

卒業論文

統計的変動抽出による鉄道定常監視
システムの異常スクリーニング法の検討

1～62 ページ 完

指導教員 酒井信介教授

産業機械工学科 50242 牧野 尚人

目次

第1章	序論	6
1.1	研究の背景	6
1.2	本研究の目的	7
1.3	対象機器	7
1.4	本論文の構成	8
第2章	基礎理論	9
2.1	緒言	9
2.2	統計的診断手法	10
2.3	統計の基礎理論	11
2.3.1	RS(応答曲面法)	11
2.3.2	同等性の検定	14
2.3.3	平均 F_0 を用いた仮説検定	15
2.3.4	LVQ(学習ベクトル量子化)	16
第3章	2 値システムのモデル化	18
3.1	緒言	18
3.2	鉄道定常監視システム	19
3.3	診断すべきデータの異常形態	20
3.4	鉄道定常監視システムのモデル化	22
3.5	2 値システムの回帰モデル相関	23
3.5.1	RS(応答曲面法)	23
3.5.2	LVQ(学習ベクトル量子化)	25
3.6	2 値システムの異常診断	26
3.6.1	時間的相関	26
3.6.2	空間的相関	26
3.6.3	両者を用いたモデル	26
3.7	結言	27

第4章 RS(応答曲面法)による解析	28
4.1 緒言	28
4.2 解析手順	29
4.2.1 解析手順	29
4.2.2 応答曲面	29
4.3 RSによる異常の検知	33
4.3.1 パラメータの選定	33
4.3.2 検知方法	38
4.4 結果・考察	39
4.4.1 パターン1についての結果・考察	39
4.4.2 パターン2についての結果・考察	43
4.5 結言	48
第5章 LVQ(学習ベクトル量子化)による解析	49
5.1 緒言	49
5.2 解析手順	50
5.2.1 解析手順	50
5.2.2 LVQ	50
5.3 結果・考察	52
5.4 結言	59
第6章 結論	59
参考文献	60
謝辞	61

図目次

Fig.2.1	LVQ の構造	16
Fig.3.1	鉄道定常監視システム	19
Fig.3.2	踏切障害物検知装置(送信機側)	21
Fig.3.3	踏切障害物検知装置の配置例	21
Fig.3.4	鉄道定常監視システムのモデル化	22
Fig.3.5	応答曲面の同等性検定	24
Fig.3.6	LVQ の同等性検定	25
Fig.4.1	自己回帰モデルのイメージ(発生回数)	30
Fig.4.2	自己回帰モデルのイメージ(回復時間)	31
Fig.4.3	自己回帰モデルのイメージ(発生・回復状態)	31
Fig.4.4	パラメータ:5 分間の動作回数の $R2adj$ 頻度	33
Fig.4.5	パラメータ:5 分間の動作回数の $R2adj$	33
Fig.4.6	パラメータ:回復時間の $R2adj$ 頻度	34
Fig.4.7	パラメータ:回復時間の $R2adj$	34
Fig.4.8	パラメータ:発生・回復状態の $R2adj$ 頻度	35
Fig.4.9	パラメータ:発生・回復状態の $R2adj$	35
Fig.4.10	パラメータ:発生・回復状態の $R2adj$ 頻度	36
Fig.4.11	パラメータ:発生・回復状態の $R2adj$	36
Fig.4.12	基準応答曲面の $R2adj$	39
Fig.4.13	診断応答曲面(正常)の $R2adj$	39
Fig.4.14	診断応答曲面(15 秒)の $R2adj$	40
Fig.4.15	診断応答曲面(30 秒)の $R2adj$	40
Fig.4.16	F の実現値頻度	41
Fig.4.17	F の実現値と平均値	41
Fig.4.18	平均 $F0$ の診断結果	42
Fig.4.19	基準応答曲面の $R2adj$	44
Fig.4.20	診断応答曲面(正常)の $R2adj$	44
Fig.4.21	診断応答曲面(頻度 4 状態)の $R2adj$	45
Fig.4.22	診断応答曲面(頻度 8 状態)の $R2adj$	45
Fig.4.23	F の実現値 $F0$	46
Fig.4.24	F の実現値とその平均	46
Fig.4.25	平均 $F0$ の診断結果	47
Fig.5.1	飽和回帰のイメージ図	51
Fig.5.2	コードベクター数による回帰率の変化	55
Fig.5.2	コードベクター数による回帰率の変化(拡大)	55
Fig.5.3	F の実現値 $F0$	56

Fig.5.5	実現値 F0 の頻度	56
Fig.5.6	F の実現値 F0	57
Fig.5.7	実現値 F0 の頻度	57

表目次

Table4.1	診断精度(パターン 1)	42
Table4.2	診断精度(パターン 2)	47
Table5.1	診断精度(パターン 1)	53
Table5.2	診断精度(パターン 1)	53
Table5.3	診断精度(パターン 2)	54

第 1 章

序論

1.1 研究背景

現在、東日本旅客鉄道株式会社(以下 JR 東日本)では定常状態監視システムという集中管理システムを用いて列車や線路の状況を把握している。このシステムは東京の通信司令室にあり、関東近郊の JR 東日本在来線の列車情報を一括して監視している。このシステムは列車に故障が起きたり、事故が起きた場合などその情報をいち早く取得し、各メンテナンスセンターなどに指示ができるようにしたシステムである。定常状態監視システムはセンサ系、伝送系、表示制御系で構成されている。センサ系では各種センサがレールや駅、踏切、信号機などに取り付けられ、そのセンサで電流値や電圧値を検知することにより故障情報、列車の位置情報、速度情報や信号の点灯状況などをチェックしている。伝送系はその情報を表示制御系へ、また表示制御系からの制御データをセンサ系に伝達するものである。表示制御系は各センサから収集したデータを蓄積し、表示や分析を行うとともに、システムの機能変更などの制御を行う。

この定常状態監視システムには 1 日あたり 1 万件を超える異常情報が挙がってくる。しかし実際には何の故障もないのにセンサ系の誤作動が原因で異常情報として挙がってしまう誤情報がほとんどである。これはセンサ系が電流値・電圧値をセンシングし、その値が閾値を超えた場合に異常と判断しているため、雨などで浸水し、一瞬でも電流値が閾値を超えてしまうと異常であると判断し、定常状態監視システムに異常情報として挙げてしまうためである。その結果、実際の故障件数は 1 ヶ月に数件であるのに対し異常情報は 1 日に 1 万件にも上る。こうして誤情報が多量に挙がってしまうため定常状態監視システムの 1 つだけの情報からでは本当に異常や故障が発生したのかは判断できず、指令員が複数の異常情報を検討し総合的に、異常があるかどうか、出動する必要があるかどうかを判断している。このように判断基準が複雑なため経験の豊富な司令員しか判断できないという現状がある。このような状況では故障や事故の発見が遅れ修理にも遅れが生じ、最悪の場合、更なる事故にもつながると考えられる。そのため、いかに誤情報を減らし簡便に出動・修理の必要があるかを判断できるようにすることが望まれる。なお、本研究は東日本旅客鉄道株式会社(JR 東日本)との共同研究である。

1.2 本研究の目的

本研究では、1.1 で述べたように、定常状態監視システムに挙がる異常情報数を減らし、出勤の必要性を容易に見極められるようにすることで、今まで経験の豊富な指令員しかできなかった判断を、経験のあまりない指令員にもできるようにすることを目的とする。そのためにシステムに挙がる情報の相関性に着目し、相関性の変動からシステムの異常を検出する手法の検討を行う。これにより異常情報だけを抽出することができれば上記の目的を達成できると考えられる。今回は構造物のヘルスマニタリングに適用可能な診断手法として、岩崎らによって提案されている構造状態の異常検知に用いられる統計的診断手法を、構造ではなくシステムに対して適用することを考える。構造状態における本手法は構造状態の診断を応答曲面の変化を統計的に検定することで行うため、異常状態の情報を参照することなく、健全状態に測定した基準データと診断対象のデータのみを用いて構造状態の診断が行える。この手法を用いることにより、挙がってくる異常情報が誤情報であるのか、実際に故障が生じているのかを区別することを目的とする。さらに今回はシステムが作動しているか停止しているかの 2 値を出力として分類するため、一般的な連続量を扱う RS(応答曲面法)に加え、離散量を扱え、パターン分類に特化しているニューラルネットワークの一種である LVQ を用いてより高精度な異常検知をする手法を検討する。

1.3 対象機器

本研究では踏切内に車などの障害物がないかを検知する踏切障害物検知装置を対象機器とする。踏切障害物検知装置はレーザーの送信機と受光機の 2 つから成り、踏切が閉まるとレーザーを射出し、それを受光機側で受ける。そのとき、もし障害物があればレーザーが障害物に遮られ受光できなくなるので、障害物があると判断できるようになっている。この踏切障害物検知装置は本来、閉まっている踏切内に車などの障害物が立ち往生して動けなくなってしまうときにそれを検知し、列車に停止信号を出すための装置である。しかし、実際には人や動物が閉まっている踏切を無理やり横断した場合や、伸びてきた植物の葉や枝によってレーザーが遮断されるたびに異常を検知して定常状態監視システムに異常情報が挙がってしまう。この情報から現場に出勤する必要のある情報を抽出することを目的とする。

1.4 本論文の構成

本研究では正常に動作しているにもかかわらず膨大な異常情報が挙がってきてしまう鉄道定常監視システムにおいて、それらの情報から実際に対応が必要となる異常情報を応答曲面法、LVQ を適用して抽出する手法を提案するものであり、以下の 6 章から成っている。通常、応答曲面法は連続量に関して適用する診断手法である。それを今回は離散量に対して適用する。しかし応答曲面法では離散量から連続量に変換する必要があるため、直接的に離散量を扱っているとは言えない。そこで離散量を直接扱える手法として LVQ(学習ベクトル量子化)を用いて診断を行う手法の提案を行うことを目的とする。

第 1 章「序論」では鉄道定常監視システムの概要、そのシステムの問題点などといった研究背景、それに対しての本研究目的、本研究での対象機器について述べた。

第 2 章「基礎理論」では今回の手法である RS(応答曲面法)、LVQ(学習ベクトル量子化)、その診断方法について基礎理論を述べる。

第 3 章「2 値システムのモデル化」では本研究で扱う鉄道定常監視システムのモデル化について述べる。

第 4 章「RS(応答曲面法)による解析」では実際に RS(応答曲面法)を用いて行った解析について述べる。RS(応答曲面法)では離散量を連続量として捉えることにより回帰を行い診断する。

第 5 章「LVQ(学習ベクトル量子化)による解析」では実際に LVQ(学習ベクトル量子化)を用いて行った解析について述べるとともに第 4 章に挙げた RS(応答曲面法)を用いた診断との比較から離散量として挙がるデータを連続量としてではなく離散量として捉え、離散回帰法である LVQ を用いて診断を行う手法の構築および有効性の検討を行う。

第 2 章

基礎理論

2.1 緒言

本章では、本研究で用いる統計的損傷検知手法である RS(応答曲面法)、LVQ(学習ベクトル量子化)、F 検定に関する基礎理論について述べる。

2.2 統計的診断手法

本研究では異常検知の方法として統計的診断手法を用いる。これは応答曲面法および LVQ によるシステム同定と、同定したシステムの変化の統計的検定により異常を検知する方法である。

統計的診断手法の手順は以下になる。まず正常時に挙がってくる異常情報から応答曲面法、LVQ を用いて正常時の基準となる基準システムを作成する。それと診断時に挙がってくる異常情報から応答曲面法、LVQ を用いて診断時の診断システムを作成する。システムの作成後、両システムの同等性を統計的に検定する。両システムの同等性が採択された場合、診断時のシステムは正常時のシステムと同等であり、異常がないと診断される。両システムの同等性が棄却された場合は診断時のシステムは正常ではないと診断され、指令員の判断により最終的な判断をする。

2.3 統計の基礎理論

2.3.1 応答曲面法

応答曲面法とは品質工学の分野において生産プロセスの最適化を行うために用いられている手法である。応答曲面法では説明変数 x_i と非説明変数 y の関係を近似する関係式で、一般的に以下の式で定義される。

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_k) + \varepsilon \quad (2-1)$$

ここで ε は誤差である。応答曲面法において関数形状に制限はないが、一般的に 1 次か 2 次の多項式が用いられる。しかし、変数変換を行うことで線形化可能な非線形関数も多く用いられる。

例として 1 次と 2 次の多項式の場合を次式に示す。

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad (2-2)$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \beta_{ij} x_i x_j \quad (2-3)$$

ここで β は回帰係数である。この式では変数が高次項を含めて $1+k+k+k(k-1)/2$ 個存在する。この総数を応答曲面の自由度 p という。

また式(2-2)の高次項を新たな変数とすることで以下のように自由度 p の線形モデルへの変換が可能である。

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (2-4)$$

上式の回帰係数 β の推定量 b は最小二乗法を用いて求められる。 n 個のデータを用いて応答曲面を作成する場合の y, X, β, ε をマトリクス表示すると以下のようになる。

$$y = \begin{Bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{Bmatrix}, \beta = \begin{Bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{p-1} \end{Bmatrix}, \varepsilon = \begin{Bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{Bmatrix} \quad (2-5)$$

$$x = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1,p-1} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2,p-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{n,p-1} \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

回帰係数 β の推定量 b は次式によって求められる。

$$b = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (2-7)$$

応答曲面式によって求めた計算値と元の実測データの残差平方和 SSE (Squared Sum of errors) は次式で表される。

$$SSE = y^T y - b^T X^T y \quad (2-8)$$

応答曲面の回帰精度を表す指標として自由度調整済み決定係数 R_{adj}^2 が用いられる。変数を多くすれば残差は減少するので一般的に用いられる決定係数 R^2 では正確に評価できない。そのため自由度調整済み決定係数を用いて評価する。自由度調整済み決定係数は次式で表される。

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{SSE / (n - p)}{S_{yy} / (n - 1)} \quad (2-9)$$

ただし S_{yy} は次式で定義される。

$$S_{yy} = y^T y - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2}{n} \quad (2-10)$$

自由度調整済み決定係数は 0-1 の間の値を取り、1 に近いほど精度良く回帰されていることを表す。また自由度調整済み決定係数は不要な変数が追加されたときには

低下する。そこで回帰モデル中の各係数は回帰係数の有意性を、仮説検定を用いて判定する。回帰式の i 番目の変数が回帰式に寄与していない、すなわち i 番目の係数 $\beta_i = 0$ という仮説をたて検定を実施する。一般に回帰誤差 ε が平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従うものと仮定して β の推定値 b を求めると各回帰係数に関する t 値は t 分布に従うことが知られている。 t 値は次式で与えられる。

$$t_i = \frac{b_i}{\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (y_i - \hat{y}_j)^2 / (n-p)}{\sum_{j=1}^n (x_{ji} - \bar{x}_i)}}} \quad (2-11)$$

この仮説係数 $\beta_i = 0$ は

$$|t_i| > t_{\alpha/2, n-p} \quad (2-12)$$

のときに棄却され変数が有効であると判定される。この帰無仮説が採択された係数 β のうち、最も小さな t 値を取る変数を不要な項とみなし式(2-4)から削除していき、最も自由度調整済み決定係数が高くなるまで不要な項を削除していく。これにより回帰精度の高い応答曲面が得られる。

2.3.2 同等性の検定

2 つの応答曲面に差異があるかどうかの検定を統計的に行う。2 つの応答曲面のデータ数をそれぞれ n_1, n_2 、自由度を p とすると次式のように表せる。

$$\begin{aligned} y_1 &= X_1 \beta_1 + \varepsilon_1 \\ y_2 &= X_2 \beta_2 + \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (2-13)$$

この 2 つの応答曲面が同等であるとする仮説 H_0 は回帰係数行列が等しい、すなわち

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 \quad (2-14)$$

となる。

応答曲面同等性仮説は次式で表される統計量 F_0 によって検定される。

$$F_0 = \frac{SSE_0 - (SSE_1 + SSE_2)}{SSE_1 + SSE_2} \times \frac{n - 2p}{p} \quad (2-15)$$

SSE_1, SSE_2 はそれぞれの応答曲面の残差平方和、 SSE_0 は 2 つの応答曲面を作成したときに使用した全データを使って新たに応答曲面を作成したときの残差平方和、 $n = n_1 + n_2$ 、 p は応答曲面の自由度を表している。2 つの応答曲面が類似しているほど F_0 は小さな値を取り、異なる度合いが大きいほど F_0 は大きな値を取る。

2 つの応答曲面が同等であるとき、統計量 F_0 は応答曲面のパラメータ n, p のみによって決定される F 分布 $F(n, n - 2p)$ に従うことが知られている。そのため、応答曲面同等性仮説の採択領域は有意水準 α によって決定される次式の領域となり、仮説の統計的な検定が可能となる。

$$F_{n, n-2p} \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) < F_0 < F_{n, n-2p} \left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad (2-16)$$

