

特集 「宇宙開発とAI」

テレメトリマイニング

—宇宙システム異常検知・故障診断問題への機械学習的アプローチ—

Telemetry-Mining

— A Machine Learning Approach to Anomaly Detection and Fault Diagnosis for Space Systems —

矢入 健久
Takehisa Yairi東京大学先端科学技術研究センター
Research Center for Advanced Science and Technology, The University of Tokyo.
yairi@space.rcast.u-tokyo.ac.jp, <http://www.space.rcast.u-tokyo.ac.jp/>**Keywords:** fault detection, space systems, machine learning, datamining, probabilistic reasoning.

1. はじめに

高い信頼性と安全性の実現は、個々の宇宙ミッションおよび宇宙開発計画そのものにおいて、最も基本的かつ重要な問題である。その中でも、宇宙機システムのための異常検知・故障診断法の研究開発は、設計支援技術やスケジューリング・プランニング技術などの開発とともに、人工知能研究者が宇宙開発に対して貢献できる領域の一つであるといえよう。

従来、宇宙機のための異常検知・故障診断技術としては、最も基本的なリミットチェック法の限界を補う目的で、エキスパートシステムやモデルベース推論など、事前の専門家知識やシステムモデルと演繹的な推論プロセスに基づく手法・技術が主として研究されてきた。しかし近年、これらの定番技術以外に、データマイニング、機械学習といった帰納的な推論技術が、さまざまな応用分野において、異常検知問題に対する新たな解決手段としてにわかに注目されるようになってきた。著者らのグループもまた、テレメトリと呼ばれる宇宙機システムの機器監視データに着目し、機械学習・データマイニング技術を利用した帰納的な宇宙機異常検知・診断法の研究に取り組んでいる。このアプローチは、地上局に蓄積された過去の膨大なテレメトリを学習用データとして利用し、事前に与えられた診断用モデルの中のパラメータ値を適切に修正したり、あるいは、宇宙機システムの正常挙動に関する知識、パターン、モデルを自動獲得して、オンラインのテレメトリと照合することによって異常の検知や診断を行うおうとするものである。本稿の目的は、この宇宙機異常検知・故障診断問題に対する機械学習・データマイニングアプローチを、従来手法や関連研究などとの関連性や比較についても言及しつつ、紹介することである。

次章以降、本稿は次のように構成される。まず、2章では、宇宙機システムに要求される高い安全性・信頼性

を確保するうえで、高度な異常検知・故障診断法がいかに重要であるかを説明するとともに、従来の主要技術であるリミットチェック法、エキスパートシステムによる異常検知・診断法、モデルベース推論による異常検知・診断法の三つについて概観する。続いて3章では、近年非常に活発な研究が行われている、機械学習・データマイニングに基づく異常検知法について概説する。そして4章では、宇宙機システムの異常検知・診断を目的とした具体例として、著者らのグループによる研究事例を紹介する。最後に5章では、本稿の結論と今後の展望について述べる。

2. 宇宙システムと異常検知・故障診断問題

2.1 宇宙機の高信頼性化と運用における対策

ロケットや人工衛星の打上げに代表される宇宙開発ミッションは、巨額の開発・打上コストを要するだけでなく、国民の期待を受け、国家の威信も賭けた「絶対に失敗の許されない」事業である。また、打上チャンスが非常に少なく、いったん打ち上げてしまうと物理的な補修は困難という事情からも、要求される安全性・信頼性の基準は極めて高い。

言うまでもなく、運用時に絶対に不具合を起こさないような宇宙機システムをつくることができればそれに越したことはないが、各時代における最先端技術を結集させて設計・開発したとしてもそれがまず不可能であることは、我が国を含む世界の宇宙開発の歴史が物語っている。したがって、宇宙システムに求められる高い安全性と信頼性を確保するためには、打上前の設計、開発、試験フェーズだけでなく、打上後の運用フェーズにおける対策も同様に重要である。また、近年の宇宙システムの大規模化・複雑化の流れは、予兆的な段階での異常現象を見落とす可能性や、小さな異常が予期せぬ大事故につながる危険性などを増大させている。そのため、各種の情報技

