
『多変量解析技術』の適用の提案

W:T



保全合理化に向けた新技術の適用について

保全の合理化が叫ばれてから久しい時間が経ちました。

保全合理化には2種類の合理化が存在します。一つは、人が関与する保全業務の合理化、もう一つは、診断技術の合理化もしくは高度化です。

後者は、具体的には検査技術であったり、振動診断であったり、音響診断や温度測定などの高度化技術があげられます。しかしながら、単なる測定の場合、判定基準が対象機器の種類や使用状況に応じて変化するため、一般的な判定値を設定することは容易ではありません。また、要求精度が満たされるかどうかも不確定です。ただし、技術は日進月歩で発展しており、それらを適宜に総合化して保全の合理化を図ることにより、稼働率を向上し事故防止を最小化することが強く望まれています。

近年発展し、話題にもなっている診断技術として、多変量分析やビッグデータの活用があります。このような診断技術を活用することで、『故障や予兆の早期検出』『設備のパフォーマンスの劣化とその原因の追究』『寿命予測に関連した情報の提出』が可能となると考えています。

本冊子では（株）WITおよび（株）IIUが開発した多変量解析を紹介しています。この解析技術は、複数の測定データから『故障の予測と故障場所の特定』『設備のパフォーマンス劣化の推測と原因の特定』など、保全計画の最適化に関する情報を提供します。弊社としましては、これらの技術が世の中で活用されることにより社会貢献できれば望外の幸であると感じている次第です。

（株）WIT （株）IIU

『多変量解析技術』について	4
『多変量解析技術』の概要①（異常の早期検出イメージ）	5
『多変量解析技術』の概要②（異常の原因特定イメージ）	6
『多変量解析技術』の概要③（分析の流れ）	7
評価事例：ミスアライメントの判別	8
評価事例：配管サポートの緩み状態の判別	10
判別① 圧力・サポートの緩み状態双方を判別	12
判別② サポートの緩み状態のみ判別	13
『多変量解析技術』適用のご提案 まとめ	14

【背景1】 IOTの活用

現在、ビジネスシーンではIOT（Internet of Things）が叫ばれており、製造業においてもIOTによる設備の保全最適化に取り組む企業が増加しています。

保全シーンへのIOTの導入によって、設備に多数設置されたセンサー（振動計、温度計等）から、さまざまな種類の情報を多数得られるようになっていきます。



【背景2】 高度なデータ分析技術導入の動き

CBM技術として、米国等では従来から用いられている手法（振動による閾値監視等）だけではなく、高度なデータ分析技術が導入されつつあります。

※Smart Signal、PRISM等

- 中央監視室を作り複数プラントを監視
- 高度なデータ分析により異常を早期に検出



多変量解析技術：WIT・WINの適用による保全最適化効果

多数のセンサー情報に対してWIT・WINを適用することにより、保全の最適化を行うことができます。

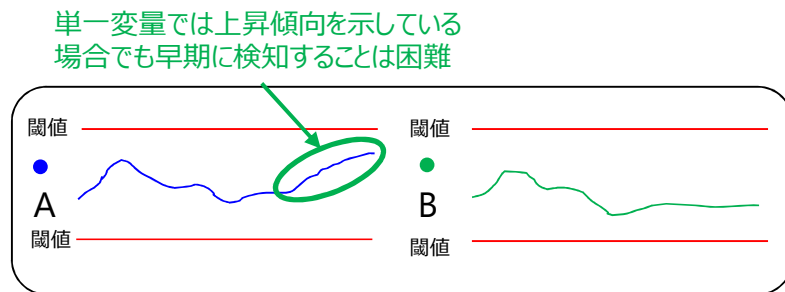
- ・ 単一変量で閾値監視していた機器（従来の閾値監視）について、早期の異常検知が可能となる
- ・ 従来状態監視が難しい静的機器について、状態監視が可能となる
- ・ 『多変量解析技術』分析結果DBの構築により、異常の原因特定が容易になる