統計量 F_0 が上式を満たすとき、2 つの応答曲面は同等であると判断される。

2.3.3 平均 F_0 を用いた仮説検定

統計量 F_0 の平均値である平均 F_0 を用いた仮説検定について述べる。異常の診断は式(2-15)から求まる統計量 F_0 を繰り返し計算して行う。その際、統計量 F_0 は確率分布として得られるため 1 回ごとの診断は可能であるが正確な診断が難しい。そこで繰り返し計算によって得られる統計量、平均 F_0 を用いて診断を行う。

基準応答曲面と診断応答曲面が同等であるとき、統計量 F_0 は F 分布 $F(p, n-2p)$ に従う。このとき F 分布の性質から、統計量 F_0 の期待値 $E(F_0)$ 、分散 $\sigma^2(F_0)$ はそれぞれ次式で表される。

$$E(F_0) = \frac{n-2p}{n-2p-2} \quad (2-17)$$

$$\sigma^2(F_0) = \frac{4(n-2p)^2(n-p-1)}{p(n-2p-2)^2(n-2p-4)} \quad (2-18)$$

r 回の繰り返し計算によって平均 F_0 を求めたとき、中心極限定理によって平均 F_0 は平均 $E(F_0)$ 、分散 $\sigma^2(F_0)/r$ の正規分布 $N(E(F_0), \sigma^2(F_0)/r)$ に従う。このため同等性仮説の採択領域は有意水準 α によって決定される次式の領域となる。

$$E(F_0) - z \frac{\sigma(F_0)}{\sqrt{r}} < \bar{F}_0 < E(F_0) + z \frac{\sigma(F_0)}{\sqrt{r}} \quad (2-19)$$

ここで z は有意水準によって決定させる値である。

2.3.4 LVQ(学習ベクトル量子化)

学習ベクトル量子化とはニューラルネットワークの一種でパターン分類に優れており、音声認識や画像認識に使われている。学習データとして既知の入力データとそれに対応する出力(結果)のペアを用いて学習させることにより、未知の入力データから出力を推定することが出来る。量子化とはこのようにパターン分類し、ある値でその入力パターンを代表させることである。またこのように入力に対して出力が予め分かっているデータで行う学習を教師信号あり学習という。

LVQは入力層と出力層(競合層)からなる2層のネットワーク構造をしており層間の重みを学習データによって修正しながらモデルを学習させる手法である(図1)。

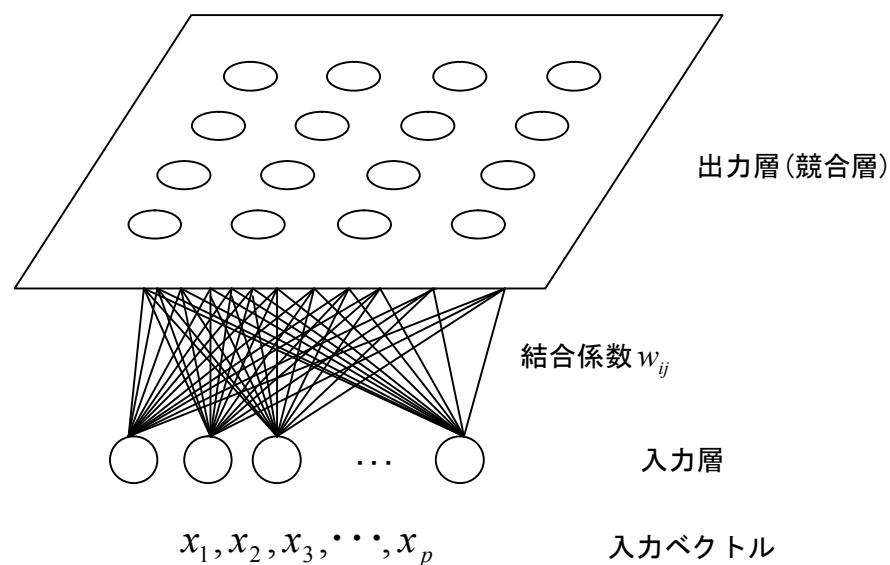


Fig.2.1 LVQ の構成図

時間を表す変数を t とし、 $t = 1, 2, \dots$ と離散的な値を取るものとし、入力ベクトル

$x(t) \in R^p$ ($t = 1, 2, \dots$) と結合係数 $w_{ij}(t)$ とすると

$$d_j = \left\{ \sum_{i=1}^p (x_i - w_{ij})^2 \right\}^{1/2} \quad (2-20)$$

を用いて各出力ユニットと入力ベクトルとの距離 d_j を計算し、最も距離 d_j の小さい

出力層のユニットへと結合する結合係数 $w_{ij}(t)$ を更新していく。もし教師信号と出力

層のユニットのクラスが同じ場合、結合係数を以下の式によって更新する。

$$w(t+1) = w(t) + \alpha(x(t) - w(t)) \quad (2-21)$$

逆に教師信号と出力層のクラスが異なる場合は結合係数を以下の式によって更新する。

$$w(t+1) = w(t) - \alpha(x(t) - w(t)) \quad (2-22)$$

ここで α は学習係数であり時間とともに単調減少する。LVQ はこのような学習によって結合係数ベクトルによって形成される識別境界をベイズ識別境界に近づけていき、パターン識別がより高い精度で行われるようにしていく。

第 3 章

2 値システムのモデル化

3.1 緒言

本章では JR 東日本で使われている鉄道定常監視システムがどのような情報をモニタリングし、どのような異常が発生すると対応の必要があるのかを解説しモデル化を行った。またそのモデルに対して RS(応答曲面法)、LVQ(学習ベクトル量子化)を適用して診断する方法について説明する。

3.2 鉄道定常監視システム

鉄道定常監視システムでは各センサからの異常情報が挙がってくる。その内容は日時、線区名称、設備名称、異常項目、発生・回復情報などで図 3.1 のようにシステムに挙がる。鉄道定常監視システムでは電流値や電圧値を直接モニタリングするのではなく、異常が発生したのか、回復したのか、のいずれかのみが情報として挙がってくるようになっている。したがって本研究で使用する情報はこの「発生状態」「回復状態」でありこの 2 つの値しか取らない。そこで「発生状態」を「1」、「回復状態」を「0」として 2 値システムとして考えることにする。

	A	B	F	G	I	L	M
1	発生/回復日時	種別	設置箇所名称	設備名称	異常項目	発	発生/回
2	2006/6/2 0:00	中央	沢井	電子連動アダプタ2型	整流器インバータ・UPS故障	1	発生
3	2006/6/2 0:00	中央	沢井	電子連動アダプタ2型	電源不良	1	発生
4	2006/6/2 0:00	中央	二俣尾	電子連動アダプタ2型	整流器インバータ・UPS故障	1	発生
5	2006/6/2 0:00	中央	二俣尾	電子連動アダプタ2型	電源不良	1	発生
6	2006/6/2 0:00	中央	二俣尾	電子連動アダプタ2型	軌道回路故障	1	発生
7	2006/6/2 0:00	中央	宮ノ平	電子連動アダプタ2型	保守系異常	1	発生
8	2006/6/2 0:00	東北	西川越～的場	的場踏切[川越 西～的2]	降検動作・降検故障	1	発生
9	2006/6/2 0:00	東北	西川越～的場	的場踏切[川越 西～的2]	降検動作・降検故障	0	回復
10	2006/6/2 0:00	東北	的場	西踏切[川越 西～的5]	降検動作・降検故障	1	発生
11	2006/6/2 0:00	東北	的場	西踏切[川越 西～的5]	降検動作・降検故障	0	回復
12	2006/6/2 0:02	東海道		AGT・センサ	異常(05-003-001-001-1)	1	発生
13	2006/6/2 0:02	東海道		AGT・センサ	異常(05-003-001-001-1)	1	発生
14	2006/6/2 0:02	中央	立川	AGT3 立川SSH	158号ロック検知	0	回復
15	2006/6/2 0:02	中央	立川	AGT3 立川SSH	158号ロック検知	1	発生
16	2006/6/2 0:03	東北		AGT・センサ	異常(07-003-003-004-3)	1	発生
17	2006/6/2 0:03	東北		AGT・センサ	異常(07-003-003-004-3)	0	回復
18	2006/6/2 0:08	東海道	辻堂～茅ヶ崎	浜竹踏切[東海道42]	降検動作	1	発生
19	2006/6/2 0:08	東海道	辻堂～茅ヶ崎	浜竹踏切[東海道42]	降検動作	0	回復
20	2006/6/2 0:08	東海道	辻堂～茅ヶ崎	浜竹踏切[東海道42]	降検動作	1	発生
21	2006/6/2 0:08	東海道	辻堂～茅ヶ崎	浜竹踏切[東海道42]	降検動作	0	回復
22	2006/6/2 0:09	東北	赤羽	AGT3 埼京RH	ロック狂い 133	1	発生
23	2006/6/2 0:09	中央		AGT・センサ	異常(03-001-002-001-1)	1	発生
24	2006/6/2 0:09	中央		AGT・センサ	異常(03-001-002-001-1)	0	回復
25	2006/6/2 0:10	東北	赤羽	運行管理用I/F装置301形	転てつ機故障(ロック狂い)	1	発生
26	2006/6/2 0:10	中央	小岩	AGT4 列非C	列停動作 2番線	1	発生
27	2006/6/2 0:11	中央		AGT・センサ	異常(09-001-002-002-1)	1	発生
28	2006/6/2 0:11	東海道	逗子	金沢新道踏切[横須賀23]	降検動作	1	発生
29	2006/6/2 0:11	中央	小岩	AGT4 列非C	列停動作 2番線	0	回復
30	2006/6/2 0:11	東海道	逗子	金沢新道踏切[横須賀23]	降検動作	0	回復
31	2006/6/2 0:11	中央		AGT・センサ	異常(09-001-002-002-1)	1	発生
32	2006/6/2 0:12	東北	赤羽	AGT3 埼京RH	ロック狂い 133	0	回復
33	2006/6/2 0:12	東北	赤羽	運行管理用I/F装置301形	転てつ機故障(ロック狂い)	0	回復

Fig.3.1 鉄道定常監視システム

3.3 診断すべきデータの異常形態

鉄道定常監視システムで監視しているセンサ類の中で本研究の対象とする危機は障害物検知装置である。これは 1.3 で説明したように踏切に取り付けられ、障害物を検知する装置である。レーザーの送信機と受光機の 2 つ 1 組でできていて、遮断機が下りるとレーザーを出し障害物検知を行う(図 3.2、図 3.3)。もし車などの障害物がある場合にはこのレーザーが遮られ受光出来なくなる。それにより障害物検知装置は障害物があると判断し、列車に停止するように信号を出すとともにその情報を鉄道定常監視システムに挙げる。現在のシステムで挙がってくる障害物検知の情報は 1 日 1000 件を越えているがそのほとんどが実際には障害物のない誤情報であり、実際に障害が発生しているのは発生件数で月 2,3 件である。

障害物検知装置が障害物を検知する原因には次のようなものがある。「閉まっている踏切での人や動物の横断」「車の立ち往生」「植物の枝や葉がセンサを遮る」「ケーブル類の断線」「装置への動物の衝突によるセンサ光軸のずれ」などがある。「車の立ち往生」の場合はすぐに列車を停車させる必要がある。「植物の枝や葉がセンサを遮る」「ケーブル類の断線」「装置への動物の衝突によるセンサ光軸のずれ」にはそれぞれ枝や葉を伐採する、ケーブル類の交換、センサ光軸の調整など作業員が現場に行って対応をする必要がる。これに対し「閉まっている踏切での人や動物の横断」は一瞬であるため列車を停止させたり、作業員を現場に向かわせたりなどの対処はしない。そこで本研究では異常情報が挙がったときに対処をする必要がある場合を異常状態、対処をする必要がない場合を正常状態とする。したがってまったく異常情報が挙がっていない場合と異常情報は挙がっているが「人が横断している」などと判断され、特に対処をしない場合を正常状態と呼ぶ。

今回抽出すべき異常状態は

1. 正常状態で短時間回復の異常情報が頻繁に挙がってくる障害物検知装置において回復までの時間が長い異常情報が挙がってきた状態
2. 正常状態で短時間回復の異常情報が頻繁に挙がってくる障害物検知装置において発生の頻度が高くなった状態

の 2 つの場合を考える。



Fig.3.2 踏切障害物検知装置(送信機側)

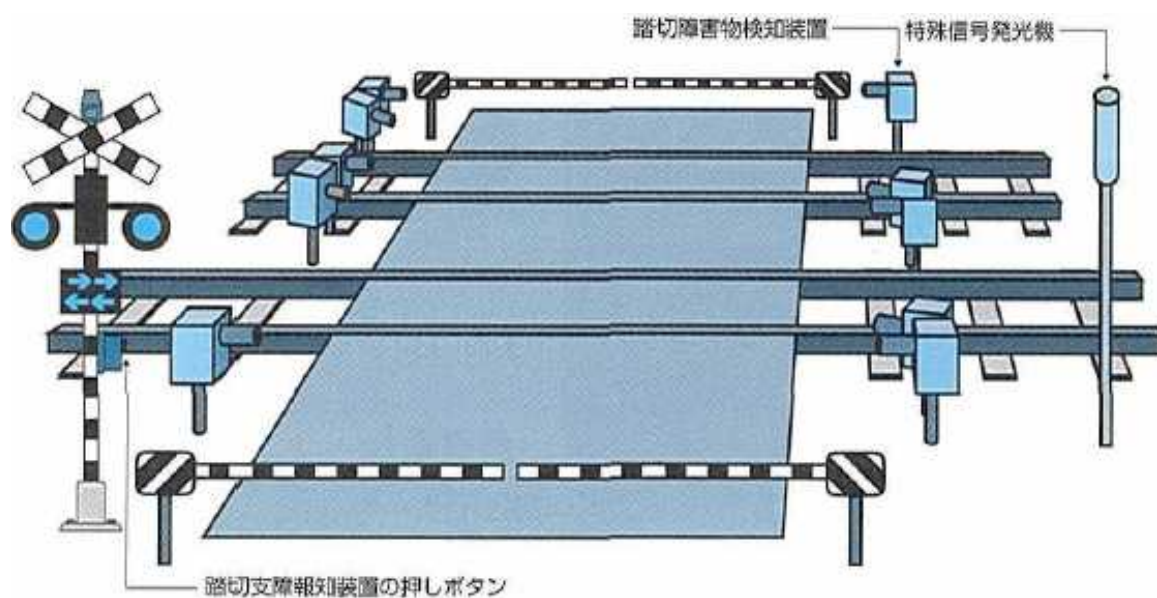


Fig.3.3 踏切障害物検知装置の配置例

3.4 鉄道定常監視システムのモデル化

鉄道定常監視システムでモニタリングしている踏切障害物検知装置の実際の動作時間、発生間隔などの統計情報から鉄道定常監視システムを図 3.4 のようにモデル化する。ある 1 つの踏切障害物検知装置について横軸が時間軸、縦軸が踏切障害物検知装置の動作状況、「1」が発生状態、「0」が回復状態を表す。踏切で起こる障害物の検知は他の踏切の障害物検知に影響を及ぼさないため、空間的な相関がない。したがって 1 つの障害物検知装置に関する時間的な相関について自己回帰モデルを作り異常を診断する。実際に故障が起きた異常状態はサンプル数が少ないため、想定される状態の信号情報をシミュレーションし検定を行い、その結果を実際の踏切障害物検知装置の異常情報に適用する。

