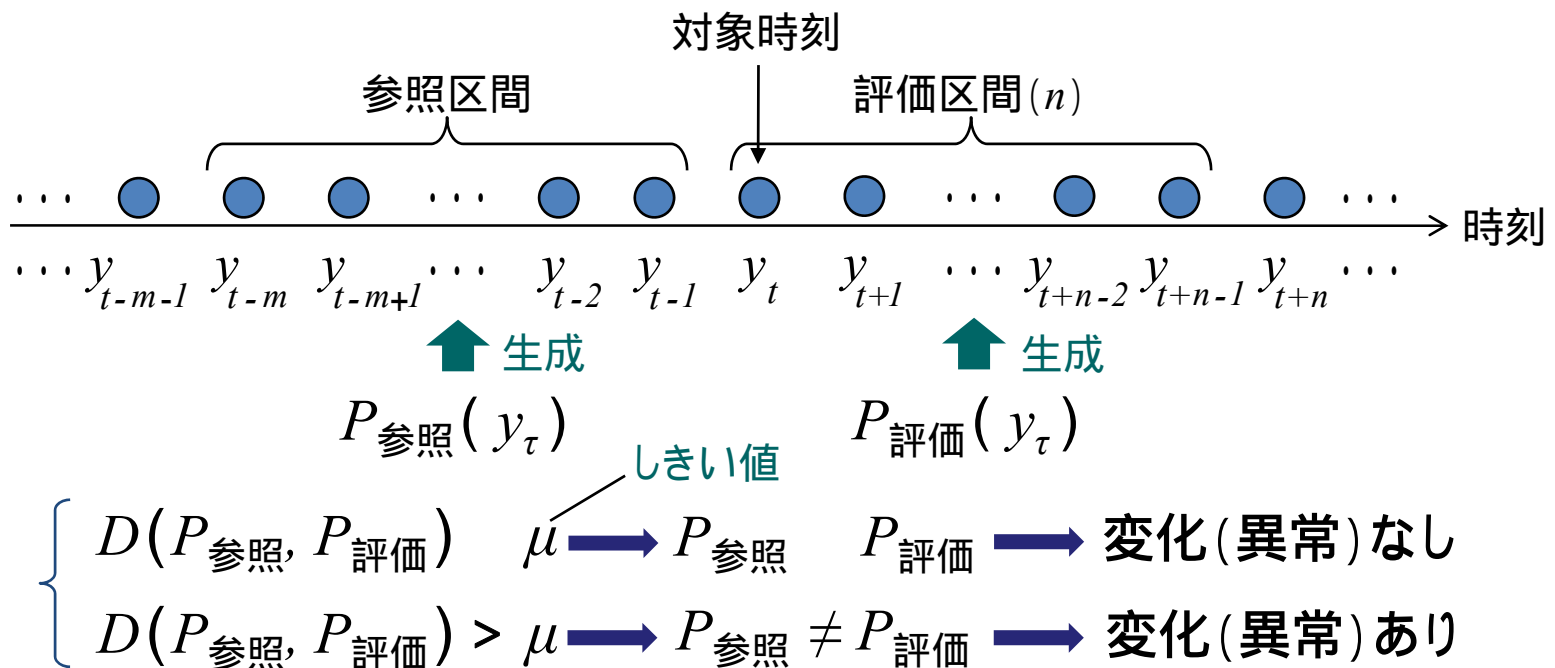
## 4. [ 研究事例 3 ]

### 部分空間同定法に基づく動的システム変化検知

- Yoshinobu KAWAHARA, Takehisa YAIRI, and Kazuo MACHIDA, "Change-Point Detection in Time Series Data based on Subspace Identification", Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), Omaha, 2007, pp.559-564
- 河原 吉伸, 矢入 健久, 町田 和雄, "部分空間法に基づく変化点検知アルゴリズム", 人工知能学会論文誌, 第23巻2号, pp.76-85

# 時系列データの異常・変化点検知

1. 連続する2区間のデータを生成する確率密度分布の推定
2. 2つの確率密度分布間の非類似度(距離)を評価

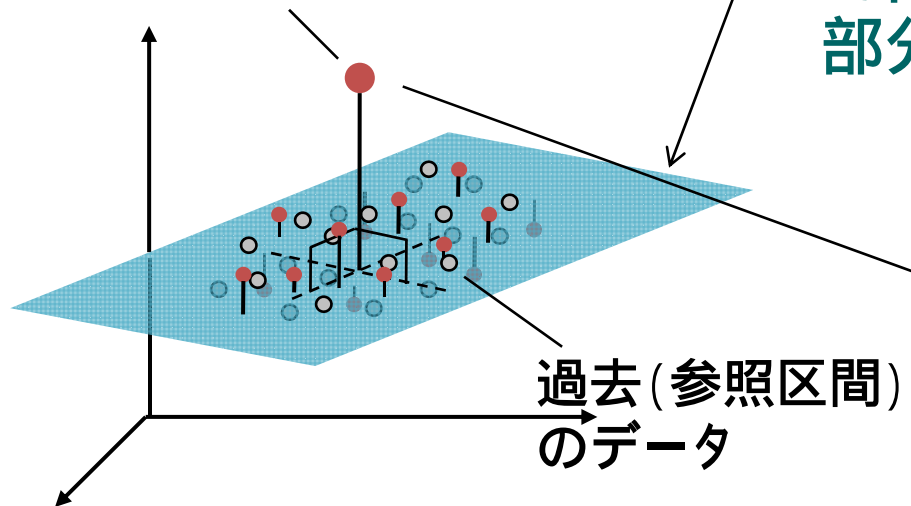


× パラメトリックなモデルを逐一推定する必要がある (計算速度, 表現力, etc.)