『多変量解析技術』による異常の早期検出イメージ

各種パラメータ（流量、圧力、温度、振動等）の多くは起動工程、停止工程、出力制御等により運転条件が大きく変動するため、それらの変動に応じた解析技術が必要です。

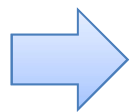
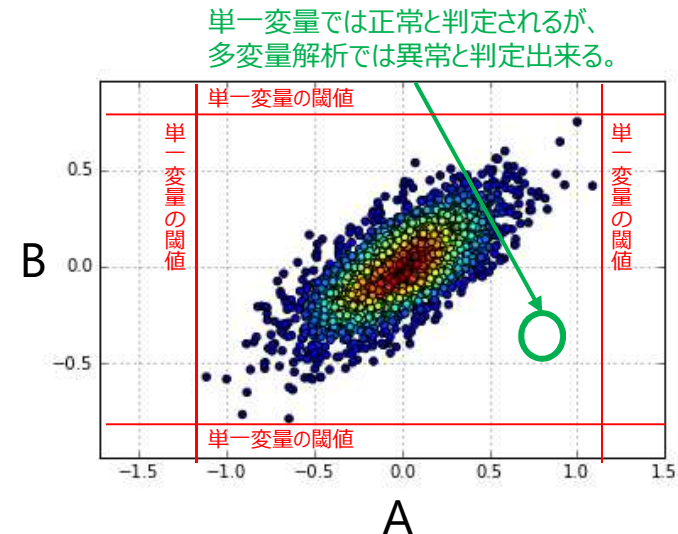
単一変量の閾値監視（従来手法）

