サポートベクトルマシンを用いた水準判別による
CFRP 積層構造の層間はく離同定*岩崎 篤^{*1}Delamination identification of CFRP structure using
discriminant analysis via the support vector machineAtsushi IWASAKI^{*1}^{*1} Gunma Univ, Division of Mechanical Science and Technology
1-5-1 Tenjin-cho, Kiryu, Gunma 376-8515, JAPAN

Received 17 August 2013

Abstract

This paper is about damage diagnosis using discriminant analysis via the support vector machine(SVM). For evaluation of reliability of the structure, condition of the structure is divided to several condition levels by the threshold in many cases. At these cases, identification of the damage as the discriminant levels is sufficient for the damage identification model. This paper is focused on the improvement of the identification accuracy of damage identification using discriminant analysis. SVM is one of linear learning machine which conduct 2 groups discrimination which used for discriminant analysis and pattern recognition. SVM is enable to use for the analysis which the boundary of the groups has nonlinear relation. About the damage identification, measurement data is affected by location and stage of the damage and simple linear discrimination is difficult to adopt as the method. In this paper, SVM is applied to identification of a delamination cracks in CFRP beams using the electric resistance change method. The effectiveness of this method is investigated from FEM model of electric resistance change due to the growth of the delamination crack. As a result, with weighted method for avoiding the risk side evaluation, the risk side evaluation which cause degradation of the reliability of structure was reduced.

Key Words : Support vector machine, Structural reliability, Nondestructive inspection, Statistical treatment, Damage identification, Composite material, Delamination

1. 緒 言

本稿は、サポートベクトルマシン（以降SVM）（Boser, et al, 1992, Kohonen, 1996, Vapnik, 1995）を用いた判別分析による損傷同定手法（He and Yan, 2007, 広兼他, 2008, Mita and Hagiwara, 2003, Samanta, 2003, 杉本他, 2009, 谷口, 三田, 2004, Worden, 2001）に関する物である。SVMとはパターン認識等で用いられる線形2群判別機であり、学習データからサポートベクトルと呼ばれるデータの写像空間上の2群の境界近傍のデータ点と境界面の距離を最大化する線形識別平面を形成することで、分類を行う手法である。その特徴としては、カーネルトリックと呼ばれる学習データ空間の高次空間への写像手法により、2群境界面が実空間で非線形な場合にも適用可能なことであり、文字識別や画像認識などの分野で利用され、その利点としては従来それらに用いていた誤差逆伝播方式の多層NNに比べ、高い汎化能力を持つこと、決定論的に最適解を導出可能なことが挙げられる。同様に写像空間上での学習により非線形性を有するデータから学習を行う手法として、主に最適化手法として用いられるホログラフィックニューラ

* 論文 No.13-00622 [DOI: 10.1299/transjsme.2014smm0020]

^{*1} 正員, 群馬大学 (〒376-8515 群馬県桐生市天神町 1-5-1)
E-mail: aiwasaki@gunma-u.ac.jp

ルネットワーク(萩原他, 1998, Sutherland, 1990)やRBFネットワーク(Broomhead and Lowe, 1988, Zang, et al, 2003)等があげられる。後述するカーネル関数としてガウシアンカーネルを用いた場合, SVMは2群判別を目的としたものであるため出力層が異なるものRBFネットワークと同型となる事が知られている。

損傷同定問題における逆問題解析は, 推定誤差最小化の最適化問題であり, 重回帰分析(岩崎, 吉永, 2011, 岩崎, 轟, 2010, Iwasaki and Todoroki, 2005, Figueiredo, et al, 2012, Friswell, 2007, Farrar and worden, 2007)やニューラルネットワーク(Friswell, 2007, Farrar and worden, 2007, Li, et al, 2013, Ativitavas, et al, 2006, Okafor, et al, 1996, Sohn, et al, 2002)等の手法による連続量としての損傷パラメータの同定が主流である。しかしながら計測誤差, 推定誤差の問題から, 実際の使用においては構造状態の危険性の判定には, 例えば損傷寸法をmm単位で推定すると言った連続量としての推定は要求されず, 位置・寸法の範囲, あるいは度合いの判定で多くの場合は十分であると考えられる。そのため近年, 判別分析手法としてSVMを用いた健全性評価手法の検討が近年行われている。例として, 従来型のANNによる線形判別との損傷検知性能の比較(Samanta, et al, 2003), 橋梁の健全度レベルの評価(Mita and Hagiwara, 2003, 広兼他, 2008, 杉本他, 2009), ボルト損傷検知(谷口, 三田, 2004)等様々な研究が行われており, これらの研究では自動的な非線形学習機としてSVMが活用されており, その性能評価が行われている。本研究は損傷の程度, 位置を水準分割し, その水準をSVMを用いて判別する事を目的としているが, 特に損傷程度の判別を行う場合, 程度を大きく誤判別する事は, 過大評価であれば過剰な対応を要求し, 過小評価であれば大きな事故を引き起こす事が考えられる。そのため, 損傷程度の判別をおこなう場合, 誤判別をしない事は当然であるが, 誤判別の場合も大きく誤判別をしない事も重要となる。そこで本研究ではSVMを損傷判別に適用する場合の検討として, 判別正否だけではなく, 近隣・遠方への判別を評価し, 過大な誤判別を軽減する手法の検討を行った。本稿では, 複合材料積層板の電気抵抗変化法(岩崎, 轟, 2001, 岩崎他, 2004, Iwasaki, et al, 2007, Iwasaki and Todoroki, 2005, 2004, Schulte and Baron, 1989, 田中他, 1999, 轟他, 2013, 2003, Todoroki, et al, 2010a, 2010b, 2005, 2004, Todoroki and Omagari 2008, Ueda and Todoroki, 2008a, 2008b)による層間はく離同定問題を対象とし, SVMの損傷の水準同定法としての有効性の検証を行った。

