Advance Publication by J-STAGE

日本機械学会論文集

Transactions of the JSME (in Japanese)

DOI:10.1299/transjsme.21-00180

Received date : 3 June, 2021

Accepted date : 22 August, 2021

J-STAGE Advance Publication date : 6 September, 2021

MLD モデルに対する最適予見制御入力を学習した ニューラルネットワークによる構造物のセミアクティブ振動制御

佐藤 馨^{*1}, 平元 和彦^{*2}

Semi-active vibration control of structural systems with a neural network that trained preview optimal control for MLD model

Kaoru SATO^{*1} and Kazuhiko HIRAMOTO^{*2}

^{*1} Graduate School of Niigata University

8050 Ikarashi-2-no-cho, Nishi-ku, Niigata-shi, Niigata 950-2181, Japan

^{*2} Niigata University

8050 Ikarashi-2-no-cho, Nishi-ku, Niigata-shi, Niigata 950-2181, Japan

Abstract

We propose a new semi-active vibration control method of structural systems subject to seismic disturbances based on the optimal control for MLD models incorporating future seismic waveforms. In the proposed preview control method, we aim to realize the higher control performance than the conventional predictive control for the MLD model by considering future seismic waveforms. In the preview control law for the MLD model, a future data series of the seismic waveform is necessary. Because the future seismic waveform is not available, the method is generally impossible. In this paper, the control input data of the preview optimal control of the MLD model using future seismic waveforms are collected in advance subject to the recorded seismic waves, and the control inputs are trained with a multi-layered artificial neural network by using the past seismic waveforms. By replacing the preview optimal control for MLD model with the neural network, we are able to construct an implementable preview control system that shows high control performance using past seismic waveforms. Besides, the conventional method to obtain the control inputs of optimal control for MLD model has a problem on the high computational load, because it is MIQP that is NP-hard problem to obtain control inputs. Therefore, there are two difficulties in the real time implementation of the control method. By using the proposed neural network as the control law, the problem on the computational load can also be solved. The effectiveness of the proposed method is confirmed by a simulation using seismic waveforms observed in Japan. In the simulation study, the high control performance and the reduction of the computational load are demonstrated in comparison with implementable conventional methods.

Keywords : Semi-Active vibration control, Preview control, Waveform estimation system, Artificial neural network, MLD (Mixed Logical Dynamical) model

1. 緒 言

中・高層構造物は構造上、地震や風の影響を受け振動しやすい。そのため、内部の安全性や居住性を確保するためには、振動制御の導入が有効である。振動制御を行う制御方式には、パッシブ型、アクティブ型、セミアクティブ型がある。パッシブ型は構造系が所望の特性を持つようにブレースや動吸振器を追加することによって振

No.21-00180 [DOI: 10.1299/transjsme.21-00180]

^{*1} 正員, 新潟大学大学院 (〒950-2181 新潟県新潟市西区五十嵐2の町 8050 番地)

^{*2} 正員, 新潟大学

E-mail of corresponding author: f20k006c@mail.cc.niigata-u.ac.jp

動の抑制を行う手法である。このとき、構造系のパラメータは固定となるため、構造系の経年変化等に伴う特性変動に対して所望の特性を達成できない場合がある。アクティブ型は構造系にセンサ、アクチュエータを設置し、振動抑制を達成する何らかの制御則により求められた指令信号に比例した制御力を加え制振を行う。このため構造物のパラメータを固定するパッシブ型よりも制御性能が高く、構造系の特性変動に対してロバストな制御系を実現できる。しかし、アクティブ型は大質量、高剛性の振動系である構造系の振動を制御するための力を、アクチュエータにより発生させる必要があるため、エネルギー消費が非常に大きくなるという問題がある。セミアクティブ型とは減衰や剛性等の構造系内部のパラメータを可変できるようにし、振動の状態に応じて適切に変化させるような制御手法である。セミアクティブ制御装置の減衰係数や剛性を変化させるためのエネルギーは、上記アクティブ制御のアクチュエータに制御力を発生させるためのそれより小さいため、アクティブ型よりも省エネルギーである。このため、アクティブ型と比較したときに同等の性能をより省エネルギーで達成できると期待されている。

しかし、セミアクティブ型は構造系の挙動に対して抵抗力となる力しか発生できない。このような場合、構造系の数学モデルはセミアクティブ型の制振デバイスがそのとき発生できる力の方向を論理要素として含むハイブリッドモデルとして表現できる。混合論理動的モデル (Mixed Logical Dynamical Model:MLD モデル) 表現されたハイブリッドモデルに対する最適制御として、有限時間最適制御問題を整理した際に得られる混合整数二次計画問題 (Mixed-Integer Quadratic Programming Problem:MIQP 問題) を逐次解く手法が提案されている (Bemporad and Morari, 1999)。しかし、この手法は NP 困難に分類される MIQP 問題 (Blick et al., 2014) を制御サイクルタイム内で解く必要があり、実装は難しい (井村, 2003)。また、Bemporad らが提案している手法では外乱を考慮しない有限時間最適制御問題を定義し、その解法を示している。地震外乱のような不確定の外乱が常に印加される構造物の振動制御を想定するとき、外乱なしの決定論的に定義された有限時間最適制御問題の解は外乱を陽に考慮した問題の解と一般に一致しない。このため、地震外乱に対する構造系の制振問題を考えたとき、外乱を考慮しない有限時間最適化問題の解を使用する方法は既存の手法と比較して必ずしも性能が高いとはいえない。

逐次最適化を用いないセミアクティブ制御則として Clipped-Optimal Control (Dyke et al., 1996) がある。しかし、Clipped-Optimal Control は参照するアクティブ制御の入力を可能な限り再現する方式であり、一般に参照するアクティブ制御においては受動制約を設けず、現実には取り得ない負の抵抗力を許容している。このため、参照するアクティブ制御理論で導出された制御力を実現できない場合がある。これにより、Clipped-Optimal Control では参照アクティブ制御に LQ 最適制御のような評価関数を用いる方式を用いても、Clipped-Optimal Control 実装時には評価関数の意味が曖昧となり、試行錯誤により評価関数の重みをチューニングする必要がある。

本論文では、地震外乱に対する構造系の制振問題を題材に、実装時に使用されると想定されるマイクロプロセッサとインターフェースによって構成されるコントローラの制御サイクルタイム内で計算可能かつ、従来よりも外乱抑制問題に適した制御則を提案する。不確定外乱に対する外乱抑制問題により適したセミアクティブ制御則として、MLD モデルに対して予見制御理論 (河村, 土谷, 1989) と同様に外乱を陽に考慮する手法を提案する。得られた手法は MLD 予見制御と呼称し、従来の外乱を考慮しない MLD モデルに対する有限時間最適制御を MLD 予測制御と呼称する。MLD 予見制御は従来の MLD 予測制御とは異なり、未来外乱を陽に考慮して有限時間最適制御問題を定義する。ここで、MLD 予見制御は「未来外乱を取得する必要があること」「計算負荷が大きいこと」が実装上の問題となる。この問題を解決するため、MLD 予見制御の制御入力を教師データ、外乱の過去系列と現在の状態を入力データとして学習した外乱予測内包型の MLD 制御系の近似ニューラルネットワークを代替実装することでこの 2 つの問題の解決を考える。提案手法の評価は、対象とする構造系に対して Clipped-Optimal Control, MLD 予測制御, MLD 予見制御, MLD 予見制御近似ニューラルネットワークをそれぞれ実装し、シミュレーションによる性能評価により行った。その結果、MLD 予見制御は従来の制御手法よりも優れた性能を示し、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは MLD 予見制御には劣るものの、従来の Clipped-Optimal Control よりも優れた性能を示した。また、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは MIQP 問題の解計算における計算負荷を大きく軽減し、本論文で設定した制御サイクルタイム仕様を満たした。

本論文の構成を以下に示す。2 章では、制御対象として扱う構造系とシミュレーションにおける物理パラメータについて述べる。3 章では、本論文で用いる制御理論について述べる。提案する MLD 予見制御の定義と、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの構成、比較対象として用いる Clipped-Optimal Control について述べる。4

章では、提案手法の有効性をシミュレーションにより示す．シミュレーション条件と評価基準の設定，3章で示した制御理論における実装時の設計パラメータの設定，シミュレーション結果の考察と各手法の性能評価について述べる．5章では、結論と今後の課題について述べる．本論文における記号定義を以下に示す． t : 時刻, $\mathbf{O}$: 適当な行数, 列数の零行列, $\mathbf{I}$: 適当な次元の単位行列, T : 行列の転置, $\mathbb{R}^{m \times n}$: $m \times n$ の実数行列, $\text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n)$: 対角要素を $a_1, a_2, \dots, a_n$ とする対角行列とする．

2. 制御対象の定義と問題制約

本論文において、制御対象は減衰係数を可変可能なセミアクティブダンパを備えた 1 自由度構造系とする．構造系の概念図を図 1 に示す．質量を m , 剛性を k , 減衰係数を d_o とし, セミアクティブダンパは Δd を比例定数としセミアクティブ入力 v_{SA} に比例した減衰係数 $\Delta d v_{SA}$ に変化できるとする．構造物の絶対変位を q , 地盤の絶対変位を w_g とし, 構造物の相対変位 $q - w_g$, 相対速度 $\dot{q} - \dot{w}_g$, 地盤の絶対加速度 $\ddot{w}_g$ は観測可能であると仮定する．

Fig. 1 1-DOF structural system with semi-active damper.