# 部分空間法によるアプローチ

過去の観測データ(参照区間)が張る部分空間に対する、新しく得られた観測データ(評価区間)の距離の総和を評価する。

新しく得られたデータ



1. 過去(参照区間)のデータを用いて特徴空間(データの特徴を表す部分空間)を求める

2. 新しいデータ(評価区間)と求めた部分空間との距離を評価する

基準となる部分空間をどのように選択するか？  
(特に、システムにダイナミクスがある場合)

# 基準部分空間の選択法 (従来 v.s. 提案方法)

従来方法

## 1. 主成分ベクトル [Kano et al. 2004]

$$Y_M(t)^T = \begin{bmatrix} y_t & y_{t+1} & \cdots & y_{t+M-1} \end{bmatrix} \Rightarrow \text{主成分が張る空間を利用}$$

各時点の観測ベクトル  $y_t$

## 2. Hankel 行列の特異ベクトル

[Moskvina & Zhigljavsky 2003, Idé & Inoue 2005]

観測ベクトルの部分列

$$\begin{bmatrix} y_t^T & y_{t+1}^T & \cdots & y_{t+M-1}^T \end{bmatrix}^T$$

$$Y_{k,N}(t) = \begin{bmatrix} y_t & y_{t+1} & y_{t+N-1} \\ y_{t+1} & y_{t+2} & y_{t+N} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{t+k-1} & y_{t+k} & y_{t+k+N-2} \end{bmatrix} = USV^T$$

Hankel行列の  
左特異ベクトルが  
張る空間を利用

## 3. 観測部分列の正規化された共分散行列 の特異ベクトル

提案手法の場合

$$Y_p = Y_{k,N}(t), Y_f = Y_{k,N}(t+1)$$

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{pp} & \Sigma_{pf} \\ \Sigma_{pp} & \Sigma_{pf} \end{bmatrix} = \frac{1}{N-1} \begin{bmatrix} Y_p \\ Y_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_p^T & Y_f^T \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_{ff}^{-1/2} \Sigma_{fp} (\Sigma_{pp}^{-1/2})^T$$

$$U_1 S_1 V_1$$

$$\Sigma_{ff}^{1/2} U_1 S_1^{1/2}$$

の列ベクトル  
が張る空間  
を利用

# 提案方法による基準部分空間の性質

$\Sigma_{ff}^{1/2} U_1 S_1^{1/2}$  は拡大可観測行列  $O_k$  の推定値になる

[Katayama & Picci 1996]

## 離散時間線形状態空間モデル

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Ke(t) \\ y(t) = Cx(t) + e(t) \end{cases}$$

並べて Hankel 行列  
 $Y_{k,N}(t)$  を作ると

Hankel 行列      拡大可観測行列

$$\begin{bmatrix} y_t & y_{t+1} & y_{t+N-1} \\ y_{t+1} & y_{t+2} & \dots & y_{t+N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ y_{t+k-1} & y_{t+k} & y_{t+k+N-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{k-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+N-1} \end{bmatrix} + \Phi_k \cdot \begin{bmatrix} e_t & e_{t+1} & e_{t+N-1} \\ e_{t+1} & e_{t+2} & \dots & e_{t+N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ e_{t+k-1} & e_{t+k} & e_{t+k+N-2} \end{bmatrix}$$

