

スマート設備状態監視診断システムに関する研究

- ベイジアンネットワークによる低速回転機械の異常診断と感度評価 -

三重大学 生物資源学部 共生環境学科 生産環境システム学研究室
山岡 桃子, 谷本 樹音, 宇陀二千佳

0. 目次

1. 研究背景

2. 先行研究

3. 課題・問題点

4. 研究目的

5. 研究方法

6. 研究結果

- 簡易診断

- 精密診断

7. 考察

8. まとめ

1. 研究背景

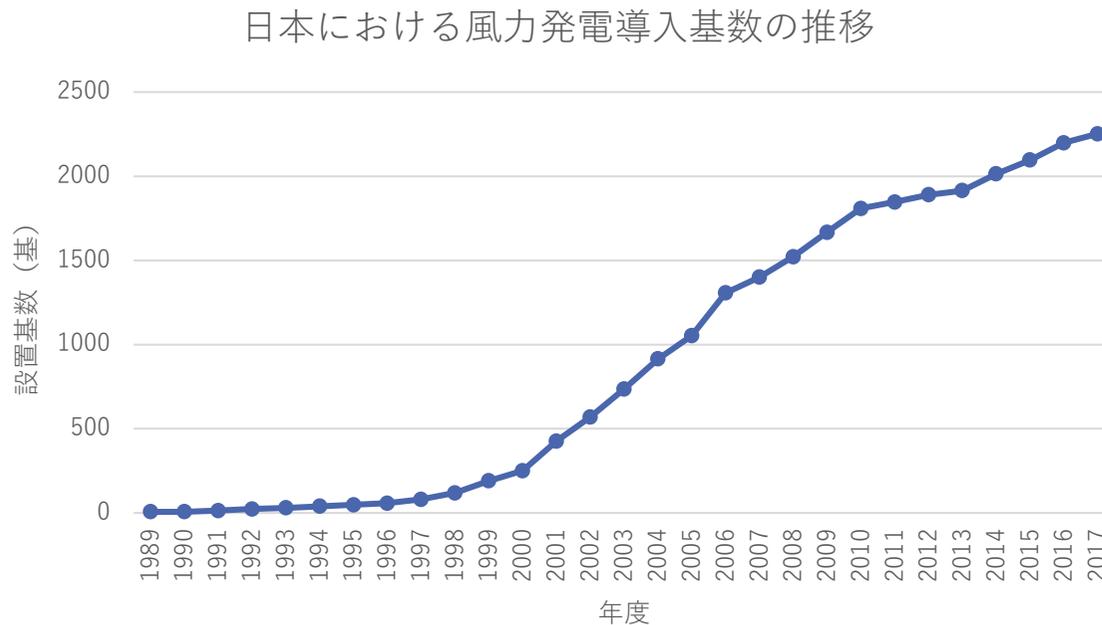


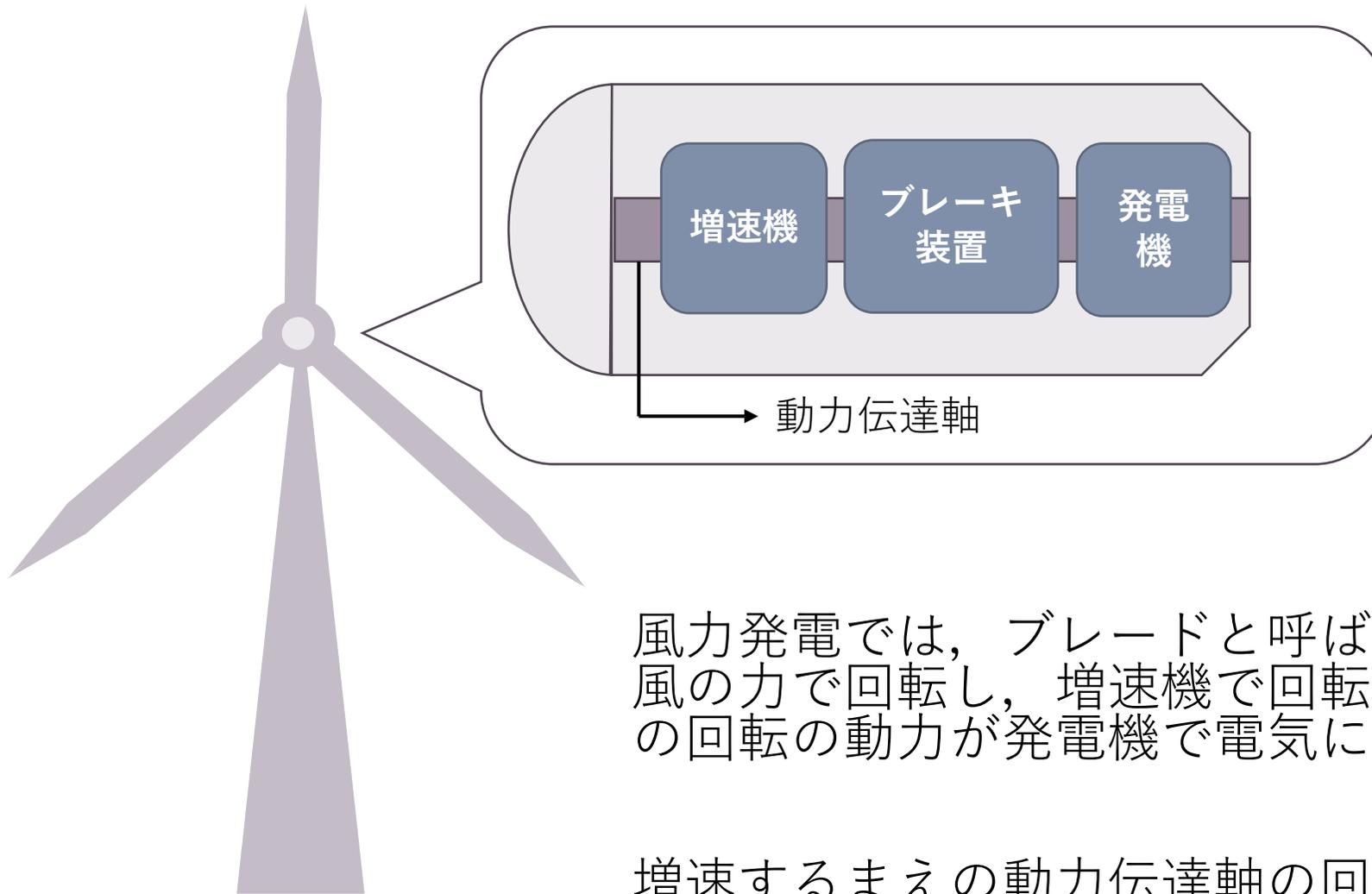
図1 日本における風力発電導入量の推移
(国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構 (2018年3月末))