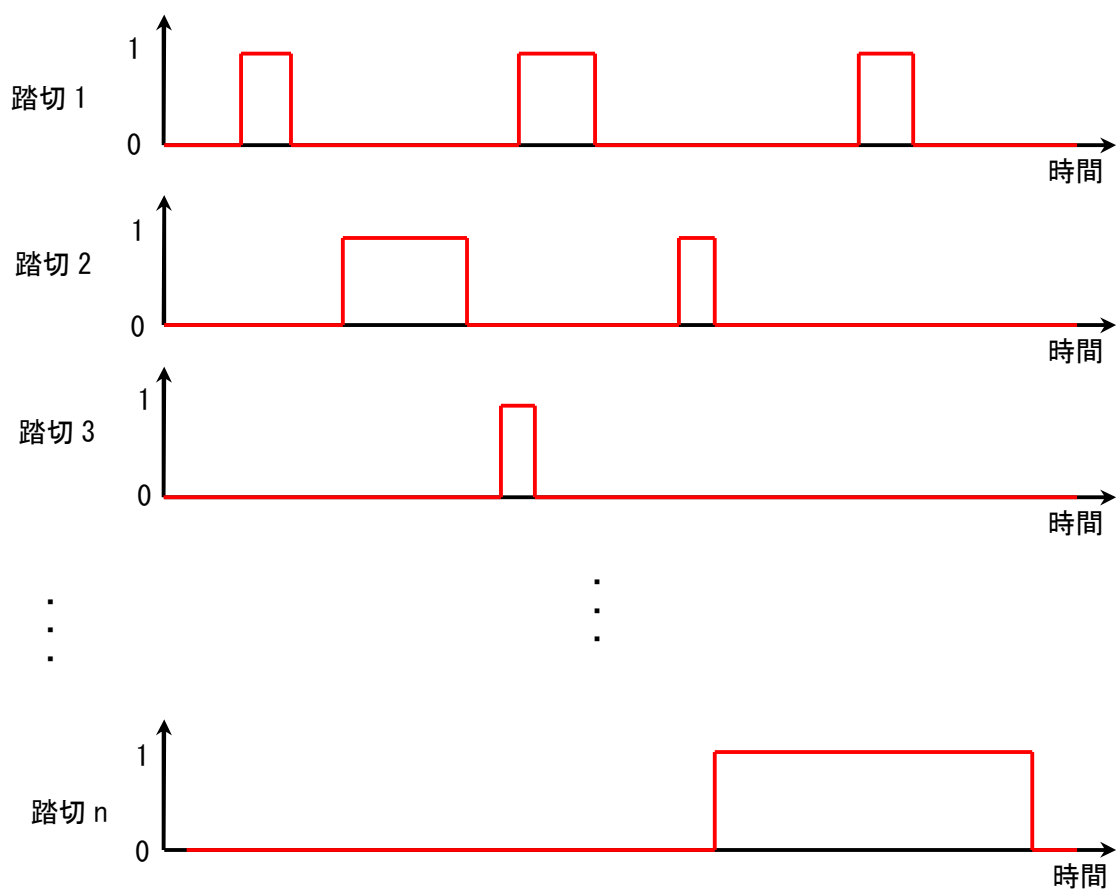


Fig.3.4 鉄道定常監視システムのモデル化

3.5 2 値システムの回帰モデル相関

3.5.1 RS(応答曲面法)

本研究ではまず応答曲面法を用いて 2 値システムの回帰モデルを作成する。回帰モデルとして時系列の自己回帰を考える。パラメータを適当に取ることによって基準時、診断時それぞれで回帰精度の高い応答曲面を作成し、それら 2 つの応答曲面で差異があるかどうかを検定することにより異常を検知する(図 3.5)。今回の場合、実際には異常がないのに異常情報が挙がってしまう正常状態で基準の応答曲面を作成する。その基準応答曲面と、鉄道定常監視システムでモニタリングしている情報から作成する診断応答曲面の同等性を検定することにより異常を検知する。今回は診断しているデータが正常な場合には正常、異常があるときは正常ではない、と正しく判断することを確認するため、正常状態と異常状態の 2 つの診断応答曲面を作成する。

本来、応答曲面法は荷重や変位、電流・電圧値などの連続量をモニタリングし、その値から応答曲面を作成して同等性を診断する手法である。応答曲面はパラメータに何らかの相関がある場合に、その関係を表す式として成り立つため連続量を扱った適用例は多い。

本研究ではそうした従来の連続量を扱うのではなく、1,0 として出力される離散量の 2 値モデルに関して RS が適用できるかを検討する。

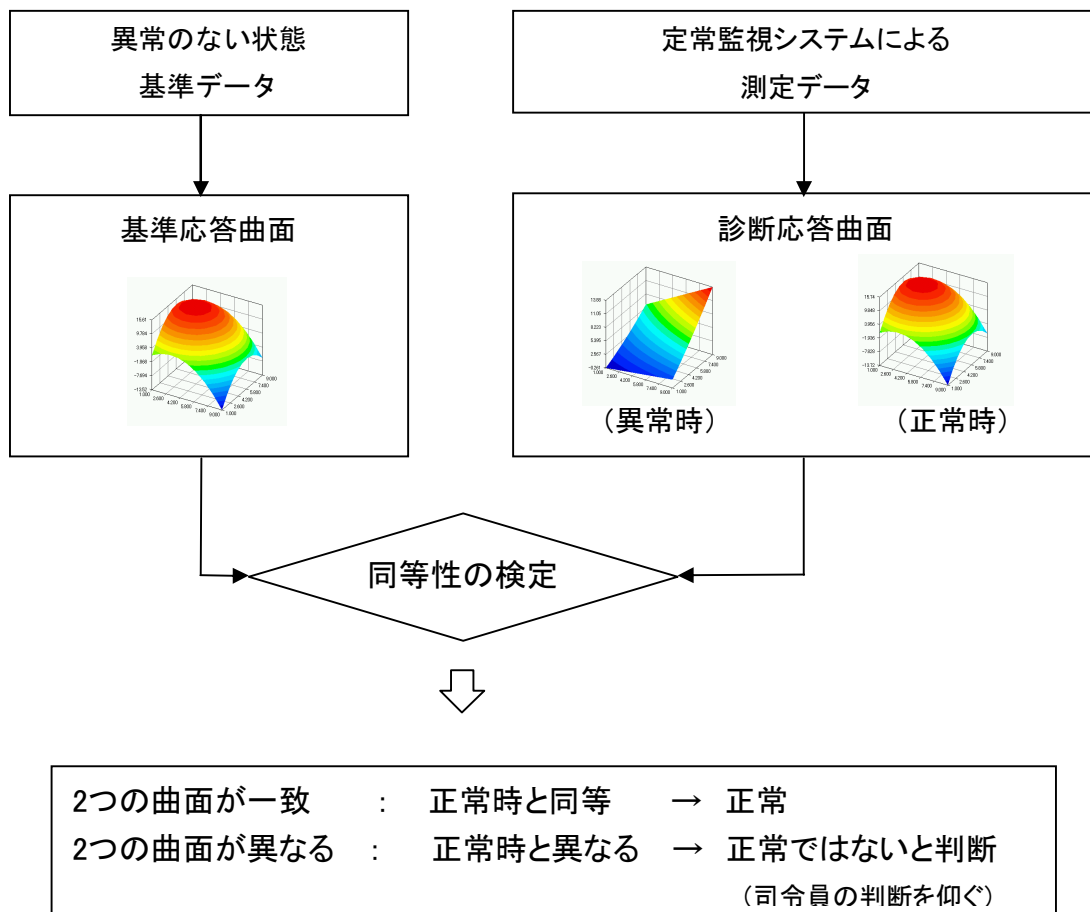


Fig.3.5 応答曲面の同等性検定

3.5.2 LVQ(学習ベクトル量子化)

LVQ は通常、パターン認識で使われる手法である。予め分かっている入力と出力の組み合わせを学習させることにより、未知の入力に対してパターン分類を行い、その出力を与えることが出来るシステムである。今回はこの LVQ を用いて通常のパターン分類を行うのではなく、入力に過去データ、出力に現在のデータ、といったように時系列データを用いて自己回帰のモデルとして適用する。これにより応答曲面法と同様に診断をすることが出来る。LVQ を用いて診断することには診断とする対象が 1,0 の 2 値であるため出力を 1,0 として求められる、またコードベクター数、学習繰り返し数を変えることにより精度の高い LVQ が得られるという点がある。診断方法としては RS(応答曲面法)と同じく、正常状態で基準となる LVQ を作成し、正常状態、異常状態のそれぞれで診断用の LVQ を作成して診断を行う。

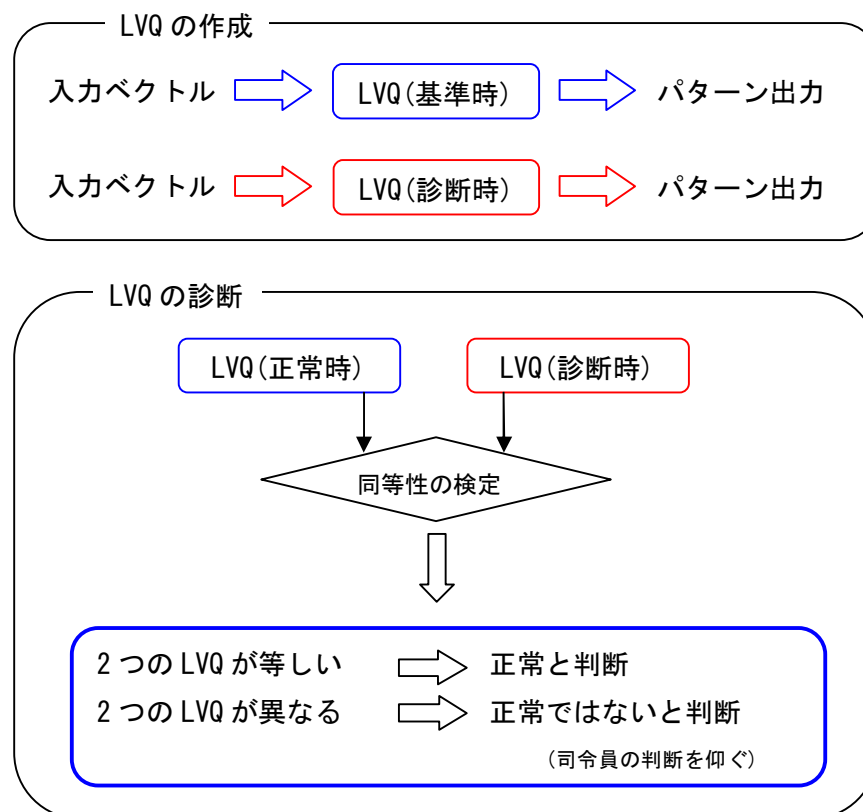


Fig.3.6 LVQ の同等性検定

3.6 2 値システムの異常診断

3.6.1 時間的相関

時間的相関は 1 箇所のセンサに着目したとき、そのセンサにおける異常発生の時間的な相関である。過去の発生時間や発生間隔など時系列データをパラメータとした相関を元にして、正常時と診断時でのその相関の変動から異常を診断する。時系列などの回帰モデルは自己回帰（Auto-Regressive）モデルという。自己回帰モデルにはセンサが 1 つでモデルを作れるという特徴がある。

3.6.2 空間的相関

空間的相関は 1 箇所のセンサではなく複数のセンサを対象とし、同時刻の各センサの発生・回復状態の相関である。あるセンサで異常情報が発生したときのそのほかのセンサの発生・回復状態をパラメータとした相関を元にして、正常時と診断時でのその相関の変動から異常を診断する。

3.6.3 両者を用いたモデル

時間的相関、空間的相関の両方を用いて診断する。1 つのセンサの時系列データと他の機器の時系列データとの相関を用いて、正常時と診断時でのその相関の変動から異常を診断する。複数のセンサ間、さらに時間的な相関があれば時間的相関、空間的相関を用いて異常を診断することが可能となる。

3.7 結言

以上のように鉄道定常監視システムを2値システムとしてモデル化を行い、RS(応答曲面法)、LVQ(学習ベクトル量子化)を用いて異常を検知する。

第 4 章

RS(応答曲面法)による解析

4.1 緒言

本章で手法として用いる RS(応答曲面法)は従来、連続量の相関を診断する場合に用いられてきた。今回は 1,0 の 2 値モデルという離散量のデータに関してこの応答曲面法を適用した診断方法を検討する。

4.2 解析手順

4.2.1 解析手順

まず、対象とする装置を踏切障害物検知装置したが、踏切障害物検知装置は踏切ごとに取り付けられているためにその数は膨大な数に上るため、さらに対象とする踏切を絞り込む。本研究では頻繁に異常情報が挙がってくる踏切障害物検知装置、実際に異常があった踏切障害物検知装置を対象とするため、異常情報数の多い踏切障害物検知装置のみを抽出する。1ヶ月分のデータから実際に異常情報の挙がった踏切 544 箇所のうち、特に発生回数の多かった 15 箇所と実際に対応が必要な異常のあった 9 箇所を抽出した。発生回数の多かった 15 箇所の発生件数の合計はおよそ全踏切障害物検知装置の半数に達する。これらの踏切障害物検知装置の異常情報から適切なパラメータを選定することにより、基準状態と診断状態の回帰精度の高い応答曲面を作成し、その同等性を検定することにより異常を検知できるか検証する。

4.2.2 応答曲面

次にこれらの踏切障害物検知装置の異常情報から RS(応答曲面法)で用いるパラメータの選定を行う。今回は時系列データを用いて装置ごとに応答曲面を作成する。このとき、応答曲面は時系列データを用いた自己回帰モデルとなる。つまりある時刻 t におけるデータをそれ以前の時刻 $t-1, t-2, t-3, \dots$ のときのデータを用いて回帰する。したがって応答曲面式は以下ようになる。

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ x(t-1) \\ x(t-2) \\ \vdots \\ x(t-n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(t-1), x(t-2), x(t-3), & \cdots & , x(t-p) \\ x(t-2), x(t-3), x(t-4), & \cdots & , x(t-1-p) \\ x(t-3), x(t-4), x(t-5), & \cdots & , x(t-2-p) \\ \vdots & & \vdots \\ x(t-n-1), x(t-n-2), x(t-n-3), & \cdots & , x(t-n-p) \end{bmatrix} \beta + \varepsilon \quad (4-1)$$

今回診断すべき状態は以下の 2 パターンである。

1. 正常状態で短時間回復の異常情報が頻繁に挙がってくる障害物検知装置において回復までの時間が長い異常情報が挙がってきた状態
2. 正常状態で短時間回復の異常情報が頻繁に挙がってくる障害物検知装置において発生が頻度が高くなった状態

そのため時系列データのパラメータとして一定時間での発生回数、回復までに要する時間、サンプリング間隔 1 秒での発生・回復状態 1,0、などが考えられる。

パラメータを発生回数とする場合は、時間間隔を 5 分とすると、測定時よりその 5

分前までの踏切障害物検知装置の動作回数を式(2-1)における y とし、さらにその 5 分前、10 分前、15 分前・・・と 5 分間隔での踏切障害物検知装置の動作回数を $x_1, x_2, \dots, x_{10}$ とする(図 4.1)。

回復までに要する時間をパラメータとする場合は測定時の踏切障害物検知装置の回復までに要する時間を式(2-1)における y とし、それより以前に動作した踏切障害物検知装置が回復までに要した時間を順に $x_1, x_2, \dots, x_{10}$ とする(図 4.2)。

サンプリング間隔 1 秒での発生・回復状態 1,0 をパラメータとする場合には、測定時の踏切障害物検知装置の発生・回復状態 1,0 を式(2-1)における y とし、その 1 秒前、2 秒前・・・と 1 秒ごとの踏切障害物検知装置の発生・回復状態 1,0 を $x_1, x_2, \dots, x_{10}$ とする(図 4.3)。

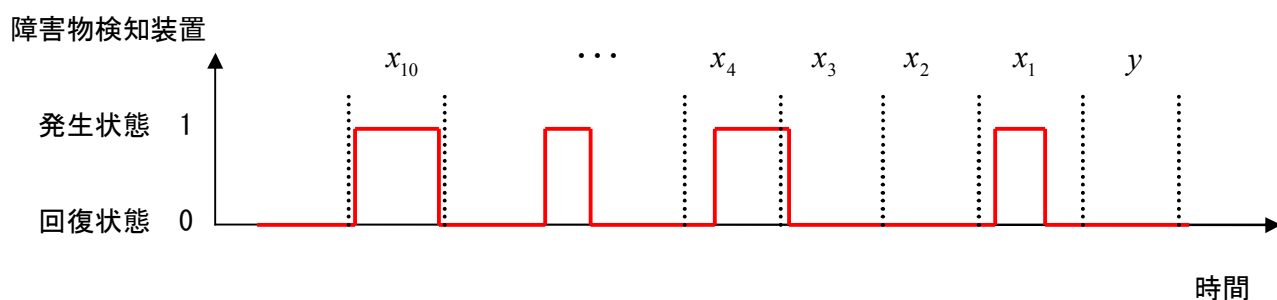


Fig.4.1 自己回帰モデルのイメージ(発生回数)

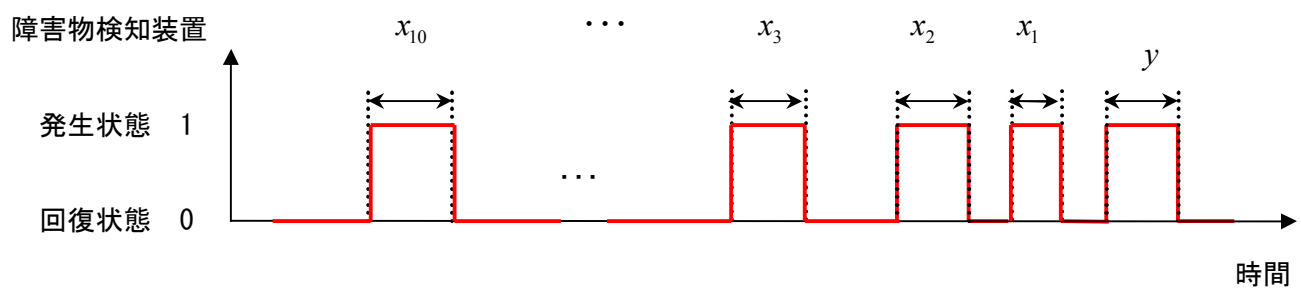


Fig.4.2 自己回帰モデルのイメージ(回復時間)