状態列



$$L\{Y_{k,M}\} \quad L\{O_k\}$$

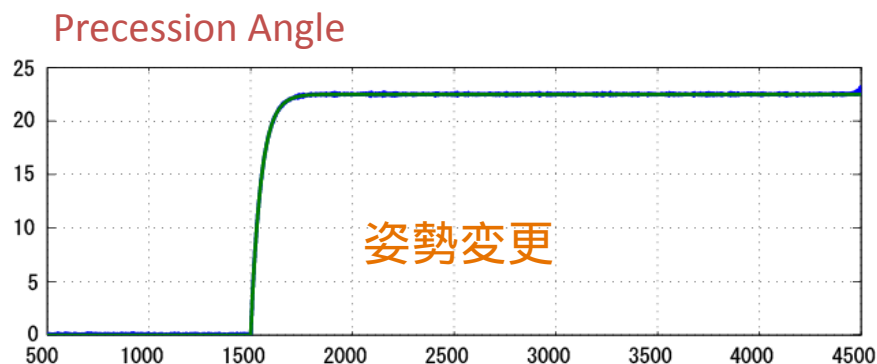
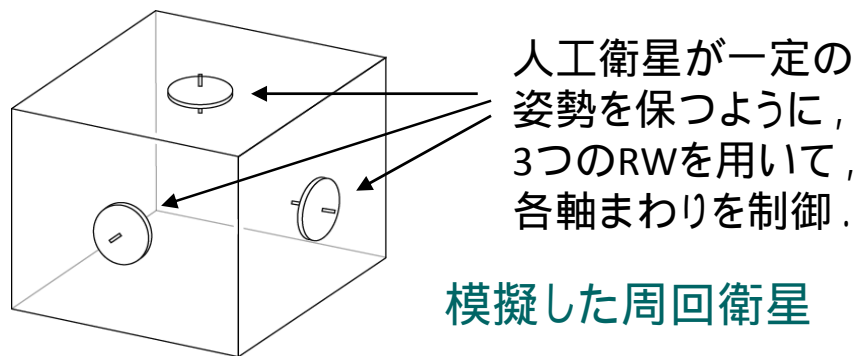
行列の列ベクトルが張る空間

$y_k$  (観測部分列)

よって、 $\Sigma_{ff}^{1/2} U_1 S_1^{1/2} (\approx O_k)$  の列空間が基準部分空間として合理的

# 適用例：宇宙機シミュレーション(問題設定)

周回衛星の姿勢変更マヌーバ・RWの故障を模擬したデータへ適用

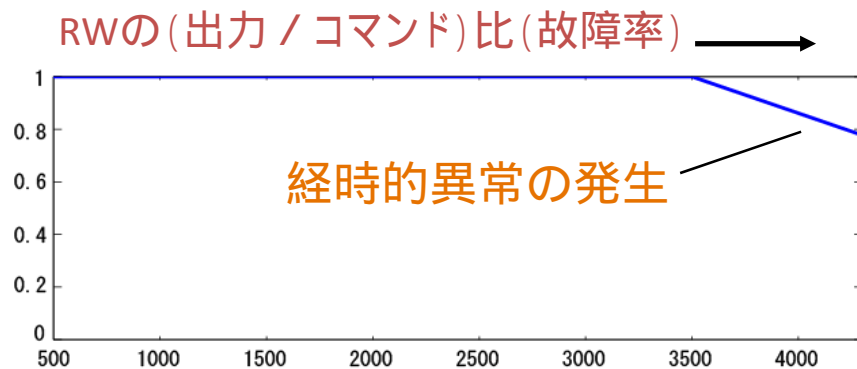


発生したイベント(変化):

1. 姿勢変更マヌーバ(1,500秒)
2. ロール軸RWの故障(3,500秒 ~)