術や人工知能技術を利用した高度な異常検知・故障診断技術の開発は、宇宙システムの運用フェーズにおける安全対策として重要性を増しつつある。

以下では、そのような異常検知・故障診断法として従来利用されてきたリミットチェック法、エキスパートシステムによる異常検知・診断法、モデルベース推論による異常検知・診断法、の三つについて概説する。

2・2 リミットチェックによる異常検知法

リミットチェック (limitcheck) は、ほかのさまざまな地上システムと同様、宇宙機システムにおいて最も基本的かつ今現在も最も利用されている異常検知法である。その根本的な動作原理は、システムの各構成要素において観測される電流、電圧、角速度、温度、などさまざまな物理量が、事前に設定された「適正な」上限値と下限値の間に収まっているかどうかを監視し、システムの正常・異常を判断するというものである。

人工衛星など典型的な宇宙機システムにおいては、テレメトリの一部について、リミットチェックが行われる。リミット値 (上限・下限値) は打上前に設計者・技術者によって設定されるが、運用フェーズにおいて再設定される場合もある。また、宇宙機のモード (例えば、軌道修正時のモードなど) ごとに異なるリミット値を設定したり、異常の深刻さのレベルに応じて複数のリミット値を設定する場合もある。

リミットチェックが今現在もなお、宇宙機の異常検知法として主流である理由としては、その原理の単純さゆえに、実装も実施も容易であること、検知結果が人間にとって理解しやすいこと、また、実際にこの手法で検知できる異常も多いこと、などがあげられる。しかしその一方、単純であるがゆえに問題点も自ずと存在する。まず、リミットを越えるか否かだけでは検知できない異常 (の徴候)、すなわち、リミットの範囲内で生じる異常も多数存在することである。これは、リミット値を一種のモデルとみなしたときのその表現力の貧弱さから考えても明らかであろう。また、別の問題として、設計者や運用者がシステムの状況に応じて的確、かつ、きめ細かくリミット値を設定することは非常に労力を要する作業であるということがあげられる。少しでも不適切な値を設定すれば、すぐに誤警報 (False alarm) の嵐となり、運用業務に支障をもたらすことは想像に難くない。

実は、このような従来のリミットチェック法がもつ問題を解決あるいは緩和する手段として、最近では各種の機械学習手法が使われ始めている。4章で紹介する著者らのグループの研究もそうであるし、DeCoste[DeCoste 97]もまた、過去のテレメトリデータから適切なリミット値を自動学習する手法 ELMER を提案している。

2・3 エキスパートシステムによる検知・診断法

上述したリミットチェックの限界を補う方法として、主

に1980年代～90年代前半にかけて盛んに研究開発されたのが、初期の人工知能研究における最大成果の一つといえるエキスパートシステムを利用した異常検知・故障診断システムである[Chang 92, Ciceri 94, Rolincik 92, 高木 04, Tallo 92]。

これらのシステムの基本的な原理は、設計者 (専門家) によって用意された異常徴候 (symptoms) と機器故障 (failure) との関係を記述したルールの集合を利用して、異常の原因を推論するというものである。この中には、単なるテーブルルックアップ方式の簡易実装のもの[Ciceri 94], 確信度を使った推論を行うもの[Chang 92, Rolincik 92], それに加えてフレームによる知識表現を採用したものの[Tallo 92]まで、幅広いシステムが含まれる。また、旧宇宙科学研究所 (現 JAXA) によって開発されている ISACS-DOC (Intelligent Satellite Control Software DOctor) [高木 04]は、10年以上の年月にわたって発展を続けており、歴代の科学探査衛星 (GEOTAIL, のぞみ, はやぶさ) の運用で実際に利用されているという点で特筆すべきであろう。

エキスパートシステムに基づく異常検知・診断システムは表現力や診断能力においてリミットチェックを凌駕するが、その一方で、事前に起こり得る故障および徴候をすべて枚挙し、その関係を記述しておく必要がある (言い換えれば、未知の異常には対応できない)、システム開発途中で機器コンポーネントなどに設計変更が生じた場合に知識ベース (ルールベース) の一貫性を維持することが難しい、徴候の数が増えた場合に専門家が各ルールの確信度を設定することが困難になる、などの問題点が指摘されている。