運転条件の変動に対応して、各パラメータの値も大きく変動するため閾値を狭くすることは困難。異常を認識するまでに異常がかなり進展する恐れあり。



多変量解析技術による状態監視

複数点間の関係性に着目することで、単一変量の閾値監視より、異常を早期に検出することが可能。



『多変量解析技術』活用により、単一変量の監視技術（従来手法）よりも異常を早期に検出することが可能となります。

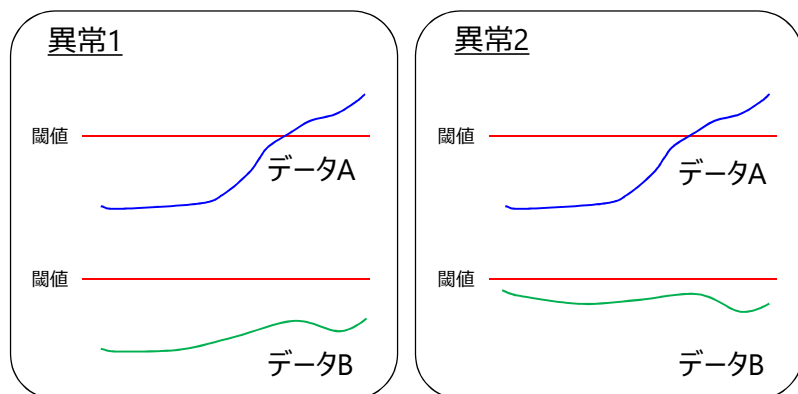
『多変量解析技術』による異常の原因特定イメージ

複数点間の関係性は機器の状態によって異なるため、異常原因ごとに関係性をDBに蓄積することにより、異常の原因特定が可能です。

単一変量の閾値監視（従来手法）

閾値による監視では、異常が発生したことは分かるが、異常原因の特定まで行うのは困難。原因特定にはより詳細なデータ取得や分析が必要。

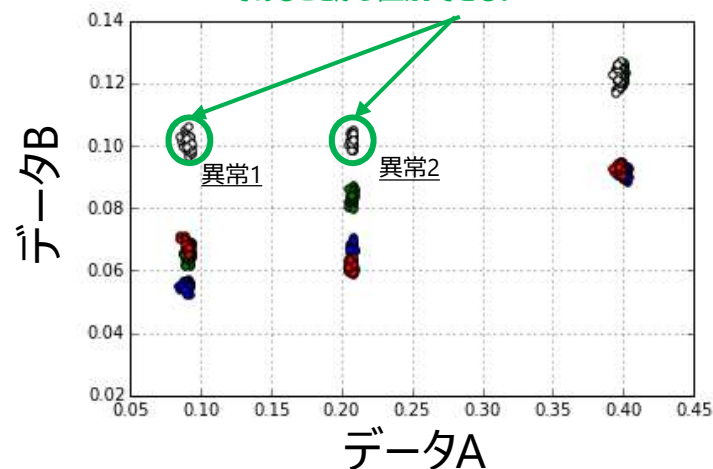
異常1, 2双方とも同じような変動のため異常の発生しかわからない。



多変量解析技術による状態監視

機器の状態によって関係性が異なるため、どのような関係性が確認することで異常の原因特定が可能。

多変量解析では、異常1,2は異なる関係であることから区別できる。

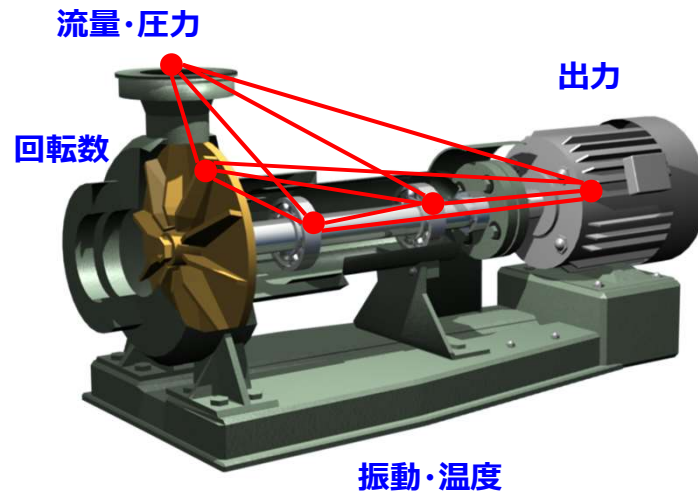


『多変量解析技術』分析結果DBの構築により、異常の原因特定が可能性となります。

『多変量解析技術』による分析の流れ

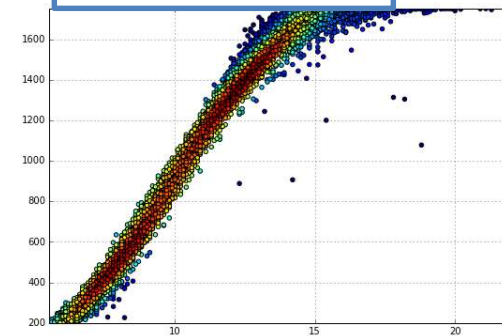
原子力プラントの設備・機器に対し、各種パラメータ（流量、圧力、温度、振動等）のそれぞれの関係性を**多変量空間の密度分布**として学習し、新たに取得したデータがその空間分布に入る確率を算出することで評価を行います。

