

令和元年度学内公募研究（萌芽型）
〔研究論文〕

深層学習を用いたアクティブ制御の自己最適化方法

曹 淼¹⁾

Self-optimizing Method of Active Vibration Control Using Deep Learning

Cao Miao¹⁾

Abstract

When designing a building's active vibration control, it is necessary to properly evaluate the effect on the control effect caused by changes in vibration characteristics due to aging deterioration and damage. However, although the previous designs have certain robustness against changes in vibration characteristics, they have insufficient on these control effect. In this paper, we establish a method based on deep learning to identify changes in vibration characteristics. Using this method, we can achieve the self-optimization of the active vibration control.

1 はじめに

日本では、高度経済成長期以降に建てられた建物の中には、既に多数の地震に見舞われ、損傷や老朽が進み、改修・更新を図る必要に迫られているものは次第に増加してきた。経年劣化・損傷等に起因した振動特性の変化は、耐震建物は勿論のこと、制震建物も影響を及ぼしている。特に、アクティブマスダンパー（以下「AMD」という）を用いたアクティブ制御（図1）の場合、建物の振動特性に基づいて制御するため、時間が経つにつれて経年劣化・損傷等が発生すると共に、状態方程式の振動特性と実状況に齟齬が生じる。このような齟齬によって、制御は最適な状態から乖離し、建物に悪影響を与える危険性が考えられる。

建物のアクティブ制御の主流的な手法として、LQR制御・ H^∞ 制御などが挙げられる¹⁾。しかし、LQR制御は摂動問題を取り扱えないため、振動特性の変化に伴う制御に適さない。 H^∞ 制御は制御安定性のみを保証できるため、ノミナルな制御性能しか得られない^{2,3)}。したがって、現時点で主流である制御手法は、振動特性の変化のある建物に対していずれも最適制御を保持しかねる。長期間にわたる経年劣化や大地震による損傷等がある場合、振動特性の変化が激しくなり、制御装置の維持管理及び制御則の補正にも悪影響を及ぼす

1) 東北工業大学 建築学部 建築学科 講師・工博

Lect., Dept. of Architecture, Faculty of Architecture, Tohoku Institute of Technology, Dr. Eng.

可能性がある。

このようなことを防ぐためには、建物の振動特性を同定し、状態方程式に反映させることが急務であると考えられる。しかし、主流的な同定手法は、同定精度は安定していない、ばらつきがあるという報告⁴が散見されるので、アクティブ制御への実用には問題がある。現状としては、このような予期せぬ振動特性の変化による制御効果の低下を軽減するために、オイルダンパーなどのパッシブ制御装置を併用した事例⁵が報告されたが、根本的な解決には至っていない。

本研究では、経年劣化・損傷に起因した振動特性の変化に着目し、振動特性の変化によるアクティブ制御への影響を究明し、深層学習による制御安定性と制御性能を両立させ、常に最適制御を保持できる制御手法の確立を目的とする。また、多質点解析モデルを用いてその制御効果を検証する。

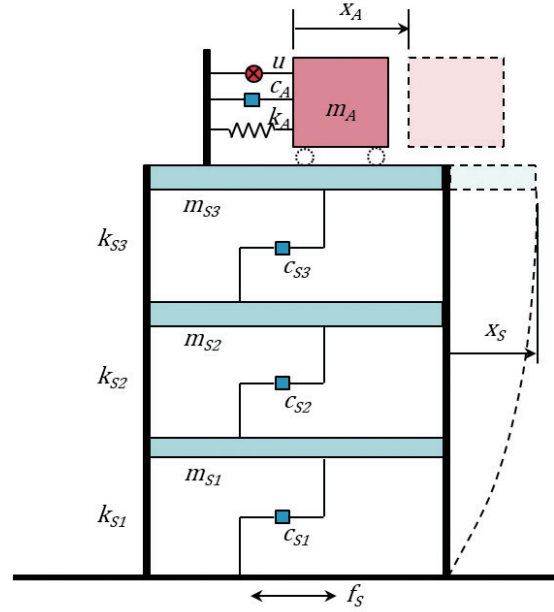


図1 アクティブ制御の解析モデル

2 制御手法の提案

図1の解析モデルの運動方程式を式(1)に示す。 M_S , C_S , K_S はそれぞれ $N \times N$ の質量行列, 減衰行列, 剛性行列である。運動方程式を状態空間方程式に変換したものを式(2)に示す。汎用性を考慮して, 電磁力リニアアクチュエータを使用する。したがって, アクティブ制御装置の制御力 u を式(3)に示す。 I は制御電流の大きさ, γ , σ はアクチュエータ係数である。