2・4 モデルベース推論による検知・診断法

上で述べたエキスパートシステム (ルールベース推論) による検知・診断法と並んで、宇宙分野において今日まで盛んに研究されてきた異常検知・故障診断法が、モデルに基づく推論による検知・診断法である[Fijany 03, Finzi 03, Hutter 03, Robinson 03, Williams 96]。

その基本的な原理は、システムのモデルを利用して計算機上でシミュレーションを行い、実際のシステムの挙動と比較することによって、異常を検知したり、その原因を推定するというものである。

この方法論を宇宙機の異常検知・診断に適用した先駆的な事例が、Williams らによって開発された Livingstone システムである[Williams 96]。これは、NASA の Deep Space 1 (DS-1) ミッションで実験検証された先進的宇宙機自律化アーキテクチャ ReactiveAgent の一部として開発された診断システムであり、そのモデルベースはシステムの状態遷移モデルと定性モデルによって構成されている。この Livingstone を始めとして、モデルに基づく診断システムの多くは定性的モデル・定性推論を採用している[Fijany 03, Finzi 03, Robinson 03]が、近年では、宇宙

機システムを離散変数・連続変数の両方を含む確率的な動的モデルとして表現し、particle filterのようなモンテカルロシミュレーションベースの状態推定法と組み合わせるアプローチ[Hutter 03]も見られる。

4章で紹介する「Dynamic Bayesian Networks (DBN) を用いた検知・診断法」もまた、この後者のタイプに属する手法といえる。ただし、後述するように、この手法はモデル中の未知パラメータを過去のデータに基づいて推定する学習機能を有する。

3. 機械学習・データマイニングに基づく異常検知・故障診断法

前章で見てきたように、従来の異常検知・故障診断へのアプローチは、事前に専門家が用意したルールベースやモデルベースを用いた演繹的な推論過程に基づくものが主流であった。しかし、これらの方法論で必要とされる水準の完全かつ正確なルール・モデルベースを人手で構築・維持することは非常に困難であるという現実的な問題、および、技術進歩により大量のセンサデータを比較的容易に取得できるようになり、また、計算機の処理能力が劇的に向上し続けているというシーズ的な背景から、近年、過去の膨大なデータから計算機が帰納的にシステムの挙動モデルを構築し、これを用いて異常検知を行うという機械学習・データマイニングに基づくアプローチが注目されつつある。

実際、機械学習・データマイニング研究のコミュニティにおいても、大量のデータの中から異常 (anomalous) なパターンを発見することを目的とする、異常検知 (anomaly detection) 問題に対する興味が高まっており、バイオテロや伝染病流行の検知[Neill 05]、計算機ネットワークの障害検知[Ide 04, Yamanishi 05]、列車の車輪故障の予測[Yang 05]、証券市場での不正検知[Neville 05]など、応用分野も多岐にわたっている。また、KDDのような国際会議[kdd 05]においても anomaly detection をテーマとした本会議セッションや、併設ワークショップ[dmm 05]も開催されている。

この比較的新しい研究分野のアイデンティティーに関わる根本的な問題として、「そもそも異常とは何か?」(“What is anomaly?”) という疑問がある。特に、従来研究されてきた外れ値検知 (outlier detection) や時系列データに対する変化点検知 (change-point detection) などの諸手法とどのような関係にあるのか、という疑問がある。これに関して、今現在、すべての研究者が同意するような決定的な定義はなされていないようであるが、例えば、前述のワークショップ[dmm 05]のCFPでは、データにおける anomaly (および outlier) を、「既知のドメインモデルやドメイン知識によって説明がつかない不規則な現象」(“irregularities that cannot be explained by existing domain models or knowledge”) と表現している。

いずれにせよ、具体的に何をもって異常 (anomaly) とみなすかは、明らかにドメイン依存な問題であるし、対象となる系をどのようにモデル化するかによっても大きく変わってくる。その点で、この anomaly detection と呼ばれる研究分野は、例えば、分類学習 (classification) やクラスタリング (clustering) のような手法論的な分野ではなく、「事前知識・モデルと各種のデータマイニング・機械学習手法をどのように組み合わせるべきか?」など、もう少しメタなレベルでの議論に主眼を置く分野として理解するのが妥当であろう。

