

MLD モデルに対する予見制御理論の構築と
セミアクティブ振動制御問題への応用

A Novel Preview Control Theory for MLD Models
and its Application to Semi-active Vibration Control

佐藤 馨 / Kaoru SATO
新潟大学大学院自然科学研究科
材料生産システム専攻

2023 年 2 月

目次

第 1 章	序論	15
1.1	緒言	15
1.2	論文構成	24
1.3	記号一覧	24
第 2 章	準備事項	27
2.1	モデル表現	27
2.2	制御理論	30
2.3	ニューラルネットワーク	40
第 3 章	構造系への MLD 予見制御の適用	43
3.1	緒言	43
3.2	制御対象の定義と問題制約	47
3.3	準備事項	49
3.4	シミュレーション	53
3.5	結言	67
第 4 章	サスペンション系への MLD 予見制御の適用	69
4.1	緒言	69
4.2	制御対象の定義と問題制約	74
4.3	MLD モデルの定義	77
4.4	シミュレーション	78
4.5	結言	99
第 5 章	結論	101
	参考文献	105

本研究に関する発表論文	115
付録 A m-file	117
A.1 ルンゲクッタ法による数値積分	117
A.2 MIQP 問題の定義・解計算	119

目次

1.1	Examples of vibration absorbers	16
1.2	A example of an active vibration absorber for a structure	16
1.3	A example of a structure of an MR damper (RD-1097 manufactured by lord corp. [1, 2]).	18
2.1	A example of a spring-mass system with switching.	29
2.2	A example of an semi-active control system using the clipped-optimal control	33
2.3	A example of an active vibration control system using the skyhook method	34
2.4	A example for the skyhook approximation method of a semi-active vibration control system.	35
2.5	A configure of an artificial neural network.	40
3.1	1-DOF structural system (building) with semi-active damper.	47
3.2	Concept of transfer of seismic disturbance from epicenters.	53
3.3	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.	55
3.4	Concept of the MLD preview control system	60
3.5	Concept using the neural network that approximates the MLD preview control system.	60

3.6	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.	63
3.7	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) 12.5 [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	65
3.8	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.	66
4.1	A quarter car model with an MR damper as semi-active suspension. .	74
4.2	Damper force for suspension deflection velocity $\dot{q}_s - \dot{q}_u$ and current I. MR fluid is not Newtonian fluid but Bingham fluid; it is affected not only by force proportional to the velocity but also by the Coulomb frictional force. This Coulomb frictional force also fluctuates depending on the current. Therefore, the generated force of the MR damper mounted on a moving vehicle cannot generate a force near 0 regardless of the state. In addition, as with the damper assuming ideal Newtonian fluid, it also has a passive constraint on velocity; it is not possible to generate forces in the second and fourth quadrants.	76
4.3	The road surface with a bump for the simulation. In the upper row of figure, the horizontal axis is the horizontal displacement q_h , and the vertical axis is the height q_r , showing the cross-sectional shape of the road surface. The lower row shows the horizontal displacement q_h on the horizontal axis, and the vertical axis shows the road surface unevenness velocity \dot{q}_r considering the horizontal velocity \dot{q}_h	80

4.4	Two examples of road surface shape patterns are shown in Table 4.2. In the upper row of each figure, the horizontal axis is the horizontal displacement q_h , and the vertical axis is the height q_r , showing the cross-sectional shape of the road surface. The lower row shows the horizontal displacement q_h on the horizontal axis, and the vertical axis shows the road surface unevenness velocity \dot{q}_r considering the horizontal velocity \dot{q}_h . Pattern 1 shows a periodic shape greatly affected by the road surface shape. Pattern 5 is generated only by the unevenness of the road surface because the amplitude of the sine wave that generates the road surface shape is 0. As for the frequency component of the road surface unevenness velocity \dot{q}_r , the ratio of the low-frequency component is large in pattern 1, and pattern 5 is uniform white noise. Patterns 2 to 4 have frequency characteristics that are intermediate between patterns 1 and 5. As the velocity increases, the influence of the road surface shape formed by the sine wave increases the high-frequency component, and the amplitude of the random road surface input $w_r(\dot{q}_h)$ decreases.	82
4.5	Damper force for suspension deflection velocity $\dot{q}_s - \dot{q}_u$ and current I. MR fluid is not Newtonian fluid but Bingham fluid; it is affected not only by force proportional to the velocity but also by the Coulomb frictional force. This Coulomb frictional force also fluctuates depending on the current. Therefore, the generated force of the MR damper mounted on a moving vehicle cannot generate a force near 0 regardless of the state. In addition, as with the damper assuming ideal Newtonian fluid, it also has a passive constraint on velocity; it is not possible to generate forces in the second and fourth quadrants.	84
4.6	The error distribution of the input current I for the test data of the constructed neural network.	88
4.7	The simulation result of the road with a bump	89
4.8	The input current I for the MR damper at the simulation of the road with a bump	90

4.9	An excerpt from 5 to 7.5[s] of the simulation result for Pattern 1 in Table 4.2 (for horizontal velocity $\dot{q}_h = 4$ [m/s]). In this figure, the vertical axis in the first law is the absolute acceleration of the car body, the 2nd row is the tyre deflection, the 3rd row is the suspension stroke, the bottom row is the electric current to the MR damper, and the horizontal axis is time. The blue line labeled W/O-C is the suspension system without control, the magenta line labeled SH is the response of the skyhook approximation method, the green line labeled MLD-PD is the response of the MLD predictive control, the black line labeled MLD-PV is the response of the MLD preview control, red line labeled NN is the response of the neural network approximation of the MLD preview control.	92
4.10	Excerpts of simulation results in Table 4.2 (for horizontal velocity $\dot{q}_h = 4$ [m/s]). The symbols in the figure here are W/O-C for the suspension system without control, MAX for the case in which the maximum input to the MR damper is constantly applied, MIN for the case in which the minimum input to the MR damper is constantly applied, SH for the skyhook approximation method, MLD-PD for the MLD predictive control, MLD-PV for the MLD preview control, and NN is the proposed neural network approximation of the MLD preview control.	93
4.11	Excerpts of simulation results in Table 4.2 (for horizontal velocity $\dot{q}_h = 10$ [m/s]). The symbols in the figure are the same as in Figure 4.10.	94
4.12	The ride comfort performance ratio P_R , maximum tyre deformation, and maximum suspension stroke are displayed as box plots. The symbols in the figure are the same as in Figure 4.10. The values in the graphs are shown as follows: the upper black value indicates the maximum value, the lower black value indicates the minimum value, and the red value indicates the median value.	98

表目次

1.1	The classification of previous reports for vibration control	23
1.2	The notation of mathematical symbols	25
3.1	Nomenclature and parameter values in the structural system.	49
3.2	List of seismic disturbances for simulation.	56
3.3	Computer specifications for simulation.	57
3.4	Training parameter of neural network.	61
3.5	Control methods for the simulations.	62
3.6	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.	67
4.1	Nomenclature and parameter values in a quarter car model (Figure 4.1).	74
4.2	Parameter of the road surface for the simulation. It is assumed that the smaller the pattern number, the larger change in the road surface shape and the larger the unevenness. Moreover, the larger the pattern number, the smaller the change in the road surface shape and the smaller the unevenness.	81
4.3	Training parameter of neural network.	86
4.4	The evaluation values in Figure 4.10 (a).	95
4.5	The evaluation values in Figure 4.10 (b).	95
4.6	The evaluation values in Figure 4.11 (a).	96
4.7	The evaluation values in Figure 4.11 (b).	96
4.8	The computation time required for each control law to generate control input for every control cycle in the simulation that is shown in Figure 4.9.	99

論文要旨

Abstract

Many vibration control problems have been studied in the past, such as vibration control of structures, automobile suspension systems, and other mechanical systems. Vibration control devices are classified into three types: passive, active, and semi-active.

Passive vibration control is achieved by combining mechanical elements, such as fixed springs and dampers, and designing the overall system to achieve the desired vibration behavior. However, the parameters of control objects are not the same as when designed due to aging and modeling errors, and therefore tuning is essential for passive vibration control devices. Moreover, when considering passive vibration control of multiple vibration modes in a system with multiple vibration modes, such as a high-rise structure, it is necessary to install devices for each vibration mode. Therefore, the active type has been studied because the passive type requires tuning, and it is difficult to achieve multiple requirements simultaneously and to cover multiple vibration modes.

The active type actively controls vibration by supplying energy from the outside and generating a direct control force to the control object. Because it actively generates the control force, the appropriate controller design can solve all three problems of the passive type: the necessity of tuning, the simultaneous achievement of multiple requirements, and the covering of multiple vibration modes. However, the problem with the application to structural and suspension systems is the high energy consumption caused by the need to actuate large-mass and high-rigidity objects.

The semi-active type is a device with variable mechanical characteristics that varies by external input, causing the overall system to vary its desired characteristics in response to the state of the system and external disturbances. Semi-active vibration control devices vary the characteristics of the system and actively utilize and dissipate

the energy of the system itself, such as velocity and displacement caused by vibration, to achieve effects like active vibration control devices, and solve the three problems of passive devices. The external energy required for actuation is significantly less than that of the active type. Moreover, in principle, the energy supply is not from an external source, therefore, the energy in the system is only dissipated and not destabilized by the control. Therefore, it is superior to the active type in terms of fail-safety in the cases of equipment failure or unstable control systems caused by improperly designed controllers. However, constraints on its control inputs vary at each moment, because it utilizes the energy in the system. Therefore, the active type is described as a time-invariant system, in contrast to the semi-active type is a time-variant system, which makes the mathematical description more complex.

It has gained interest that vibration systems with semi-active vibration control devices are described as nonlinear models such as bilinear models and mixed logical dynamical models, and systematic control methods based on each model are studied. The bilinear model can be applied in ideal semi-active vibration control devices, however, it is difficult to include nonlinear characteristics such as Bingham fluid characteristics in magneto/electro-rheological dampers. On the other hand, mixed logical dynamical models are a type of hybrid model that can define linear models in different situations at each moment, thereby allowing control theory to be developed with an appropriate mathematical description for semi-active vibration control. However, the currently proposed method requires solving a mixed integer quadratic programming problem, which is classified as NP-hard, for each control cycle, and is difficult to implement due to computational load.

Recent developments in active vibration control include the application of preview control. Preview control is a control theory that assumes future information about disturbances and references is available. In active vibration control, preview control theory is reported to be effective in many cases. However, applications of preview control theory to semi-active vibration control devices are relatively few. Because, since the 2000s, problems such as complex constraint considerations, time-varying systems, nonlinear systems, and high computational load in nonlinear systems remain serious issues in the development of preview control theory, and there are no systematic solutions to this issue. Therefore, a preview control theory for semi-active vibration control that solves these issues is desirable.

The purpose of this study is to propose a preview control theory that considers constraints in semi-active vibration control, which is a time-varying system. To

demonstrate its effectiveness, examples of implementation are shown for structural and suspension systems, respectively. Preview control theory is developed with future disturbances from the control theory for a mixed logical dynamical model. In the extension, the definition of the problem and its solution are also shown in the form of a quadratic evaluation of a control variable different from the state variable, rather than the conventional form of a quadratic evaluation of a state variable. In order to reduce the computational load, a nonlinear function approximation using a neural network is employed at implementation to compute the approximate solution of the proposed control method. In one of the implemented examples, a neural network is used to estimate future seismic waves and reduce the computational load on the structural system, and the effectiveness of the proposed method is demonstrated by comparing it with conventional methods in simulations. In the suspension system, assuming a magneto-rheological damper, the problem is defined based on a mixed logical dynamical model expression of nonlinear characteristics including Bingham fluid characteristics, and a neural network is used to reduce the computational load.

Based on the above approaches, this study proposes a new preview control method for semi-active vibration control that solves problems of preview control theory, such as complex constraint considerations, time-varying systems, nonlinear systems, and the reduction of computational load. The proposed method is expected to be a method to realize high-performance control systems not only in semi-active vibration control as well as in robotics and chemical plants, because of the wide range of expressions of the mixed logical dynamical model.

要旨

構造物や自動車のサスペンション系など、機械系の振動現象を扱う振動制御問題は過去、多く検討されてきた。振動制御を行う制振装置には、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、固定のバネやダンパにあたる機械要素を組み合わせ、系全体が所望の振動特性を達成するように設計することで振動制御を行う。しかし、制御対象のパラメータは、経年劣化やモデル化誤差によって設計時と同一とは限らないため、パッシブ型制振装置には調整が必要不可欠である。また、高層構造物のような複数の振動モードを持つ系においてパッシブ型で複数の振動モードの振動制御を考える場合、振動モード毎に装置の設置が必要となる。したがって、パッシブ型は調整が不可欠であることや、複数仕様の同時達成、複数振動モードへの対応が困難であることから、アクティブ型の研究が進められてきた。

アクティブ型は外部からエネルギーを供給し、制御対象に対して直接的な制御力を生成することで能動的に制振を行う。能動的に制御力を生成するため、適切な制御器設計を行うことでパッシブ型の問題点である3点、調整の必要性、複数仕様の同時達成、複数振動モードへの対応のいずれも解決可能である。しかし、構造系やサスペンション系への適用を考えた場合、大質量・高剛性の対象を動作させる必要があることから、エネルギー消費が大きいことが問題である。

セミアクティブ型は、機械特性が外部指令により可変であるデバイスを用いることで、系の状態や外乱に応じ、系全体を所望の特性に変化させるものである。セミアクティブ型制振装置は系の特性を変化させ、振動に依る速度や変位など、系自体がもつエネルギーを積極的に利用・散逸させるなどしてアクティブ型制振装置のような効果を実現し、パッシブ型の3つの問題を解決する。動作に必要な外部エネルギーはアクティブ型に比べ非常に小さい。これに加えて、外部からエネルギー供給しないという原理上、エネルギーは散逸するのみであり、制御によって不安定化することはない。したがって、機器故障時や不適切に設計された制御器による制御系暴走時のフェイルセーフの面でも優れている。しかし、系が持つエネルギーを利用することから、その発生力に関する制約は時々刻々と変化する。このため、アクティブ型は時不変モデルとして記述できるのに対し、セミアクティブ型は時変モデルとしての側面を持つため、数学的記述が複雑となる。

セミアクティブ型制振装置を導入した振動系が双線形モデルや混合論理的モデルといった非線形モデルとして記述されることが注目され、それぞれのモデルを基にした体系的な制御手法が研究が行われている。しかし、双線形モデルは理想的なセミアクティブ型制振装置においては適用可能であるが、機能性流体を応用した磁気粘性ダンパ、電気粘性

ダンパに含まれるビンガム流体特性などの非線形特性の考慮は困難である。これに対して、混合論理的モデルはハイブリッドモデルの一種であり、時々刻々の状況に応じた線形モデルを定義することができるため、セミアクティブ振動制御においても適切な数学的記述を以て制御理論が展開できることが示されている。しかし、現在提案されている方法は NP 困難に分類される混合整数二次計画問題を制御サイクル毎に解く必要があり、計算時間の問題から実装は困難である。

また、最近のアクティブ振動制御の展開として予見制御の応用がある。予見制御とは、将来の外乱や目標値情報を既知として扱う制御理論である。アクティブ振動制御において、予見制御理論が有効であることは多く報告されている。しかし、近年試みがされているものの、セミアクティブ型制振装置向けの予見制御理論の適用例は比較的少ない。これらは予見制御理論の発展における 2000 年代からの課題である複雑な制約考慮や時変系、非線形系への対応、非線形系における計算時間削減のような問題群に対応する体系的な解答が未だないことが原因である。したがって、これら問題を解決したセミアクティブ振動制御向けの予見制御理論の構築が望まれる。

本研究では、時変系であるセミアクティブ振動制御において制約を考慮した予見制御理論の提案を主目的とする。その有効性を示すため、構造系とサスペンション系に対してそれぞれ実装例を示す。予見制御理論の構築は、将来の外乱を考慮した形式で混合論理的モデル向けの制御理論を拡張することで行う。拡張においては従来の状態変数を二次評価する形式のみでなく、状態変数とは異なる制御変数を二次評価する形式の問題定義とその解法も示す。また、計算時間の抑制のため、実装時には提案制御手法の解計算をニューラルネットワークを用いて非線形関数近似を行うことで計算負荷の抑制を行う。実装例の 1 つである構造系においては、ニューラルネットワークにより、将来の地震波の推定と計算負荷の抑制を行い、シミュレーションにおいて従来手法と比較し、提案手法の有効性を示す。サスペンション系においては、磁気粘性ダンパを想定し、ビンガム流体特性を含めた非線形特性を混合論理的モデル表現した上で問題を定義、ニューラルネットワークを用いて計算負荷の抑制を行い、シミュレーションにおいて従来手法と比較し、提案手法の有効性を示す。

本研究は以上の取り組みにより、セミアクティブ振動制御を題材に、予見制御理論の課題である複雑な制約考慮や時変系、非線形系への対応、計算時間削減といった問題群を解決する新たな予見制御手法を提案する。提案手法は、混合論理的モデルの表現の幅広さから、セミアクティブ振動制御のみならず、ロボットや化学プラントにおいても高性能な制御系を実現する一手法となることが期待される。

第 1 章

序論

本章では，本研究を行うにあたり，その動機となった背景を述べ，本研究の目的を述べる．

1.1 緒言

構造物や自動車のサスペンション系など，機械系の振動現象を扱う振動制御問題は過去，多く検討されてきた．例えば，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，地震に対する内部の安全性や交通振動や風揺れに対する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とされ，多くの研究がされてきた [3]．また，自動車のサスペンションにおいても同様であり，乗員の快適性，車外騒音等環境に及ぼす影響を考慮すると，振動は極力小さいことが望ましく，振動制御が求められる [4]．振動制御を行う制振装置には，パッシブ型，アクティブ型，セミアクティブ型がある．一自由度振動系における各方式の概念図を Figure 1.1 に示す．

パッシブ型 (a) は，固定のバネやダンパにあたる機械要素を組み合わせ，系全体が所望の振動特性を達成するように設計することで振動制御を行う．しかし，制御対象のパラメータは，経年劣化やモデル化誤差によって設計時と同一とは限らないため，パッシブ型制振装置には調整が必要不可欠である．また，構造系においては構造系全体の変形量と構造系内部の人・物に加わる力，自動車のサスペンションではサスペンションストロークと乗員の快適性がトレードオフの関係にあるため [5]，パッシブ型を用いてあらゆる外乱・環境に対して所望の性能を達成することは困難である．高層構造物のような複数の振動モードを持つ系においてパッシブ型で複数の振動モードの振動制御を考える場合，振動モード毎に装置の設置が必要となる [6]．したがって，パッシブ型は調整が不可欠であることや，複数仕様の同時達成，複数振動モードへの対応が困難であることから，アクティブ型の研究が進められてきた．

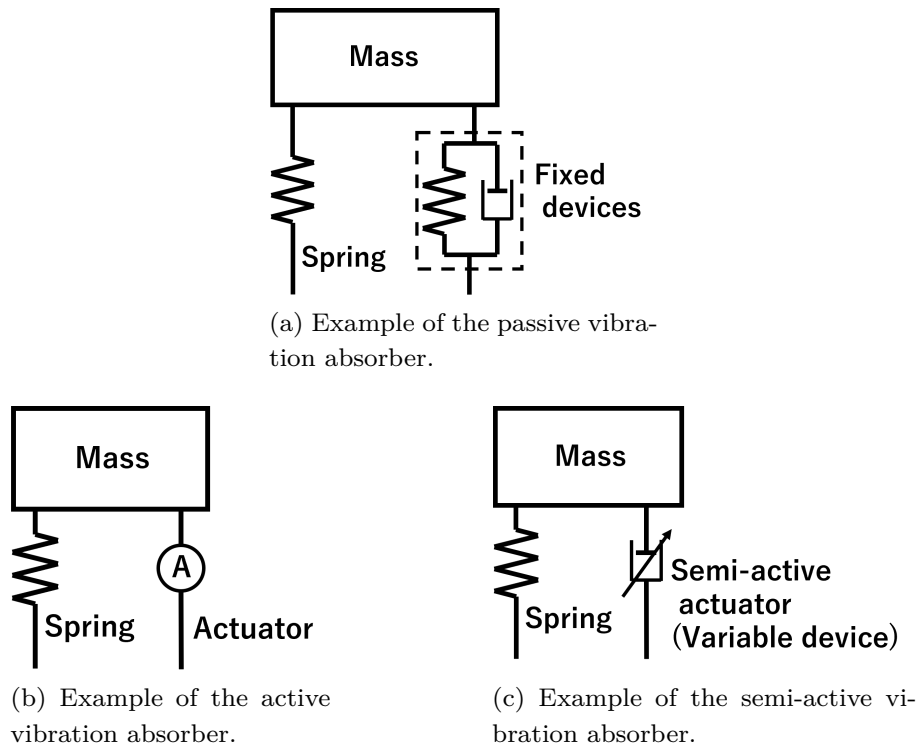
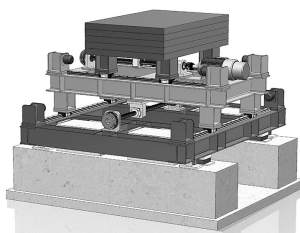


Figure 1.1: Examples of vibration absorbers

アクティブ型 (b) は外部からエネルギーを供給し、制御対象に対して直接的な制御力を生成することで能動的に制振を行う。能動的に制御力を生成するため、適切な制御器設計を行うことでパッシブ型の問題点である 3 点、調整の必要性、複数仕様の同時達成、複数振動モードへの対応のいずれも解決可能である。構造物におけるアクティブ型制振装置



(a) Concept of implementation of an active vibration absorber for a structure, the image cited from [7]



(b) Example of implementation of an active vibration absorber for a structure, the image cited from [7]

Figure 1.2: A example of an active vibration absorber for a structure

の実装例を Figure 1.2 に示す。Figure 1.2(a) に示す概念図のように大質量の重りを XY テーブル上で動作させ、慣性力を発生させる。この慣性力を制御戦略に基づいて適切に生

成することで構造物の振動制御を実現する。構造物向けのアクティブ型振動制御は 1980 年代から中心に盛んに研究されてきた [3, 8, 9, 10, 11]. しかし, 阪神淡路大震災を切掛に, 巨大地震においては動力となる電力系統が遮断されるため, 設置したアクティブ型制振装置が機能しないことが指摘された [12]. 特に, 高層構造物や自動車に設置するアクティブ型制振装置は, 大質量の対象に対して十分な制御力を発生させなければならないことから大エネルギーを必要とするため, エネルギー供給は不可欠である. また, 自動車においてもアクティブ型振動制御は 1970 年代から盛んに研究されてきた [13, 14, 15, 16, 17]. 自動車においては油圧を用いる場合は油圧ポンプの追加設置, 電気を用いる場合は追加バッテリーが必要であるなど, スペース・レイアウトに関する問題が生じる. したがって, アクティブ型はパッシブ型の問題点を解決したものの, エネルギー消費が大きいこと, 併せてエネルギー供給ラインが確保されなければ性能が期待できないことが問題である.

セミアクティブ型 (c) は, 機械特性が外部指令により可変であるデバイスを用いることで, 系の状態や外乱に応じ, 系全体を所望の特性に変化させるものである [12]. Figure 1.1(c) は代表的なセミアクティブ型制振装置である可変ダンパを示したものである. セミアクティブ型制振装置は系の特性を変化させ, 振動に依る速度や変位など, 系自体がもつエネルギーを積極的に利用・散逸させるなどしてアクティブ型制振装置のような効果を実現し, パッシブ型の 3 つの問題を解決する. 動作に必要な外部エネルギーはアクティブ型に比べ非常に小さく, バッテリー駆動可能なセミアクティブ制振装置を用い, アクティブ型制振装置と同等以上の性能を示した例もある [18]. これに加えて, 外部からエネルギー供給しないという原理上, エネルギーは散逸するのみであり, 制御によって不安定化することはない. したがって, 機器故障時や不適切に設計された制御器による制御系暴走時のフェイルセーフの面でも優れている. このため, パッシブ型, アクティブ型双方の問題を解決する手段としてセミアクティブ型制振装置を活用した振動制御の研究は盛んに行われてきた [19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27]. しかし, 系が持つエネルギーを利用することから, その発生力に関する制約は時々刻々と変化する. このため, アクティブ型は時不変モデルとして記述できるのに対し, セミアクティブ型は時変モデルとしての側面を持つため, 数学的記述が複雑となる. この数学的記述は使用するデバイスの種類や, その特性に依っても異なるため, 問題設定によって異なる. 例えば, セミアクティブ型の中でも特に利用されている可変ダンパには代表的なものに機械式可変ダンパと機能流体を応用した電気粘性流体 (Electro-Rheological Fluid: 以下, ER) ダンパ, 磁性粘性流体 (Magneto-Rheological Fluid: 以下, MR) ダンパがある. 機械式には, ダンパ内のバイパス経路の弁開度をモータにより制御することで流路断面積を制御するもの [28], ダンパ内のバイパス経路の圧力を制御することで減衰係数を変化させるもの [29, 30] がある. 流路断面積を制御する方式はその駆動がモータ等による開閉であることから, 後述する ER, MR ダンパと比較して応答は遅いことや, アクチュエータの増設による機構の大型化が問

題となる。圧力方式はソレノイドバルブにより、バイパス経路内の弁圧を制御するため、モータの開閉を要する方式よりも比較的高速かつ小型である。機械式は従来と同様のダンパオイルが利用できるため、ダンパの減衰特性を従来と同様の範囲とすることができる。このため、自動車向けの可変ダンパ市場でのシェアは大きい [29]。ER ダンパは電場により粘性が変化する流体を用いたダンパである。ER 流体は電場非印加時は分散している粒子が電場印加時には鎖状構造をとる。電場印加時において、ダンパシリンダは流体中の粒子の鎖状構造を破壊しなければならず、これが見た目上の減衰係数の増大として観測される [31]。MR ダンパは ER ダンパと同様の原理で動作するが、磁場により鎖状構造をとる。中野ら [32] が報告しているように ER 流体の降伏応力 $2 \sim 5$ [kPa] と比較して、MR 流体は $50 \sim 100$ [kPa] と比較的大きな降伏応力を出力することができ自動車等の大質量装置へ向いている。また、作動温度範囲についても ER 流体が $+10 \sim 90$ [°C] に対し、MR 流体は $-40 \sim 150$ [°C] と広く、低温動作も可能なことから自動車や構造物など屋外環境に近い環境で利用する場合においても動作可能である。これらに加え、MR ダンパは Figure 1.3 のようにシリンダに磁場発生用コイルを埋め込むことで通常のダンパと同様のレイアウトで設計可能であり、機械式ダンパよりも設計応用が容易である。したがって、産業応用においては ER ダンパよりも MR ダンパに注目が集まっており [33]、自動車分野においては機械式ダンパとシェアを割っている [29]。このように、セミアクティブ型制振装置

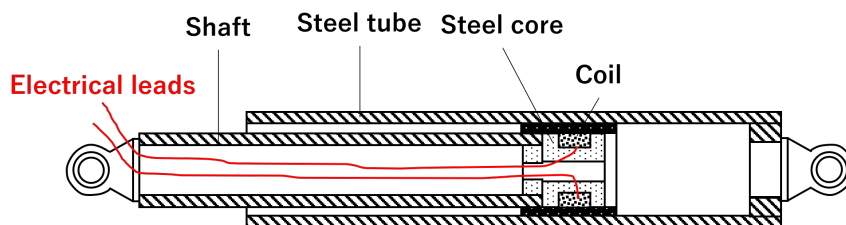


Figure 1.3: A example of a structure of an MR damper (RD-1097 manufactured by lord corp. [1, 2]).

の代表である可変ダンパは機械式、機能流体式ともに開発が進められ、実用化も進められている。しかし、機械式にはアクチュエータの遅れ、機能流体式には通常のオイルダンパとは異なるビンガム流体特性が現れる [34]。したがって、それぞれ異なる数学的記述が求められ、指令値に対して減衰係数が線形変化する簡易表現では実装置への実装は難しく、デバイスの特性を考慮すると制御理論が複雑になる。また、上記のような可変ダンパに加え、可変剛性・減衰要素を併せ持つ MR ゲル [35] や、可変慣性要素にあたるイナータ [36] などもあり、エネルギーを有効活用できるセミアクティブ型デバイスは積極的に開発が進められているが、各デバイス特性はそれぞれ異なり、可変ダンパと同様に対応した記述方法や制御理論が必要となる。

こうしたセミアクティブ型制振装置はアクティブ型に比べ数学的に複雑ではあるものの、そのエネルギー効率の優秀さやフェイルセーフを持つ利点から積極的に制御応用研究が進められている。1970年代から1990年代頃にかけてのセミアクティブ型制振装置の検討初期には比較的簡易的な手法が用いられた。Karnoppらは、絶対速度をフィードバックすることで振動を抑制するスカイフック制御則をセミアクティブ向けに拡張したスカイフック近似則 [20] を提案した。スカイフック近似則は可変ダンパを想定し、エネルギーから外部から供給されないことを考慮して提案されたものである。理想的な可変ダンパである想定であるため、飽和制約やその他の非線形制約は考慮されていない。しかし、本手法は近年でも応用が続けられており、他手法で制約を考慮した上で参照制御として用いる場合 [21] や評価関数を用いて体系的に設計する手法 [22] も展開されている。スカイフック近似則と同様に検討初期に提案された代表手法として Clipped-optimal control と呼ばれる手法がある。本手法は既存のアクティブ制御則を直接的に応用する手法として用いられてきた [23]。アクティブ制御則で算出された制御入力を制約の許す限りで再現するものであり、発生力が過大・もしくは過小な場合は飽和させる手法である。本手法はセミアクティブ型制振装置の種類、原理を問わず適用できる手法であるが、制約を無視して設計されたアクティブ制御手法を参照制御とするため、その性能を必ずしも再現できない。このため、参照したアクティブ制御における評価関数や設計パラメータの本来の数学的意図は曖昧となり、シミュレーションや実験を通して試行錯誤的に評価関数や設計パラメータを調整する必要がある。

以上のように、セミアクティブ振動制御問題における検討初期の簡易的な手法では考慮できない制約が存在するため、制約考慮を可能にした新たな理論展開が望まれた。2000年前後から、セミアクティブ型制振装置を導入した振動系が双線形モデルや線形パラメータ変動モデル、混合論理動的モデル (Mixed Logical Dynamical Model : 以下、MLDモデル) といった非線形モデルとして記述されることが注目され、それぞれのモデルを基にした体系的な制御手法が研究が行われてきた。吉田らは2001年、双線形モデル表現に対する最適制御問題の定義、解法を示し、可変ダンパを例題に構造系に対してその有効性を示した [24]。しかし、制御問題として可変ダンパの最大最小減衰係数に伴う飽和制約を考慮しておらず、実装においては飽和した入力をホールドする形で使用している。西村らは2001年、サスペンション系においてダンパ両端の相対速度をスケジューリングパラメータとすることによって、可変ダンパを含んだサスペンション系を線形パラメータ変動モデルとして表現し、ゲインスケジューリング制御を適用する手法を提案している [25]。可変ダンパはダンパ両端の相対速度に伴い、発生可能な発生力の方向が異なるため、発生力制約が大きく変動する。西村らの手法では発生力の正負を異なるモデルとして区別し、相対速度が正の場合、負の場合で個別に制御器設計を行い、切り替え制御を行っている。この報告では、切り替え制御で懸念されるチャタリングも発生しておらず、Clipped-optimal

control よりも優れた性能を示した。しかし、西村らの手法は、制御対象の状態方程式中の係数行列が、スケジューリングパラメータの線形結合で表現できるという仮定のもとに成り立つ。したがって、ER, MR ダンパのようなビンガム流体特性をもつ可変ダンパに直接適用できる手法ではない。Giorgetti らは 2005 年、可変ダンパを含んだサスペンション系に対する MLD モデル表現手法を示し、Bemporad らが示した MLD モデルの最適制御問題の解法を適用し、その有効性を示した [26]。Bemporad らは 1999 年に MLD モデルに対して有限時間最適制御問題を定義し、この問題が混合整数二次計画問題 (Mixed Integer Quadratic Programming Problem: 以下, MIQP 問題) に帰着できることを示している [37]。MLD モデルはハイブリッドモデルの一種であり、論理変数 (0-1) を含んだ状態空間モデルである。時々刻々の状況に応じた線形モデルを定義することができるため、セミアクティブ振動系以外にも温度制御、ガス供給システム、pH 中和装置、連続攪拌タンクリアクター装置、ロボット [37, 38, 39] といった多くの非線形要素を持つ問題に適用されている。更に、区分的線形モデルといった他の表現で示されたハイブリッドモデルも MLD モデルに変換できることが示されており [40]、Bemporad らが示した手法の応用範囲は広い。しかし、Bemporad らが示した方法では MIQP 問題を制御サイクル毎に解く必要がある。NP 困難に分類される [41]MIQP 問題の解計算は計算負荷が大きく、逐次解を求めるこの方法では振動制御で要求される制御サイクル時間の達成は難しい [42, 43]。計算時間削減の研究も進められているものの、Bemporad らの手法を振動制御に直接適用できるほどの計算時間削減には至っていない [44]。Pregelj らの報告 [44] では計算時間の削減の手法提案にあたり、車両の簡易モデルである 1/4 車両モデルと同等の状態ベクトルが 4 変数の問題を扱っている。しかし、Pregelj らの報告では制御サイクルあたりの計算時間は 9[s] と、振動制御問題に適用することを考えた場合、十分に小さいとはいえない。アクチュエータの性能や用いる制御則にも左右されるが、制御サイクル時間 9[s] では原理上、 $1/9 \approx 0.11$ [Hz] 以上の振動を抑制することはできない。サスペンション問題における地面の凹凸や、構造物における地震動など、振動制御問題における外乱が 10[Hz] 以上の周波数成分を持つことは少なくない。したがって、報告されている計算時間削減手法では振動制御問題で Bemporad らの手法を直接適用することは不可能である。よって、振動制御問題において Bemporad らの手法をオンライン実装することは現実的ではなく、オフライン解を事前に効率よく求める手法にとどまっている。また、MIQP 問題の解計算には分枝限定法が用いられ、その計算時間は初期値に依っても異なるため、制御サイクル毎に計算時間は一定でない。固定の制御サイクル時間内で制御入力を計算する必要がある振動制御問題では、高速化が進んだとしても、計算時間が大きく変動する可能性がある制御アルゴリズムの適用は望ましくない。したがって、計算時間が十分に小さく、計算時間が大きく変動しない手法の提案が望まれる。以上のような計算時間の問題の対策として、オフライン解を事前に集め、実装時は作成した解を参照する手法があるが、必要なメモリ容

