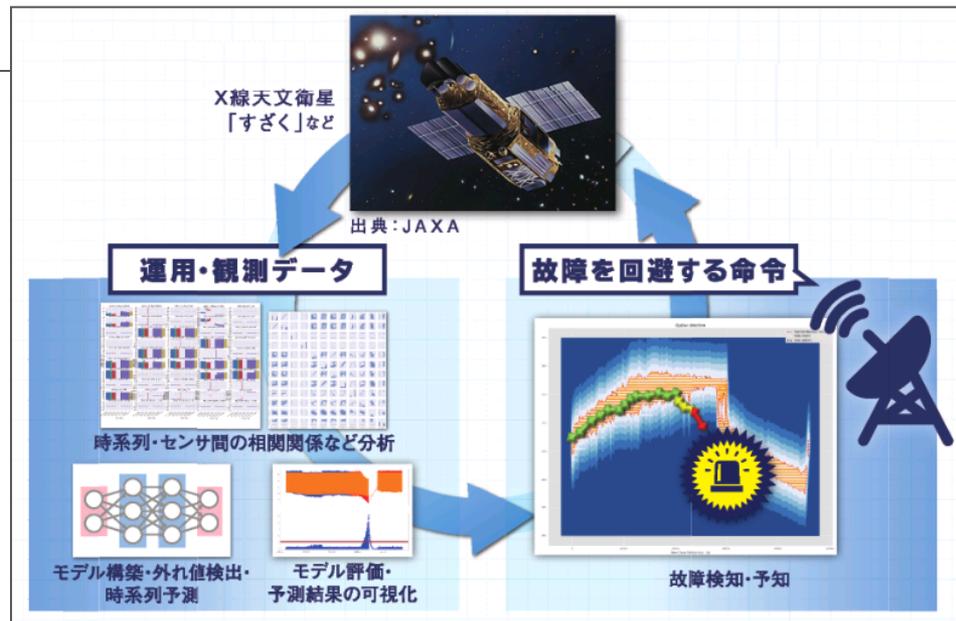


機械学習を用いた運用データの解析による 宇宙機の故障解析

本研究の背景及び目的

■ 背景

- 宇宙機は安全性、信頼性が厳しく問われ、未然に危険を予知し、事故防止に繋げる運用環境が望まれる。
- 宇宙機は設計寿命を超えて10年程度運用される場合もあり、特に設計寿命を超えた運用では、**機器の劣化や故障**が発生しうる。これらによる**異常を予兆し早期に検出**することができれば、事前の対処が可能になり、安定運用に大きく寄与する。



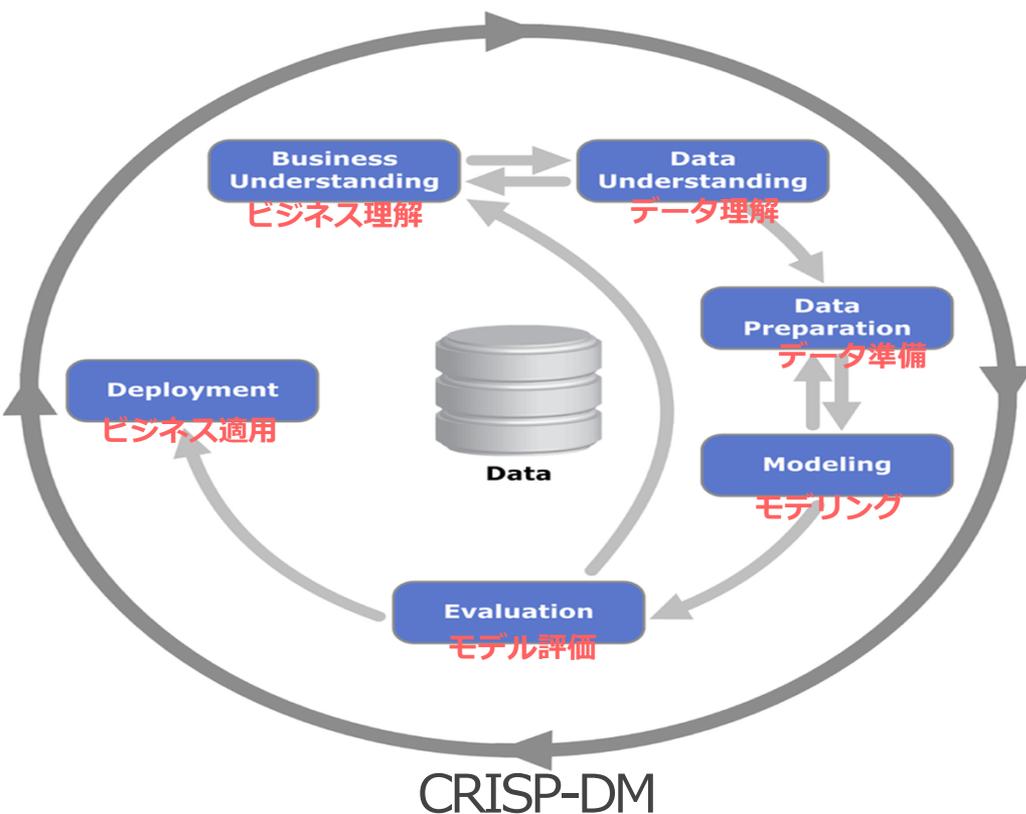
宇宙機の故障検出・予知イメージ

■ 本研究の目的

- **機械学習技術**を用いて、宇宙機の運用中に発生した**出来事と運用データの関係性を学習**し、機器の故障を早期に捉えたり、故障に繋がる予兆を検出するためのモデルを構築する。
- 将来的には、作成した学習済みモデルや、モデル導出ノウハウを活用して、今後**打ち上がる宇宙機の故障検知、故障予知に繋げる**。