4. 研究事例の紹介

本章では、著者らのグループがこれまで研究してきた、宇宙機システムを対象とした機械学習・データマイニングに基づく異常検知・故障診断法の事例を紹介する。

4.1 Dynamic Bayesian Networks を用いた異常診断法 [河原 06]

Dynamic Bayesian Networks (DBN) [Murphy 02] は、確率的グラフモデルである Bayesian Networks を、ダイナミックシステムに対して適用できるように拡張したものであり、カルマンフィルタモデルや、隠れマルコフモデルなどを包含する強力かつ汎用な状態空間モデルである。DBN は特に、速度や姿勢角のような連続的変数と機器のモードやスイッチの On-OR のような離散変数の両方を同時に含むようなハイブリッドシステムのダイナミクスをモデル化するのに適している。また、DBN 上での推論 (各変数に関する確率分布の推定) には、接合木アルゴリズムや Rao-Blackwellised Particle Filter のような効率的なアルゴリズムが開発されている。

本研究では、宇宙機 (軌道間無人物資輸送機) のランデブー時における並進・姿勢運動を DBN によってモデル化し (図 1 参照)、監視・診断の対象となるセンサ機器お

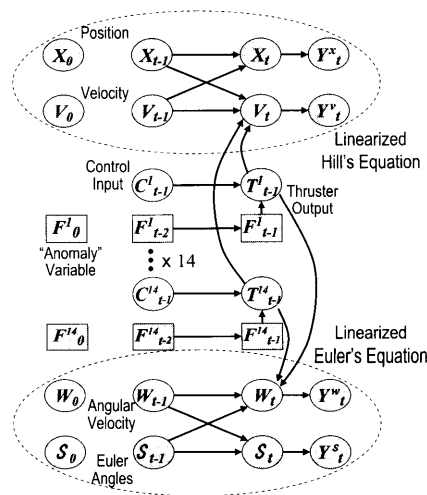


図 1 宇宙機の異常検知・診断を目的とした Dynamic Bayesian Network の例[河原 06]

よびアクチュエータに対応する変数ノードに異常の有無を値として取る離散変数ノード（異常変数）を加え [Lerner 02], 実際に得られるテレメトリからそれらの異常変数の値を推定することによって異常検知・診断を行う手法を構築した。また、この手法は、モデルのパラメータおよび構造に未知部分あるいは不正確な部分が含まれている場合に、実際のテレメトリデータを用いてそれらを推定するモデル学習法と統合されており、専門家の事前知識（システムモデル）とデータに基づく帰納的な学習とを融合した効率的な検知・診断法となっている。

4.2 回帰木学習および Relevance Vector Machine を用いた適応的リミットチェック [Fujimaki 05a, Yairi 04a]

2.2 節で述べたように、リミットチェック法は数々の問題を抱えながらも実装・実施の容易さや過去の実績などの理由から、宇宙機運用の現場では今なお主力の異常検知法として用いられ続けている。

そこで本研究では、リミットチェック法を機械学習手法によって拡張することにより、このレガシー技術との互換性を保ちつつ、性能を向上させることを目的とした。具体的には、回帰木学習および Relevance Vector Machine の 2 種類の回帰学習手法をそれぞれ適用することにより、宇宙機の過去の正常時データから各テレメトリ系列の最適なりミット値を適応的に決定する手法を提案した。同様の研究としては、線形回帰モデルと非線形コスト関数を利用した DeCoste らによる ELMER システム [DeCoste 97] がある。

回帰木学習 [Breiman 84] を用いた方法 [Yairi 04a] は、主にシステムおよびコンポーネントのステータスを表す複数のシンボル値系列の値から、ターゲットとなる実数値系列のりミット値を予測する。図 2 は、学習された回帰木の例である。一方、カーネルを用いた非線形回帰学習手法である Relevance Vector Machine [Tipping 01] によって拡張されたりミットチェック法 [Fujimaki 05a] は、複数

の実数値時系列の値からターゲットとなる実数値系列のりミット値を予測する。いずれの拡張法も、過去の宇宙機データおよびシミュレーションデータを用いた実験の結果、システムの状態に応じたきめ細かいりミットチェックを可能にすることが示された。

4.3 カーネル主成分分析を利用した異常検知法 [Fujimaki 05b]

この研究では、近年発展著しいカーネルに基づく学習手法の一つであるカーネル主成分分析 [Schölkopf 98] を応用し、領域知識をほとんど用いず宇宙機の過去および現在のテレメトリデータだけから異常（らしき現象）を検知する手法を提案した。

