

センサーデータ分析ソフトを活用した 異常検知システム活用法 — 解析エンジン概要とその分析事例

IBM東京基礎研究所 数理科学担当
井手剛



目次

□ **IBM研究部門のご紹介**

□ **クラウド型船舶保全システムの異常検知エンジン概要**

□ **異常検知エンジンの使用イメージ**

IBM基礎研究部門: 約3,000名の研究員が全世界の12の研究所に在籍しています



IBM基礎研究部門の技術専門分野: 数理科学 (mathematical science) 技術は中核的研究分野となっています

Electrical Engineering



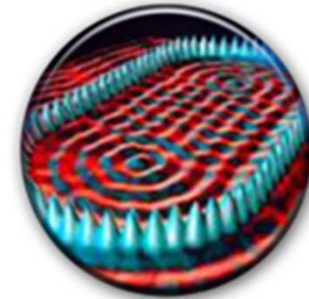
Materials Science



Chemistry



Physics



Computer Science



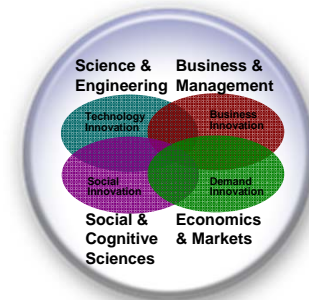
Mathematical Science



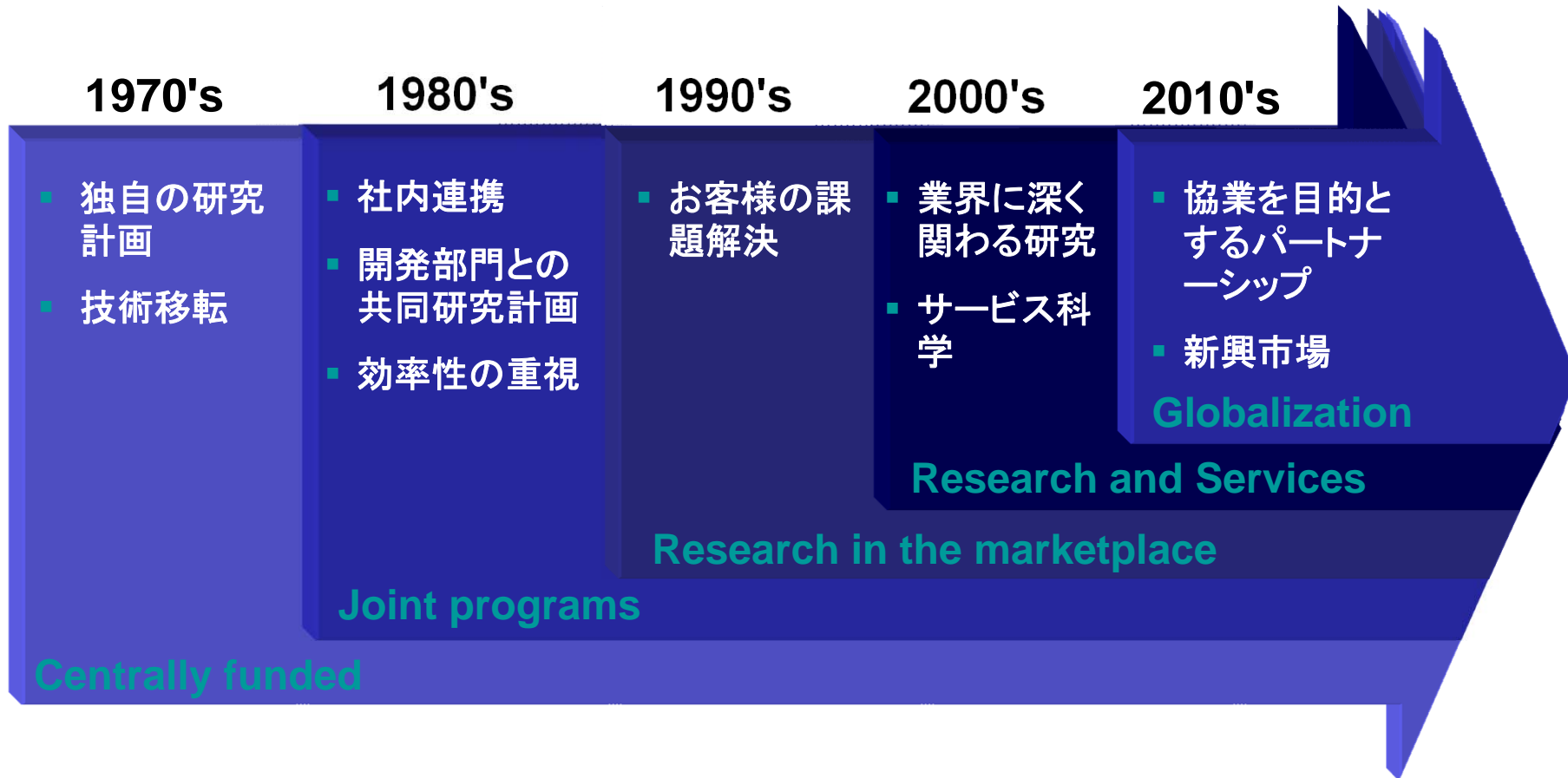
Behavioral Science



Service Science



IBM研究部門は、社内技術移転を指向する研究スタイルから、社外との直接協業を求めるスタイルに自己変革を遂げています



Inter-disciplinary collaboration in the market and across the globe

目次

□IBM研究部門のご紹介

□クラウド型船舶保全システムの異常検知エンジン概要

□異常検知エンジンの使用イメージ