$$\begin{bmatrix} M_A & 0 \\ 0 & M_S \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \ddot{x}_A \\ \ddot{x}_S \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} C_A & -C_A \\ -C_A & C_A + C_S \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \dot{x}_A \\ \dot{x}_S \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} K_A & -K_A \\ -K_A & K_A + C_S \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_A \\ x_S \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} f_A \\ f_S \end{Bmatrix} + \begin{Bmatrix} -u \\ u \end{Bmatrix} \quad (1)$$

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = Ff + Uu \quad (2)$$

$$u = \frac{\sigma}{\gamma}I + \frac{1}{\gamma}\dot{I} \quad (3)$$

システムの状態空間表現は式(4)のようになる。

$$\left. \begin{aligned} \dot{X} &= AX + B_1f + B_2u \\ Y &= C_1X + D_{12}u \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

ここで,

$$X = \{x_{S1}, x_{S2}, \dots, x_{SN}, x_A, x_{S1}, x_{S2}, \dots, x_{SN}, x_A, I\}^T \quad (5)$$

$$A = \begin{bmatrix} -M^{-1}C & -M^{-1}K & 0_{N+1,1} \\ I_{N+1,N+1} & 0_{N+1,N+1} & 0_{N+1,1} \\ 0_{1,N+1} & 0_{1,N+1} & -\sigma \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} M^{-1}F \\ 0_{N+2,N+1} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} M^{-1}U \\ 0_{N+1,1} \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (8)$$

システムの状態フィードバック制御のブロック図を図2に示す。H ∞ 制御理論によって、フィードバック制御則は次式⁶になる。式(11)のRiccati式を解くことで、最適なフィードバック制御則を求めることができる。

$$u = -\Sigma^{-1}\theta X \quad (9)$$

ここで,

$$\left. \begin{aligned} \Sigma &= D_{12}^T D_{12} \\ \theta &= D_{12}^T C_1 + B_2^T P \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

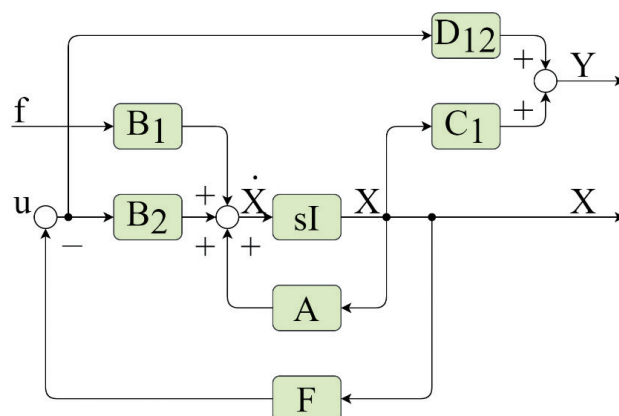


図2 状態フィードバック制御のブロック図

$$R^T P + PR - PSP + Q = 0 \quad (11)$$

ここで,

$$\left. \begin{aligned} R &= A - B_2 \Sigma^{-1} D_{12}^T C_1 \\ S &= B_1 B_1^T - B_2 \Sigma^{-1} B_2^T \\ Q &= C_1^T C_1 - C_1^T D_{12} \Sigma^{-1} D_{12}^T C_1 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

構造物の振動特性を正しくとらえる場合には図2のように制御できるが、経年劣化や損傷により振動特性が変化した場合にはフィードバック制御は図3の実線で示すようになる。ここで、記号中の#は、元の振動特性を意味する。元のフィードバック制御則により制御力 u を算出しているため、振動特性が変化すれば制御効果が最適ではなくなる。