この手法の詳細な説明は文献 [Fujimaki 05b] に譲るが、ここではその基本的な考え方を示す。まず、適切な制御則によって定常状態にある宇宙機システムでは、テレメトリデータを構成している各観測変数間の中に、何らかの静的な因果関係が成立していると仮定できる。例えば、姿勢・軌道運動に限定した場合、その静的因果関係はパラメータ固定の運動方程式と観測方程式によって表されるであろう。このことは、全観測変数がつくる高次元の観測空間の中で、実際の宇宙機の挙動は低次元の多様体上での運動に制約されていることを意味する。今、このシステムに何らかの重大な異常が起きた場合、それは因果関係の変化、すなわち、上記の多様体の変形として現れると予想される。提案手法のアイデアは、各時刻におけるテレメトリ（観測データ）を多項式カーネルによって高次元特徴空間に非線形写像し、そこでの主成分方向（主軸）の変化として、この多様体の変形すなわちシステムの異常を検知する、というものである。

我々はこの手法の有効性を、前述の軌道間無人物資輸送機のランデブーシミュレーションデータを用いて検証し、スラスターエンジンのさまざまな異常パターンを適切に検知できることを確認した。

4.4 変化とイベント検知に基づくテレメトリ要約 [Yairi 04b]

上で述べた三つの研究はいずれも、システムの異常あるいは変調を直接発見することを目的としていたといえる。しかし、機械学習・データマイニング技術の別の利用法として、データの圧縮（要約）や可視化など、ユーザ自身による異常発見を支援することが考えられる。そこでこの研究では、膨大な時系列データである宇宙機テレメトリからシステムの健康状態を把握するうえで重要と思われるパターンだけを抽出して表示することにより、運用者自身が宇宙機システムの挙動を大局的に把握し異常現象を発見しやすくすること、すなわち、テレメトリデータの要約法を検討した。

ここで、あるシステムのデータにおいて何が重要なパターンであるかは、明らかに領域依存、問題依存である。

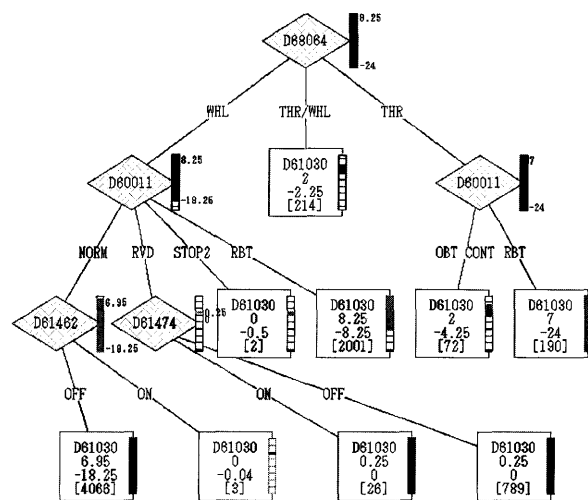


図 2 回帰木学習によって拡張されたりミットチェックモデルの例

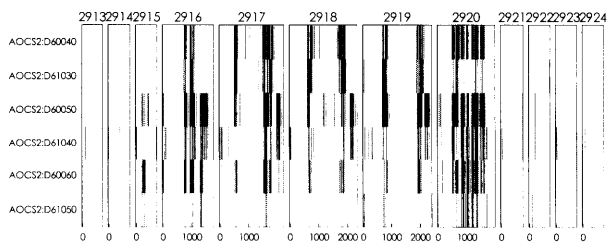


図3 変化・イベントパターンの検知によるテレメトリ要約の例

しかし、一般論として、ある時刻を境に変数の挙動が有意に異なっているような「変化」のパターンや、近傍時刻の挙動と局所的に異なる「イベント」のパターンは、実際のシステムに生じた物理的な変化やイベントと対応している可能性が高く、重要な情報とみなすことは妥当であろう。そこで、提案手法では、テレメトリの各系列ごとに、変化およびイベントが発生している時点をすべて抽出し、その結果を相互に関連する系列同士積み重ねて表示（図3参照）することによって、運用者自身によるテレメトリ系列間の定性的相関パターンの理解を促進することを試みた。