環境問題の意識の高まりにより、風力発電の導入が拡大しているが、1機あたり約2億円の建設費に加え維持費がかかる。

重大な設備故障による損失が大きい

コストを抑え、風力発電の普及のために、異常の早期発見、異常種類の早期判明ができるスマート設備監視システムが必要

1. 研究背景



風力発電では、ブレードと呼ばれる羽の部分を風力で回転し、増速機で回転速度を速め、その回転の動力が発電機で電気に変換される。

増速するまえの動力伝達軸の回転速度は100rpm以下であり、非常に低速

2. 先行研究 - 設備診断の方法 -

(1) 人間五感による診断

検出：人間の感覚

診断：人間の判断

(2) 装置による補助診断

検出：センサ（振動，音響，応力など）

診断：人間が解析装置を用いて判定・識別

(3) 準知的診断システムによる補助診断

検出：センサ（振動，音響，応力など）

診断：人間がある程度知能化された準知的診断装置システムを用いて判定・識別

(4) 知的診断装置システムによる自動診断

検出：センサ（振動，音響，応力など）

診断：人間の代わりに知的診断装置システムが自動的に判定・識別



設備診断技術の研究開発の最高目標であり，まだ完全に実現されていない

2. 先行研究 - 設備診断の流れ -

信号測定

- ・ 振動, 音響, 応力など
現場で回転機械を診断する技術としては, 振動法による診断は約7割近く占めている. 振動計測には加速度センサが使用される.

信号処理

- ・ ノイズ除去
(異常信号抽出)
- ・ 領域変換
(時間・周波数領域など特徴が現れやすい領域への変換のためにFFTなど行う)