量が大きく上昇するため、応用は高性能なコンピュータが活用できる環境に限られる。一方、横山らは上記2つのようなモデル表現ではなく、セミアクティブダンパの発生力を非線形関数として表現し、スカイフックダンパ近似則 [20] を適用した車両系を参照モデルとしてスライディングモード制御則により参照モデルに拘束する手法を提案している [27]。しかし、本報告では性能面での提案手法の有効性を示しているものの、制約を直接考慮した方法ではない。可変ダンパをアクチュエータとしたときのスライディングモードの存在を保証できておらず、セミアクティブ振動系に広く適用できる手法ではないと考えられる。これらの例が示すように、セミアクティブ型制振装置は発生力制約に関する数学的記述が複雑であり、その性能を十全に発揮することは困難である。しかし、Giorgetti らが示した MLD モデル表現による手法は、状況に応じたモデル定義が可能である点から、セミアクティブ制御問題が持つ多くの制約が考慮できる可能性がある。計算負荷の問題が解決できれば、複雑な制約を持つセミアクティブ振動制御への適用理論としての期待は高い。

ここまでセミアクティブ型制振装置の応用に関して述べてきたが、ここまで述べてきたようなフィードバック制御のみの制御フレームワークは性能向上に限界がある [45]。そこで、最近のアクティブ振動制御の展開として予見制御の応用がある [46, 47, 48, 49]。予見制御とは、市川の 1961 年の報告に端を発する未来情報を既知として扱う制御理論である [50, 51, 52]。市川の報告では目標値追従問題での応用が述べられていたが、外乱抑制問題においても応用可能な例が示されている [53, 54]。辻らは構造系において地中深くのセンサを用いて観測された地震動を未来に地表に到達する地震動として参照する手法を報告 [53] を提案しているが、この手法は構造物の建造時に非常に深い地下にセンサを埋め込む必要があるという点で実用や既存の構造物への適用が難しい。荒木らはサスペンション系のアクティブ振動制御において前輪側の応答を基に路面凹凸を観測し、後輪側で予見制御を行う手法を報告 [54] を行うことを提案しているが、その制御原理から前輪側の振動抑制は行えない。以上 2 件の例のように、予見制御理論は未来情報が既知であるという仮定のもと成り立つ理論であるため、目標値追従問題と異なり、外乱抑制問題では適用が難しい。したがって、2010 年代頃までは予見制御の外乱抑制問題への適用は限られた状況のみ検討が進められていた。しかし、近年、センサ等の観測技術の発展、インターネットや画像処理などの情報通信・信号処理技術や人工知能・機械学習技術の急速な発達により、従来利用できなかった未来の情報・状況の観測・推定できるようになってきている。津波の高さ、津波到達時間予測、雪崩発生地点の推定など従来推定困難であった自然災害の被害予測等がその代表例である [55, 56, 57]。サスペンション系であれば、Kim らは車両前方に超音波センサを設置し、車両前方バンパー下部の路面凹凸を計測する手法を提案 [58]、佐藤らはステレオカメラを用いた画像処理系を開発することで前方 15[m] もの遠方までの路面凹凸の先行取得を実現した [59]。こうした観測系の研究の発展に伴い、前方路面凹凸の観測を利用したアクティブ制御向けの予見制御適用研究も同時に進められている

[46, 47]. 特に Akbari らの報告では未来の情報の利用することで利用していない場合と比較して乗員乗り心地が 65[%] 改善したと報告している [46]. サスペンション系においては既に実用化が進められており, 2019 年に発売された Audi A8 55 TFSI quattro ではカメラ情報を用いた前方路面観測と観測情報に基づくアクティブサスペンションの制御が採用されている [60]. 構造系であれば, 筆者らがアクティブ振動制御向けに震源側の遠隔地観測情報からニューラルネットワークを地震波形を推定し, 予見制御を適用する手法を報告している [48, 49]. 筆者らのこの報告では, 構造物変形と内部の人物にかかる加速度を併せて評価する評価において, フィードバックのみの場合と比較して最大約 80[%] の改善を示した. 以上のように, アクティブ振動制御において予見制御はフィードバック制御のみの場合よりも高い性能を示し, 一部では実用化も進められている.

しかし, 近年試みがされているものの, セミアクティブ型制振装置向けの予見制御理論の適用例は比較的少ない [61, 62, 63]. その理由として, セミアクティブ型制振装置は数学的制約が複雑であることから, 未来の情報を適切に制御系に加えることが困難であることが考えられる. 2014 年に Song らがサスペンション向けに示した方法はセミアクティブ型制振装置のアクチュエータ遅れを考慮するために予見制御を利用したものであり, 制御自体はスカイフック近似則を用いている [61]. 予見制御がアクチュエータ遅れの補償に有効であることは示されているものの, 制御性能自体はスカイフック近似則に準ずるため, 従来のフィードバック則の枠組みを超えて性能向上が期待されるものではない. 2020 年に Cvok らがサスペンション系向けに示した方法は, アクティブ制御向けの予見制御理論と Clipped-optimal control の組み合わせであり, セミアクティブサスペンションが持つ受動制約を考慮していない [62]. 2021 年に Hu らがサスペンション系向けに示した方法は, 段差を事前認知し, 段差通過時のみ衝撃が小さくなるようにサスペンション特性を変動させるものであり, 常に未来の情報を利用して応答を改善する予見制御の枠組みとは異なる [63].

Table 1.1 にここまで述べたアクティブ振動制御, セミアクティブ振動制御に関する過去の報告の分類を示す. 未来の情報を活用しない制御理論はその歴史の長さから研究報告の数も多いが, 予見制御を応用した例は比較的少ない. 特に, セミアクティブ振動制御における予見制御の応用は, 数が少ないことに加え, いずれの手法も制約を十分に考慮できていないことや, 体系的な手法とは言えないものである. これらは予見制御理論の発展における 2000 年代からの課題である複雑な制約考慮や時変系, 非線形系への対応, 非線形系における計算時間削減のような問題群に対応する体系的な解答が未だないことが原因である [64]. したがって, これら問題を解決したセミアクティブ振動制御向けの予見制御理論の構築が望まれる.

本研究では, 時変系であるセミアクティブ振動制御において制約を考慮した予見制御理論の提案を主目的とする. その有効性を示す過程において構造系とサスペンション系に対

Table 1.1: The classification of previous reports for vibration control

	without preview information	with preview information
Active control	Optimal regulator, H^2, H^∞ control ... [3, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 15, 16, 17]	Optimal preview control ... [46, 47, 48, 49, 60]
Semi-active control	Control methods based on nonlinear models, bilinear models, MLD models ... [20, 21, 22, 23, 24, 25, 26]	Skyhook approximation, clipped-optimal control, suppresses bump shock only [61, 62, 63]

してそれぞれ実装例を示し、非線形特性を持つアクチュエータの特性考慮についても述べる。また、実装例を示す中で副目的として計算時間削減手法を提案する。主目的とする予見制御理論の構築は、未来の情報を考慮した形式で Giorgetti らの方法を拡張することで行う。拡張においては Giorgetti らが用いた状態変数を二次評価する形式のみでなく、状態変数とは異なる制御変数を二次評価する形式の問題定義とその解法も示す。状態空間モデルは一次の行列微分方程式であることから、振動系の状態空間モデルでは加速度は状態量としない方法が一般的であり、状態を二次評価する形式では加速度等の重要な変数を直接評価できないためである。また、Giorgetti らの手法は MIQP の計算負荷の問題があり、実装が困難である。近年の展開として、非常に高い制御性能を有するものの、計算負荷が大きいため実装できないような複雑な制御則をニューラルネットワークなどの非線形関数近似手法を用いて近似実装する手法が提案されている [65, 66]。筆者らも同様に、実装時には MIQP の解計算をニューラルネットワークを用いて非線形関数近似を行うことで計算負荷の抑制を行う。ニューラルネットワークの順計算は一定回数の積算、和算であり、MIQP 問題を逐次解く場合と比較して計算時間が削減されることが期待される。加えて、MIQP 問題を逐次解く場合の問題点であった解計算時間が一定でない点についても、原理上解決できる。実装例の 1 つである構造系においては、ニューラルネットワークにより、地震波の推定と計算負荷の抑制を行い、シミュレーションにおいてその有効性を示す。比較対象として、LQ 制御と Clipped-optimal control の組み合わせ手法と立石らがアクティブ制御で示した地震波予測と予見制御の組み合わせ手法を Clipped-optimal control を用いて実装したもの、Giorgetti らと同様の手法を用いる。サスペンション系においては、MR ダンパを想定し、ビンガム流体特性を含めた非線形特性を MLD モデル表現した上で問題を定義、ニューラルネットワークを用いて計算負荷の抑制を行い、提案手法の有効性を示す。比較対象として、スカイフック近似則、Giorgetti らと同様の手法を用いる。

本研究は以上の取り組みにより、セミアクティブ振動制御を題材に、予見制御理論の課題である複雑な制約考慮や時変系、非線形系への対応、計算時間削減といった問題群を解

決する新たな予見制御手法を提案する。提案手法は、MLD モデルの表現の幅広さから、セミアクティブ振動制御のみならず、ロボットや化学プラントにおいても高性能な制御系を実現する一手法となることが期待される。

1.2 論文構成

本論文の構成を以下に示す。

第2章では、本研究で取り扱う制御理論について述べる。本研究で取り扱うモデル表現手法、制御理論について述べ、実装において用いる人工ニューラルネットワークの基礎理論について述べる。

第3章では、本研究で提案する MLD モデル表現に基づく予見制御を、地震動発生時の構造系における振動制御問題へ適用した事例を示し、その有効性を示す。このとき、地震波形の推定と計算時間の抑制のため、提案手法である MLD 予見制御を近似するニューラルネットワークを用い、その性能を従来手法と比較することで実装可能かつ高性能な制御系が実現できることを示す。

第4章では、本研究で提案する MLD 予見制御を、走行時のサスペンション系における振動制御問題へ適用した事例を示し、その有効性を示す。このとき、計算時間の抑制のため、提案手法である MLD 予見制御を近似するニューラルネットワークを用い、その性能を従来手法と比較することで実装可能かつ高性能な制御系が実現できることを示す。

第5章では、本研究における成果と今後の課題について述べる。

1.3 記号一覧

本研究における記号定義の一覧を次に示す。

Table 1.2: The notation of mathematical symbols

Notation	Definition
t	time
\mathbf{O}	zero matrix with appropriate number of rows and columns
\mathbf{I}	identity matrix with appropriate number of rows and columns
T	a superscript indicating the transpose of the matrix
$\mathbb{R}^{m \times n}$	$m \times n$ real matrix
$\mathbb{N}^{m \times n}$	$m \times n$ integer matrix
$\text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n)$	diagonal matrix with diagonal elements a_1, a_2, \dots, a_n
$\text{sgn}(a)$	sign function, which is depending on the sign of a , $\text{sgn}(a) = 1$ for positive ($a > 0$), $\text{sgn}(a) = -1$ for negative ($a < 0$), and $\text{sgn}(a) = 0$ for $a = 0$
a_k	$a_k = a(k \cdot t)$, which is the value of the time function at the k -th sample when the sample time is t

第 2 章

準備事項

本章では、本研究で取り扱う制御理論について述べる。まず、本研究で取り扱うモデル表現手法について述べる。次に、本研究で取り扱う制御理論について述べる。最後に、実装において用いる人工ニューラルネットワークの基礎理論について述べる。

2.1 モデル表現

本研究で用いるモデル表現手法について述べる。

2.1.1 連続時間系の状態空間モデル

連続時間系の状態空間モデルとは、次式のような行列微分方程式で表現された線形時不変モデル表現手法である [67, 68].

$$\dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}_1\boldsymbol{u} + \boldsymbol{B}_2\boldsymbol{w} \quad (2.1)$$

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{C}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{D}_1\boldsymbol{u} + \boldsymbol{D}_2\boldsymbol{w} \quad (2.2)$$

ここで、 $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態量、 $\boldsymbol{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ は操作量、 $\boldsymbol{w} \in \mathbb{R}^{n_w}$ は雑音・外乱、 $\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$ は観測量、 $\boldsymbol{A} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ 、 $\boldsymbol{B}_1 \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$ 、 $\boldsymbol{B}_2 \in \mathbb{R}^{n_x \times n_w}$ 、 $\boldsymbol{C} \in \mathbb{R}^{n_y \times n_x}$ 、 $\boldsymbol{D}_1 \in \mathbb{R}^{n_y \times n_u}$ 、 $\boldsymbol{D}_2 \in \mathbb{R}^{n_y \times n_w}$ は対象の特性を決定する係数行列である。特に式 (2.1) を状態方程式、式 (2.2) を出力方程式と呼ぶ。本研究では式 (2.1, 2.2) を併せて連続時間系の状態空間モデルとする。

2.1.2 離散時間系の状態空間モデル

連続時間系をサンプル周期 T の 0 次ホールドとして離散時間表現した場合について述べる [69, 70, 71]. ホールドとは離散時間信号を連続時間信号に変換する機構であり、サンプル間の考え方によって異なる手法がとられる [70]. ここで、0 次ホールドとは操作量

や雑音・外乱がサンプル間で変化せず、階段状に変化することを考えたものである [71]. 実装が容易であるため、広く一般的に使われるホールドである [70]. サンプル間で操作量や雑音・外乱が線形変化することを考えたものを 1 次ホールドと呼ぶ [71]. 入力 \mathbf{u}_k と各サンプル点 $t = kT$ での状態変数 \mathbf{x}_k , 出力変数 \mathbf{y}_k の関係を求める. 0 次ホールドを仮定することによって離散化される連続時間系の状態空間モデルが式 (2.1, 2.2) のように与えられるとする. このとき, T 秒後のサンプル時刻 $(k+1)T$ の状態量 $\mathbf{x}((k+1)T)$ は,

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}((k+1)T) \quad (2.3)$$

$$= \exp(\mathbf{A}T)\mathbf{x}_{kT} + \int_{kT}^{(k+1)T} \exp(\mathbf{A}\{(k+1)T - \tau\})d\tau(\mathbf{B}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_2\mathbf{w}_k) \quad (2.4)$$

$$= \exp(\mathbf{A}T)\mathbf{x}_k + \int_0^T \exp(\mathbf{A}\tau)d\tau(\mathbf{B}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_2\mathbf{w}_k) \quad (2.5)$$

となる [69]. ここで, $\mathbf{A}_d := \exp(\mathbf{A}T)$, $\mathbf{B}_{di} := \int_0^T \exp(\mathbf{A}\tau)d\tau\mathbf{B}_i$, $\mathbf{C}_d := \mathbf{C}$, $\mathbf{D}_{di} := \mathbf{D}_i$, $i = 1, 2$ として整理すると, 離散時間系の状態空間モデルは

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_d\mathbf{x}_k + \mathbf{B}_{d1}\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_{d2}\mathbf{w}_k \quad (2.6)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}_d\mathbf{x}_k + \mathbf{D}_{d1}\mathbf{u}_k + \mathbf{D}_{d2}\mathbf{w}_k \quad (2.7)$$

のように得られる. ここで, 各行列の行数, 列数は連続時間系と同様に $\mathbf{A}_d \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$, $\mathbf{B}_{d1} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$, $\mathbf{B}_{d2} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_w}$, $\mathbf{C}_d \in \mathbb{R}^{n_y \times n_x}$, $\mathbf{D}_{d1} \in \mathbb{R}^{n_y \times n_u}$, $\mathbf{D}_{d2} \in \mathbb{R}^{n_y \times n_w}$ である. 本研究では式 (2.6, 2.7) を併せて離散時間系の状態空間モデルとする.

2.1.3 MLD モデル

MLD モデル (Mixed Logical Dynamical model, 混合論理動的モデル) とは論理変数を含む離散時間システムである [37, 42, 43]. ハイブリッドシステムの表現方法の 1 つであり, 区分的線形システムのような他の表現を持つハイブリッドシステムも MLD モデルに変換できる [40]. 論理変数を含むことで, 特定の状況や状態ごとに異なる線形モデルを定義することが可能であり, 幅広い動的システムのモデル化が可能である. 状況ごとに線形モデルを細かく定義することで複雑な非線形モデルを MLD モデルとして定義することも可能であり, MLD モデルに対して構築された制御理論は多くの制御問題に対して有効である可能性がある. Bemporad らは雑音・外乱項を含まない MLD モデルに対する理論を展開したが [37], 本研究では雑音・外乱項を含んだ次の式を MLD モデルとして定義する.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_2\boldsymbol{\zeta}_k + \mathbf{B}_3\boldsymbol{\delta}_k + \mathbf{B}_4\mathbf{w}_k \quad (2.8)$$

$$\mathbf{D}\mathbf{x}_k + \mathbf{E}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{E}_2\boldsymbol{\zeta}_k + \mathbf{E}_3\boldsymbol{\delta}_k \leq \mathbf{F} \quad (2.9)$$

式 (2.8) は制御対象とする離散時間系の状態方程式であり, 式 (2.9) は拘束不等式である. ここで, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態変数, $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ は制御入力, $\boldsymbol{\zeta} \in \mathbb{R}^{n_2}$ は補助変数,

$\delta \in \mathbb{R}^{n_3}$ は論理変数, $w \in \mathbb{R}^{n_4}$ は外乱項である. このとき, 拘束条件の数を n_c とすると, $D \in \mathbb{R}^{n_c \times n_x}$, $E_j \in \mathbb{R}^{n_c \times n_j}$, $F \in \mathbb{R}^{n_c}$, $j = 1, 2, 3$ である. 補助変数 δ は論理変数であり, 補助変数 ζ は拘束条件の表現に用いられ, 問題により異なる. 本研究では式 (2.8, 2.9) を併せて MLD モデルとする.

MLD モデルは論理変数 δ や補助変数 ζ を不等式表現を用いて定義するため, 連続時間系や離散時間系の定義とは異なる数式操作が要求される. したがって, 本稿では一例として Figure 2.1 のようなバネ接触時とバネ非接触時でモデル特性が異なるバネマス系を用いて MLD モデルの定義例を示す. ここで, u_{ex} は台車に加わる操作力, q_{ex} は台車の変

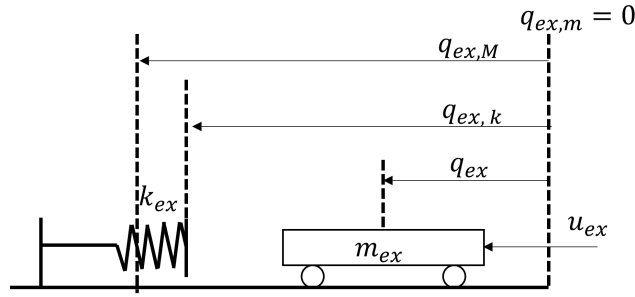


Figure 2.1: A example of a spring-mass system with switching.

位, m_{ex} は台車質量, $q_{ex,k}$ はバネ到達変位, $q_{ex,M}$ は台車の最大変位, $q_{ex,m}$ は台車の最小変位であり, $q_{ex,m} = 0$ とする. このとき, バネ非接触時 ($q_{ex,m} \leq q_{ex} < q_{ex,k}$) とバネ接触時 ($q_{ex,k} \leq q_{ex} < q_{ex,M}$) の運動方程式はそれぞれ次のようになる.

$$\ddot{q}_{ex} = \begin{cases} (1/m_{ex}) \cdot u_{ex} & q_{ex,m} \leq q_{ex} < q_{ex,k} \\ (1/m_{ex}) \cdot u_{ex} - (k_{ex}/m_{ex}) \cdot q_{ex} & q_{ex,k} \leq q_{ex} < q_{ex,M} \end{cases} \quad (2.10)$$

この系に対して, 論理変数 δ_{ex} と補助変数 ζ_{ex} を

$$\begin{cases} \delta_{ex} = 0 \Leftrightarrow 0 \leq q_{ex} < q_{ex,k} & \delta_{ex} = 1 \Leftrightarrow q_{ex,k} \leq q_{ex} < q_{ex,M} \\ \zeta_{ex} = 0 \Leftrightarrow 0 \leq q_{ex} < q_{ex,k} & \zeta_{ex} = q_{ex} \Leftrightarrow q_{ex,k} \leq q_{ex} < q_{ex,M} \end{cases} \quad (2.11)$$

と定義する. バネ接触時のみバネ力が加わることからこの系では, 補助変数をバネ接触時のみ q_{ex} となるように定義することで, 接触の状態を含んだ状態空間モデルが定義可能である. 式 (2.11) を用いると, 式 (2.10) は

$$\ddot{q}_{ex} = (1/m_{ex}) \cdot u_{ex} - (k_{ex}/m_{ex}) \cdot \zeta_{ex} \quad (2.12)$$

となり, 場合分けを含まない表現が可能となる. ここで, 論理変数 δ_{ex} の不等式表現は次のようになる.

$$\begin{cases} q_{ex,k} \delta_{ex} \leq q_{ex} \\ (-q_{ex,M} + q_{ex,k}) \delta_{ex} \leq -q_{ex} \end{cases} \quad (2.13)$$

式 (2.13) に $\delta_{ex} = 0, 1$ をそれぞれ代入し、整理すると、

$$\begin{cases} 0 \leq q_{ex} \leq q_{ex,k} & \delta_{ex} = 0 \\ q_{ex,k} \leq q_{ex} \leq q_{ex,M} & \delta_{ex} = 1 \end{cases} \quad (2.14)$$

となり、式 (2.11) の δ_{ex} と等価であることがわかる。 δ_{ex} を用いて、補助変数 ζ_{ex} の不等式表現は次のようになる。

$$\begin{cases} q_{ex} - \zeta_{ex} + q_{ex,M}\delta_{ex} \leq q_{ex,M} \\ -q_{ex} + \zeta_{ex} + q_{ex,M}\delta_{ex} \leq q_{ex,M} \\ -\zeta_{ex} - q_{ex,k} \leq 0 \\ \zeta_{ex} - q_{ex,M} \leq 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

式 (2.15) に $\delta_{ex} = 0, 1$ をそれぞれ代入し、整理すると、

$$\begin{cases} 0 \leq \zeta_{ex} \leq 0 \quad (\zeta_{ex} = 0) & \delta_{ex} = 0 \\ q_{ex} \leq \zeta_{ex} \leq q_{ex} \quad (\zeta_{ex} = q_{ex}) & \delta_{ex} = 1 \end{cases} \quad (2.16)$$

となり、式 (2.11) の ζ_{ex} と等価であることがわかる。ここまで述べたように、論理変数 δ_{ex} と補助変数 ζ_{ex} の不等式表現は、論理変数 δ_{ex} に値を代入したときに本来の定義と等価になるように考え、構成する。式 (2.10) を離散時間系の状態空間モデルとして表現し、式 (2.13, 2.15) を行列表現することで、式 (2.8,2.9) に示した MLD モデルを構成することができる。

このように任意の状況・状態を論理変数 δ_{ex} によって定義し、補助変数 ζ_{ex} を状況・状態に応じた変数として定義することで、状況に応じた複数の線形モデルを1つの MLD モデルとして表現することができる。MLD モデルが状況の変化による制御対象の変化を内包していることから、MLD モデルに対する制御理論は、操作量によって変化する状況・状態の変化も考慮することが可能であり、状況・状態ごとに線形制御器を設計する場合よりも統合的かつ体系的に制御器設計を行うことができる。

2.2 制御理論

本研究で用いる制御理論について述べる。

2.2.1 アクティブ制御理論

セミアクティブ制御において参照制御として用いるアクティブ制御理論について述べる。

状態フィードバック制御

状態フィードバック制御とは対象となる系の状態量にフィードバックゲインを乗じたものを操作量として用いる制御器である [67, 68].

状態フィードバックについて述べるため、制御対象の連続時間系の状態方程式が次のように表現されるものとする.

$$\dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u} \quad (2.17)$$

ここで、 $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態量、 $\boldsymbol{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ は操作量、 $\boldsymbol{A} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ 、 $\boldsymbol{B} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$ は対象の特性を決定する係数行列である. 対象に入力される操作量 \boldsymbol{u} を状態量 \boldsymbol{x} にフィードバックゲイン $\boldsymbol{K} \in \mathbb{R}^{n_u \times n_x}$ を乗じたものとする、操作量 \boldsymbol{u} は次のように表される.

$$\boldsymbol{u} = -\boldsymbol{K}\boldsymbol{x} \quad (2.18)$$

式 (2.18) を状態フィードバック制御と呼ぶ.

最適レギュレータ

最適レギュレータとは、初期値応答に対する評価関数を設計し、その評価関数を最小にする状態フィードバック制御器を設計する手法である [67, 68].

最適レギュレータについて述べるため、制御対象の連続時間系の状態方程式が次のように表現されるものとする.

$$\dot{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u} \quad (2.19)$$

ここで、 $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態量、 $\boldsymbol{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ は操作量、 $\boldsymbol{A} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ 、 $\boldsymbol{B} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$ は対象の特性を決定する係数行列である. このとき、時刻 0 における初期値 $\boldsymbol{x}(0)$ に対する初期値応答に対する評価関数として次の式を定義する.

$$J = \int_0^{\infty} (\boldsymbol{x}^T \boldsymbol{Q}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{u}^T \boldsymbol{R}\boldsymbol{u}) dt \quad (2.20)$$

ここで、 $\boldsymbol{Q} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ 、 $\boldsymbol{R} \in \mathbb{R}^{n_u \times n_u}$ は状態量と操作量に対応した重み行列であり、 $\boldsymbol{Q} \succeq \boldsymbol{O}$ 、 $\boldsymbol{R} \succ \boldsymbol{O}$ を満たす対称行列である. また、次のような状態フィードバック制御を仮定する.

$$\boldsymbol{u} = -\boldsymbol{K}\boldsymbol{x} \quad (2.21)$$

ここで、 $\boldsymbol{K} \in \mathbb{R}^{n_u \times n_x}$ はフィードバックゲインである. 状態フィードバック制御を仮定すると、式 (2.20) の評価関数を最小化するフィードバックゲイン \boldsymbol{K} は次のように得られる [67, 68].

$$\boldsymbol{K} = \boldsymbol{R}^{-1} \boldsymbol{B}^T \boldsymbol{P} \quad (2.22)$$

ここで, $P \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ は次のリカッチ方程式を満たす対称行列である.

$$A^T P + P^T A + Q - P B R^{-1} B^T P = O \quad (2.23)$$

最適予見制御理論

最適予見制御理論とは, 離散時間状態空間モデルに対して未来情報を含めた形で拡大系を構成し, 構成した拡大系に対して状態フィードバック制御器, 未来情報に関するフィードフォワード制御器を一括設計する手法である [51, 52, 64, 72].

最適予見制御理論について述べるため, 次の離散時間系の状態方程式で表される系を仮定する.

$$\mathbf{x}_{k+1} = A \mathbf{x}_k + B_1 \mathbf{u}_k + B_2 \mathbf{w}_k \quad (2.24)$$

雑音・外乱 \mathbf{w}_k が m ステップ先まで既知であり, $m+1$ ステップ後の雑音・外乱 $\mathbf{w}_{k+m+1} = O$ と仮定する. このとき, 未来情報を含んだ拡大系は次のように示される.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k+1} \\ \mathbf{w}_{k+1} \\ \mathbf{w}_{k+2} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{k+m} \\ \mathbf{w}_{k+m+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B_2 & O & \cdots & O \\ O & O & E & \cdots & O \\ O & O & O & \cdots & O \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ O & O & O & \cdots & E \\ O & O & O & \cdots & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ \mathbf{w}_k \\ \mathbf{w}_{k+1} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{k+m-1} \\ \mathbf{w}_{k+m} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ O \\ O \\ \vdots \\ O \\ O \end{bmatrix} \mathbf{u}_k \quad (2.25)$$

ここで E は単位行列である. 簡略化のため式 (2.25) を

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi \mathbf{X}_k + \mathbf{G} \mathbf{u}_k \quad (2.26)$$

と表す. ここで, 拡大系の制御入力を

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{K}_{FB} \mathbf{x}_k + \sum_{j=0}^m \mathbf{K}_{PRj} \mathbf{w}_{m+j} \quad (2.27)$$

とし, 次のスカラ形式の評価関数を導入する.

$$J = \sum_{i=-m+1}^{\infty} (\mathbf{X}_i^T \mathbf{Q} \mathbf{X}_i + \mathbf{u}_i^T \mathbf{R} \mathbf{u}_i) \quad (2.28)$$

最適予見制御理論とはこの評価関数 J を最小化する $\mathbf{K}_{FB}, \mathbf{K}_{PRj}, j = 0 \sim m$ を導出する理論である. それぞれ次の離散系 Riccati 方程式

$$\mathbf{P} = \mathbf{Q} + \Phi^T \mathbf{P} \Phi - \Phi^T \mathbf{P} \mathbf{G} (\mathbf{R} + \mathbf{G}^T \mathbf{P} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{P} \Phi \quad (2.29)$$

の解 \mathbf{P} を利用して次式で与えられる [51].

$$\mathbf{K}_{FB} = -(\mathbf{R} + \mathbf{G}^T \mathbf{P} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{P} \Phi \quad (2.30)$$

$$\mathbf{K}_{PRj} = -(\mathbf{R} + \mathbf{G}^T \mathbf{P} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \{(\Phi + \mathbf{G} \mathbf{K}_{FB})^T\}^j \mathbf{P} B_2 \quad (2.31)$$

2.2.2 セミアクティブ制御理論

セミアクティブ制御において比較対象として用いる従来理論について述べる.