5. おわりに

本稿では、宇宙機システムの運用における異常検知・故障診断問題について、その概要と従来技術を述べるとともに、発展著しい機械学習・データマイニング技術を利用したこの問題へのアプローチを紹介した。

4章で紹介した著者らのグループによる異常検知・診断手法は、いずれも、過去の人工衛星の実データやシミュレーションデータに対する実験で良好な結果を示しているが、実用化レベルに達するまでにはいくつかの課題が存在する。そのうちのひとつとして、これらの手法による検知結果をユーザすなわち宇宙機の運用技術者や設計者にいかにして理解可能な形で提示するか、という問題がある。例えば、4・3節で紹介した異常検知法は、カーネルによる超高次元特徴空間への非線形写像を利用しているが、そのような複雑な写像は人間の直観的理解の範囲を超えており、単に異常を検知したという結果をそのまま提示しただけではその後の意思決定を支援することはできないであろう。

また、著者らは、提案機械学習・データマイニング技術を利用した帰納的な異常検知・診断アプローチの真価は、それらのツールを運用者・専門家が長期間にわたって継続的に利用し、両者の協調によって対象となる宇宙システムに関する知識が徐々に蓄えられていく過程にこそあると考えている。言い換えれば、専門家もつ知識と、機械学習・データマイニング技術によりテレメトリデータから帰納的に獲得される知識とが、相乗的に成長していくような枠組みを設計する方法論の確立が必要であると考える。

謝辞

本稿4章で紹介した事例は、河原吉伸氏、藤巻遼平氏、小笠原志郎氏、中津川実氏（順不同）による研究成果を抜粋したものである。また、著者らの研究に対しては、宇宙航空研究開発機構（JAXA）よりデータや情報提供などの面で多大な支援を受けている。心より感謝したい。

◇ 参考文献 ◇

- [Breiman 84] Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. and Stone, C. J.: *Classification and Regression Trees*, Wadsworth (1984)
- [Chang 92] Chang, C., Nallo, W., Rastogi, R., Beugless, D., Mickey, F. and Shoop, A.: Satellite Diagnostic System: An Expert System for Intelsat Satellite Operations, *Proc. IVth European Aerospace Conference (EAC 91)*, pp. 321-327 (1992)
- [Ciceri 94] Ciceri, F. and Marradi, L.: Event Diagnosis and Recovery in Real-time On-board Autonomous Mission Control, *Proc. 1st Ada-Europe Symposium* (1994)
- [DeCoste 97] DeCoste, D.: Automated Learning and Monitoring of Limit Functions, *Proc. International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (i-SAIRAS)*, pp. 287-292 (1997)
- [dmm 05] International Workshop on Data Mining Methods for Anomaly Detection (DMMAD-05) (2005), <http://www.dmarginet.net/AD-KDD05/>
- [Fijany 03] Fijany, A., Vatan, F., Barrett, A., James, M. and Mackey, R.: An Advanced Model-Based Diagnosis Engine, *Proc. International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (i-SAIRAS 2003)* (2003)
- [Finzi 03] Finzi, A., Lavagna, M. and Sangiovanni, G.: Fuzzy Inductive Reasoning and Possibilistic Logic for Space Systems Failure Smart Detection and Identification, *Proc. International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (i-SAIRAS 2003)* (2003)
- [Fujimaki 05a] Fujimaki, R., Yairi, T. and Machida, K.: An Anomaly Detection Method for Spacecraft using Relevance Vector Learning, *Proc. 9th Pacific Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD-05)*, pp. 785-790 (2005)
- [Fujimaki 05b] Fujimaki, R., Yairi, T. and Machida, K.: An Approach to Spacecraft Anomaly Detection Problem Using Kernel Feature Space, *Proc. 11th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-05)*, pp. 401-410 (2005)
- [Hutter 03] Hutter, F. and Dearden, R.: Efficient On-line Fault Diagnosis for Non-Linear Systems, *Proc. 7th International Symposium on Artificial Intelligence and Robotics in Space (i-SAIRAS 2003)* (2003)
- [Ide 04] Ide, T. and Kashima, H.: Eigenspace-based Anomaly Detection in Computer Systems, *Proc. 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2004)*, pp. 440-449 (2004)
- [河原 06] 河原吉伸, 矢入健久, 町田和雄: Dynamic Bayesian Networksを用いた宇宙機異常診断法, *人工知能学会論文誌*, Vol. 21, No. 1, pp. 45-54 (2006)
- [kdd 05] 11th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-05) (2005), <http://www.acm.org/sigs/sigkdd/kdd2005/>
- [Lerner 02] Lerner, U. N.: *Hybrid Bayesian Networks for Reasoning about Complex Systems*, PhD thesis, Stanford University (2002)
- [Murphy 02] Murphy, K. P.: *Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*, PhD thesis, University of California (2002)