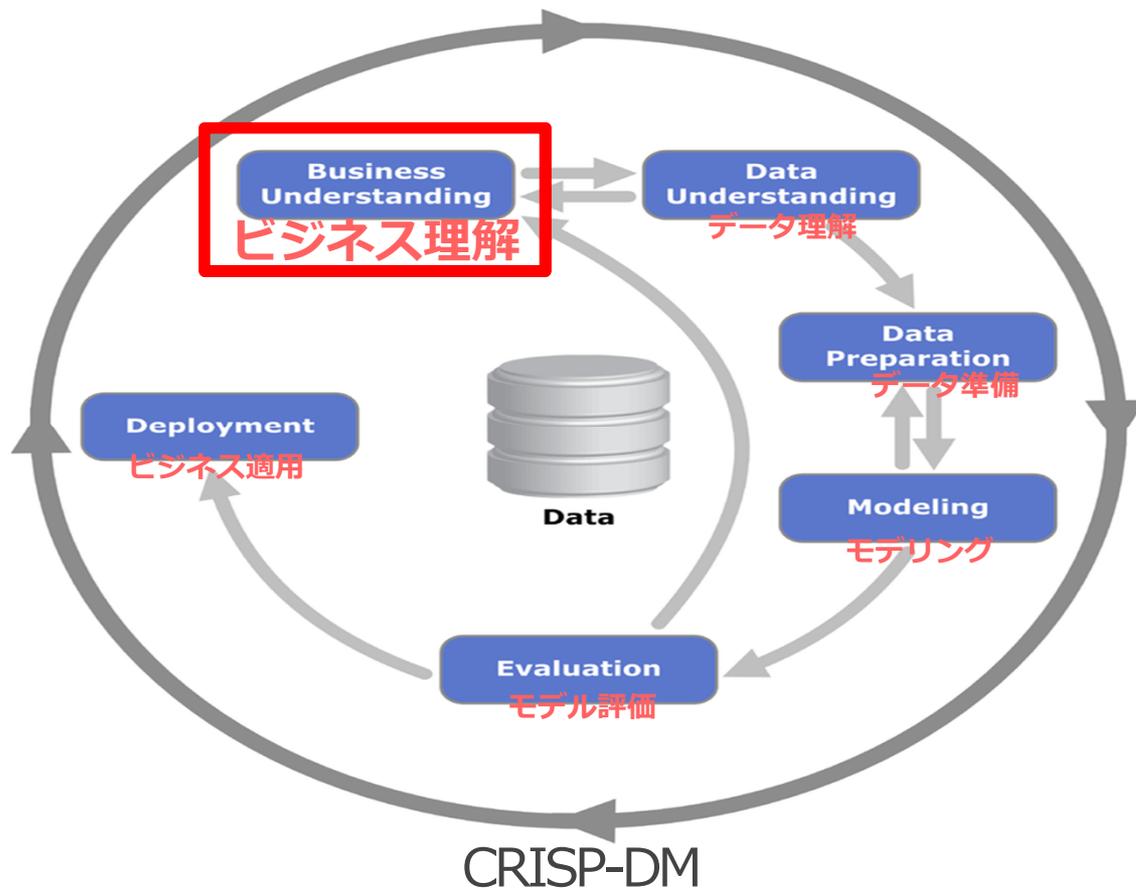
故障予知モデル構築アプローチ

■ データ分析標準アプローチ「CRISP-DM(Cross-Industry Standard Process for Data Mining)」に基づき、故障予知モデルを構築



フェーズ	
ビジネス理解	課題を理解し、ビジネスを取り巻く要件を理解する
データ理解	課題解決のためにどのようなデータが入手できるのか、データの品質はどの程度か、を理解する
データ準備	分析・モデル構築のためにデータを整える
モデリング	データの中にある構造(モデル)を導き出す
モデル評価	目的に対して適切なモデルとなっているか評価検証する
ビジネス適用	生産工程等、ビジネス活動の中に得られたモデルを組み込み、利用する

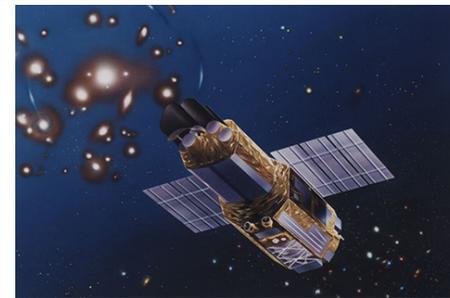
故障予知モデル構築アプローチ



故障予知モデル構築アプローチ：ビジネス理解

■ 故障予知モデル構築**対象となる衛星**の検討を実施

- モデル構築のためのデータの有無
 - センシングデータが存在するか
 - 運用記録資料が存在するか
 - 異常発生を表す情報が記録として残っているか
 - 各種データ・資料は入手可能か
 - データの形式はどのようなものか



出典：JAXA

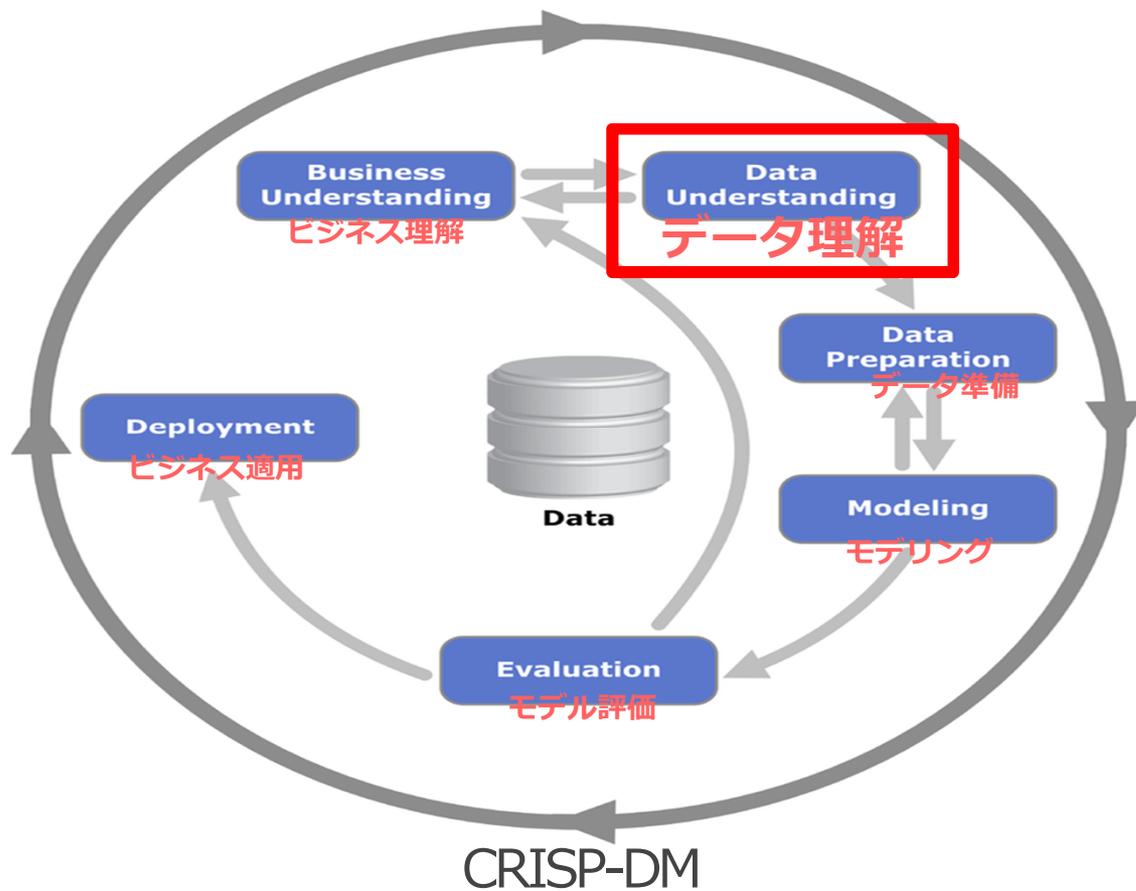
X線天文衛星「すざく」

- ◆ 期間：2005年7月～2015年8月
- ◆ 軌道：円軌道
- ◆ 軌道周期：96分

■ **どの装置の故障**を予知することが重要なのかの検討・選定

- 宇宙機を運用する過程で**最も酷使される装置である、電源・バッテリー関連機器**の故障が発生すると、予定されている運用が全て遂行できなくなる。
- 電源系装置の故障を早期に予知することができれば、前もって対策を検討したり回避策の実施も可能となる。関係者への事前アナウンスも可能となる。
- JAXA殿からの業務知識・組織内情報を含め、定常的なデータや故障発生記録が存在し、**長期間運用が行われてきたX線天文衛星「すざく」の電源系装置**を、解析対象として選定

