

1E21 衛星管制システム（SMACS）へのML/DM技術の利用検討

高田昇（JAXA），山口由仁，苫米地雄三，河原則和，竹野薫幸，別所祐治，
○西本陽子（TIS株式会社），矢入健久（東京大学）

Use examination of the ML/DM technology to Spacecraft Management And Control System (SMACS)
Noboru Takata (JAXA), Yukihiro Yamaguchi, Yuzo Tomabechei, Norikazu Kawahara, Shigeyuki Takeno,
Yuji Bessho, Yoko Nishimoto (TIS Inc.), and Takehisa Yairi (Tokyo Univ.)

Key Words: Machine learning (ML), Data mining (DM), Anomaly detection, Spacecraft Management And Control System (SMACS)

Abstract

This paper states the result of experiments we performed in order to evaluate effectiveness of new anomaly detection method for spacecraft telemetry data, using the Machine learning / Data mining (ML/DM) technology. Then we introduce how the ML/DM technology will be applied to Spacecraft Management And Control System (SMACS), currently utilized to the operations for spacecrafts of JAXA.

1. はじめに

従来の衛星運用において、衛星異常の兆候を早期に検知するためには、トレンドグラフなどを利用し、テレメトリごとの傾向を評価する方法が考えられてきた。しかしながら1つの衛星には数千のテレメトリが定義されているため、それぞれの値を個別に評価するには項目数が多すぎて、実際には特定のテレメトリのみを抽出して評価している。

そこで、異常の兆候を早期に検知する新しい技術として、従来の1つ1つのテレメトリを評価するという考え方から、複数のテレメトリを1つの「データ集合」として考え「データ集合」をまとめて評価する、Machine learning [機械学習] / Data mining [データマイニング] 技術 (ML/DM 技術) を提案する。主に医療やマーケティング、画像処理など大量のデータを処理する分野で成果を挙げている技術である。

この手法は、衛星状態が正常であるときの複数のテレメトリデータの分布から正常時の衛星状態モデルを作成する。この正常時モデルと現在のテレメトリデータの分布のずれを評価することで、異常や異常兆候を検出することが可能になる。異常発生の前に異常兆候を検知することができれば、異常の発生自体を避けることができる可能性がある。また、異常検知の専門家ではない運用者にも異常の兆候を気付かせることで、衛星運用の信頼性向上に繋げることが可能になると考える。

本稿ではまず、実際の衛星データを用いた ML/DM 技術による異常検知の有効性を実証するため、東京大学矢入研究室作成の ML/DM エンジンを用いた評価を実施した結果について述べる。その上で現在の衛星管制システム(SMACS)へ導入した場合の精度・性能を検証するためのプロトタイプの機能設計結果と、汎用性を考慮した SMACS への取り込み方法を紹介する。

2. 実衛星データを用いた ML/DM 技術の評価

2.1. 評価概要

ML/DM 技術を用いたエンジン (ML/DM エンジン) を用いて、衛星テレメトリの異常を検知することが可能であるか評価を行なった。

ML/DM エンジンは、多変量解析の手法の一つである MPPCA アルゴリズムを使用している¹⁾。MPPCA (Mixture Probabilistic Principal Component Analysis [混合確率主成分分析]) は、非線形な分布をもつデータを線形な PPCA (Probabilistic Principal Component Analysis [確率的な主成分分析]) による分布の混合モデルとして近似する次元削減法である。主成分分析とは、データの線形な相関構造を獲得するための線形次元削減法である²⁾。

具体的には以下の2つの過程を経ることで、異常を検知する。

- ・ 訓練：正常であることが分かっているデータからモデルを作成する過程。
- ・ テスト：モデルと異常検知を行うデータから再構成誤差を求める過程。

ここで再構成誤差とは、データとモデルとの距離を示す値である。再構成誤差の値が 0 に近いほどデータは正常であり、逆に値が大きいほど異常度が高いと判断できる。

2.2. 評価方法

評価は数値解析ソフトウェアである MATLAB を Windows7 で動作させて行った。評価対象の ML/DM エンジンには、MPPCA アルゴリズムをベースとしたテレメトリ解析用アルゴリズムを MATLAB で開発したものである。また、検証に使用した実衛星のテレメトリデータは、生データではなく工学値変換などの加工を行ったものである。