Clipped-optimal control

Clipped-optimal control 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 [23]. セミアクティブ振動制御問題に広く用いられている [73, 74, 75, 76]. Clipped-optimal control の具体例を示すため, Figure 2.2 (a) のように 1 自由度振動系に対して可変ダンパを挿入したセミアクティブ振動制御系を考える. ここで, q_{CO} は対象

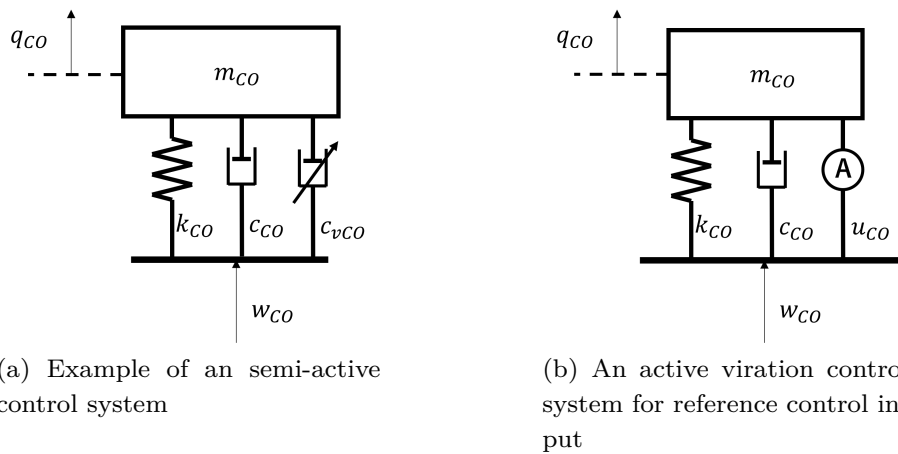


Figure 2.2: A example of an semi-active control system using the clipped-optimal control

の絶対変位, w_{CO} は外乱にあたる振動変位, c_{vCO} は操作量にあたる可変減衰係数, k_{CO} は対象 - 外乱印加部間における剛性, c_{CO} は対象 - 外乱印加部間における減衰係数である. Clipped-optimal control では, (b) のような仮想的なアクティブ振動制御系を考える. ここで, u_{CO} はアクティブ振動制御系における操作量にあたるアクチュエータ発生力である. Clipped-optimal control では, アクティブ振動制御系において任意のアクティブ制御則を用いて振動制御系を構築し, その操作量 u_{CO} を再現するように可変減衰係数 $c_{v,CO}$ を変化させる. ここで, 可変減衰係数の範囲が $c_{vCO} \in [m_{CO}, M_{CO}]$ であると仮定する. このとき, Clipped-optimal control は次のような飽和条件に則って c_{vCO} を変化させる.

$$c_{vCO} = \begin{cases} M_{CO} & -\frac{u_{CO}}{(\dot{q}_{CO} - \dot{w}_{CO})} > M_{CO} \\ m_{CO} & -\frac{u_{CO}}{(\dot{q}_{CO} - \dot{w}_{CO})} < m_{CO} \\ -\frac{u_{CO}}{(\dot{q}_{CO} - \dot{w}_{CO})} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.32)$$

発生力 u_{CO} が可変ダンパによって再現可能な範囲に収まっている時はアクティブ制御と同等の操作量を生成可能であるが、セミアクティブ振動問題において必ずしもその条件は満たされない。このため、参照アクティブ制御において体系的な手法を用いて制御器設計を行っても、その数学的根拠は失われる。

スカイフック近似則

スカイフック近似則とは、スカイフック則を可変ダンパで利用するため、エネルギー散逸を考慮した理論である [20]。自動車のサスペンション系への適用を中心にセミアクティブ振動制御問題に広く用いられている [77, 78, 79]。

スカイフック近似則について述べるため、まず基となるスカイフック則について述べる。スカイフック則とは絶対変位・速度・加速度で評価されるような問題において、不動点を仮定し、それに応じた操作量を印加することで振動抑制を行うアクティブ振動制御方式である [20]。振動抑制を目的とする振動制御問題に広く用いられている [80, 81, 82]。スカイフック則の具体例を示すため、Figure 2.3 (a) のような 1 自由度振動系に対するアクティブ振動制御系を考える。ここで、 q_{SH} は対象の絶対変位、 w_{SH} は外乱にあたる振動

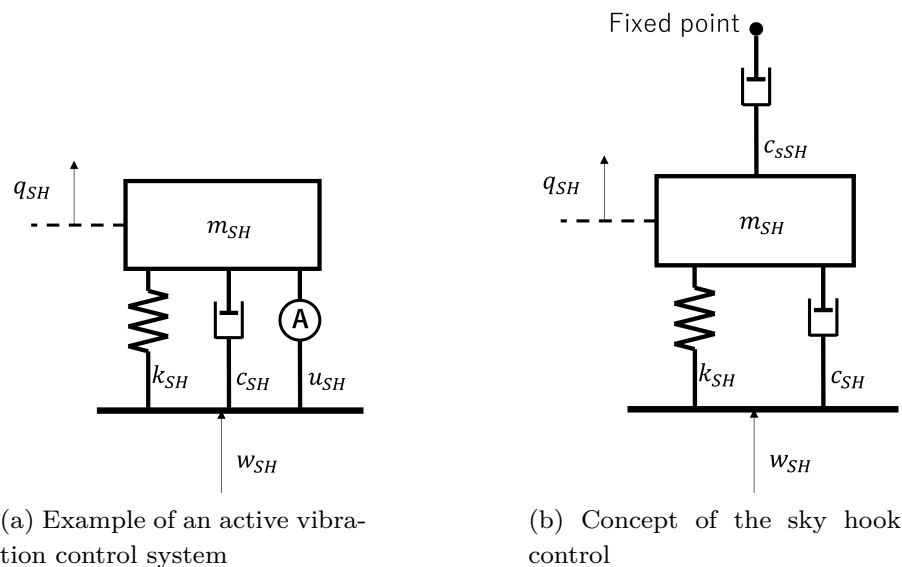


Figure 2.3: A example of an active vibration control system using the skyhook method

変位、 u_{SH} は操作量にあたるアクチュエータ発生力、 k_{SH} は対象 - 外乱印加部間における剛性、 c_{SH} は対象 - 外乱印加部間における減衰係数である。スカイフック則では、(b) のように不動点を仮定し、対象と不動点の間に接続された仮想的なダンパを考える。ここで、ダンパの減衰係数は c_{sSH} とする。(b) の系において、減衰係数 c_{sSH} を設計し、所望の特性を満たすことで、対象絶対変位 q_{SH} が抑制され、 w_{SH} の影響が軽減されることが

期待される。スカイフック則では所望の特性を満たす仮想ダンパの発生力を再現するように、(a) のアクティブ振動制御系において操作量 u_{SH} を次式のように得る。

$$u_{SH} = -c_{sSH}\dot{q}_{SH} \quad (2.33)$$

スカイフック近似則の具体例を示すため、Figure 2.4 のように 1 自由度振動系に対して可変ダンパを挿入したセミアクティブ振動制御系を考える。スカイフック則では、不動点

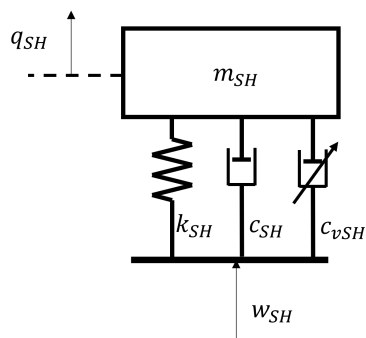


Figure 2.4: A example for the skyhook approximation method of a semi-active vibration control system.

を仮定し、所望の特性を満たす仮想ダンパの発生力を再現するように、操作量を決めた。しかし、セミアクティブ振動制御問題ではアクティブ制御と異なり、外部からエネルギーを加えることはできない。このため、系が持つエネルギーを散逸させることしかできず、必ずしもスカイフック則で要求される操作量を生成することはできない。スカイフック近似則ではこのエネルギー散逸特性を考慮し、可変減衰係数 c_{vSH} による発生力 u_{aSH} を次式で得る。

$$u_{aSH} = \begin{cases} -c_{sSH}\dot{q}_{SH} & \dot{q}_{SH}(\dot{q}_{SH} - \dot{w}_{SH}) > 0 \\ 0 & \dot{q}_{SH}(\dot{q}_{SH} - \dot{w}_{SH}) < 0 \end{cases} \quad (2.34)$$

スカイフック近似則は可変ダンパを用いるセミアクティブ振動制御におけるエネルギー散逸特性を考慮しているものの、可変減衰係数 c_{vSH} の可変範囲は考慮されていない。このため、直接適用する場合は Clipped-optimal control と同様に飽和制約を設けるなどの対応が必要となる。

2.2.3 MLD モデルに対する制御理論

本研究で提案する MLD モデルに対する予見制御理論と、その基となる予測制御理論について述べる。

MLD 予測制御

Bemporad らは MLD モデルの有限時間最適制御問題を定義し、その解法を示した [37]. 定義された問題はレギュレータ問題であり、有限時間における MLD モデルの初期値応答を予測し、評価関数を最小化する最適な操作量を得る. このため、Bemporad らが示した手法は予測制御に区分される. また、MLD モデルは初期値によって応答が異なるため、本手法では制御サイクル毎に解計算を行う必要がある.

本研究で用いる MLD 予測制御について述べるため、制御対象とする MLD モデルを次に示す.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_2\boldsymbol{\zeta}_k + \mathbf{B}_3\boldsymbol{\delta}_k \quad (2.35)$$

$$\mathbf{D}\mathbf{x}_k + \mathbf{E}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{E}_2\boldsymbol{\zeta}_k + \mathbf{E}_3\boldsymbol{\delta}_k \leq \mathbf{F} \quad (2.36)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{G}\mathbf{x}_k + \mathbf{H}_1\mathbf{u}_k + \mathbf{H}_2\boldsymbol{\zeta}_k + \mathbf{H}_3\boldsymbol{\delta}_k \quad (2.37)$$

ここで、離散時間系の状態方程式 (2.35) における $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態変数、 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ は制御入力、 $\boldsymbol{\zeta} \in \mathbb{R}^{n_2}$ は補助変数、 $\boldsymbol{\delta} \in \mathbb{R}^{n_3}$ は論理変数である. また、2.37 は制御量に関する方程式であり、 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{n_z}$ は制御量、 $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{n_z \times n_x}$, $\mathbf{H}_i \in \mathbb{R}^{n_z \times n_i}$, $i = 1, 2, 3$ である. このとき、拘束条件の数を n_c とすると、 $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n_c \times n_x}$, $\mathbf{E}_j \in \mathbb{R}^{n_c \times n_j}$, $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{n_c}$, $j = 1, 2, 3$ である. k から $k + N$ ステップまでの応答を評価する評価関数 J を次のように定義する. ここで、 $\mathbf{v}_k = [\mathbf{u}_k^T \ \boldsymbol{\zeta}_k^T \ \boldsymbol{\delta}_k^T]^T$ である.

$$J = \sum_{i=0}^N (\mathbf{z}_{k+i}^T \mathbf{Q} \mathbf{z}_{k+i} + \mathbf{v}_{k+i}^T \mathbf{R} \mathbf{v}_{k+i}) \quad (2.38)$$

このとき、 $n_{1\sim 3} := n_1 + n_2 + n_3$ とすると、評価関数の重み $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n_{1\sim 3} \times n_{1\sim 3}}$ は、 $\mathbf{Q} \succeq \mathbf{O}$, $\mathbf{R} \succeq \mathbf{O}$ を満たす対角行列である. Bemporad らは状態量を二次形式評価するように項 $\mathbf{z}_{k+i}^T \mathbf{Q} \mathbf{z}_{k+i}$ の箇所を $\mathbf{x}_{k+i}^T \mathbf{Q} \mathbf{x}_{k+i}$ と定義していたが、制御問題によっては状態量と異なる物理量を制御量としたい場合がある. そういった場合において Bemporad らの定義では直接的な設計ができず、設計において試行錯誤を要する. よって、本研究で用いる MLD 予測制御は式 (2.38) のように評価関数を定義する. 式 (2.38) へ代入するため、 \mathbf{v}_k を用いて式 (2.35, 2.36, 2.37) を整理すると

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{v}_k \quad (2.39)$$

$$\mathbf{D}\mathbf{x}_k + \mathbf{E}\mathbf{v}_k \leq \mathbf{F} \quad (2.40)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{G}\mathbf{x}_k + \mathbf{H}\mathbf{v}_k \quad (2.41)$$

となる. ここで、 $\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1 \ \mathbf{B}_2 \ \mathbf{B}_3]$, $\mathbf{E} = [\mathbf{E}_1 \ \mathbf{E}_2 \ \mathbf{E}_3]$, $\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1 \ \mathbf{H}_2 \ \mathbf{H}_3]$ である. 式 (2.38) の評価関数 J に式 (2.39, 2.40, 2.41) を代入し、整理すると次の最小化

問題が得られる.

$$\begin{cases} \min & \frac{1}{2}\mathbf{V}^T(\mathbf{R}_{EX} + \mathbf{H}_{XV}^T\mathbf{Q}_{EX}\mathbf{H}_{XV})\mathbf{V} + \mathbf{x}_k^T\mathbf{G}_X\mathbf{Q}_{EX}\mathbf{H}_{XV}\mathbf{V} \\ \text{subject to} & \mathbf{E}_{VEX}\mathbf{V} \leq \mathbf{F}_{EX} - \mathbf{D}_{EX}\mathbf{x}_k \end{cases} \quad (2.42)$$

ここで,

$$\begin{aligned} \mathbf{V} &= \begin{bmatrix} \mathbf{v}_k \\ \mathbf{v}_{k+1} \\ \vdots \\ \mathbf{v}_{k+N} \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \cdots & \mathbf{O} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{Q} \end{bmatrix}, \mathbf{R}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \cdots & \mathbf{O} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{R} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{G}_X &= \begin{bmatrix} \mathbf{G} \\ \mathbf{GA} \\ \mathbf{GA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{GA}^N \end{bmatrix}, \mathbf{H}_{XV} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GB} & \mathbf{H} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GAB} & \mathbf{GB} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GA}^{N-1}\mathbf{B} & \mathbf{GA}^{N-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{GB} & \mathbf{H} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{E}_{VEX} &= \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DB} & \mathbf{E} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DAB} & \mathbf{DB} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DA}^{N-1}\mathbf{B} & \mathbf{DA}^{N-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{DB} & \mathbf{DBE} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{F}_{EX} &= \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \mathbf{F} \\ \mathbf{F} \\ \vdots \\ \mathbf{F} \end{bmatrix}, \mathbf{D}_{EX} = \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{DA} \\ \mathbf{DA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{DA}^N \end{bmatrix} \end{aligned}$$

である. 初期値となる現在の状態量 \mathbf{x}_k は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 (2.42) 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時々刻々の状態量 \mathbf{x}_k を代入し, 解くことで系列 \mathbf{V} の解が得られる. 系列 \mathbf{V} のうち \mathbf{v}_k から \mathbf{u}_k を取り出すことで式 (2.38) に対する時々刻々の操作量が得られる.

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 [41]. しかし, NP 困難に分類される MIQP 問題は計算負荷が大きく, 本手法の直接的な実装は難しい [42].

本研究では本項で述べた手法を MLD 予測制御と呼称する.

MLD 予見制御

MLD 予測制御を最適予見制御理論と同様に未来の外乱系列を用いて拡張し, MLD モデルに対する予見制御理論を構築する.

本研究で用いる MLD 予見制御について述べるため、制御対象とする外乱 w_k を含んだ MLD モデルを次に示す。

$$x_{k+1} = Ax_k + B_1u_k + B_2\zeta_k + B_3\delta_k + B_4w_k \quad (2.43)$$

$$Dx_k + E_1u_k + E_2\zeta_k + E_3\delta_k \leq F \quad (2.44)$$

$$z_k = Gx_k + H_1u_k + H_2\zeta_k + H_3\delta_k + B_4w_k \quad (2.45)$$

ここで、離散時間系の状態方程式 (2.43) における $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態変数、 $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ は制御入力、 $\zeta \in \mathbb{R}^{n_2}$ は補助変数、 $\delta \in \mathbb{R}^{n_3}$ は論理変数、 $w \in \mathbb{R}^{n_4}$ は外乱である。また、2.37 は制御量に関する方程式であり、 $z \in \mathbb{R}^{n_z}$ は制御量、 $G \in \mathbb{R}^{n_z \times n_x}$ 、 $H_i \in \mathbb{R}^{n_z \times n_i}$ 、 $i = 1, 2, 3$ である。このとき、拘束条件の数を n_c とすると、 $D \in \mathbb{R}^{n_c \times n_x}$ 、 $E_j \in \mathbb{R}^{n_c \times n_j}$ 、 $F \in \mathbb{R}^{n_c}$ 、 $j = 1, 2, 3$ である。 k から $k + N$ ステップまでの応答を評価する評価関数 J を次のように定義する。ここで、 $v_k = [u_k^T \quad \zeta_k^T \quad \delta_k^T]^T$ である。

$$J = \sum_{i=0}^N (z_{k+i}^T Q z_{k+i} + v_{k+i}^T R v_{k+i}) \quad (2.46)$$

このとき、 $n_{1\sim 3} := n_1 + n_2 + n_3$ とすると、評価関数の重み $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 、 $R \in \mathbb{R}^{n_{1\sim 3} \times n_{1\sim 3}}$ は、 $Q \succeq O$ 、 $R \succeq O$ を満たす対角行列である。式 (2.46) へ代入するため、 v_k を用いて式 (2.35, 2.36, 2.37) を整理すると

$$x_{k+1} = Ax_k + Bv_k + B_4w_k \quad (2.47)$$

$$Dx_k + Ev_k \leq F \quad (2.48)$$

$$z_k = Gx_k + Hv_k + B_4w_k \quad (2.49)$$

となる。ここで、 $B = [B_1 \quad B_2 \quad B_3]$ 、 $E = [E_1 \quad E_2 \quad E_3]$ 、 $H = [H_1 \quad H_2 \quad H_3]$ である。式 (2.46) の評価関数 J に式 (2.39, 2.40, 2.41) を代入し、整理すると次の最小化問題が得られる。

$$\begin{cases} \min & \frac{1}{2}V^T(R_{EX} + H_{XV}^T Q_{EX} H_{XV})V \\ & + (x_k^T G_X Q_{EX} H_{XV} + W^T H_{XW}^T Q_{EX} H_{XV})V \\ \text{subject to} & E_{VEX}V \leq F_{EX} - D_{EX}x_k - E_{WEX}W \end{cases}$$

ここで,

$$\begin{aligned}
 \mathbf{V} &= \begin{bmatrix} \mathbf{v}_k \\ \mathbf{v}_{k+1} \\ \vdots \\ \mathbf{v}_{k+N} \end{bmatrix}, \mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_k \\ \mathbf{w}_{k+1} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{k+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{G}_X &= \begin{bmatrix} \mathbf{G} \\ \mathbf{GA} \\ \mathbf{GA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{GA}^N \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 \end{bmatrix}, \\
 \mathbf{H}_{XV} &= \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GB} & \mathbf{H} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GAB} & \mathbf{GB} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GA}^{N-1}\mathbf{B} & \mathbf{GA}^{N-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{GB} & \mathbf{H} \end{bmatrix}, \\
 \mathbf{H}_{XW} &= \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GB}_4 & \mathbf{H}_4 & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{GAB}_4 & \mathbf{GB}_4 & \cdots & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \mathbf{H}_4 & \mathbf{O} \\ \mathbf{GA}^{N-1}\mathbf{B}_4 & \mathbf{GA}^{N-2}\mathbf{B}_4 & \cdots & \mathbf{GB}_4 & \mathbf{H}_4 \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{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{DA}^{N-1}\mathbf{B} & \mathbf{DA}^{N-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{DB} & \mathbf{DBE} \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-1}\mathbf{B}_4 & \mathbf{DA}^{N-2}\mathbf{B}_4 & \cdots & \mathbf{DB}_4 & \mathbf{O} \end{bmatrix},
 \end{aligned}$$

である。初期値となる現在の状態量 \mathbf{x}_k と未来の外乱系列 \mathbf{W} 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、MLD 予測制御と同様に MIQP 問題となり、同様に解くことが可能である。しかし、MLD 予測制御と同様に制御サイクル毎に MIQP 問題を解くため、計算負荷の問題は解決されていない。加えて、従来の最適予測制御理論と同じく、未来の外乱系列 \mathbf{W} が得られる状況でのみ適用が可能で

ある。

本研究では本項で述べた手法を MLD 予見制御と呼称する。

2.3 ニューラルネットワーク

本研究で用いる人工ニューラルネットワーク (Artificial neural network, 以下ニューラルネットワーク) について述べる。

ニューラルネットワークとは、脳神経系における情報処理の方式を人工的、工学的に模倣したものである [83, 84, 85] 生体の脳神経系は、多数のニューロン素子が興奮性と抑制性のシナプス結合で密に結合したネットワークとしてモデル化できる。人工ニューラルネットワークでは、結合重み係数を考えることで各ニューロン状態の数値計算を行う。ニューラルネットワークは任意の連続関数を近似できる構造を持ち、非線形関数同定に用いられる [86, 87]。

本研究では全結合層と活性化関数を併せて 1 層として考え、多層ニューラルネットワークを構成する。本研究で用いる多入力 1 出力ニューラルネットワークの構造を Figure 2.5 に示す。Figure 2.5 において、 M_{NN} は入力・出力・隠れ層の層数の和、 n_{in} はネットワー

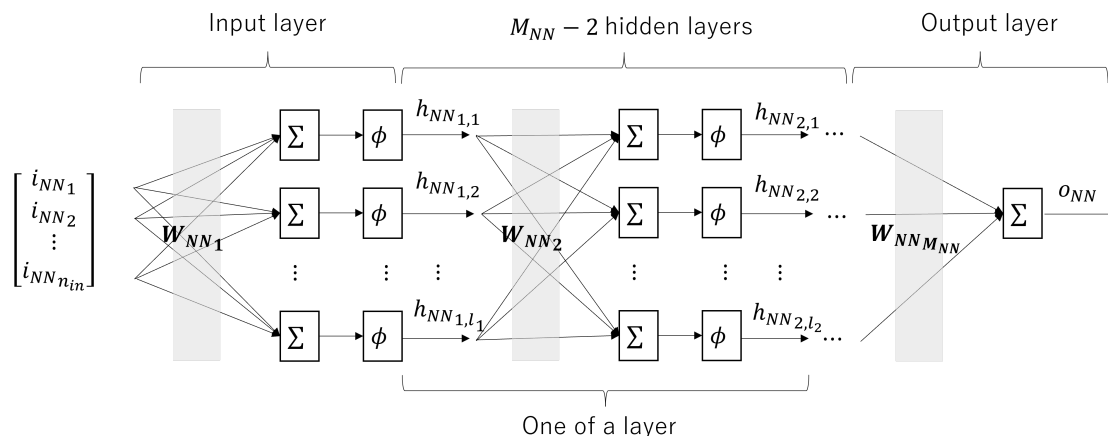


Figure 2.5: A configure of an artificial neural network.

ク入力ベクトルの要素数、 l_k は k 番目の層の出力ベクトルの要素数、 i_{NN_k} 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 番目の出力、 o_{NN} はネットワーク出力、 $W_{NNk} \in \mathbb{R}^{l_k \times l_{k-1}}$ は k 層の結合重み行列、 ϕ は活性化関数である。本研究では活性化関数 ϕ に双極正接関数 \tanh 関数を用いる。

本研究では関数近似にニューラルネットワークを用いる。したがって教師信号 y_t に対

して教師あり学習を行い、次の関数を最小化する.

$$J_{NN} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_t} (y_t - o_{NN})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^{M_{NN}} \|\mathbf{W}_{NN_k}\|_2^2 \quad (2.50)$$

ここで、 N_t は教師データのサンプル数であり、 λ は L2 正則化係数である。L2 正則化係数はネットワークの結合重み行列に対して、評価重みをつけることで過学習を抑制する。学習には誤差逆伝播法、確率的勾配降下法など代表的な手法があるが [84]、本研究では、誤差逆伝播法に基づいた学習アルゴリズムである adam [88] を用いて式 (4.15) を最小化する。adam は確率的勾配降下法においてモーメンタムと RMSProp の組み合わせることにより学習におけるニューラルネットワークの急変を防ぐ学習手法である [89]。モーメンタムは確率的勾配降下法の結果に移動平均処理を加える手法であり、RMSProp は勾配に応じて学習率を調整する手法である [89]。いずれも確率的勾配降下法の問題点であるニューラルネットワークの急変を防ぐ効果があり、適切な収束が期待される。

第 3 章

構造系への MLD 予見制御の適用

本章では、本研究で提案する MLD 予見制御を、地震動発生時の構造系における振動制御問題へ適用した事例を示し、その有効性を示す。このとき、地震波形の推定と計算時間の抑制のため、提案手法である MLD 予見制御を近似するニューラルネットワークを用い、その性能を従来手法と比較することで実装可能かつ高性能な制御系が実現できることを示す。

3.1 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、構造系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。構造系のアクティブ型制振装置の研究報告は数多く、多くの問題解決がなされた [90, 91, 92, 93]。平原らは居住性に着目し、地震動や交通振動、風の微振動が人間に与える影響を周波数的に評価する手法を提案、 H^∞ 混合感度問題を適用した制御器を設計することでこれを抑制した [90]。平元らは使用するエネルギー量に着目し、構造系と制御系を同時最適設計する手法を提案、構造系自体の内部パラメータをフィードバックゲインの設計問題として制御問題と統合することで使用するエネルギー量を抑制した [91]。Gómez らは通常一方向で考える構造系の問題を垂直方向、水平二方向に拡張する手法を

提案, 極配置法を用いることで全方向の振動を抑制した [92]. Miyamoto らは地震動の影響を直接的に軽減する手法として Equivalent-input-disturbance(以下 EID) を構造物に適用している. EID とは構造物への外乱影響を直接的に推定し, それを打ち消す操作量を印加するフィードフォワード制御手法であり, EID を含めた拡大系に対して状態フィードバック制御器を設計することでフィードバックのみの制御系よりも有効であることを示した [93]. 1990 年代頃から構造系へのアクティブ制御の実用例も数多く報告されており, 日本においては横浜ランドマークタワー, 浜松 ACT タワー, 台湾においては Kao hsung taiwan, 中国においては Nanjing tower などがある [94]. 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. 阪神淡路大震災を切掛に, 巨大地震においては動力となる電力系統が遮断されるため, 設置したアクティブ型制振装置が機能しないことが指摘された [12]. 構造系に設置するアクティブ型制振装置は, 大質量の対象に対して十分な制御力を発生させなければならないことから大エネルギーを必要とするため, エネルギー供給は不可欠である. よって外部からのエネルギー供給を必要としない, バッテリー等で駆動可能なより省エネルギーな制御手法が求められる.

ここで, 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. アクティブ型同様, 構造物のセミアクティブ型制振装置の研究報告は数多くされている [23, 95, 96, 24, 97]. Dyke らは MR ダンパをセミアクティブ型制振装置として用い, 参照アクティブ制御則として H^2 制御を適用し, Clipped-optimal control として実装することでその有効性を示した [23]. しかし, 2.2.2 項で述べたように Clipped-optimal control は参照アクティブ制御の性能を完全に再現できるものではなく, 体系的な手法とは言えない. 森下らは ER ダンパをセミアクティブ型制振装置として用い, ニューラルネットワークを実際の ER ダンパのビンガム流体特性や飽和制約といった非線形特性を含めて加速度応答を小さくするように学習することで, 振動制御を行う手法を提案した [95]. ER ダンパはその特性上, 抵抗力となる力しか発生できないため, どのような操作量を与えようともエネルギーは散逸するのみである. この原理から, 外部から構造系に対してエネルギーを追加するような操作量は印加されないため, 系の応答が発散することはなく, 構造系のような安定系においてその安定性は常に保証されている. したがって, ニューラルネットワークのような安定性が保証できない関数をフィードバック制御器とする手法の適用についても問題なく, 森下らはその有効性を示

した。また、森下らの手法では、実装前の事前学習の教師データとして状況に応じて減衰係数を大きくする・小さくするといった直感的な制御則を用いている。この制御則は、森下らが目的としている加速度応答を最小化する問題に対して数学的に解いて得られたものではない。事前学習においては加速度応答を考慮していないことから、実装後、逐次学習によりニューラルネットワークが系や外乱に適応していくことで、加速度応答を最小化するように最適化が進む。地震は日常的に発生する外乱ではない。このような適応制御器は、その原理上、未知の外乱が印加された場合や状況が変化した場合、適応するまでの遅れが存在する。このため、実装したことを考えた場合、交通振動や風揺れなどの日常的な外乱のみに適応したニューラルネットワーク制御器が地震発生時に即時対応することは困難である。森下らは地震対策を目的とはしていないが、ニューラルネットワークなどの適応的手法を直接制御に用いた場合は原理上、同様の問題が発生する。このため、森下らのようなニューラルネットワークの逐次学習を用いた手法は、本研究で対象にするような地震動に対する振動制御問題において、適切な動作を行える制御器とは言い難い。Askariらは高木-菅野ファジィモデルを用いてMRダンパの非線形を表現し、その逆モデルを用いてアクティブLQG制御器の操作量を再現する手法を提案した[96]。高木-菅野ファジィモデルはMLDモデルと同じく論理要素(if-thenルール)を含んだモデル構築手法であり、MRダンパの非線形性を再現可能である[98]。しかし、MRダンパのモデルが正しく再現できていたとしても、操作量を生成するアクティブLQG制御器はMRダンパの動特性を考慮していない。したがって、Clipped-optimal controlと同様に、参照アクティブ制御により計算された操作量が常に再現可能であると限らない。このため、Clipped-optimal controlと同様に、必ずしも参照制御の性能を再現できず設計仕様を反映できない、という問題を抱えている。吉田らは双線形モデル表現に対する最適制御問題の定義、解法を示し、可変ダンパを例題に構造系に対してその有効性を示した[24]。しかし、制御問題として可変ダンパの最大最小減衰係数に伴う飽和制約を考慮しておらず、実装においては飽和した操作量をホールドする形で使用している。このため、Clippde-optimal controlと同様に、操作量が飽和した場合に必ずしも設計仕様を反映できない、という問題を抱えている。このように、セミアクティブ型制振装置の応用はその制約の複雑さから、あらゆる制約を考慮することは困難である。ここで、Liuらは可変ダンパを挿入したTuned mass damper(以下、TMD)を設置した構造系をMLDモデルとして表現し、振動抑制を行う報告をしている[97]。Liuらの報告では可変ダンパの発生力の飽和制約、可変ダンパの可変減衰係数の飽和制約をともに考慮した上で予測制御器を設計し、その有効性を示している。Liuらの例が示すように、MLDモデルは状況による可変ダンパの発生力に関する制約を定義することが可能であり、可変ダンパを含んだ構造系の適切なモデル定義が可能である。また、BemporadらによりMLDモデルに対する体系的な予測制御則が示されていることから、モデル中に定義された制約を考慮した制御器設計が可能である[37]。したがって、

Liu らが用いた手法は、これまで述べたような従来のモデル定義では無視されていた制約や、定義されたモデルに対する体系的な制御則がない問題を解決していると言える。しかし、Liu らの報告では最適レギュレータを参照アクティブ制御とした Clipped-optimal control を比較対象としているが、評価関数において Clipped-optimal control に対する性能改善度合いは 4.7[%] とその変化は小さい。このことから、MLD モデル表現とその制御は比較的本問題に適した手法であるといえるが、多くの制約を持つセミアクティブ振動制御問題において大きな性能向上は難しい。

ここで、地震外乱を受ける構造系のアクティブ制御の最近の展開として予見制御理論を応用し、制御性能を向上させる手法の報告がされている。立石らはカルマンフィルタにより地震波をモデル同定し、その推定結果を未来の地震波と考え、最適予見制御理論を適用し、その有効性を示した [99]。しかし、立石らは本手法では長期的な地震波の推定は困難であるとも報告しており、比較的長周期な振動外乱である地震波において予見ステップを十分にとれなければ大きな性能の向上は難しいと考えられる。辻らは構造系においては地中深くのセンサを用いて観測された地震波を未来に地表に到達する地震波と考え、最適予見制御理論を適用し、その有効性を示した [53]。しかし、この手法は構造物の建造時に非常に深い地下にセンサを埋め込む必要があるという点で実用や既存の構造物への適用が難しい。Marzbanrad らはセンサにより未来の地震波形が取得できるという仮定のもとで、最適予見制御理論を適用することで振動抑制性能を向上できることを示した [100]。しかし、Marzbanrad らはこのセンサについて具体的な指針や根拠を示しておらず、理論的な検証に留まっている。Marzbanrad らは近隣地点にセンサを設置するとしていたが、センサ設置地点と制御対象とする構造系が近すぎる場合は十分な予見ステップが得られず、制御性能の向上は期待できない。これに対して、センサ設置地点が遠すぎる場合は地盤構造や地震伝達時の波形の変化により、センサから得られる波形データが予見制御に用いる正確な未来情報とはならない。これらの例が示すように、最適予見制御理論の適用において、未来の地震波形を推定する問題は実装上の大きな問題となってきた。筆者らはこれらの問題を解決するため、ニューラルネットワークを用いてより震源に近い遠隔地の地震波形から到達する地震波形を推定する手法を示した [48, 49]。日本国内を想定した場合、日本国内には多くの地震観測施設があり、得られた情報は緊急地震速報や地震研究に利用されている。また、情報通信技術の発達により、発生した地震の情報は観測後素早く全国に伝達され、地震到達前に緊急地震速報を受け取ることは既に一般的である。この仕組みを用いて、地震到達前に震源側の地震波形を受取ることは可能であると考えられる。得られた推定波形を将来到達する地震波形として最適予見制御理論を適用した結果、フィードバックのみの制御系と比較して振動抑制性能が最大 80[%] 向上することを示した。このように構造系のアクティブ振動制御問題において予見制御を適用する試みは有効であり、実装上の問題も解決されつつある。

したがって、MLD モデル表現に基づく予見制御は制約を考慮した上で、従来の予測制御では達成困難な性能向上が期待される。しかし、セミアクティブ型制振装置向けの予見制御則は上記制約と未来情報をともに考慮する必要があることから、筆者らの知る限り、構造系への適用事例は報告されていない。

本章は、地震外乱に対する構造系の制振問題を題材に、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ことを目的とする。2.2 節で述べた MLD 予見制御、MLD 予測制御、最適レギュレータと Clipped-optimal control の組み合わせ制御、立石らを用いたカルマンフィルタによる予測と最適予見制御理論の組み合わせ制御を Clipped-optimal control として実装したものを比較し、提案する MLD 予見制御の有効性を示す。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」、MLD 予見制御と MLD 予測制御は「計算負荷が大きいこと」が実装上の問題となる。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 つの問題を同時に解決する。以下、本研究ではこの近似ニューラルネットワークを MLD 予見制御近似ニューラルネットワークと呼称する。

3.2 制御対象の定義と問題制約

本研究において、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 Figure 3.1 に示す。質量を m_b 、剛性を k_b 、減衰係数を c_{bo} とし、セミアクティブダンパは c_{bv} を比例定数としセミアクティブ入力 $v_b \in [v_{bm}, v_{bM}]$ に比例した減衰係数 $c_{bv}v_b$ に変化できるとする。構造物の絶対変位を q_b 、地盤の絶対変位を w_b とし、構造物の相対変位 $q_b - w_b$ 、相対速度 $\dot{q}_b - \dot{w}_b$ 、地盤の絶対加速度 \ddot{w}_b は観測可能であると仮定する。このとき、構造系の運動方程式は、

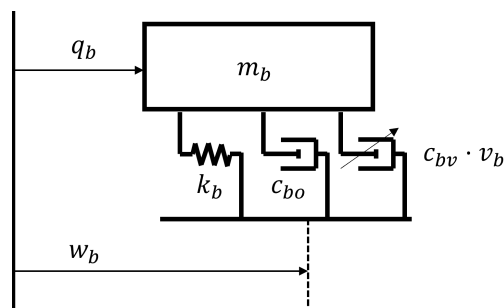


Figure 3.1: 1-DOF structural system (building) with semi-active damper.

$$m_b \ddot{q}_b + (c_{bo} + c_{bv} v_b) (\dot{q}_b - \dot{w}_b) + k_b (q_b - w_b) = 0 \quad (3.1)$$

と得られる. ここで相対速度 $x_{b1} := \dot{q}_b - \dot{w}_b$, 相対変位 $x_{b2} := q_b - w_b$, セミアクティブダンパの発生力を $u_b := -c_{bv}v_b x_{b1}$ として整理すると, 地盤加速度 \ddot{w}_b 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.

$$m_b(\dot{x}_{b1} + \ddot{w}_b) + c_{bo}x_{b1} + k_b x_{b2} = u_b \quad (3.2)$$

式 (3.2) か本研究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.