このとき、構造系の運動方程式は、

$$m\ddot{q} + (d_o + \Delta d v_{SA})(\dot{q} - \dot{w}_g) + k(q - w_g) = 0 \quad (1)$$

と得られる．ここで相対速度 $x_1 := \dot{q} - \dot{w}_g$, 相対変位 $x_2 := q - w_g$ として整理すると, 地盤加速度 $\ddot{w}_g$ を外乱項とする相対座標系の運動方程式が次式のように得られる．

$$m(\dot{x}_1 + \ddot{w}_g) + (d_o + \Delta d v_{SA})x_1 + kx_2 = 0 \quad (2)$$

式 (2) から本論文で用いる構造系の状態空間モデルは次式のように与えられる．

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}_o + \mathbf{B}_u \mathbf{K}_v v_{SA}) \mathbf{x} + \mathbf{B}_w \ddot{w}_g \\ \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \mathbf{A}_o = \begin{bmatrix} -\frac{d_o}{m} & -\frac{k}{m} \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B}_u = \begin{bmatrix} \frac{1}{m} \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B}_w = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{K}_v = \begin{bmatrix} -\Delta d \\ 0 \end{bmatrix}^T, v_{SA} \in [v_{min}, v_{max}] \end{cases} \quad (3)$$

一般に用いられるセミアクティブダンパには MR ダンパ, 機械式可変ダンパがある (樋渡他, 2008)．ダンパオイルに磁気粘性流体 (MR 流体) を用いた MR ダンパはダンパ内の磁界を変動させることで減衰係数を可変とする．機械式可変ダンパの代表例である可変オリフィスダンパはダンパオイルのバイパスルートの流量を可変させることで減衰係数を可変とする．現在実現されているこれらのセミアクティブダンパの構造は、一般的なオイルダンパを基にしているため、減衰係数が負になることはない．この状況を反映し、可変減衰係数 $\Delta d v$ の範囲は $\Delta d v_{max} \geq \Delta d v_{SA} \geq \Delta d v_{min} \geq 0$ と制限する．このとき、セミアクティブダンパの発生力 $u_{SA} (= \mathbf{K}_v \mathbf{x} v_{SA})$ はシステムの状態 $\mathbf{x}$ によって次の制約を受ける．

$$\begin{cases} \mathbf{K}_v \mathbf{x} v_{max} \geq u_{SA} \geq \mathbf{K}_v \mathbf{x} v_{min} & \mathbf{K}_v \mathbf{x} \geq 0 \\ \mathbf{K}_v \mathbf{x} v_{min} \geq u_{SA} \geq \mathbf{K}_v \mathbf{x} v_{max} & \mathbf{K}_v \mathbf{x} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

このため、セミアクティブダンパを含む構造系は、式 (3, 4) のように発生力について分岐を含む線形システムとして表現される (Giorgetti et al., 2005). システムの状態によって制御入力に関する制約が切り替わるハイブリッドシステムの一つである.

本論文で用いる構造系のパラメータを表 1 に示す. 本パラメータは, National Center for Earthquake Engineering (NCEE) の 3 自由度ベンチマークモデル (Nakamura et al., 2013) を 1 自由度モデルで近似したものである. 固有角周波数, 減衰比が 3 自由度ベンチマークモデルの 1 次モード成分と等価になるように決め, 質量を 3 層分の合計として剛性, 減衰係数を導出した. また, セミアクティブダンパの最大減衰係数 v_{max} は構造物向けの制振ダンパーの仕様を基に決定し (齋藤他, 2018), 最小減衰係数は 0 とした.

Table 1 Nomenclature and parameter values in the structural system.

Model parameters	Symbol	Values	Unit
Structure mass	m	18000	[kg]
Structure stiffness	k	714790	[N/m]
Structure damping coefficient	d_o	7587	[Ns/m]
Proportional constant of damping coefficient of Semi-active damper	Δd	1	[Ns/m]
Maximum input of Semi-active damper	v_{max}	600000	—
Minimum input of Semi-active damper	v_{min}	0	—

3. 制 御 理 論

3-1 Clipped-Optimal Control

Clipped-Optimal Control (Dyke et al., 1996) は, アクティブ制御手法を参照入力としたセミアクティブ制御手法である. Clipped-Optimal Control では, 参照するアクティブ制御入力を制約の中で可能な限り再現する. 本論文では参照アクティブ制御としてセミアクティブダンパの発生力 $\mathbf{K}_v \mathbf{x} v_{SA}$ をアクティブ制御入力 u_{AC} に置き換えた次のシステムを想定する.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_o \mathbf{x} + \mathbf{B}_u u_{AC} \quad (5)$$

このとき, セミアクティブデバイスの制御入力 v_{SA} は次のように与えられる.

$$v_{SA} = \begin{cases} v_{max} & v_{max} < \frac{u_{AC}}{\mathbf{K}_v \mathbf{x}} \\ v_{min} & v_{min} > \frac{u_{AC}}{\mathbf{K}_v \mathbf{x}} \\ \frac{u_{AC}}{\mathbf{K}_v \mathbf{x}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

Clipped-Optimal Control は参照アクティブ制御で導出されたアクティブ制御入力 u_{AC} からセミアクティブ制御入力 v_{SA} を式 (6) から導出するのみであるため, 参照するアクティブ制御が計算負荷の大きいものでなければ実装は容易である. 参照アクティブ制御の種類も限定されず, 様々な制御手法が適用可能である. しかし, 参照入力とするアクティブ制御は式 (4) で示した入力制約を考慮していない. したがってアクティブ制御入力を常に再現できるとは限らず, 式 (6) で示した飽和制約を受ける. このため, 参照するアクティブ制御入力が優れた性能を示し

ていても、Clipped-Optimal Control が必ずしも優れた性能を示すとは限らない。よって、Clipped-Optimal Control の実装では、参照アクティブ制御理論の設計パラメータを試行錯誤的に探索する必要がある。また、LQ 最適制御などに代表される評価関数を用いたアクティブ制御手法を用いた場合、アクティブ制御入力を常に再現できない Clipped-Optimal Control において制御則設計のための評価関数は数学的な意味を失い、その中の重み等は制御器の設計パラメータとしてのみ機能する。よって、評価関数を用いて体系的に所望の性能の制御器を設計することは困難である。

3.2 MLD モデルに対する予見制御問題の定義

セミアクティブ制御を適用した制御対象は MLD モデルとして表現できる。MLD モデルとは論理変数を含む離散時間システムである。非線形モデルの一分類であるハイブリッドモデルの表現方法の 1 つであり、区分的線形システムといった他の表現をしているハイブリッドモデルも MLD モデルに変換することができる (Heemels et al., 2001)。MLD モデルの有限時間最適制御問題は、MIQP 問題として定義することができ、定義した MIQP 問題を逐次解くことで予測制御として実装できる (Bemporad and Morari, 1999)。しかし、一般的な表現では外乱項を考慮していないため、振動抑制問題などの外乱抑制問題では必ずしも Clipped-Optimal Control やスカイフックダンパ近似則 (Karnopp et al., 1974) といった従来のセミアクティブ制御手法よりも高い性能を発揮できない。

外乱を考慮した制御問題として予見制御問題があるが、線形時不変モデルに対する最適予見制御理論は既に提案されているものの (河村, 土谷, 1989)、ハイブリッドモデルに対する体系的な予見制御手法の提案はされていない。本論文では予見制御理論の枠組みを MLD モデルに対する有限時間最適化問題に適用することを考える。予見制御理論と同様に、未来の外乱系列を陽に考慮した有限時間最適制御問題を定義した場合も従来の外乱を考慮しない MLD モデルに関する有限時間最適制御問題と同様に MIQP 問題に帰着できることを示す。本論文で用いる外乱を考慮した MLD モデルを次に示す。

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_1\mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_2\mathbf{z}(k) + \mathbf{B}_3\boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{B}_4\mathbf{w}(k) \quad (7)$$

$$\mathbf{D}\mathbf{x}(k) + \mathbf{E}_1\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}_2\mathbf{z}(k) + \mathbf{E}_3\boldsymbol{\delta}(k) \leq \mathbf{F} \quad (8)$$

式 (7) は論理要素を含む対象の離散時間状態空間モデル表現であり、式 (8) は拘束不等式である。ここで、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ は状態変数、 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{m_1}$ は制御入力、 $\boldsymbol{\delta} \in \mathbb{R}^{m_2}$ 、 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{m_3}$ は補助変数、 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{m_4}$ は外乱項である。このとき、拘束条件の数を m_p とすると、 $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{m_p \times n}$ 、 $\mathbf{E}_j \in \mathbb{R}^{m_p \times m_j}$ 、 $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{m_p}$ である。補助変数 $\boldsymbol{\delta}$ は論理変数であり、補助変数 $\mathbf{z}$ は論理要素を含む状態空間モデル、拘束不等式の表現に用いられ、その用法は問題により異なる。本論文における補助変数 $\mathbf{z}$ の用い方は 4.2 節で示す制御対象の MLD モデル表現の中で述べる。

式 (7, 8) のような MLD モデルに対して、現時刻から N サンプル後までの有限時間最適制御問題として最小化する評価関数 J を次のように定義する。ここで、 $\mathbf{v}(k) = [\mathbf{u}^T(k) \mathbf{z}^T(k) \boldsymbol{\delta}^T(k)]^T$ である。

$$J = \sum_{i=0}^N (\mathbf{x}(k+i)^T \mathbf{Q}\mathbf{x}(k+i) + \mathbf{v}(k+i)^T \mathbf{R}\mathbf{v}(k+i)) \quad (9)$$