表 1 に評価に使用したテレメトリデータの概要を示す。データ①、データ②は異なる衛星・期間のデータである。

ステップとは使用したデータに時系列順に付した値で、ステップ数とは時系列順に配置したデータ数の累積値である。

表 1 使用したテレメトリデータの概要

	テレメトリ 系列数	ステップ数 (訓練)	ステップ数 (テスト)
データ①	92	27000	13500
データ②	83	5852	3628

データ①、②にはそれぞれ異常を表す値が含まれている。①のデータはリミットチェックでステップ 34000 付近に異常が検知されたものである。また、②のデータには異常は含まれていないが、ステップ 7200 付近で異常の兆候となる値の動きがテレメトリに現れたものである。

まずデータ①を用いて、リミットチェックで検知できる異常を ML/DM エンジンで検知可能であるか確認した。

次にデータ②を用いて異常の兆候の検知についての評価を行った。

2.3. 評価結果、考察

データ①、②における異常検知の結果を図 1、図 2 にそれぞれ示す。ここで図の横軸はステップを、縦軸は再構成誤差を表している。

図 1 はデータ①の訓練課程とテスト過程の全データを、図 2 はデータ②のテスト過程のデータのみをプロットしている。

図 1 より、ステップ34000付近から再構成誤差が大きくなっている。これはデータ①の異常発生時刻と一致していることから、ML/DMエンジンにより異常が検知できていることが分かる。このことより従来のリミットチェックと同様の異常検知は可能であることが分かった。

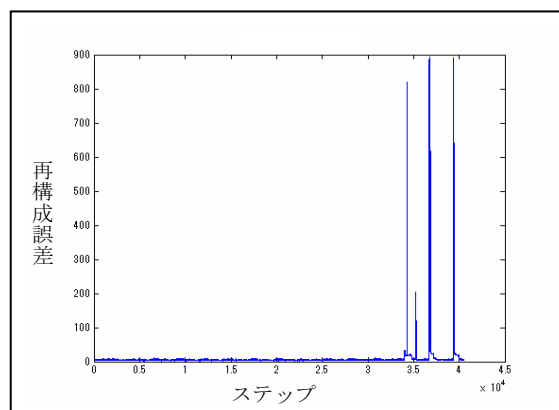


図 1 データ①における異常検知の結果

図 2 より、ステップ7200付近で再構成誤差が大きくなっている。これはデータ②の異常発生の兆候の時刻と一致していることから、ML/DMエンジンにより異常の兆候が検知でき、またこのことより従来のリミットチェックに加え、異常の兆候を検知できる可能性があることが分かった。

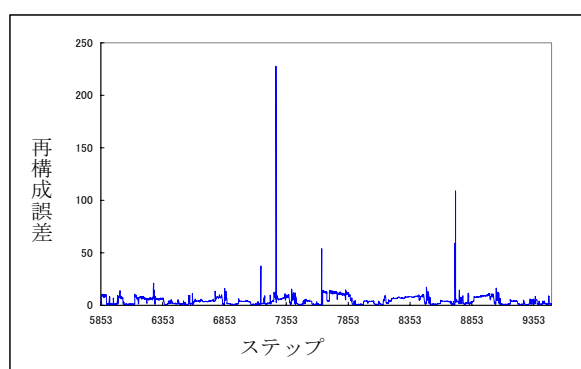


図 2 データ②における異常検知の結果

3. SMACS 利用に向けたプロトタイプ機能設計

3.1. 設計概要

ML/DM 技術を実際の衛星管制で利用するために、SMACS への導入を行う。導入の際、既存の SMACS への影響を最小限にするため、MATLAB で作成されている ML/DM エンジンから SMACS と同等の Java 言語によるプロトタイプを製造し、異常検出の性能を評価する必要がある。

本章では SMACS の概要を述べた後、ML/DM 技術の実現イメージとその整備計画について述べる。

3.2. 衛星管制システム (SMACS) の概要

SMACS は、ハウスキーピング (HK) 運用を中心とした衛星管制業務のための機能を有している。

衛星管制における SMACS の位置づけを図 2、SMACS の主要機能の概要を表 2 に示す。

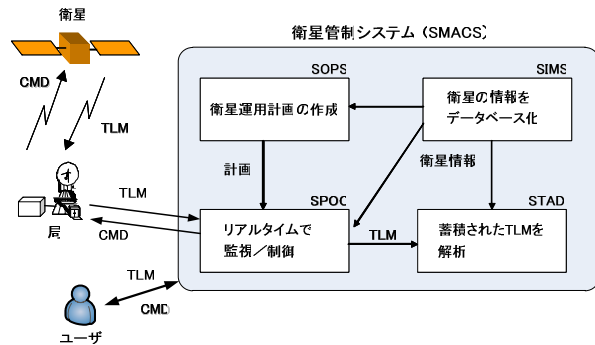


図 2 SMACS の衛星管制における位置づけ

表 2 SMACS の機能概要

機能 (サブシステム名)	概要
定義 (SIMS)	衛星管制の情報 (テレメトリ変換, 制御コマンドの情報, 運用手順など) を定義・管理する
計画/予測 (SOPS)	衛星運用計画の立案及び衛星状態の予測を行う
監視/制御 (SPOC)	立案/予測結果に基づいて衛星をリアルタイムに管制する
解析 (STAD)	過去のデータを統計処理し衛星運用を解析する