特徴解析

- ・ 診断用特徴パラメータ抽出
(診断指標の数値化)
- ・ 異常振動のメカニズム解明

簡易診断

- ・ 状態判定基準の決定
- ・ 異常の有無の判定
- ・ 異常程度の判定
- ・ 状態の傾向管理

精密診断

- ・ 異常部位の特定
- ・ 異常種類の識別
- ・ 異常過酷度評価
- ・ 発生原因の究明

2. 先行研究 - 異常信号の抽出 -

- 統計情報フィルタを用いた特徴抽出（ノイズ成分の除去）

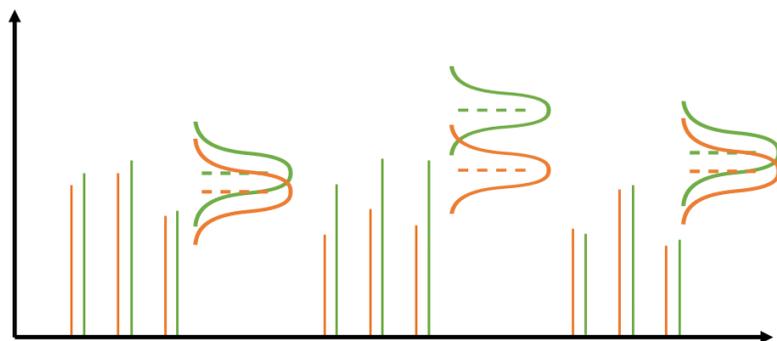
DI値とは… 2状態の識別の基準となる値

複数個のスペクトル成分を1セットとして、診断信号と基準信号のDI値を計算

$$DI = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}$$

μ_1, μ_2 : 診断信号と基準信号の平均値

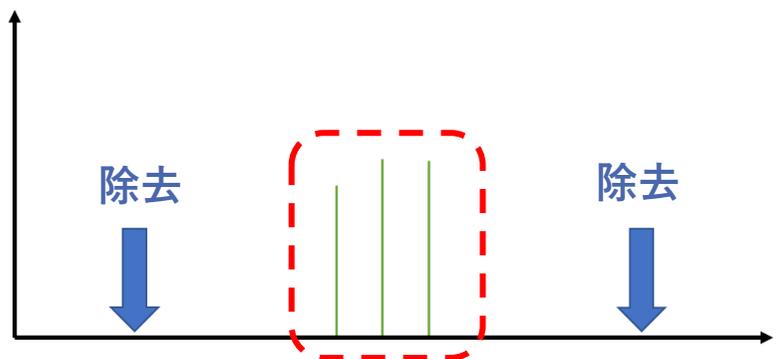
σ_1, σ_2 : 診断信号と基準信号の標準偏差



DI > SDI のとき

2状態に有意差ありとみなす

→ スペクトル成分を残す



DI < SDI のとき

2状態に有意差なし（ノイズ）とみなす

→ スペクトル成分を除去する

※SDIとはDI値の比較に使用する基準値
最適なSDI値は経験的に求められる

2. 先行研究 - 診断用特徴パラメータ -

有次元パラメータ：単位を持ち信号の振幅を表す

- 特徴 1. 設備の大きさによって振動レベルが異なり，判定基準も変わる
- 特徴 2. 同じ設備・正常状態でも回転数や負荷によって値は変動する
- 特徴 3. 早期異常のとき値が大きく変化しないため，異常の早期検出に適さない
- 特徴 4. 値はほとんど異常時に大きくなるが，中には異常時に小さくなる設備・部品がある
- 特徴 5. 異常種類の識別（精密診断）に用いられない



簡易診断に使用する

無次元パラメータ：単位を持たず信号の形状を反映する

- 特徴 1. 振動波形の形状さえ相似すれば，値は設備の大小関係なく，ほぼ一定
- 特徴 2. 値は回転数の変化に影響されにくい
- 特徴 3. 異常種類によって敏感・鈍感なものがある
- 特徴 4. 値の大小は異常種類によって違う
- 特徴 5. 一般に危険レベル（設備を停止すべきレベル）の設定が困難



精密診断に使用する

3. 課題・問題点

低速回転機械の異常診断は困難である

- ・ 軸受の場合，低速であると欠陥（傷や剥離）があっても転動体が欠陥を通過するときに生じる衝撃が小さいので異常の検出や特徴判明が難しい
- ・ AE信号による診断法が提案されているが，サンプリング周波数は数百kHzから数MHzで膨大な量の生信号の処理には時間と容量が必要である．また，ノイズの影響を受けやすいが，異常の特徴信号抽出の方法が確立されていない