2. SVMを用いた損傷同定

2・1 概要

サポートベクトルマシン(以降SVM)とは, 判別分析, パターン認識手法として用いられる2群分類を行う線形学習機械であり, 学習データからサポートベクトルと呼ばれる2群の境界近傍のデータ点と境界面の距離を最大化する識別平面を形成することで, 分類を行う手法である。その特徴としては, カーネルトリックと呼ばれる学習データ空間の高次空間への写像手法により, 線形の識別平面から2群境界面が非線形な場合にも判別可能であることが挙げられる。また, SVMは文字識別や画像認識などの分野で利用され, その利点としては従来それらに用いていた誤差逆伝播方式の多層NNに比べ, 高い汎化能力を持つこと, 決定論的に最適解を導出可能なことも利点として挙げられる。しかしながら, SVMは従来, 文字識別などの傾向の異なるデータ空間を持つデータの判別への応用が中心であり, 損傷の離散同定など, データ空間が連続的に変動する場合については用いられてきていない。そこで本研究では, 損傷の寸法の増大などに伴い段階的に変動する電気抵抗変化法による層間はく離問題へとSVMを適用し, 同手法の損傷同定への適用性に関する検討を行った。以下に詳細を示す。

2・2 線形SVM(Kohonen, 1996)

SVMでは2群のデータを分割する際には, 汎化能力性能を考慮し, 識別平面と2群間のサポートベクトルの距離が最大となるように識別平面の選択を行う。この2群間の距離をマージンと呼ぶ。すなわち, SVMによる2群判別はマージンを最大化する最適化問題となる。 C_1 および C_2 の2群に帰属する n 個の学習データの座標空間, 群ラベルを $\mathbf{x}_i, y_i$ ($i=1\sim l$)とし, $\mathbf{x}_i \in C_1$ ならば $y_i=1$, $\mathbf{x}_i \in C_2$ ならば $y_i=-1$ であるとするこの場合, SVMにおける識別関数 f は以下のように定式化できる。

$$f(\mathbf{x}_i) = \text{sign}(\mathbf{w}'\mathbf{x}_i + b) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{w}$ は重みベクトル、 b はバイアスである。識別平面は、 $f(\mathbf{x}_i)=0$ を満たす $n-1$ 次元の超平面となり、2 群間マージンは重みベクトルから $2/\|\mathbf{w}\|$ と導出される。この際、制約条件は次式で与えられる。

$$y_i \cdot (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2)$$

SVM では計算の簡略化のため、マージン 2 乗の最大化を行い、以下の最適化問題と置き換えられる。

$$\text{Minimize } L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3)$$

ラグランジュ乗数 α の導入により、この最適化問題は式(4)に示す制約条件の下で、式(5)に示す目的関数を α について最大化する問題となる。

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad (i=1, \dots, l) \quad (4)$$

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \quad (5)$$

最適な α から、識別関数は、次のように与えられる。

$$f(\mathbf{x}_i) = \sum_{i \in S} \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + b \quad (6)$$

$$b = y_s - \sum_{i \in S} \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_s \quad (7)$$

ここで、添え字の S はサポートベクトルを示す。

2・3 非線形 SVM(Kohonen, 1996)

2 群のデータが平面で分割できる場合、上記の線形識別関数により 2 群の判別が可能であるが、実際にはデータ空間上の境界面は線形分離可能な問題は少なく、今回の損傷診断問題でも単純な適用は困難である。SVM ではこういった問題に対し、カーネルトリック、ソフトマージンと呼ばれる手法で識別性能の向上を図る。前者は、学習データ空間の高次空間への写像手法により線形境界面の非線形化を行う手法であり、後者は最適化の際に識別平面の絶対性の緩和により、汎化性能の向上を図るものである。カーネルトリック、ソフトマージンの利用により、以下の最適化問題に書き直される。

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \left[K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \frac{1}{C} \delta_{ij} \right] \quad (8)$$

ここで K はカーネル関数、 C はマージン係数、 δ_{ij} はクロネッカーの δ である。カーネル関数は、線形分離が不可能な学習データの線形分離可能な高次空間への写像関数であり、本研究では下記の関数を用いた。

ガウシアンカーネル：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\sigma^2} \right) \quad (9)$$

線形カーネル：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (10)$$

n 次多項式カーネル：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + 1)^n \quad (11)$$

ラプラシアンカーネル：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|}{\sigma^2} \right) \quad (12)$$

ベッセルカーネル :

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \frac{J_2\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|}{\sigma^2}\right)}{\left(\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|\right)^2} \quad (13)$$

σ はカーネル係数, J_α は第 1 種ベッセル関数である. ガウシアンおよびラプラシアンカーネルにおいては 0 以上の実数を, 多項式およびベッセルカーネルにおいては 1 以上の整数とする. C はソフトマージン係数である. ソフトマージンは学習データに対し式(2)に示す制約条件を満たす $\mathbf{w}$ および b が存在しない場合における緩和条件であり, ソフトマージンを設定する場合, 制約条件は次式に緩和される.

$$y_i \cdot (\mathbf{w}' \mathbf{x}_i + b) - 1 \geq \delta_i \quad (14)$$

ここで, δ_i はスラック変数であり, 識別平面近傍データの対立するデータ側への許容可能な越境距離を示す. この場合, 式(3)の最適化問題は次式へと置き換えられる.

$$\text{Minimize } L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum \delta_i \quad (15)$$

C を大きくすることは厳密に越境を許容せず, 小さくすることは境界近傍データに多くの越境を許容する緩い識別平面設定を意味する. 非線形 SVM では σ, C ないし C 単体の最適化により汎化性能向上を図ることになる.