前述のとおり、SMACS は Java 言語で構成されており、またソフトウェアのコンポーネント化技術を導入している。

コンポーネントとは、何らかの機能を持った「部品」を指す。SMACS のプログラムは、「再利用」「交換」の観点で適正な機能配分を行ったコンポーネントから構成されている³⁾。

3.3. ML/DM 技術の取り込み時の機能設計

2.2.項における評価作業をもとに、プロトタイプ作成の際に新規に必要な機能を検討した。

その結果として、ML/DM 技術を SMACS で利用するための機能を抽出した。機能間のフローを図 3、機能の概要を表 3 に示す。

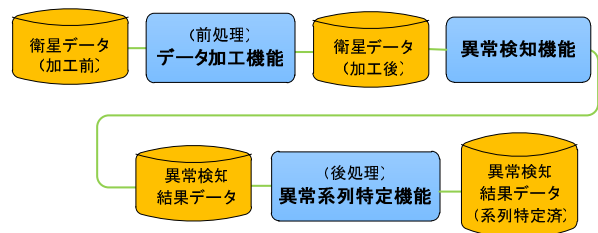


図 3 機能間のフロー

表 3 ML/DM エンジンの機能概要

機能	概要
データ加工機能	衛星データを異常検知機能へ取り込むための前処理及び、モデル作成を支援するための加工処理を行う
異常検知機能 (ML/DMアルゴリズム)	加工済みの衛星データを用いて ML/DM アルゴリズムによるモデル作成・異常検知を行い、結果を出力する
異常系列特定機能	異常検知結果データから、異常の原因となるテレメトリ系列を特定する
処理 DB 機能	各機能実行時に必要なパラメータを外部ファイルによって保持し、各機能に提供する

データ加工機能では、以下の処理を前処理として実行する。

- ・ テレメトリデータの工学値変換
- ・ 必要なテレメトリ系列の抽出
- ・ 複数のテレメトリファイルの結合
- ・ サブコミテーションまたはデータ欠損による空白値の、異常検知機能の処理に適した形式への変換

また、異常検知機能におけるモデル作成の支援として以下の処理を実行する。

- ・ データ量の調整（大量のテレメトリデータから、一定の時刻間隔でデータを抽出する）
- ・ データのビット反転などによって発生する外れ値の検知・除去・修正

異常検知機能では、加工済みの衛星データを取り込み、ML/DM エンジンと同等の処理（訓練過程におけるモデル作成、テスト過程における再構成誤差算出）を実行する。

異常系列特定機能では、後処理として異常検知結果のデータから、異常が発生している時刻における異常の原因系列を特定し、結果を出力する。

処理 DB 機能は、図 3 の各機能の実行に必要なパラメータ（データ量、異常検知機能の計算パラメータなど）を外部ファイルで保持し、必要に応じて各機能に提供する。

3.4. ML/DM 技術の SMACS での実現イメージ

前項で抽出した機能を SMACS で実現するための構成の検討を行った。

その際、SMACS と同様のソフトウェアコンポーネントによる構成を検討している。これは、ML/DM エンジンに SMACS と同等の汎用性を持たせることを可能にし、取り込みによる既存のソフトウェアへの影響なしに機能を追加するためである。