故障予知モデル構築アプローチ



故障予知モデル構築アプローチ：データ理解(1/2)

■ データ取得

● 衛星関連データ

Suzaku Public Data(DARTS)*1

*1 : <http://darts.isas.jaxa.jp/pub/suzaku/>

*2 : <http://www.astro.isas.jaxa.jp/suzaku/log/>

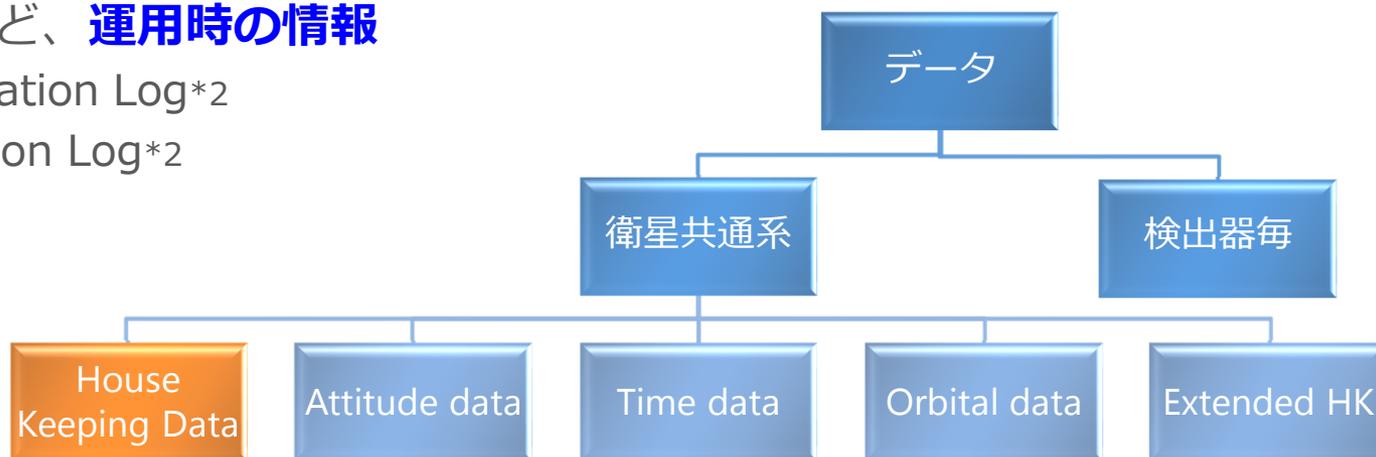
◆ House Keeping(HK) Data

- 衛星の状態を知るためのデータ
- 23種類のコンポーネント情報、約5000項目が含まれている
例：電源関連、熱制御関連、データ処理関連、姿勢制御関連 etc...