船舶機器異常検知における課題と提案アプローチ

技術的課題

これまでの手法のぶつかっていた課題

高度なスキル
を持つ専門家
が必要

異常の事前列
挙とルール化
が必要

+

電子装置の増加

人間の処理能力を超えるセンサー数の増加

熟練技術者の不足

外乱の下での異常判別の困難さ

最新のセンサーデータ解析技術を用いた状態診断による解決

異常判別ルールは履歴データから生成され、高度な専門家の関与はほぼ不要

人手をほとんど介さないので、大量データの処理が可能

海象等による外乱を自動的に除外することが可能な最新のアルゴリズムを搭載

日本海事協会様の「業界要望による共同研究スキーム」 による実証実験スケジュール

フェーズ1: センサーデータ解析パイロット(2012/03 – 07)

- コンテナ船等の主機部品の実際のセンサーデータに対して、IBMのデータ解析技術やセンサーデータ解析ツールを適用し、有用性を検証した
- 船舶データ特有の特徴を取り込み、原手法の高度化・効率化を行った



フェーズ2: クラウド型船舶保守システム構築(2012/10 – 2013/03)

- 船級協会が提供する業界標準システムとして、造船所・メーカー・船主・船舶管理会社等へ認証も含めた一貫サービスを行えるシステム基盤を構築する。
- 高度な異常検知システムを既存システムと組合わせた実船でのトライアルを行い、付加価値の高いサービスを目指す。

クラウド型船舶保守システムの中核部には、IBM研究部門が開発した最新の異常検知エンジンが搭載されている

□ 異常検知エンジン IBM Anomaly Analyzer for Correlational Data

– 以下、“ANACONDA”