2・4 多群判別

これまで SVM による 2 群の場合の判別について示したが, 実際の損傷診断問題では多群判別が必要不可欠である. 今回, m 群の学習データの 2 群判別をすべて実施し, $m(m-1)/2$ 回の判別結果から最多判別群に帰属するとして判別を行った.

Fig. 1 Model of Specimen

3. 電気抵抗変化法を用いた層間はく離評価

3・1 概要

本稿では, 電気抵抗変化法 (岩崎, 轟, 2001, Schulte and Baron, 1989) を用いたCFRP短冊試験片の層間はく離同定を行った. 以下に概要を示す. CFRPは比剛性, 比強度の力学特性が優れているため, 航空機や宇宙機器などの主構造への適用が検討されている. しかし, 層間強度が弱いので, 弱い衝撃で外側から目視できない層間はく離を容易に発生し, 圧縮特性が著しく低下する. 特に, 近年では新型の大型航空機の主構造への適用が進んでおり, その簡便な評価法が望まれている. そこで本研究はCFRPに強化繊維として埋め込まれている炭素繊維の導電性に着目し, CFRPを構成する炭素繊維がそのまま神経のような役割を有し, 損傷を検出する電気抵抗変化法によるスマート複合材料開発のための知見を得ることを目的としている. これまでに我々のグループでは, 貫通き裂を有するCFRP梁試験片を用いて, はく離位置と寸法の同定実験を実施し, 電気抵抗変化法が有効であること, 埋没した実層間はく離に対しても本手法が有効であることを実験的手法 (岩崎, 轟, 2001) および有限要素解析を用いた解析的手法 (轟他, 2003, Todoroki, et al, 2005, 2004) から示してきた. これらの手法を実施する上では, 測定された電気抵抗変化とはく離の位置, 寸法を結びつける逆問題手法が必要不可欠である.

3・2 解析モデル

解析には汎用有限要素法ソフト ANSYS を用いた。解析対象は幅方向に貫通する層間はく離を有する短冊状試験片とし、図 1 に示される $[0_2/90_2]_s$ の直交積層板の 2 次元梁モデルとしてモデル化を行った。電極は 10 mm とし、試験片上面に仮定した。モデルは試験片長手方向を 0° 方向とし、電極は 0° 方向に 7 とし、各電極間の 6 箇所まで電気抵抗変化を取得した。1 層の厚さは 0.25 mm である。要素は 4 角形 4 接点要素とし、 0° 方向、 90° 方向を各々 0.25, 0.05 mm とし要素分割を行った。要素数は 28160 である。繊維方向 (0° 方向)、繊維直交方向 (90° 方向) 各層および厚さ方向の導電率 σ_0 , σ_{90} , σ_t は体積繊維含有率 0.621 の場合の実験結果を用いている (表 1)。計測は 2 電極法で行われるとし、電気抵抗変化量は隣接する二つの電極の一方を 0 V に固定し、他方の電極から 30 mA の電流を流して、導出している。また、層間はく離は各層間の導電性を断つことでモデル化している。層間はく離は寸法 5, 10, 20, 30, 40 mm の 5 種とし、はく離中央位置を試験端部から逆端まで 5 mm ずつ変え解析を行った。

Table 1 Electric conductivity ratio σ of each direction of CFRP

Volume fraction of CF	σ_{90}/σ_0	σ_t/σ_0	$\sigma_0[\Omega^{-1}\text{m}^{-1}]$
0.621	3.71×10^{-2}	3.77×10^{-3}	5.50×10^3

3・3 電気抵抗変化法を用いた層間はく離同定

本稿では、SVMによる判別分析から層間はく離位置、および寸法の同定を実施し、その有効性の検討を行った。解析から得られた次式に示す損傷発生前後の電気抵抗変化率 ε_i から層間はく離の評価を行った。

$$\varepsilon_i = (R'_i - R_i) / R_i \quad (16)$$

ここで i は区間番号 (図 1 参照)、 R , R' ははく離発生前後の電気抵抗である。SVM のデータ空間は、次式に示す電気抵抗変化率のベクトル寸法 Z と、基準化電気抵抗変化率 ε_i / Z ($i=1 \sim 6$) の 7 次元空間とした。

$$Z = \sqrt{\sum_{i=1}^6 \varepsilon_i^2} \quad (17)$$

$$V_i = \frac{\varepsilon_i}{Z} \quad (18)$$

また、判別群として位置は各電極間の 6 水準 (AB, BC, CD, DE, EF, FG 間)、寸法は 5 水準 (2, 10, 20, 30, 40 [mm]) とした。解析点数は 263 点である。