各種パラメータの取得

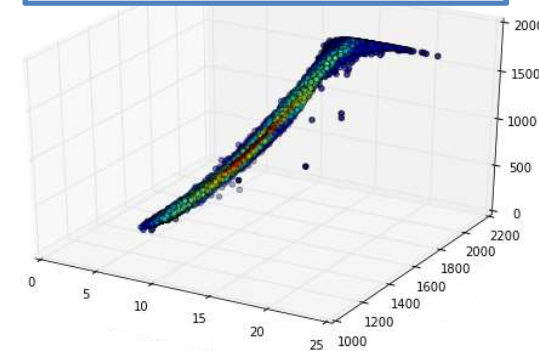


多変量空間の密度分布として学習

ある2パラメータの関係性



ある3パラメータの関係性



評価事例：ミスアライメントの判別

ポンプの異常（ミスアライメント）について、多変量解析技術による検知性能を評価。

試験条件

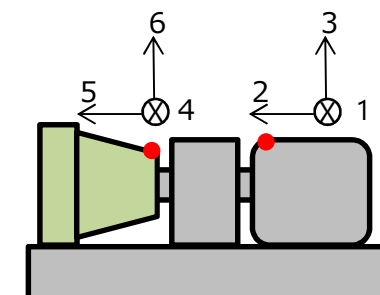
固定軸継手の偏心量

ID	偏心量
normal	0.02 mm以下
mis1	0.5 mm
mis2	1.0 mm
mis3	1.5 mm
mis4	2.5 mm
mis5	3.0mm

測定条件

振動計の設置箇所

CH	部位	方向
1	モーター軸受	H方向
2		A方向
3		V方向
4	ポンプ軸受	H方向
5		A方向
6		V方向



サンプリングレート : 20kHz
サンプリング時間 : 10秒
※各偏心量ごとに10回ずつデータを収録

評価条件

評価に用いる振動データ：CH1,2,5を使用。RMSを算出して使用

学習データ：1～9回の収録データを学習データとして使用。

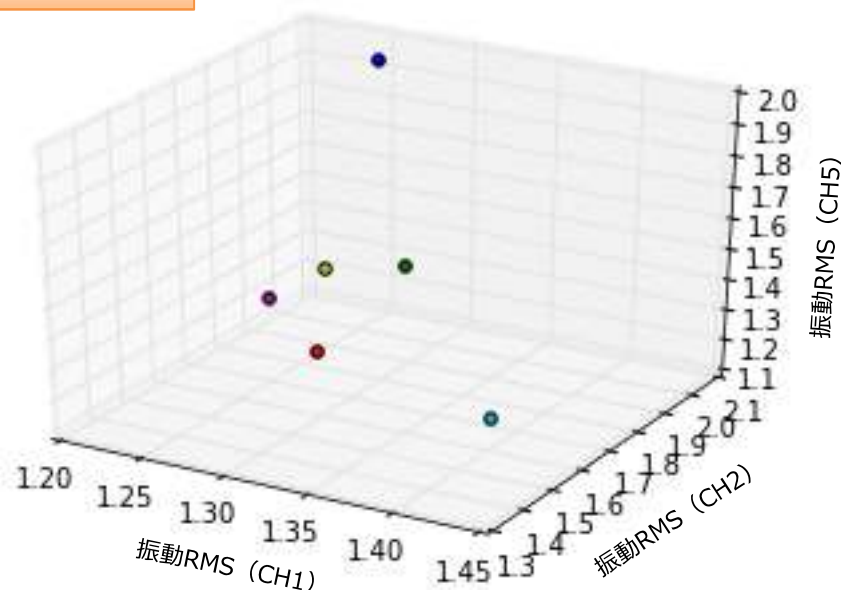
10秒間の収録データを前半・後半に分け、5秒間のRMSを算出。計18個のRMS値を学習に用いた。

評価データ：10回目の収録データを評価データとして使用。

評価事例：ミスアライメントの判別

評価結果

偏心量ごとの評価データのRMS分布



下の表は、各変位量の評価データが、どの変位量の学習データの確率が高いか評価を行った結果です。

- 評価データ「normal、mis2、mis3、mis4、mis10」は同じ変位量の学習データと同様である確率が90%異常となっている。
- 評価データ「mis1」は、mis1の確率は81.8%。若干、学習データmis2の確率が高くなっている。
- 評価データ「mis4」は、mis4の確率が67.4%と最も高くなっているが、mis2の確率も25.9%となっている。