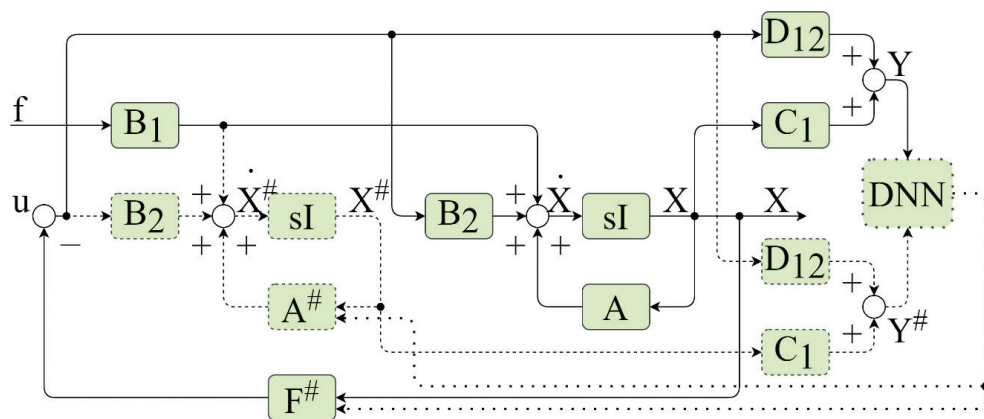


図3 振動特性変化後の状態フィードバック制御のブロック図

H_∞ 制御は制御安定性を保証できるものの、制御性能を保証することができない。そのため、振動特性が変化するとともに、制御効果はノミナル性能しか得られなくなる。元の最適制御効果を保持するためには、変化後の振動特性を把握する必要があると考えられる。そこで、深層学習を用いて、誤差を全域最小値に収束できる性質⁷を利用することで、振動特性の同定を、予測結果と観測結果との誤差を最小化するようにディープニューラルネットワーク（以下「DNN」という）のトレーニングに転換することができる。図4に示す図4に示す畳み込み型ニューラルネットワーク（以下「CNN」という）を用いて、元の振動特性を入力、変化後の振動特性を出力とし、図3に示す元の振動特性に基づき算出した $Y^\#$ と観測 Y の差をなくすように、トレーニングを繰り返し行う。

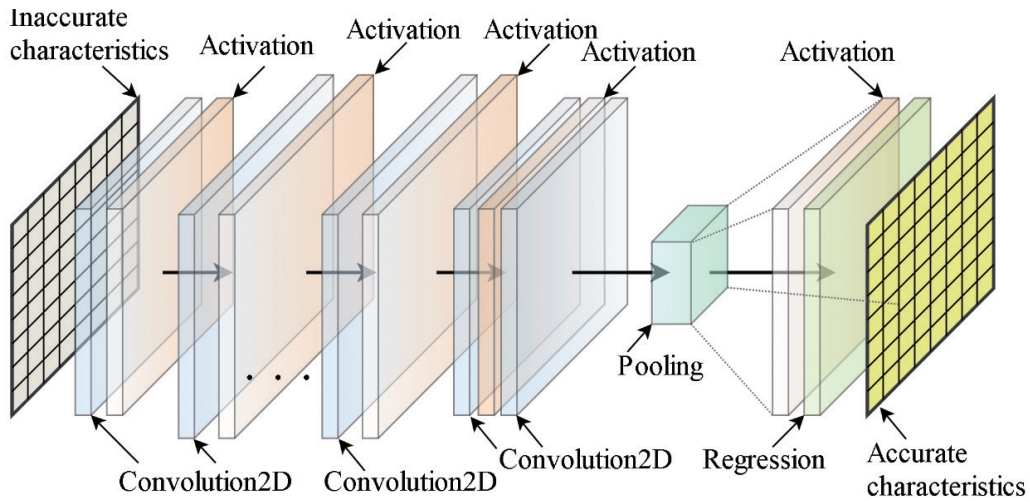


図4 振動特性を同定するため CNN 構造

3 性能検証

提案手法の効果を検証するために、多質点モデルを用いて解析を行う。対象モデルの振動特性諸元を表1に示す。対象モデルの減衰係数は式(13)に示すレイリー減衰を用いる。AMDの減衰係数は、式(14)により算定する。 ω は対象モデルの固有円振動数、 μ はAMDと対象モデルの質量比である。

表1 振動特性諸元

Story	Mass [kg]	Stiffness [N/m]	Damping
1	2000	250000	Rayleigh Damping, $h_1=0.02,$ $h_2=0.02$
2	2000	250000	
3	2000	250000	
4	2000	250000	
AMD	320	62500	Optimal tuning

$$\left. \begin{aligned}
 [C] &= a_0[M] + a_1[K] \\
 a_0 &= 2 \cdot \omega_1 \cdot \omega_2 (h_1 \omega_2 - h_2 \omega_1) / (\omega_2^2 - \omega_1^2) \\
 a_1 &= 2(h_2 \omega_2 - h_1 \omega_1) / (\omega_2^2 - \omega_1^2)
 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$h_{opt} = \sqrt{\frac{3\mu}{8(1+\mu)}} \quad (14)$$