● 異常発生など、**運用時の情報**

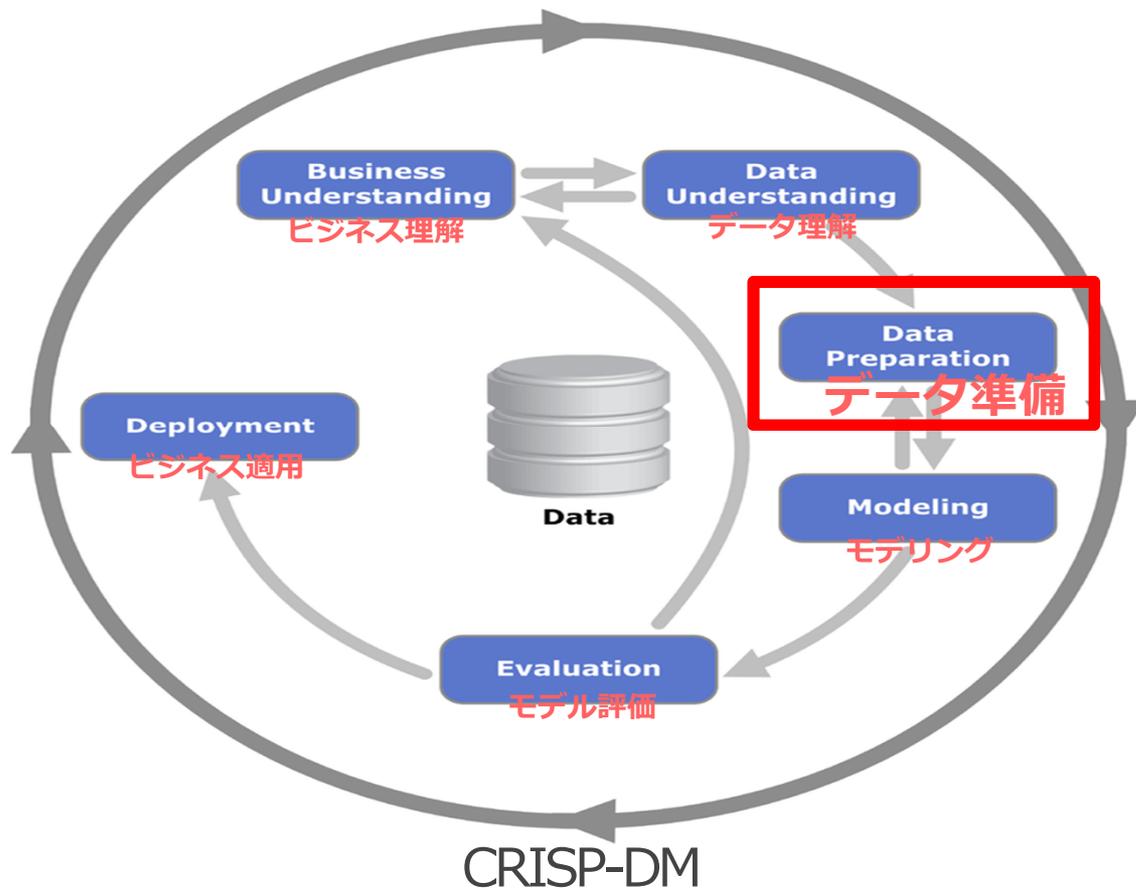
◆ Observation Log*2

◆ Operation Log*2



すざく衛星及び関連システムから得られるデータの構成

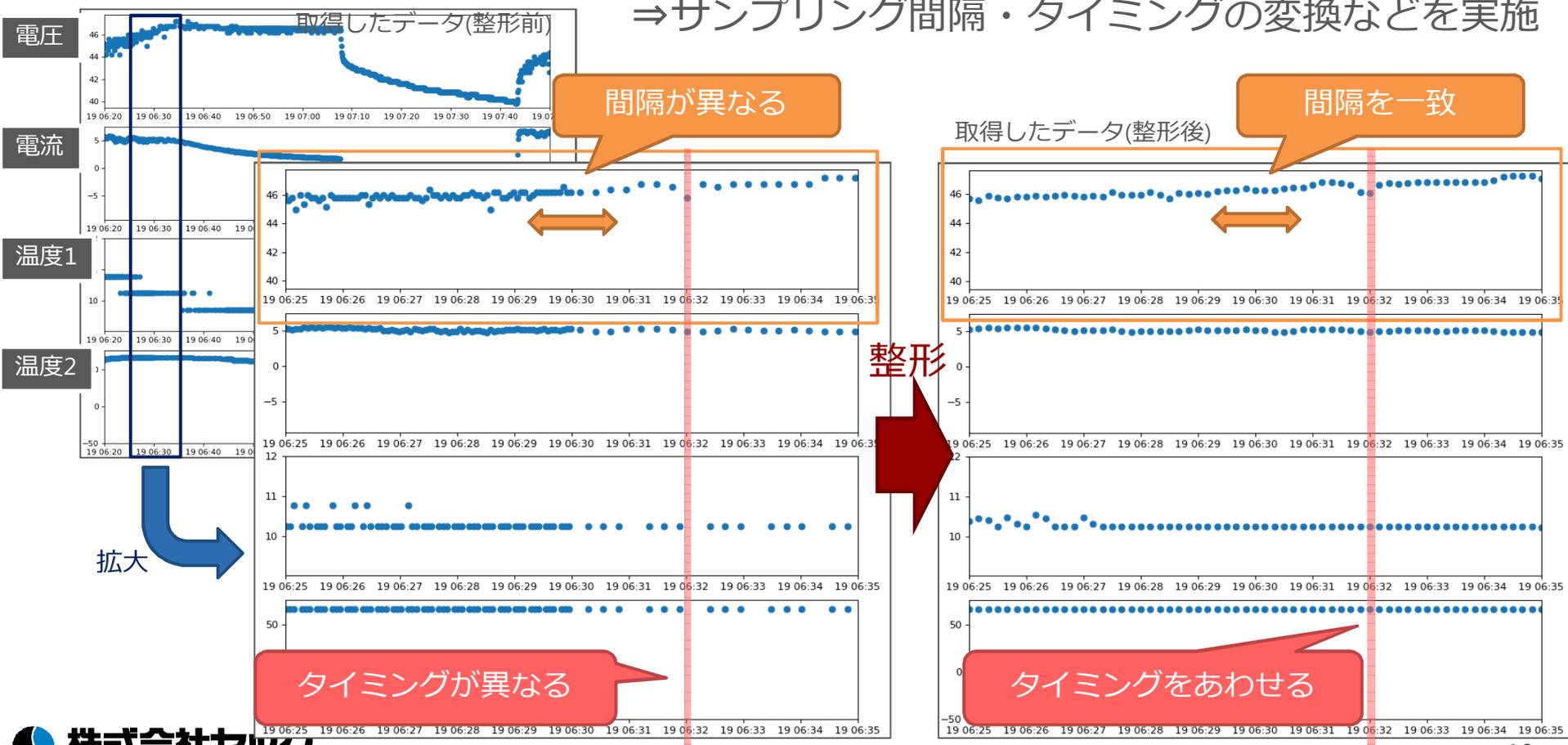
故障予知モデル構築アプローチ



故障予知モデル構築アプローチ：データ準備(1/2)

■ 取得したデータそのままでは機械学習に使用できない

⇒ サンプル間隔・タイミングの変換などを実施



故障予知モデル構築アプローチ：データ準備(2/2)

■ 必要に応じて、モデルにINPUTする上でのデータ整形処理を実施

- 欠落・不完全データ処理
- エラー値・異常データ、外れ値処理
- 複数データの統合
- 標準化

etc

id	A	B	C	D
1	12.8	3	42	8.1
2		1	43	3.9
3	11.2	2	44	5.5
4	9.9	3		5.8
5	14.1	3	42	

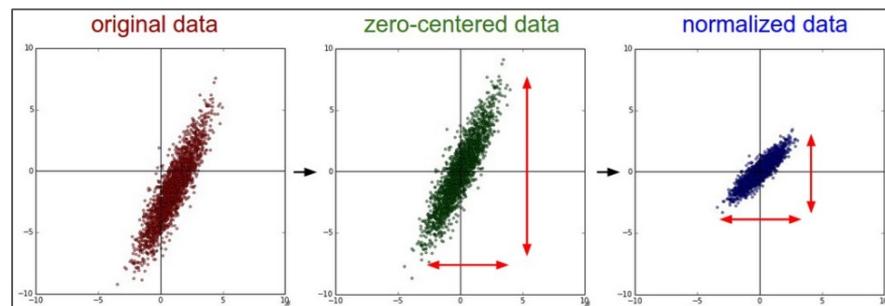
欠損値処理

id	A	B	C	D
1	12.8	3	42	8.1
2	10.3	1	43	3.9
3	11.2	2	44	5.5
4	9.9	3	44	5.8
5	14.1	3	42	1.1

id	A	B	C	D
1	17.1	2	37	3.6
2	16.9	4	39	3.0
3	18.6	2	38	4.3

id	A	B	C	D
1	12.8	3	42	8.1
2	10.3	1	43	3.9
3	11.2	2	44	5.5
4	9.9	3	44	5.8
5	14.1	3	42	1.1
6	17.1	2	37	4.7
7	16.9	4	39	3.5
8	18.6	2	38	4.3