- [Neill 05] Neill, D., Moore, A., Sabhnani, M. and Daniel, K.: Detection of Emerging Space-Time Clusters, *Proc. 11th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2005)*, pp. 218-227 (2005)
- [Neville 05] Neville, J., Simsek, O., Jensen, D., Komoroske, J., Palmer, K. and Goldberg, H.: Using Relational Knowledge Discovery to Prevent Securities Fraud, *Proc. 11th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2005)*, pp. 449-458 (2005)
- [Robinson 03] Robinson, P. I., Shirley, M., Fletcher, D., Alena, R., Duncavage, D. and Lee, C.: Applying Model-Based Reasoning to the FDIR of the Command and Data Handling Subsystem of the International Space Station, *Proc. International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space (i-SAIRAS 2003)* (2003)
- [Rolincik 92] Rolincik, M., Lauriente, M., Koons, H. C. and Gorney, D.: An Expert System for Diagnosing Environmentally Induced Spacecraft Anomalies, *Proc. 5th Annual Space Operations and Applications Research Symposium*, pp. 36-44 (1992)
- [Schölkopf 98] Schölkopf, B., Smola, A. and Muller, K.-R.: Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem, *Neural Computation*, Vol. 10, pp. 1299-1319 (1998)
- [高木 04] 高木亮治, 本田秀之, 橋本正之, 野村和哉, 小坂隆征: 宇宙機自動診断システム ISACS-DOC について, 第 48 回宇宙科学技術連合講演会, pp. 1038-1041 (2004)
- [Tallo 92] Tallo, D. P., Durkin, J. and Petrik, E. J.: Intelligent Fault Isolation and Diagnosis for Communication Satellite Systems, *Telematics and Informatics*, Vol. 9, No. 3-4, pp. 173-190 (1992)
- [Tipping 01] Tipping, M.: Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 1, pp. 211-244 (2001)
- [Williams 96] Williams, B. C. and Nayak, P. P.: A Model-Based Approach to Reactive Self-Configuring Systems, *Proc. 13th National Conference on Artificial Intelligence and 8th Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference*, pp. 971-978 (1996)
- [Yairi 04a] Yairi, T., Nakatsugawa, M., Hori, K., Nakasuka, S. and Machida, K.: Adaptive Limit Checking for Spacecraft Telemetry Data Using Regression Tree Learning, *Proc. International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE SMC 2004)*, pp. 5130-5135 (2004)
- [Yairi 04b] Yairi, T., Ogasawara, S., Hori, K., Nakasuka, S. and Ishihama, N.: Summarization of Spacecraft Telemetry Data By Extracting Significant Temporal Patterns, *Proc. 8th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD2004)*, pp. 240-244 (2004)
- [Yamanishi 05] Yamanishi, K. and Maruyama, Y.: Dynamic Syslog Mining for Network Failure Monitoring, *Proc. 11th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2005)*, pp. 499-508 (2005)
- [Yang 05] Yang, C. and Letourneau, S.: Learning to Predict Train Wheel Failures, *Proc. 11th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2005)*, pp. 516-525 (2005)

2005 年 11 月 14 日 受理

著者紹介



矢入 健久 (正会員)

1994 年東京大学工学部航空宇宙工学科卒業。1996 ~ 98 年日本学術振興会特別研究員。1999 年東京大学大学院博士課程修了。同年、東京大学先端科学技術研究センター助手。2003 年同大学大学院工学系研究科講師。2004 年同大学先端科学技術研究センター講師。工学博士。1999 年度本学会論文賞受賞。機械学習、移動ロボットの環境モデル獲得、宇宙機異常検知・診断法などに興味をもつ。日本ロボット学会、日本航空宇宙学会各会員。