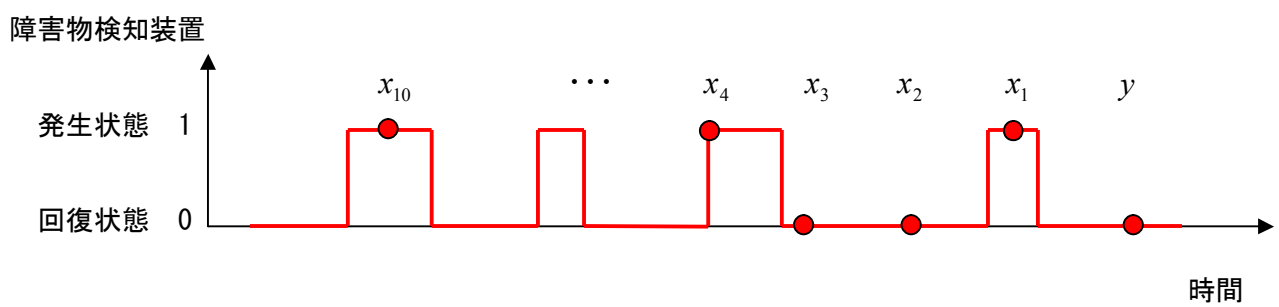


Fig.4.3 自己回帰モデルのイメージ(発生・回復状態)

4.3 RS による異常の検知

4.3.1 パラメータの選定

応答曲面の次数を上げすぎると回帰の精度を表す自由度調整済み決定係数 (R_{adj}^2) は高くなるが飽和回帰になり F 検定値が小さくなり、全く違う性格のデータを用

いて応答曲面を作成しても同等と診断されてしまうという事態に陥ることがある。そのため低い次数で高い自由度調整済み決定係数を示すパラメータを探さなければならない。図 4.4 から図 4.9 にパラメータの一例として 5 分間の発生回数、回復までに要した時間、サンプリング間隔 1 秒での発生・回復状態 1,0、を使用して式(2-2)に示した 1 次の応答曲面を作成した場合の自由度調整済み決定係数を示す。RS(応答曲面法)で同等性検定を行うためには全く回帰できていない応答曲面を使うことは出来ない。そのため回帰の精度を表す自由度調整済み決定係数を用いて自由度調整済み決定係数が 0.6 以上となるようなパラメータを選定する。

以上の結果より 1 次の応答曲面では自由度調整済み決定係数はいずれの場合も低くなり、RS(応答曲面法)を適用するには回帰精度が低すぎ使えないことが分かる。これは今回のデータが、人が偶然通ったり、偶然風が吹いて植物の葉や枝が揺れ障害物検知を引き起こしたりしたものであるため、データの発生に相関があまりないためだと考えられる。そのため今回は式(2-3)に示す 2 次の応答曲面を作成して同等性検定を行う。パラメータとしては 1 次の応答曲面で比較的、自由度調整済み決定係数の高かったサンプリング間隔 1 秒での発生・回復状態 1,0 を使用して応答曲面を作成する。図 4.10、図 4.11 にパラメータをサンプリング間隔 1 秒での発生・回復状態 1,0 として作成した 2 次の応答曲面の自由度調整済み決定係数を示す。自由度調整済み決定係数が 0.7 から 0.8 に多くあり、比較的的回帰が出来ていることが分かる

RS(応答曲面法)に 1,0 のみのデータを用いて計算しようとすると、エラーが生じることがある。これは計算の過程で必要な行列式が 0 となってしまうためである。そのため予め小さな正規誤差を乗せて計算できるようにする必要がある。これは直接的に離散量を扱うのではなく、連続量に近づけることにより計算を可能にしていることになる。