ML/DM 技術を SMACS へ導入する際の利用イメージを図 4 に示す。

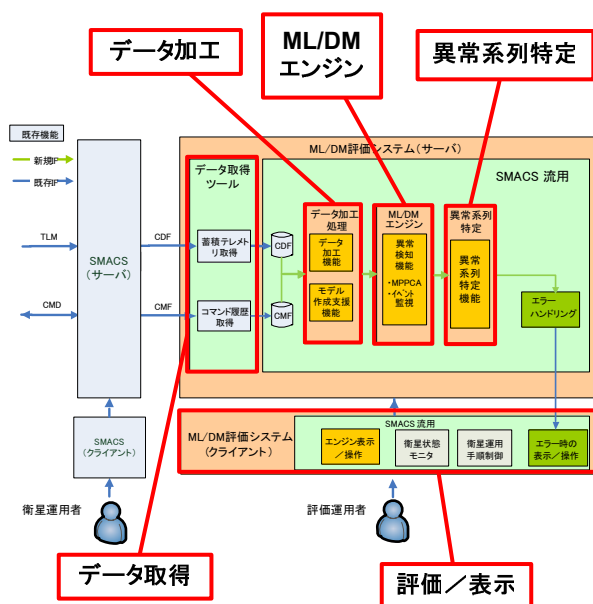


図 4 ML/DM 技術の SMACS での実現イメージ

ML/DM エンジンを始めとする各機能は前述のとおり、ソフトウェアコンポーネントとして整備する。また、既存の SMACS のサブシステムとは別に配置し、SMACS 各サブシステムとインタフェースする形をとる。

データ取得コンポーネントは、簡易なデータ取得ツールとして整備し、評価/表示コンポーネントは、既存の SMACS 機能を流用して整備する。データ加工、ML/DM エンジン、異常系列特定の 3 コンポーネントについて、新規に整備を必要とする。

ML/DM エンジンを構成する各コンポーネントの概要を表 4 に示す。

表 4 ML/DM エンジンのコンポーネント概要

コンポーネント	概要
データ取得コンポーネント	テレメトリ/コマンドデータを取得する
データ加工コンポーネント	取得したデータを ML/DM エンジンで使用できるよう加工し、ML/DM エンジンにおけるモデル作成を支援する
ML/DM エンジンコンポーネント	ML/DM エンジンによる異常検知を行う
異常系列特定コンポーネント	ML/DM エンジンによる異常検知結果から、異常原因のテレメトリ系列を特定する
評価/表示コンポーネント	ML/DM エンジンによる結果を評価し、運用者へ表示する

各コンポーネントを用いた処理の流れは以下の通りである。

- ・ データ取得コンポーネント内のデータ処理ツールを用いて、実衛星で使用する SMACS サーバより、蓄積されたテレメトリ/コマンドデータを取得する。
- ・ 取得したテレメトリ/コマンドデータをデータ加工コンポーネント内のデータ加工機能で ML/DM エンジンへの入力に適した形式に加工する。
- ・ ML/DM エンジンコンポーネント内の異常検知機能で、加工済みの衛星データからのモデル作成・異常検知を行い、結果データを異常系列特定コンポーネントに出力する。
- ・ 異常系列特定コンポーネントの異常系列特定機能で、異常検知の結果から異常発生の原因

となるテレメトリ系列を特定し、結果を出力する。

- ・ 評価/表示コンポーネントにおいて、異常検知結果、異常系列の特定結果をユーザに表示する。

3.5. 今後の課題と展望

今後の課題として、以下が挙げられる。

- ・ データ取得ツール及びデータ加工機能において、データ取得から異常検知までの手順を自動化し、ML/DM エンジンの利用時の運用者負担を軽減する必要がある。
- ・ ML/DM エンジンのプロトタイプ作成、性能評価の検証実験を行うことにより、運用に適した処理速度での利用を実現する必要がある。
- ・ 異常系列特定機能における定義方法、異常の表示方法の検討により、運用者への異常兆候の通知に関して、今後の運用により手法を洗練度していくことが望まれる。
- ・ 今回の ML/DM 技術の評価で使用した衛星以外のデータを用いた検証により、ML/DM 技術の有効性の更なる実証が望まれる。

これらの課題を克服することで、運用者負担を軽減し信頼性を高めたシステムの実現と、汎用性の高さを活かした次世代の衛星管制システムへの適用が可能になると考える。

4. まとめ

実衛星データを用いた、ML/DM エンジンによる異常及び異常兆候検知の検証作業を実施した結果から、ML/DM エンジンは異常・異常兆候の両者を検出する能力を有していると言える。

また機能設計の結果、SMACS での ML/DM 技術実現に向けたプロトタイプに追加すべき機能が抽出できた。これらを SMACS と同様のソフトウェアコンポーネントとして作成して組み込むことで、現在運用中の SMACS での異常兆候の早期検出が可能になると期待できる。今後のプロトタイプ作成と性能検証により実用化を進めていきたい。

参考文献

- 1) 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, 人工知能学会全国大会, 2009.
- 2) M. E. Tipping and C. M. Bishop : Mixtures of probabilistic principal component analyzers, Neural

Computation, Vol. 11, No. 2, pp. 443- 482, 1999.

- 3) 竹野薫幸, 山口由仁, 苫米地雄三, 村田祐介, 河原則和 (TIS 株式会社) :低コスト化を見据えた衛星管制システム,第 55 回宇宙科学技術連合講演会, 2011.