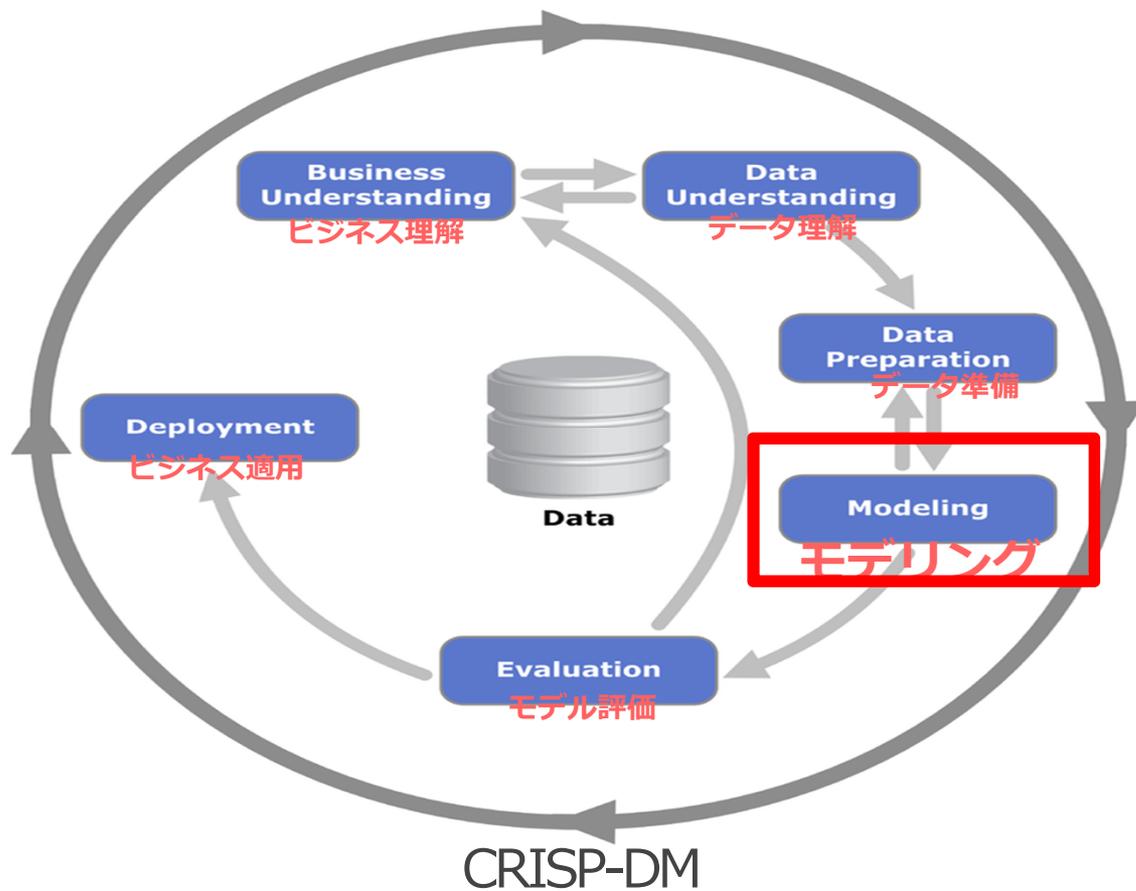
データ結合



標準化

出典：Stanford CS class "CS231n"