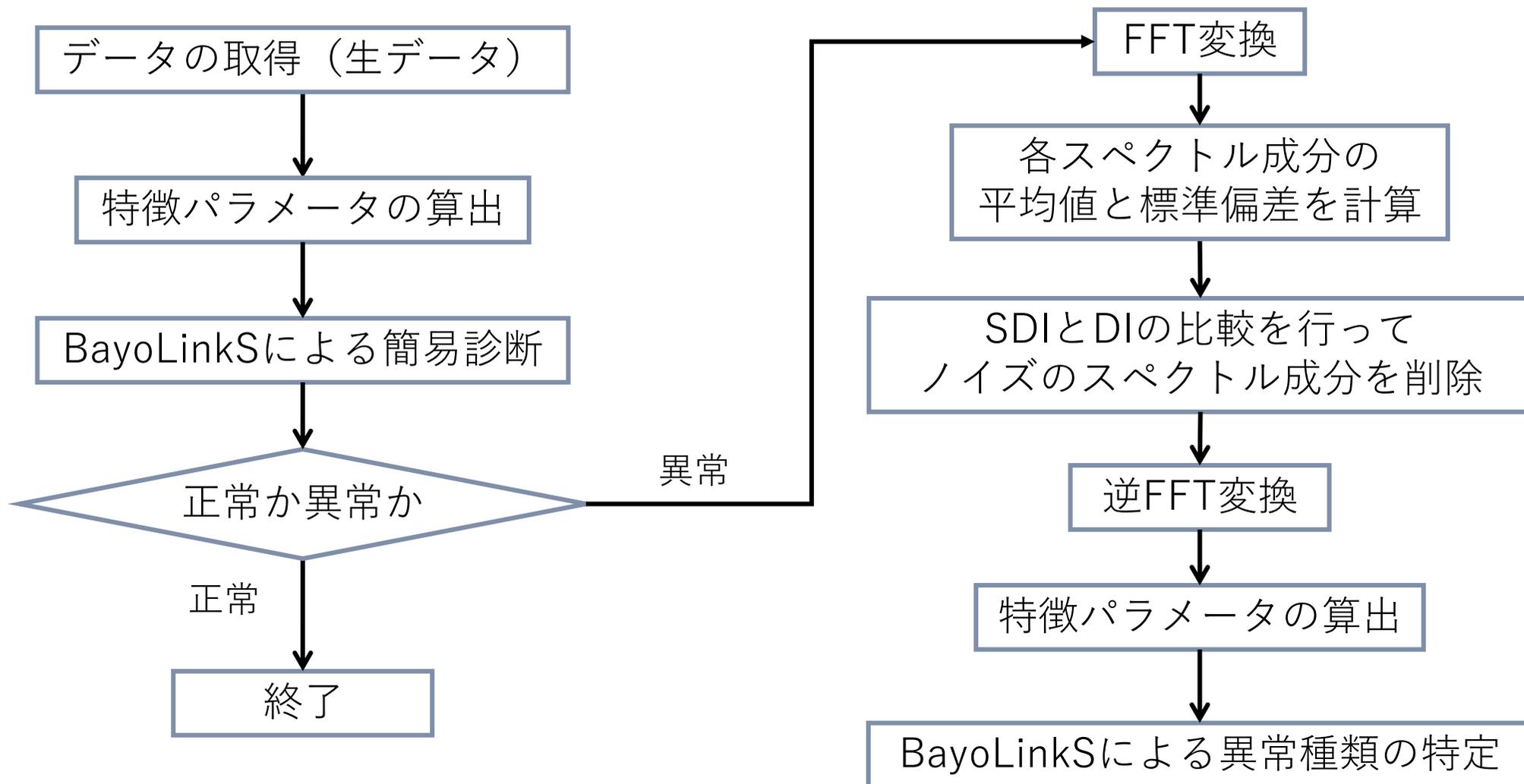
- ・ 従来の点検・診断法では早・中期異常の検知ができないため，軸受などの突然破損が生じ，大きな生産損失になる
- ・ 運転中に振動の増大や異音の発生などが生じたとき，原因判明（精密診断）が難しいため，運転継続か停止かの判断の根拠が乏しい
- ・ 定修の前に異常の有無を判定できないためオーバーメンテナンスによる保全コストの浪費が大きい
- ・ 有効な異常検出技術がないため，適切な定修周期の決定が難しい

4. 研究目的

- ベイジアンネットワークを用いて構造学習を行い、低速回転機械（軸受）の自動異常診断を行う、知的診断装置システムの構築
- 感度分析によって低速における有効なパラメータの選定

5. 研究方法

- 異常診断の流れ



5. 研究方法

• 使用したデータ

計測対象	軸受 (型番: UKP216)
計測機械	加速度センサ (型番: SA12SC-6031)
回転速度	100rpm
サンプリング周波数	100kHz
サンプリング時間	20s
軸受傷の種類	正常 (N), 外輪傷 (O), 内輪傷 (I), 転動体 (R)
傷のサイズ	2.0w × 0.3d