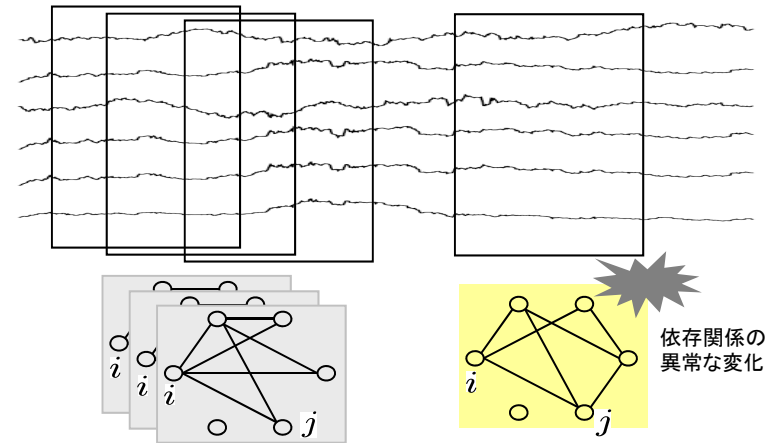
□ 主な特長

– データから自動的にモデルを構築でき、専門的な知識をほとんど必要としない

– アドホックな知識を使わず、統計的に自然な異常検知尺度を用いているため、網羅性が高い

- ノイズに頑健かつ高精度な異常検知が可能
- 動的・多様な振る舞いをするセンサーに対して適用可能

– 複数業種において実績あり



ANACONDAと既存手法の比較

| | ANACONDA | 既存手法 |
|-------------|-------------------|-----------------|
| モデル構築 | 自動的・統計的に構築可能 | 既知のルールを専門家が作りこむ |
| 精度 | ○ | ◎ |
| 対応できる異常の多様さ | センサー間の線形・非線形相関を考慮 | 多様なセンサーに対応可能 |
| 適用範囲拡張容易性 | ◎ | ○ |

IBM ANACONDA適用事例

測定系の健全性検査 ツール

(大手自動車会社様)

- 試作車の性能評価のためのセンサーデータの測定系の異常を高速に検査する
- 人間の目では、数百個のセンサーを持つ測定系の検査は不可能
- 配線ミス等の、熟練者でも見出しがたいエラーを的確に判定

発電設備の状態監視

(大手ガス会社様)

- コージェネレーションシステムの異常を事前に察知し、緊急停止を避ける
- センサーの数が100以上になり、簡易な手法による可視化ベースの異常検知手法では適用困難
- これまで検知不能であった重故障の60%が検知可能に

列車異常検知

(大手鉄道会社様)

- 列車車軸周りにつけられたセンサーから異常を早期検知する
- センサー値は、雨、雪、風、日射などの外的要因の影響を強く受けるため、通常的手法では対応ができない
- それまでは、専門家が知見を盛り込んだ異常検知モデルを作りこむことで対応していたため、網羅的異常検知が不可能だった

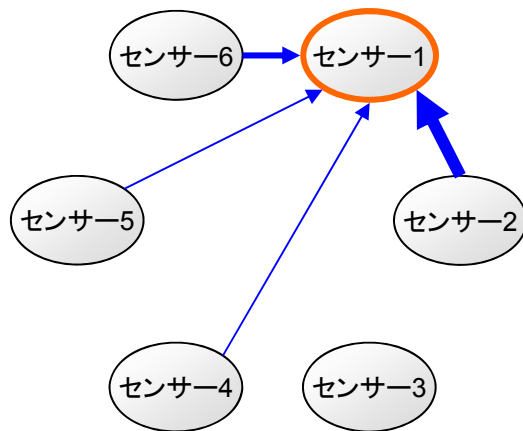
目次

- IBM研究部門のご紹介
- クラウド型船舶保全システムの異常検知エンジン概要
- 異常検知エンジンの使用イメージ

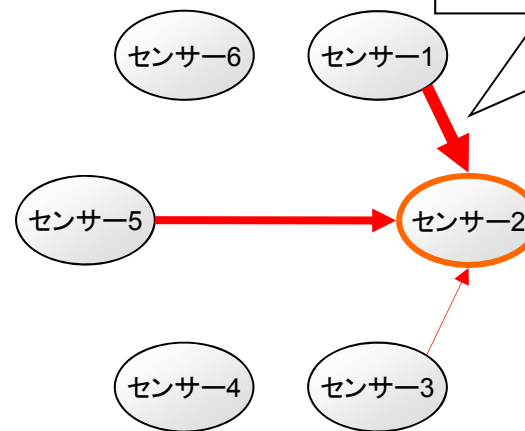
ANACONDAの使用イメージ

Step 1: 正常時データからモデルを自動構築する

- 正常時のデータをもとに、センサー同士の依存関係のモデルを作成する
 - あるセンサーの異常度は、それ以外の全てのセンサーから見た予測値との食い違いに基づいて定義される
- 依存関係の計算には「スパース構造学習」という最新技術が駆使されている
 - システムのモジュール構造を自動判別
 - 線形・非線形含め依存関係の強さを自動的学習
 - 外乱による非本質的な依存関係を自動排除