故障予知モデル構築アプローチ

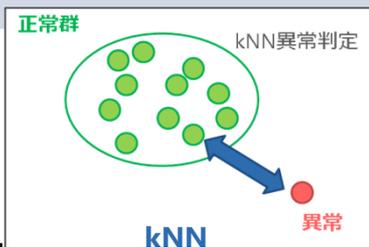


故障予知モデル構築アプローチ：モデリング

- 故障予知モデルを構築する上で、前兆となる事象を検出するために正常時と異なる状態を検出するアルゴリズムを各種ピックアップ

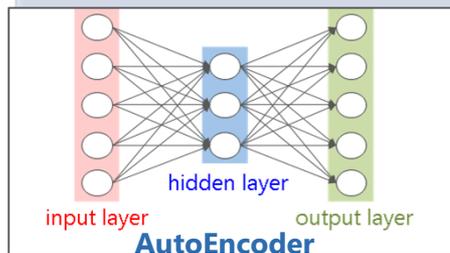
時系列データを用いた
異常検出

- kNN
- 特異スペクトル変換
- ARMA/SARMA
- 状態空間モデル
- RNN
- LSTM



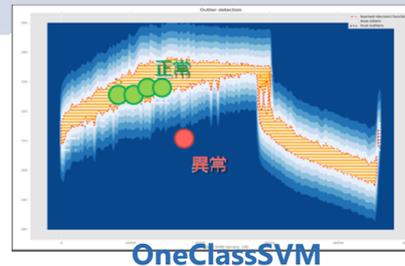
次元削減を用いた
異常検出

- PCA
- AutoEncoder

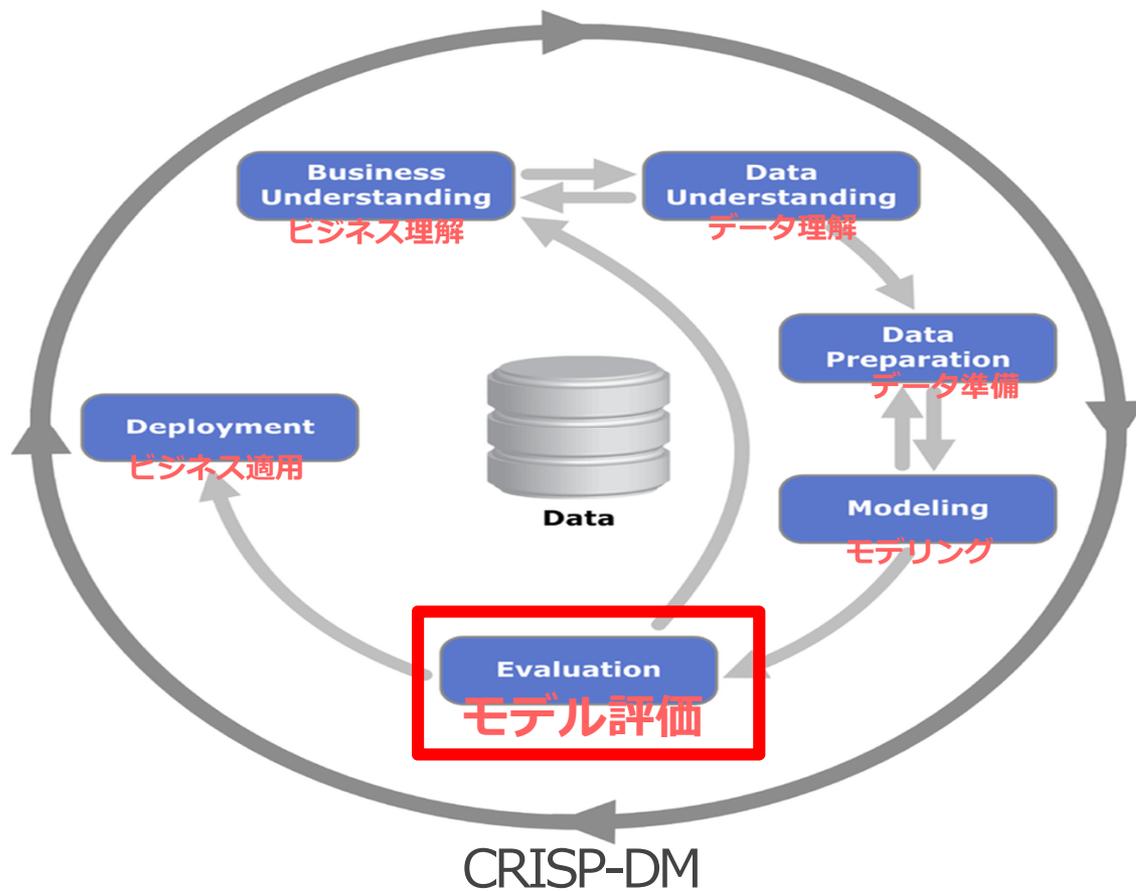


データの分布を用いた
異常検出

- カーネル密度推定法
- 混合正規分布
- OneClassSVM

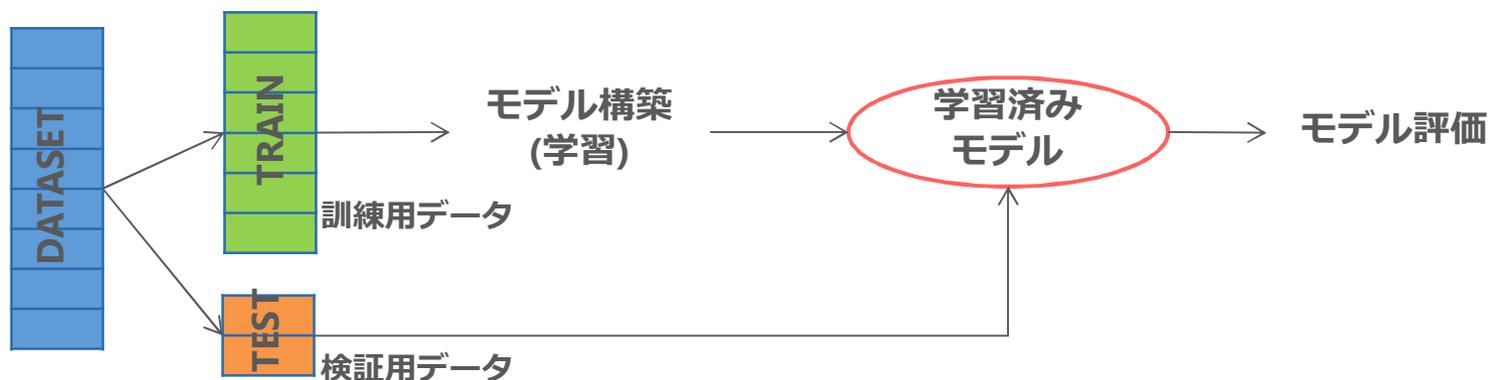


故障予知モデル構築アプローチ



故障予知モデル構築アプローチ：モデル評価(1/4)

- 各アルゴリズムで構築したモデルに対して、評価用データを投入。それぞれで**異常度を算定**し、SAFEHOLDの兆候を捉えることができるか(=性能)を評価する。

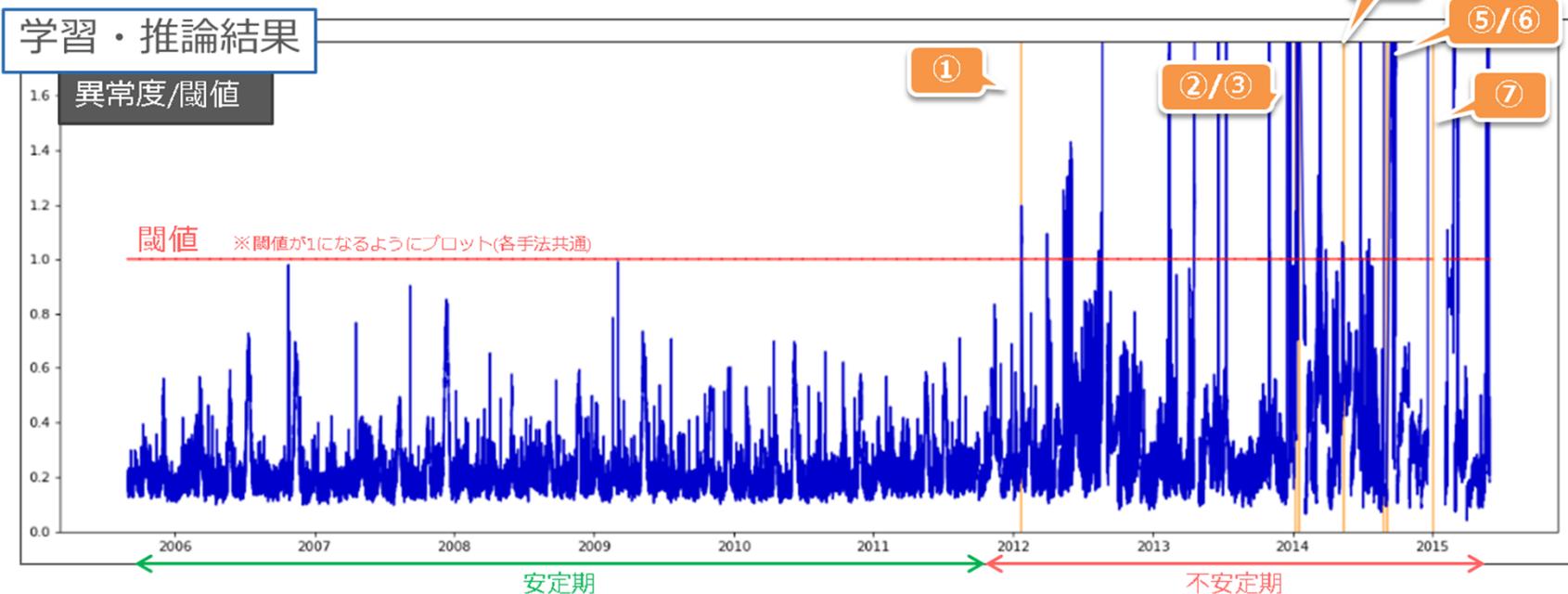


- 本案件で採用した評価基準は以下のとおり

正解数、失報数	SAFEHOLDの兆候を正しく検出できるかどうか
誤報数	SAFEHOLD以外の誤検出がどの程度あるか
予兆検出の有用性	SAFEHOLDの兆候を検出できた場合にどれくらい前に検出できるか
学習、推論時間	モデル学習及び異常度算出にかかる処理時間

故障予知モデル構築アプローチ：モデル評価(2/4)