図2 実験装置とセンサーの位置

【計測回数】

1つの異常種類に対して3回の計測を行う。

1,2回目の計測データを学習用,
3回目のデータを検証用に使用する

正常 (N)	3回
外輪傷 (O)	3回
内輪傷 (I)	3回
転動体 (R)	3回

5. 研究方法

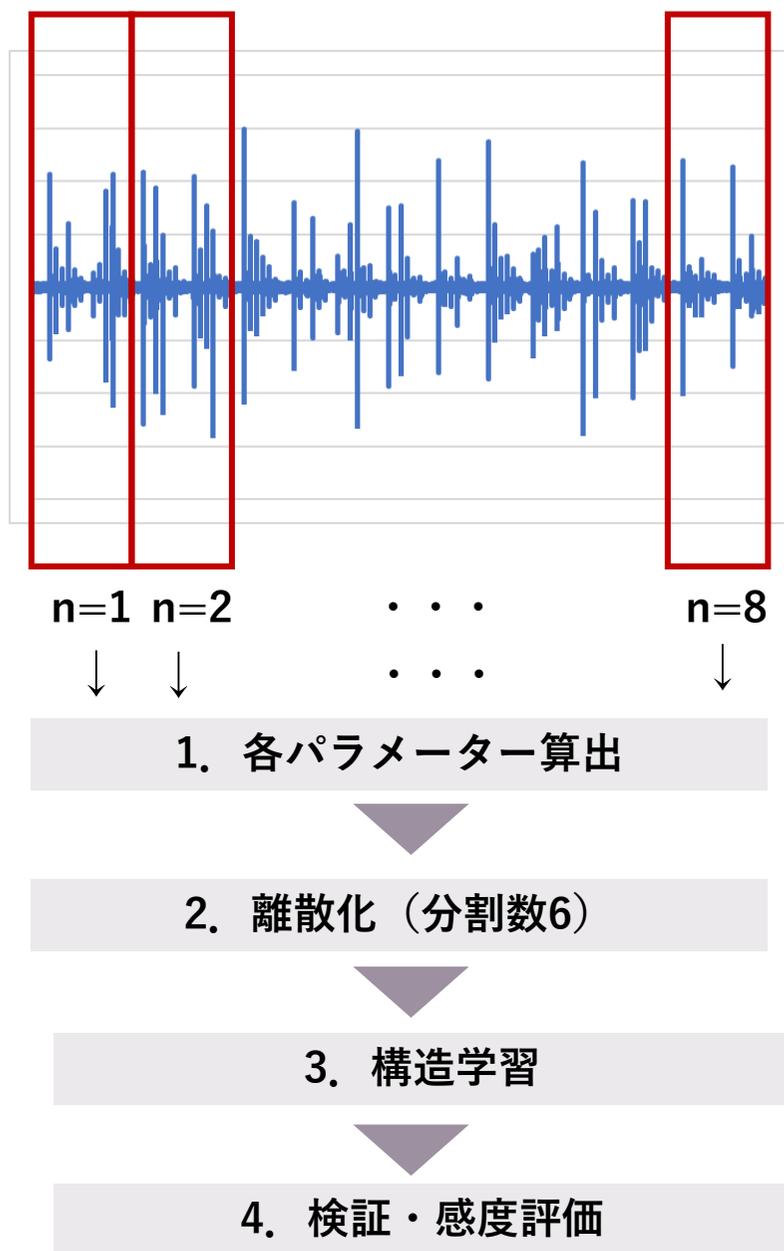
• 使用したパラメータ

P1	実効値	P12	極大値の数 / 極小値の数
P2	ピーク値	P13	+0.5 σ クロース数 / -0.5 σ クロース数
P3	歪度	P14	+1.0 σ クロース数 / -1.0 σ クロース数
P4	尖度	P15	スペクトルの歪度
P5	波形率	P16	スペクトルの尖度
P6	極大値の歪度	P17	単位時間あたり時間平均をクロースする頻度
P7	極大値の尖度	P18	波形の安定指数
P8	極小値の歪度	P19	スペクトルの幾何平均
P9	極小値の尖度	P20	外輪特徴周波数成分率
P10	極大値の数 / ゼロ・クロース数	P21	内輪特徴周波数成分率
P11	極小値の数 / 平均値クロース数	P22	転動体特徴周波数成分率

有次元パラメータ (P1, 2, 19) → 簡易診断

無次元パラメータ (P3~18, 20~22) → 精密診断

5. 研究方法



1. 左図のようにデータを8分割し，それぞれ区間でパラメーターの算出を行う。
簡易診断では生データ，精密診断ではDI値を用いたノイズ除去済み(SDI=1.0)のデータを利用する。
2. BayoLinkSで構造学習させるため，各パラメーターの離散化を行う。
3. パラメーターを選び構造学習させる。
ただし，親ノードがパラメーターとなるように制約条件をかける。
4. 構造学習の結果を検証・感度評価を行う。精密診断では結果をみて，パラメーターを変えながら繰り返し，最適なパラメーターを探る

最適なパラメーターの探索

6. 研究結果 - 簡易診断 -

・ 離散化6分割

目的変数	正解率	平均対数尤度
正常 (nor)	0.750000	0.67266
異常 (ano)	0.750000	0.67266

目的変数	説明変数	相互情報量
正常 (nor)	P[2].Grp	0.006787
正常 (nor)	P[1].Grp	0.003502
正常 (nor)	P[19].Grp	0.000388
異常 (ano)	P[2].Grp	0.006787
異常 (ano)	P[1].Grp	0.003502
異常 (ano)	P[19].Grp	0.000388

・ 離散化12分割

目的変数	正解率	平均対数尤度
正常 (nor)	0.750000	0.689885
異常 (ano)	0.750000	0.689885

目的変数	説明変数	相互情報量
正常 (nor)	P[1].Grp	0.000750
正常 (nor)	P[19].Grp	0.000698
正常 (nor)	P[2].Grp	0.000682
異常 (ano)	P[1].Grp	0.000750
異常 (ano)	P[19].Grp	0.000698
異常 (ano)	P[2].Grp	0.000682

離散化の分割数を変えても正解率は変わらなかったが、平均対数尤度は12分割で学習させた方が大きい値となった。

また、相互情報量は分割数を変えると同じ説明変数でも変わり、6分割ではP2がもっとも相互情報量が大きいのに対し、12分割ではP2がもっとも低くなった。全体的に6分割の相互情報量は12分割に対して大きな値となっている。