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_b = \mathbf{A}_b \mathbf{x}_b + \mathbf{B}_{b1} u_b + \mathbf{B}_{b2} \ddot{w}_b \\ \mathbf{x}_b = \begin{bmatrix} x_{b1} \\ x_{b2} \end{bmatrix}, \mathbf{A}_b = \begin{bmatrix} -c_{bo}/m_b & -k_b/m_b \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{B}_{b1} = \begin{bmatrix} 1/m_b \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B}_{b2} = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (3.3)$$

実装時は各制御手法により計算されたセミアクティブダンパの発生力 u_b を基に, 次の関数 $f_{bv}(u_b)$ を用いてセミアクティブ入力 v_b を計算する.

$$v_b = f_{bv}(u_b) = \begin{cases} v_{bM} & -u_b/(c_{bv}x_{b1}) > v_{bM} \\ v_{bm} & -u_b/(c_{bv}x_{b1}) < v_{bm} \\ -u_b/(c_{bv}x_{b1}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.4)$$

また, 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 [1, 2, 101]. 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 [1, 2]. 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 [101]. 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 $c_{bv}v_b$ の範囲は $c_{bv}v_{bM} \geq c_{bv}v_b \geq c_{bv}v_{bm} \geq 0$ と制限する. このとき, セミアクティブダンパの発生力 u_{bv} は相対速度 x_{b1} によって次の制約を受ける.

$$\begin{cases} -c_{bv}v_{bm}x_{b1} \geq u_b \geq -c_{bv}v_{bM}x_{b1} & x_{b1} \geq 0 \\ -c_{bv}v_{bM}x_{b1} \geq u_b \geq -c_{bv}v_{bm}x_{b1} & x_{b1} < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

このため, セミアクティブダンパを含む構造系は, 式 (3.3, 3.5) のように発生力制約について分岐を含む線形システムとして表現される [26]. 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種である.

本研究で用いる構造系のパラメータを Table 3.1 に示す. 本パラメータは, National Center for Earthquake Engineering (NCREE) の 3 自由度ベンチマークモデル [102] 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_{bM} は構造物向けの制振ダンパーの仕様を基に決定し [103]，最小減衰係数 v_{bm} は 0 とした。

本研究における制御量 z_b は状態量とし， $z_b := \mathbf{x}_b$ とする。また，本研究では状態ベクトル \mathbf{x}_b の全要素は観測可能であると仮定する。

Table 3.1: Nomenclature and parameter values in the structural system.

Model parameters	Symbol	Values	Unit
Structure mass	m_b	18000	[kg]
Structure stiffness	k_b	714790	[N/m]
Structure damping coefficient	c_{bo}	7587	[Ns/m]
Proportional constant of damping coefficient of Semi-active damper	c_{bv}	1	[Ns/m]
Maximum input of Semi-active damper	v_{bM}	600000	—
Minimum input of Semi-active damper	v_{bm}	0	—

3.3 準備事項

3.3.1 立石らの手法

立石らはカルマンフィルタを用いて地震波形推定を行い，最適予見制御理論を適用した [99]。本研究では，地震波形推定にニューラルネットワークを用いるが，比較対象として立石らの手法を用いる。よって，これについても述べる。

ここで，カルマンフィルタとは，雑音が含まれる観測値を用いて対象の状態を推定する手法である [104, 105]。カルマンフィルタをパラメータ同定に応用する手法も提案されており，立石ら [99]，佐藤ら [106] はこれを用いて未来地震波形の推定を行った。

カルマンフィルタによる時変システムの状態推定

立石らの手法について述べるにあたり，まず，一般的なカルマンフィルタを用いた状態推定手法について述べる [104, 105]。

パラメータが時変である離散時間系の状態空間モデルが次のように表現されるものとする。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (3.6)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}^T \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (3.7)$$

ここで、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$ は状態量、 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ は操作量・駆動源雑音といったシステム雑音、 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{n_w}$ は観測雑音、 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{n_y}$ は観測量、 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ 、 $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_u}$ 、 $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_y}$ は対象の特性を決定する係数行列である。

このとき、推定状態量を $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{n_x}$ 、共分散行列を $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$ 、カルマンゲインを \mathbf{g} 、システム雑音の分散を σ_u^2 、観測雑音の分散を σ_w^2 とすると、カルマンフィルタのアルゴリズムは次のようになる。添字の $-$ は事前推定値を指し、ステップ間の途中計算で用いられる中間変数である。

- 1. $\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$
- 2. $\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \sigma_u^2 \mathbf{B}_k \mathbf{B}_k^T$
- 3. $\mathbf{g}_k = (\mathbf{P}_k^- \mathbf{C}) / (\mathbf{C}^T \mathbf{P}_k^- \mathbf{C} + \sigma_w^2)$
- 4. $\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{g}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}^T \hat{\mathbf{x}}_k^-)$
- 5. $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{g}_k \mathbf{C}^T) \mathbf{P}_k^-$

アルゴリズムは手順 1～2 と 3～5 で二段階に分けられる。一段階目は予測ステップであり、現在のモデルから状態量の推定を行う。二段階目はフィルタリングステップであり、最新の観測量から推定された状態量の修正を行う。

カルマンフィルタによる AR モデルの同定

立石ら [99]、佐藤ら [106] が未来の地震波形の推定に用いたカルマンフィルタの応用手法を示す。

対象が次のような自己回帰モデル (Auto-refressive model, 以下 AR モデル) で表現されるとする。

$$y_k = -\alpha_1 y_{k-1} - \alpha_2 y_{k-2} \cdots - \alpha_N y_{k-N} + w_k \quad (3.8)$$

ここで、 y は観測量、 α_i は AR モデルの係数、 w は観測雑音であり白色雑音と仮定する。

このとき、 $\mathbf{Y}_{k-1} := [y_{k-1} \cdots y_{k-N}]$ 、 $\mathbf{X} := [\alpha_1 \cdots \alpha_N]^T$ とすると、対象は次のような離散時間系の状態空間モデルに整理できる。

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{I} \mathbf{X}_k \quad (3.9)$$

$$y_k = \mathbf{Y}_{k-1} \mathbf{X}_k \quad (3.10)$$

ここで、式 (3.9) の状態方程式において \mathbf{X} がステップ間で変化しないと仮定しているのは、本手法において \mathbf{X} は AR モデル中のパラメータであり、ステップ間で大きく変動しないと考えられるためである。

このとき、推定状態量を $\hat{\mathbf{X}} \in \mathbb{R}^N$ 、共分散行列を $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 、観測量の分散を σ_w^2 、カルマンゲインを \mathbf{g} とし、カルマンフィルタを用いて AR モデルのパラメータ \mathbf{X} を推定するアルゴリズムを示す。

1. $\mathbf{g}_k = (\mathbf{P}_k \mathbf{Y}_{k-1}^T) / (\mathbf{Y}_{k-1} \mathbf{P}_k \mathbf{Y}_{k-1}^T + \sigma_w^2)$
2. $\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{g}_k (y_k - \mathbf{Y}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1})$
3. $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{g}_k \mathbf{Y}_{k-1}) \mathbf{P}_{k-1}$

一般的なカルマンフィルタと異なり、予測ステップは含まれず、フィルタリングステップのみで計算が行われる。これは、ステップ間で \mathbf{X} が変化しないという仮定から、予測ステップで事前推定値を計算したとしても、1ステップ前の値と変化しないことによる。立石ら [99]、佐藤ら [106] は同定した AR モデルを繰り返し計算することで未来の地震波形を推定した。立石らは推定された波形に対して最適予見制御理論を適用することで将来到達するであろう地震波を考慮したアクティブ振動制御系を構築し、その有効性を示した。本研究における提案手法の比較対象として、推定された地震波形に対して最適予見制御理論を適用する制御系を Clipped-optimal control を適用した制御系を用いる。

3.3.2 MLD モデルの定義

本研究で提案する MLD 予見制御を適用するため、式 (3.3, 3.5) に示したセミアクティブダンパを適用した構造系を、式 (2.8, 2.9) に示した MLD モデルとして表現する事を考える。ここで、式 (3.3) を基に次の式を構造系の離散時間状態方程式として定義する。

$$\mathbf{x}_{b(k+1)} = \mathbf{A}_{bd} \mathbf{x}_{bk} + \mathbf{B}_{b1d} u_{bk} + \mathbf{B}_{b4d} \ddot{w}_{bk} \quad (3.11)$$

式 (3.5) から、相対速度 x_{b1} 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 (2.11) と同様に考え、構造系の MLD モデルにおける論理変数 δ_b を次のように定義する。

$$\begin{cases} \delta_b = 1 \Leftrightarrow x_{b1} \geq 0 \\ \delta_b = 0 \Leftrightarrow x_{b1} < 0 \end{cases} \quad (3.12)$$

補助変数 ζ_b についても式 (2.11) と同様に考え、次のように定義する。

$$\begin{cases} \zeta_b = x_{b1} \Leftrightarrow x_{b1} \geq 0 \\ \zeta_b = 0 \Leftrightarrow x_{b1} < 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

MLD モデル表現では論理変数 δ_b 、補助変数 ζ_b を不等式制約として表現する。式 (3.12) で示した δ_b の定義には次のような等価な不等式表現が考えられる。

$$\begin{cases} x_{b1M} \delta_b & \leq x_{b1} + x_{b1M} \\ (-x_{b1M} - \epsilon) \delta_b & \leq -x_{b1} - \epsilon \end{cases} \quad (3.14)$$

ここで、 x_{b1M} は想定される x_{b1} の振幅最大値であり、 ϵ は用いる計算機の計算精度である。式 (3.14) において $\delta_b = 1$ とすると $x_{b1M} \geq x_{b1} \geq 0$ が得られ、 $\delta_b = 0$ とすると

$0 > -\epsilon \geq x_{b1} \geq -x_{b1M}$ が得られ, 計算機の精度の中で式 (3.12) と等価な不等式表現であることが確認できる.

次に, 式 (3.12) で示した ζ_b の定義には次のような等価な不等式表現が考えられる.

$$\begin{cases} x_{b1} - \zeta_b + x_{b1M}\delta_b & \leq x_{b1M} \\ -x_{b1} + \zeta_b + x_{b1M}\delta_b & \leq x_{b1M} \\ -\zeta_b - x_{b1M}\delta_b & \leq 0 \\ \zeta_b - x_{b1M}\delta_b & \leq 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

ここで, $\delta_b = 1$ として整理すると $x_{b1} \geq \zeta_b \geq -x_{b1M}$ が得られ, $\delta_b = 0$ とすると $0 \geq \zeta_b \geq 0$ が得られ, 式 (3.13) 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 (3.5) の制約を MLD モデルの標準形式にまとめると本研究で対象とする構造系において MLD モデルは次のようになる.

$$\mathbf{x}_{b(k+1)} = \mathbf{A}_{bd}\mathbf{x}_{bk} + \mathbf{B}_{b1d}u_{bk} + \mathbf{B}_{b4d}\ddot{w}_{bk} \quad (3.16)$$

$$\mathbf{D}_b\mathbf{x}_{bk} + \mathbf{E}_{b1}u_{bk} + \mathbf{E}_{b2}\zeta_{bk} + \mathbf{E}_{b3}\delta_{bk} \leq \mathbf{F}$$

$$\mathbf{D}_b = \begin{bmatrix} -c_{bv}v_{bm} & 0 \\ c_{bv}v_{bM} & 0 \\ -1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{E}_{b1} = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{E}_{b2} = \begin{bmatrix} c_{bv}(v_{bm} - v_{bM}) \\ c_{bv}(v_{bm} - v_{bM}) \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{E}_{b3} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ x_{b1M} \\ -x_{b1M} - \epsilon \\ x_{b1M} \\ x_{b1M} \\ -x_{b1M} \\ -x_{b1M} \end{bmatrix}, \mathbf{F}_b = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ x_{b1M} \\ -\epsilon \\ x_{b1M} \\ x_{b1M} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

本研究では式 (3.16) に対し, 2.2.3 項に示した MLD 予測制御器, MLD 予見制御器を設計する.

3.4 シミュレーション

3.4.1 シミュレーション条件

地震動は不確定外乱であり，未来外乱系列 $\mathbf{W}_{b,f}$ を直接取得することは不可能である．2.2.3 項に示した MLD 予見制御では未来外乱系列 $\mathbf{W}_{b,f}$ が必要となるため，この問題が解決されない限り，実装はできない．そこで，本研究で提案する MLD 予見制御近似ニューラルネットワークでは過去外乱系列 $\mathbf{W}_{b,p}$ を用いた外乱予測を内包する．MLD 予見制御における MIQP 問題の解計算から制御入力 v_b の取得までを関数として考えた場合，未来外乱系列 $\mathbf{W}_{b,f}$ と構造系の状態量 \mathbf{x}_b を独立変数とし， v_b を従属変数とした $v_b = f_{MIQP}(\mathbf{x}_b, \mathbf{W}_{b,f})$ 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 $\hat{v}_b = f_{NN}(\mathbf{x}_b, \mathbf{W}_{b,p})$ 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．以上のことから，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．

本研究では制御対象とする構造系が新潟市観測所のごく近隣に建設されていると仮定する．本研究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 [107] 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）．制御対象の建設地点の仮定と上記近似精度に関する問題から，本研究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．

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 Figure 3.2 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．

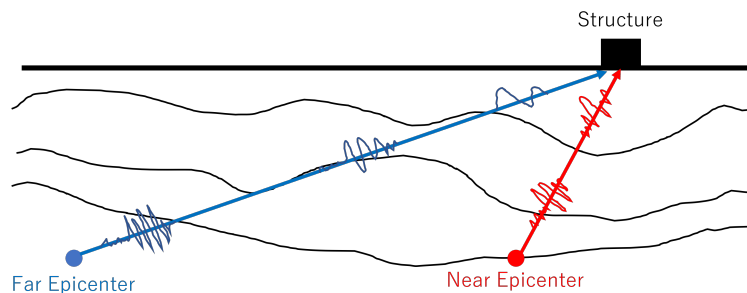


Figure 3.2: Concept of transfer of seismic disturbance from epicenters.

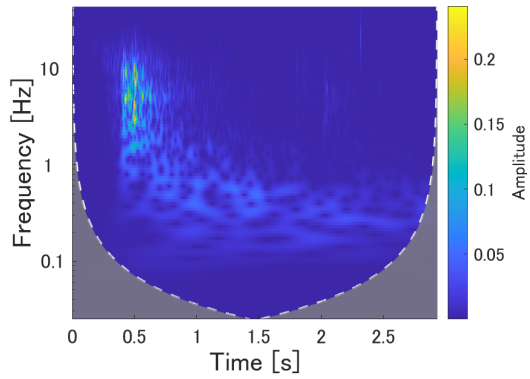
このことを示すため、新潟市観測所で観測された地震波における加速度のウェーブレット変換結果をそれぞれ Figure 3.3 に示す。ここでのウェーブレット変換には、対称性パラメータ γ 、時間-帯域積 P^2 の一般化 Morse ウェーブレットを用いる [108]。ここで、対称性パラメータ γ は $\gamma = 3$ とすることで、時間軸に関して対称なマザーウェーブレットとなり、厳密な周波数解析性を損なわないという報告から、 $\gamma = 3$ とした [109]、時間-帯域積 P^2 は、構造物 1 階で観測された地震波形の解析における γ, P^2 のパラメータに関する報告を基に $P^2 = 81$ とした [110]。計算には MATLAB R2020a Update 5 (9.8.0.1451342)、Wavelet Toolbox Version 5.4 を用いた [111]。

Figure 3.3 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の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 [112]。したがって、本研究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。

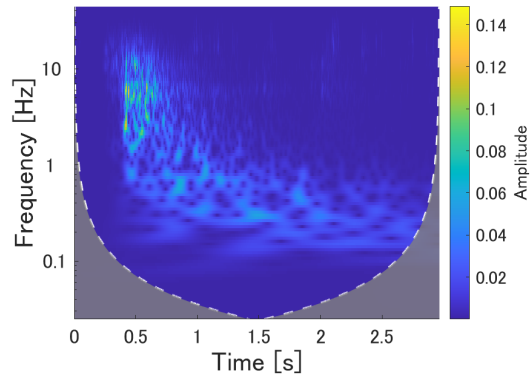
本研究で対象とする地震波の一覧を Table 3.2 に示す。これらの地震波の加速度データは防災科学研究所にて公開されており、本研究でのシミュレーションも防災科学研究所で公開されているデータに基づく [107]。

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、シミュレーションにおける数値積分にはルンゲクッタ法を用いる。

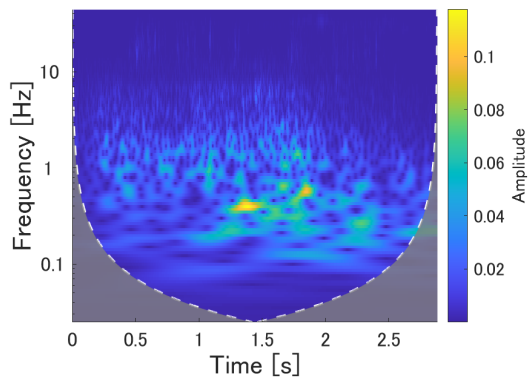
制御性能の評価は、式 (3.1, 3.2) で示した絶対加速度 \ddot{q}_b と相対変位 x_{b2} の RMS 値、ピーク値を混合した評価関数で行う。構造系において、絶対加速度 \ddot{q}_b は構造系内部の人や物が受ける力に影響し、相対変位 x_{b2} は構造系自体の変形に影響を与える。これらの評価値は小さいことが望ましく、地震において 1 つの評価値が小さくとも他の評価値が悪化しては構造系内部の安全性を保つことはできない。したがって、各要素を混合した次



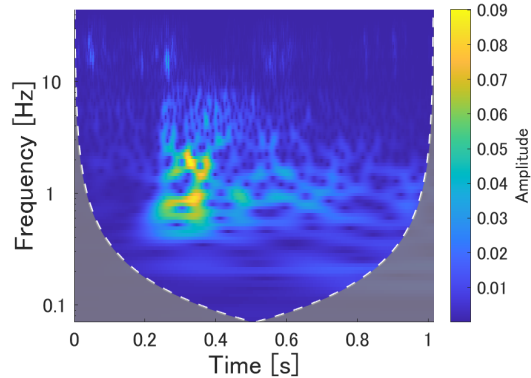
(a) Wavelet transform response of seismic disturbance from near epicenter for the Niigata Chuetsu NS (2004) observed in Niigata City.



(b) Wavelet transform response of seismic disturbance from near epicenter for the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City.



(c) Wavelet transform response of seismic disturbance from far epicenter for the Great East Japan NS (2011) observed in Niigata City.



(d) Wavelet transform response of seismic disturbance from far epicenter for the Fukushima Hamadori NS (2011) observed in Niigata City.

Figure 3.3: 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.

Table 3.2: List of seismic disturbances for simulation.

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

式を制御手法の比較に用いる評価関数とする.

$$\begin{aligned}
 J_{EV} &= J_{R,\ddot{q}_b} + J_{R,x_{b2}} + J_{P,\ddot{q}_b} + J_{P,x_{b2}} & (3.17) \\
 J_{R,\ddot{q}_b} &= \frac{\text{RMS}(\ddot{q}_b)}{\text{RMS}(\ddot{q}_b, \text{woc})}, J_{R,x_{b2}} = \frac{\text{RMS}(x_{b2})}{\text{RMS}(x_{b2}, \text{woc})}, \\
 J_{P,\ddot{q}_b} &= \frac{\text{PEAK}(\ddot{q}_b)}{\text{PEAK}(\ddot{q}_b, \text{woc})}, J_{P,x_{b2}} = \frac{\text{PEAK}(x_{b2})}{\text{PEAK}(x_{b2}, \text{woc})}
 \end{aligned}$$

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.

本研究で計算に用いる 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.

3.4.2 制御系の構築

MLD 予測制御器・MLD 予見制御器の設計

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)[111], ソルバには IBM

Table 3.3: 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

ILOG CPLEX Optimization Studio Version 12.10[113] 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 予測制御における評価関数は、実装した制御系を用いて新潟中越地震 (Table 3.2, No.1) でシミュレーションを行い、式 (3.17) で示した評価関数が最小になるようなものを探索した。MLD 予測制御における評価関数 $J_{b(MLD)}$ は次のように設定した。

$$J_{b(MLD)} = \sum_{i=0}^{N_{b(MLD)}} (z_{b(k+i)}^T \mathbf{Q}_{b(MLD)} z_{b(k+i)} + \mathbf{v}_{b(k+i)}^T \mathbf{R}_{b(MLD)} \mathbf{v}_{b(k+i)}) \quad (3.18)$$

$$N_{b(MLD)} = 50, \mathbf{Q}_{b(MLD)} = \text{diag}(10^1, 10^3), \mathbf{R}_{b(MLD)} = \text{diag}(1, 0, 0)$$

ここで、 $N_{b(MLD)}$ は有限時間最適制御問題のステップ数、 $\mathbf{Q}_{b(MLD)}$ 、 $\mathbf{R}_{b(MLD)}$ は重み行列である。探索は $\mathbf{R}_{b(MLD)} = \text{diag}(1, 0, 0)$ として、 $\mathbf{Q}_{b(MLD)} = \text{diag}(10^{k_1}, 10^{k_2})$ 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 (3.17) の評価関数 J_{EV} が最小になるものに決定した。比較対象とする MLD 予測制御器は条件を同一とするため、同様の評価関数を用いる。

最適レギュレータを参照制御とする Clipped-optimal 制御器の設計

比較対象として用いる手法として、参照アクティブ制御に最適レギュレータを適用した状態フィードバックを Clipped-optimal control 実装した制御器を用いる。最適レギュレータを参照制御とする Clipped-optimal control は従来から使われている手法であり [23]、性能指標として重要な比較対象である。

参照制御とする最適レギュレータにおける評価関数は次のように設定した。

$$J_{b(LQ)} = \int_0^{\infty} (\mathbf{x}_b^T \mathbf{Q}_{b(LQ)} \mathbf{x}_b + r_{b(LQ)} u_b^2) dt \quad (3.19)$$

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

ここで、 $\mathbf{Q}_{b(LQ)}$, $r_{b(LQ)}$ は重み行列である。本シミュレーションに用いる重み行列 $\mathbf{Q}_{b(LQ)}$, $r_{b(LQ)}$ は Clipped-optimal control として実装した制御系を用いて新潟中越地震 (Table 3.2, No.1) でシミュレーションを行い、 $r_{b(LQ)} = 1$, $\mathbf{Q}_{b(LQ)} = \text{diag}(10^{k_1}, 10^{k_2})$ 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 (3.17) の評価関数 J_{EV} が最小になるものに決定した。

立石らの手法を参照制御とする Clipped-optimal 制御器の設計

比較対象として用いる手法として、参照アクティブ制御に立石らが用いたカルマンフィルタによる地震波予測に基づく最適予見制御を Clipped-optimal control 実装した制御器を用いる。立石らの手法は、過去の地震波形から未来波形を推定し、予見制御を適用するアクティブ制御手法である [99]。本研究で提案する MLD 予見制御と同様の入力変数により操作量を計算する制御器であり、比較対象としての意義は大きい。

本手法は AR モデルの逐次同定を行うカルマンフィルタを構成し、得られた AR モデルを繰り返し計算することで地震波予測器とする。3.3.1 項で述べたカルマンフィルタと AR モデル中のパラメータは佐藤らと同じく次のものを用いた [106]。

$$N_{b(AR)} = 3, \mathbf{P}_{bo} = 0.01\mathbf{I}, \sigma_{wb}^2 = 1000, \quad (3.20)$$

ここで、 N_{bAR} は AR モデルの項数、 \mathbf{P}_{bo} は共分散行列の初期値、 σ_{wb}^2 は観測量の分散である。

また、適応型の予測器であるため、AR モデルの各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。本研究では新潟中越地震 (Table 3.2, No.1) の地震波形に対し、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。

最適予見制御における評価関数は次のように設定した。

$$J_{b(PR)} = \sum_{k=-N_{b(PR)}+1}^{\infty} (\mathbf{x}_{bk}^T \mathbf{Q}_{b(PR)} \mathbf{x}_{bk} + r_{b(PR)} u_{bk}^2) \quad (3.21)$$

$$N_{b(PR)} = 50, \mathbf{Q}_{b(PR)} = \text{diag}(10^{16}, 10^{16}), r_{b(PR)} = 1$$

ここで、 $N_{b(PR)}$ は最適予見制御における予見ステップ数、 $\mathbf{Q}_{b(PR)}$, $\mathbf{R}_{b(PR)}$ は重み行列である。 $N_{b(PR)}$ は MLD 予見制御と同様に $N_{b(PR)} = 50$ とし、重み行列 $\mathbf{Q}_{b(PR)}$, $r_{v(PR)}$ は Clipped-optimal control 実装した制御系を用いて、新潟中越地震 (Table 3.2, No.1) でシミュレーションを行い、 $r_{b(PR)} = 1$, $\mathbf{Q}_{b(PR)} = \text{diag}(10^{k_1}, 10^{k_2})$ 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 (3.17) の評価関数 J_{EV} が最小になるものに決定した。

MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの構築

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 [52] 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、本研究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、本研究ではこれらの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 $\mathbf{W}_{b,f}$ 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軽減を行う。

ここで、セミアクティブ制御入力 v_b の推定のため、 $n_{b,p}$ ステップの過去外乱系列 $\mathbf{W}_{b,p} := \begin{bmatrix} \ddot{w}_{b(k-1)} & \ddot{w}_{b(k-2)} & \cdots & \ddot{w}_{b(k-n_{b,p})} \end{bmatrix}^T$ を用い、現在の状態量 \mathbf{x}_{bk} 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 $\mathbf{W}_{b,f}$ 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 $\mathbf{W}_{b,f}$ 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。

2.3 項で述べたように、本研究で用いるニューラルネットワークのパラメータは、入力・出力・隠れ層の層数の和 M_{NN} 、ネットワーク入力ベクトルの要素数 n_{in} 、 k 番目の層の出力ベクトルの要素数 l_k である。

本研究の問題に対して MLD 予見制御を適用した制御系は Figure 3.4 のようになる。計算負荷と未来外乱系列 $\mathbf{W}_{b,f}$ の取得問題の解決のため、Figure 3.4 の点線部分を未来外乱系列 $\mathbf{W}_{b,f}$ の代わりに過去外乱系列 $\mathbf{W}_{b,p}$ と現在の状態量 \mathbf{x}_{bk} を入力とする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。Figure 3.5 のニューラルネットワークは外乱の過去外乱系列 $\mathbf{W}_{b,p}$ と状態量 \mathbf{x}_{bk} を入力とし、セミアクティブ制御入力の推定値 \hat{v}_{bk} を出力する。ここで

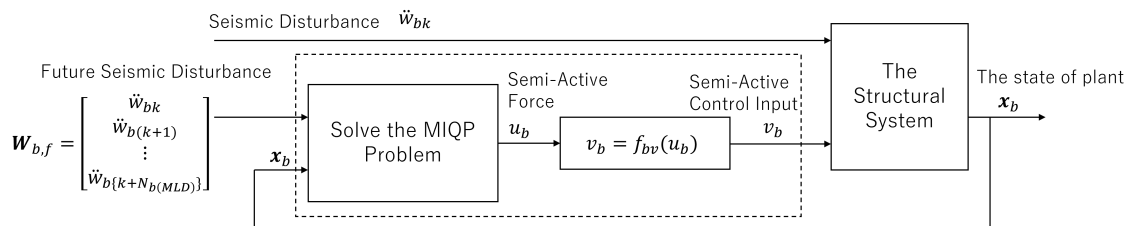


Figure 3.4: Concept of the MLD preview control system

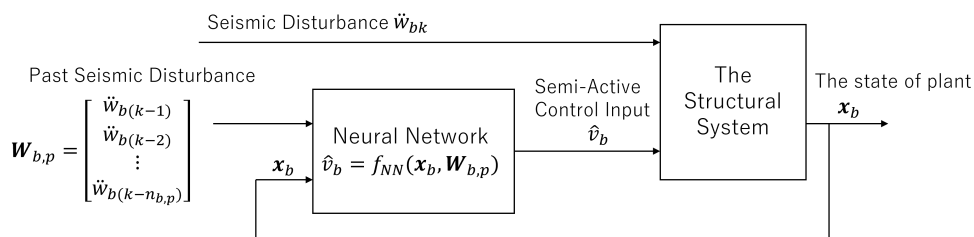


Figure 3.5: Concept using the neural network that approximates the MLD preview control system.

$f_{NN}(x_b, \mathbf{W}_{b,p})$ 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。

Figure 3.5 のニューラルネットワークの学習は、事前に Figure 3.4 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。Figure 3.4 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_b 、状態量 x_b 、外乱の過去データ系列 $\mathbf{W}_{b,p}$ の系列を記録する。記録したデータに対して v_b を教師データ、状態量 x_{bk} 、外乱の過去データ系列 $\mathbf{W}_{b,p}$ 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 Figure 3.5 に用いるニューラルネットワークの構成を行う。学習は次式の評価関数 $J_{b(NN)}$ を最小化するように行う。

$$J_{b(NN)} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_{b(NN)}} (v_{bk} - \hat{v}_{bk})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^{M_{NN}} (\|\mathbf{W}_{NN_i}\|_2)^2 \quad (3.22)$$

ここで、 $N_{b(NN)}$ は教師データとして用いる v_b の総サンプル数であり、 λ は $L2$ 正則化係数である。

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 Table 3.4 に示す。表に示すように、ニューラルネットワークの学習は Table 3.2 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 3.4.3 項で性能評価を行うテストデータとした。Table 3.4 の学習パラメータは、No.1~7

Table 3.4: Training parameter of neural network.