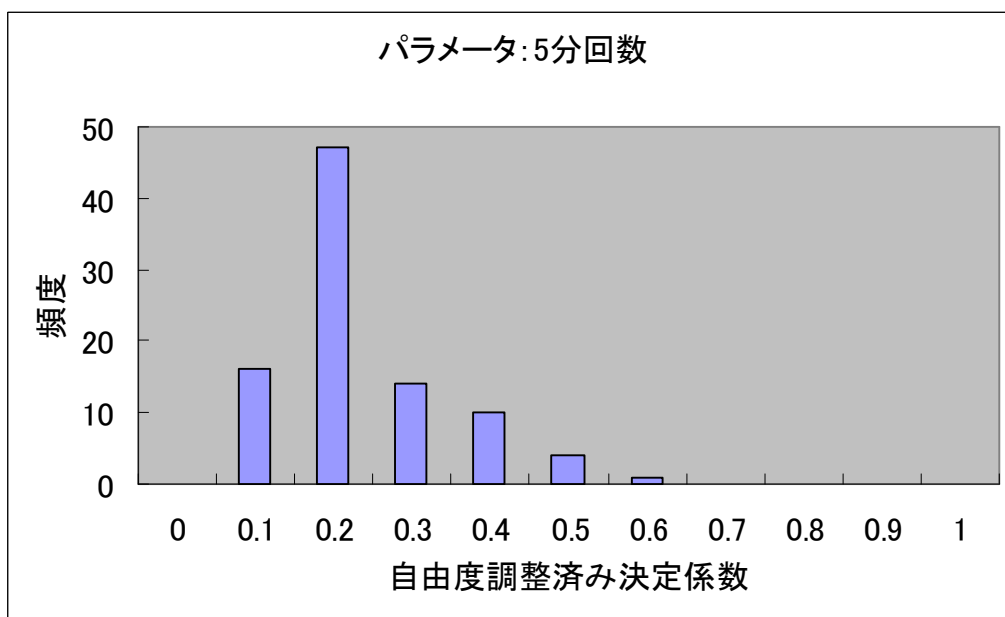


Fig. 4.4 パラメータ:5 分間の動作回数の R_{adj}^2 頻度

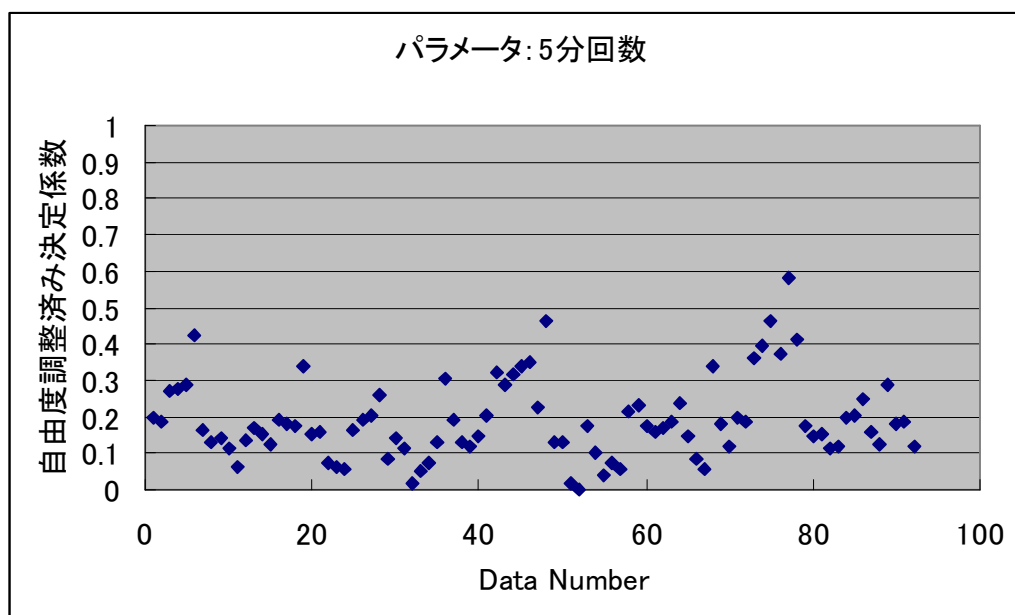


Fig. 4.5 パラメータ:5 分間の動作回数の R_{adj}^2

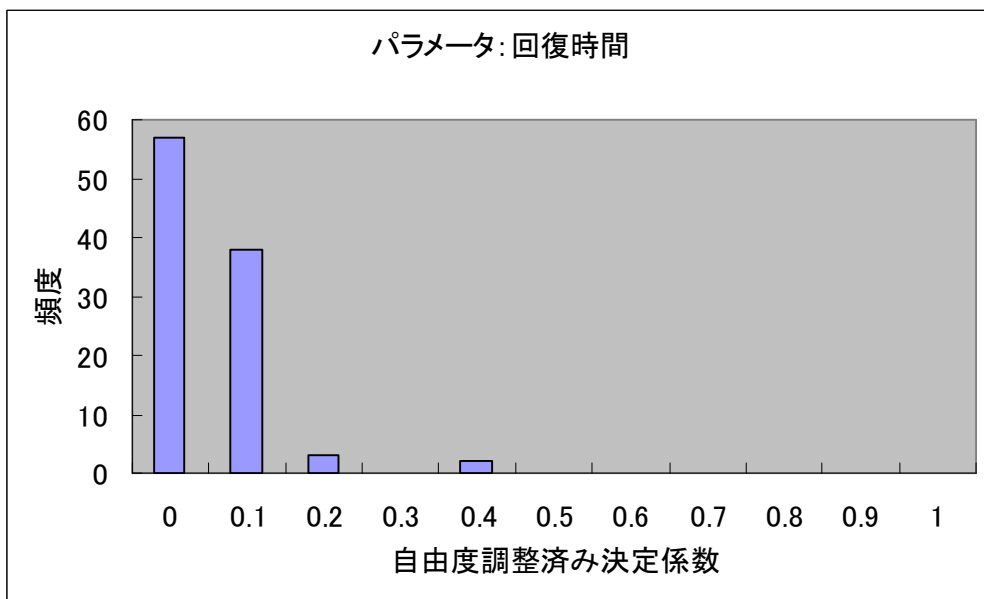


Fig. 4.6 パラメータ回復時間の R_{adj}^2 頻度

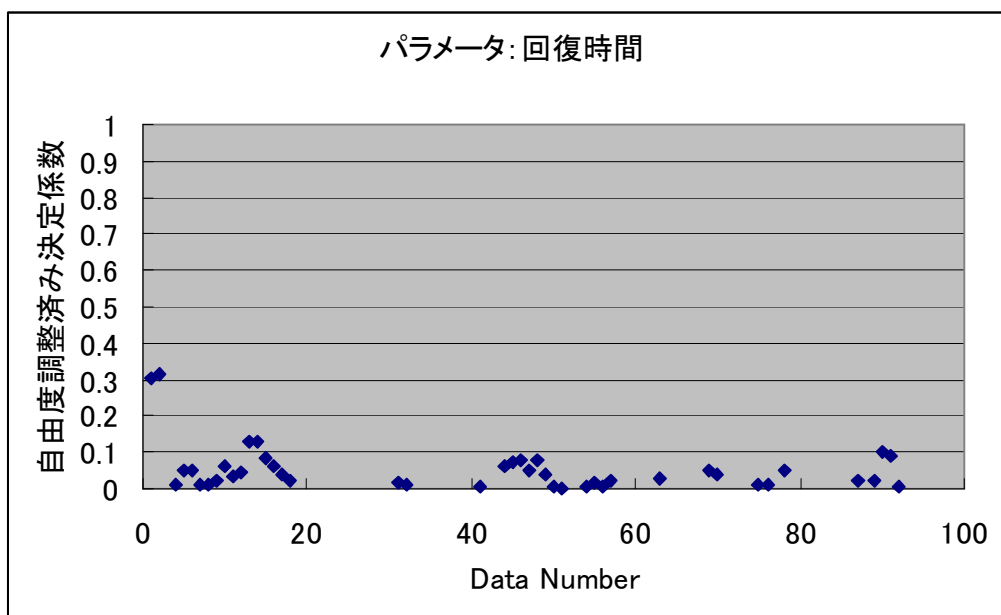


Fig. 4.7 パラメータ : 回復時間の R_{adj}^2

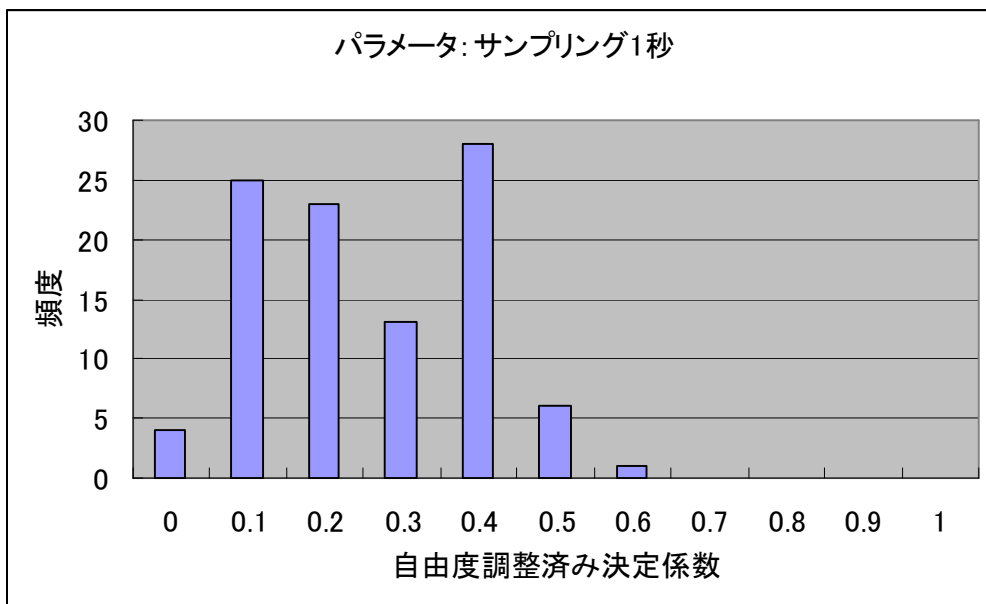


Fig. 4.8 パラメータ:発生・回復状態の R^2_{adj} 頻度

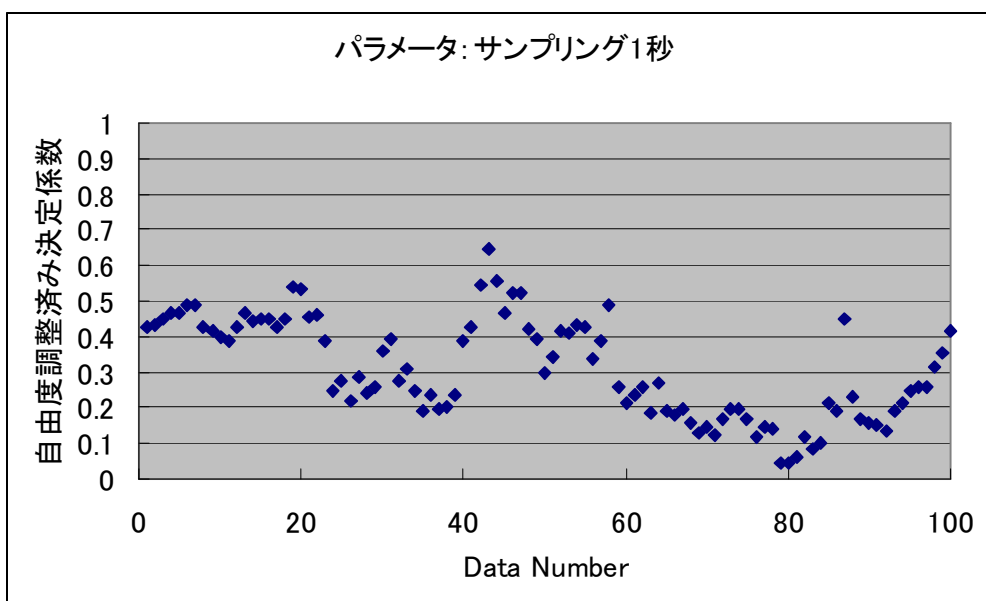


Fig. 4.9 パラメータ:発生・回復状態の R^2_{adj}

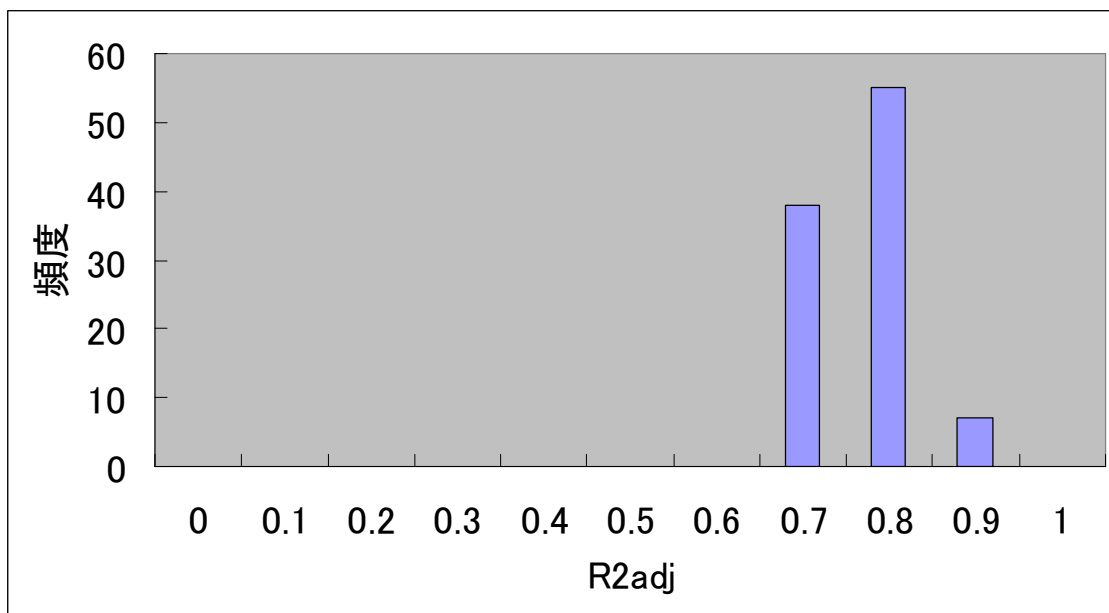


Fig. 4.10 パラメータ:発生・回復状態の R^2_{adj} 頻度

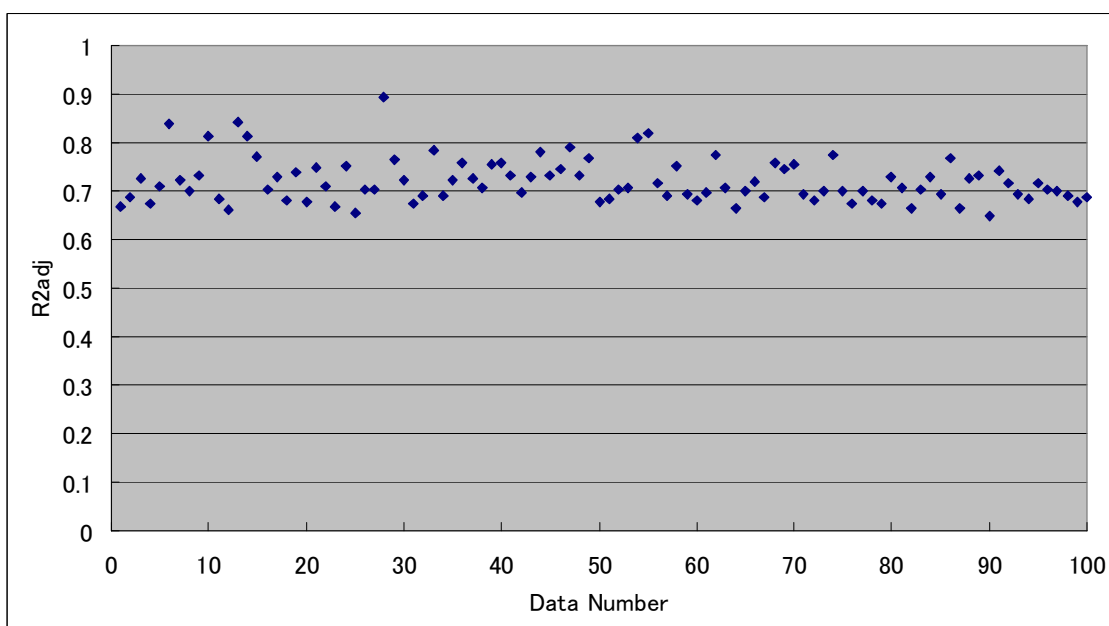


Fig.4.11 パラメータ:発生・回復状態の R^2_{adj}

4.3.2 検知方法

「正常状態で短時間回復の異常情報が頻繁に挙がってくる障害物検知装置において回復までの時間が長い異常情報が挙がってきた状態」(パターン 1)については、正常状態で挙がってくる短時間の異常情報はそのほとんどが 3 秒以下であるため、シミュレーションデータとして 1 秒、2 秒または 3 秒の信号を実際の発生割合に応じて作り、このデータから基準応答曲面を作成する。これに対し異常状態として回復時間の長さを変えた信号を作る。回復時間の長さは約 15 秒、約 30 秒とした。約 15 秒というのは実際に JR の司令員が判断の際に参考とする値であるため、この値で検知できることが望ましい。

ここでは診断の制度を求めるため、正常な状態は正常と判断、異常な状態は異常と判断できるかを調べるので、基準となる正常な状態の基準応答曲面と検定する診断応答曲面には正常時、異常時のそれぞれの応答曲面を作る。

正常状態のシミュレーションデータから基準とする正常状態の基準応答曲面と診断に使用する診断応答曲面(正常)を作成し、回復時間 15 秒、30 秒の異常状態のシミュレーションデータから診断に使用する診断応答曲面(以下、15 秒状態、30 秒状態とする)を作成する。そしてそれらの基準応答曲面と診断応答曲面を F 検定する。これを 25 回繰り返すことにより平均 F_0 値を求める。また平均 F_0 値による異常検知の精度を求めるために同様の検証を 20 回繰り返す。

「正常状態で短時間回復の異常情報が頻繁に挙がってくる障害物検知装置において発生が頻度が高くなった状態」(パターン 2)についても同様にシミュレーションデータを作成して診断を行う。正常状態で挙がってくる異常情報の回復に要する時間は上記と同じにし、ある一定時間における頻度を正常状態ではほぼ 0 回、異常状態で約 4 回、約 8 回とした(以下、頻度 4 状態、頻度 8 状態とする)。約 4 回とした基準は実際の異常状態のデータから設定した値である。この診断もパターン 1 と同様に行う。正常状態のデータから作成した基準応答曲面と、正常状態のデータから作成した診断応答曲面(正常)、異常状態のデータから作成した診断応答曲面(頻度 4 状態、頻度 8 状態)に関して同等性検定を行う。

4.4 結果・考察

4.4.1 パターン 1 についての結果・考察

図 4.12 に基準応答曲面の自由度調整済み決定係数、図 4.13、図 4.14、図 4.15 には診断に用いた 3 種類の診断応答曲面の自由度調整済み決定係数を示す。15 秒状態における応答曲面の自由度調整済み決定係数は 0.6 弱と若干小さいが、それ以外は 0.8 前後と比較的回帰できている。

このように作成したひとつの診断応答曲面に対し 25 個の基準応答曲面と F 検定を行った。その結果をヒストグラムとして図 4.16 に示す。それぞれの実現値 F_0 はそれぞれの F 分布に従い有意な差があることが分かる。さらに 25 個の F 検定値から平均 F_0 を求めることにより正常時と異常時での差を明確化する。

パターン 1 に適用した応答曲面は 2 次、被説明変数の数 5、データ数 200 なので応答曲面のパラメータ $(n, p) = (21, 200)$ となる。これより統計量 F_0 の期待値 $E(F_0)$ 、分散 $\sigma^2(F_0)$ はそれぞれ式(2-17)、式(2-18)より以下のようなになる。

$$E(F_0) = 1.01282 \quad (4-2)$$

$$\sigma^2(F_0) = 0.22584 \quad (4-3)$$

したがって有意水準 $\alpha = 0.05$ 、繰り返し計算数 $r = 25$ のとき式(2-19)で定義される同等性仮説採択領域は次式となる。

$$0.842 < \overline{F_0} < 1.184 \quad (4-4)$$

結果を図 4.18 に示す。正常時はそのほとんどが採択領域に含まれ、異常時はかなり離れた値を取っていることが分かる。また正しく診断できた回数とその確率を表 4.1 に示す。正常時の診断において F 値が採択領域よりも小さく出てしまったのは応答曲面を作成した際に使用したシミュレーションデータが非常に似ているためだと考えられ、正常ではないと判断すべきではないと考えられる。この点を考慮すると正常時の同等性採択回数は 16 回であるのに対し、異常時の 15 秒状態、30 秒状態ではそのすべてで同等性は棄却され、高い精度で異常を検知できることが分かる。