4. SVMを用いた電気抵抗変化法による層間はく離同定

4・1 カーネル係数、マージン係数の最適化

図 2 にガウシアンカーネルを用いた損傷寸法同定における σ に対する残差二乗和の推移を示す。ソフトマージン係数は 100 としている。図中、白丸は学習データ推定、黒丸は交差推定の結果を示す。図に示す様に学習データ推定においては、 σ の減少にともない推定誤差は減少し精度の向上が見られるが、交差推定では極小値が存在する。図 3 に一例として損傷寸法 20 mm, 30 mm の 2 群判別において V_1 および Z のみで 2 群判別を行った結果を示す。図中黒丸は 20 mm の、白丸は 30 mm の損傷を示す。(f) は学習データでの両損傷の (V_1 , Z) 空間上での配置を示し、この場合、(f) に見られるよう両損傷のデータには重複部が見られる。図 (a)-(e) に示す様に σ の減少に伴い、2 次元空間上で入り組んだ両損傷を正確に分離可能となり、識別平面形状の複雑化が確認できる。すなわち σ の減少は識別平面の複雑化を意味する。しかしながら過度に複雑な識別平面形状は、学習データの厳密な追従による汎化能力への低下へとつながり、適切ではない。また、単純過ぎる識別平面でも識別は困難といえ、適切な値を設定する必要がある。

また、図 4(a) にソフトマージン係数 C に対する残差二乗和の推移を示す。 σ に関しては各 C に対し、交差推定誤差を最小とした物を使用した。また、 σ による影響を示すため、図 4(b) に (a) の最適値近傍として $50 < C < 200$ の範囲について横軸に C 、縦軸に σ 、交差推定時の誤差をグラデーションで示す。(a) のプロットは (b) の各 C にお

る極小点に当たる。図に示す様に学習データに対しては C を限りなく上昇させ、ソフトマージンによる効果を減少させ厳密な識別平面を設定した場合に誤差が最小となる。しかしながら、 C の上昇に伴い両群の境界近傍に位置するサポートベクターに厳密に追従する識別平面が形成され、汎化能力は著しく低下する。汎化能力を低減させない範囲での識別平面の複雑化および越境の許容が必要であり、適切なカーネル形状の選択を含め最適化が必要となる。

4・2 カーネル関数の影響評価

図 5, 6 に式(9)-(13)に示す各カーネル関数を用いた場合の交差推定結果を示す。図の横軸は C を、縦軸は残差二乗和を示し、線形カーネル以外の結果に関しては各 C に対し、汎化能力を最大化する σ の場合の結果を示す。図 5, 6 はそれぞれ位置同定、寸法同定の結果を示す。カーネル関数により、汎化能力を最大とするマージン係数は異なり、位置同定においてはラグランジアンカーネル以外は同様の結果を示し、寸法同定においてはガウシアンカーネルによる結果が最適な結果を示す。表 2, 3 に一例としてガウシアンカーネルを用いた場合の損傷位置同定および、寸法同定における学習データおよび交差推定の結果を示す。交差推定は学習データを 10 群にランダムに分割し、1 群を残る 9 群の学習した場合の結果を示す。繰り返し数は 2000 とした。表に示すとおり、寸法同定においてはそれぞれ 95.4 %, 87.1 %, 位置同定においては 100 %, 95.5 %, 誤診断の場合も寸法同定において水準 3 の損傷を水準 5 と診断した例を除き隣接区間へと同定しており、実用上十分な精度を示すと考えられる。

Fig.2 Residual error of damage size identification using gaussian kernel (Optimized C parameter)

Fig. 3 Result of discriminant analysis from V_1 and Z (20 mm and 30 mm)

Fig.4 Residual error of damage size identification using gaussian kernel

Fig.5 Residual error of damage location identification

Fig.6 Residual error of damage size identification

Table 2 Estimated damage location level using gaussian kernel

(a) Training data

		Estimated Level					
		1	2	3	4	5	6
Actual Level	1	1.000					
	2		1.000				
	3			1.000			
	4				1.000		
	5					1.000	
	6						1.000
		Accuracy: 1.000					

(b) Cross inspection

		Estimated Level					
		1	2	3	4	5	6
Actual Level	1	0.921	0.079				
	2	0.041	0.941	0.018			
	3		0.003	0.993	0.004		
	4			0.004	0.991	0.005	
	5				0.003	0.950	0.046
	6					0.079	0.921
		Accuracy: 0.955					

Table 3 Estimated damage size level using gaussian kernel

(a) Training data

		Estimated Level				
		1	2	3	4	5
Actual Level	1	1.000				
	2	0.036	0.964			
	3		0.038	0.962		
	4			0.078	0.922	
	5				0.082	0.918
		Accuracy: 0.954				

(b) Cross inspection

		Estimated Level				
		1	2	3	4	5
Actual Level	1	0.972	0.028			
	2	0.108	0.869	0.022		
	3		0.097	0.812	0.083	0.008
	4			0.118	0.814	0.068
	5				0.119	0.881
		Accuracy: 0.871				

4・3 順序尺度の重み付けによる推定精度の改善

SVM では多群判別を行う場合、すべての群間の判別を実施しその多数決から判別を行う。表 4 に各実水準の場合の理想的な投票回数を示す。水準数が n の場合、投票は nC_2 回、5 水準では 10 回、6 水準では 15 回の投票が行われる。表に示す様に実水準から離れる毎に投票回数が減っていく。隣接水準以外の水準へと判別するには、一例として実水準 1 の損傷を 3 と判別するには、水準 1-3、水準 2-3 の判別を共に水準 3 と判別することがほぼ必要となる。すなわち損傷寸法のような順序尺度の場合、大きな誤評価を生じにくい手法となる。今回の結果もほぼ 100 %の確率で隣接水準へと同定しており、実用に際して構造の危険性を評価する手法として有効性が高いと考えられる。