どの変位量の評価データも、同じ変位量の学習データと同様である確率が最も高く評価されました。



高い信頼度で異常を判別可能！

判定結果	normalの確率	mis1の確率	mis2の確率	mis3の確率	mis4の確率	mis5の確率
信号 1 (normal)	99.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%
信号 2 (mis1)	0.0%	81.8%	17.2%	0.0%	0.0%	1.0%
信号 3 (mis2)	0.0%	2.2%	94.5%	0.9%	1.4%	0.9%
信号 4 (mis3)	0.0%	0.1%	0.3%	98.7%	0.0%	0.9%
信号 5 (mis4)	0.0%	3.0%	25.9%	1.0%	67.4%	2.8%
信号 6 (mis5)	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%

評価事例：配管サポートの緩み状態の判別

振動等では把握しにくい配管サポートの緩み状態について、多変量解析技術による検知性能を評価。

測定条件

各種センサの設置箇所（計8センサ）

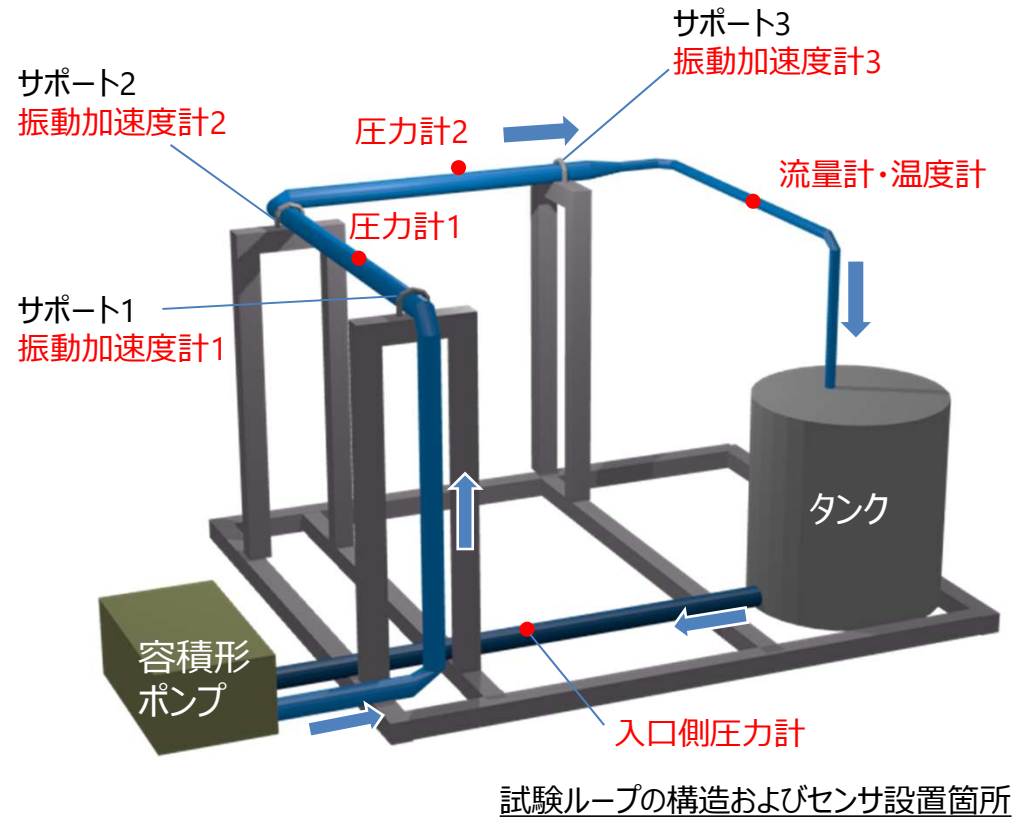
- 振動加速度計 × 3
（それぞれのサポート近傍配管に設置）
- 出口側圧力計 × 2
- 入口側圧力計 × 1
- 流量計 × 1
- 温度計 × 1