例) kNNモデル評価



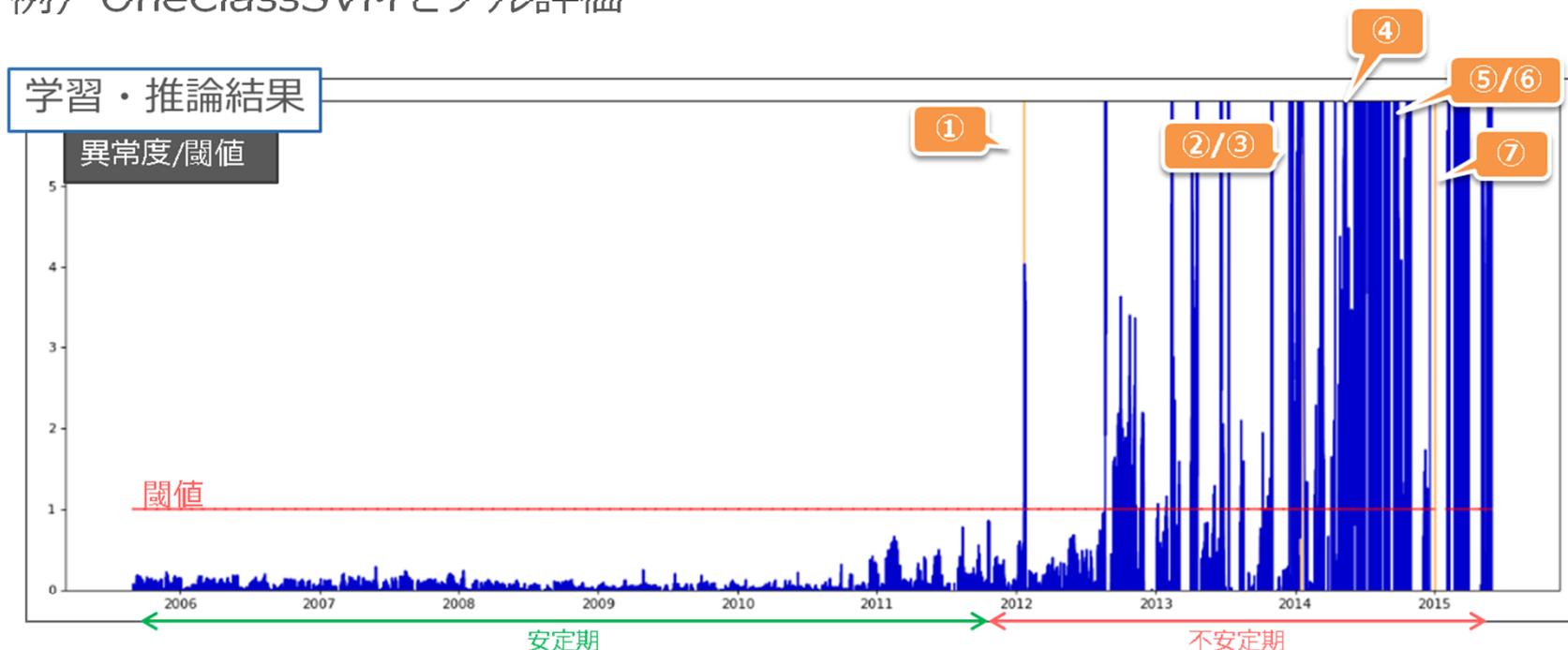
- 直近1ヶ月(約60,000点)を学習して予兆検知
- 安定期に誤報が起こらないように閾値を調整

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
検出可能時間	13時間前	42時間前	115時間前	×	×	×	328時間前

	評価
学習時間(1月)	○(1分未満)
異常度算出時間(1月)	△(10分未満)
SAFEHOLD検出数	4/7
安定期誤報数	0回

故障予知モデル構築アプローチ：モデル評価(3/4)

例) OneClassSVMモデル評価



- 直近1ヶ月(約60,000点)を学習して予兆検知
- 安定期に誤報が起こらないように閾値を調整

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
検出可能時間	44時間前	108時間前	117時間前	126時間前	×	140時間前	328時間前

	評価
学習時間(1月)	○(数秒)
異常度算出時間(1月)	○(数秒)
SAFEHOLD検出数	6/7
安定期誤報数	0回

故障予知モデル構築アプローチ：モデル評価(4/4)