センサー1の異常度スコア



センサー2の異常度スコア

線形相関、非線形相関の自動判別
相関の強さを統計的に自動で計算

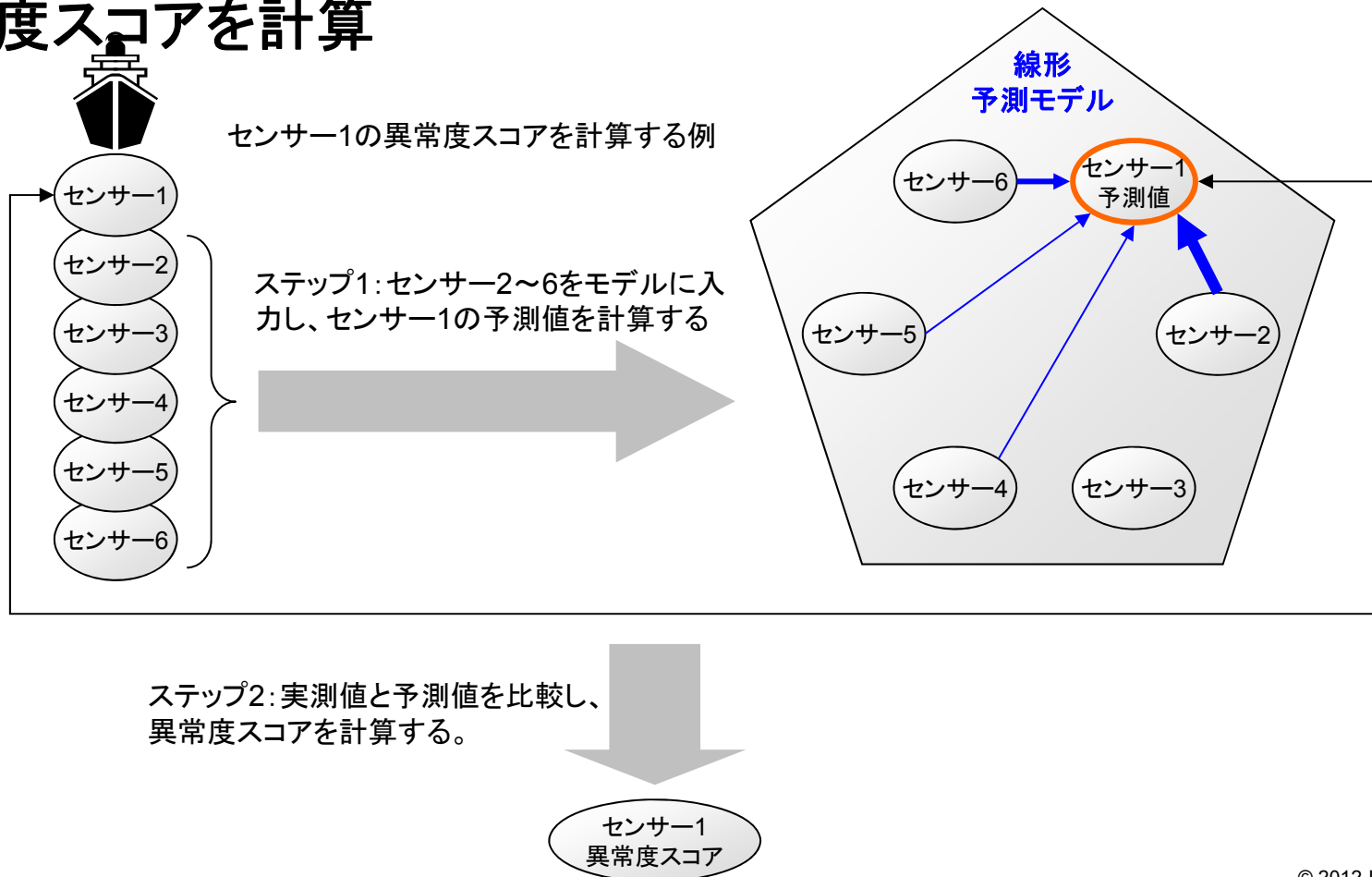
.....