Parameters	Symbol	Values
Number of past disturbance step	n_{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

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 (3.17) 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[88] を用い、実装には MATLAB R2020a Update 5 (9.8.0.1451342), DeepLearning Toolbox Version 14.0[111] を用いた。

3.4.3 シミュレーションによる性能評価

本研究では、セミアクティブダンパへ常に最大入力を与えた系 (VMAX 制御系), LQ 最適制御を参照アクティブ制御とした Clipped-optimal control 制御系 (CO-LQ 制御系), 地震波予測器と最適予測制御を組み合わせた立石らの方法を参照アクティブ制御とした Clipped-optimal control 制御系 (CO-PV 制御系), MLD 予測制御系 (MLD-PD 制御系), MLD 予測制御系 (MLD-PV 制御系), MLD 予測制御系の近似ニューラルネットワーク (NN 制御系) でそれぞれ行い、比較を行う。シミュレーションにより制御系の性能評価をこれまで示した制御手法で行う。Table 3.5 に本研究で用いる制御手法の一覧を示す。Table 3.5 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。

本稿では以後、文章の簡略化のため、Table 3.5 で示した略称を文章中でも用いる。Table 3.5 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 制御系は因果律を満たさないため、ともに実装できない。したがって提案手法である NN 制

Table 3.5: Control methods for the simulations.

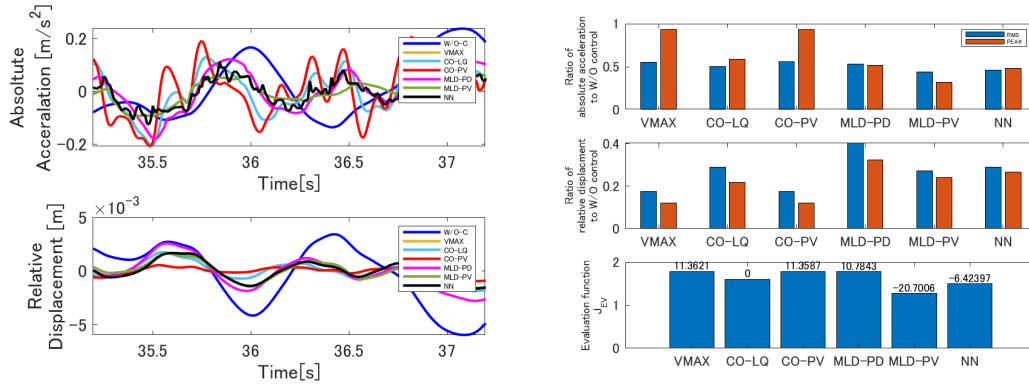
Method	Abbreviation in the graph	Color in the graph	Implementability
Without Control	W/O-C	Blue	—
Always $v_b = v_{bM}$	VMAX	Orange	OK
Cliipped-optimal control based on the LQ optimal control	CO-LQ	Cyan	OK
Cliipped-optimal control based on the optimal preview control	CO-PV	Red	OK
Predictive control for 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

御系の評価は実装可能な手法の中で行い、MLD-PD 制御系と MLD-PV 制御系は参考値とする。

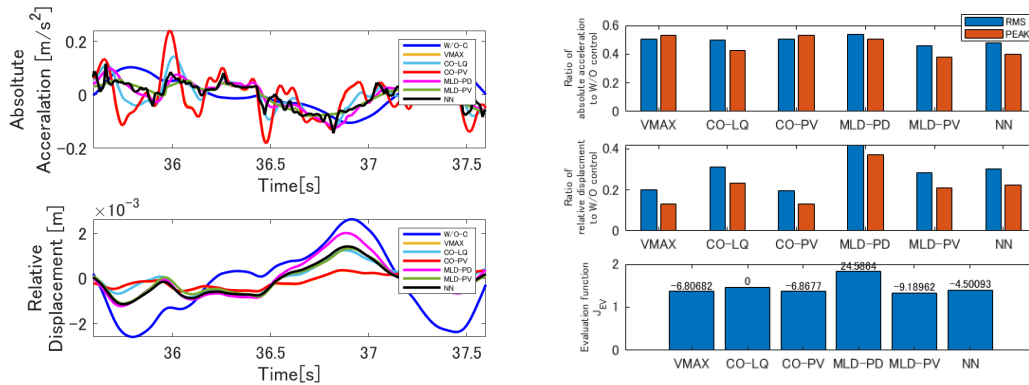
まず、ニューラルネットワークにおいて教師データとした新潟県中越地震 (1)(Table 3.2, No.1) と新潟県中越沖地震 (Table3.2, No.3) の結果を Figure 3.6 に示す。

ここで Figure 3.6 の左列はある時刻から 2.0[s] 間の時間応答、右列は 3.4.1 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 Table 3.5 の通りである。右列の評価関数の値において、上段青色が絶対加速度の RMS 値 $J_{R,\ddot{q}}$ 、上段橙色が絶対加速度のピーク値 $J_{P,\ddot{q}}$ 、中段青色が相対変位の RMS 値 $J_{R,x_{b2}}$ 、中段橙色が相対変位のピーク値 $J_{P,x_{b2}}$ 、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、相対変位の応答は大きな差はない。しかし、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



(a) Time response of learned seismic displacement, the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City (Table 3.2, No.1). (b) Values of performance indices, the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City (Table 3.2, No.1).



(c) Time response of learned seismic displacement, the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City (Table 3.2, No.3). (d) Values of performance indices, the Niigata Chuetsu-Oki NS (2007) observed in Niigata City (Table 3.2, No.3).

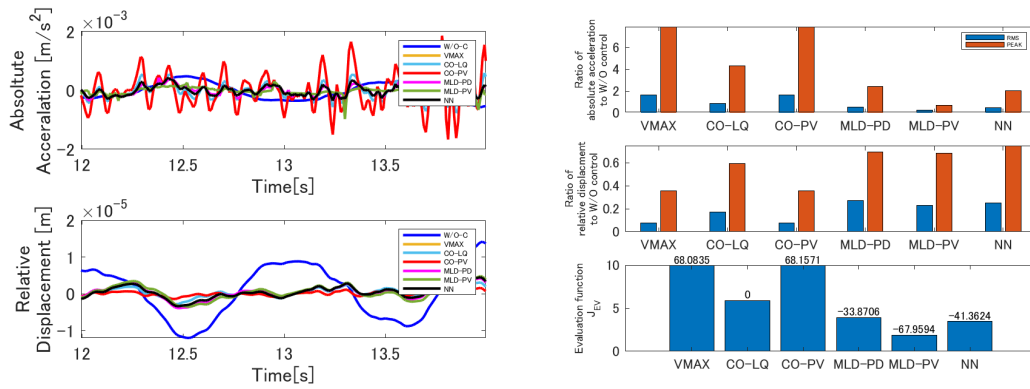
Figure 3.6: Responses of the simulation of the trained seismic waves. In the time response of the absolute acceleration of (a) and (c), the acceleration amplitudes of MLD-PV and NN are large in other methods such as (a) 36.6 [s] and (c) 36.0 [s]. The acceleration amplitude is kept small in the proposed 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.

未知の地震波へのロバスト性が劣化する．このため，本研究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．

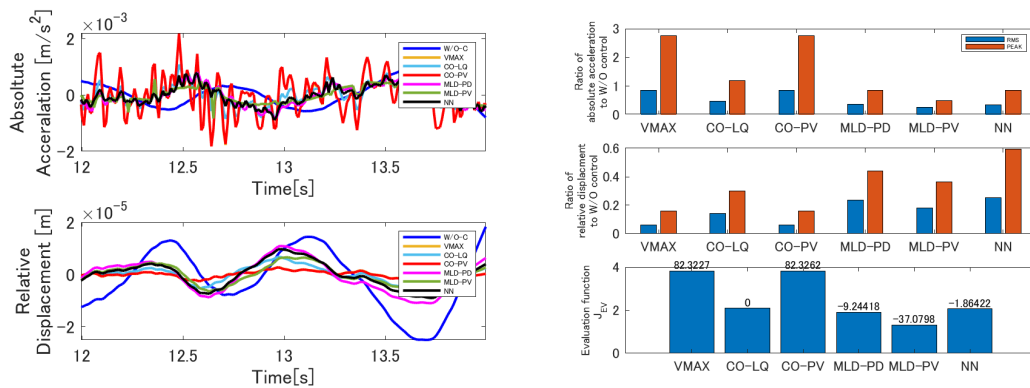
(b), (d) の評価関数の値においてMLD-PV制御系の性能が最もよく，NN制御系はCO-LQ制御系に対して常に改善を示している．CO-LQ制御系と比較すると，MLD-PV制御系が(b)において約20.7[%]の改善，(d)において約9.2[%]の改善を示しており，NN制御系が(b)において約6.4[%]の改善，(d)において約4.5[%]の改善を示している．MLD-PD制御系はCO-LQ制御系に対して悪化する場合があります，外乱抑制問題に対して外乱を考慮しない制御手法は必ずしも高い性能を示さないことが確認できる．VMAX制御系，CO-PV制御系はともに(b)では悪化を示しているが，(d)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，必ずしもCO-LQ制御系よりも高い性能は持たず，外乱の特性に依る．NN制御系は外乱の特性に関わらず，常にCO-LQ制御系よりも高い性能を示す．これらの傾向は，本稿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，NN制御系は外乱の特性に関わらず，常にCO-LQ制御系よりも高い性能を示し，CO-PV制御系，MLD-PD制御系は必ずしもCO-LQ制御系よりも高い性能を示さない．また，MLD-PV制御系は必ずしも最も良い性能を示した．

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)(Table 3.2, No.10)と新潟県下越沖地震(2)(Table 3.2, No.11)の結果をFigure 3.7に示す．ここで，図の構成はFigure 3.6と同様である．(a),(c)の時間応答について，Figure 3.6と同様，相対変位の応答は大きな差はない．しかし，絶対加速度においては(a)の13.4[s]や(c)の12.5[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)においても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．MLD-PV制御系は最も良い性能を示しており，未知の地震波に対してNN制御系は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した．

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Figure 3.8に示す．図中上段が学習済み地震波(Table 3.2, No.1~7)に対する評価関数の総和，下段が未学習の地震波(Table 3.2, 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．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



(a) Time response of learned seismic dis- (b) Values of performance indices, the Niigata
trubance, the Niigata Joetsu-Chuetsu NS Joetsu-Chuetsu NS (2016) observed in Niigata
(2016) observed in Niigata City(Table 3.2, City(Table 3.2, No.10).
No.10).



(c) Time response of learned seismic dis- (d) Values of performance indices, the Ni-
trubance, the Niigata Kaetsu-Oki NS (2019) igata Kaetsu-Oki NS (2019) observed in Ni-
observed in Niigata City(Table 3.2, No.11). igata City(Table 3.2, No.11).

Figure 3.7: 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) 12.5 [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 performacne of implementable methods

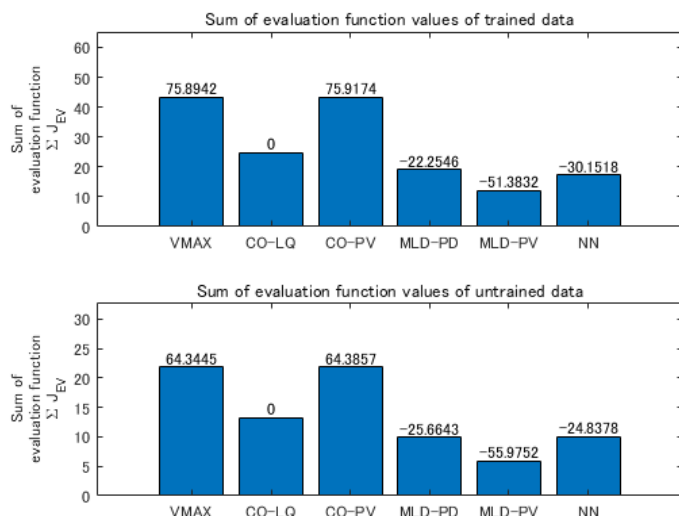


Figure 3.8: Sum of evaluation function J_{EV} value of all simulations. The proposed method, MLD-PV shows the best performance, and NN shows the best performance of implementable methods.

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 制御系は制御入力の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 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 (3.5) 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えている. 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効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. Figure 3.6(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 Table 3.6 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, 本研究の環境においてリアルタイ

Table 3.6: 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}

ム実装可能であることがわかる。

したがって、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。

3.5 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、提案する MLD 予見制御を適用することで従来手法よりも高性能な制御系を構成することができた。構造系への適用にあたり、MLD 予見制御は「未来外乱を取得する必要があること」「計算負荷が高いこと」の2点が実装上の問題であったが、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することができた。ニューラルネットワークを用いた MLD 予見制御の近似制御系は、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実装可能な従来手法よりも高性能であることを示した。特に、Liu らの報告においては MLD 予測制御の適用による改善は Clipped-optimal control と比較して 4.7[%] と小さいものの [97]、提案手法である外乱予測を内包する MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは未知の地震動に対しても Clipped-optimal control に対して約

24.8[%] と大きな改善を見せた。セミアクティブ制御問題は、その制約の厳しさから制御性能の改善が困難であるため、性能面からも提案手法が示した意義は大きい。

今後は、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を構成する。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それらのニューラルネットワークを切り替える制御系を構築する方針である。

第4章

サスペンション系への MLD 予見制御の適用

本章では、本研究で提案する MLD 予見制御を、走行時のサスペンション系における振動制御問題へ適用した事例を示し、その有効性を示す。このとき、計算時間の抑制のため、提案手法である MLD 予見制御を近似するニューラルネットワークを用い、その性能を従来手法と比較することで実装可能かつ高性能な制御系が実現できることを示す。

4.1 緒言

自動車のサスペンションは、路面からの衝撃や振動の影響からの影響を可能な限り吸収し、搭乗者の乗り心地や車両の走行安定性へ貢献する。一般にサスペンションの剛性や減衰を小さくすることで衝撃や振動を吸収し、搭乗者の乗り心地が向上すると考えられている。しかし、サスペンションの剛性や減衰を小さくしたとき、サスペンションストロークが大きくなるが、実車両ではタイヤハウスの大きさから、許容できるサスペンションストロークに限界がある。このため、乗り心地とサスペンションストロークにはトレードオフの関係があり、相反する要求を満たさなければならない [17, 114].

ここで、車両のサスペンションはパッシブサスペンション、アクティブサスペンション、セミアクティブサスペンションに大別できる。パッシブサスペンションは車両系が所望の特性を持つような固定のサスペンションを設置する方式を指す。この手法は任意の特定周波数で加振した場合の振動抑制に対しては有効であるが、システムパラメータや加振周波数が変化する状況には対応できず、サスペンション系においてはモデル化誤差、変化する路面状況や車両の経年変化などに対応できない [115].

アクティブサスペンションはアクチュエータにより能動的に車体を制御する手法であり、特性の変動やパラメータ誤差の影響パッシブサスペンションの問題を解決可能な手

法である。アクティブサスペンションの研究報告は数多く、多くの問題解決がなされた [116, 17, 5, 117]。福島らは、油圧アクチュエータを搭載したアクティブサスペンションにおいてスカイフック則を適用し、パッシブサスペンションでは達成困難な乗心地を達成できることを実車実験により示した [116]。永井はアクチュエータや対象の特性を考慮する手法として、状態空間モデル表現に基づく最適レギュレータを適用する手法を報告した [114]。Chen らは従来では数学的考慮が困難であったサスペンションストローク制約を考慮しつつ、乗心地・操縦安定性を達成する H^∞ 制御を提案した [5]。Huang らは自動車のサスペンションに含まれる非線形バネ要素による影響をニューラルネットワークにより逐次補正することで、搭乗員によるバネ上の質量変化や非線形要素を考慮しつつ、乗心地・操縦安定性・機械的制約を保証する、線形理論を基にした適応制御則を提案した [117]。アクティブサスペンションは実用化も進んでおり、その歴史は長い。アクティブサスペンションの実用は 1980 年代後半から 1990 年代前半にかけ、Lotus や Williams などの Formula one チームがアクティブサスペンションを採用したことから進められた [118]。市販された例としては、日産自動車株式会社が 1989 年から 1997 年に販売したインフィニティ Q45 があり、油圧アクチュエータによるアクティブサスペンションが搭載された [4]。インフィニティ Q45 では、コーナリング時のタイヤ接地圧力の向上、加減速時の姿勢維持、振動抑制、積荷による沈み込みの防止を目的としており、振動抑制においてはスカイフック制御則を採用し、車体の上下動を抑制している。このように、アクティブサスペンションは自動車における乗心地や操縦安定性の向上に役立てられているが、油圧または空気圧アクチュエータを搭載することによる装置の大型化や高価格化、高質量の車両系の運動を直接制御することによるエネルギー消費の増大が問題として挙がる [20, 119]。したがって、能動的に制御するためのアクチュエータを不要としつつ、パッシブサスペンションの問題を解決し、小型かつ安価なサスペンション設計が可能なセミアクティブサスペンションが注目された [119]。

セミアクティブサスペンションは、減衰や剛性等のサスペンションのパラメータを信号司令により可変できるようにしたものであり、振動の状態に応じて適切に変化させて制振を行う。セミアクティブサスペンションには可変ダンパを用いるものが自動車関連メーカー各社により実用化されている [2, 30, 29]。可変ダンパには大きく分けて 2 種類あり、バイパス経路の流速や圧力、流路断面積を制御する機械式、と粘度が可変な機能性流体の粘度を制御する MR ダンパなどがある。機械式可変ダンパの例としては、ダンパ内の弁開度をモータにより制御することで流路断面積を制御するもの [28]、ダンパ内のバイパス経路の圧力を制御することで減衰係数を変化させるもの [29, 30] がある。MR ダンパとは、磁気粘性流体 (Magneto-Rheological fluid : 以下 MR 流体) を作動流体としたダンパであり、内部に搭載したコイルに印加する電流により、磁場を変化させることでダンパ特性を変化させることができる可変ダンパである [2]。セミアクティブサスペンションの減衰や剛性

を変化させるためのエネルギーは、アクティブサスペンションに制御力を発生させるためのエネルギーより小さいため、アクティブサスペンションよりもエネルギー消費が小さい [25, 119]. また、減衰や剛性を正の値の範囲で変動させる構造から、直接制御力を発生するアクティブサスペンションとは異なりセンサ・計算機故障時においても車両系が不安定になることはないため、フェールセーフの面でも優れている [25, 120]. しかし、セミアクティブサスペンションは車両系の運動に対して抵抗力となる力しか発生できないため、非線形性が高く、数学的記述が複雑になる. この問題から、制御理論構築が困難であり、スカイフック近似則を基にした簡易的な理論の適用が主流である [120]. スカイフック近似則は理想的な可変ダンパであることを仮定しているため [20], 飽和制約やその他の非線形制約は考慮されていない.

したがって、スカイフック近似則に代わる新たなセミアクティブサスペンションの制御研究が行われてきた [119, 25, 26, 27]. セミアクティブサスペンションを含んだ車両系は、双線形モデルや MLD モデルといった非線形モデルとして記述することができ、それぞれのモデルを基にした解法が研究されてきた. 岡本らは、外乱特性を含んだ車両系に対して、双線形モデルの最適制御論を適用し、スカイフック近似則より車両のピッチ角加速度を抑制、乗心地が向上できることを示した [119]. しかし、制御問題として可変ダンパの最大最小減衰係数に伴う飽和制約を考慮しておらず、実装においては飽和した入力をホールドする形で使用している. 西村らはダンパ両端の相対速度をスケジューリングパラメータとすることによって、可変ダンパを含んだサスペンション系を線形パラメータ変動モデルとして表現し、ゲインスケジューリング制御を適用する手法を提案している [25]. 西村らの手法では可変ダンパの最大最小減衰係数に伴う飽和制約を考慮しつつ、発生力の正負を異なるモデルとして区別し、相対速度が正の場合、負の場合で個別に制御器設計を行い、切り替え制御を行っている. この報告では、切り替え制御で懸念されるチャタリングも発生しておらず、Clipped-optimal control よりも優れた性能を示した. しかし、西村らの手法は、制御対象の状態方程式中の係数行列が、スケジューリングパラメータの線形結合で表現できるという仮定のもとに成り立つ. したがって、ER, MR ダンパのようなビンガム流体特性をもつ可変ダンパに直接適用できる手法ではない. Giorgetti らは 2005 年、可変ダンパを含んだサスペンション系に対する MLD モデル表現手法を示し、Bemporad らが示した MLD モデルの最適制御問題の解法を適用し、その有効性を示した [26]. Bemporad らは 1999 年に MLD モデルに対して有限時間最適制御問題を定義し、この問題が MIQP 問題に帰着できることを示している [37]. しかし、NP 困難に分類される [41]MIQP 問題は計算負荷が大きく、逐次解を求めるこの方法では振動制御で要求される制御サイクル時間の達成は難しい [42, 43]. 一方、横山らは上記 2 つのようなモデル表現ではなく、セミアクティブダンパの発生力を非線形関数として表現し、スカイフックダンパ近似則 [20] を適用した車両系を参照モデルとしてスライディングモード制御則により参照モデルに拘束

する手法を提案している [27]. しかし, 本報告では性能面での提案手法の有効性を示しているものの, 制約を直接考慮した方法ではないため, 可変ダンパをアクチュエータとしたときのスライディングモードの存在を保証できておらず, セミアクティブ振動系に広く適用できる手法ではないと考えられる. これらの例が示すように, セミアクティブ型制振装置は発生力制約に関する数学的記述が複雑であり, その性能を十全に発揮することは困難である. しかし, Giorgetti らが示した MLD モデル表現による手法は, 状況に応じたモデル定義が可能である点から, セミアクティブ制御問題が持つ多くの制約が考慮できる可能性がある. 計算負荷の問題が解決できれば, 複雑な制約を持つセミアクティブ振動制御への適用理論としての期待は高い.

また, 最近の展開として, アクティブサスペンションに対し未来の外乱となる前方の路面凹凸を既知として制御問題を定義する予見制御理論の適用がある [46, 47, 60]. 1990 年代には既に車両振動制御問題に対して予見制御の適用が提案されているが, 当時は前輪振動から路面凹凸を観測し, 後輪では路面凹凸を既知としてアクティブサスペンションによる振動制御を行う枠組みであった [54]. 近年では自動運転技術に関連した車両周囲の観測技術の発達に伴い, カメラやセンサを用いて車両前方の路面凹凸を直接観測する手法が提案されている [58, 121, 122]. 特に佐藤らが示したステレオカメラを用いた方法 [122] は車両前方 1~15[m] と, フロントバンパーにレーザセンサや超音波センサをつける方式 [58, 121] と比較して広い範囲を観測できる. こうした観測技術の発展と併せて, 予見制御理論を適用したアクティブサスペンションの研究も数多く行われている [46, 47]. 例えば, 2019 年に発売された Audi A8 55 TFSI quattro ではカメラ情報を用いた前方路面観測と観測情報に基づくアクティブサスペンションの制御が採用されており, アクティブサスペンションへの予見制御の適用は既に実用化に至っていると言える [60].

しかし, 実用化に至っているアクティブサスペンションと比較してセミアクティブサスペンションへの予見制御の適用例は少ない [62, 63]. Cvok らが提案した方法は, 最適予見制御理論を Clipped-optimal control として実装するものである [62]. セミアクティブサスペンションにおける数学的制約を考慮しないため, 参照アクティブ制御の性能を必ずしも再現できる手法ではない. 参照アクティブ制御の評価関数が数学的意味を持たず, 体系的な手法とは言えない. Hu らは, 段差通過時の衝撃を低減するための入力として一時的に操作量を抑制する手法を提案している [63]. セミアクティブサスペンションにおける数学的制約を考慮したものであるが, 段差のみを考えた瞬時的なものであり, アクティブサスペンションにおける予見制御のように前方路面情報を十分に活用したものではない.

更に, 最近の展開として, 非常に高い制御性能を有するものの, 計算負荷が大きいため実装できないような複雑な制御則をニューラルネットワークなどの非線形関数近似手法を用いて近似実装する手法が提案されている [65, 66]. したがって, 計算負荷の問題を度外視しても性能に優れた制御理論を検討する価値が生じており, Georgetti らが提案した

MIQP 問題を逐次解く手法も近似関数を用いて実装する方針が考えられる。

本研究では、セミアクティブサスペンションを含んだ車両系に対し、MLD 予見制御を適用することで佐藤らの方法 [122] で観測された前方の路面凹凸情報の活用を想定し、前方路面凹凸情報を利用しない従来手法と比較して同等以下のサスペンションストロークで乗り心地を向上させる制御系を提案する。MLD 予見制御は従来の MLD 予測制御と同様、NP 困難に分類される MIQP 問題を逐次解く必要があるため、計算負荷が大きく、直接的な実装は難しい [41]。したがって、本研究では設計した MLD 予見制御器をニューラルネットワークで近似実装する。この MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは様々な状況下で制御性能を維持できる近似精度が必要である。このため、特定の路面状況のみを考えて学習するのではなく、MIQP の解計算を関数として純粋に関数近似することが望ましい。本研究ではより純粋な関数近似を実現するため、教師データを作成するための条件を乱数で無作為に生成することで、多くの状況において望ましい性能を発揮するニューラルネットワークを構成する。また、本研究ではセミアクティブサスペンションとしてスプリングと MR ダンパの組み合わせを想定する。MR 流体はビンガム流体に分類される非ニュートン流体の一種であり、その特性は理想的な可変ダンパとは異なる [123]。本研究ではこのビンガム流体特性を考慮した MR ダンパを搭載した 1/4 車両モデルにおいて、提案手法の実装方法を示し、シミュレーションによる従来手法との比較によりその有効性を示す。比較対象には MLD 予見制御と従来手法であるスカイフック近似則と、MLD 予測制御を用いる。提案手法の評価は、乗り心地の指標となる車体加速度とサスペンションストローク、タイヤ変形量によって行う。サスペンションストロークとタイヤ変形量を小さく保った上で乗り心地が従来手法よりも優れていることをシミュレーションから示す。シミュレーションにおいて対象とする路面は、ISO8608 を基に粗さ及び断面形状を考慮する [124]。路面は段差を含んだ路面を比較的低速で乗り越える状況と、凹凸を含んだ路面を走行する状況を考える。段差を含んだ路面を乗り越える状況では、段差を事前に察知できる予見制御は非常に有効であると予想される。本状況から、予見制御による段差到達前の事前動作が適切に行われていることを確認し、その有効性を評価する。凹凸を含んだ路面を走行する状況では、現実的な想定に基づく様々な周波数の振動が印加されたとき、提案手法が適切に動作することを確認する。ここで対象とする凹凸を含んだ路面は単一ではなく、凹凸の少ないものから多いものまで 5 パターンを考える。加えて、車両の進行速度によって路面の振動影響が異なることから、速度も徐行から一般道路における走行速度程度まで 4 パターン考える。路面と速度の組み合わせ全 20 通りのシミュレーションにより、単一の状況のみでなく、多くの状況で各制御手法の性能比較を行う。この 20 通りのシミュレーションに対する制御性能を箱ひげ図として図示し、制御性能分布を比較した上で提案手法の有効性を示す。

4.2 制御対象の定義と問題制約

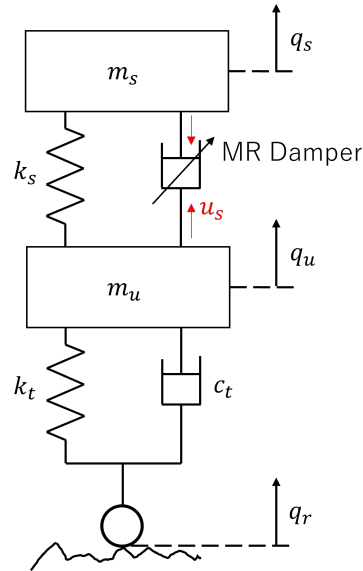


Figure 4.1: A quarter car model with an MR damper as semi-active suspension.

Table 4.1: Nomenclature and parameter values in a quarter car model (Figure 4.1).

Model Parameters	Symbol	Values	Unit
Sprung mass	m_s	320	kg
Suspension stiffness	k_s	18000	N/m
Wheel assembly mass	m_u	40	kg
Tyre stiffness	k_t	200000	N/m
Tyre damping	c_t	170	N/(m/s)
Absolute displacement of the sprung mass (the car body)	q_s	-	m
Absolute displacement of the unsprung mass	q_u	-	m
Absolute displacement of the ground	q_r	-	m

制御対象とする2自由度系の1/4車両モデルの概念図をFigure 4.1, その諸元をTable 4.1に示す. Akbariらが用いたモデル[46]におけるサスペンションダンパとアクチュエータをMRダンパに置き換えた想定である. MRダンパを除く, 各パラメータはAkbariら

が用いた値を使用している。本研究ではビンガム流体が持つクーロン摩擦特性を考慮し、MR ダンパの発生力 u_s を次式のように表現する [123, 125].

$$u_s = (f_0 + f_I I) \text{sgn}(\dot{q}_s - \dot{q}_u) + (c_0 + c_I I)(\dot{q}_s - \dot{q}_u), I \in [I_m, I_M] \quad (4.1)$$

ここで、 I は指令電流、 c_0 は指令電流 $I = 0$ のときの減衰係数、 c_I は電流 I に対する減衰係数の比例定数、 f_0 は指令電流 $I = 0$ のときのクーロン摩擦力、 f_I は電流 I に対するクーロン摩擦力の比例定数である。このときのダンパ発生力を Figure 4.2 に示す。MR 流体はニュートン流体ではなくビンガム流体であるため、速度に比例した力だけでなく、クーロン摩擦力の影響がある。このクーロン摩擦力は指令電流によっても変動し、指令電流 $I = 0$ の場合でも存在することから、運動中の車両に搭載された MR ダンパの発生力は状態に依らず 0 近傍の力を出すことはできない。また、理想的なニュートン流体を想定したダンパ同様、速度に対する受動制約も持ち、Figure 4.2 に示すように第二象限と第四象限の力を出すことはできない。想定している MR ダンパについて、コイルに関する仕様は公表されていないものの、同等の発生力を示す MR ダンパの時定数が約 2[ms] と報告されていることから、想定している MR ダンパの時定数も同等であると考え [126]。後述す本研究のシミュレーション条件では制御サイクル時間が 10[ms] であるため、2[ms] の時定数の一次遅れ系の影響は十分に小さい。したがって本研究では、コイルによる遅れは考えない。

このときの車両系の運動方程式は、

$$\begin{cases} m_s \ddot{q}_s + k_s (q_s - q_u) = -u_s \\ m_u \ddot{q}_u + k_s (q_u - q_s) + k_t (q_u - q_r) + c_t (\dot{q}_u - \dot{q}_r) = u_s \end{cases} \quad (4.2)$$

となる。ここで、状態変数を $\mathbf{x}_s := [x_{s1} \ x_{s2} \ x_{s3} \ x_{s4}]^T = [q_u - q_r \ \dot{q}_u \ q_s - z_u \ \dot{q}_s]^T$ とすると、次のような状態空間モデルが得られる。

$$\dot{\mathbf{x}}_s = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{k_t}{m_u} & -\frac{c_t}{m_u} & \frac{k_s}{m_u} & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\frac{k_s}{m_s} & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_s + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{m_u} \\ 0 \\ -\frac{1}{m_s} \end{bmatrix} u_s + \begin{bmatrix} -1 \\ \frac{c_t}{m_u} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \dot{q}_r \quad (4.3)$$

ここで、路面垂直変位の時間微分 \dot{q}_r は外乱とみなされる。本研究では MLD モデル表現を考えるため、式 (4.2) のような非線形関数を含む系を直接表現はできない。MLD モデルは状況に応じた線形モデルや制約の切り替えを表現する手法であるため、直接的に非線形要素を表現することはできない。したがって、発生力 u_s として一変数でまとめることで式 (4.1) のように線形モデルとして表現する。このとき、式 (4.1) で示した発生力 u_s

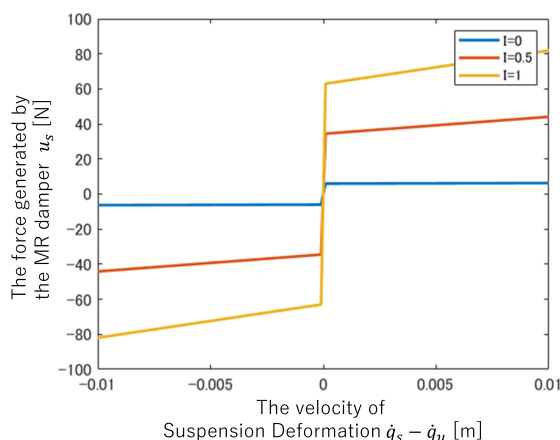


Figure 4.2: Damper force for suspension deflection velocity $\dot{q}_s - \dot{q}_u$ and current I . MR fluid is not Newtonian fluid but Bingham fluid; it is affected not only by force proportional to the velocity but also by the Coulomb frictional force. This Coulomb frictional force also fluctuates depending on the current. Therefore, the generated force of the MR damper mounted on a moving vehicle cannot generate a force near 0 regardless of the state. In addition, as with the damper assuming ideal Newtonian fluid, it also has a passive constraint on velocity; it is not possible to generate forces in the second and fourth quadrants.