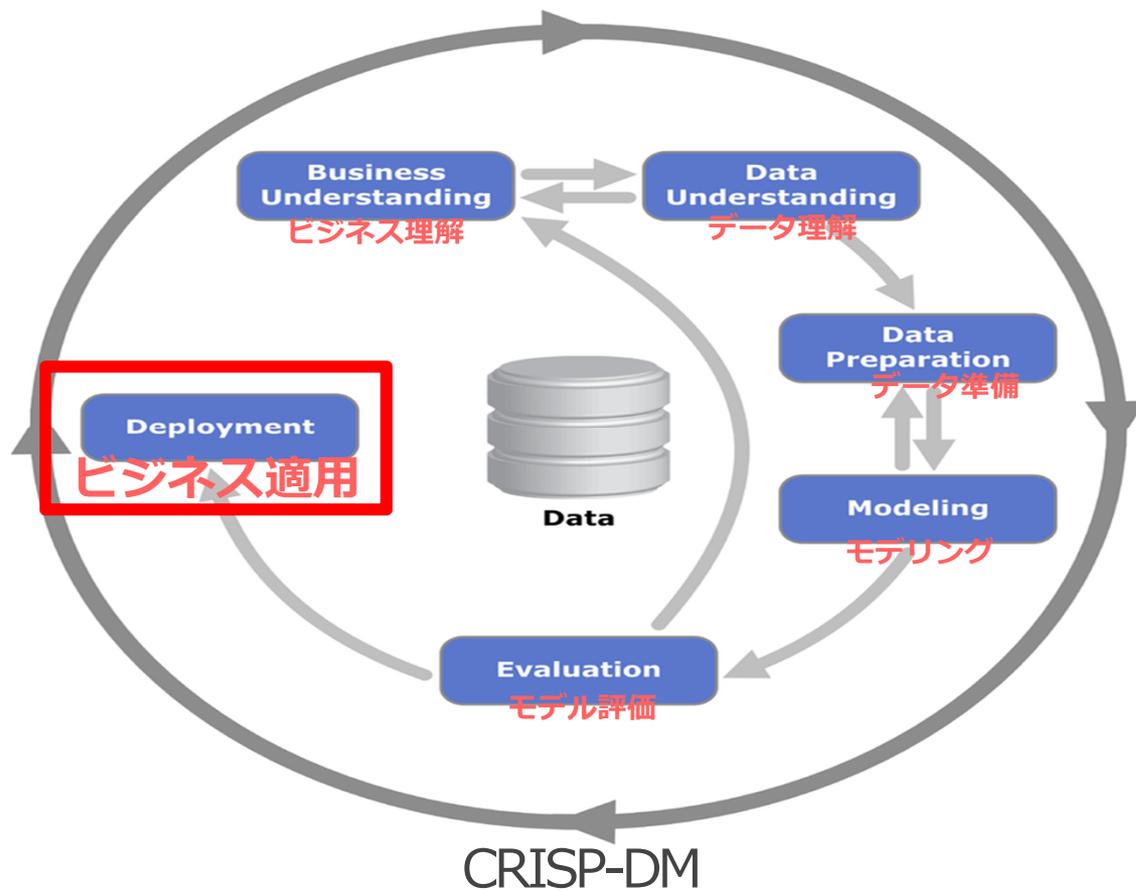
■ 最良モデルの抽出と考察

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	SAFEHOLD 検出数	安定期 誤報数	学習 時間	異常度 算出時間
kNN	13時間前	42時間前	115時間前	×	×	×	328時間前	4/7	0回	○	△
RNN	28時間前	×	110時間前	×	×	×	327時間前	3/7	0回	△	○
AutoEncoder	12時間前	21時間前	117時間前	×	×	×	328時間前	4/7	11回	△	○
OneClassSVM	44時間前	108時間前	117時間前	126時間前	×	140時間前	328時間前	6/7	0回	○	○

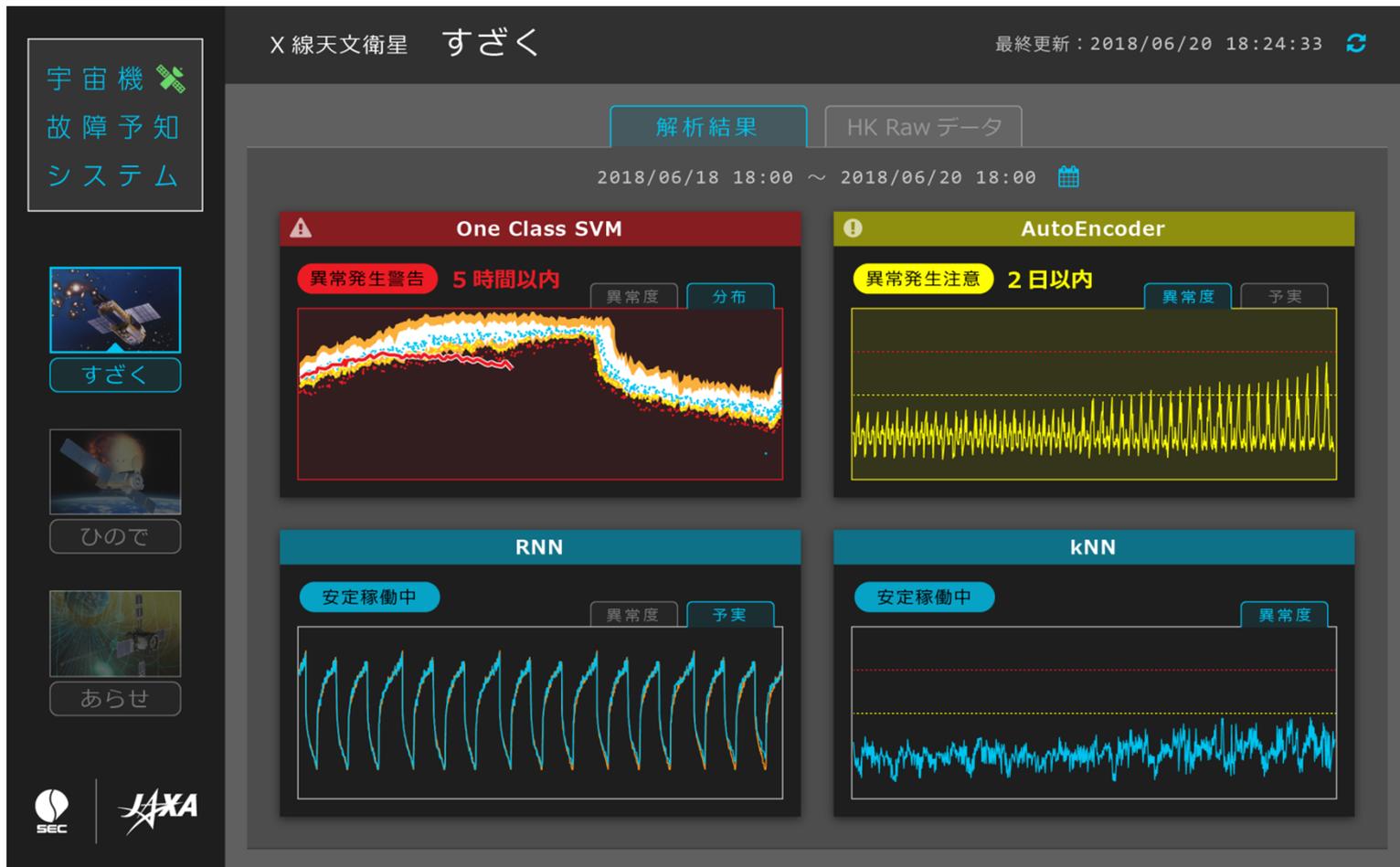


- 不安定期の初回の異常①は1日以上前から検出可能。調整次第で検出可能時間は長くなるが、誤報も増える。**実際の運用では、何日前に検知したいかも考慮**する必要がある。
- ②以降は、**異常度が常に高め**である。学習対象が不安定なことに加え、モード変更(バッテリー温度設定の変更等)が頻繁にあったため、該当の時期は学習対象から外すなど工夫が必要である。
- 手法により検知のしやすさが異なるため、**組み合わせることでより精度を上げる**ことができる可能性がある。

故障予知モデル構築アプローチ

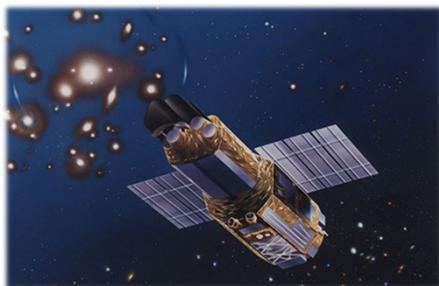


故障予知モデル構築アプローチ：ビジネス適用（プロトタイプ画面）



写真の出典：JAXA

故障予知モデル構築：活動経過まとめ



写真の出典：JAXA

⑦ 本研究成果の汎用性・有用性をさらに検証するために、
現在運用中の別の宇宙機への適用・検証を実施中

社会の安全と発展のために
宇宙開発の発展と、人類の夢の追求のために



本資料は、JAXA（宇宙航空研究開発機構）様との共同研究の成果を元にしております。JAXA様からは、多くのご支援・ご協力・アドバイスや、データサイエンスアワード応募への同意をいただきました。
この場をお借りして御礼申し上げます。