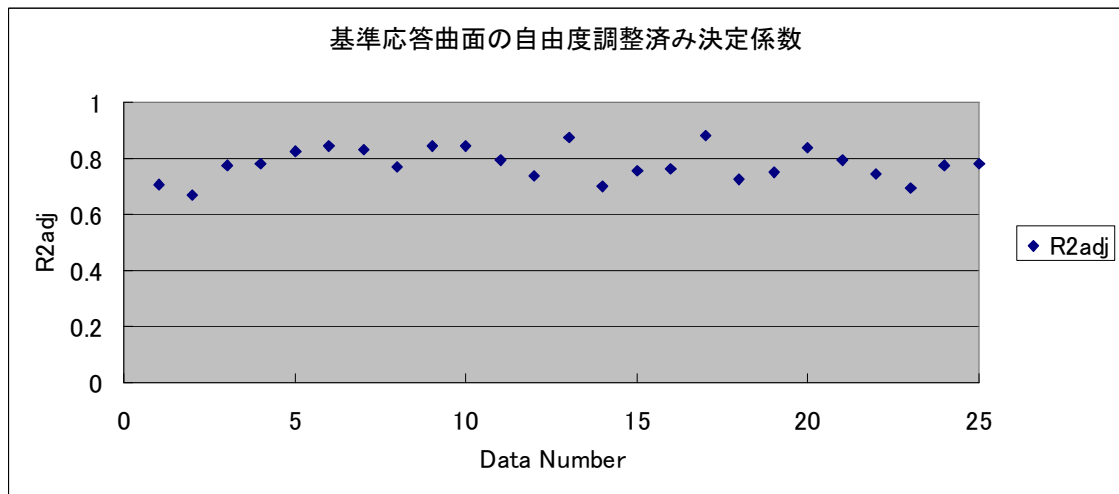


Fig. 4.12 基準応答曲面の R^2_{adj}

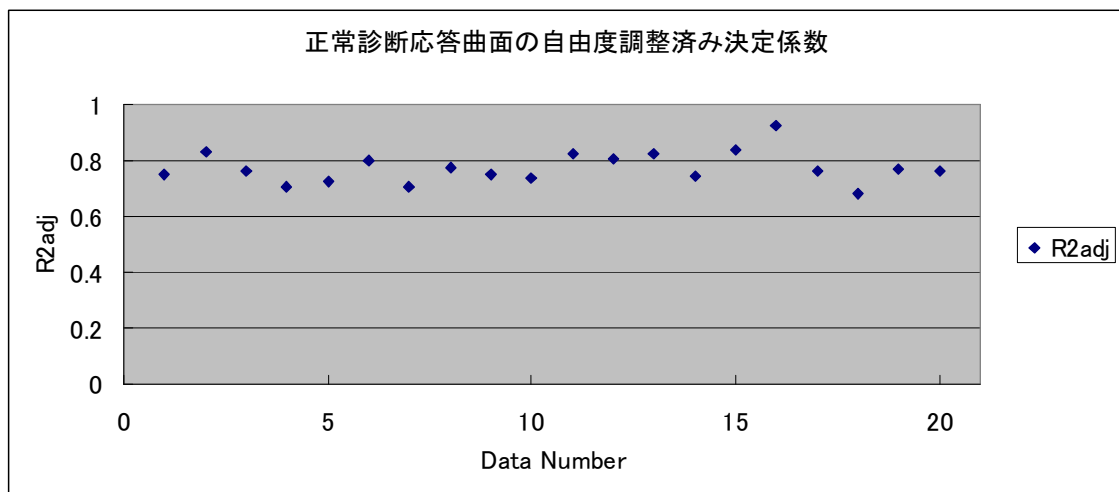


Fig. 4.13 診断応答曲面(正常)の R^2_{adj}

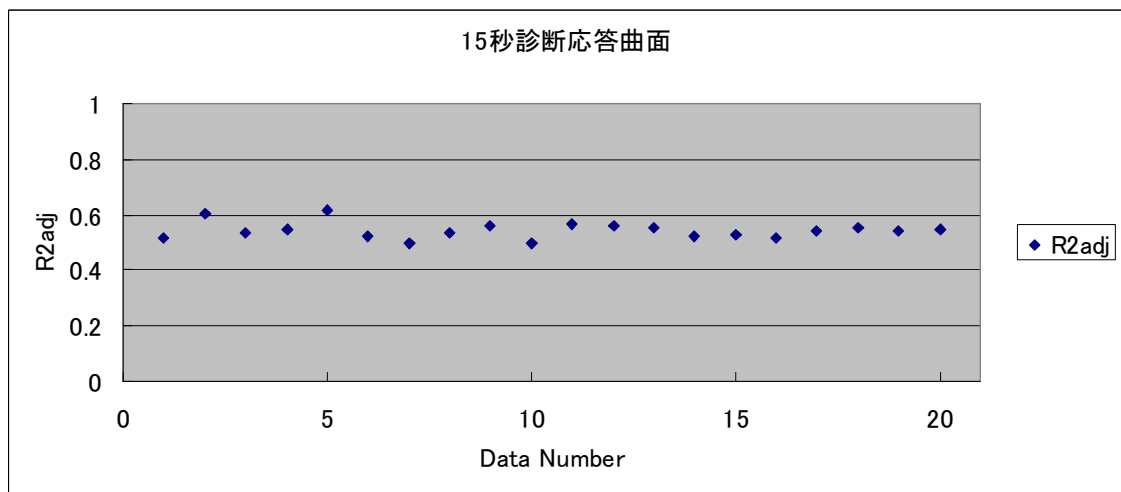


Fig. 4. 14 診断応答曲面(15 秒)の R_{adj}^2

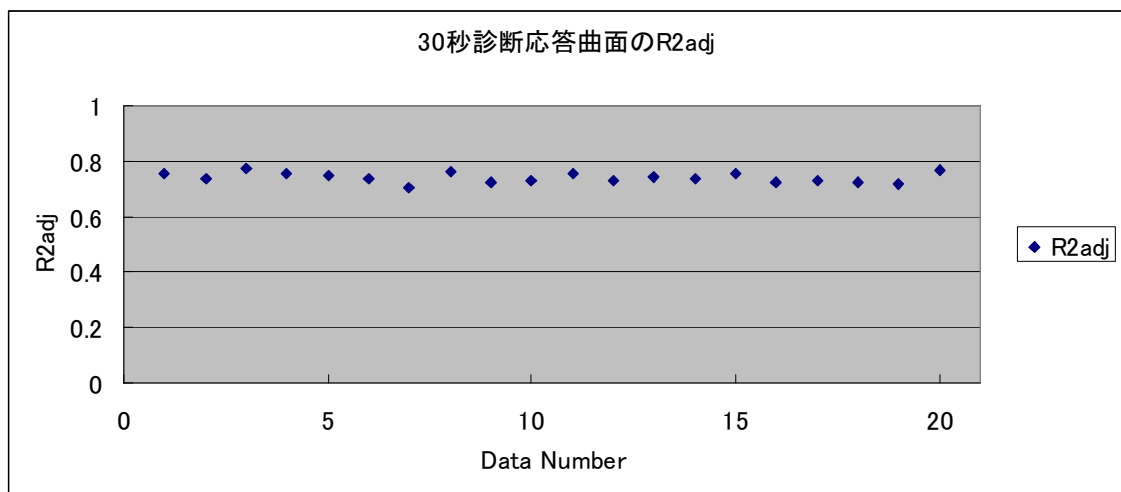


Fig. 4. 15 診断応答曲面(30 秒)の R_{adj}^2

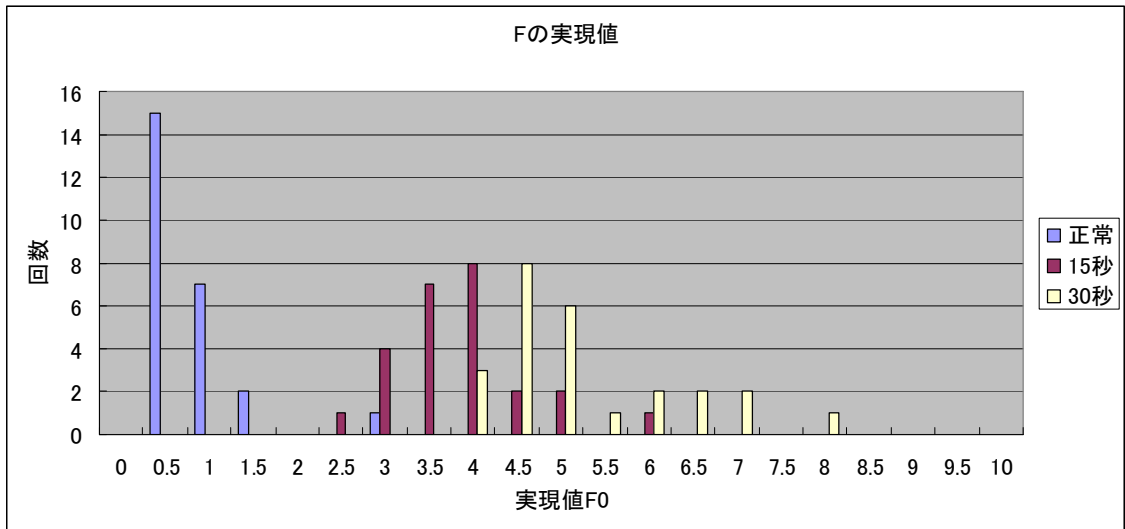


Fig.4.16 F の実現値頻度

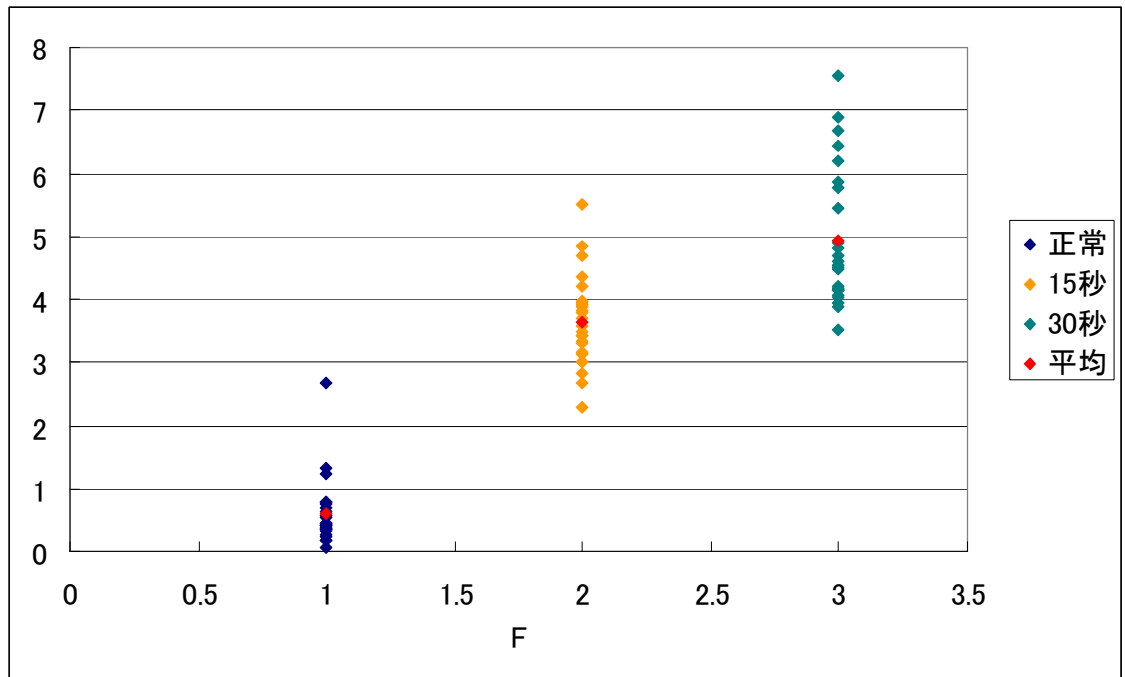


Fig. 4.17 F の実現値と平均値

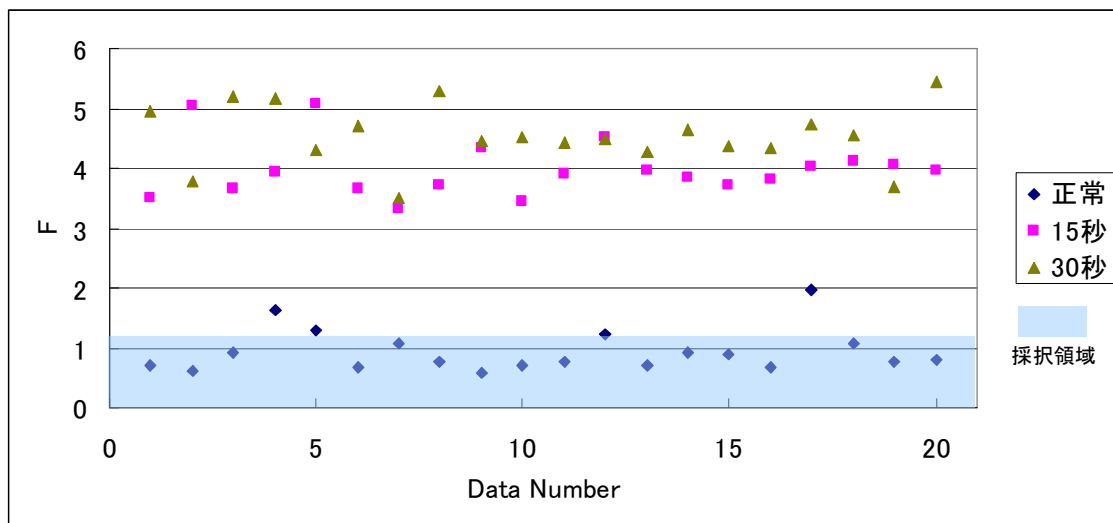


Fig.4.18 平均 F_0 の診断結果

Table4.1 診断結果(パターン 1)

診断状態	正常	15 秒	30 秒
同等性棄却回数	4	20	20
正しい判断をする確率	80%	100%	100%

4.4.2 パターン 2 についての結果・考察

パターン 2 についても同様にシミュレーションデータから検定を行う。

図 4.19 から図 4.22 にそれぞれの自由度調整済み決定係数を示す。頻度 4、頻度 8 のとき診断応答曲面の自由度調整済み決定係数が高いのは頻度の影響を大きく受けているためである。

各測定時点から 5 分前の間に発生した回数をパラメータとして応答曲面を作成した場合、応答曲面への寄与度を表す t 値が定数項でとても大きくなり、頻度のパラメータでは小さくなり回帰に寄与していないことが分かる。したがってそのままでは頻度が変わった場合に検知が出来なくなるのでデータの取り方を変え、測定時点で動作状態、すなわちデータが 1 となっているときにのみ直前 5 分間の動作回数をパラメータに含める。この場合、正常時には直前 5 分間にほとんど発生することがなく、異常時には 5 分間で 4 回前後、または 8 回前後の頻度の動作回数があることになる。

診断を行った結果の統計量 F_0 の実現値 F_0 を図 4.23、その分布と平均値を図 4.24 に示す。先ほどとは異なり、平均には差があるものの F_0 値の範囲が重なってしまう領域があることが分かる。したがってこの場合も平均 F_0 を用いて異常の検知を行う。

パターン 2 に適用した応答曲面は 2 次、被説明変数の数 6、データ数 100 なので応答曲面のパラメータ $(n, p) = (28, 200)$ となる。これより統計量 F_0 の期待値 $E(F_0)$ 、分散 $\sigma^2(F_0)$ はそれぞれ式(2-17)、式(2-18)より以下のようになる。

$$E(F_0) = 1.01409 \quad (4-5)$$

$$\sigma^2(F_0) = 0.17944 \quad (4-6)$$

したがって有意水準 $\alpha = 0.05$ 、繰り返し計算数 $r = 25$ の式(2-19)で定義される同等性仮説採択領域は次式となる

$$0.86187 < \overline{F_0} < 1.1663 \quad (4-7)$$

となる。平均 F_0 を用いて診断した結果を図 4.25、表 4.2 に結果を示す。この場合も 80% の確率で正常と診断でき、計算上は 100% の確率で異常を検知できることになる。