8センサ同時サンプリング

サンプリングレート : 20kHz

サンプリング時間 : 10秒

※各試験条件ごとに10回ずつデータを収録



評価事例：配管サポートの緩み状態の判別

試験条件

ループ内圧力	ID	サポート状態
弁開放 (0.08MPa)	N	全固定
	S1	サポート1をはずす
	S2	サポート1,2をはずす
	S3	サポート1,2,3をはずす

ループ内圧力	ID	サポート状態
0.4MPa	N	全固定
	S1	サポート1をはずす
	S2	サポート1,2をはずす
	S3	サポート1,2,3をはずす

ループ内圧力	ID	サポート状態
0.2MPa	N	全固定
	S1	サポート1をはずす
	S2	サポート1,2をはずす
	S3	サポート1,2,3をはずす

一定の圧力下にてサポートの状態を基準状態から3段階変化。

⇒圧力条件3種類 × サポート状態4種類 = 計12条件

評価条件

評価に用いるデータ：3つの振動信号のみ。評価にはLPフィルタ適用後にRMSを算出して使用。
⇒ 圧力は判定目標とする。

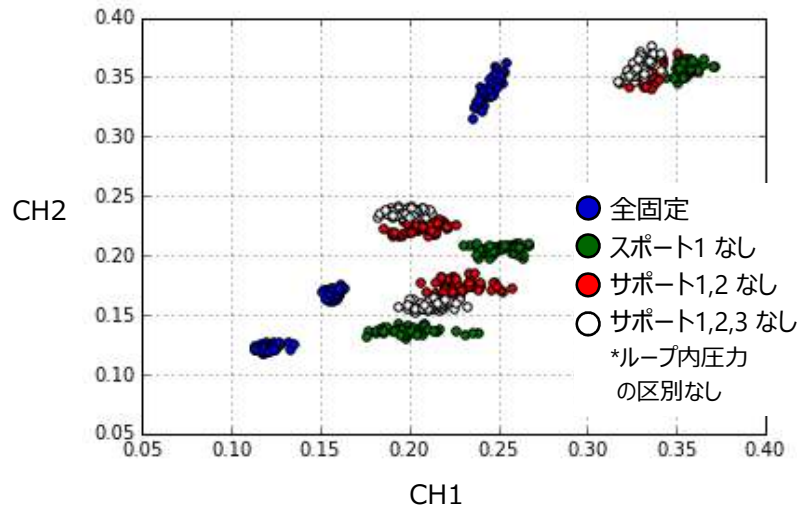
学習データ：1～5回の収録データを学習データとして使用。
10秒間の収録データを5分割し、2秒間のRMSを算出。計25個のRMS値を学習に用いた。