の発生力範囲を，論理変数を含んだ線形制約として表現することができれば，本研究で考える 1/4 車両モデルは MLD モデルとして表現することができる．MLD モデルの導出については 4.3 節で述べる．本研究では提案手法により得られた発生力 u_s を式 (4.1) に代入し，指令電流 I について解くことで制御入力となる指令電流 I を得る．発生力 u_s から指令電流 I は次のように得られる．

$$I_r = \frac{u_s - f_0 \text{sgn}(x_{s4} - x_{s2}) - c_0(x_{s4} - x_{s2})}{f_I \text{sgn}(x_{s4} - x_{s2}) - c_I(x_{s4} - x_{s2})} \quad (4.4)$$

$$I = \begin{cases} I_m & \text{if } I_r < I_m \\ I_M & \text{if } I_r > I_M \\ I_r & \text{otherwise} \end{cases}$$

本研究では乗り心地を評価する指標として車体本体の絶対加速度 \ddot{q}_s を用いる．ここで，タイヤの変形量が多い場合，タイヤの弾性力により車体が浮き，路面との接触を維持できない可能性がある．このため，路面との接触を維持し滑らかで安全な走行を達成するためにはタイヤの変形量は小さい方が望ましい [46]．また，タイヤハウスとの接触を避けるため，サスペンションストロークは小さい方が望ましい．したがって，本研究における制

御量を車体本体の絶対加速度とタイヤ変形量，サスペンションストロークとし，それぞれ z_{s1}, z_{s2}, z_{s3} とする．ここで， $\mathbf{z}_s := \begin{bmatrix} z_{s1} & z_{s2} & z_{s3} \end{bmatrix}^T$ とすると

$$\mathbf{z}_s = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{k_s}{m_s} & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_s + \begin{bmatrix} -\frac{1}{m_s} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u_s \quad (4.5)$$

と表現できる．また，本研究では状態ベクトル \mathbf{x}_s の全要素は観測可能であると仮定する．

4.3 MLD モデルの定義

提案する MLD 予見制御を適用するため，式 (4.3, 4.5) で示した 1/4 車両モデルを式 (2.8, 2.9) で示したような次の MLD モデルとして表現する．

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{s(k+1)} &= \mathbf{A}_{sd}\mathbf{x}_{sk} + \mathbf{B}_{s1d}\mathbf{u}_{sk} + \mathbf{B}_{s4d}\mathbf{w}_{sk} \\ \mathbf{D}_s\mathbf{x}_{sk} + \mathbf{E}_{s1}\mathbf{u}_{sk} + \mathbf{E}_{s2}\zeta_{sk} + \mathbf{E}_{s3}\delta_{sk} &\leq \mathbf{F}_s \end{aligned} \quad (4.6)$$

式 (4.6) の形式に従い，MR ダンパの発生力 u_s の制約を考える．本研究で考える MR ダンパは Figure 4.2 のようにサスペンション変形速度 $q_s - q_u = x_{s4} - x_{s2}$ の正負によって発生力範囲の正負が変動する．式 (4.1) の指令電流 I に対して，最大値 1[A]，最小値 0[A] をそれぞれ代入することで最大発生力，最小発生力はそれぞれ得られるものの，サスペンション変形速度 $x_{s4} - x_{s2}$ の正負によって大小関係が入れ替わる．このため，発生力 u_s の範囲はサスペンション変形速度 $x_{s4} - x_{s2}$ によって場合分けされ，

$$\begin{cases} f_0 + c_0(x_{s4} - x_{s2}) \leq u_s \leq (f_0 + f_I) + (c_0 + c_I)(x_{s4} - x_{s2}) \\ \quad \dots x_{s4} - x_{s2} > 0 \\ (f_0 + f_I) + (c_0 + c_I)(x_{s4} - x_{s2}) \leq u_s \leq f_0 + c_0(x_{s4} - x_{s2}) \\ \quad \dots x_{s4} - x_{s2} \leq 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

となる．よって，式 (2.11) と同様に考え，

$$\begin{cases} \delta_s = 1 & \Leftrightarrow x_{s4} - x_{s2} > 0 \\ \delta_s = 0 & \Leftrightarrow x_{s4} - x_{s2} \leq 0 \end{cases} \quad (4.8)$$

$$\begin{cases} \zeta_s = x_{s4} - x_{s2} & \Leftrightarrow x_{s4} - x_{s2} > 0 \\ \zeta_s = 0 & \Leftrightarrow x_{s4} - x_{s2} \leq 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

と論理変数 δ_s と補助変数 ζ_s を定義する．モデルの見通しを良くするため，外乱として扱う路面垂直変位の時間微分 \dot{q}_r を $w_s := q_r$ と置き換え，サスペンション変形速度がとりうる範囲を $x_{s4} - x_{s2} \in [-x_{s42M}, x_{s42M}]$ ， $x_{s42M} > 0$ とする．式 (4.3, 4.7, 4.8, 4.9) と外乱

w_s の定義から，式 (4.6) の形式に則り整理する．式 (4.6) 中の拘束不等式における各係数行列は次のように得られる．

$$\begin{aligned}
 \mathbf{E}_{s1} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{E}_{s2} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \\ 1 \\ c_I(I_m - I_M) \\ c_I(I_m - I_M) \end{bmatrix}, \\
 \mathbf{E}_{s3} &= \begin{bmatrix} x_{s42M} \\ -x_{s42M} - \epsilon \\ x_{s42M} \\ x_{s42M} \\ -x_{s42M} \\ -x_{s42M} \\ 2f_0 + f_I I_M + f_I I_m \\ -2f_0 - f_I I_M - f_I I_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_s = \begin{bmatrix} x_{s42M} \\ -\epsilon \\ x_{s42M} \\ x_{s42M} \\ 0 \\ 0 \\ f_0 + f_I I_M \\ -f_0 - f_I I_m \end{bmatrix} \quad (4.10)
 \end{aligned}$$

ここで， ϵ は用いる計算機の計算精度である．本研究では式 (4.3) の連続時間状態方程式に対して 0 次ホールドを用いて離散化し，MLD モデルにおける離散時間状態方程式を得る．式 (4.5) の制御量に関する方程式，拘束不等式は時間微分を含まないため，連続時間，離散時間状態空間モデル問わず同様の拘束不等式を用いることができる．

本研究では，ここで定義した MLD モデルに対し，2.2.3 項に示した MLD 予測制御・MLD 予見制御を適用し制御器を設計する．

4.4 シミュレーション

4.4.1 シミュレーション条件

本研究のシミュレーションは，サンプリング周波数を 100[Hz] とし，ルンゲクッタ法を用いて数値積分を行う．本研究の問題設定における 1/4 車両モデルの共振周波数はサスペンション，タイヤでそれぞれ 1.14[Hz]，11.7[Hz] であるから，シミュレーションのサンプリング周波数としては妥当であると考えられる．シミュレーションの実装は Windows 搭載の一般的なコンピュータ上の MATLAB R2020a 環境で行う [111]．また，MLD 予測制御，MLD 予見制御における MIQP 問題の解計算には IBM ILOG CPLEX Optimization Studio 20.1.0 をソルバとして用いる [127]．本研究では，シミュレーションに用いる仮想路面を ISO 8608 に基づいて生成する [124, 128]．ISO 8608 では次式のように空間周波数

と路面粗さの変位パワースペクトル密度の関係式を定義している.

$$G(\nu) = G(\nu_0) \left(\frac{\nu}{\nu_0} \right)^{-2} \quad (4.11)$$

ここで, ν, ν_0 は空間周波数であり, $\nu_0 = 0.1$ である. $G(\nu)$ は路面の凹凸に応じて A~H の 8 段階に分けられ, A~C について, A は極良路, B は良路, C は普通路となっている. 本研究では普通路を想定し, $\nu = 100[\text{cycle/m}]$, $\nu_0 = 128 \times 10^6[\text{m}^3/\text{cycle}]$ とした. 本式を基に水平変位を q_h として, 路面粗さに伴うランダム路面入力 $w_r(\dot{q}_h)$ を生成する.

本研究では本手法で路面粗さを再現する. 本研究では路面粗さに加え, 段差を含んだ路面と凹凸のある路面をそれぞれシミュレーションにおける対象路面とする.

また, 本研究では乗り心地と, サスペンションストローク, タイヤ変形量を評価する. サスペンションストロークやタイヤ変形量と乗り心地はトレードオフの関係にあるため, 同等のサスペンションストロークとタイヤ変形量で乗り心地が優れている手法が優れた手法だといえる. 乗り心地の評価値として車体の絶対加速度 $z_{s1} = \ddot{q}_s$ を用いるが, シミュレーション条件によって絶対加速度の応答のスケールが異なるため, 条件が異なるシミュレータの性能比較は難しい. したがってシミュレーション条件ごとの乗り心地を比較する場合は加速度値を非制御時の応答 z_{s1wo} をもとに正規化することを考え, 次のように乗り心地性能比 P_R を定義する. 乗り心地性能比 P_R が小さいほど乗り心地が良いことを示し, 2 よりも大きい場合, 非制御時よりも乗り心地が悪化している.

$$P_R = \frac{\text{RMS}(z_{s1})}{\text{RMS}(z_{s1wo})} + \frac{\text{PEAK}(z_{s1})}{\text{PEAK}(z_{s1wo})} \quad (4.12)$$

式 (4.12) は, RMS 値による継続的な振動評価とピーク値による衝撃的な加速度を等価に評価することを考えている. 本研究では, 粗さに依るもののみでなく, 形状の影響も考慮している. 形状の変化や段差などの路面の高さの変動は衝撃的な加速度を生じさせ, 乗り心地に影響を与える. RMS 値のみの評価では, サンプル数により平均化される可能性があり, 衝撃の影響の評価は困難であると考えられる. したがって, 本研究では RMS 値, ピーク値ともに重要であると考え, 式 (4.12) のような評価を用いる.

上記のような条件設定のもと, スカيفック近似則, MLD 予測制御, MLD 予見制御, MLD 予見制御のニューラルネットワーク近似におけるシミュレーションの結果から制御性能の比較を行う.

段差を含んだ路面

段差を含んだ路面の走行は, セミアクティブサスペンションの適切な減衰変化を強く求められる問題設定である. 段差の通過を考えた時, サスペンションの減衰が十分でない場合, 衝撃により発生した振動が減衰するまでに時間がかかり, 乗り心地が悪化する. これに対

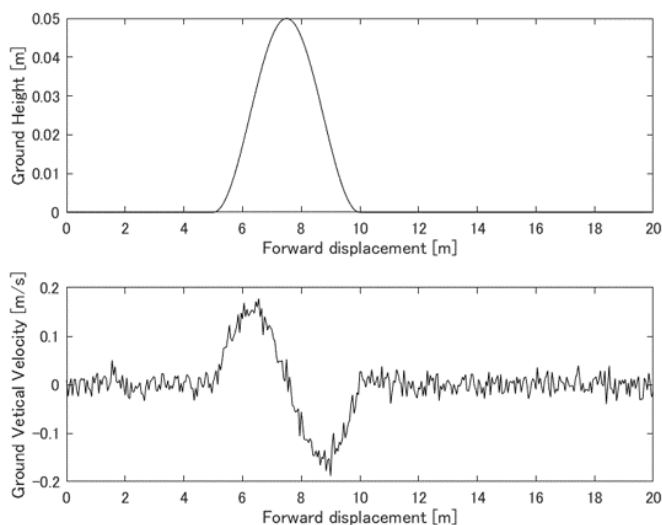


Figure 4.3: The road surface with a bump for the simulation. In the upper row of figure, the horizontal axis is the horizontal displacement q_h , and the vertical axis is the height q_r , showing the cross-sectional shape of the road surface. The lower row shows the horizontal displacement q_h on the horizontal axis, and the vertical axis shows the road surface unevenness velocity \dot{q}_r considering the horizontal velocity \dot{q}_h .

して路面粗さの影響は、サスペンションの減衰が高すぎる場合において、路面振動が吸収されないため、乗り心地が悪化する。したがって、適切に減衰変化を行う制御則が最も乗り心地を向上させることが期待される。

路面粗さに伴うランダム路面入力 $w_r(\dot{q}_h)$ に高さ 0.05[m], 区間 5[m] の段差を考慮する。本研究ではこの段差を含んだ路面を 5[m/s] で通過する状況を想定し、路面長は 20[m] とする。Figure 4.3 に想定する段差を含んだ路面を示す。各図の上段について、横軸は水平方向変位 q_h , 縦軸は高さ q_r であり、路面の断面形状を示している。下段は横軸を水平方向変位 q_h , 縦軸は水平方向速度 \dot{q}_h を考慮した垂直向路面速度 \dot{q}_r である。ここで、段差は Akbari らと同様に余弦波の 1/4 周期として再現している [46]。本研究では上記設定を満たすよう、段差再現のための余弦波は周期 20[m], 振幅 0.05[m] とした。

凹凸を含んだ路面

凹凸を含んだ路面を想定し、路面粗さに加え、路面凹凸を正弦波の組み合わせで再現する。路面凹凸を考慮することでホワイトノイズにより再現される路面粗さとは異なる周波数成分が増大する。セミアクティブ振動制御問題においては、外乱にあたる加振周波数ごとに適切な減衰が異なることから、複数の周波数を同時抑制する問題は減衰変化を適切に行うことが求められる。本研究では凹凸を考慮した多くの路面状況を再現することで、あ

らゆる状況に対して有効な制御手法を考察する。

路面粗さに伴うランダム路面入力 $w_r(\dot{q}_h)$ に対して正弦波の組み合わせの和をとり、垂直方向路面速度 \dot{q}_r を

$$\dot{q}_r = \dot{q}_h \frac{\partial}{\partial q_h} \sum_{i=1}^{n_{sin}} A_{sin}(i) \sin\left(\frac{2\pi}{\lambda_h(i)} q_h\right) + w_r(\dot{q}_h) \quad (4.13)$$

とする。ここで n_{sin} は組み合わせる正弦波の個数、 $A_{sin}(i)$ は i 番目の正弦波の振幅、 $\lambda_h(i)$ は i 番目の正弦波の波長である。本研究では、シミュレーション条件として Table 4.2 に示した 5 パターンについて、徐行速度から通常運行速度を想定した水平方向速度 $q_h = 4, 6, 8, 10$ [m/s] の場合を考える。シミュレーションを行う路面長は 100 [m] とする。パターン番号が小さい場合は路面形状変化が大きな路面、大きい場合は路面形状変化が小さな路面を想定している。

Table 4.2: Parameter of the road surface for the simulation. It is assumed that the smaller the pattern number, the larger change in the road surface shape and the larger the unevenness. Moreover, the larger the pattern number, the smaller the change in the road surface shape and the smaller the unevenness.

Pattern No.	n_{sin}	$A_{sin}(i)$ [m]	$\lambda_h(i)$ [m]
1	4	0.0025, 0.0125, 0.025, 0.25	1, 5, 10, 100
2	3	0.0125, 0.025, 0.25	5, 10, 100
3	2	0.025, 0.25	10, 100
4	1	0.25	100
5	1	0	100

Figure 4.4 にシミュレーションに用いる路面例としてパターン 1, 5 を示す。各図の上段について、横軸は水平方向変位 q_h 、縦軸は高さ q_r であり、路面の断面形状を示している。下段は横軸を水平方向変位 q_h 、縦軸は水平方向速度 \dot{q}_h を考慮した垂直向路面速度 \dot{q}_r である。パターン 1 は路面形状の影響が大きく周期的な形状を示す。パターン 5 は路面形状を生成する正弦波の振幅が 0 であるため、路面凹凸のみで生成されている。このときの外乱となる垂直方向路面速度 \dot{q}_r の周波数成分は、パターン 1 が低周波成分の割合が比較的大きくなり、パターン 5 が一様な白色雑音となる。パターン 2~4 はパターン 1, 5 に対して中間的な周波数特性となる。速度が大きくなると正弦波で形成された路面形状による影響は高周波成分が大きくなり、ランダム路面入力 $w_r(\dot{q}_h)$ の振幅は小さくなる。

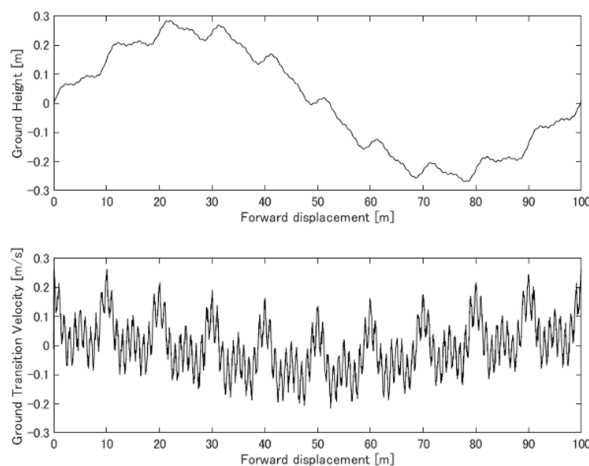
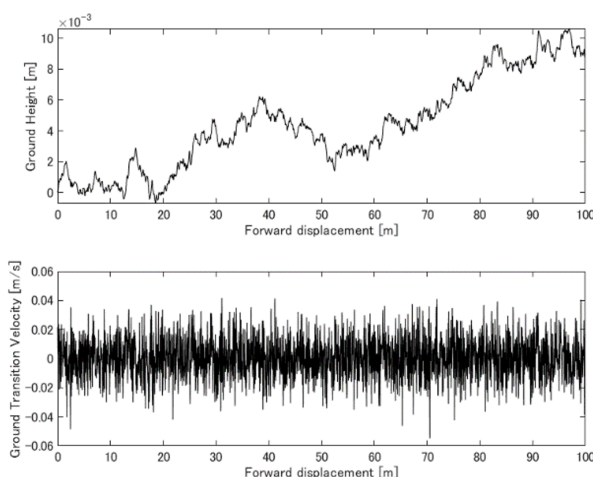
(a) Example of the road surface pattern 1, $\dot{q}_h = 4[\text{m/s}]$.(b) Example of the road surface pattern 5, $\dot{q}_h = 4[\text{m/s}]$.

Figure 4.4: Two examples of road surface shape patterns are shown in Table 4.2. In the upper row of each figure, the horizontal axis is the horizontal displacement q_h , and the vertical axis is the height q_r , showing the cross-sectional shape of the road surface. The lower row shows the horizontal displacement q_h on the horizontal axis, and the vertical axis shows the road surface unevenness velocity \dot{q}_r considering the horizontal velocity \dot{q}_h . Pattern 1 shows a periodic shape greatly affected by the road surface shape. Pattern 5 is generated only by the unevenness of the road surface because the amplitude of the sine wave that generates the road surface shape is 0. As for the frequency component of the road surface unevenness velocity \dot{q}_r , the ratio of the low-frequency component is large in pattern 1, and pattern 5 is uniform white noise. Patterns 2 to 4 have frequency characteristics that are intermediate between patterns 1 and 5. As the velocity increases, the influence of the road surface shape formed by the sine wave increases the high-frequency component, and the amplitude of the random road surface input $w_r(\dot{q}_h)$ decreases.

4.4.2 制御系の構築

MLD 予測制御器・MLD 予見制御器の設計

MLD 予見制御・MLD 予測制御では乗り心地の向上を目的として車体の絶対加速度 $z_{s1}(= \ddot{q}_s)$ に重み付けをするよう、評価関数 $J_{s(MLD)}$ は次のように設定する。

$$J_{s(MLD)} = \sum_{i=0}^{N_{s(MLD)}} (z_{s(k+i)}^T \mathbf{Q}_{s(MLD)} z_{s(k+i)} + \mathbf{v}_{s(k+i)}^T \mathbf{R}_{s(MLD)} \mathbf{v}_{s(k+i)}) \quad (4.14)$$

$$N_{s(MLD)} = 30, \mathbf{Q}_{s(MLD)} = \text{diag}(10^7, 10^1, 10^1), \mathbf{R}_{s(MLD)} = \text{diag}(1, 0, 0)$$

このうち、重み $\mathbf{Q}_{s(MLD)}$ は乗心地を向上することを考え、車体の絶対加速度 $z_{s1}(= \ddot{q}_s)$ に対して、計算精度が維持できる範囲で十分に大きな値となるよう設定した。MIQP 問題は数値計算によって解かれる都合上、問題中で扱える桁数には用いる計算機や開発環境ごとに限界がある。このため、重み $\mathbf{Q}_{s(MLD)}$ を極端に大きな値を設定した場合は、計算中に生じた小さな値を切り捨てる必要があり、計算精度が維持できない。したがって、本研究の計算環境、シミュレーション条件において計算精度が維持できる範囲で可能な限り大きな値である 10^7 を加速度重み係数と設定した。重み $\mathbf{R}_{s(MLD)}$ は、対角行列における左上の要素から u_s, ζ_s, δ_s に対する重みにあたる。一要素目については、本研究において MR ダンパの発生力 u_s に関して特に制限はないため、重み $\mathbf{Q}_{s(MLD)}$ に対して十分に小さい 1 とした。二、三要素目については、MLD モデル表現における仮想的な変数であることから、考慮不要であると考え 0 とした。

ここで、MLD 予見制御、MLD 予測制御における有限時間最適化制御問題のステップ数 $N_{s(MLD)}$ は MLD 予見制御のシミュレーション結果を基に決定した。MLD 予見制御と MLD 予測制御で Table 4.2 と水平速度を組み合わせたシミュレーション条件 20 種のシミュレーションを行ったときの各予見ステップ数に対する性能の変化を Figure 4.5 に示す。Figure 4.5 において左は MLD 予測制御、右は MLD 予見制御、上段は乗り心地性能比 P_R 、中段はタイヤ変形量のピーク値、下段はサスペンションストロークのピーク値を示す。MLD 予見制御は予見ステップ数 25 程度で乗り心地性能比 P_R の最大値、タイヤ変形量のピーク値の最大値、サスペンションストロークのピーク値の最大値がそれぞれ最も小さくなる。対して、各項目の最小値は予見ステップ数 $N_{s(MLD)}$ を大きくしても、変化は小さい。これは、水平速度 $\dot{q}_h = 6$ における Table 4.2 パターン 2 のシミュレーションでは手法ごとの乗り心地性能比 P_R の差が小さくなることによる。水平速度 $\dot{q}_h = 6$ 、Table 4.2 パターン 2 において、外乱の主な周波数成分は約 0.6, 1.2[Hz] となり、本研究のシミュレーション条件におけるサスペンションの共振周波数 1.14[Hz] に最も近くなる。路面粗さの影響はあるものの、この場合は共振を抑えるように常に最大入力を印加することが最

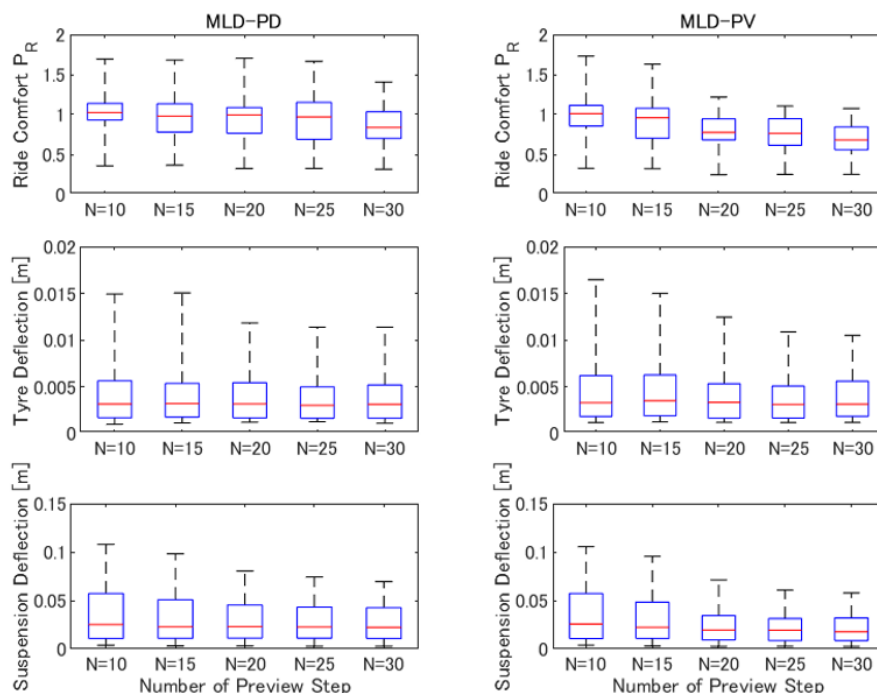


Figure 4.5: Damper force for suspension deflection velocity $\dot{q}_s - \dot{q}_u$ and current I . MR fluid is not Newtonian fluid but Bingham fluid; it is affected not only by force proportional to the velocity but also by the Coulomb frictional force. This Coulomb frictional force also fluctuates depending on the current. Therefore, the generated force of the MR damper mounted on a moving vehicle cannot generate a force near 0 regardless of the state. In addition, as with the damper assuming ideal Newtonian fluid, it also has a passive constraint on velocity; it is not possible to generate forces in the second and fourth quadrants.

適解に近いと考えられる。実際、この状況で得られる各予見ステップ数でのMLD 予測制御、MLD 予見制御則におけるMR ダンパへの信号指令は他の路面形状の場合と比較して最大値に近くなる傾向にある。その傾向が最も顕著な予見ステップ数 $N_s(MLD) = 30$ の場合の指令電流 $I \in [0, 1]$ のRMS 値を見ると、外乱の高周波成分が比較的大きい水平速度 $\dot{q}_h = 6$ 、Table 4.2 パターン 5 においてMLD 予測制御は $0.17[\text{A}]$ 、MLD 予見制御は $0.16[\text{A}]$ となっているのに対して、水平速度 $\dot{q}_h = 6$ 、Table 4.2 パターン 2 においてMLD 予測制御は $0.69[\text{A}]$ 、MLD 予見制御は $0.78[\text{A}]$ と最大値に近い。また、本研究では式 (4.12) のように非制御時を基準として乗り心地性能比 P_R を定義しているため、サスペンションの共振の影響により非制御時の車体加速度が大きくなる水平速度 $\dot{q}_h = 6$ 、Table

4.2 パターン 2 の条件では乗り心地性能比 P_R が小さくなり、最小値となりやすい。本研究におけるシミュレーションではいずれの手法や予見ステップ数 $N_{s(MLD)}$ でも水平速度 $\dot{q}_h = 6$ における表 2 パターン 2 で乗り心地性能比 P_R が最小となり、その差は小さい。

予見ステップ数 $N_{s(MLD)} = 25, 30$ 間において乗り心地性能比 P_R の中央値がわずかに小さくなっているものの、 $N_{s(MLD)} = 20, 25$ 間のように乗り心地性能比 P_R の最大値は小さくなってはいない。したがって、予見ステップ数を 30 より大きくしても性能の向上は期待できないと考え、本稿では予見ステップ数 30 を設計パラメータとした。ここで Figure 4.5 左の MLD 予測制御の結果もみると、MLD 予見制御と比較して有限時間最適化制御問題のステップ数 $N_{s(MLD)}$ を大きくすることによる性能向上幅は小さいことがわかる。ここからも、本問題において前方の路面凹凸を観測し、事前取得した外乱 w_s を有効に活用できていることが確認できる。予見ステップ数 30 としても、本稿における最大速度 10[m/s] において、事前取得が必要な路面凹凸は 3.0[m] 前方となっており、先行研究で示された車両前方 1 ~ 15[m] を取得可能という条件を逸脱するものではない [122]。したがって、本研究のシミュレーションにおいては予見ステップ数 $N_{s(MLD)} = 30$ を用いる。

スカイフック近似則

比較対象とするスカイフック近似則では仮想減衰係数 $c_s s = 8.82 \times 10^7$ とした。評価関数を用いた直接的な設計ができないスカイフック近似則の理想減衰係数 $c_s s$ の設計は、MLD 予見制御や MLD 予測制御と同程度のサスペンションストロークになるよう、 $\dot{q}_h = 4$ とした Table 4.2 パターン 1 のシミュレーションに対し、サスペンション変位の範囲が 50[mm] 以下 (± 25 [mm] 以下) になるように Nelder - Mead 法にて探索し、決定した。

MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの構築

MLD 予測制御・MLD 予見制御では、制御サイクルごとに MIQP 問題を解く必要がある。MIQP 問題は NP 困難に分類され、振動制御問題で要求される制御周期期間内に解くことは困難である [41]。したがって、提案手法である MLD 予見制御を実現するためには、計算負荷を抑制する必要がある。本研究では 2.2.3 項に示した MIQP 問題 (式 (2.50)) を \mathbf{u}_k を従属変数、 \mathbf{x}_{sk} と外乱系列 \mathbf{W}_s を独立変数とする関数 $u_{sk} = f_{s(MIQP)}(\mathbf{x}_{sk}, \mathbf{W}_s)$ と考え、2.3 節に示したニューラルネットワークで近似する。ここで、 $\mathbf{W}_s = [w_{sk} \ w_{s(k+1)} \ \cdots \ w_{s(k+N)}]^T$ である。本研究では MLD 予見制御近似ニューラルネットワークを関数 $\hat{u}_{sk} = f_{s(NN)}(\mathbf{x}_{sk}, \mathbf{W}_s)$ として代替実装することで計算負荷を抑制する。本研究のシミュレーション条件、MLD 予見制御器において、 \mathbf{x}_{sk} は 4 要素、 \mathbf{W}_s は 31 要素であるから、 $f_{s(MIQP)}(\mathbf{x}_{sk}, \mathbf{W}_s)$ は 35 変数に対し、1 つの値を持つ

関数となる。したがって、 $f_{s(NN)}(\mathbf{x}_{sk}, \mathbf{W}_s)$ も同様の構成となる。ニューラルネットワークの最適化における評価関数 J_{NN} は次式で与えられる。

$$J_{s(NN)} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_s(NN)} (u_{sk} - \hat{u}_{sk})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^{M_{NN}} \|\mathbf{W}_{NNk}\|_2^2 \quad (4.15)$$

ここで、 $N_s(NN)$ は教師データのサンプル数、 λ は L2 正則化係数である。本研究で用いる MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは式 (4.15) を学習アルゴリズム adam で最小化する [88]。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 Table 4.3 に示す。

Table 4.3: Training parameter of neural network.