収束するまで反復

ANACONDAの使用イメージ

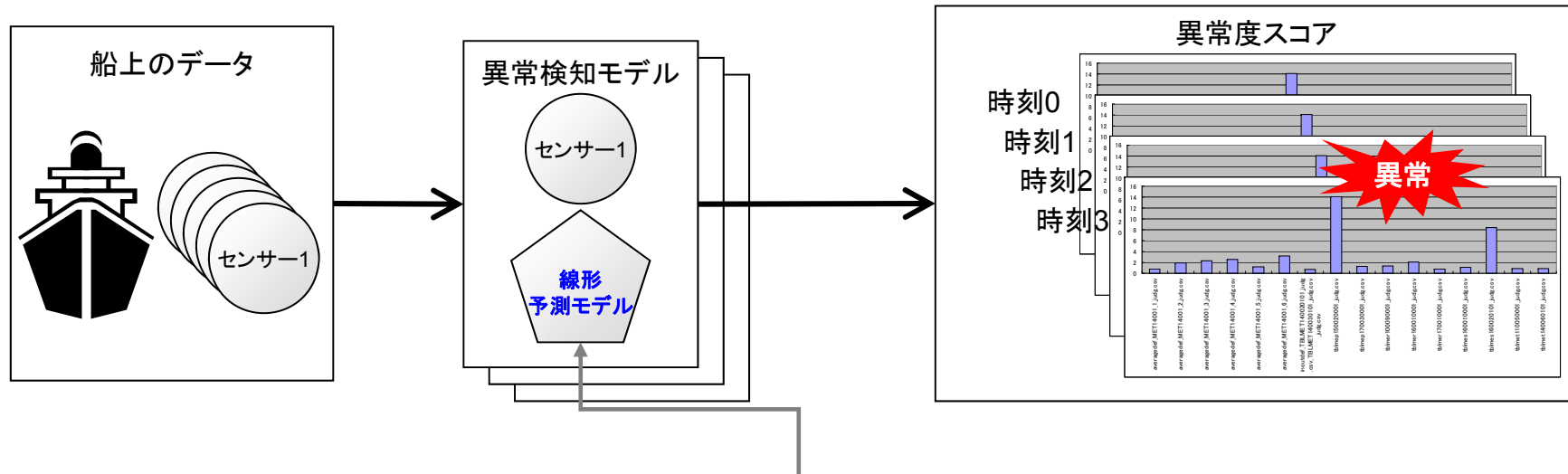
Step 2: 構築したモデルを元に異常度を計算

- 依存関係のある変数から導出された予測値との乖離を元に異常度スコアを計算

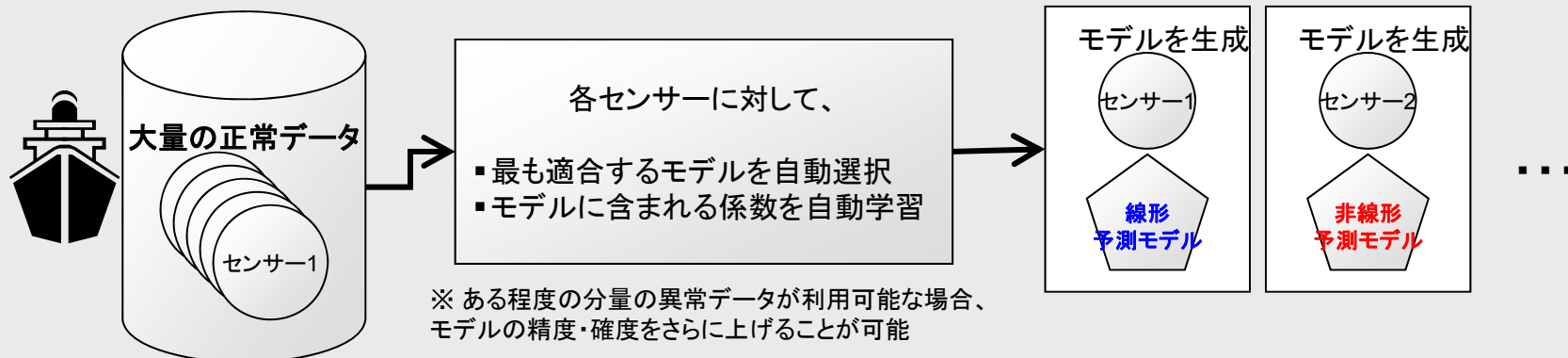


ANACONDAの使用イメージ: まとめ

- 運用時: 船上で、各センサーを時々刻々と計測し、異常時に警報を上げる



- モデルの構築時: 陸上で、大量にある正常データを用いて、「異常検知モデル」を構築しておく。



Anacondaは、統計学における30年来の難問を解決したアルゴリズムを基礎に持つ異常検知手法

変数間の依存関係の検出は統計学的に困難な問題

- 直接的な相関と間接的な相関の区別がつけにくい(第3の変数があり、それが黒幕なのかそうでないのか)
- ノイジーなデータについては、偶然の相関と見かけ上の相関の区別がつけにくい

数年前に理論的ブレイクスルーが起こり、従来の困難が解決された

Anacondaはその理論的成果に基づく世界で初めての異常検知アルゴリズム

共分散構造選択理論

Dempster (1972):

- 相関係数ではなくて、「偏相関係数」という量を使う。
- 小さい偏相関係数から順に枝狩りをして、全体としてつじつまが合うように調整

実用性はきわめて限定的: 数10程度の変数で実質的に計算不能になる