本研究では、文献8に示す方法を用いて模擬入力地震動を作成した。作成した入力地震動を図5に示す。また、参考文献9と10の結論によれば、大地震が発生した場合、構造物の剛性は元の剛性の0.5倍以下になることがあるため、本研究では振動特性変化後の剛性を一律元の剛性の0.5倍までに低減することとした。振動特性変化後の対象モデルの卓越周期は、より入力地震動の卓越周期に近づくことが分かる。

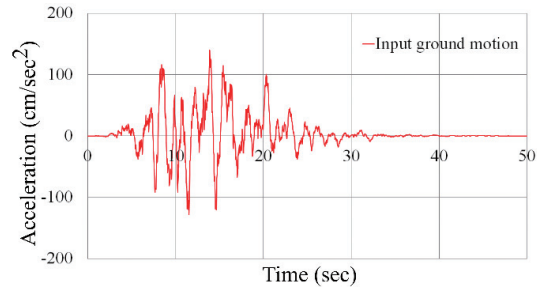
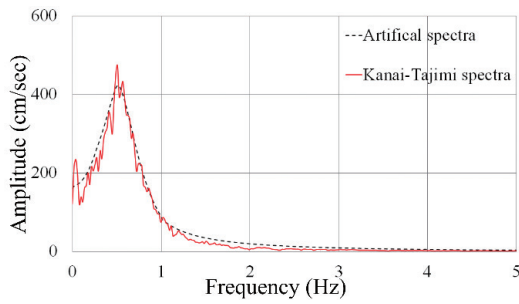


図5 入力地震動

図6と図7に振動特性変化前後の対象モデルの4階の応答を示す。図6に振動特性変化前にAMDの制御効果が非常に大きいであることを示している。図7から構造特性変化後に対象モデルの応答の増加（AMDなし）とともに、AMDの制御効果が低下したことが分かる。また、AMDありの応答はAMDなしの応答を上回ることが確認された。

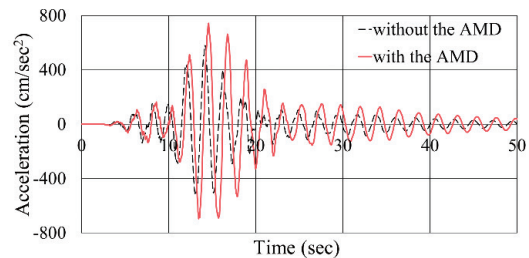
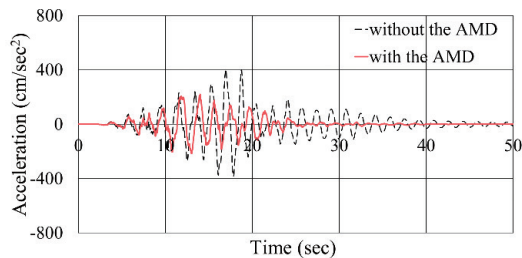
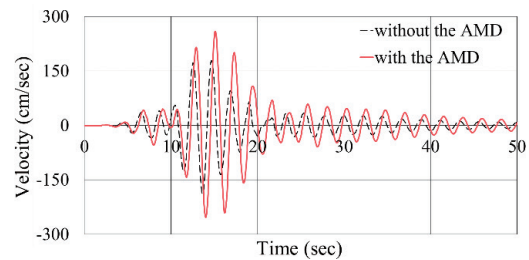
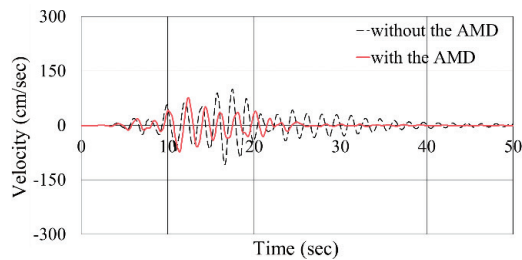
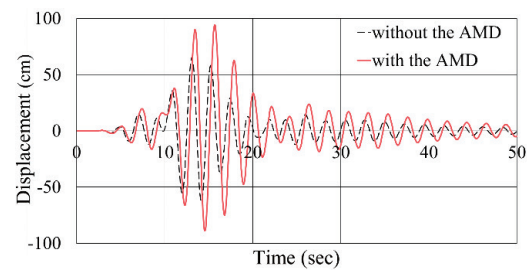
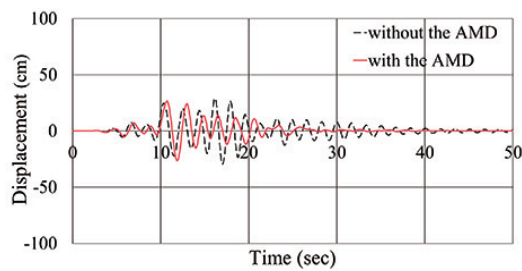