6. 研究結果 - 簡易診断 -

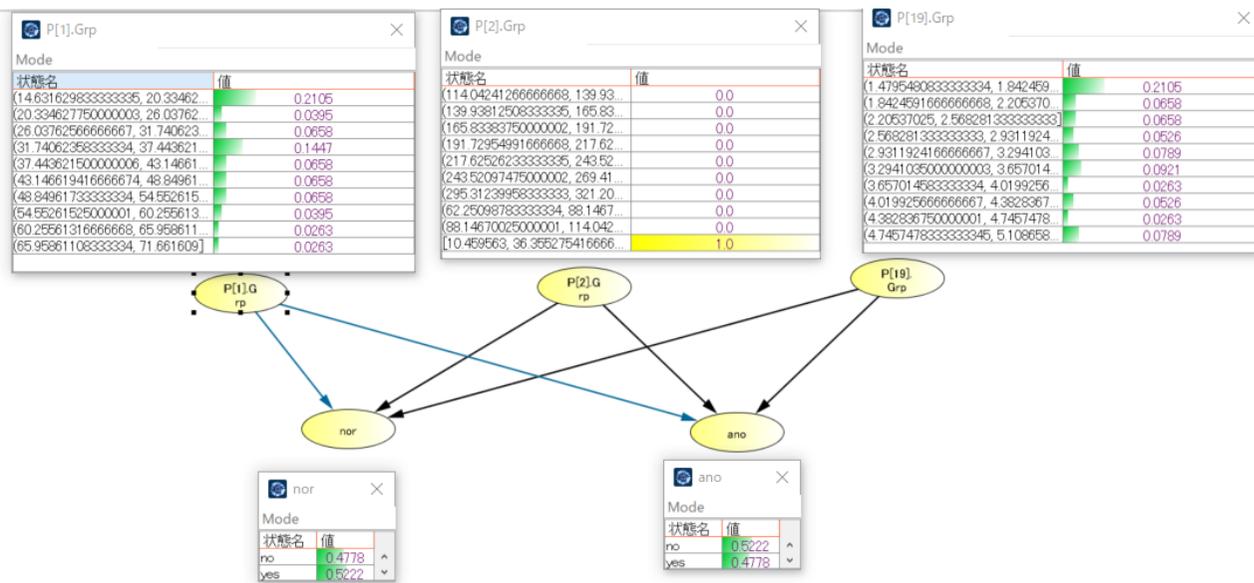
・ 検証用データから8つ選び手入力で確率をみると以下の結果となった

nor	ano	I	O	R	P[1]	P[2]	P[19]	正常の確率 (分割数6)	異常の確率 (分割数6)	正常の確率 (分割数12)	異常の確率 (分割数12)
no	yes	yes	no	no	49.1446	222.5086	2.894304	0.5	0.5	0.5	0.5
no	yes	yes	no	no	42.05475	190.2969	3.071093	0.2	0.8	0.5	0.5
yes	no	no	no	no	3.422002	11.76814	1.136873	0.9444	0.0556	0.5222	0.4778
yes	no	no	no	no	3.483537	11.86985	1.13976	0.9444	0.0556	0.5222	0.4778
no	yes	no	yes	no	14.99799	88.50142	1.611323	0.0625	0.9375	0.0714	0.9286
no	yes	no	yes	no	15.89608	94.46542	1.753617	0.0625	0.9375	0.0714	0.9286
no	yes	no	no	yes	44.38567	195.4269	4.435168	0.3333	0.6667	0.333	0.667
no	yes	no	no	yes	27.9807	128.9334	3.267264	0.2	0.8	0.5	0.5

分割数6のときの構造学習では正常の正解率はかなり高いが、分割数12ではかなり正解率が低い。

異常のときの正解率はデータによって差が大きい。

正常のデータを離散化の分割数12のときの構造学習に代入しようとしたところ、P1とP19に当てはまる範囲がなかったため、P2のみでの検証となった。



6. 研究結果 - 精密診断-

無次元パラメータを5つずつ構造学習させ、有効なパラメーターを調べる
以下の様に4回に分けて学習させた

・ P3~7

目的変数	正解率	平均対数尤度
内輪傷 (I)	0.666667	0.691428
外輪傷 (O)	0.333333	0.693970
転動体傷 (R)	0.666667	0.686026

・ P13~17

目的変数	正解率	平均対数尤度
内輪傷 (I)	0.666667	0.692241
外輪傷 (O)	0.333333	0.693287
転動体傷 (R)	0.666667	0.692032

・ P8~12

目的変数	正解率	平均対数尤度
内輪傷 (I)	0.666667	0.684491
外輪傷 (O)	0.333333	0.694737
転動体傷 (R)	0.666667	0.682553

・ P18,20~22

目的変数	正解率	平均対数尤度
内輪傷 (I)	0	0.685238
外輪傷 (O)	1	0.683554
転動体傷 (R)	1	0.688178

平均対数尤度は僅かに変化がみられたが、正解率はほぼすべて同じとなった。
しかし、P18,20~22を使用した検証は1件のみしか行われず正解率が異なる値となった。

6. 研究結果 - 精密診断-

4回に分けて構造学習を行い感度分析を行った結果を付録に示す。
その中から、相互情報量の大きい順に8つ以下に示す。

目的変数：内輪傷(I)