このとき、 $m_{123} := m_1 + m_2 + m_3$ とすると、評価関数の重み $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 、 $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{m_{123} \times m_{123}}$ は、 $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}^T$ 、 $\mathbf{R} = \mathbf{R}^T$ 、 $\mathbf{Q} \geq 0$ 、 $\mathbf{R} \geq 0$ を満たす対角行列である。式 (9) へ代入するため、 $\mathbf{v}(k)$ を用いて式 (7, 8) を整理すると

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{v}(k) + \mathbf{B}_4\mathbf{w}(k) \quad (10)$$

$$\mathbf{D}\mathbf{x}(k) + \mathbf{E}\mathbf{v}(k) \leq \mathbf{F} \quad (11)$$

となる。ここで、 $\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1 \mathbf{B}_2 \mathbf{B}_3]$ であり、 $\mathbf{E} = [\mathbf{E}_1 \mathbf{E}_2 \mathbf{E}_3]$ である。式 (9) の評価関数 J に式 (10, 11) を代入し、 $\mathbf{x}_i = \mathbf{x}(k+i)$ 、 $\mathbf{v}_i = \mathbf{v}(k+i)$ 、 $\mathbf{w}_i = \mathbf{w}(k+i)$ 、 $i = 0, 1, \dots, N-1$ として整理すると次の最小化問題が得られる。

$$\begin{cases} \min & \frac{1}{2} \mathbf{V}^T (\mathbf{R}_{EX} + \mathbf{B}_{XV}^T \mathbf{Q}_{EX} \mathbf{B}_{XV}) \mathbf{V} + (\mathbf{x}_0^T \mathbf{A}_X \mathbf{Q}_{EX} \mathbf{B}_{XV} + \mathbf{W}_F^T \mathbf{B}_{XW}^T \mathbf{Q}_{EX} \mathbf{B}_{XV}) \mathbf{V} \\ \text{subject to} & \mathbf{E}_{VEX} \mathbf{V} \leq \mathbf{F}_{EX} - \mathbf{D}_{EX} \mathbf{x}_0 - \mathbf{E}_{WEX} \mathbf{W}_F \end{cases} \quad (12)$$

ここで,

$$\begin{aligned} \mathbf{V} &= \begin{bmatrix} \mathbf{v}_0 \\ \mathbf{v}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{v}_N \end{bmatrix}, \mathbf{W}_F = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_0 \\ \mathbf{w}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{w}_N \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \cdots & \mathbf{O} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{Q} \end{bmatrix}, \mathbf{R}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \cdots & \mathbf{O} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{R} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{A}_X &= \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}^N \end{bmatrix}, \mathbf{B}_{XV} = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{B} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{AB} & \mathbf{B} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{A}^{N-1} \mathbf{B} \mathbf{A}^{N-2} \mathbf{B} \cdots \mathbf{B} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix}, \mathbf{B}_{XW} = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{B}_4 & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{AB}_4 & \mathbf{B}_4 & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{A}^{N-1} \mathbf{B}_4 \mathbf{A}^{N-2} \mathbf{B}_4 \cdots \mathbf{B}_4 & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{E}_{VEX} &= \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DB} & \mathbf{E} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DAB} & \mathbf{DB} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{E} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DA}^{N-2} \mathbf{B} \mathbf{DA}^{N-3} \mathbf{B} \cdots \mathbf{DB} & \mathbf{DBE} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix}, \mathbf{E}_{WEX} = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DB}_4 & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DAB}_4 & \mathbf{DB}_4 & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DA}^{N-2} \mathbf{B}_4 \mathbf{DA}^{N-3} \mathbf{B}_4 \cdots \mathbf{DB}_4 & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix}, \mathbf{F}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \mathbf{F} \\ \mathbf{F} \\ \vdots \\ \mathbf{F} \end{bmatrix}, \mathbf{D}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{DA} \\ \mathbf{DA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{DA}^{N-1} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

である．初期値となる現在の状態量 $\mathbf{x}_0(=\mathbf{x}(k))$ は既知とし，未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ が既知であると仮定すると系列 $\mathbf{V}$ を除く行列要素は全て定数行列となる．したがって，式 (12) は系列 $\mathbf{V}$ に関する不等式制約を持つ二次計画問題である．ここで，系列 $\mathbf{V}$ は論理変数を含むため，本問題は MIQP 問題に分類される．本問題にサンプル毎に現在の状態量 $\mathbf{x}_0(=\mathbf{x}(k))$ と未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ を代入し解くことで系列 $\mathbf{V}$ の解が得られ，系列のうち $\mathbf{v}_0$ から $\mathbf{u}_0$ を取り出すことで式 (9) に対する最適制御入力が見られる．

よって，未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ を既知とした場合，MLD システムにおいて外乱を考慮しても有限時間最適制御問題は MIQP 問題として定義できることが確認できた．以降，本論文では本問題の解を用いる制御手法を MLD 予見制御と呼称し，従来の外乱を考慮しない手法を MLD 予測制御と呼称する．定義した MIQP 問題は商用ソルバを利用して解くことができる (Bliek et al., 2014)．しかし，MIQP 問題は計算負荷が大きいことで知られ，逐次解計算を行う必要がある MLD 予見制御，MLD 予測制御はともに直接的な実装は難しい (井村, 2003)．更に，MLD 予見制御は MLD 予測制御と異なり，制御入力の生成に未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ を必要とする．計算負荷の問題があるため，既存の地震波の予測手法と組み合わせて使用することもできない．提案手法である MLD 予見制御は，計算負荷の問題と未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ の取得の 2 つが問題となる．本論文では次節にてニューラルネットワークを用いてこの 2 つの問題の解決を考える．

3.3 ニューラルネットワークによる MLD 予見制御の近似

前節では，外乱を含んだ MLD モデルに対する有限時間問題を整理し，提案手法である MLD 予見制御を示した．MLD 予見制御は，外乱の未来の系列が必要になる．一般的な予見制御問題 (河村, 土谷, 1989) において，外乱はサーボ制御問題における目標値と定義されることが多く，その場合外乱の未来系列は既知と考えることができる．しかし，本論文で対象となっている地震外乱を受ける構造系の振動制御問題において，不確定外乱である地震外乱の未来の系列を得ることは困難である．また，仮に地震外乱の未来値が推定できたとしても，従来の MLD 予測制御の問題点である大きな計算負荷により実装が困難であることについては解決される必要がある．

そこで，本論文ではこれらの 2 つの問題点の両方を解決する方法として，MLD 予見制御の制御入力をニューラ

ルネットワークで関数近似し、実装可能な制御系を構築することを提案する。ニューラルネットワークは任意の非線形写像を近似でき、その出力の計算は行列計算のみで行えるため、計算負荷はMIQP問題を逐次解く場合と比較してかなり小さいと期待される。また、システムの状態によらず出力計算の過程は同一であるため計算時間の分散も小さいと考えられる。本論文では現在の状態と未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ を既知として得たMLD 予見制御の制御入力をニューラルネットワークの教師データとして用いて学習し、解計算そのものを関数近似することで計算負荷の低減を行う。

ここで、未知の地震波に対する未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ の推定のため、 m_{in} ステップの過去外乱系列 $\mathbf{W}_P := [\mathbf{w}_{-1}^T \mathbf{w}_{-2}^T \cdots \mathbf{w}_{-m_{in}}^T]^T$ を用い、現在の状態量 $\mathbf{x}_0$ と併せてニューラルネットワークの入力信号として用いることを考える。これらの物理量は未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ とは異なり、因果律を満たしているため、適切なセンサを設置することで観測可能である。

この方法で得られたニューラルネットワークは外乱予測器とMIQP問題の定義、そして解計算を行うソルバを内包した関数といえる。前述した計算負荷の問題と未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ の取得問題解決が期待される。また、MLD 予見制御が有効に作用する問題であるほど、従来の制御手法では達成できなかった性能を示すことが期待される。

本論文で用いるニューラルネットワークは次に示すような多層型ニューラルネットワークである。図2におい

Fig. 2 Concept of multi layer neural network.

て、 M_{NN} は入力・出力・隠れ層の層数の和、 l_k は l_k 番目の層の出力数、 i_{NNk} は k 番目のネットワーク入力、 $h_{NNk_1, l_{k_2}}$ は l_{k_2} 層の k_1 番目の層出力、 o_{NNk} は k 番目のネットワーク出力、 $\mathbf{W}_{NNk} \in \mathbb{R}^{l_k \times l_{k-1}}$ は k 層の結合重み行列、 ϕ は活性化関数である。

本論文の問題に対してMLD 予見制御を適用した制御系は図3のようになる。計算負荷と未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ の

Fig. 3 Concept of the MLD preview control system.

取得問題の解決のため、図3の点線部分を未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ の代わりに過去外乱系列 $\mathbf{W}_P$ を入力とした図2のようなニューラルネットワークに置き換えることを考える。ニューラルネットワークに置き換えを行った制御系を次に示す。図4のニューラルネットワークは外乱の過去外乱系列 $\mathbf{W}_P$ と状態量 $\mathbf{x}(k)$ を入力とし、セミアクティブ制御入力 $\hat{v}_{SA}(k)$ を出力する。ここで $f_{NN}(\mathbf{x}, \mathbf{W}_P)$ は入出力関数として見たニューラルネットワークである。

図4のニューラルネットワークの学習は、事前に図3の制御系を用いて実際の地震波に対してシミュレーションを行い教師データを作成する。図3の制御系に実際の地震波を印加し、セミアクティブ制御入力 v_{SA} 、状態量

Fig. 4 Concept using the neural network that approximates the MLD preview control system.