しかしながら、隣接水準への誤判別は 1 回の隣接水準との投票の誤判定により生じるため、隣接水準との判定の精度が重要となる。表 5 にガウシアンカーネルを用いた場合の交差推定における各水準への平均投票回数を示す。特に(a)に示す寸法同定において下位側の水準に誤投票される比率が多くなっており、結果、下位側隣接水準への誤判定が比較的多くなっている。図 7(a)に隣接水準との判別を実施した場合の識別平面との距離の確率密度を示す。図は横軸が識別平面からの距離、縦軸が確率密度である。図中実線は下側水準、破線は上側水準を示す。横軸 0 を基準とし、0 以上で上側水準、0 未満で下側水準と判別される。上側水準、下側水準の越境率はそれぞれ 0.127, 0.070 であり、図に見られるように上側水準の下側への誤判別が高くなっている。結果、表 3(a), (b)に示されるように下側水準への誤評価率が高くなる。順序尺度の判別を行う場合、一般的にその上側および下側への誤評価は等価ではなく、今回のような損傷寸法、すなわち損傷程度の判別を行う場合、下側水準への判別は損傷状態の過小評価であり可能な限り軽減する必要があると考えられる。本稿では隣接水準の判別の際に、上側、下側の誤評価、すなわちソフトマージン係数に重みを設定し危険側評価の軽減を実施した。この場合ソフトマージン係数 C は 1 定数ではなく、式(15)に示す最適化の条件式は次式に置き換えられる。

$$\text{Minimize } L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \sum C_i \delta_i \quad (19)$$

C_i は各帰属群に対するソフトマージン係数であり、ここでは上位水準側 C_{High} 、下位水準側 $C_{\text{Low}} (=C)$ の 2 種を設定し、 $C_{\text{High}}/C_{\text{Low}}$ を水準重みとしている。なお隣接水準以外の判別の際には、実水準から複数水準逸脱した評価を低減するため重みは設定しない。図 7(b), (c)に各水準重みを設定した場合の識別平面との距離の確率密度を示す。いずれの重みの場合も下位側-1、上位側 1 にピークが有るが、0 近傍の裾野は水準重みを大きくする事で上側にシフトする。非隣接水準の場合の水準重み無し、4, 8 における分布を図 8、それぞれの各重みに対する越境率を図 9 に示す。図中の○は下側水準の上位側への誤投票率、●は上位側水準の下位側への誤投票率を示す。図 9(a)に

示すように水準重みの増大に伴い隣接水準判別における下位側への誤評価が軽減される反面、上位側誤評価の発生率が大幅に上昇する。図 9(b)に示すように非隣接水準の判別では変化はほぼ生じない。表 6 に水準重み 8 における交差推定結果を示す。正答率の平均および危険側誤評価の平均はそれぞれ 0.75, 0.038 である。正答率は 0.85 より劣化しているが、すべて隣接水準内に入っており、実用上の問題は無いと考える。なお、危険側誤評価は 0.12 から 1/3 以下に大幅に減少する。安全側の誤評価は、その後の詳細検査等、コスト等の増大に繋がるため最小化は必要であるが、危険側誤評価は構造の信頼性の低下に直結する。構造に求められる信頼度の内容を勘案し、同定水準が損傷寸法などの順序を持つ尺度であり、かつ危険側の誤判別が許容されない場合には、上側、下側の誤評価を等価として取り扱わず水準重みを設定し、恣意的に安全側に判別する事は、構造全体の信頼性を高めるため有効であると考えられる。

Table 4 Number of vote for perfect result

(a) Size identification

		Ideal number of vote				
		1	2	3	4	5
Actual Level	1	4	3	2	1	0
	2	2.5	4	2.5	1	0
	3	1	2	4	2	1
	4	0	1	2.5	4	2.5
	5	0	1	2	3	4

(b) Location identification

		Ideal number of vote					
		1	2	3	4	5	6
Actual Level	1	5	4	3	2	1	0
	2	3.5	5	3.5	2	1	0
	3	1.5	3.5	5	3.5	1.5	0
	4	0	1.5	3.5	5	3.5	1.5
	5	0	1	2	3.5	5	3.5
	6	0	1	2	3	4	5

Table 5 Average of the number of vote of cross inspection

(a) Size identification

		Average of number of vote				
		1	2	3	4	5
Actual Level	1	4.0	3.0	2.0	1.0	0.0
	2	2.7	3.9	2.4	1.0	0.0
	3	1.3	2.1	3.7	2.3	0.5
	4	0.8	0.5	2.7	3.7	2.2
	5	1.2	0.3	1.5	3.1	3.9

(b) Location identification

		Average of number of vote					
		1	2	3	4	5	6
Actual Level	1	3.9	3.0	2.5	1.4	0.6	0.5
	2	1.5	3.9	2.9	1.8	1.3	0.9
	3	1.1	2.0	3.9	2.5	1.7	0.9
	4	0.9	1.6	2.2	3.9	2.3	1.1
	5	0.8	1.2	2.3	2.0	3.9	1.9
	6	0.5	0.5	2.1	1.9	2.7	3.5

(a) Weight=1

(b) Weight=4

(c) Weight=8

Fig.7 PDF of the distance from the separation hyperplane (Adjacent level)

Fig.8 PDF of the distance from the separation hyperplane (Non adjacent level)

Fig.9 Rate of cross border

Table 6 Estimated damage size level using level weight for avoid risk side evaluation

		Estimated Level				
		1	2	3	4	5
Actual Level	1	0.704	0.296			
	2	0.102	0.666	0.232		
	3		0.056	0.658	0.286	
	4			0.014	0.738	0.248
	5				0.014	0.986