(共分散行列の逆行列の存在を仮定しているため)

L₁正規化に基づく理論

Meinshausen & Bühlmann (2006):

Lasso回帰に基づくスパース構造学習の一致性を証明

Barnergee et al. (2006), Friedman et al. (2008):

ブロック勾配法により精度行列を直接求める手法の提案

変数の数 > 標本数の時ですら構造学習が可能

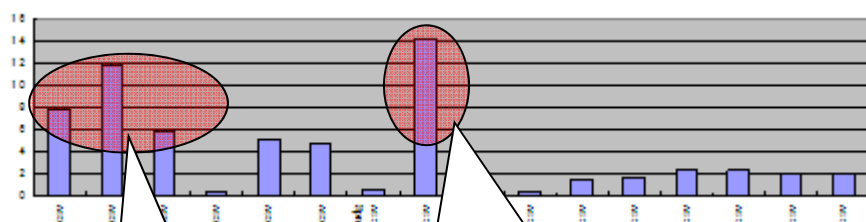


異常検知性能の検証結果例

□ 既知の異常判定ルールの自動学習性能の検証

- 自動構築されたモデルが、すでに既存ツールでルール化されている典型的な2つの異常例を正確に検知していることを確認

ある時刻(異常期間)の異常度スコアの一覧



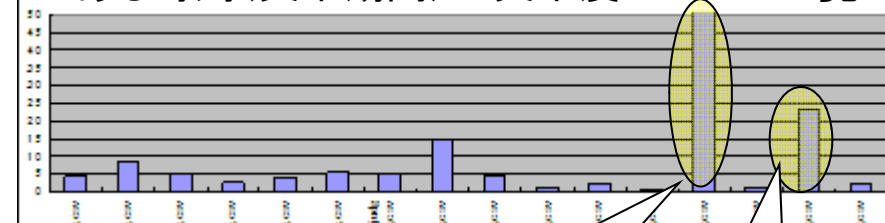
原因①:出力に対する圧力の低下

原因②:シリンダ温度上昇

□ 未知の異常の検出能力の検証

- 異常と認識されていなかった期間において、きわめて高い異常度を観測
- 詳細に調べると、センサー値の欠落が生じていることが判明

ある時刻(異常期間)の異常度スコアの一覧



原因:センサー値の欠落

原因:センサー値の欠落

謝辞

本研究は、一般財団法人 日本海事協会の「業界要望による共同研究スキーム」による支援を受けて実施しました。