$\mathbf{x}(k)$, 外乱の過去データ系列 $\mathbf{W}_P$ の系列を記録する．記録したデータに対して v_{SA} を教師データ，状態量 $\mathbf{x}(k)$, 外乱の過去データ系列 $\mathbf{W}_P$ を入力データとしてニューラルネットワークの学習を行うことで図 4 に用いるニューラルネットワークの構成を行う．学習は次式の評価 J_{NN} を最小化するように行う．

$$J_{NN} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_{SIM}} (v_{SA}(k) - \hat{v}_{SA}(k))^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^{M_{NN}} (\|\mathbf{W}_{NNi}\|_2)^2 \quad (13)$$

ここで， N_{SIM} は教師データとして用いる v_{SA} の総サンプル数であり， λ は $L2$ 正則化係数である．

4. シミュレーション

4.1 シミュレーション条件

本論文で用いる MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは，未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ を取得できないため，過去外乱系列 $\mathbf{W}_P$ を用いる．MLD 予見制御における MIQP 問題の解計算から制御入力 v_{SA} の取得までを一つの関数として考えた場合，未来外乱系列 $\mathbf{W}_F$ と構造系の状態量 $\mathbf{x}$ を独立変数とし， v_{SA} を従属変数とした $v_{SA} = f_{MIQP}(\mathbf{x}, \mathbf{W}_F)$ と考えることが出来る．対して，MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの関数表現は $\hat{v}_{SA} = f_{NN}(\mathbf{x}, \mathbf{W}_P)$ である．MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは異なる独立変数を持つ関数に対する近似が求められるため，近似精度の劣化が予想される．MLD 予見制御近似ニューラルネットワーク近似精度の劣化を抑えるためには適用する対象の特性を限定することが望ましい．

これを受けて，本論文ではシミュレーションの対象とする地震波を新潟市観測所で観測された地震波かつ，新潟市観測所から 100[km] 以内を震央とするものに限定した．本論文における新潟市観測所とは国立研究開発法人防災科学技術研究所が運用する全国強震観測網 (Kyoshin Network : K-NET) における観測点コード NIG010 の強振観測施設を指す (緯度 : 37.9146N, 経度:139.0108E, 標高:6.00m)．本論文では問題を限定するが，分類された特性ごとにネットワークを構築し，別途分類器を設計することでそれらのネットワークを適切に切り替えて運用することを今後の展開として検討中である．本論文は MLD 予見制御とその実装のための近似手法の提案を主旨とし，分類器を用いた遠隔地点への対応は今後の課題となる．

観測所を限定した理由について述べる．異なる観測所の観測波形は近隣地盤の特性が異なるため，到達地震の特性が大きく変わることが予想される．このため，シミュレーションの対象とする地震波を新潟市観測所で観測された地震波とした．

震央-観測所間の距離を 100[km] 以内に限定した理由について述べる．地震波は図 5 に示すように地中や海中の震源から構造物まで伝達する．この過程で伝達しづらい高周波成分は徐々に小さくなる．したがって，遠隔地点で発生した地震波は高周波成分が小さく，近隣地点で発生した地震波は高周波成分が比較的大きい．

このことを示すため，新潟市観測所で観測された地震波における加速度のウェーブレット変換結果をそれぞれ図 6 に示す．ここでのウェーブレット変換は，対称性パラメータ γ が 3, 時間-帯域積 P^2 が 60 に等しい一般化 Morse ウェーブレットである．計算には MATLAB R2020a Update 5 (9.8.0.1451342), Wavelet Toolbox Version 5.4 を用いた (MathWorks, 2020)．

図 6 の各図は横軸時間，縦軸周波数であり，図中で黄色に近い色で表されている箇所ほど強い振動成分を持つことを示す．(a), (b) は震央 - 観測地点の距離が 70[km], 53[km] と近隣地点で発生した地震であり，(c), (d) は震央-観測地点の距離が 339[km], 182[km] と遠隔地点で発生した地震波である．(a), (b) のような近隣地点で発生し

Fig. 5 Concept of transfer of seismic disturbance from epicenters.

Fig. 6 Wavelet transform response of the seismic disturbance of each epicenter. In the case of near epicenter within 100 [km] as in (a) and (b), the vibration component is in the range of 3.0 to 10 [Hz]. In the case of far epicenter over 100 [km] such as (c) and (d), the main frequency component is in the range of 0.30 to 2.0 [Hz]. Near epicenter has a main frequency component at a relatively high frequency compared to far epicenter.

た地震波は比較的高周波である 3.0~10[Hz] に振動成分を持つが、(c) では 0.30~0.60[Hz] 以下の帯域に振動成分を持つ。また、(c) よりも震央に近い (d) では 0.30~2.0[Hz] に振動成分を持つ。この傾向からも明らかなように遠隔地点で発生した地震波と近隣地点で発生した地震波の周波数特性は大きく異なる。地震学分野においても、遠隔地点で発生した地震波と近隣地点で発生した地震波を区別して考察を行う例は少なくない (Bayraktar et al., 2009)。

したがって、本論文では新潟市観測所で観測された地震波形のウェーブレット変換の結果から、対象とする地震波を震央-観測所間の距離を 100[km] 以内のものとした。

本論文で対象とする地震波の一覧を表 2 に示す。これらの地震波の加速度データは防災科学研究所にて公開されており、本論文でのシミュレーションも防災科学研究所で公開されているデータに基づく (防災科学研究所, 2020)。

Table 2 List of seismic disturbances for simulation.

No.	Observed date and time	Name	Distance from Niigata City	Peak Ground Acceleration
1	2004-10-23 17:56:08	The Niigata Chuetsu (1)	70[km]	0.686[m/s ²]
2	2004-10-23 18:54:05	The Niigata Chuetsu (2)	59[km]	0.142[m/s ²]
3	2007-07-16 10:13:25	The Niigata Chuetsu-Oki	53[km]	0.433[m/s ²]
4	2009-08-02 00:57:19	The Niigata Kaetsu-Oki (1)	49[km]	0.077[m/s ²]
5	2010-05-01 18:20:43	The Niigata Chuetsu (3)	43[km]	0.235[m/s ²]
6	2012-06-26 08:23:49	The Niigata Chuetsu (4)	41[km]	0.420[m/s ²]
7	2016-06-27 13:35:38	The Niigata Joetsu-Chuetsu(1)	89[km]	0.061[m/s ²]
8	2004-10-23 18:12:06	The Niigata Chuetsu (5)	75[km]	0.542[m/s ²]
9	2004-12-23 21:03:49	The Niigata Chuetsu (6)	58[km]	0.097[m/s ²]
10	2016-06-27 13:36:30	The Niigata Joetsu-Chuetsu(2)	89[km]	0.037[m/s ²]
11	2019-08-18 19:07:08	The Niigata Kaetsu-Oki (2)	78[km]	0.063[m/s ²]

防災科学研究所で公開されている地震波の加速度データはサンプリング周波数 100[Hz] で記録されている。ここでは、振動制御系の性能を確保するために十分なサンプリング周波数としてシミュレーションのサンプリング周波数は 100[Hz] とした。このため、制御仕様となる制御サイクル時間は 0.01[s] となる。また、数値積分にはルンゲクッタ法を用いる。

制御性能の評価は、式 (1, 2) で示した絶対加速度 $\ddot{q}$ と相対変位 x_2 の RMS 値、ピーク値を混合した評価関数で行う。構造系において、絶対加速度 $\ddot{q}$ は構造系内部の人や物が受ける力に影響し、相対変位 x_2 は構造系自体の変形に影響を与える。これらの大きさは両方とも小さいことが望ましく、地震波に対する構造系の振動制御問題において仮に一方だけが小さくとも他のものが悪化してしまう場合、構造系内部の安全性を保つことはできない。したがって、各要素を混合した次式を制御手法の比較に用いる評価関数とする。

$$J_{EV} = J_{R,\ddot{q}} + J_{R,x_2} + J_{P,\ddot{q}} + J_{P,x_2} \quad (14)$$

$$J_{R,\ddot{q}} = \frac{\text{RMS}(\ddot{q})}{\text{RMS}(\ddot{q}_{woc})}, J_{R,x_2} = \frac{\text{RMS}(x_2)}{\text{RMS}(x_{2woc})}, J_{P,\ddot{q}} = \frac{\text{PEAK}(\ddot{q})}{\text{PEAK}(\ddot{q}_{woc})}, J_{P,x_2} = \frac{\text{PEAK}(x_2)}{\text{PEAK}(x_{2woc})}$$

ここで、添字 woc は非制御時の場合の応答を指す。地震波や制御手法により各評価値のスケールが異なるため、非制御時からどの程度改善したか、正規化した値で評価を行う。各評価値は小さい方が望ましいため、評価関数 J_{EV} の値が小さいほど優れた制御手法である。

本論文で計算に用いる PC の主な仕様を次に示す。ニューラルネットワークの学習には GPU による並列計算を用いるが、シミュレーション中の計算は CPU のみを用いる。

Table 3 Computer specifications for simulation.