5. 結 言

計測量に基づき構造の損傷状態の推定を行う場合、計測・推定誤差の問題から構造の信頼性や危険性の評価は多くの場合、その評価結果の水準化を行い評価される。そこで本研究では、連続量ではなく離散量とし、SVMを用いた判別分析による評価から、複合材料積層平板の層間にはく離損傷の同定を行う手法の検討を行った。結果を以下に示す。

1. 汎化能力を最大とするカーネル関数、カーネル係数を用いる事で、高い確率で実水準に損傷寸法、位置を同定しており、SVMによる判別分析で、高い精度で離散量として同定できる事を確認した。
2. SVMによる多群判別分析は、全水準管の2群判別結果の多数決で行う。その為、損傷寸法のような順位尺度の同定では大きな誤評価は生じにくく、表3(b)に示す交差推定において水準3の損傷寸法を水準5と判定した例を除き隣接水準へと同定しており、実用に際して構造の危険性を評価する手法として有効性が高いと考えられる。
3. 隣接水準の判別を行う場合、安全側的水準（寸法同定の場合の損傷が大きい側等）に恣意的に重みを与える事で、安全側の評価を与える事が可能である。同定水準が損傷寸法などの順序を持つ尺度であり、かつ危険

側の誤判別が許容されない場合には、上側、下側の誤評価を等価として取り扱わず水準重みを設定し、恣意的に安全側に判別する事が、構造全体の信頼性を高めるため有効であると考えられる。

文 献

- Ativitavas, N., Pothisiri, T., Fowler, T.J., Identification of fiber-reinforced plastic failure mechanisms from acoustic emission data using neural networks, *Journal of Composite Materials*, Vol.40, No.3(2006), pp.193-226.
- Boser, B.E., Guyon, I.M., Vapnik, V.N., A training algorithm for optimal margin classifiers, *Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory* (1992), pp.144-152.
- Broomhead, D., Lowe, D., Multivariable functional interpolation and adaptive neural networks, *Complex System*, Vol.2(1988), pp.321-355.
- Farrar, C.R., Worden, K. An introduction to structural health monitoring, *Philosophical Transaction, The Royal Society A*, Vol.365(2007), pp.303-315.
- Figueiredo, E., Park, G., Farinholt, K.M., Farrar, C.R., LEE, J., Use of time-series predictive models for piezoelectric active-sensing in structural health monitoring applications, *Journal of vibration and acoustics*, Vol.134, No.4(2012), p.041014.
- Friswell, M.I., Damage identification using inverse methods, *Philosophical Transaction, The Royal Society A*, Vol.365(2007), pp.393-410.
- 萩原一郎, 井上亜友子, 施勤忠, ニューラルネットワークと計算力学に基づくシステム同定の検討, *日本機械学会論文集 C*, Vol.64, No.621(1998), pp.1574-1579.
- He, H., Yan, W., Structural damage detection with wavelet support vector machine, *Structural control and health monitoring*, Vol.14, No.1(2007), pp.162-176.
- 広兼道幸, 野村泰稔, 楠瀬芳之, コンクリート構造物のひび割れ形状に基づく損傷度分類への線形 SVM の適用, *土木学会論文集 A*, Vol.64, No.4(2008), pp.739-749.
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Delamination identification of cfrp structure by discriminant analysis using mahalanobis distance, *Key Engineering Materials*, Vol. 270, No.273(2004), pp.1859-1865.
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Statistical evaluation of modified electrical resistance change method for delamination monitoring of cfrp plate, *Structural Health Monitoring: An International Journal*, Vol.4, No.2(2005), pp.119-136.
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Izumi, S., Sakai, S., Diagnostic method for delamination monitoring of cfrp plate using kriging interpolation method, *Key Engineering Materials*, Vol.353, No.358(2007), pp.1422-1426.
- 岩崎篤, 轟章, 電気抵抗変化を用いた CFRP 層間はく離検出の診断手法の検討, *日本複合材料学会誌*, Vol.27, No.4(2001), pp.194-200.
- 岩崎篤, 轟章, 一般化線形混合モデルを用いた逆問題解析による損傷同定の高精度化, *日本機械学会論文集 A*, Vol.76, No. 768 (2010) pp. 32-39.
- 岩崎篤, 佐野孝浩, 轟章, 酒井信介, サポートベクトルマシンを用いた層間はく離同定法の検討, *M&M2004 材料力学部門講演会講演論文集(2004/7)*, pp.287-288.
- 岩崎篤, 吉永博之, ベイズ統計を用いた回帰係数分布の更新による損傷同定モデルの高精度化, *日本機械学会論文集 A*, Vol.77, No.783(2011), pp.1934-1944.
- Kohonen, T., 自己組織化マップ(1996), シュプリンガー・フェアラーク東京.
- Li, J., Li, H., Xing, J., Yang, Q., The research on structural damage identification using rough set and integrated neural network, *Frontiers of Mechanical Engineering*, Vol.8, No.3(2013), pp.305-310.
- Mita, A., Hagiwara, H., Quantitative damage diagnosis of shear structures using support vector machine, *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol.7, No.6(2003), pp.683-689.
- Okafor, A.O., Chandrashekhara, K., Jiang, Y.P., Delamination prediction in composites beams with built-in piezoelectric devices using modal analysis and neural network, *Smart materials and structures*, Vol.5(1996), pp.338-347.
- Samanta, B., AlBalushi, K.B., AlAraimi, S.A., Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.16, No.7(2003), pp.657-665.
- Schulte K., Baron C., Load and failure analyses of CFRP laminates by means of electrical resistance measurement, *Composite Science and Technology*, Vol.36(1989), pp.63-76.
- Sohn, H., Worden, K., Farrar, C.R., Statistical damage classification under changing environmental and operational conditions, *J of Intelligent Material Systems Structure*, Vol.13(2002), pp.561-574.
- 杉本博之, 一関恵伍, 阿部淳一, 古川 浩平, SVM による社会基盤施設の健全度の総合的評価とそれによる順位付けに関する研究, *土木学会論文集 A*, Vol.65, No.3(2009), pp.658-669.
- Sutherland, J.G., The holographic model of memory, learning and expression, *International Journal of Neural System*, Vol.1, No.3(1990), pp.259-267.
- 田中雄樹, 轟章, 島村佳伸, 複数電極電気抵抗変化の応答曲面を用いた CFRP はく離検出知的構造の開発, *日本機械学会論文集 A*, Vol.65, No.640(1999), pp.2432-2438.
- 谷口龍太, 三田彰, サポートベクトルマシンとインパルス加振を用いたアクティブ損傷検知, *日本建築学会構造系論文集*, Vol.583(2004), pp.55-59.