目的変数：外輪傷(O)

目的変数：転動体傷(R)

それぞれの目的変数(I, O, R)のときの相互情報量の合計

説明変数	相互情報量
P[8] .Grp	0.00194
P[9] .Grp	0.00092
P[22] .Grp	0.000762
P[5] .Grp	0.000606
P[6] .Grp	0.000553
P[11] .Grp	0.000443
P[18] .Grp	0.000413
P[7] .Grp	0.000235

説明変数	相互情報量
P[8] .Grp	0.00231
P[9] .Grp	0.00148
P[20] .Grp	0.001131
P[5] .Grp	0.000653
P[6] .Grp	0.00064
P[18] .Grp	0.00052
P[7] .Grp	0.000286
P[22] .Grp	0.000255

説明変数	相互情報量
P[9] .Grp	0.00102
P[8] .Grp	0.00096
P[18] .Grp	0.000957
P[4] .Grp	0.000275
P[20] .Grp	0.000275
P[5] .Grp	0.000273
P[11] .Grp	0.000265
P[10] .Grp	0.000262

説明変数	相互情報量
P[8] .Grp	0.005205
P[9] .Grp	0.003409
P[18] .Grp	0.00189
P[5] .Grp	0.001532
P[20] .Grp	0.001425
P[6] .Grp	0.001414
P[22] .Grp	0.001151
P[11] .Grp	0.000755

各異常種類において感度の高いパラメータ3つ (**P8,9,18,20,22**)
を使用して構造学習させる。 → **パターン1**

相互情報量の合計が大きいパラメータ3つ
(**P5,8,9,18,20**)を使用して構造学習させる。
→ **パターン2**

6. 研究結果 - 精密診断-

・パターン1(P8,9,18,20,22)で構造学習を行った結果

検証結果

目的変数	正解率	平均対数尤度
内輪傷 (I)	0.666667	0.690688
外輪傷 (O)	0.333333	0.693935
転動体傷 (R)	0.666667	0.690968

感度分析結果

説明変数	相互情報量 (I)	相互情報量 (O)	相互情報量 (R)
P[8] .Grp	0.000087	0.000110	0.000063
P[9] .Grp	0.000046	0.000078	0.000058
P[18] .Grp	0.000016	0.000038	0.000038
P[20] .Grp	0.000009	0.000028	0.000027
P[22] .Grp	0.000018	0.000020	0.000009

・パターン2(P5,8,9,18,20)で構造学習を行った結果

検証結果

目的変数	正解率	平均対数尤度
内輪傷 (I)	0.666667	0.690688
外輪傷 (O)	0.333333	0.694624
転動体傷 (R)	0.666667	0.690172

感度分析結果

説明変数	相互情報量 (I)	相互情報量 (O)	相互情報量 (R)
P[5] .Grp	0.000129	0.000160	0.000110
P[8] .Grp	0.000118	0.000143	0.000083
P[9] .Grp	0.000072	0.000101	0.000071
P[18] .Grp	0.000025	0.000037	0.000043
P[20] .Grp	0.000007	0.000017	0.000011

4回に分けて学習させたときと同様に平均対数尤度は僅かに変化するが正解率は変化しない。感度分析結果は、相互情報量の値は小さくなっており、順位も変化している。

6. 研究結果 - 精密診断-

- ・ 検証用データから6つデータを選び手入力で確率をみると以下の結果となった

パターン1(P8,9,18,20,22)の構造学習

I	O	R	P[8]	P[9]	P[18]	P[20]	P[22]	Iの確率	Oの確率	Rの確率
yes	no	no	25.15836	856.5617	0.589745	0.997301	0.678547	0.5	0.5	0.5
yes	no	no	21.02355	585.5225	0.595305	0.986209	0.893746	0.5	0.5	0.5
no	yes	no	8.332874	89.35422	0.557805	0.854057	1.115205	0.5	0.5	0.5
no	yes	no	8.576501	94.21395	0.581841	0.580906	0.871348	0.5	0.5	0.5
no	no	yes	25.95091	828.6988	0.5651	1.097476	0.71192	0.5	0.25	0.5
no	no	yes	24.42314	817.1128	0.758077	0.725309	1.052307	0.3333	0.3333	0.6667