Component	Name	Specification	Manufacturer
OS	Windows 10 Home	-	Microsoft Corporation
CPU	Ryzen 7 3700X 8-Core Processor	Clock Frequency:3.59[GHz]	Advanced Micro Devices, Inc.
Memory	F4-0600C19D-02GSXWB	Memory Size:32[GB]	G.Skill International Enterprise Co., Ltd
Video Card	GeForce GTX 1080 Ti	Video Memory Size:11[GB]	NVIDIA Corporation

4.2 制御系の構築

4.2.1 MLD モデルの導出

3.2 節で定義した MLD 予見制御を 2 章のモデルに適用する．式 (3, 4) に示したセミアクティブダンパを適用した構造系を MLD モデル表現する．MLD モデル表現のため，式 (3) を離散時間表現する．4.1 節のシミュレーション条件からサンプリング時間は 0.01[s] とし，離散化手法として 0 次ホールドを用いる．構造系の離散時間表現を次に示す．

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_{0_d}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_{1_d}u_{SA}(k) + \mathbf{B}_{4_d}\ddot{w}(k) \quad (15)$$

ここで，セミアクティブ入力 v_{SA} は発生力 $u_{SA}(=\mathbf{K}_v\mathbf{x}v_{SA})$ として表現している．式 (3, 4) から，相対速度 x_1 の正負がセミアクティブダンパの発生力の制約条件となることは明らかである．よって，式 (7, 8) の MLD モデル表現において，論理変数 δ を次のように定義する．

$$\begin{cases} x_1 \geq 0 & \Leftrightarrow \delta_p = 1 \\ x_1 < 0 & \Leftrightarrow \delta_p = 0 \end{cases} \quad (16)$$

本論文ではこれに対して補助変数 z_p を次のように定義する．

$$\begin{cases} \delta_p = 1 & \Leftrightarrow z_p = x_1 \\ \delta_p = 0 & \Leftrightarrow z_p = 0 \end{cases} \quad (17)$$

ここで，式 (16, 17) を式 (8) のような不等式制約表現へ変換する必要がある．まず，式 (16) で示した δ_p の定義には次のような等価な不等式表現が考えられる．

$$\begin{cases} x_{1_{max}}\delta_p & \leq x_1 + x_{1_{max}} \\ (-x_{1_{max}} - \varepsilon)\delta_p & \leq -x_1 - \varepsilon \end{cases} \quad (18)$$

ここで， $x_{1_{max}}$ は想定される $|x_1|$ の最大値であり， ε は用いる計算機の計算精度である．本論文で行うシミュレーション条件下では非制御時のシミュレーションにおいて相対速度の絶対値 $|x_1|$ の最大値が 0.01 を上回ることにはなかった．これを受けて，本論文では未知の地震波に対する余裕も含めて $x_{1_{max}} = 1$ とした．

式 (18) において $\delta_p = 1$ とすると $x_{1_{max}} \geq x_1 \geq 0$ が得られ， $\delta_p = 0$ とすると $-\varepsilon \geq x_1 \geq -x_{1_{max}}$ が得られ，計算機の精度の中で式 (16) と等価な不等式表現であることが確認できる．

次に，式 (16) で示した z_p の定義には次のような等価な不等式表現が考えられる．

$$\begin{cases} x_1 - z_p + x_{1_{max}}\delta_p & \leq x_{1_{max}} \\ -x_1 + z_p + x_{1_{max}}\delta_p & \leq x_{1_{max}} \\ -z_p - x_{1_{max}}\delta_p & \leq 0 \\ z_p - x_{1_{max}}\delta_p & \leq 0 \end{cases} \quad (19)$$

ここで， $\delta_p = 1$ として整理すると $x_1 \geq z_p \geq x_1$ が得られ， $\delta_p = 0$ とすると $0 \geq z_p \geq 0$ が得られ，式 (17) と等価な不等式表現であることが確認できる．以上の不等式表現と式 (4) の制約を式 (7,8) で示した MLD モデルの標準形式にまとめると本論文で対象とする構造物のセミアクティブ制御問題において MLD モデルの各行列要素は次のようになる．

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}_{0_d}, \mathbf{B}_1 = \mathbf{B}_{1_d}, \mathbf{B}_2 = \mathbf{O}, \mathbf{B}_3 = \mathbf{O}, \mathbf{B}_4 = \mathbf{B}_{4_d}$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} -\Delta d v_{min} & 0 \\ \Delta d v_{max} & 0 \\ -1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_2 = \begin{bmatrix} \Delta d(v_{min} - v_{max}) \\ \Delta d(v_{min} - v_{max}) \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ x_{1_{max}} \\ -x_{1_{max}} - \varepsilon \\ x_{1_{max}} \\ x_{1_{max}} \\ -x_{1_{max}} \\ -x_{1_{max}} \end{bmatrix}, \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ x_{1_{max}} \\ -\varepsilon \\ x_{1_{max}} \\ x_{1_{max}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

本論文では上の行列を代入した式 (7, 8) を制御対象の MLD モデル表現とする。

4.2.2 MLD 予見制御器の設計と近似ニューラルネットワークの学習

前節で定義された MLD モデルに対して MLD 予見制御系を構築し，それを実装可能な近似ニューラルネットワークで置き換える．ニューラルネットワークで教師データとなる MLD 予見制御は MATLAB R2020a Update 5 (9.8.0.1451342), YALMIP Version 16-January-2020 (Löfberg, 2020) により実装し，ソルバには IBM ILOG CPLEX Optimization Studio Version 12.10 (International Business Machines Corporation, 2020) を用いる．性能に関する比較対象とする MLD 予測制御も同様に実装する．

MLD 予見制御におけるステップ数 N , 重み $\mathbf{Q}, \mathbf{R}$ は，実装した制御系を用いて新潟中越地震 (表 2, No.1) でシミュレーションを行い，式 (14) で示した評価関数が最小になるようなものを探索した．探索は $\mathbf{R} = \text{diag}(1, 0, 0)$ として， $\mathbf{Q} = \text{diag}(10^{k_1}, 10^{k_2})$ として $k_1 = 0, 1, 2, 3, 4, k_2 = 0, 1, 2, 3, 4$ としたときの全組み合わせ 25 通りから式 (14) の評価関数 J_{EV} が最小になるものに決定した．性能に関する比較対象とする MLD 予測制御の設計も同様の有限時間最適化問題を適用するため，同様のステップ数 N , 重み $\mathbf{Q}, \mathbf{R}$ を用いる．

$$N = 50, \mathbf{Q} = \text{diag}(10^1, 10^3), \mathbf{R} = \text{diag}(1, 0, 0) \quad (20)$$

本論文で用いる 3.3 節で示したニューラルネットワークに対する学習パラメータの一覧を表 4 に示す．表に示す

Table 4 Training parameter of neural network.

Parameters	Symbol	Values
Number of past disturbance step	m_{in}	100
Number of layers	M_{NN}	7
Number of output of 1st layer	l_1	306
Number of output of 2nd layer	l_2	306
Number of output of 3rd layer	l_3	306
Number of output of 4th layer	l_4	306
Number of output of 5th layer	l_5	306
Number of output of output layer	l_f	1
L2 normalized coefficient	λ	0.21
Seismic waves for training	—	No.1 ~ 7
Seismic waves for validation	—	No.8 ~ 9

ように，ニューラルネットワークの学習は表 2 で示した 2004~2016 年に観測された No. 1~7 の地震波で行った．

学習に用いなかった 2004 年の地震波である No. 8~9 は未学習データでの性能を確認する検証データとし、未学習の最新 2 地震波である No. 10~11 は 4.3 節で性能評価を行うテストデータとした。

表 4 の学習パラメータは、No. 1~7 の地震波を学習したニューラルネットワークに対し、検証データとした No. 8~9 の地震波でシミュレーションを行い式 (14) の評価関数 J_{EV} が小さくなるように試行錯誤して決定した。学習アルゴリズムには Adam (Kingma and Ba, 2015) を用い、実装には MATLAB R2020a Update 5 (9.8.0.1451342), DeepLearning Toolbox Version 14.0 を用いた。

(a) Power spectrum of learned seismic disturbance observed in Niigata City (Table 2, No.1~7).

(b) Power spectrum of unlearned seismic disturbance observed in Niigata City (Table 2, No.8~11).

Fig. 7 Power spectrum of learned seismic disturbance observed in Niigata City. In (a), the results of learned seismic waves, In (b), the results of learned seismic waves. Both (a) and (b) are distributed in 10^{-1} to 10^1 [Hz], and the frequency distributions are approximately the same. By learning the seismic wave of (a) in the construction of the control system, it is expected that the performance can be exhibited against the seismic wave of (b).