Parameters	Symbol	Values
Number of network input	n_{in}	35
Number of layers	M_{NN}	10
Number of output of 1st layer	l_1	170
Number of output of 2nd layer	l_2	170
Number of output of 3rd layer	l_3	170
Number of output of 4th layer	l_4	170
Number of output of 5th layer	l_5	170
Number of output of 6th layer	l_6	170
Number of output of 7th layer	l_7	170
Number of output of 8th layer	l_8	170
Number of output of output layer	l_f	1
L2 normalized coefficient	λ	10^{-6}

本研究で行う路面状況を再現したシミュレーションにおいては多くの状況が存在する。したがって、多くの状況を網羅するため、状態量 \mathbf{x}_{sk} と外乱系列 \mathbf{W}_s はに対応する値を乱数で生成し、これらにたいする MIQP 解を教師データとする。状態量 \mathbf{x}_{sk} と外乱系列 \mathbf{W}_s に対応する乱数は MLD 予見制御のシミュレーション結果を基に $-1.5 \sim 1.5$ とした。非制御時のシミュレーションにおいて、Table 4.2 のシミュレーション条件と水平速度 \dot{q}_h の組み合わせの中で最も大きな外乱振幅はパターン 1, $\dot{q}_h = 10[\text{m/s}]$ である。この場合、時間応答における状態ベクトル \mathbf{x}_s のピーク値は、本研究で示す条件の中で最大となる。このときの MLD 予見制御のシミュレーションでは、外乱 w_s のピーク値、状態値 $x_{s1}, x_{s2}, x_{s3}, x_{s4}$ はそれぞれ $0.6[\text{m/s}], 0.101[\text{m}], 1.01[\text{m/s}], 0.0560[\text{m}], 0.507[\text{m/s}]$ で

あった。シミュレーションの全ての状況を考慮するためには、生成する乱数の範囲をこれらの値よりも大きな振幅にする必要がある。また、シミュレーションにおける外乱は、式(4.13)のようなホワイトノイズが含まれるため、これらの値は参考値である。したがって、本研究では余裕を設け、 $-1.5 \sim 1.5$ の範囲の乱数を $f_{s(MIQP)}(\mathbf{x}_{s_k}, \mathbf{W}_s)$ に代入して \mathbf{x}_s , \mathbf{W}_s 及び u_s の組み合わせを教師データとした。また、本研究で使用した乱数は、MATLAB2020a の関数 `rand` で生成した一様乱数である。0 ~ 1 の範囲で生成された一様乱数を $-1.5 \sim 1.5$ の範囲になるよう調整し、所望の乱数を得る。

本研究では検証データ、テストデータを合わせて 10^6 サンプルとし、そのうち 80[%] サンプルを教師データ N_{st} として使用し、10[%] を学習終了を判定する検証データとして使用した。残りの 10[%] のテストデータは学習には用いず、学習したニューラルネットワークの近似精度を評価するために使用する。ニューラルネットワークは様々な状況を想定し、学習するため学習データには乱数を用いているものの、現実的に学習とシミュレーションにおいて全く同じ状態量 \mathbf{x}_s , 外乱系列 \mathbf{W}_s をとる保証はない。したがって、ニューラルネットワークが過学習を起こしている場合、学習時と少し異なるだけの状況においても全く異なる動作をする場合が想定される。

このため、過学習を防ぐため、式(4.15)の L2 正則化係数 λ を大きくすることで未学習のテストデータに対して比較的正確な近似値を得ることが期待される。本研究ではテストデータに対して入力電流誤差 0 ~ 0.1[A] 以内に収まるサンプルが最大化されるように L2 正則化係数 λ を調整した。

構築したニューラルネットワークのテストデータに対する入力電流 I の誤差分布を Figure 4.6 に示す。ここで、横軸は誤差の大きさ、縦軸は各誤差範囲でのサンプル数を示す。本研究で想定している MR ダンパの電流範囲は 0 ~ 1[A] であるから、入力電流誤差は最大でも 1[A] である。Figure 4.6 から、 10^5 サンプルのテストデータに対して、97.6[%] が 0 ~ 0.1[A] の範囲内に収まり、98.8[%] が 0 ~ 0.2[A] の範囲内に収まることが確認できる。ほぼ全てのサンプルにおいて誤差は小さく、逆の動作となる誤差 0.9 ~ 1[A] をとる場合はない。したがって、構成されたニューラルネットワークは未知の状況に対しても比較的よく MLD 予見制御を近似できているといえ、本研究ではここで構成したニューラルネットワークを MLD 予見制御近似ニューラルネットワークとして用いてシミュレーション比較を行う。

4.4.3 シミュレーションによる性能評価

段差を含んだ路面に対する応答

提案手法である MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワーク、従来手法である MLD 予測制御、スカイフック近似則を段差を含んだ路面シミュレーションによ

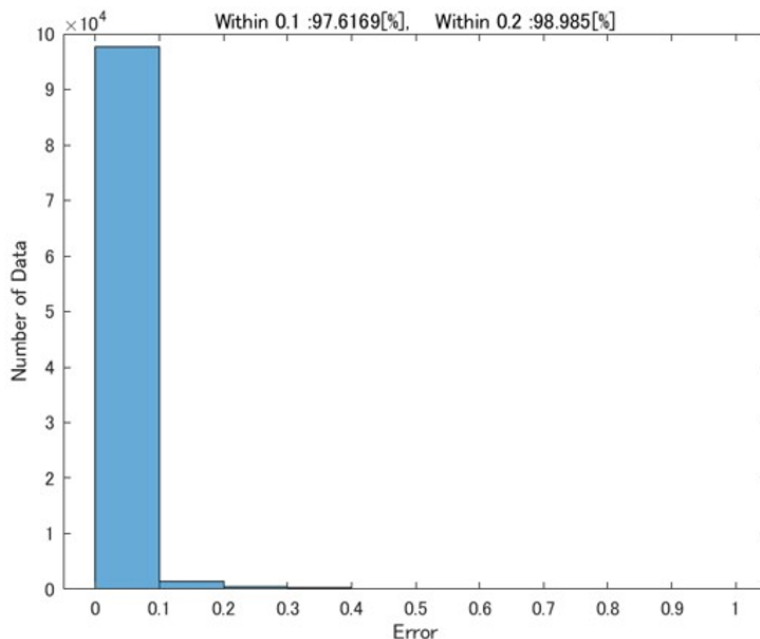
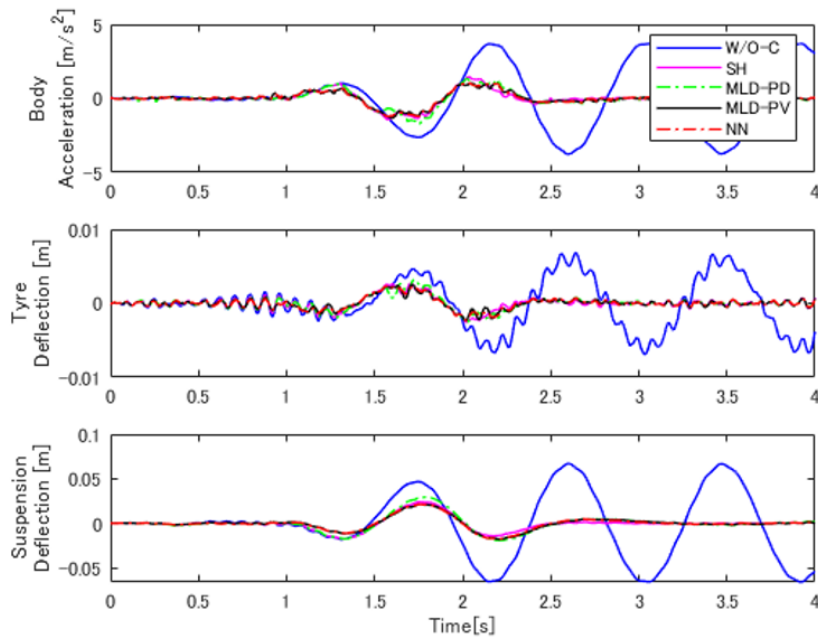


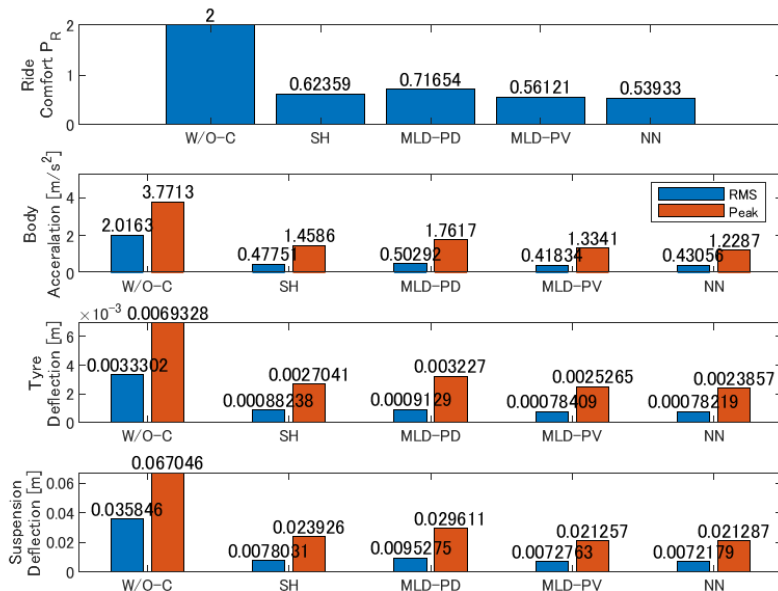
Figure 4.6: The error distribution of the input current I for the test data of the constructed neural network.

り比較する．シミュレーション結果を Figure 4.7 に示す．Figure 4.7(a) は時間応答を示し，縦軸は上段が車体の絶対加速度，中段がタイヤ変形量，下段がサスペンション変形量をそれぞれ示し，横軸は時間を示す．Figure 4.7(b) は各評価量の RMS 値とピーク値を示す．一段目は乗り心地性能比 P_R ，二段目は車体の絶対加速度，三段目はタイヤ変形量，四段目はサスペンション変形量をそれぞれ示し，図中青色は RMS 値，橙色はピーク値を示している．また，このシミュレーションにおいて段差通過時にあたる 1 ~ 1.5[s] の区間の指令電流の時間応答を Figure 4.8 に示す．図中の凡例は，各方式の略称を示す．W/O-C は非制御のサスペンション系，MAX は MR ダンパへの指令電流を常に最大とするパッシブ制御，MIN は MR ダンパへの指令電流を常に最小とするパッシブ制御，SH はスカイフック近似則，MLD-PD は MLD 予測制御，MLD-PV は MLD 予見制御，NN は MLD 予見制御近似ニューラルネットワークである．

Figure 4.7(a) において，車体の絶対加速度，サスペンション変形量の大きさは，すべての方式で 1.33[s], 1.78[s], 2.20 [s] 付近で増加し，非制御時を除くすべての方式で 1.78[s] 付近でピークに達していることがわかる．非制御時は，サスペンションが柔軟な状態であるため，車両が段差を通過後，車体振動を適切に吸収することができない．このため，衝撃による振動はゆっくりと減衰し，2.60[s] 付近にピークが発生する．車両は 1.0[s] で段差に到達し，2.0[s] 間，段差上を走行するが，この期間の前半において最大振幅を示す



(a) Time response of simulations. Blue line: suspension system without control, Cyan Line: passive (constantly maximum input), Yellow Line: passive (constantly minimum input), purple line: skyhook approximation method, green line: MLD predictive control, black line: MLD preview control, red line: NN: MLD preview control approximation neural network.



(b) RMS values and peak values for each method in the simulation. Blue : RMS value, orange: peak value. W/O-C: suspension system without control, MAX: passive (constantly maximum input), MIN: passive (constantly minimum input), SH: skyhook approximation method, MLD-PD: MLD predictive control, MLD-PV: MLD preview control, NN: MLD preview control approximation neural network.

Figure 4.7: The simulation result of the road with a bump

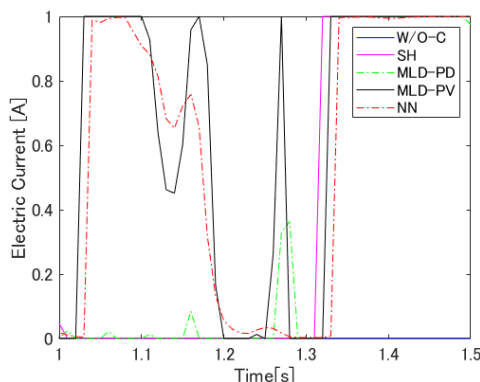


Figure 4.8: The input current I for the MR damper at the simulation of the road with a bump

1.33[s] 付近では、非制御、MLD 予見制御、スカイフック近似則の応答はほぼ同じである。また、それらの場合の車体の絶対加速度、サスペンション変形量は、MLD 予見制御や MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの場合よりも大きくなっている。段差通過時において、MLD 予見制御、スカイフック近似法のいずれも操作量は現在の状態ベクトルに依存するため、段差の通過によって生じる振動に対して操作量を計算する。したがって、振動が生じるまで積極的な制御操作を行うことはなく、非制御時と概ね同じ挙動を示す。一方、本研究で提案した MLD 予見制御とそのニューラルネットワーク近似では、段差通過時の挙動が異なる。これは、MLD 予見制御や MLD 予見制御近似ニューラルネットワークでは、段差の存在を事前に認識しており、段差通過前に前もって制御操作を行っているためである。段差通過時の指令電流、Figure 4.8 を見ると、MLD 予見制御や MLD 予見制御近似ニューラルネットワークでは、段差通過前半において指令電流を大きくしていることがわかる。これはセミアクティブサスペンションの減衰係数を増加させ、段差通過におけるサスペンション変形量を小さくすることで、より高速に振動を減衰させるような制御をしていると考えられる。Figure 4.7(a) の車体の絶対加速度の応答を見てもわかるように、MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは段差通過前半において他手法と比較して絶対加速度が一時的に増加しているが、1.33[s] 付近では他手法と比較して振幅を小さく抑えている。MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは前方路面情報を用いることで、将来の応答が小さくなるように制御操作を行っていることが確認できる。また、指令電流 Figure 4.8 から、MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは他手法と比較して応答が似通っており、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは MLD 予見制御を再現するよう動作していることが確認できる。タイヤ変形量は、全ての制御則で大きな差は見られず、全ての制御則が非制御時よりも小さくなっている。これらの時間応答の結果から、MLD 予見制御、MLD 予

見制御近似ニューラルネットワークは前方路面情報を有効に使い、サスペンション変形量を小さく抑えつつ、車体の絶対加速度を小さく抑えている。したがって、提案手法の有効性を確認できる。

Figure 4.7(b) から、制御手法間におけるタイヤ変形量、サスペンション変形量のピーク値の差は最大でそれぞれ 0.84[mm], 27[mm] と大きな差はない。いずれ MLD 予見制御近似ニューラルネットワークが最小であり、MLD 予測制御が最大である。一方で、乗り心地性能比 P_R を見ると、提案手法である MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークはともに他の制御手法よりも優れた乗り心地を示している。従来手法であるスカイフック近似則と比較しても MLD 予見制御で 10.0[%], MLD 予見制御近似ニューラルネットワークで 13.5[%] とその改善は明らかである。MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは計算負荷の抑制のため、MLD 予見制御を近似しているが、近似誤差の影響は悪影響を与えておらず、従来手法であるスカイフック近似則や MLD 予測制御よりも優れた性能を示した。したがって、適切に減衰変化を行う必要がある段差を含んだ路面シミュレーションにおいて、提案手法は優れた制御性能を示した。

凹凸を含んだ路面に対する応答

本研究では提案手法である MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワーク、従来手法である MLD 予測制御、スカイフック近似則を比較する。

水平速度 $\dot{q}_h = 4$ [m/s] におけるパターン 1, 5(Table 4.2) の結果を Figure 4.9, 4.10 に示す。時間応答は傾向が似通っているため、 $\dot{q}_h = 4$ [m/s] におけるパターン 1 の結果のみを示す。Figure 4.9 において、縦軸は上段が車体の絶対加速度、中段がタイヤ変形量、下段がサスペンション変形量をそれぞれ示し、横軸は時間を示す。Figure 4.10 に各評価量の RMS 値とピーク値を示す。一段目は乗り心地性能比 P_R 、二段目は車体の絶対加速度、三段目はタイヤ変形量、四段目はサスペンション変形量をそれぞれ示し、図中青色は RMS 値、橙色はピーク値を示している。図中の凡例は、各方式の略称を示す。W/O-C は非制御のサスペンション系、MAX は MR ダンパへの指令電流を常に最大とするパッシブ制御、MIN は MR ダンパへの指令電流を常に最小とするパッシブ制御、SH はスカイフック近似則、MLD-PD は MLD 予測制御、MLD-PV は MLD 予見制御、NN は MLD 予見制御近似ニューラルネットワークである。また、図中の RMS 値やピーク値といった各評価値については Table 4.4, 4.7 に示す。

Figure 4.9 の時間応答において、検討したセミアクティブ制御手法の車体絶対加速度、タイヤ変形量、サスペンションストロークなどの各評価値は、いずれも制御なしのサスペンションシステムより小さくなっていることがわかる。特に車体の絶対加速度については、図中に円で示しているように、スカイフック近似法の応答の振幅は時刻 5.16, 6.02[s] において振幅が大きくなり、MLD 予測制御の応答は時刻 5.16[s] において振幅が大きい

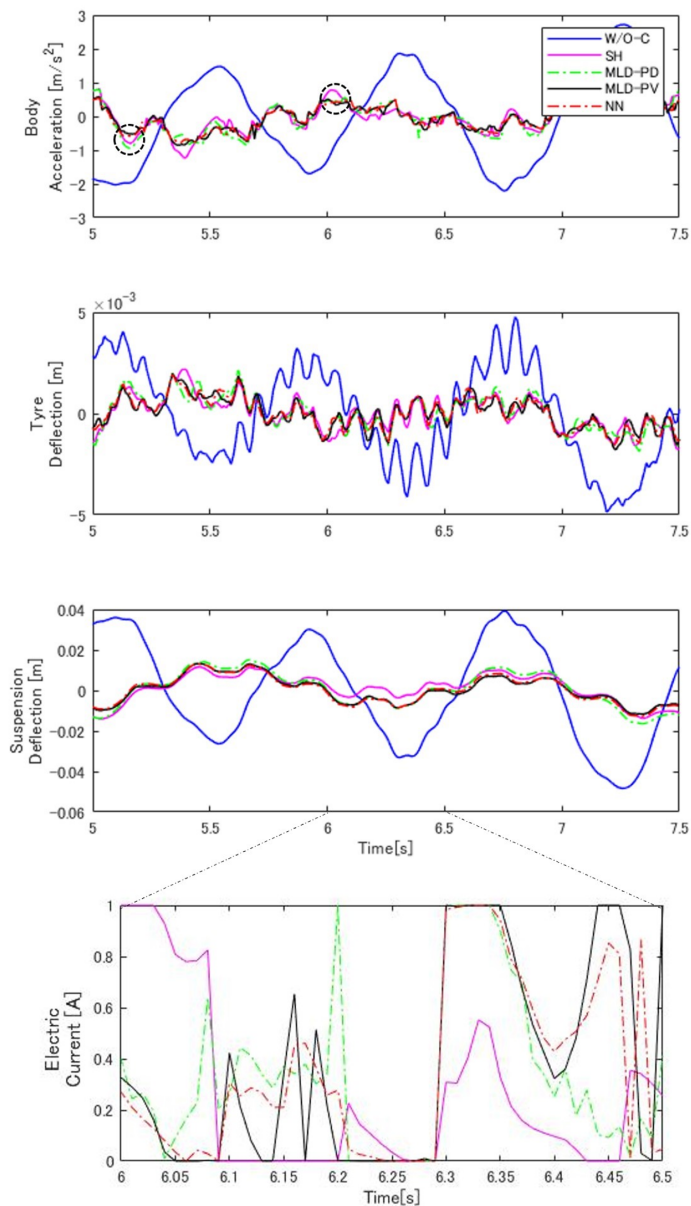
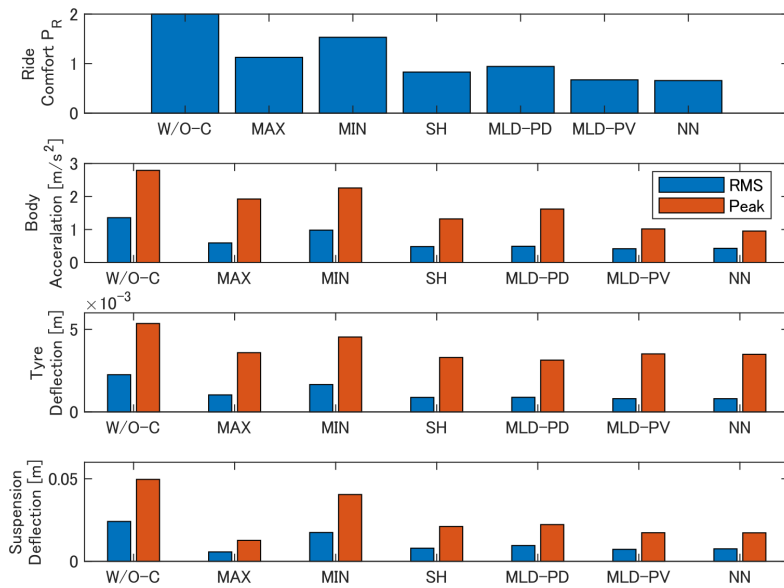
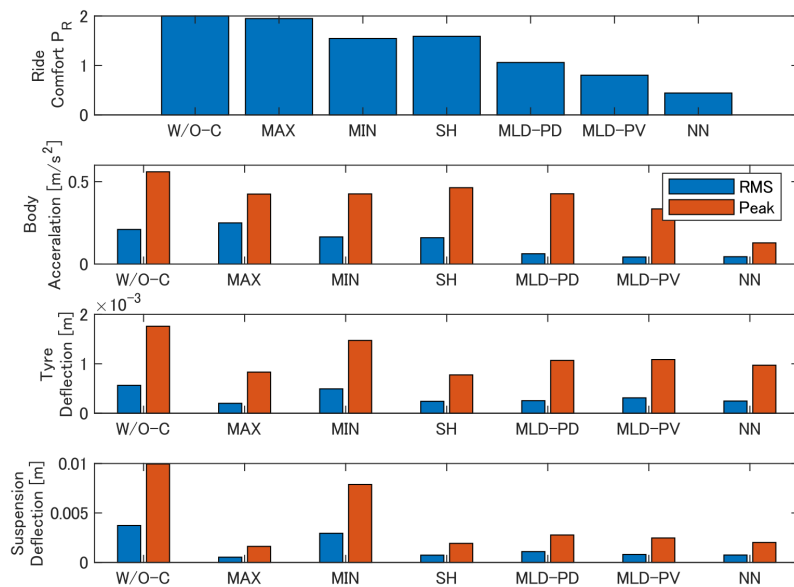


Figure 4.9: An excerpt from 5 to 7.5[s] of the simulation result for Pattern 1 in Table 4.2 (for horizontal velocity $\dot{q}_h = 4$ [m/s]). In this figure, the vertical axis in the first law is the absolute acceleration of the car body, the 2nd row is the tyre deflection, the 3rd row is the suspension stroke, the bottom row is the electric current to the MR damper, and the horizontal axis is time. The blue line labeled W/O-C is the suspension system without control, the magenta line labeled SH is the response of the skyhook approximation method, the green line labeled MLD-PD is the response of the MLD predictive control, the black line labeled MLD-PV is the response of the MLD preview control, red line labeled NN is the response of the neural network approximation of the MLD preview control.

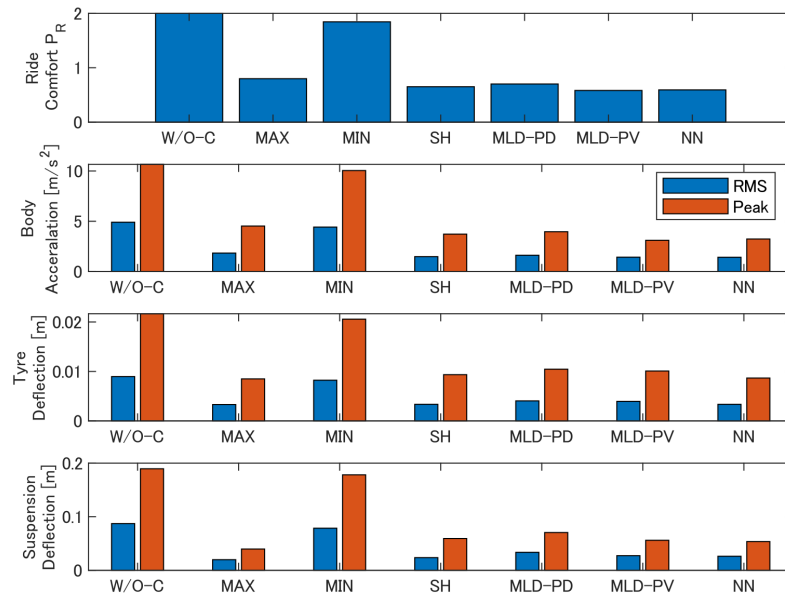


(a) The simulation result for Pattern 1

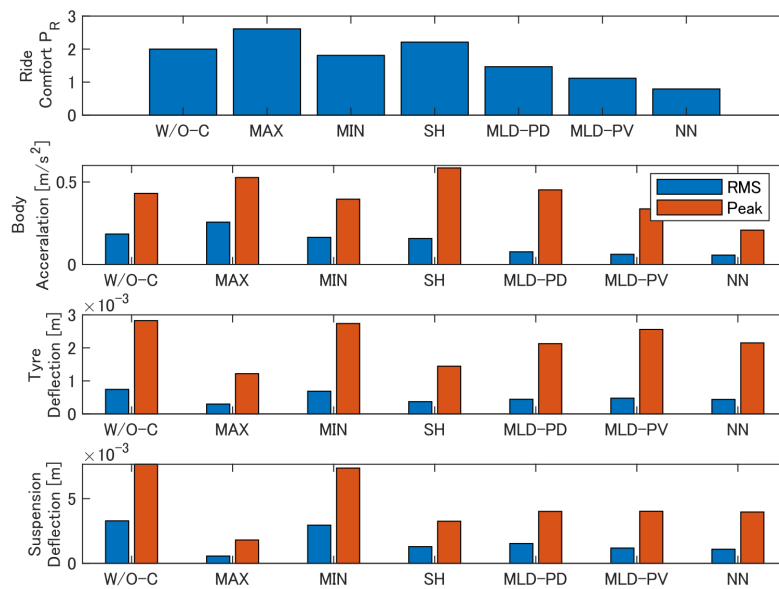


(b) The simulation result for Pattern 5

Figure 4.10: Excerpts of simulation results in Table 4.2 (for horizontal velocity $\dot{q}_h = 4$ [m/s]). The symbols in the figure here are W/O-C for the suspension system without control, MAX for the case in which the maximum input to the MR damper is constantly applied, MIN for the case in which the minimum input to the MR damper is constantly applied, SH for the skyhook approximation method, MLD-PD for the MLD predictive control, MLD-PV for the MLD preview control, and NN is the proposed neural network approximation of the MLD preview control.



(a) The simulation result for Pattern 1



(b) The simulation result for Pattern 5

Figure 4.11: Excerpts of simulation results in Table 4.2 (for horizontal velocity $\dot{q}_h = 10$ [m/s]). The symbols in the figure are the same as in Figure 4.10.

Table 4.4: The evaluation values in Figure 4.10 (a).

~	Ride comfort performance ratio P_R	Body acceleration [m/s^2]		Tyre deflection [mm]		Suspension deflection [mm]	
		RMS	Peak	RMS	Peak	RMS	Peak
W/O-C	2.0000	1.3577	2.7911	2.2538	5.3557	24.1375	49.6203
MAX	1.1263	0.5934	1.9237	1.0302	3.5884	5.6923	12.6864
MIN	1.5317	0.9811	2.2582	1.6573	4.5377	17.4488	40.4513
SH	0.8292	0.4831	1.3212	0.8796	3.2977	7.9410	21.0863
MLD-PD	0.9426	0.4918	1.6200	0.8854	3.1379	9.5570	22.2464
MLD-PV	0.6725	0.4180	1.0177	0.8029	0.8029	7.2484	17.3118
NN	0.6578	0.4294	0.9533	0.8015	3.4885	7.5593	17.2567

Table 4.5: The evaluation values in Figure 4.10 (b).

~	Ride comfort performance ratio P_R	Body acceleration [m/s^2]		Tyre deflection [mm]		Suspension deflection [mm]	
		RMS	Peak	RMS	Peak	RMS	Peak
W/O-C	2.0000	0.2100	0.5597	0.5642	1.7590	3.7335	9.9509
MAX	1.9479	0.2498	0.4246	0.2007	0.8318	0.5228	1.6207
MIN	1.5450	0.1647	0.4257	0.4930	1.4723	2.9442	7.8800
SH	1.5890	0.1598	0.4634	0.2411	0.7753	0.7341	1.9248
MLD-PD	1.0599	0.626	0.4264	0.2541	1.0684	1.0934	2.7724
MLD-PV	0.8025	0.0430	0.3347	0.3113	1.0857	0.8022	2.4716
NN	0.4422	0.0446	0.1258	0.2468	0.9712	0.7466	2.0162

ことがわかる。これに対して、他制御手法で振幅が大きくなる状況においても MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークにより、振幅を小さく抑えていることが確認できる。したがって、提案する MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークでは、他手法において瞬間的に車体の絶対加速度の振幅が大きくなるような状況においても、車体の絶対加速度の振幅を小さく抑えることができていると言える。また、MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの応答概形は比較的似通っている。ここまでの結果から、未来情報を活用している MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは振動制御問題において有利な点があると考えられる。MR ダンパへの指令電流を見ても、応答は若干平滑化されているものの、MLD 予見制御

Table 4.6: The evaluation values in Figure 4.11 (a).

~	Ride comfort performance ratio P_R	Body acceleration [m/s^2]		Tyre deflection [mm]		Suspension deflection [mm]	
		RMS	Peak	RMS	Peak	RMS	Peak
W/O-C	2.0000	4.9038	10.6594	8.9635	21.6673	87.1783	189.5010
MAX	0.7986	1.8349	4.5236	3.3088	8.4951	19.8213	36.6967
MIN	1.8437	4.4204	10.0447	8.2294	20.5731	78.5858	176.1681
SH	0.6508	1.4801	3.7194	3.3554	9.3511	23.6499	59.3022
MLD-PD	0.7011	1.6174	3.9573	4.0478	10.4581	33.5412	70.5057
MLD-PV	0.5823	1.4721	3.1049	3.9483	10.0879	27.3044	56.0438
NN	0.5928	1.4188	3.2344	3.3528	8.6691	26.2283	53.6348

Table 4.7: The evaluation values in Figure 4.11 (b).