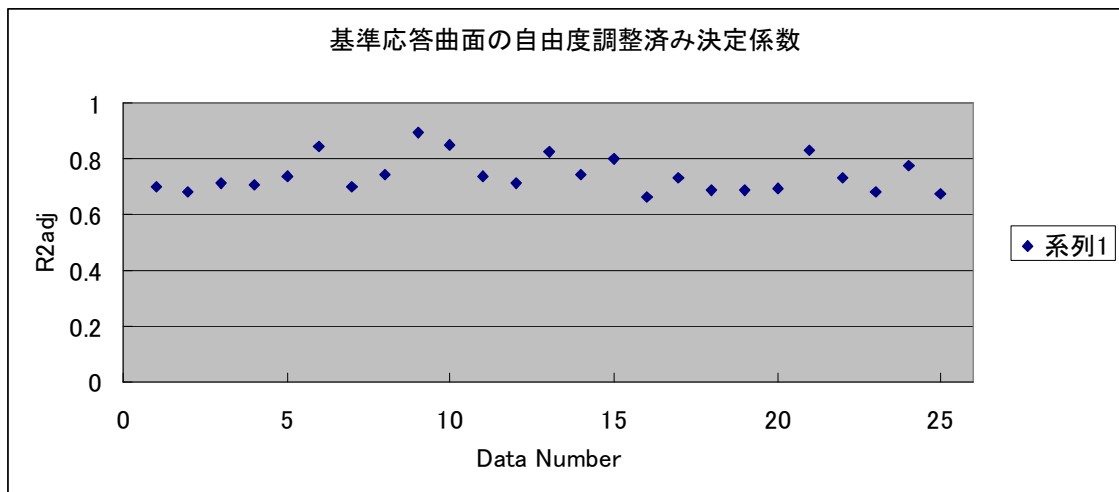


Fig. 4. 19 基準応答曲面の R^2_{adj}

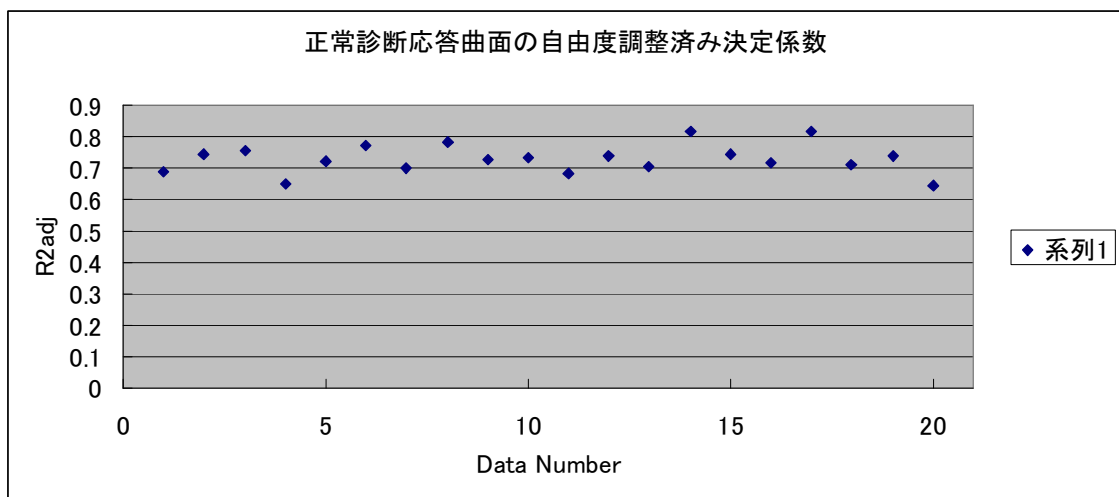


Fig. 4. 20 診断応答曲面(正常状態)の R^2_{adj}

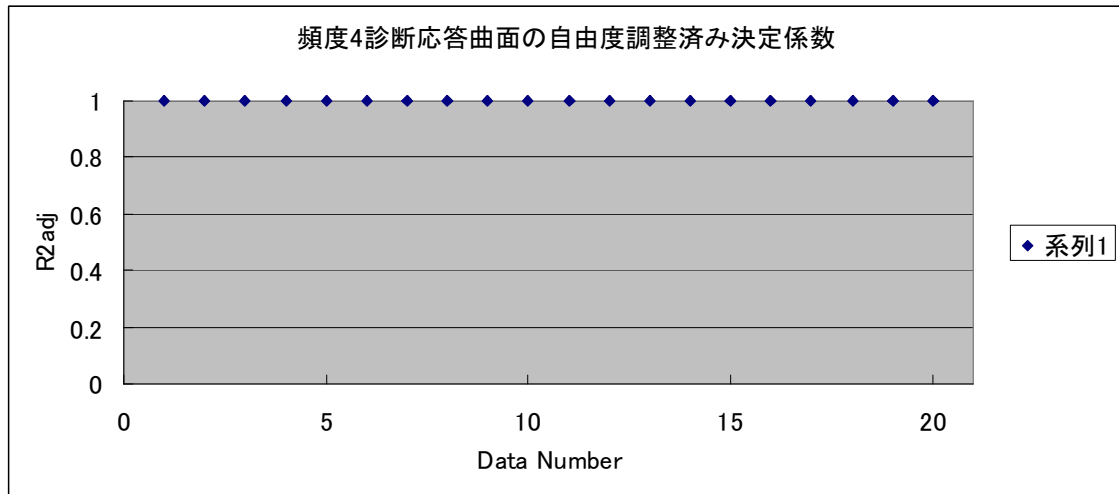


Fig. 4.21 診断応答曲面(頻度 4 状態)の R_{adj}^2

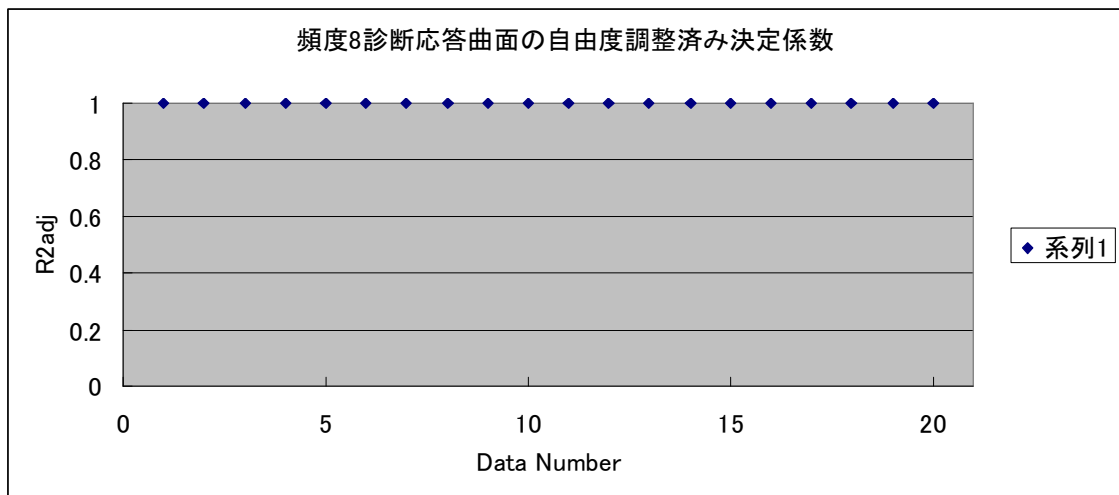


Fig. 4.22 診断応答曲面(頻度 8 状態)の R_{adj}^2

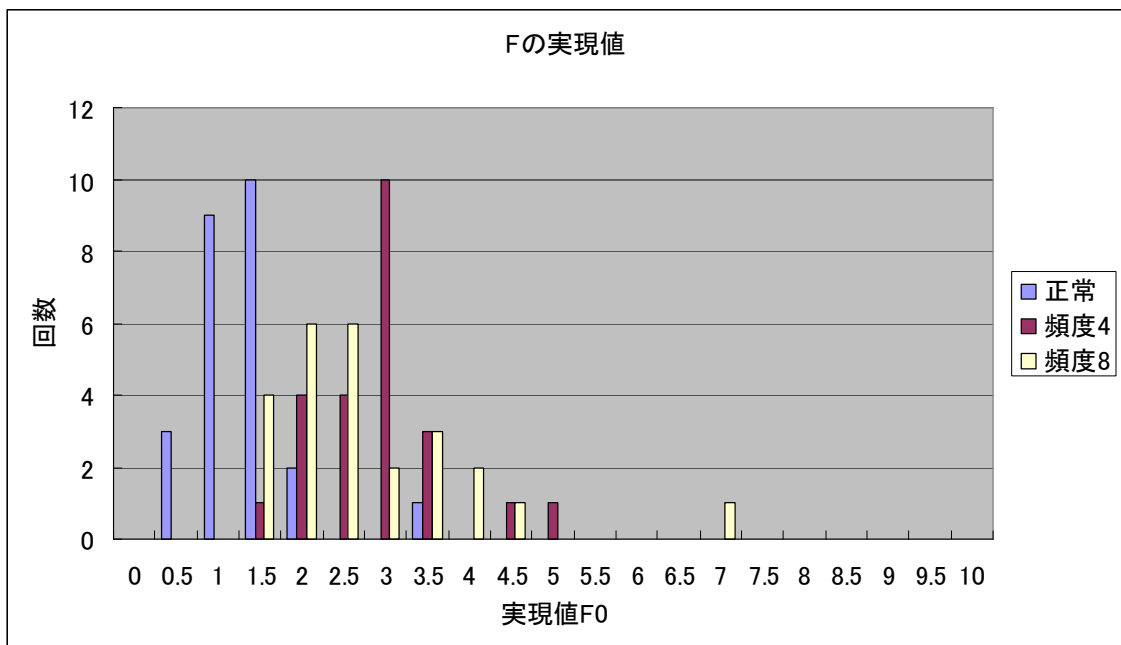


Fig. 4. 23 F の実現値 F_0

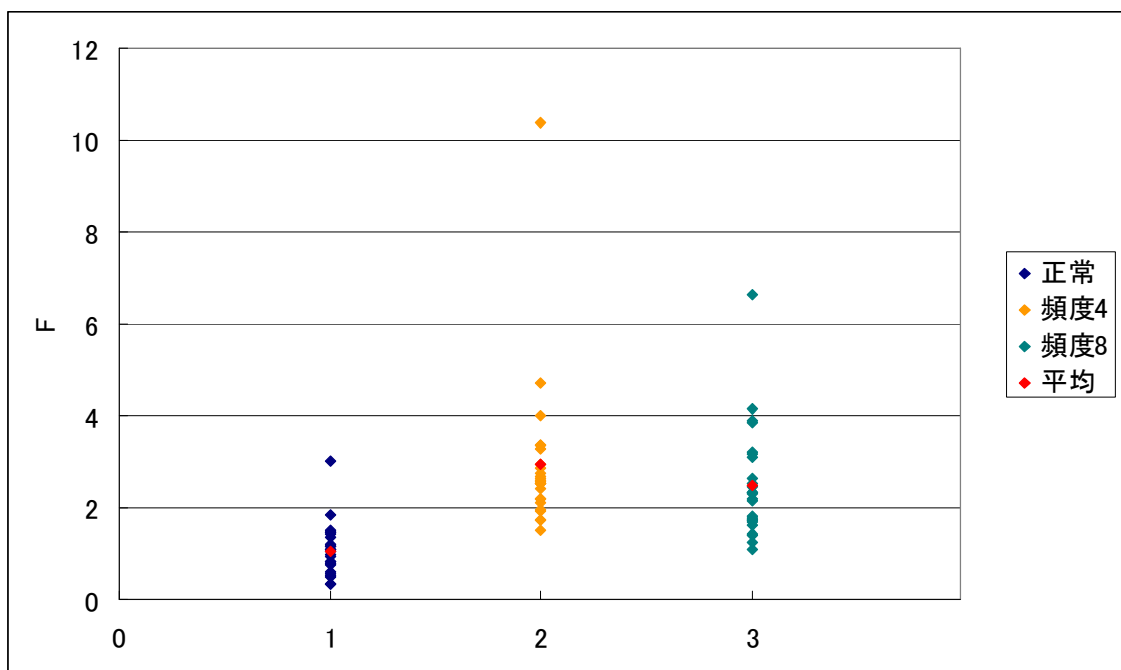


Fig. 4. 24 F の実現値とその平均

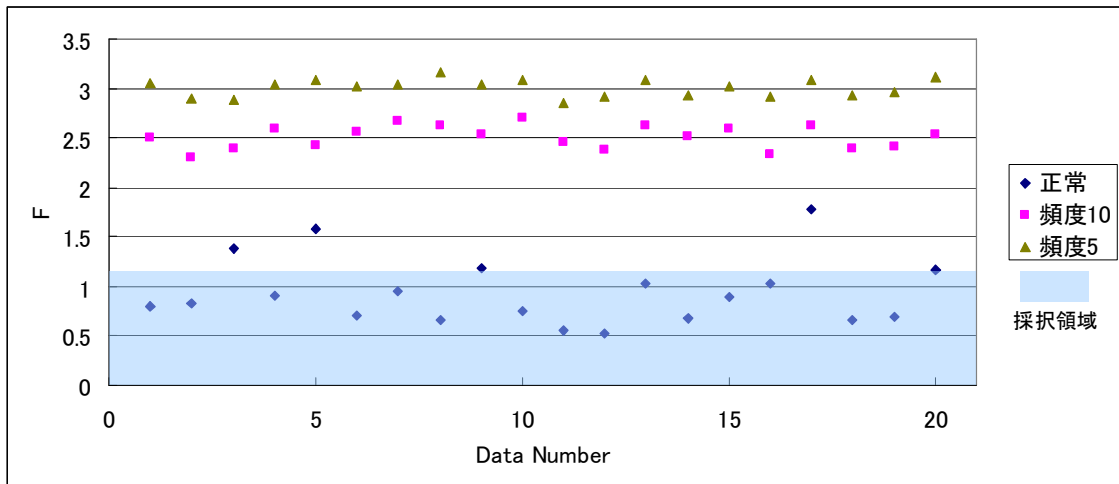


Fig.4.25 平均 F_0 の診断結果

Table4.2 診断精度(パターン 2)

診断状態	正常	頻度 4	頻度 8
同等性棄却回数	4	20	20
正しい判断をする確率	80%	100%	100%

4.5 結言

本章では RS(応答曲面法)を用いて異常検知の手法を提案した。この手法を適用することで異常検知をすることが出来るという結果が得られた。従来の連続量ではなく離散量の相関による異常検知を目的としていたが離散量の相関が小さく、また離散量を直接扱うのではなく、ノイズを乗せて連続量に近い形にして扱うことで異常の検知を行うことが可能であることを示した。相関が弱いときには応答曲面の次数を上げなければ回帰できないが、次数を上げすぎると診断の精度が落ちるという問題が生じる。したがって相関が弱い場合にも適用できる手法が望まれる。そこで提案するのが次章で扱う LVQ による手法である。

第 5 章

LVQ(学習ベクトル量子化)による解析

5.1 緒言

第 4 章では離散量を連続量として扱うことによって RS(応答曲面法)を適用し異常を検知する方法を提案した。しかし扱う量が離散量のみであるならパターン認識など、離散量を出力として与える LVQ(学習ベクトル量子化)を用いることによりさらに精度の高い診断が出来るのではないかと考え、LVQ(学習ベクトル量子化)を用いた異常検知方法を検討する。

5.2 解析手順

5.1.1 解析手順

RS(応答曲面法)と同様に異常情報の頻繁に挙がる 15 箇所の踏切と実際に異常のあった 9 箇所の踏切における踏切障害物検知装置の異常情報をもとにシミュレーションデータを作り正常時、診断時の LVQ を作成し同等性を検定することにより異常を検知できるか検証する。

5.1.2 LVQ

3.5.2 で述べたように通常、パターン認識として使われる LVQ を回帰モデルとして使用する。LVQ に関しても自己回帰モデルとして用いるため入力を時刻 $t-1, t-2, t-3, \dots$ の踏切障害物検知装置の状態とし、出力を時刻 t の踏切障害物検知装置の状態とする。出力を y 、入力を X とすると以下のように表せる。

$$y = \begin{bmatrix} x(t) \\ x(t-1) \\ x(t-2) \\ \vdots \\ x(t-n) \end{bmatrix} \quad (5-1)$$

$$X = \begin{bmatrix} x(t-1), x(t-2), x(t-3), & \cdots & , x(t-(p-1)) \\ x(t-2), x(t-3), x(t-4), & \cdots & , x(t-1-(p-1)) \\ x(t-3), x(t-4), x(t-5), & \cdots & , x(t-2-(p-1)) \\ \vdots & & \vdots \\ x(t-n-1), x(t-n-2), x(t-n-3), & \cdots & , x(t-n-(p-1)) \end{bmatrix} \quad (5-2)$$

次にパラメータの選定であるが、ここでは 1,0 を直接扱うこととするため、RS(応答曲面法)の場合と同様に踏切障害物検知装置の各時刻における発生・回復状態(1,0)をパラメータとする。踏切障害物検知装置における正常状態のシミュレーションデータから LVQ を作り、それを基準状態の LVQ とする。さらに正常状態、異常状態から LVQ を作りこれを診断状態の LVQ とした。検知すべき異常状態は上記のパターン 1 とパターン 2 の動作時間、発生頻度が増加したときなので異常状態のシミュレーションデータは RS(応答曲面法)と同じである。異常状態として 15 秒状態、30 秒状態の診断応答曲面を作成する。

LVQ では応答曲面式の次数に当たるパラメータとして学習回数やコードベクター数がある。この値を変えることにより回帰精度や、同等性検定の意味が変わってくる。学習回数やコードベクター数を増やすと RS(応答曲面法)と同様に回帰精度は上がるが過度に上げすぎると飽和回帰になり、未知の入力データに対し正しく回帰されなくなってしまうため、同等性検定に用いる F 値が低くなり異なったデータを用いても同等であると診断されてしまうことになる。したがってコードベクター数や学習回数を増やしても回帰精度が上がらなくなる状態である飽和回帰に陥る直前のパラメータで LVQ の診断を行うことが望ましい。

以下に飽和回帰のイメージ図を示す。横軸はコードベクター数、縦軸は回帰精度表す。実線が学習のためのデータにより LVQ を学習させた場合の回帰精度の変化を表す。コードベクター数を増やすとその回帰精度はだんだんと上がり、やがて一定になる。破線は上記の方法により学習させた LVQ に対し、未知のパターンを入力させた場合の回帰精度である。学習させたデータと同様に最初は徐々に上がっていくが、やがて回帰精度は下がってくるのが分かる。この回帰精度が落ちてきている状態が飽和回帰状態である。学習に用いたデータに対しては高い回帰精度があるが、未知のパターンに対してはしっかりと回帰できておらず、汎化能力が失われている。本来なら未知の入力データにより飽和回帰の始まるコードベクター数を調べるのが望ましいが、本研究ではこの飽和回帰に陥る直前の状態として学習データの回帰精度が一定となるコードベクター数をもって診断のための学習を行った。

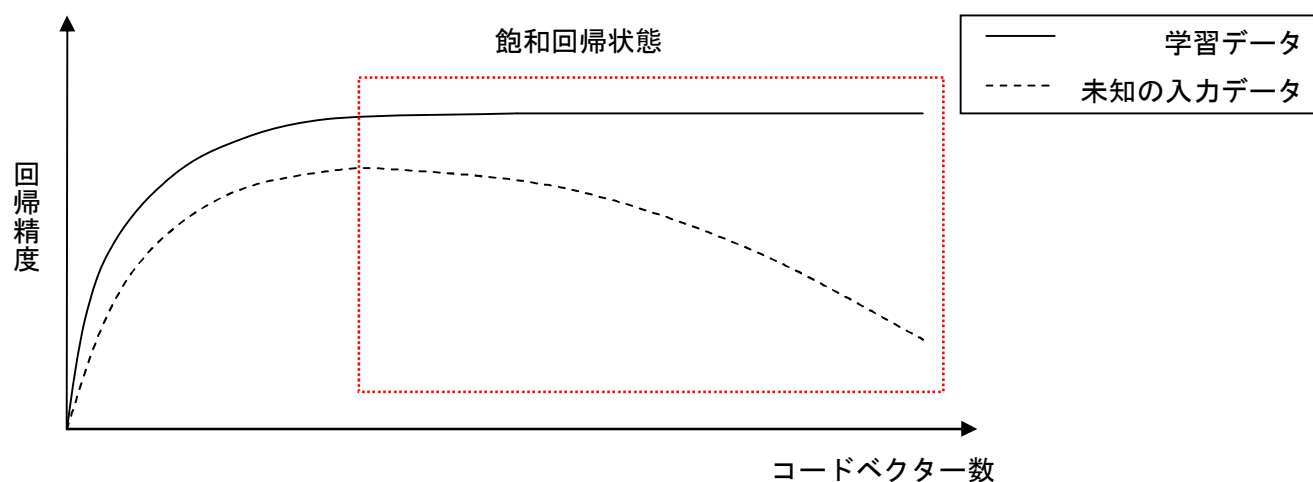


Fig.5.1 飽和回帰のイメージ図

5.3 結果・考察

本手法をまずパターン 1 について行った。

診断状態の LVQ と基準状態の LVQ100 個から F 値を 100 個求めた。基準状態 LVQ と診断 LVQ15 秒状態で F 値を求めた際の回帰率を図 5.2 に示す。横軸がコードベクター数、縦軸が回帰率である。図 5.2 よりコードベクター数を 50 以上にすると回帰率が一定となり飽和回帰に陥っていることが分かる。そこで回帰率の最も高そうなコードベクター数 5 から 20 の範囲を拡大すると図 5.3 のようになる。図よりコードベクター数が 16 または 17 のときに回帰率が最大となり 18 より大きくなると飽和回帰に陥っていくことが分かる。したがって今回の診断に用いるコードベクター数は 16 とする。なお今回の場合、学習回数は 1000 回と一定にしてある。

コードベクター数を 16、学習回数を 1000 として診断正常状態、異常 15 秒状態の 2 つの場合で診断を行ったさいの F の実現値 F_0 を図 5.4 に示す。分布には大きな差がある。ここで平均 F_0 を求めると以下のようなになる。

$$\text{診断正常状態} \quad \text{平均 } F_0 = 0.0304 \quad (5-3)$$

$$\text{異常 15 秒状態} \quad \text{平均 } F_0 = 24.4141 \quad (5-4)$$

RS(応答曲面法)では平均 F_0 を考えるとデータ数、自由度より同等性の採択領域が決まったが、LVQ ではその同等性採択領域決定のための自由度が分からず、また F 分布に従うとも限らないので同様の手法は適用できないが F 値は統計量であるため、平均の差を見ることにより有意な差があるかを考えることは出来る。今回の場合も診断正常状態の分散はとても小さく、また異常 15 秒状態の平均と大きな差があるため、平均 F_0 により異常を検知することは可能であると考えられる。ここでは仮に分布を正規分布とすると正常時の平均、分散は 100 回の診断結果より

$$E(F_0) = 0.0304 \quad (5-5)$$

$$\sigma^2(F_0) = 5.493 \quad (5-6)$$

となる。有意水準を $\alpha=0.05$ とすると診断基準とすべき F は

$$F_{(0)} = 3.885 \quad (5-7)$$

となる。この値を閾値として診断結果の正答率を見ると以下の表のようになる。

Table5.1 診断精度(パターン 1)

診断状態	正常	異常 15 秒
同等性棄却回数	5	98
正しい判断をする確率	95%	98%

閾値をこのように決めた場合、異常状態であっても同等性が棄却され異常がないと診断されてしまうケースが 2 回ある。これは今回の分布を正規分布と仮定しているが、実際には正規分布とはだいぶ違う分布にしたがっているためだと考えられる。そこで診断基準を異常時の最下限値に設定すると以下のような診断結果になる。

Table5.2 診断精度(パターン 1)

診断状態	正常	異常 15 秒
同等性棄却回数	5	100
正しい判断をする確率	95%	100%

このように閾値を設定すると正常時の診断精度を落とすことなく異常時の診断精度を上げることができる。

次にパターン 2 の頻度が変わった場合について同様にシミュレーションデータを作成して診断を行った。その結果を図 5.6 に示す。LVQ を用いた SI-F 法ではパラメータの 6 個目に過去 10 分間の踏切障害物検知装置の異常発生回数を加えている。過去 10 分間の過去異常発生回数は通常時にはほぼ 0 回、ごくまれに 1 回とし、異常時には実際の異常時のデータから 4 回前後としてシミュレーションデータを作成した。パターン 2 においても自由度が分からず、理論分布が不明なため以下の値から正規分布を仮定する。

$$E(F_0) = 0.05658 \quad (5-8)$$

$$\sigma^2(F_0) = 1.17495 \quad (5-9)$$

より正規分布を仮定して閾値を決定すると、閾値は

$$F_{(0)} = 1.840 \quad (5-10)$$

となる。この値を閾値として診断を行った。その診断精度の結果を表 5.3 に示す。

Table5.3 診断精度(パターン 2)

診断状態	正常	異常状態(頻度)
同等性棄却回数	0	100
正しい判断をする確率	100%	100%

パターン 2 においては正常時、異常時それぞれ 100 回ずつ診断した結果、100%の精度で正答している。頻度をパラメータに加えた場合にはかなり精度が高く診断が出来ている。これに関しては RS(応答曲面法)を用いた場合、パラメータの取り方を変えるなどする必要があったが、LVQ を用いるとそのようなことをせずに高い正答率の診断結果が得られた。