ここで、学習に用いた No. 1~7 の地震波と、未学習の No. 8~11 の地震波のパワースペクトルを図 7 に示す。(a) が学習に用いた地震波のパワースペクトルであり、(b) が未学習の地震波のパワースペクトルである。本論文で用いる手法は学習理論を用いるため、学習済み地震波と全く異なる特性の地震波への対応は難しい。例えば、全く異なる特性を持つ地震波に対して性能を発揮できたとしても根拠が薄く、偶発的なものである可能性は否定できない。したがって、学習に用いる地震波は本論文で設定した条件の中で想定しうる地震特性を一通り網羅している必要がある。(a), (b) を比較すると、殆どの地震波は 5 [Hz] 周辺を中心に 10^{-1} ~ 10^1 [Hz] に大きなパワースペクトル成分を持っており、大きな差はない。更に、(a), (b) に示したいずれの地震波も 10^1 [Hz] を超える高周波成分が同様の傾きで減衰していることから、高周波特性に類似性があるといえる。また、(b) の No.8 の地震波は比較的低周波にも成分を持つが、(a) の No.1, 3 も同様の傾向がある。したがって、学習に用いた No. 1~7 の地震波は、そのパワースペクトルの意味で未学習の地震波のそれとある程度の類似性があるといえ、考えるべき地震特性を網羅できていると考えられる。このため、No. 1~7 の地震波を学習対象として本論文の手法を適用することで、未学習の No. 8~11 の地震波に対しても、ひいては同様の条件の未知の地震波に対しても性能が維持できることが期待できる。

4.2.3 Clipped-Optimal 制御器の設計

比較対象として用いる Clipped-Optimal Control における参照アクティブ制御として LQ 最適制御と立石らの提案手法 (立石, 西岡, 2002) の 2 つを考える。本論文は MLD 予見制御を定義し、それを実装可能な形であるニューラルネットワークにより近似することで従来手法である Clipped-Optimal Control よりも優れた制御系を構築することを目的としている。このため、従来からよく使われている LQ 最適制御を参照アクティブ制御とした Clipped-Optimal Control のみでなく、未来情報を活用したアクティブ制御理論である立石らの方法も比較対象として加えた。立石

らの提案手法は自己回帰モデルの係数をカルマンフィルタにより逐次同定することで適応型の地震波形予測器を構成し、得られた予測波形を未来外乱系列として扱い、最適予見制御理論を適用したアクティブ制御を行っている。

1 つ目の比較対象である LQ 最適制御を参照アクティブ制御とするため、LQ 最適制御における評価関数を次式に示す。

$$J_{LQ} = \int_0^{\infty} (\mathbf{x}^T \mathbf{Q}_{LQ} \mathbf{x} + r_{LQ} u_{AC}^2) dt \quad (21)$$

このとき、評価関数の重み $\mathbf{Q}_{LQ} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$, $r_{LQ} \in \mathbb{R}^1$ は $\mathbf{Q}_{LQ} = \mathbf{Q}_{LQ}^T$, $r_{LQ} > 0$ を満たす。本論文で用いる重み行列 $\mathbf{Q}_{LQ}$, r_{LQ} は Clipped-Optimal Control として実装した制御系を用いて新潟中越地震 (表 2, No.1) でシミュレーションを行い、 $r_{LQ} = 1$, $\mathbf{Q}_{LQ} = \text{diag}(10^{k_1}, 10^{k_2})$ として $k_1 = 0, 1, \dots, 20$, $k_2 = 0, 1, \dots, 20$ としたときの全組み合わせ 441 通りから式 (14) の評価関数 J_{EV} が最小になるものとして次のように決定した。

$$\mathbf{Q}_{LQ} = \text{diag}(10^1, 10^3), r_{LQ} = 1 \quad (22)$$

2 つ目の比較対象である最適予見制御理論を参照アクティブ制御として適用するため、立石らの提案手法と同様に地震波予測器を設計した。地震波予測器は立石らと同様に佐藤らの方法を基に設計した (佐藤他, 1991)。自己回帰モデルのパラメータ同定を逐次行うカルマンフィルタを構成し、得られた自己回帰モデルを地震波予測器とする。地震波予測器中のパラメータは佐藤らと同じものを用いた。また、適応型の予測器であるため、自己回帰モデルの各項の係数の初期値は事前に適切な値に設定しておくことが望ましい。本論文では新潟中越地震 (表 2, No.1) の地震波形に対して最小二乗法を用いて事前に最適化したものを初期値としている。地震波予測器にて予測した地震波形を最適予見制御理論における未来外乱系列として適用する。最適予見制御理論における評価関数を次式に示す。

$$J_{PR} = \sum_{k=-N_{PR}+1}^{\infty} (\mathbf{x}^T(k) \mathbf{Q}_{PR} \mathbf{x}(k) + r_{PR} u_{AC}^2(k)) \quad (23)$$

このとき、評価関数の重み $\mathbf{Q}_{PR} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$, $r_{PR} \in \mathbb{R}^1$ は $\mathbf{Q}_{PR} = \mathbf{Q}_{PR}^T$, $r_{PR} > 0$ を満たす。 N_{PR} は最適予見制御理論における予見ステップ数であり、本論文で示した MLD 予見制御における N と同様に制御に用いる未来外乱系列のステップ数にあたる。 N_{PR} は MLD 予見制御と同様に $N_{PR} = 50$ とし、重み行列 $\mathbf{Q}_{PR}$, r_{PR} は Clipped-Optimal Control として実装した制御系を用いて新潟中越地震 (表 2, No.1) でシミュレーションを行い、 $r_{PR} = 1$, $\mathbf{Q}_{PR} = \text{diag}(10^{k_1}, 10^{k_2})$ として $k_1 = 0, 1, \dots, 20$, $k_2 = 0, 1, \dots, 20$ としたときの全組み合わせ 441 通りから式 (14) の評価関数 J_{EV} が最小になるものとして次のように決定した。

$$\mathbf{Q}_{PR} = \text{diag}(10^{16}, 10^{16}), r_{PR} = 1 \quad (24)$$

4.3 シミュレーションによる性能評価

これまで示した制御手法でシミュレーションを行う。その結果から各制御手法の性能を評価し、提案手法の有効性を示す。表 5 に本論文で用いる制御手法の一覧を示す。表 5 に各手法についてのグラフ中の凡例で示す略称と線色、実装の可否についても記載する。本論文では以後、簡略化のため、表 5 で示した略称を文章中でも用いる。ここで、CO-LQ 制御系は 4.2.3 節で述べた LQ 最適制御を参照する Clipped-Optimal 制御系、CO-PV 制御系は 4.2.3 節で述べた立石らの手法を参照する Clipped-Optimal 制御系、MLD-PD 制御系は 4.2.2 節の式 (20) に基づく未来外乱系列を用いない MLD 予測制御系、MLD-PV 制御系は 4.2.2 節の式 (20) に基づく未来外乱系列を陽に考慮する MLD 予見制御系、NN 制御系は、本論文で提案する 4.2.2 節で述べた MLD 予見制御の制御入力を近似するニューラルネットワークを用いた制御系である。表 5 の中に記載しているように、MLD-PD 制御系は計算負荷のため、MLD-PV 制御系は計算負荷と因果律のため、ともに実装できない。

Table 5 Control methods for the simulations.

Method	Abbreviation in the graph	Color in the graph	Implementability
Without Control	W/O-C	Blue	—
Always $v_{SA} = v_{max}$	VMAX	Orange	OK
Clipped-Optimal Control based on the LQ optimal control	CO-LQ	Cyan	OK
Clipped-Optimal Control based on the optimal preview control	CO-PV	Red	OK
Predictive control for MLD model	MLD-PD	Magenta	NG
Preview control for MLD model	MLD-PV	Green	NG
Neural network trained the preview control of MLD model	NN	Black	OK

(a) Time response of learned seismic disturbance, the Niigata Chuetsu NS (2004) observed in Niigata City(Table 2, No.1).

(b) Values of performance indices, the Niigata Chuetsu NS (2004) observed in Niigata City(Table 2, No.1).

(c) Time response of learned seismic disturbance, the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City(Table 2, No.3).

(d) Values of performance indices, the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City(Table 2, No.3).

Fig. 8 Responses of the simulation of the trained seismic waves. In the time response of the absolute acceleration of (a) and (c), the acceleration amplitudes of MLD-PV and NN are large in other methods such as (a) 36.6 [s] and (c) 36.0 [s]. The acceleration amplitude is kept small in the proposed method, MLD-PV and NN. Among the evaluation function J_{EV} in (b) and (d), the proposed method, MLD-PV shows the best performance, and NN is better performance than CO-LQ. In (b), VMAX, CO-PV and MLD-PD are worse performance than CO-LQ.

まず、ニューラルネットワークにおいて教師データとした新潟県中越地震 (1)(表 2, No.1) と新潟県中越沖地震 (表 2, No.3) の結果を図 8 に示す。

ここで図 8 の左列はある時刻から 2.0[s] 間の時間応答, 右列は 4.1 で定義した評価関数の値である。左列の時間

応答において、各図上段が絶対加速度の時間応答であり、下段が相対変位の時間応答であり、線色は表5の通りである。右列の評価関数の値において、上段青色が正規化された絶対加速度のRMS値 $J_{R,\ddot{q}}$ 、上段橙色が正規化された絶対加速度のピーク値 $J_{P,\ddot{q}}$ 、中段青色が正規化された相対変位のRMS値 J_{R,x_2} 、中段橙色が正規化された相対変位のピーク値 J_{P,x_2} 、下段が評価関数 J_{EV} の値である。下段で示している各棒グラフの上で示している数字は代表的な従来手法であるCO-LQ制御系を基準としたときの改善率[%]である。負の値の場合はCO-LQ制御系よりも改善し、正の値の場合はCO-LQ制御系よりも悪化している。