検証結果の正解率では0.666667となっていたが、実際に値を代入してみるとほとんどの確率が0.5となっており、正確に診断できていなかった。

- ・ パターン2(P5,8,9,18,20) の構造学習

I	O	R	P[5]	P[8]	P[9]	P[18]	P[20]	Iの確率	Oの確率	Rの確率
yes	no	no	4.5275	25.15836	856.5617	0.589745	0.997301	0.5	0.5	0.5
yes	no	no	4.524771	21.02355	585.5225	0.595305	0.986209	0.6667	0.3333	0.3333
no	yes	no	5.89118	8.332874	89.35422	0.557805	0.854057	0.3333	0.6667	0.3333
no	yes	no	5.934973	8.576501	94.21395	0.581841	0.580906	0.5	0.5	0.5
no	no	yes	3.815793	25.95091	828.6988	0.5651	1.097476	0.3333	0.3333	0.6667
no	no	yes	4.402825	24.42314	817.1128	0.758077	0.725309	0.3333	0.3333	0.6667

パターン1と比較すると診断できているデータが多かったが、精度としてはあまり高くない結果となった。

7. 考察

・パラメーターに合わせた最適な分割数を探す必要がある

簡易診断において、分割数12で学習させたところ、実際には構造学習の段階でP2は10分割にしかされていなかった（右図）ことから、データに合わせた分割数を定義する必要があると考えられる。

特に今回の低速回転機械のデータから得られる学習データ数は少ないため、分割数が大きいと上手く学習できなかった可能性がある。

P[1].Grp CATEGORY	▲ P[2].Grp CATEGORY	P[19].Grp CATEGORY
(14.631629833333335, 2	(114.04241266666666€	(1.4795480833333334
(20.334627750000003, 2	(139.93812508333333€	(1.842459166666666€
(26.037625666666667, 3	(165.83383750000002	(2.20537025, 2.56828
(31.740623583333334, 3	(191.7295499166666€	(2.568281333333333,
(37.443621500000006, 4	(217.6252623333333€	(2.9311924166666667
(43.146619416666674, 4	(243.52097475000002	(3.2941035000000002
(48.849617333333334, 5	(295.31239958333333	(3.657014583333334,
(54.552615250000001, 6	(62.250987833333334,	(4.019925666666667,
(60.255613166666668, 6	(88.146700250000001,	(4.3828367500000001,
(65.958611083333334, 7	[10.459563, 36.35527	(4.745747833333334€
(8.928631916666667, 1	NA	(5.108658916666668,
[3.225634, 8.928631916	NA	[1.116637, 1.4795480

7. 考察

・パラメーター選定方法の見直しが必要

今回はBayoLinkSで構造学習を行ったが、精密診断ではすべてのパラメーター(19種類)を一度に学習させることができず、感度分析の比較を正確に行えなかった。

パラメーターを選ぶ前の方が感度分析結果で高い値を示しており(右図)、正しく有効なパラメーターの選定が行われたとは言いがたい。できれば、総当たりによる方法を試してみたい。

目的変数：外輪傷(0)のときの相互情報量の変化

説明変数	パラメーター選択前の相互情報量	パラメーター選択後の相互情報量
P[5] .Grp	0.000653	0.000129
P[8] .Grp	0.00231	0.000118
P[9] .Grp	0.00148	0.000072
P[18] .Grp	0.00052	0.000025
P[20] .Grp	0.001131	0.000007

7. まとめ

課題

- 簡易診断では離散化の分割数6のとき、正常の判定はかなり高い割合でできたが、異常の判断はデータによる差が大きかった。
- 精密診断ではパラメーターの選び方によって、精度が異なる結果となったが、高くても約0.67の割合であり、改善の必要がある。



今後の展望

パラメーターごとに分割数や分割方法を変えての構造学習や、パラメーターの選択方法の見直しを行い、さらに精度を高めていきたい。

付録

- 精密診断に使用した目的変数I, O, Rののときの各パラメータの相互情報量とその合計

	I	O	R	合計
P[3]	0.000005	0.000014	0.000236	0.000255
P[4]	0.000008	0.000013	0.000275	0.000296
P[5]	0.000606	0.000653	0.000273	0.001532
P[6]	0.000553	0.00064	0.000221	0.001414
P[7]	0.000235	0.000286	0.000201	0.000722
P[8]	0.00194	0.00231	0.00096	0.005205
P[9]	0.00092	0.00148	0.00102	0.003409
P[10]	0.000161	0.000003	0.000262	0.000426
P[11]	0.000443	0.000047	0.000265	0.000755
P[12]	0.000063	0.00008	0.000237	0.00038

	I	O	R	合計
P[13]	0.000001	0.000002	0.000001	0.000004
P[14]	0.000002	0.000001	0.000006	0.000009
P[15]	0.000005	0.000016	0.000011	0.000032
P[16]	0.000007	0.000019	0.000014	0.00004
P[17]	0.000013	0.00002	0.000012	0.000045
P[18]	0.000413	0.00052	0.000957	0.00189
P[20]	0.000019	0.001131	0.000275	0.001425
P[21]	0.000135	0.00016	0.00001	0.000305
P[22]	0.000762	0.000255	0.000134	0.001151

参考文献

- 陳山鵬 「回轉機械設備診断の基礎と応用」 2015年4月
- 国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構
「日本における風力発電設備・導入実績」 2018年3月
<https://www.nedo.go.jp/library/fuuryoku/state/1-01.html>