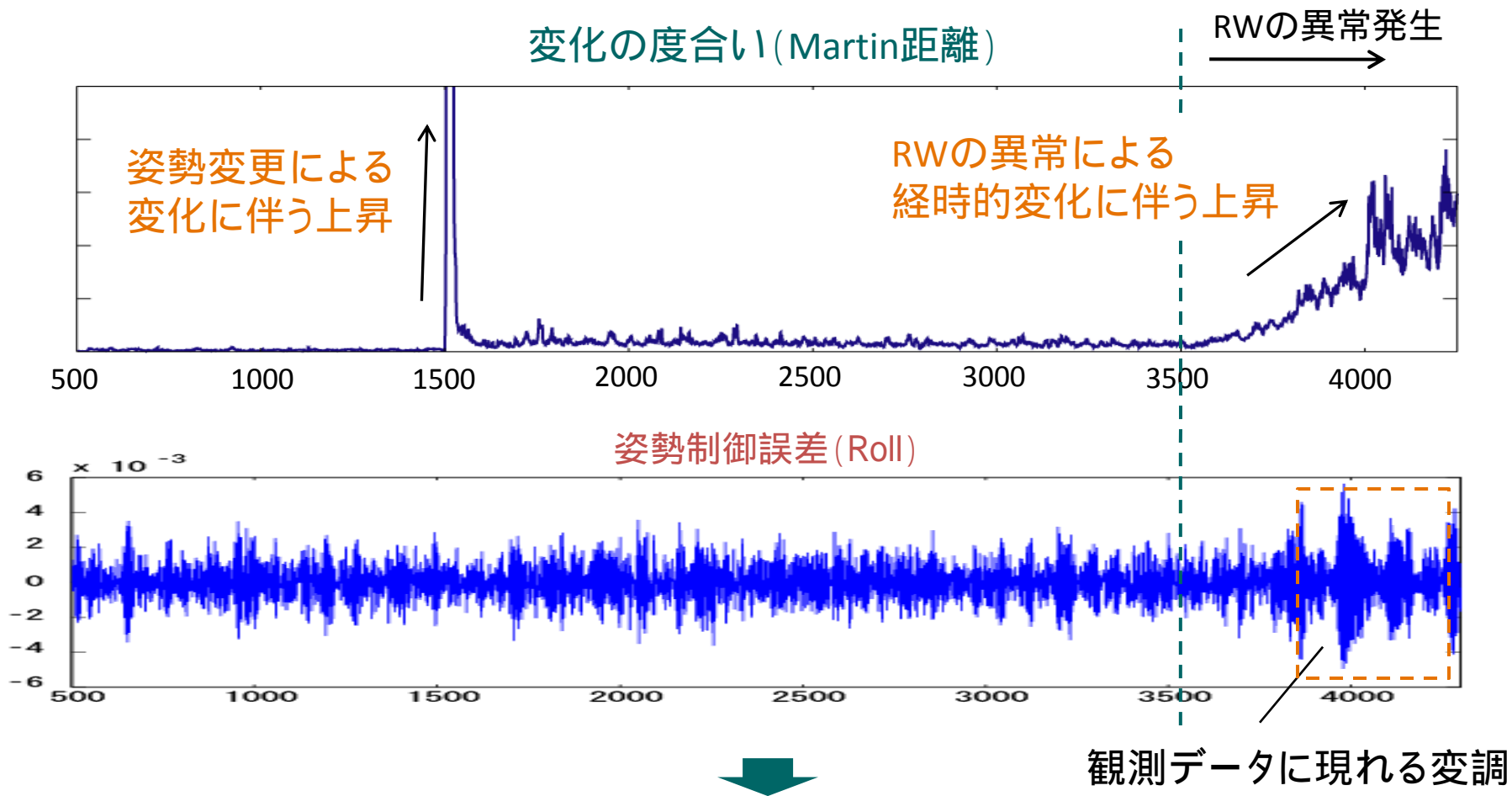
データ

1. 姿勢変更マヌーバ(1,500秒)
2. ロール軸RWの故障(3,500秒 ~)



\*) 本シミュレーションは, Princeton Satellite Systems, Inc.のMATLAB Spacecraft Control Toolboxを用いて作成.

# 適用例：宇宙機シミュレーション(結果)



観測データに直接変調が現れる前にシステムの動的特性の変化を検知

## 5. [ 研究事例 4 ]

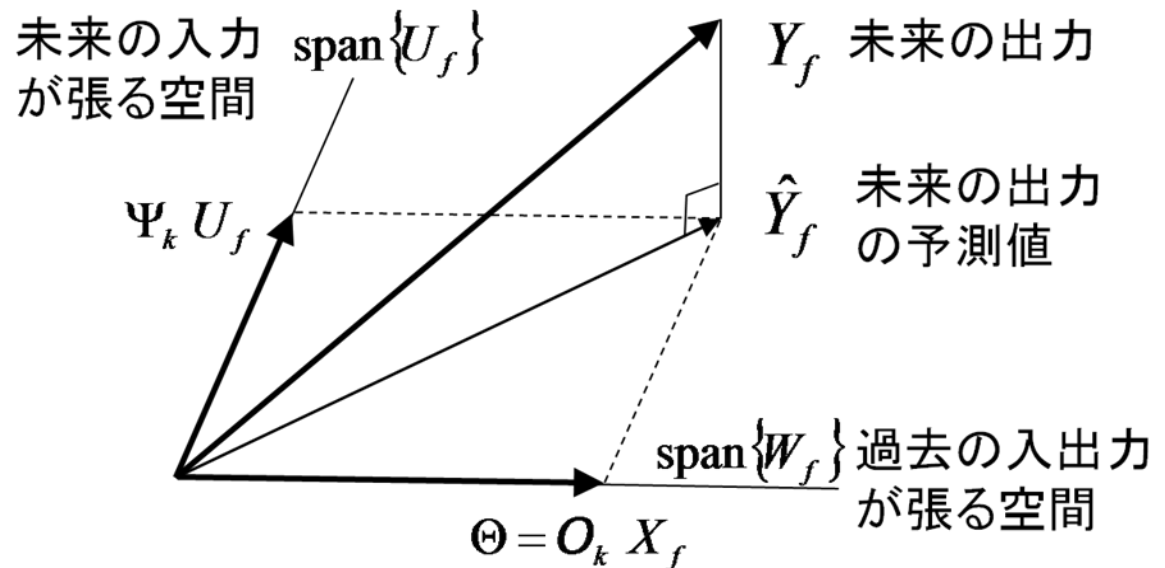
### 混合部分空間同定法による非線形動的システム学習

- Masao Joko, Yoshinobu Kawahara, Takehisa Yairi, "Learning Non-linear Dynamical Systems by Alignment of Local Linear Models", 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), August, 2010.
- 上甲昌郎, 河原吉伸, 矢入健久, "局所線形モデルの整列による非線形システムの学習法", 第24回人工知能学会全国大会(JSAI2010)