(a),(c)の時間応答について、VMAX制御系とCO-PV制御系の応答は重なっている。相対変位の応答は大きな差はないものの、絶対加速度においては(a)の36.6[s]や(c)の36.0[s]でCO-LQ制御系、VMAX制御系、CO-PV制御系が振幅が大きくなっているのに対し、MLD-PD制御系、MLD-PV制御系、NN制御系では振幅が小さく抑えられている。しかしMLD-PD制御系は(a)の35.9[s]周辺においてMLD-PV制御系やNN制御系と比較して振幅が大きくなっており、NN制御系は応答が滑らかでない分、MLD-PV制御系より振幅が大きくなっている。NN制御系の応答については、ニューラルネットワークの近似誤差による影響であるが、近似精度を向上すると未知の地震波へのロバスト性が劣化する。このため、本論文では未知の地震波に対するロバスト性を優先し、他の手法に大きく劣らない範囲での近似誤差の影響を許容している。

(b),(d)の評価関数の値においてMLD-PV制御系の性能が最もよく、NN制御系はCO-LQ制御系に対して常に改善を示している。CO-LQ制御系と比較すると、MLD-PV制御系が(b)において約20.7[%]の改善、(d)において約9.2[%]の改善を示しており、NN制御系が(b)において約6.4[%]の改善、(d)において約4.5[%]の改善を示している。MLD-PD制御系はCO-LQ制御系に対して悪化する場合があり、外乱抑制問題に対し、外乱を陽に考慮しないMLD-PD制御系は必ずしも高い性能を示さないことが確認できる。MLD-PD制御系はCO-LQ制御系では考慮されていなかった制約である式(4)が考慮されているものの、有限時間最適制御問題のステップ数 N が有限であることや、外乱を考慮していないことから、必ずしもCO-LQ制御系よりも優れた性能を示さない。このため、計算負荷の問題を解決したとしてもMLD-PD制御系の導入の意義は大きくない。しかし、(b),(d)においてMLD-PV制御系は外乱を陽に考慮することで同じステップ数 N であってもCO-LQ制御系、MLD-PD制御系の性能を上回る性能を示している。これは本論文で示している結果以外の学習済み地震波についても同様であり、MLD-PV制御系は比較手法の中で常に最も優れた性能を示した。このため、MLD-PV制御系は計算負荷や因果律の問題を解決して実装する意義は大きい。本論文で提案する実装可能なMLD-PV近似制御系であるNN制御系は外乱に依らず、常にCO-LQ制御系よりも高い性能を示した。これは本論文で示している結果以外の学習済み地震波についても同様である。比較手法であるVMAX制御系、CO-PV制御系はともに(b)では悪化を示しているが、(d)では改善を示している。2つの制御系は(d)においてはNN制御系よりも優れるが、(b)のように外乱に依っては必ずしもCO-LQ制御系よりも高い性能は持たない。したがって学習済み地震波において、NN制御系、VMAX制御系、CO-PV制御系、MLD-PD制御系の中で唯一、NN制御系はCO-LQ制御系よりも常に高い性能を示しながら、計算負荷や因果律の問題を解決した実装可能な手法である。学習済み地震波に対する結果を見た時、状況に依らない性能を確保できる実装可能な制御系としてNN制御系は比較手法の中では最も優れているといえる。

次に、テストデータである未学習の最新2地震波、新潟県上中越地震(2)(表2, No.10)と新潟県下越沖地震(2)(表2, No.11)の結果を図9に示す。ここで、図の構成は図8と同様である。(a),(c)の時間応答について、図8と同様、VMAX制御系とCO-PV制御系の応答は重なっている。相対変位の応答は大きな差はないものの、絶対加速度においては(a)の13.4[s]や(c)の12.4[s]でVMAX制御系、CO-PV制御系が振幅が大きくなっているのに対し、CO-LQ制御系やMLD-PD制御系、MLD-PV制御系、NN制御系では振幅が小さく抑えられている。(b)の評価値においてMLD-PV制御系の性能が最もよく、NN制御系が2番目に良い性能となっている。(d)においてはMLD-PV制御系の性能が最もよく、MLD-PD制御系が2番目に優れているが、実装可能な手法の中ではNN制御系が最も良い性能となっている。CO-LQ制御系と比較すると、MLD-PV制御系が(b)において約68.0[%]の改善、(d)において約37.1[%]の改善を示しており、NN制御系が(b)において約41.4[%]の改善、(d)において約1.86[%]の改善を示している。図9の結果から、NN制御系はニューラルネットワークで学習していない未知の地震波に対してもVMAX制御系、CO-LQ制御系、CO-PV制御系といった実装可能な手法群の中で最も優れた性能を示すことが確認できた。よって未知の地震波に対しても状況に依らない性能を確保できる実装可能な制御系としてNN制御系は比較手法の中では最も優れている。

(a) Time response of learned seismic disturbance, the Niigata Joetsu-Chuetsu NS (2016) observed in Niigata City(Table 2, No.10).

(b) Values of performance indices, the Niigata Joetsu-Chuetsu NS (2016) observed in Niigata City(Table 2, No.10).

(c) Time response of learned seismic disturbance, the Niigata Kaetsu-Oki NS (2019) observed in Niigata City(Table 2, No.11).

(d) Values of performance indices, the Niigata Kaetsu-Oki NS (2019) observed in Niigata City(Table 2, No.11).

Fig. 9 Responses of the simulation of the untrained seismic waves. In the time response of the absolute acceleration of (a) and (c), the amplitude is large in other methods such as (a) 13.4 [s] and (c) 12.4 [s]. The amplitude is kept small in the proposed method, MLD-PV and NN. Among the evaluation function J_{EV} in (b) and (d), the proposed method, MLD-PV shows the best performance, and NN shows the best performance of implementable methods.

ここまでで示した個別の地震波に対する結果とは別に各地震波に対する評価関数の値を合計した総合評価を図 10 に示す. 図中上段が学習済み地震波 (表 2, No.1~7) に対する評価関数の総和, 下段が未学習の地震波 (表 2, No.8~11) に対する評価関数の総和である. 総合的に見ても MLD-PV 制御系は他手法と比較して最も性能がよく, NN 制御系は実装可能な手法群の中で最も優れた性能を示しており, その性能は MLD-PD 制御系に匹敵する. また, 図 8 で示したように MLD-PD 制御系は必ずしも CO-LQ 制御系よりも優れた性能を示さない. NN 制御系は総合的に MLD-PD 制御系と同等の性能を示しつつ, CO-LQ 制御系よりも優れた性能を常に発揮できる制御系であることから, 性能の保障という観点も含めて考えた場合, NN 制御系は MLD-PD 制御系よりも優れているといえる. NN 制御系は近似した MLD-PV 制御系に対し, 性能劣化はあるものの実装可能な従来手法である VMAX 制御系, CO-LQ 制御系, CO-PV 制御系よりも優れた性能を示すことが確認できた. CO-PV 制御系は制御入力 of 計算の中で外乱の予測を行っている部分が NN 制御系と類似しているが, 優れたアクティブ制御手法であっても Clipped-Optimal

Fig. 10 Sum of evaluation function J_{EV} value of all simulations. The proposed method, MLD-PV shows the best performance, and NN shows the best performance of implementable methods.

Control での実装では予測した情報を有効に使うことができず、CO-LQ 制御系よりも多くの場合悪化してしまうことが確認できる。対して、MLD-PV 制御系はセミアクティブ制御問題の中で制約条件である式 (4) を考慮した上で未来外乱系列を体系的に扱っており、未来外乱系列を有効に使っている。NN 制御系は過去外乱系列を用いているため、性能の劣化はあるものの MLD-PV 制御系で導かれた最適な制御入力を教師データとしているため、過去外乱系列を比較的有效に使うことができている。

MLD-PD 制御系、MLD-PV 制御系においては、制御入力を計算するための計算負荷が大きいことがもう 1 つの問題点であった。図 8(a) のシミュレーションを行った時のそれぞれの手法で制御入力の計算にかかった時間の最大・最小・平均時間を表 6 に示す。MLD-PD 制御系、MLD-PV 制御系はともに最小計算時間が制御サイクル時間

Table 6 Computational time of 1 step for control input. The control cycle time 0.01 [s] is exceeded in MLD-PD and MLD-PV, the control cycle time 0.01 [s] is not exceeded in NN.

Method	Maximum computational time [s]	Minimum computational time [s]	Mean computational time [s]
CO-LQ	0.0018×10^{-2}	0.00015×10^{-2}	0.00021×10^{-2}
CO-PV	0.024×10^{-2}	0.0062×10^{-2}	0.0071×10^{-2}
MLD-PD	10×10^{-2}	3.0×10^{-2}	3.5×10^{-2}
MLD-PV	6.8×10^{-2}	3.4×10^{-2}	3.8×10^{-2}
NN	0.39×10^{-2}	0.20×10^{-2}	0.22×10^{-2}

である 0.01[s] を超えており、最も早く計算できた場合においてもリアルタイム実装はできない。対して、CO-LQ 制御系は単純な行列計算のみであり、計算時間は非常に短い。CO-PV 制御系は地震波予測器の適応計算があるため、CO-LQ 制御系よりも時間がかかってしまうものの、制御仕様である制御サイクル時間 0.01[s] を超えることはない。NN 制御系は最大計算時間が 0.01[s] を下回っており、本論文の環境においてリアルタイム実装可能であることがわかる。

以上をまとめ、MLD-PV 制御系は外乱抑制問題において MLD-PD 制御系含む他手法よりも優れた性能を示し、セミアクティブ制御問題において MLD 予見制御の有効性を示した。NN 制御系は MLD-PV 制御系で得た最適な制御入力を教師データとし、未来外乱系列の代わりに過去外乱系列を入力とするニューラルネットワークを構築することで MLD-PV 制御系における実装上の問題である計算負荷問題と未来外乱系列取得問題を解決し、実装可能で高性能な制御系が構築できることを示した。