評価データ：1～10回目の収録データを評価データとして使用。 ※学習データとして用いる1～5回を評価データとしても使用

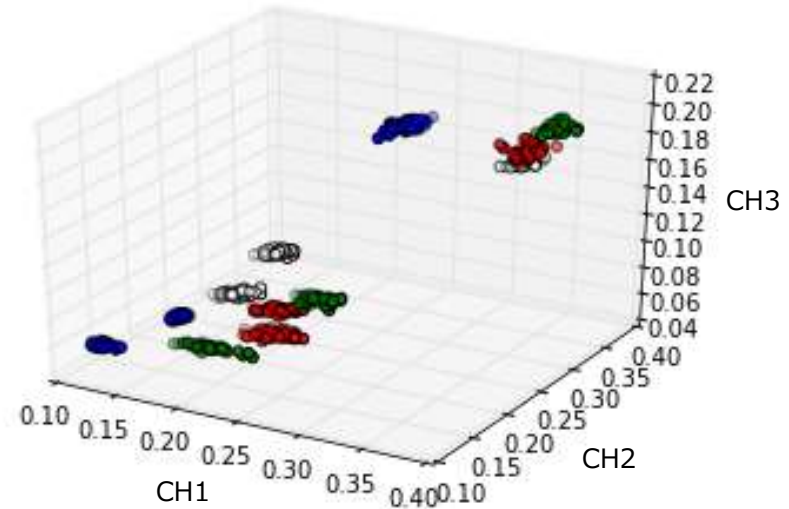
評価事例：配管サポートの緩み状態の判別① 圧力・サポートの緩み状態双方を判別

評価結果

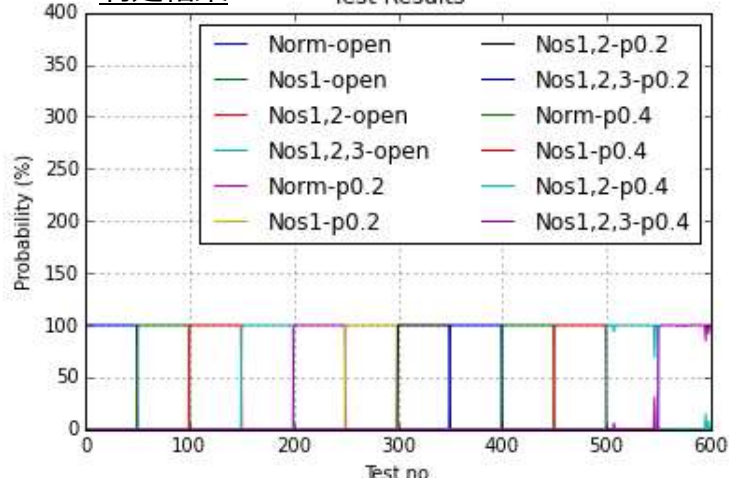
CHごとの評価データのRMS分布 (CH1-CH2)



CHごとの評価データのRMS分布 (CH1-CH2-CH3)



判定結果 Test Results



*Norm：サポート全固定、Nos○：どのサポートをはずしたかIDで記載
 open：圧力0.08MPa（全開放）、p○：設定圧力を数値で記載

左の図は試験条件ごとに評価データが同じ条件の学習データと同様である確率を求めた結果。

- 圧力0.08MPa、0.2MPaではすべてのサポート条件で、同じ条件の学習データと同様の確率が非常に高い
- 圧力0.4MPaの場合、サポート1,2をはずしている場合とサポート1,2,3をはずしている場合において、異なる条件の確率も若干高くなっているが、同じ条件の確率は低くても約60%ある。