# 部分空間同定法とは

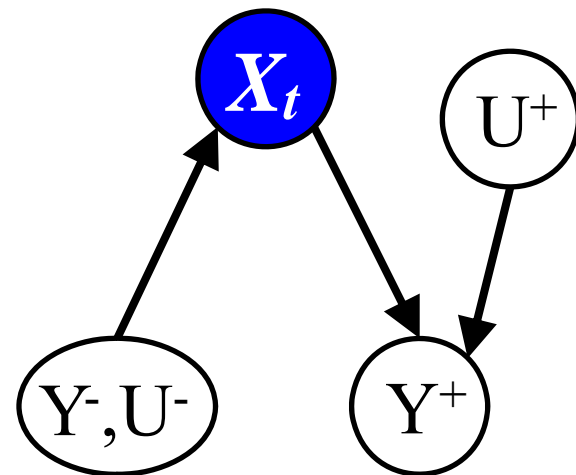
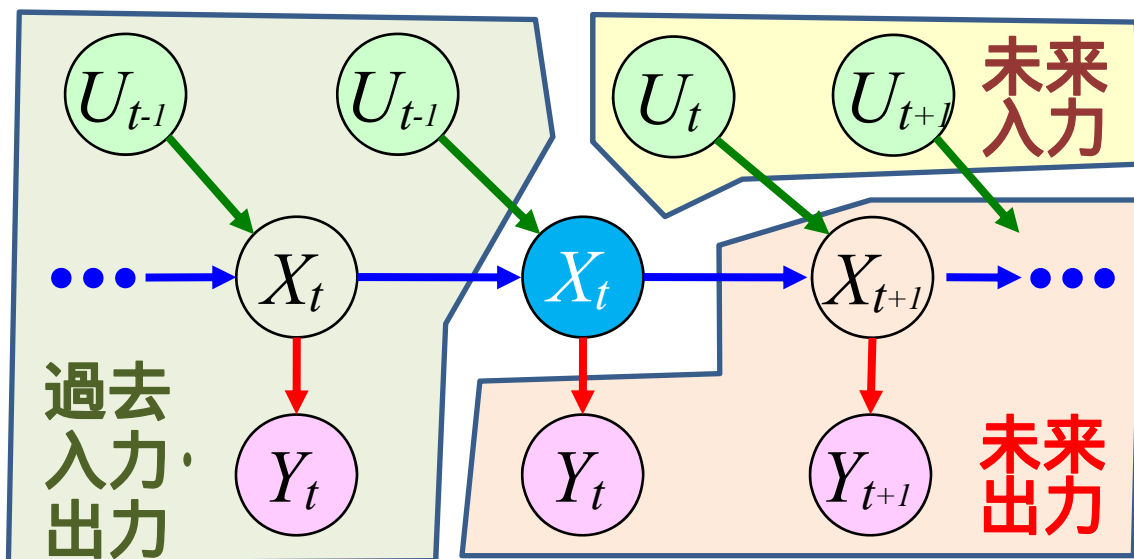
- 1980年代後半頃からシステム同定分野で発展
- 入出力データが張る部分空間上における幾何学的演算により, データを生成する状態空間モデル, 状態ベクトルを推定する方法
- MOESP, N4SID, CVA(CCA)など(統一理論あり)
- 参考文献: [片山04] など

N4SID法の考え方  
([片山04]より)



# CCAに基づく部分空間同定法

- 正準相関分析 (CCA) による同定 [Akaike76] [Larimore83] [片山04]
- 「状態とは、未来(過去)を予測するために必要な過去(未来)の情報を縮約したもの」



# CCAに基づく部分空間同定 (続)

- 線形モデルの仮定  
(入力無しの場合) 
$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + w(t) \\ y(t) = Cx(t) + v(t) \end{cases}$$

観測ベクトル    直接観測されない状態ベクトル

- 過去の観測部分列と未来の観測部分列との  
正準相関分析 (CCA) により状態列を推定

前向き & 後向き状態ベクトル

$$\begin{cases} x^f(t) \equiv S^{1/2} V^T \Sigma_{pp}^{-1/2} \tilde{y}_k(t) \\ x^b(t) \equiv S^{1/2} U^T \Sigma_{ff}^{-1/2} y_k(t) \end{cases} \quad \left( \begin{array}{l} \text{where} \\ \tilde{y}_k(t) \equiv [y(t-1)^T, y(t-2)^T, \dots, y(t-k)^T]^T \\ y_k(t) \equiv [y(t)^T, y(t+1)^T, \dots, y(t+k-1)^T]^T \\ \Sigma_{ff} \equiv E\{(y_k(t) - \mu)(y_k(t) - \mu)\} \\ \Sigma_{ff}^{-1/2} \Sigma_{fp} \Sigma_{pp}^{-T/2} = USV^T \end{array} \right)$$