5. 結 言

地震外乱に対する構造系のセミアクティブ振動制御問題に対し、新たに MLD 予見制御を提案することで従来手法である Clipped-Optimal Control や MLD 予測制御系よりも常に高性能な制御系を構成することができた。しかし、MLD 予見制御は「未来外乱を取得する必要があること」「計算負荷が大きいこと」の 2 点が問題となり、既存の地震波予測手法と組み合わせたとしても実装することはできない。本論文では MLD 予見制御系における制御入力を教師データとし、過去外乱系列と現在の状態量を入力としたニューラルネットワークで学習することで MLD 予見制御を近似した制御入力を生成する制御器を設計し、実装可能でかつ MLD 予見制御の特長を活かした制御系を構築した。MLD 予見制御近似ニューラルネットワークを用いた制御系は、未来外乱系列を正確に取得できた場合の MLD 予見制御系よりも若干の性能劣化は見られたものの、学習済み地震外乱・未学習地震外乱問わず従来手法である LQ 最適制御を参照する Clipped-Optimal 制御系よりも常に高性能であることを示した。実装可能でかつ、地震波の予測波形を用いる比較対象として、過去外乱系列から生成された予測地震波形と最適予見制御理論の組み合わせ制御を参照する Clipped-Optimal 制御系を用いたが、予測地震波形を利用した優れたアクティブ制御理論であってもセミアクティブ制御問題の制約を受けると予測波形を有効に活用できず、殆どの場合で LQ 最適制御を参照する Clipped-Optimal 制御系よりも性能が悪化した。対して、提案手法である MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは、セミアクティブ制御問題の制約を考慮して体系的に設計された MLD 予見制御を近似しているため、過去外乱系列を比較的有効に活用した高性能な制御系を実現することができた。

今後は、性能劣化に対する改善検討と遠隔地点を震央とする地震波を含んだ形で問題を拡張し、より高性能かつ多様な状況へ対応できる制御系の構成を検討する。遠隔地点を震央とする地震波群への対応については、同様の手法を用いて遠隔地点向けのニューラルネットワークを構築し、短時間フーリエ変換などを用いた分類器でこれらのニューラルネットワークを切り替える制御系を設計する方針である。

文 献

- Bayraktar, A., Altunisik, A.C., Sevim, B., Kartal, M.E., Turker, T. and Bilici, Y., Comparison of near- and far-fault ground motion effect on the nonlinear response of dam-reservoir-foundation systems, *Nonlinear Dynamics*, Vol.58, No.655 (2009).
- Bemporad, A. and Morari, M., Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints, *Automatica*, Vol.35 (1999), pp.407-427.
- Bliek, C., Bonami, P. and Lodi, A., Solving mixed-integer quadratic programming problems with IBM-CPLEX: a progress report, *Proceedings of the Twenty-Sixth RAMP Symposium* (2014).
- Dyke, S.J., Spencer B. F. and Carlson, J.D., Modeling and control of magnetorheological dampers for seismic response reduction, *Smart Materials and Structures*, Vol.5, No.5 (1996), pp.565-575.
- Giorgetti, N., Bemporad, A., Tseng, E. and Hrovat, D., Hybrid model predictive control application towards optimal semi-active suspension, *IEEE International Symposium on Industrial Electronics 2005* (2005).
- Heemels, W.P.M.H., Schutter, B.D. and Bemporad, A., Equivalence of hybrid dynamical models, *Automatica*, Vol.37, No.7 (2001), pp.1085-1091.
- 樋渡健, 藤谷秀雄, 斎藤大樹, セミアクティブダンパーの減衰性能および制御特性に関する基礎研究, *日本建築学会構造系論文集*, Vol.73, No.626 (2008), pp.519-525.
- 井村順一, ハイブリッドシステムの制御における未解決問題, *計測と制御*, Vol.42, No.2 (2003), pp.113-117.
- International Business Machines Corporation, IBM ILOG CPLEX optimization studio, available from <https://www.ibm.com/jp-ja/products/ilog-cplex-optimization-studio> (参照日 2020 年 12 月 1 日).
- Karnopp, D., Crosby, M. J. and Harwood, R. A., Vibration control using semi-active force generators, *Journal of Engineering for Industry*, Vol.96, No. 2 (1974), pp.619-26.
- 河村仁, 土谷武士, 最適予見制御系の漸近特性, *計測自動制御学会論文集*, Vol.25, No. 10 (1989), pp.1083-1090.
- Kingma, D.P. and Ba, L.D., Adam: a method for stochastic optimization, *3rd International Conference for Learning Representations* (2015).
- Löfberg, J., YALMIP official web site, available from <https://yalmip.github.io/> (参照日 2020 年 12 月 1 日).

MathWorks, Math Works official web site, available from <https://www.mathworks.com/> , (参照日 2020 年 12 月 1 日).

Nakamura, Y., Fukukita, A., Tamura, K., Yamazaki, I., Matsuoka, T., Hiramoto, K. and Sunakoda, K., Seismic response control using electromagnetic inertial mass dampers, *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol.43, No.4 (2013), pp.507-527.

防災科学研究所, K-NET, KiK-net, available from <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/> , (参照日 2020 年 12 月 1 日).

齋藤光広, 五十田博, 篠原昌寿, 浅野祐一, 榎田剛, 中大規模木造を対象としたフレキシブル制振ダンパーの開発その 4 オイルダンパーの要素試験, *日本建築学会大会学術講演梗概集* (2018), pp.71-72.

佐藤忠信, 土岐憲三, 橋本雅道, 作用時間遅れを考慮した構造物の震動制御, *土木学会論文集*, No.428 (1991), pp.193-202.

立石彰, 西岡隆, 予測される外乱情報を利用した構造物の震動制御, *土木学会論文集*, No. 696 (2002), pp.21-29.

References

Bayraktar, A., Altunisik, A.C., Sevim, B., Kartal, M.E., Turker T. and Bilici, Y., Comparison of near- and far-fault ground motion effect on the nonlinear response of dam-reservoir-foundation systems, *Nonlinear Dynamics*, Vol.58, No.655 (2009).

Bemporad, A. and Morari, M., Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints, *Automatica*, Vol.35 (1999), pp.407-427.

Bliek, C., Bonami, P. and Lodi, A., Solving mixed-integer quadratic programming problems with IBM-CPLEX: a progress report, *Proceedings of the Twenty-Sixth RAMP Symposium* (2014).

Dyke, S.J., Spencer B. F. and Carlson, J.D., Modeling and control of magnetorheological dampers for seismic response reduction, *Smart Materials and Structures*, Vol.5, No.5 (1996), pp.565-575.

Giorgetti, N., Bemporad, A., Tseng, E. and Hrovat, D., Hybrid model predictive control application towards optimal semi-active suspension, *IEEE International Symposium on Industrial Electronics 2005* (2005).

Heemels, W.P.M.H., Schutter, B.D. and Bemporad, A., Equivalence of hybrid dynamical models, *Automatica*, Vol.37, No.7 (2001), pp.1085-1091.

Hiwatashi, K., Fujitani, H. and Saito, T., Fundamental study on damping performance and control characteristics of semi-active, *Journal of Structural and Construction Engineering*, Vol.73, No.626 (2008), pp.519-525 (in Japanese).

Imura, J., Unresolved issues in control for hybrid systems, *Journal of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol.42, No.2 (2003), pp.113-117 (in Japanese).

International Business Machines Corporation, IBM ILOG CPLEX optimization studio, available from <https://www.ibm.com/jp-ja/products/ilog-cplex-optimization-studio> , (Accessed on 1 December, 2020).

Karnopp, D., Crosby, M. J. and Harwood, R. A., Vibration control using semi-active force generators, *Journal of Engineering for Industry* , Vol.96, No. 2 (1974), pp.619-26.

Kawamura, H. and Tsuchiya, T., Asymptotic characteristics of optimal preview control system, *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol.25, No. 10 (1989), pp.1083-1090 (in Japanese).

Kingma, D.P. and Ba, L.D., Adam: a method for stochastic optimization, *3rd International Conference for Learning Representations* (2015).

Löfberg, J., YALMIP official web site, available from <https://yalmip.github.io/> , (Accessed on 1 December, 2020).

MathWorks, Math Works official web site, available from <https://www.mathworks.com/> , (Accessed on 1 December, 2020).

Nakamura, Y., Fukukita, A., Tamura, K., Yamazaki, I., Matsuoka, T., Hiramoto, K. and Sunakoda, K., Seismic response control using electromagnetic inertial mass dampers, *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol.43, No.4 (2013), pp.507-527.

National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience, K-NET, KiK-net, available from <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/> , (Accessed on 1 December, 2020).

- Saito, M., Isoda, H., Shinohara, M., Asano, Y. and Makita, T., Development of flexible dampers for medium and large scale wooden structures (No.4 Test of Oil Damper), Summaries of technical papers of annual meeting 2018, Architectural Institute of Japan (2018), pp.71-72 (in Japanese).
- Sato, T., Tosa, K. and Hashimoto, M., Predictive control of seismic response of structure with time delay, Doboku Gakkai Ronbunshu, No.428 (1991), pp.193-202 (in Japanese).
- Tateishi, A. and Nishioka, T., Control of structural response against earthquakes by using information on predicted external force, Doboku Gakkai Ronbunshu, No. 696 (2002), pp.21-29 (in Japanese).