図6 振動特性変化前の応答

図7 振動特性変化後の応答

表2に示すCNNを用いて変化後の振動特性を同定する。図8にエポック数ごとの対象モデルの応答の学習回帰損失と振動特性の不均一分散平均平方誤差（HMSE）の結果を示す。結果が良好であるため、2000エポックを経てトレーニングを中止した。図9はトレーニング後CNNを用いたアクティブ制御による対象モデルの4階の応答を示したものである。図7の結果と比較して、深層学習を用いた制御手法は対象モデルの振動特性が変化した後のAMDの制御効果を大きく向上させたことが分かる。

表2 CNNの構造諸元

Layer	Type	Activations	Learnable Parameters	Total Learnable Parameters
1	Input	$5 \times 1 \times 1$	-	0
2	Convolution	$5 \times 1 \times 16$	Weights $3 \times 1 \times 1 \times 16$ Bias $1 \times 1 \times 16$	64
3	Tanh	$5 \times 1 \times 16$	-	0
4	Convolution	$5 \times 1 \times 32$	Weights $3 \times 1 \times 16 \times 32$ Bias $1 \times 1 \times 32$	1568
5	Tanh	$5 \times 1 \times 32$	-	0
6	Convolution	$5 \times 1 \times 64$	Weights $3 \times 1 \times 32 \times 64$ Bias $1 \times 1 \times 64$	6208
7	Tanh	$5 \times 1 \times 64$	-	0
8	Convolution	$5 \times 1 \times 32$	Weights $3 \times 1 \times 64 \times 32$ Bias $1 \times 1 \times 32$	6176
9	Tanh	$5 \times 1 \times 32$	-	0
10	Convolution	$5 \times 1 \times 16$	Weights $3 \times 1 \times 32 \times 16$ Bias $1 \times 1 \times 16$	1552
11	Tanh	$5 \times 1 \times 16$	-	0
12	Convolution	$5 \times 1 \times 4$	Weights $3 \times 1 \times 16 \times 4$ Bias $1 \times 1 \times 4$	196
13	Tanh	$5 \times 1 \times 4$	-	0
14	Convolution	$5 \times 1 \times 1$	Weights $3 \times 1 \times 4$ Bias 1×1	13
15	Tanh	$5 \times 1 \times 1$	-	0
16	Regression		-	0