- 最小自乗法によりパラメータ ( $A, C$ , 等) を推定

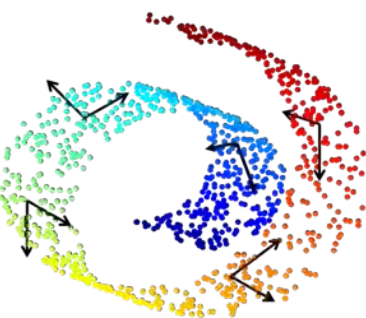
# 混合モデルのアライメントによる 部分空間同定法の非線形化

1. 局所線形アライメントアプローチ (提案手法) によって状態ベクトルを得る
2. 各部分空間において最小自乗法を適用し、システム行列を求める

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + w(t) \\ y(t) = Cx(t) + v(t) \end{cases} \quad \Rightarrow \quad \begin{cases} p(x(t+1) | x(t), s) = N(\mu_s^t + A_s x(t), \Sigma_s^t) \\ p(y(t) | x(t), s) = N(\mu_s^o + C_s x(t), \Sigma_s^o) \end{cases}$$

(拡張手順)

1. CCAに基づく部分空間同定法を**確率的に解釈する**
2. 多様体学習のひとつである**アライメントベースの混合確率モデル学習アプローチ**を適用し、非線形に拡張する



# 拡張手順1: 部分空間同定法 の確率的解釈

- 時刻 $t$ における未来の出力、過去の出力は  $x^f(t)$  ,  $x^b(t)$  を用いて、以下のように表される

$$\begin{cases} y_k(t) = O_k^f x^f(t) + v_k \\ \check{y}_k(t) = O_k^b x^b(t) + \check{v}_k \end{cases} \quad ( \ast ) \quad \left( \text{ただし } O_k^f, O_k^b \text{ は拡大可観測行列} \right)$$

- 逆に上式から、  $x^f(t)$  ,  $x^b(t)$  はそれぞれ過去と未来の観測列の十分統計であることがわかる。つまり、

$$\begin{cases} p(x^f) = p(x | y_k) \\ p(x^b) = p(x | \check{y}_k) \end{cases}$$

# 拡張手順1: 部分空間同定法 の確率的解釈(続き)

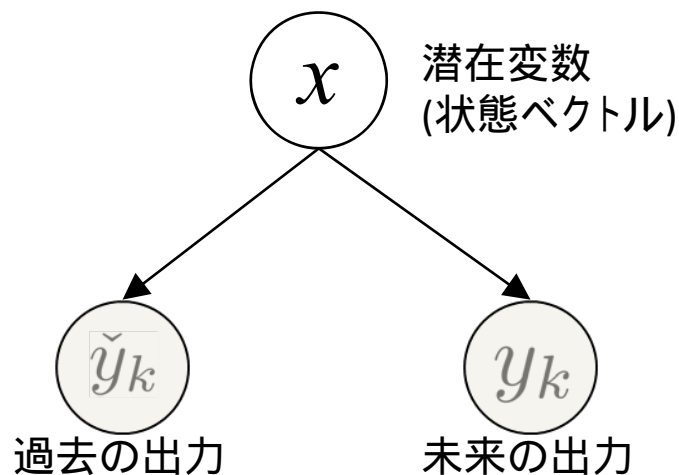
- (＊)はCCAの潜在変数モデル [Bach&Jordan 06] と一致。よって以下のように書ける

$$x \sim N(0, I_d)$$

$$y_k | x \sim N(F_1 x, \Psi_1)$$

$$\tilde{y}_k | x \sim N(F_2 x, \Psi_2)$$

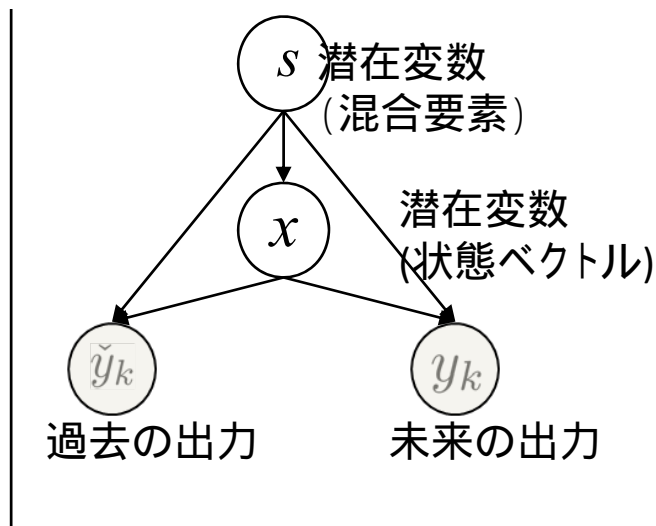
正準相関分析は、2組の集合の間に存在する線形関係を明らかにする多変量解析の手法であり、[Bach and Jordan 06]によって確率的な解釈がなされた。