- 轟章, 春山大地, 水谷義弘, 鈴木良郎, 安岡哲夫, 繰返し負荷時の自己センシング CFRP 積層板の電気抵抗変化, 日本機械学会論文集 A, Vol.79, No.803(2013), pp.1009-1018.
- Todoroki, A., Omagari, K., Detection of matrix crack density of CFRP using electrical potential change method with multiple probes, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol.2, No.6(2008), pp.718-729.
- Todoroki, A., Samejima, Y., Hirano, Y., Matsuzaki, R., Mizutani, Y., Electrical resistance change of thick CFRP laminate for self-sensing, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol.4, No.6(2010), pp.658-668.
- Todoroki, A., Suzuki, K., Mizutani, Y., Matsuzaki, R., Electrical resistance change of CFRP under compression load, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol.4, No.7(2010), pp.864-874.
- Todoroki, A., Tanaka, M., Shimamura, Electrical resistance change method for monitoring delaminations of cfrp laminates: effect of spacing between electrodes, Composites Science and Technology, Vol.65, No.1(2005), pp.37-46.
- Todoroki, A., Tanaka, M., Shimamura, Y., Kobayashi, H., Effects of delamination shape with a matrix crack on monitoring by electrical resistance method, Advanced Composite Materials, Vol.13, No.2(2004), pp.107-121.
- 轟章, 田中美帆, 島村佳伸, 小林英男, 電気抵抗変化法の CFRP 積層板の知的はく離検出法におけるはく離形状の影響解析, 日本複合材料学会誌, Vol.29, No.3(2003), pp.113-119.
- Ueda, M., Todoroki, A., Delamination monitoring of quasi-isotropic CFRP laminate using electric potential change method, Modern Physics Letters B, Vol. 22, No.11(2008), pp.869-874.
- Ueda, M., Todoroki, A., Finite element study on delamination identification in quasi-isotropic cfrp laminate by residual stress release using the electric potential change method, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol. 2, No. 11 (2008), pp.1451-1461.
- Vapnik, V., The nature of statistical learning theory(1995), Springer-Verlag.
- Worden, K., Lane, A.J., Damage identification using support vector machines, Smart materials and structures, Vol.10(2001), pp.540-547.
- Zang, C., Friswell, M.I., Imregun, M., Structural health monitoring and damage assessment using measured frfs from multiple sensors, Key Engineering Materials, Vol.245(2003), pp.141-148.

References

- Ativitavas, N., Pothisiri, T., Fowler, T.J., Identification of fiber-reinforced plastic failure mechanisms from acoustic emission data using neural networks, Journal of Composite Materials, Vol.40, No.3(2006), pp.193-226.
- Boser, B.E., Guyon, I.M., Vapnik, V.N., A training algorithm for optimal margin classifiers, Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory (1992), pp.144-152.
- Broomhead, D., Lowe, D., Multivariable functional interpolation and adaptive neural networks, Complex System, Vol.2(1988), pp.321-355.
- Farrar, C.R., Worden, K. An introduction to structural health monitoring, Philosophical Transaction, The Royal Society A, Vol.365(2007), pp.303-315.
- Figueiredo, E., Park, G., Farinholt, K.M., Farrar, C.R., LEE, J., Use of time-series predictive models for piezoelectric active-sensing in structural health monitoring applications, Journal of vibration and acoustics, Vol.134, No.4(2012), p.041014.
- Friswell, M.I., Damage identification using inverse methods, Philosophical Transaction, The Royal Society A, Vol.365(2007), pp.393-410.
- Hagiwara, I., Inoue, A., Shi, Q., System Identification using neural network and computational mechanics, Transactions of the JSME C, Vol.64, No.621(1998), pp.1574-1579(in Japanese).
- He, H., Yan, W., Structural damage detection with wavelet support vector machine, Structural control and health monitoring, Vol.14, No.1(2007), pp.162-176.
- Hirokane, M., Nomura, Y., Kususe, Y., Damage detection using support vector machine for integrity assessment of concrete structures, Journal of the Japan Society of Civil Engineers A, Vol.64, No.4(2008), pp.739-749(in Japanese).
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Delamination identification of cfrp structure by discriminant analysis using mahalanobis distance, Key Engineering Materials, Vol. 270, No.273(2004), pp.1859-1865.
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Statistical evaluation of modified electrical resistance change method for delamination monitoring of cfrp plate, Structural Health Monitoring: An International Journal, Vol.4, No.2(2005), pp.119-136.
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Izumi, S., Sakai, S., Diagnostic method for delamination monitoring of cfrp plate using kriging interpolation method, Key Engineering Materials, Vol.353, No.358(2007), pp.1422-1426.
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Diagnosis method for detection of delamination of cfrp by electric resistance change, Journal of the Japan Society for Composite Materials, Vol.27, No.4(2001), pp.194-200(in Japanese).
- Iwasaki, A., Todoroki, A., Improvement of the inverse problem for the damage identification using generalized linear mixed model, Transactions of the JSME A, Vol.76, No. 768 (2010) pp. 32-39(in Japanese).
- Iwasaki, A., Sano, T., Todoroki, A., Sakai, S., Delamination diagnosis of cfrp structure using support vector machine, Proceedings of the M&M2004(2004/7), pp.287-288(in Japanese).