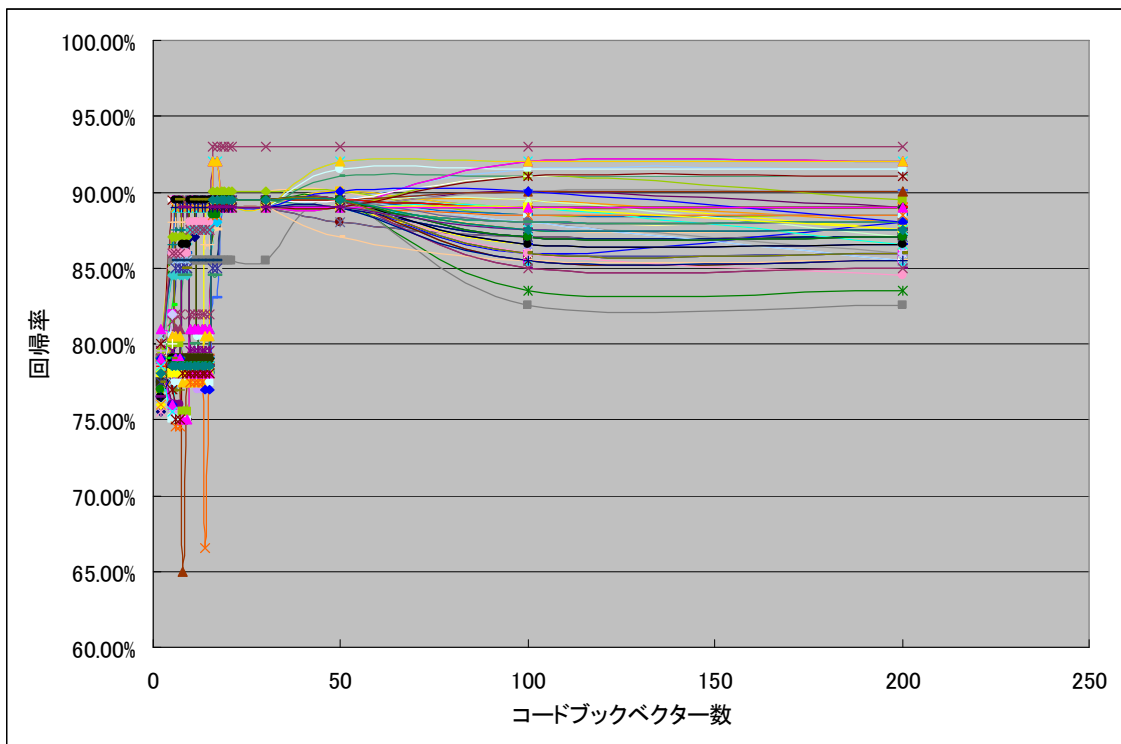


Fig.5.2 コードベクター数による回帰率の変化

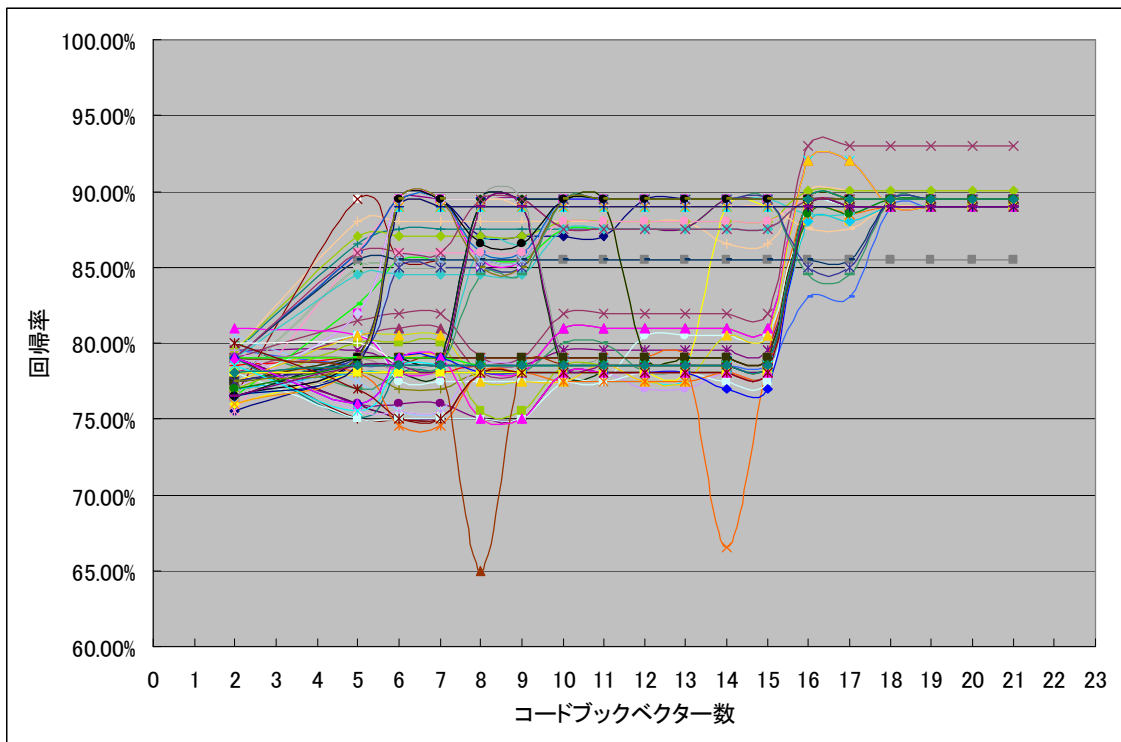


Fig.5.3 コードベクター数による回帰率の変化(拡大)

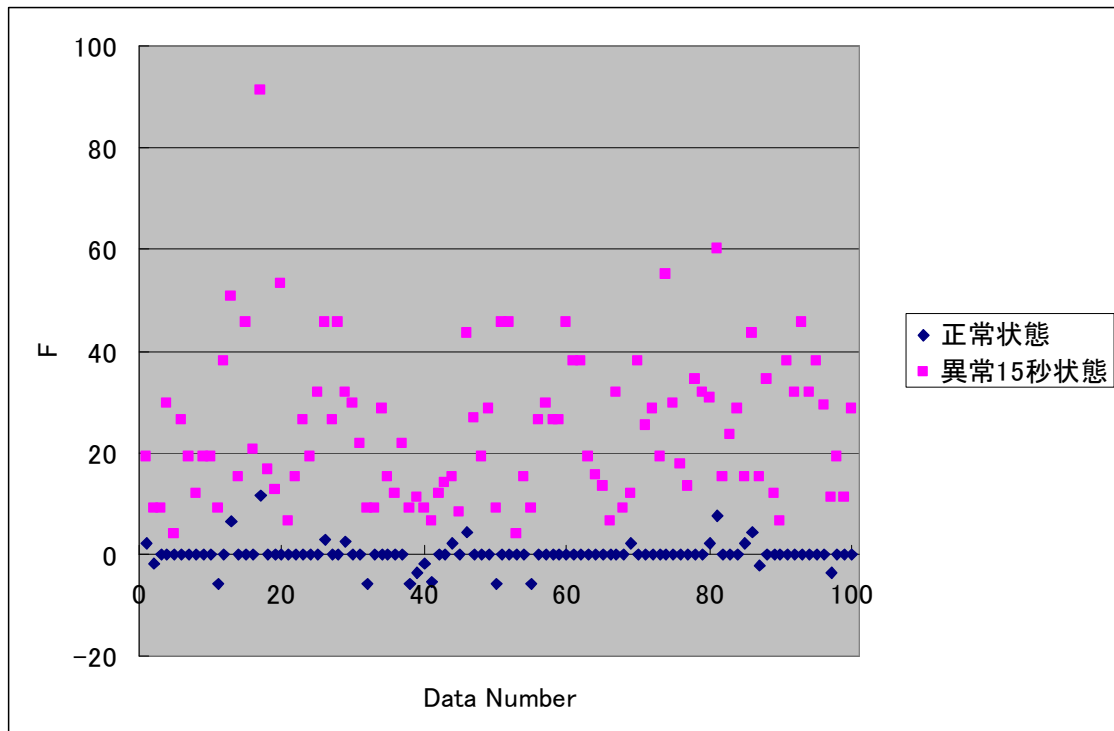


Fig. 5.4 実現値 F_0

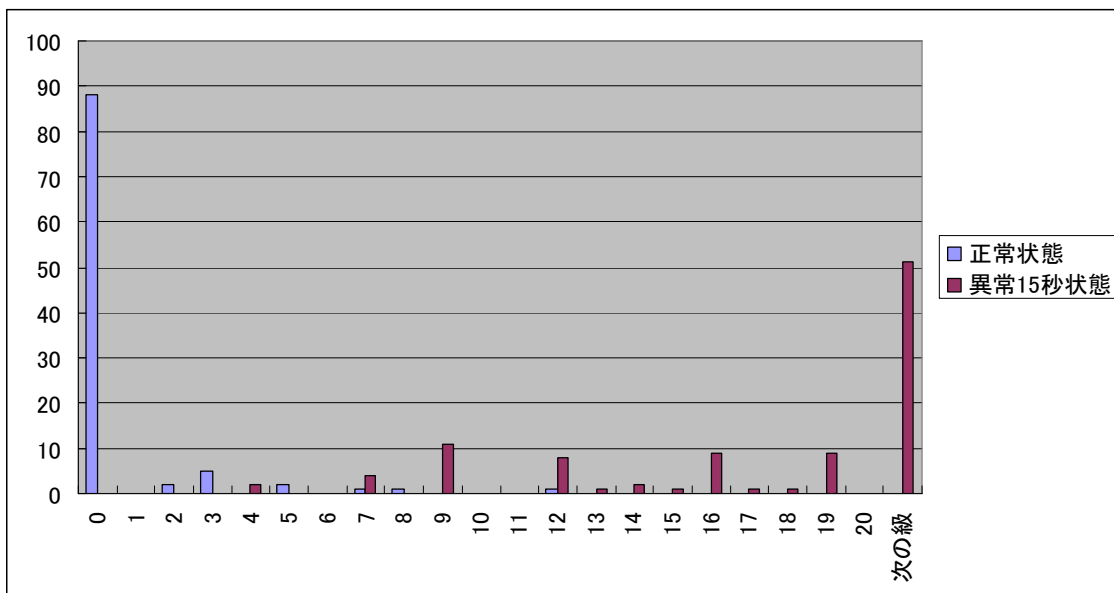


Fig. 5.5 実現値 F_0 の頻度(パターン 1)

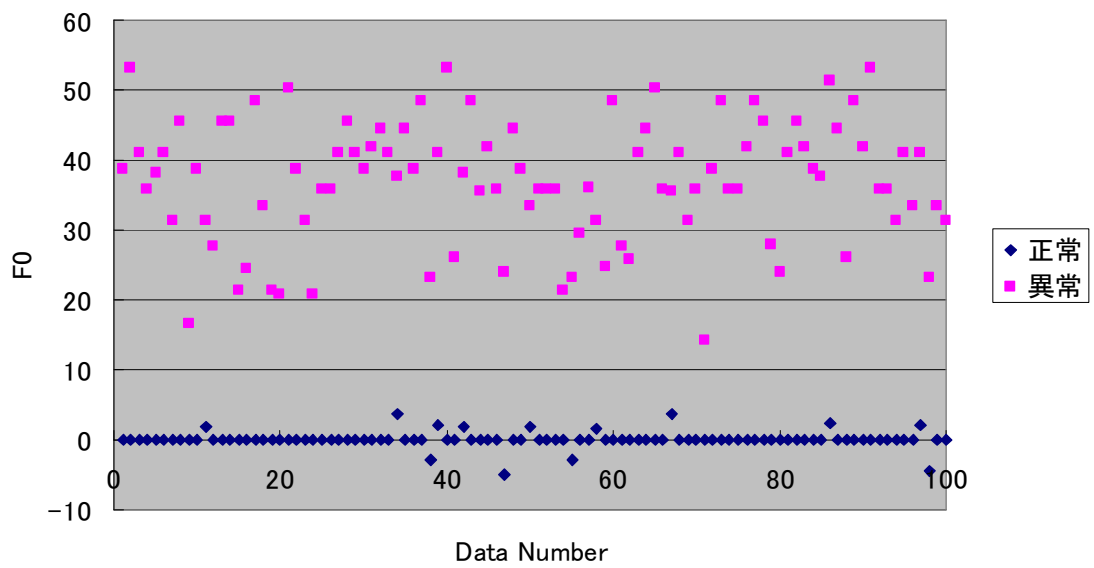


Fig. 5.6 実現値 F_0

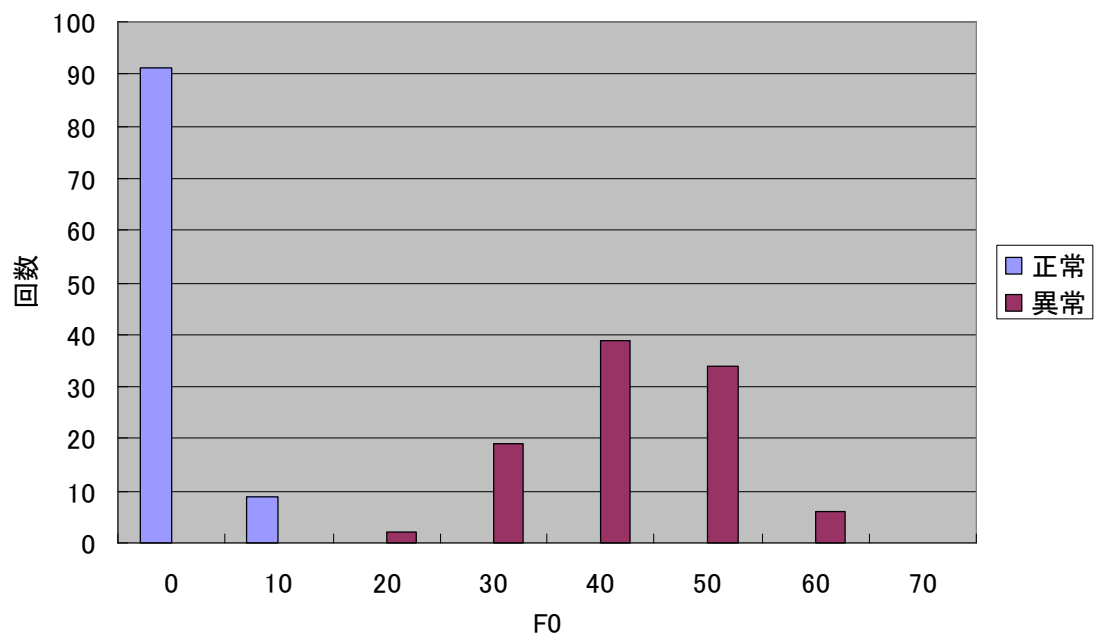


Fig. 5.7 実現値 F_0 の頻度(パターン 2)

5.4 結言

LVQ(学習ベクトル量子化)を用いて1,0の2値システムを連続量として扱うのではなく、離散量としてそのまま扱うことによって長時間の動作に対しては異常を検知することが可能であることが示せた。さらにパラメータに頻度を加えて、頻度の変化に対しても異常を検知できるかをという検証を行った結果、こちらでも異常を検知することが可能であることが示せた。RS(応答曲面法)によるSI-F法でもある程度の診断が可能であったが、LVQ(学習ベクトル量子化)によるSI-F法との異常検知の精度の違いを検討していく。さらにコードベクター数、学習回数の最適な設定方法や平均F値に関する評価などにまだ課題が残る。

第 6 章

結論

本研究では 2 値システムのモデル化を行い、そのシステムの同等性を診断することにより異常を検知することを目的とした。応答曲面法での診断は、従来、構造物などに取り付けたセンサから得られる電流値、荷重などの連続量を扱う手法であり、その方面では多くの成果が上がっている。今回はこの通常連続量を扱う手法を用いて離散量の診断を行い、離散量でも診断が可能となることを示し、この手法に関してもある程度の結果が得られた。全体的な回帰度が低いことや、診断精度が今回のシミュレーション以外の場合にどのような挙動を示すかはまだ課題として残っている。しかし 2 値システムのような離散量を扱うのであれば、最初から離散量の分類に特化した LVQ を用いることで高精度な診断が可能になると考えられる。LVQ は入力データをパターン分類し出力を与えるが、これを回帰モデルに適用し、診断を行う。本研究では診断精度を求めるところまでを目的としていたが今回までの研究ではそこまで至らなかった。しかし実際に行ったパターンに関しては結果として異常を検知できることが分かり、今後の発展につながる可能性は示せた。しかし明確な診断基準や、診断に最適な LVQ を作成するためのパラメータ設定に関する手法などさまざまな問題が残っており、今後の課題となる。

参考文献

- (1) Teuvo Kohonen、Self-Organizing Maps、(1996)、シュプリンガー・フェアラーク東京
- (2) 矢川元基、ニューラルネットワーク、(1992)、倍風館
- (3) 大松繁、電気学会論文誌 C、03-01051
- (4) 財団法人 鉄道総合技術研究所・鉄道技術推進センター・社団法人 日本鉄道電気技術協会、(2005)、わかりやすい鉄道技術[鉄道概論・電気編]
- (5) 財団法人 鉄道総合技術研究所・鉄道技術推進センター・社団法人 日本鉄道電気技術協会、(2003)、わかりやすい鉄道技術[鉄道概論・土木編]
- (6) 轟章、応答曲面法による非線形問題の最適設計入門、(1999)、機械学会講習会 99-73

謝辞

この研究を進めるにあたりご指導頂いた指導教員の酒井教授、泉助教授、原助手を始め、研究室の皆様に 1 年間お世話になりました。この場をお借りしまして厚く御礼申し上げます。そして特に何度も御時間を割いていただき、何も出来ない自分に丁寧な指導をしてくださった群馬大学の岩崎助教授、またシステムの解説や故障情報の提供をしていただいた JR 東日本の石渡厚さん、杉本純至さん、誠にありがとうございました。

以上

1～62 ページ 完

卒業論文

平成 19 年 2 月 14 日提出

50242 牧野 尚人