# 拡張手順2: 多様体学習法の適用

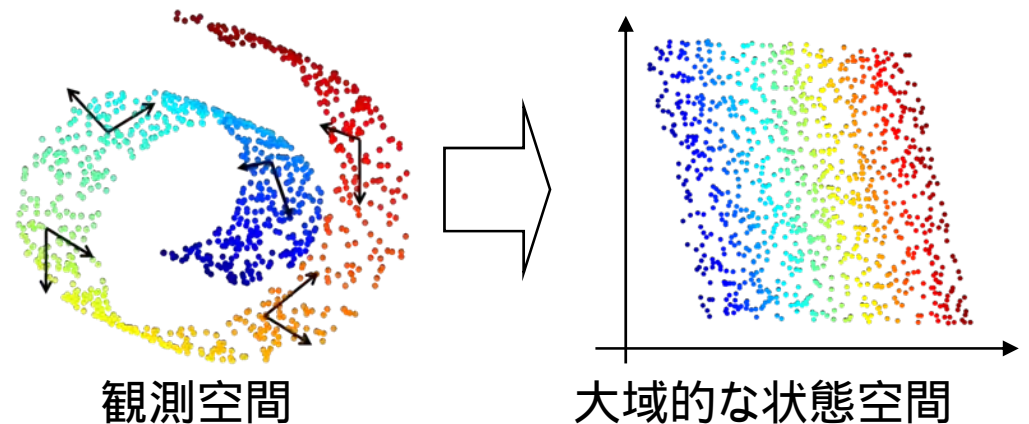
- 確率的に解釈された部分空間同定法に対して、**局所線形モデルの整列**を考え、大域的な状態空間を構築する(手順は[Verbeek 06]に従う)

グラフィカルモデル



イメージ図

(混合要素数  $C=5$ , 低次元空間の次元数  $d=2$ )



目的関数  
(ペナルティつき  
対数尤度)

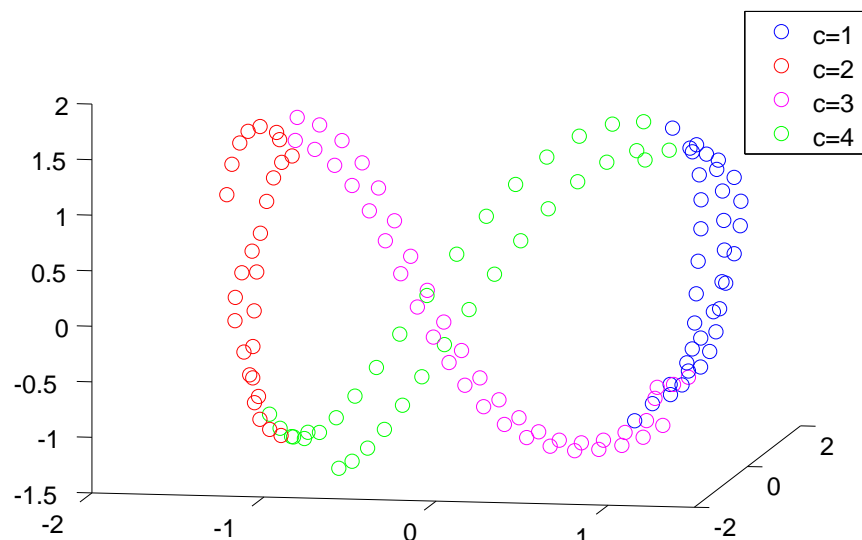
$$L' = \sum_{n=1}^{n=N} [\log p(\tilde{y}_k(n), y_k(n)) - \underbrace{D(q_n(x) \| p(x | \tilde{y}_k(n), y_k(n)))}_{\text{ペナルティ項: 個々の混合分布の整合性をとる制約}}]$$

ペナルティ項: 個々の混合分布の整合性をとる制約

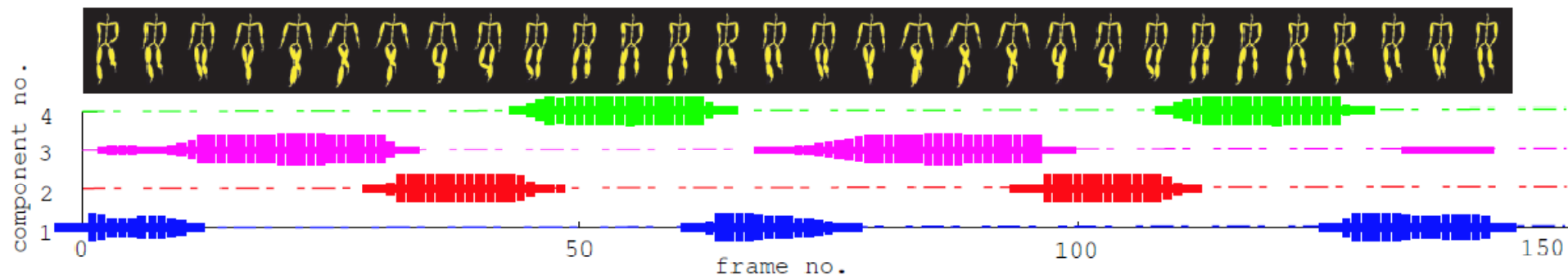
宇宙機とは直接関係ありませんが..