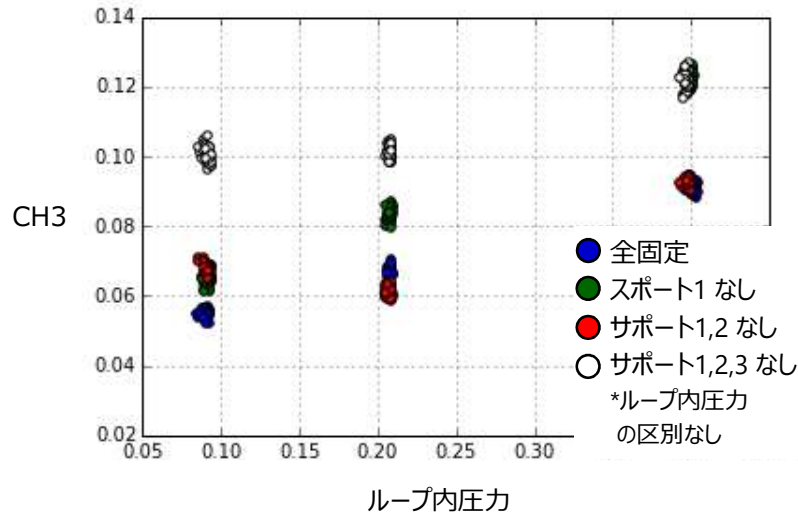


高い信頼度で異常を判別可能！

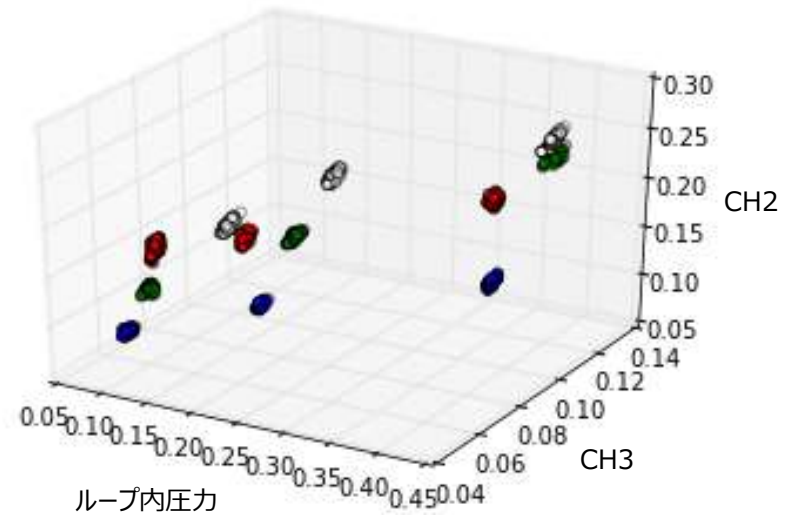
評価事例：配管サポートの緩み状態の判別② サポートの緩み状態のみ判別

評価結果

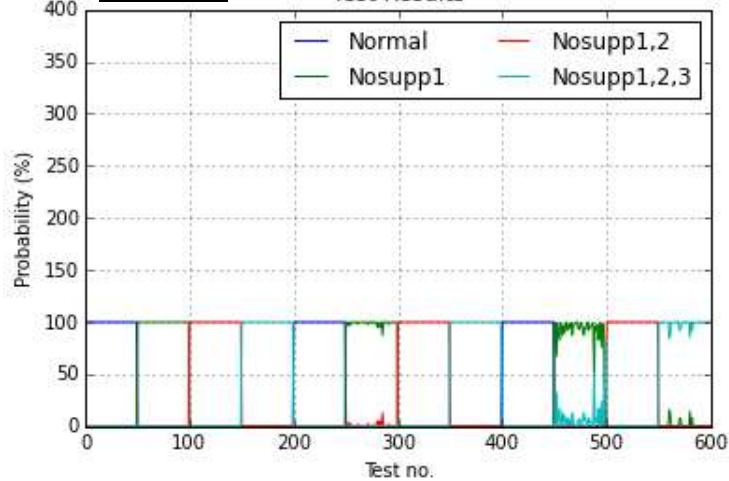
評価データのRMS分布（ループ内圧力-CH3）



評価データのRMS分布（ループ内圧力-CH2-CH3）



判定結果 Test Results



左の図は試験条件ごとに評価データが同じ条件の学習データと同様である確率を求めた結果。

- 圧力によらず、基本的に同じ条件の学習データと同様の確率が非常に高い
- サポート1をはずした場合において、サポート1,2,3をはずした条件の確率が若干高くなっているが、同じ条件の確率は低くても約50%以上ある



高い信頼度で異常を判別可能！

*Normal：サポート全固定、Nosupp○：どのサポートをはずしたかIDで記載

動的機器（ポンプ等）への活用

- 複数のパラメータを組み合わせるため、従来行われている閾値監視よりも早期に異常兆候を検知可能
- 異常時のデータベースを構築することで、異常検知だけでなく、原因特定に用いることが可能

静的機器（配管等）への活用

- ポンプ等動的機器のようなセンサによる監視が難しい配管等の静的機器について、複数のデータの関係から状態を監視できる可能性あり
⇒ 配管サポートの緩み等



動的・静的機器から得られた多数のセンサー情報に『多変量解析技術：WIT・WIN』を適用することにより、DBの蓄積や機器の状態評価を行う精度向上が期待されます。したがって、IOT適用の一翼として『多変量解析技術：WIT・WIN』を加えることにより、設備保全を最適化することが可能です。