- Iwasaki, A., Yoshinaga, H., Improvement of the damage identification modeling by implementation of the update of the regression coefficient distribution using bayesian statistics, Transactions of the JSME A, Vol.77, No.783(2011), pp.1934-1944(in Japanese).
- Kohonen, T., Self-organizing maps(1996), Springer-Verlag Tokyo(in Japanese).
- Li, J., Li, H., Xing, J., Yang, Q., The research on structural damage identification using rough set and integrated neural network, Frontiers of Mechanical Engineering, Vol.8, No.3(2013), pp.305-310.
- Mita, A., Hagiwara, H., Quantitative damage diagnosis of shear structures using support vector machine, KSCE Journal of Civil Engineering, Vol.7, No.6(2003), pp.683-689.
- Okafor, A.O., Chandrashekhara, K., Jiang, Y.P., Delamination prediction in composites beams with built-in piezoelectric devices using modal analysis and neural network, Smart materials and structures, Vol.5(1996), pp.338-347.
- Samanta, B., AlBalushi, K.B., AlAraimi, S.A., Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.16, No.7(2003), pp.657-665.
- Schulte K., Baron C., Load and failure analyses of CFRP laminates by means of electrical resistance measurement, Composite Science and Technology, Vol.36(1989), pp.63-76.
- Sohn, H., Worden, K., Farrar, C.R., Statistical damage classification under changing environmental and operational conditions, J of Intelligent Material Systems Structure, Vol.13(2002), pp.561-574.
- Sugimoto, H., Ichima, K., Abe, J., Furukawa, K., On synthetic health evaluation of infrastructures by svm and its application to ranking of structures, Journal of the Japan Society of Civil Engineers A, Vol.65, No.3(2009), pp.658-669(in Japanese).
- Sutherland, J.G., The holographic model of memory, learning and expression, International Journal of Neural System, Vol.1, No.3(1990), pp.259-267.
- Tanaka, Y., Todoroki, A., Shimamura, Y., Smart structure for delamination detection of cfrp using response surface of electric resistance change of multiple electrodes, Transactions of the JSME A, Vol.65, No.640(1999), pp.2432-2438(in Japanese).
- Taniguchi, R., Mita, A., Active damage detection method based on support vector machine and impulse response, Journal of Structural and Construction Engineering, Vol.583(2004), pp.55-59(in Japanese).
- Todoroki, A., Haruyama, D., Mizutani, Y., Suzuki, Y., Yasuoka, T., Electrical resistance change of self-sensing cfrp laminates during cyclic loading, Transactions of the JSME A, Vol.79, No.803(2013), pp.1009-1018(in Japanese).
- Todoroki, A., Omagari, K., Detection of matrix crack density of CFRP using electrical potential change method with multiple probes, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol.2, No.6(2008), pp.718-729.
- Todoroki, A., Samejima, Y., Hirano, Y., Matsuzaki, R., Mizutani, Y., Electrical resistance change of thick CFRP laminate for self-sensing, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol.4, No.6(2010), pp.658-668.
- Todoroki, A., Suzuki, K., Mizutani, Y., Matsuzaki, R., Electrical resistance change of CFRP under compression load, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol.4, No.7(2010), pp.864-874.
- Todoroki, A., Tanaka, M., Shimamura, Y., Electrical resistance change method for monitoring delaminations of cfrp laminates: effect of spacing between electrodes, Composites Science and Technology, Vol.65, No.1(2005), pp.37-46.
- Todoroki, A., Tanaka, M., Shimamura, Y., Kobayashi, H., Effects of delamination shape with a matrix crack on monitoring by electrical resistance method, Advanced Composite Materials, Vol.13, No.2(2004), pp.107-121.
- Todoroki, A., Tanaka, M., Shimamura, Y., Kobayashi, H., Analysis of the effect of the configuration of the delamination crack on delamination monitoring with electric resistance change method, Journal of the Japan Society for Composite Materials, Vol.29, No.3(2003), pp.113-119(in Japanese).
- Ueda, M., Todoroki, A., Delamination monitoring of quasi-isotropic CFRP laminate using electric potential change method, Modern Physics Letters B, Vol. 22, No.11(2008), pp.869-874.
- Ueda, M., Todoroki, A., Finite element study on delamination identification in quasi-isotropic cfrp laminate by residual stress release using the electric potential change method, Journal of Solid Mechanics and Materials Engineering, Vol. 2, No. 11 (2008), pp.1451-1461.
- Vapnik, V., The nature of statistical learning theory(1995), Springer-Verlag.
- Worden, K., Lane, A.J., Damage identification using support vector machines, Smart materials and structures, Vol.10(2001), pp.540-547.
- Zang, C., Friswell, M.I., Imregun, M., Structural health monitoring and damage assessment using measured frfs from multiple sensors, Key Engineering Materials, Vol.245(2003), pp.141-148.