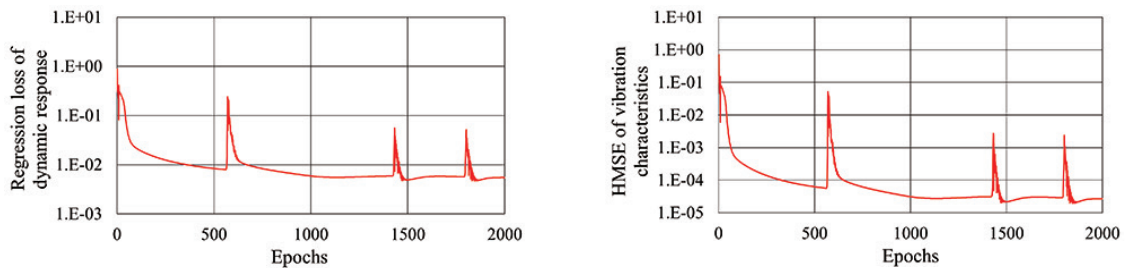


図8 学習回帰損失と不均一分散平均平方誤差

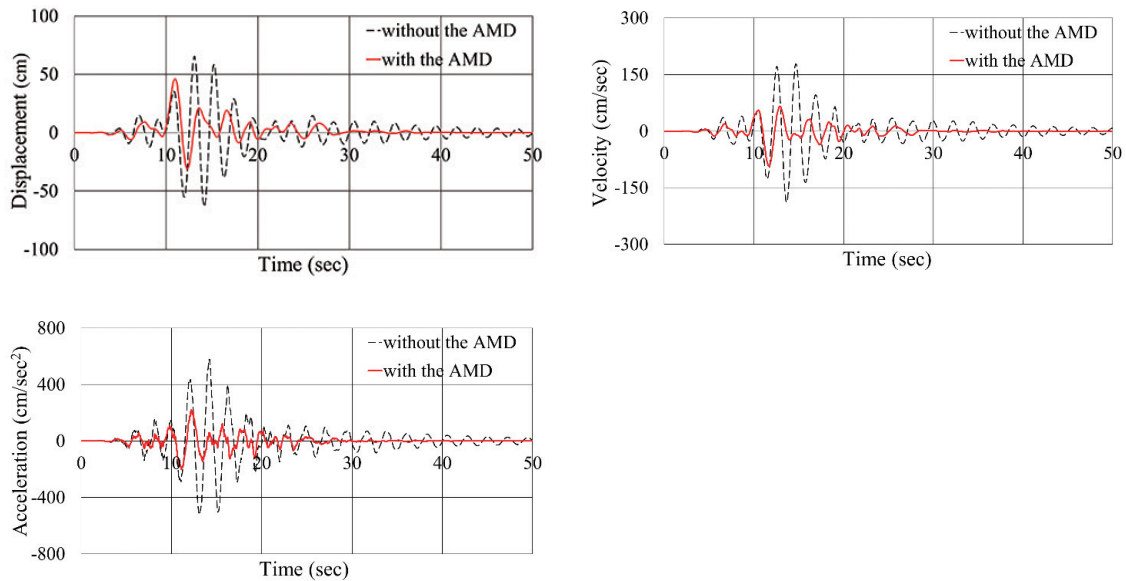


図9 CNNを用いた最適制御による応答

4 まとめ

本研究では、経年劣化や損傷による振動特性変化前後のアクティブ制御の状態空間表現について考察し、振動特性の変化とともにアクティブ制御の制御効果が低下することを確認した。CNNを用いた振動特性の同定手法、およびそれに基づいた最適制御の手法を提案し、多質点解析モデルにて制御効果を検証した。今後、振動台実験を用いて制御手法の検証を行う予定である。なお、本研究の一部の内容は2020年3月19日に特許出願した（特願2020-49288）。

謝辞

本研究は東北工業大学学内公募研究の助成を受けたものです。ここに感謝いたします。

参考文献

1. 日本建築学会：やさしくわかる建物振動制御，2014
2. 平田光男：実践ロバスト制御，コロナ社，2017
3. 宮里義彦：適応制御，コロナ社，2018
4. 例えば，前田朋宏，吉富信太，竹脇出：限定された地震観測記録とARXモデルを用いた建物の剛性・減衰同定法，日本建築学会構造系論文集，Vol.76，No.666，pp.1415-1423，2011.8
5. 例えば，早部安弘ほか：オイルダンパーとアクティブ制振装置を併用した風応答制御（その1），日本建築学会学術講演梗概集（北海道），pp.71-72，2004.8
6. Peter Dorato, Luigi Fortuna and G. Muscato：Robust Control for Unstructured Perturbations: An Introduction, Springer Verlag, 1992
7. J.T.Lalis, B.D.Gerardo and Y.Byun：An Adaptive Stopping Criterion for Backpropagation Learning in Feedforward Neural Network, International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering, Vol.9, No.8, pp.149-156, 2014
8. F. R. Rofooei, Aghababaii Mobarake, G. Ahmadi：Generation of artificial earthquake records with a nonstationary Kanai-Tajimi model, Engineering Structures, Vol. 23, Issue 7, 2001, pp. 827-837
9. Miao CAO, Masato MOTOSAKA, Tsoggerl TSAMBA and Kazushi YOSHIDA：Simulation analysis of a damaged 9-story SRC building during the 2011 Great East Japan Earthquake, Journal

- of Japan Association for Earthquake Engineering, Vol.13, No.2,2013, pp. 45-64
10. 飯山かほり, 栗田哲, 源栄正人, 千葉一樹, 平松大樹, 三辻和也: 多点同時微動計測に基づく大破した9階建てSRC造建物のモード特性の同定, 日本地震工学会論文集, 第12巻, 第5号(特集号), 2012, pp.225-242