# 適用例1: モーションキャプチャ\*への適用

## 低次元状態空間での軌跡と各混合要素



- GPDM[Wang05] の結果と類似
- 局所線形なので計算量が少い
- 整列により、局所モデルのつながりが滑らか
- 動作の分節化
- 異常姿勢の検知

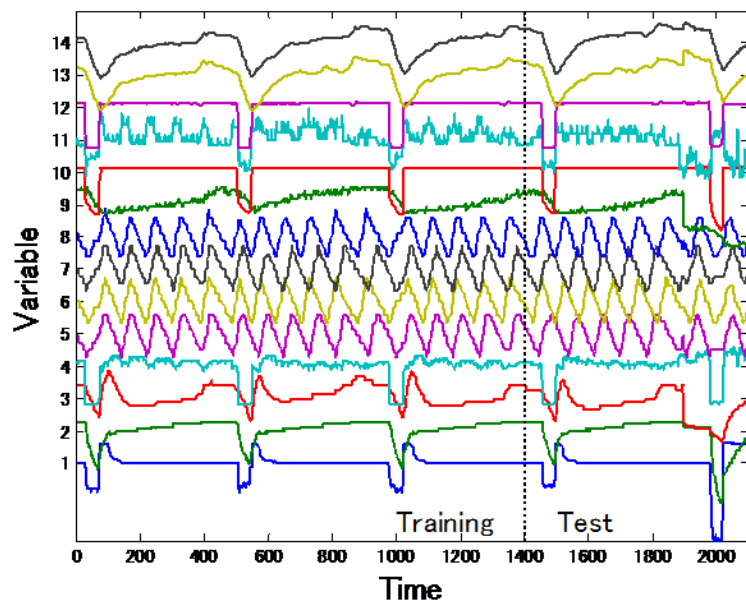


\* CMU Graphics Lab Motion Capture Database 利用

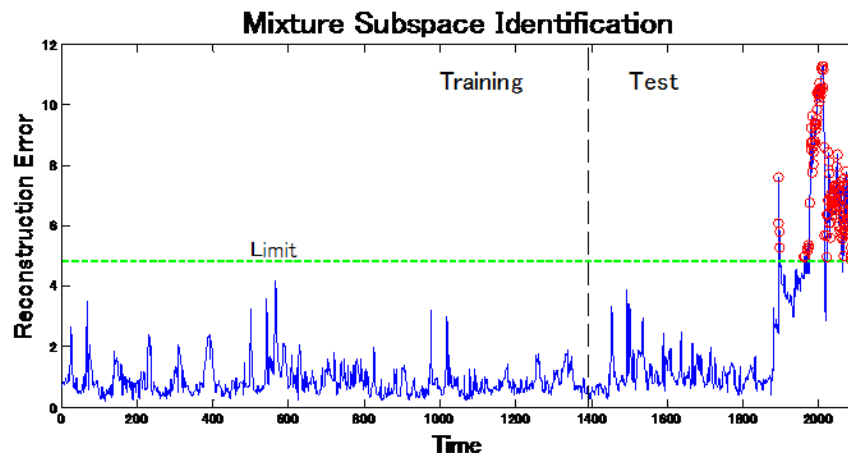
# 適用例2：衛星Aバッテリー異常

- 前述の電源サブシステム (EPS) の14変数 (電流、温度等) に適用 (局所モデル数6, 状態次元5)

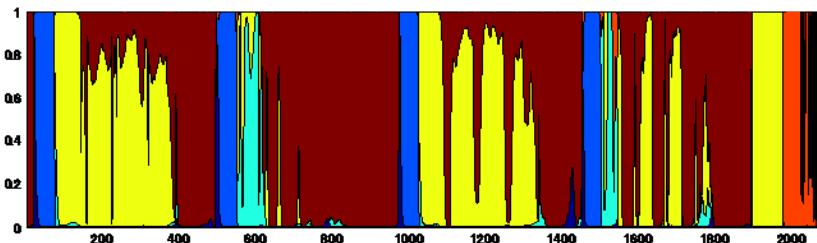
訓練 & テストデータ



再構成誤差



コンポーネント所属確率  $p(s)$  分布変遷



## 6.おわりに

# 本発表のまとめ

- 宇宙機テレメトリデータの監視・異常検知に対して、(広義の)部分空間法は有効である
- 再構成データは異常原因の解析に有用な情報を提供する
- システムダイナミクスを考慮する上で、「もう一つの」部分空間法である「部分空間同定法」との融合が有効である

# 謝辞

- 本発表で紹介した研究事例は、以下の卒業生・在学学生との共同成果であり、本資料は彼らより提供された資料に基づきます
  - － 河原吉伸氏(現・大阪大学)：[研究事例1, 3, 4]
  - － 藤巻遼平氏(現・NEC)：[研究事例2]
  - － 乾稔氏(現・三菱電機)：[研究事例1]
  - － 上甲昌郎氏(東大院・修士課程2年)：[研究事例4]
- 貴重な衛星データを提供して下さったJAXAに感謝します
- なお、本発表で紹介した宇宙機への適用事例は、過去の衛星データ、シミュレーションデータを利用した事後解析であり、実際の宇宙ミッションでリアルタイムに行ったものではありません