~	Ride comfort performance ratio P_R	Body acceleration [m/s^2]		Tyre deflection [mm]		Suspension deflection [mm]	
		RMS	Peak	RMS	Peak	RMS	Peak
W/O-C	2.0000	0.1847	0.4308	0.7427	2.8255	3.2838	7.6590
MAX	2.6128	0.2567	0.5270	0.2984	1.2184	0.5605	1.8030
MIN	1.8100	0.1646	0.3959	0.6872	2.7379	2.9489	7.3637
SH	2.2116	0.1577	0.5851	0.3712	1.4450	1.2885	3.2543
MLD-PD	1.4660	0.0769	0.4522	0.4431	2.1273	1.5282	4.0137
MLD-PV	1.1174	0.0619	0.3371	0.4771	2.5583	1.1804	4.0235
NN	0.7927	0.0571	0.2083	0.4386	2.1513	1.0875	3.9662

とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは比較的似通っている。

Figure 4.10(a) は、 $\dot{q}_h = 4$ における Table 4.2 パターン 1 の応答である。提案するMLD 予見制御近似ニューラルネットワークが最も優れた乗り心地性能比 P_R を示し、その値は参照制御であるMLD 予見制御とほぼ同じであることがわかる。したがって、MLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは従来のMLD 予測制御やスカイフック近似則よりも優れた乗り心地を示すと言える。Table 4.4 を見ると、提案するMLD 予見制御近似ニューラルネットワークはMLD 予見制御と比較して車体の絶対加速度のRMS 値が若干悪化している。しかし、スカイフック近似則と比較したときの性能差を考慮すると、その悪化具合は十分に小さい。また、タイヤ変形量のピーク値について、制御

手法ごとの差は 0.37 [mm] 以内であり、十分に小さい。同様にサスペンション変形量のピーク値についても、制御手法ごとの差は 3.83[mm] と十分に小さい。また、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークがサスペンション変形量 17.2[mm] と制御手法群の中で最も小さく、MLD 予見制御が 17.3 [mm] とサスペンション変形量を次に小さく抑えた。これらの結果から、ほぼ同様のタイヤ変形量、サスペンション変形量の範囲内で提案手法である MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは優れた乗り心地を示したと言える。一般的にサスペンション系において乗り心地とサスペンション変形量はトレードオフの関係にあるが、MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークはサスペンション変形量を制御手法群の中で最も小さく抑えつつ、乗り心地の向上を示した。したがって、未来情報の活用により提案手法は従来のトレードオフを超えた性能を示したと言える。

Figure 4.10(b) は、 $\dot{q}_h = 4$ における Table 4.2 パターン 5 の応答である。パターン 5 は路面粗さのみを考えた平坦な路面である。Figure 4.10(b) を見ると、提案する MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは最も優れた乗り心地性能比 P_R を示した。MLD 予見制御は MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの次に優れた乗り心地性能比 P_R を示し、いずれも他の制御手法と比較して大きく改善している。このとき、パターン 1 の結果である (a) と同様に、制御手法ごとのタイヤの変形量とサスペンション変形量の差は小さい。したがって、比較的高周波な振動成分を持つ平坦な路面においても、提案する MLD 予見制御、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは優れた性能を示した。

水平速度 $\dot{q}_h = 10$ [m/s] におけるパターン 1, 5(Table 4.2) の結果を Figure 4.11 に示す。各段の縦軸、凡例は Figure 4.10 と同様である。また、図中の RMS 値やピーク値といった各評価値については Table 4.6, 4.7 に示す。速度は異なるものの、Figure 4.10 と同様に、同等のタイヤ変形量、サスペンション変形量の中で MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは最も優れた乗り心地性能比 P_R を示した。したがって、速度や路面状況が異なっても提案手法である MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークは、前方路面情報を有効活用し、従来の MLD 予測制御やスカイフック近似則と比較して優れた制御則であることを示した。

Figure 4.12 に全ての路面状況に対し、乗り心地性能比 P_R と最大タイヤ変形量、最大サスペンション変形量の分布を箱ひげ図で示す。いくつかの路面状況において、スカイフック近似則では乗り心地性能比が 2 を超える場合があり、非制御時よりも悪化することがわかる。スカイフック近似則を除いた制御手法、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は乗り心地性能比 P_R が常に 2 を下回っており、あらゆる状況において非制御時よりも乗り心地を向上させることができる。

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乗り心地性能比 P_R において最も良い性能を示した。制御則間で乗り心地性能比 P_R の最小値の差は小さいもの

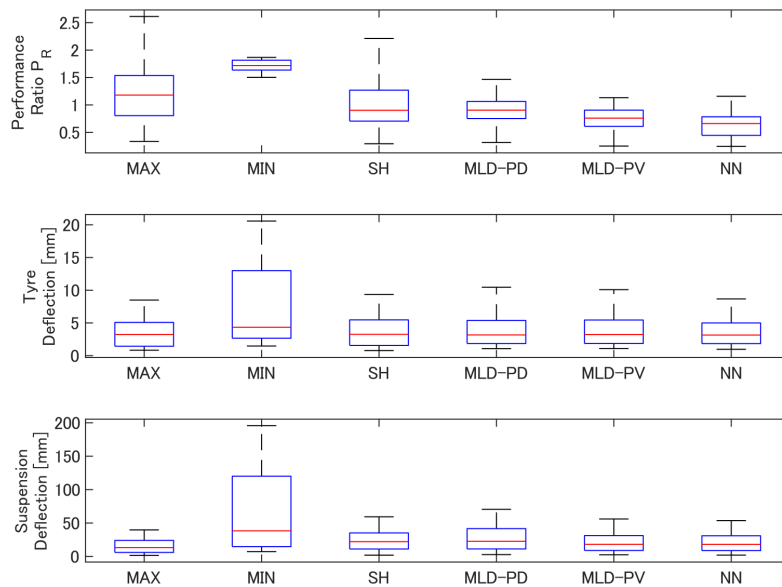


Figure 4.12: The ride comfort performance ratio P_R , maximum tyre deformation, and maximum suspension stroke are displayed as box plots. The symbols in the figure are the same as in Figure 4.10. The values in the graphs are shown as follows: the upper black value indicates the maximum value, the lower black value indicates the minimum value, and the red value indicates the median value.

の、乗り心地性能比 P_R の最大値はMLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークが他の手法よりも明らかに小さい。MLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワーク以外の制御則は、比較的分散が大きく路面によって性能に大きな差が見られる。しかし、MLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは、分布の最大値は他手法よりも小さいことから分散が小さく、路面状態によらず高い制御性能を示す。また、タイヤ変形量、サスペンション変形量についてはMLD 予見制御が最も大きく、MLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは他手法と比較して大きくない。したがって、提案手法であるMLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは様々な路面状況に対する性能分布を見ても他の制御則と同様のタイヤ変形量、サスペンション変形量の範囲内で最も優れた乗り心地を示した。よって、MLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは検討した制御則の中で最も優れた手法であると言える。また、制御性能分布において、MLD 予見制御とMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは概ね同一であり、性能面からもMLD 予見制御近似ニューラルネットワークはMLD 予見制御の近似手法として機能していることが確認できる。

MLD 予見制御近似ニューラルネットワークが計算負荷を抑制していることを示す。本研究で計算に用いる PC は 3 章に示した構造系と同様に Table 3.3 のものを用いる。本研究の要求では、制御周期は 10[ms] であり、制御方法を実現するためには、サンプル毎の操作量の計算時間が 10[ms] 以下であることが必要である。Figure 4.9 のシミュレーションにおいて、各制御則が操作量を生成するまでの計算時間を Table 4.8 に示す。本研究で提案した MLD 予見制御のスカイフック近似則と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークのみが、シミュレーションで 1 サンプルあたり最大 10[ms] 以下の計算時間を達成した。一方、MLD 予見制御と MLD 予測制御の計算時間は最小の場合でも 10[ms] を大きく超えている。したがって、MLD 予見制御と MLD 予測制御を直接実装することが不可能であることは明らかである。MLD 予見制御と MLD 予見制御近似ニューラルネットワークを比較すると、平均計算時間を約 99.3[%] 削減することができている。本研究の計算環境において、提案するニューラルネットワーク近似による MLD 予見制御は、操作量を得るための最大計算時間が制御サイクル時間より短いため、実装可能な方法であると言える。また、計算時間分布が正規分布であると仮定すると、MLD 予見制御近似ニューラルネットワークの計算時間は標準偏差が小さく、99.9997[%] の確率で 5.16[ms] 以下となる。したがって、10[ms] の制御サイクル時間は容易に達成可能であるといえ、コンピュータの負荷の変動を考慮しても十分に実装可能であると考えられる。これらの結果から、MLD 予測制御、MLD 予見制御の問題点であった計算負荷が大きいこと、計算時間が一定でない問題についても一つの解決案を示したと言える。

Table 4.8: The computation time required for each control law to generate control input for every control cycle in the simulation that is shown in Figure 4.9.

	The computation time [ms]		
	Maximum	Mean	Standard deviation
The Skyhook approximation method	1.58	0.00513	0.0479
The MLD predictive control	2691	396	282
The MLD preview control	1904	395	189
The proposed neural network	7.53	2.57	0.432

4.5 結言

車両の 1/4 モデルに対するセミアクティブ振動制御問題に対し、未来の外乱を考慮し、制御量で構成された評価関数を最小化する制御則である MLD 予見制御を提案し、車両前方 3[m] までの路面凹凸を先行取得することで従来のスカイフック近似則や MLD 予測制御とタイヤ変形量やサスペンションストロークが同等かつ、乗り心地に優れた制御系を構

成できることをシミュレーションから示した。特に従来の制御手法では、シミュレーション条件によっては必ずしも優れた乗り心地を示すとは限らないが、提案手法であるMLD 予見制御は条件に依らない優れた乗り心地を常に示した。本研究の条件において必要とする車両前方3[m]までの路面凹凸の先行取得は、先行研究で1~15[m]の先行取得を行う報告が既にされており、現実的な想定を逸脱するものではない[122]。また、このときセミアクティブサスペンションは固定スプリングとMRダンパの組み合わせを想定し、MR流体のビンガム流体特性を考慮した場合のセミアクティブサスペンション搭載車両のMLDモデル表現を示した。

加えて、MLD 予見制御の実装上の問題点である計算負荷の問題を解決するために、ニューラルネットワークによる制御則の近似を提案した。ニューラルネットワーク近似における教師データの生成には乱数を用い、様々な状況に対応可能な近似関数を構築した。本研究で提案したMLD 予見制御近似ニューラルネットワークは、制御手法群の中で最も優れた性能を示すMLD 予見制御と同等の制御性能を維持しつつ、制御周期内に制御入力信号を計算することが可能であり、実装可能であることを示した。MLD 予測制御、MLD 予見制御の問題点であった計算時間が一定でない問題についても、計算時間の標準偏差がごく小さい範囲に収まっていることから、比較的一定の計算時間であることを示した。したがって、問題制約や予見情報を用いた制御の制御性能を維持したまま、計算負荷の問題を解決できることを示した。

本研究では、MRダンパは電流指令に対して、十分に短い時間で目標の剛性・減衰特性に応答すると仮定している。しかし、可変ダンパーの中には遅れが無視できないものがあり、目標の剛性・減衰特性を得るために無視できない時間を必要とするものがある。このような応答遅れのあるセミアクティブデバイスにMLD 予見制御を採用するため、今後はアクチュエータ遅延を考慮した制御則を検討中である。さらに、本論文では、路面外乱が正確に計測されている理想的な状況を想定しているが、実際の外乱計測は多少の誤差を含んでいる。今後、計測誤差の不確かさを考慮した制御器の設計手法の検討を行う予定である。

第 5 章

結論

本研究ではセミアクティブ振動制御問題に対し、MLD モデル表現を基にする予見制御理論を提案し、予見制御理論・MLD モデル制御理論それぞれの課題に対する解決法を示した。

セミアクティブ振動制御は数学的制約が複雑に変化する特性を持ち、アクチュエータも非線形特性を持つ例が多い。従来ではその特徴から、アクティブ振動制御のように体系的に扱うことは困難であり、体系的な予見制御理論の提案もされていなかった。本研究ではセミアクティブ振動制御において、MLD モデル表現を適用することで予見制御理論が展開できる事例から、MLD モデル表現に基づく予見制御理論を提案し、セミアクティブ振動制御問題に適用可能な体系的な予見制御理論を示した。

予見制御理論の発展において、2000 年代からの課題として複雑な制約考慮や時変系、非線形系への対応という問題があった [64]。本研究では MLD モデル表現を基にした予見制御理論を展開することで、MLD モデル表現可能な制約、時変系、一部の非線形系への予見制御の適用を可能にした。セミアクティブ振動制御問題以外に、MLD モデルに基づく研究報告として、温度制御、ガス供給システム、pH 中和装置、連続攪拌タンクリアクター装置といった化学プラントやロボットといった例があることから、予見制御理論が適用できる対象を大きく広げたとと言える [37, 38, 39]。また、MLD モデルは、状況に応じた線形モデルの切り替えを表現可能な手法である。したがって、更なる検討が必要ではあるが、線形モデルの組み合わせにより、近似的に表現可能な非線形系まで枠組みを広げれば、提案手法が適用できる制御対象はより広がるものと考えられる。

更に、MLD モデル表現に対する最適制御理論においても、MIQP 問題を逐次解く必要性があることから、その比較的長い計算時間が実装上の問題であった [42, 43]。本研究ではニューラルネットワーク近似により、計算時間を大幅に抑制できることを示し、MLD モデル制御に共通する計算時間の問題を解決できる一手法を示した。

加えて、予見制御理論において未来情報を推定・観測することがその原理上の課題とな

るが、構造系への適用例から、ニューラルネットワークに外乱予測器を内包させることで計算時間の問題と未来情報の推定問題を同時に解決できることを示した。

構造系・サスペンション系への適用事例から課題として挙げた、未来推定誤差を考慮した理論展開、アクチュエータの応答遅れの考慮、これらが今後の理論展開の方針である。未来推定誤差については H^∞ 制御の混合感度問題の考え方を応用する方針が考えられる。本研究においては状態量ではなく、制御量を二次評価できるよう、理論拡張を行った。したがって、本研究の成果から、任意の制御量を最小化する最適制御入力を得られることから、 H^∞ 制御理論と同様にモデル不確かさを考慮した評価関数を定義し、それを最小化する手法が考えられる。アクチュエータの遅れについては、MIQP 解から予見ステップ分の制御入力を得られることから、既存の最適予見制御理論を応用し、目標値追従問題を考える手法が考えられる。

今後は以上の方針のもと、理論展開を進め、提案手法の適用範囲をより広げる方針である。

謝辞

本研究を進めるにあたり多大なる御指導，御助言を頂いた平元和彦教授に心から感謝致します。そして，共に研究活動に励んだ中村一貴氏，平田大樹氏，野村優紀氏，桑原興生氏に感謝致します。また，研究活動の中でご助力頂きました棚橋重仁助教，山崎一生氏，山田拓哉氏に感謝致します。

最後に，大学院における長き学生生活にわたり何不自由なく支援してくれ，勉学，研究に打ち込むことができる環境を整えてくれた両親に感謝を捧げ謝辞と致します。

参考文献

- [1] Marcin Maślanka, Bogdan Sapiński, and Jacek Snamina. Experimental study of vibration control of a cable with an attached MR damper. *Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, Vol. 45, pp. 893–917, January 2007.
- [2] LORD Corp. Adhesives, coatings, vibration and motion control, sensing, and magnetically responsive technologies, available form: <https://www.lord.com/>, <参照日 2022 年 10 月 22 日>.
- [3] 背戸一登. 構造物の振動制御. 株式会社コロナ社, 2006.
- [4] 野崎博路. 基礎自動車工学. 東京電機大学出版局, 2008.
- [5] Hong Chen and Kong-Hui Guo. Constrained H_∞ control of active suspensions: An LMI approach. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 13, pp. 412–421, June 2005.
- [6] 加賀谷博昭, 玉木利裕, 西義和, 長尾陽一, 山口和範. アクティブ制振装置による橋梁主塔架設時の制振制御. 計測自動制御学会論文集, Vol. 47, No. 5, pp. 247–252, 2011.
- [7] 株式会社大本組. 青山 ohmoto ビル アクティブ制振装置 株式会社大本組, available form: <https://www.ohmoto.co.jp/active-seishin.html> <参照日 2022 年 10 月 13 日>.
- [8] 背戸一登. 動吸振器による多自由度系の制振: 第 2 報, 伝達マトリックス法による動吸振器の設計. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 50, No. 458, pp. 1970–1977, 1984.
- [9] 吉田和夫, 下郷太郎, 村野健一. 弾性構造系のデジタル最適制御: 弾性回転アームの位置決め制御. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 52, No. 484, pp. 3073–3081, 1986.
- [10] 吉田和夫, 下郷太郎, 西村秀和. アクティブ動吸振器による不規則振動の最適制御: フィードフォワード併合制御の効果に関する実験的考察. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 53, No. 495, pp. 2310–2317, 1987.
- [11] 岡田養二. 振動吸振器の発達と今後の動向. 日本舶用機関学会誌, Vol. 22, No. 2,

- pp. 99–103, 1987.
- [12] 野波健蔵. システム動力学と振動制御. 株式会社コロナ社, 2010.
- [13] A. G. Thompson. An Active Suspension with Optimal Linear State Feedback. *Vehicle System Dynamics*, Vol. 5, No. 4, pp. 187–203, December 1976.
- [14] C. Yue, T. Butsuen, and J. K. Hedrick. Alternative Control Laws for Automotive Active Suspensions. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol. 111, No. 2, pp. 286–291, June 1989.
- [15] 黒木純輔, 藤代武史. 自動車における振動センシングと制御 (< 小特集 > 振動のセンシングとアクティブ制御小特集号). 日本機械学会誌, Vol. 89, No. 811, pp. 649–654, 1986.
- [16] 白井清一. 自動車におけるサスペンションの制御技術について. 日本船用機関学会誌, Vol. 22, No. 2, pp. 118–122, 1987.
- [17] 永井正夫. アクティブ・サスペンションによる車両の振動制御. 騒音制御, Vol. 12, No. 4, pp. 197–201, 1988.
- [18] H. R. Owji, A Hossain Nezhad Shirazi, and H. Hooshmand Sarvestani. A Comparison between a New Semi-Active Tuned Mass Damper and an Active Tuned Mass Damper. *Procedia Engineering*, Vol. 14, pp. 2779–2787, January 2011.
- [19] 吉田和夫, 野波健蔵, 横山誠, 西村秀和, 平田光男, 大川一也, 高橋正樹, 藤井飛光. 運動と振動の制御の最前線. 共立出版株式会社, 2007.
- [20] D. Karnopp, M. J. Crosby, and R. A. Harwood. Vibration Control Using Semi-Active Force Generators. *Journal of Engineering for Industry*, Vol. 96, No. 2, pp. 619–626, May 1974.
- [21] 外山茂浩, 池田富士雄. C305 記述関数法によるセミアクティブサスペンションのスライディングモード制御 (os7 非線形制御理論とその応用 2). 「運動と振動の制御」シンポジウム講演論文集, Vol. 2011.12, pp. 582–585, 2011.
- [22] C. Poussot-Vassal, O. Sename, L. Dugard, R. Ramirez-Mendoza, and L. Flores. Optimal skyhook control for semi-active suspensions. *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 39, No. 16, pp. 608–613, 2006. 4th IFAC Symposium on Mechatronic Systems.
- [23] S. Dyke, B. Spencer, M. Sain, and J. Carlson. Modeling and Control of Magnetorheological Dampers for Seismic Response Reduction. *Smart Materials and Structures*, Vol. 5, No. 5, pp. 565–575, 1996.
- [24] 吉田和夫, 藤尾忠洋. 双線形最適制御理論とセミアクティブ免震制御への応用: 機械力学, 計測, 自動制御. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 67, No. 656, pp. 992–998, 2001.

-
- [25] Hidekazu Nishimura, Masayasu Sano, and Naoki Oie. Gain-Scheduled Control of Semi-Active Suspension. *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers Series C*, Vol. 67, No. 662, pp. 3146–3152, 2001.
- [26] N. Giorgetti, A. Bemporad, H. E. Tseng, and D. Hrovat. Hybrid Model Predictive Control Application Towards Optimal Semi-Active Suspension. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2005. ISIE 2005.*, Vol. 1, pp. 391–398, June 2005.
- [27] 横山誠, 外山茂浩, 伊藤浩永, 愛田一雄. ニューラルネットワークを利用したセミアクティブサスペンション. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 67, No. 663, pp. 3405–3412, 2001.
- [28] 中井英雄, 吉田一徳, 大作覚, 本園貴一. 実用性を考慮したセミアクティブサスペンションの状態量推定. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 63, No. 615, pp. 3898–3904, 1997.
- [29] KYB株式会社. 外付け社大式ソレノイド減衰力調整 ショックアブソーバの開発. Available form: <https://www.ohmoto.co.jp/active-seishin.html>, 2017.
- [30] 萩平 慎一 KYB Corp. 減衰弁, 特開平 jp2015059574a. 特許情報プラットフォーム, 2013-09-17.
- [31] 大坪泰文. エレクトロレオロジー流体における粒子の表面効果. 表面科学, Vol. 22, No. 1, pp. 2–8, 2001.
- [32] 中野政身. 振動制御系への電磁レオロジー流体の応用. 日本ロボット学会誌, Vol. 31, No. 5, pp. 452–456, 2013.
- [33] Tianhe Jin, Zhiming Liu, Shuaishuai Sun, Zunsong Ren, Lei Deng, Donghong Ning, Haiping Du, and Weihua Li. Theoretical and experimental investigation of a stiffness-controllable suspension for railway vehicles to avoid resonance. *International Journal of Mechanical Sciences*, Vol. 187, p. 105901, 2020.
- [34] B. F. Spencer, S. J. Dyke, M. K. Sain, and J. D. Carlson. Phenomenological model for magnetorheological dampers. *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 123, No. 3, pp. 230–238, March 1997.
- [35] Katsuaki Sunakoda, Naoki Yamamoto, Hiroshi Nasuno, and Hirohisa Sakurai. Investigation on the dynamic shearing characteristics of magnetic responsive gel. Vol. ASME 2011 Conference on Smart Materials, Adaptive Structures and Intelligent Systems, Volume 1, pp. 17–23, September 2011.
- [36] M.C. Smith and Fu-Cheng Wang. Performance benefits in passive vehicle suspensions employing inerters. In *42nd IEEE International Conference on Decision and Control (IEEE Cat. No.03CH37475)*, Vol. 3, pp. 2258–2263 Vol.3,

- 2003.
- [37] Alberto Bemporad and Manfred Morari. Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, Vol. 35, No. 3, pp. 407–427, March 1999.
- [38] Jingjing Du, Chunyue Song, and Ping Li. Multilinear Model Control of Hammerstein-like Systems Based on an Included Angle Dividing Method and the MLD-MPC Strategy. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, Vol. 48, No. 8, pp. 3934–3943, April 2009.
- [39] 田中雄大, 尹英杰, 細江繁幸, 浅野文彦. 2p1-B25 Mld モデルを用いた 2 足歩行ロボットのオンライン歩容生成. ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol. 2006, pp. _2P1-B25_1–_2P1-B25_2, 2006.
- [40] W. P. M. H. Heemels, B. De Schutter, and A. Bemporad. Equivalence of hybrid dynamical models. *Automatica*, Vol. 37, No. 7, pp. 1085–1091, July 2001.
- [41] Christian Bliet, P. Bonami, and A. Lodi. Solving Mixed-Integer Quadratic Programming problems with IBM-CPLEX : A progress report. *Proceedings of the Twenty-Sixth RAMP Symposium*, 2014.
- [42] 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, pp. 113–119, 2003.
- [43] 小林孝一, 井村順一. ハイブリッドシステムのモデル予測制御における離散ダイナミクスモデリング. 計測自動制御学会論文集, Vol. 42, No. 7, pp. 799–805, 2006.
- [44] Boštjan Pregelj and Samo Gerkšič. Hybrid explicit model predictive control of a nonlinear process approximated with a piecewise affine model. *Journal of Process Control*, Vol. 20, No. 7, pp. 832–839, August 2010.
- [45] 劉康志. フィードバック制御の性能限界. 計測と制御, Vol. 43, No. 10, pp. 789–796, 2004.
- [46] Ahmad Akbari and Boris Lohmann. Output feedback h^∞/h^2 preview control of active vehicle suspensions: A comparison study of lqg preview. *Vehicle System Dynamics*, Vol. 48, No. 12, pp. 1475–1494, December 2010.
- [47] Mustafizur Rahman and Geoff Rideout. Using the lead vehicle as preview sensor in convoy vehicle active suspension control. *Vehicle System Dynamics*, Vol. 50, No. 12, pp. 1923–1948, December 2012.
- [48] 佐藤馨, 平元和彦. 遠隔地地震観測データを用いたニューラルネットワーク制御器による構造物のアクティブ振動制御. 自動制御連合講演会講演論文集, Vol. 59, pp. 1204–1209, 2016.
- [49] 佐藤馨, 平元和彦. 遠隔地地震観測データを用いた予見制御による構造物のアクティ

- ブ振動制御. 茨城講演会講演論文集, Vol. 2016.24, p. 604, 2016.
- [50] 市川邦彦. 予測制御系とその性質. 日本機械学会論文集, Vol. 27, No. 182, pp. 1652–1663, 1961.
- [51] 江上正, 土谷武士. 最適予測制御と一般化予測制御. 計測と制御, Vol. 39, No. 5, pp. 337–342, 2000.
- [52] 河村仁, 土谷武士. 最適予測制御系の漸近特性. 計測自動制御学会論文集, Vol. 25, No. 10, pp. 1083–1090, 1989.
- [53] 辻徳生, 中村秀治, 鍵村俊哉. 建造物のアクティブ予測制御方法と適用可能な予測地震波形に関する検討. 土木学会論文集 a1 (構造・地震工学), Vol. 68, No. 1, pp. 110–123, 2012.
- [54] 荒木嘉昭, 原田宏, 大屋勝敬. 前輪情報によるアクティブサスペンションの予測制御. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 60, No. 578, pp. 3404–3409, 1994.
- [55] 間瀬肇, 安田誠宏, 高山知司. ニューラルネットワークを用いた大阪湾内への来襲津波のリアルタイム予測に関する研究. 海岸工学論文集, Vol. 54, pp. 201–205, 2007.
- [56] 郡司滉大, 宮内俊晴, 渡部真史, 有川太郎. 機械学習による津波到達時間予測に関する検討. 土木学会論文集 b2 海岸工学, Vol. 77, No. 2, pp. I_307–I_312, 2021.
- [57] Cristina Perez-Guillen, 常松佳恵, 西村浩一. 地震データを用いた雪崩発生位置とダイナミクスの推定-asl 法の適用-. 雪氷, Vol. 84, No. 5, pp. 433–437, 2022.
- [58] Min-Hyun Kim and Seibum B. Choi. Estimation of road surface height for preview system using ultrasonic sensor. In *2016 IEEE 13th International Conference on Networking, Sensing, and Control (ICNSC)*, pp. 1–4, Mexico City, Mexico, April 2016. IEEE.
- [59] 佐藤文哉, 小林尚史, ポンサトーンラクシンチャーンサク, 橋本介誠, 荻野淳人. プレビューサスペンション制御のための前方路面変位推定. 交通・物流部門大会講演論文集, Vol. 2018.27, p. 1102, 2018.
- [60] Audi A8 カタログ, January 2021.
- [61] Sennan Song, Fachao Jiang, Hong Shi, and Yankun Peng. Skyhook-based body-seat system preview control for a semi-active suspension tractor. *Sensor and Transducers*, Vol. 179, No. 9, pp. 60–65, 2014.
- [62] Ivan Cvok, Joško Deur, H. Eric Tseng, and Davor Hrovat. Comparative Performance Analysis of Active and Semi-active Suspensions with Road Preview Control. In Matthijs Klomp, Fredrik Bruzelius, Jens Nielsen, and Angela Hillemyr, editors, *Advances in Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks*, Lecture Notes in Mechanical Engineering, pp. 1808–1818, Cham, 2020. Springer International Publishing.

- [63] Huize Hu, Guangqiang Wu, and Libo Mao. Preview Control of Semi-Active Suspension with Adjustable Damping Based on Machine Vision. In *2021 IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pp. 117–123, August 2021.
- [64] 飯野穰, 江上正, 大嶋正裕, 児島晃, 清水佳子, 鈴木勝幸, 鷹羽浄嗣, 中村裕司, 増田士朗, 山本透, 久保智裕. 予見・予測制御. 計測と制御, Vol. 39, No. 5, pp. 311–320, 2000.
- [65] 森安竜大, 上田松栄, 池田太郎, 永岡真, 神保智彦, 松永彰生, 中村俊洋. 機械学習によるディーゼルエンジン吸排気系の実時間 mpc 設計. 計測自動制御学会論文集, Vol. 55, No. 3, pp. 172–180, 2019.
- [66] 佐々木康雄, 椿野大輔. モデル予測制御と回帰分析に基づく流体場のフィードバック制御器設計. 計測と制御, Vol. 59, No. 8, pp. 546–551, 2020.
- [67] 森泰親. 演習で学ぶ現代制御理論. 森北出版株式会社, 2010.
- [68] 奥山佳史, 川辺尚志, 吉田和信, 西村行雄, 竹森史暁, 則次俊郎. 制御工学. 株式会社朝倉書店, 2010.
- [69] 森泰親. 演習で学ぶデジタル制御. 森北出版株式会社, 2012.
- [70] 荻原朋道. デジタル制御入門. 株式会社コロナ社, 2001.
- [71] 美多勉. デジタル制御理論. 株式会社昭晃堂, 1989.
- [72] 土谷武士, 江上正. デジタル予見制御. 産業図書株式会社, 1992.
- [73] Panos Brezas, Malcolm C. Smith, and Will Hault. A clipped-optimal control algorithm for semi-active vehicle suspensions: Theory and experimental evaluation. *Automatica*, Vol. 53, pp. 188–194, March 2015.
- [74] 吉岡宏和, Jr. ビルスペンサー. Mr ダンパを用いたスマート免震構造の振動台実験. 理論応用力学講演会 講演論文集, Vol. tam51, pp. 65–65, 2001.
- [75] Nikoo K. Hazaveh, J. Geoffrey Chase, Geoffrey W. Rodgers, and Stefano Pampanin. Smart semi-active MR damper to control the structural response. *Bulletin of the New Zealand Society for Earthquake Engineering*, Vol. 48, No. 4, pp. 235–244, December 2015.
- [76] M. Mohebbi and H. Dadkhah. MULTI-OBJECTIVE SEMI-ACTIVE BASE ISOLATION SYSTEM. *Iran University of Science & Technology*, Vol. 7, No. 3, pp. 319–338, July 2017.
- [77] Sergio M. Savaresi, Enrico Silani, and Sergio Bittanti. Semi-Active Suspensions: An Optimal Control Strategy for a Quarter-Car Model. *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 37, No. 22, pp. 553–558, April 2004.
- [78] 佐藤直人, 林叡, 早瀬敏幸, 飯村二郎. 油圧弁式セミアクティブダンパによる車両の

- 振動制御. 日本油空圧学会論文集, Vol. 30, No. 1, pp. 10–19, 1999.
- [79] 竹原伸, 則次俊郎. 仮想ダイナミックダンパを用いたサスペンション制御. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 62, No. 603, pp. 4168–4173, 1996.
- [80] 小林幸徳, 星野洋平, 郡義文. 117 除振台モデルのスカイフック制御 (機械力学). 北海道支部講演会講演概要集, Vol. 2007.46, pp. 33–34, 2007.
- [81] 神田亮, 武馬修一, 趙在成, 吉岡謙志朗, 矢萩孝志. 電動アクティブスタビライザサスペンションシステムの乗り心地制御の検討. 自動車技術会論文集, Vol. 42, No. 2, pp. 323–328, 2011.
- [82] 五十嵐晃, 樋口匡輝, 家村浩和. スカイフック制御との対応関係に着目した負剛性制御の最適調整法. 土木学会論文集 a, Vol. 65, No. 3, pp. 814–824, 2009.
- [83] 志水清考. ニューラルネットと制御. 株式会社コロナ社, 2002.
- [84] 麻生英樹, 安田宗樹, 前田新一, 岡野原大輔, 岡谷貴之, 久保陽太郎, ボレガラダヌシカ, 神嶋敏弘. 深層学習 Deep Learning. 株式会社近代科学社, 2015.
- [85] 岡谷貴之. 深層学習. 株式会社講談社, 2015.
- [86] G. Cybenko. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, Vol. 2, No. 4, pp. 303–314, December 1989.
- [87] Shiyu Liang and R. Srikant. Why Deep Neural Networks for Function Approximation?, March 2017.
- [88] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A Method for Stochastic Optimization. *arXiv:1412.6980 [cs]*, January 2017.
- [89] 藤田一弥, 高原歩. 実装 ディープラーニング. 株式会社オーム社, 2016.
- [90] 平原宣光, 大牧仁志, 佐藤拓史. 居住性をふまえた構造物のロバスト振動制御. 自動制御連合講演会講演論文集, Vol. 50, pp. 7–7, 2007.
- [91] 平元和彦, 土岐仁, 大日方五郎. 構造系と制御系の同時最適設計におけるコントローラのパラメトリゼーションと設計法. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 63, No. 614, pp. 3454–3459, 1997.
- [92] Fernando Gómez and Wen Yu. Discrete-time tri-directional active control of building structures. *Engineering Structures*, Vol. 243, p. 112689, September 2021.
- [93] Kou Miyamoto, Jinhua She, Junya Imani, Xin Xin, and Daiki Sato. Equivalent-input-disturbance approach to active structural control for seismically excited buildings. *Engineering Structures*, Vol. 125, pp. 392–399, October 2016.
- [94] B.F. Spencer and M.K. Sain. Controlling buildings: A new frontier in feedback. *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 17, No. 6, pp. 19–35, February 1997.

- [95] 森下信, 黒田洋司, 浦環. 可変減衰形動吸振器による適応的振動制御 (< 小特集 > ファジィ/ニューラルネットのダイナミックスと制御への応用). 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 58, No. 550, pp. 1748–1754, 1992.
- [96] Mohsen Askari, Jianchun Li, and Bijan Samali. Semi-Active LQG Control of Seismically Excited Nonlinear Buildings using Optimal Takagi-Sugeno Inverse Model of MR Dampers. *Procedia Engineering*, Vol. 14, pp. 2765–2772, January 2011.
- [97] Yilun Liu, Lei Zuo, and Xiudong Tang. Regenerative Vibration Control of Tall Buildings Using Model Predictive Control. In *ASME 2013 Dynamic Systems and Control Conference*. American Society of Mechanical Engineers Digital Collection, March 2014.
- [98] Tomohiro Takagi and Michio Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116–132, January 1985.
- [99] 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, Vol. 2002, No. 696, pp. 21–29, 2002.
- [100] Javad Marzbanrad, Goodarz Ahmadi, and Ratneshwar Jha. Optimal preview active control of structures during earthquakes. *Engineering Structures*, Vol. 26, No. 10, pp. 1463–1471, August 2004.
- [101] 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, pp. 519–525, 2008.
- [102] Yutaka Nakamura, Akira Fukukita, Kazuo Tamura, Issei Yamazaki, Taichi Matsuoka, Kazuhiko Hiramoto, and Katsuaki Sunakoda. Seismic response control using electromagnetic inertial mass dampers. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 43, No. 4, pp. 507–527, 2013.
- [103] 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, pp. 71–72, 2018.
- [104] 足立修一. システム同定の基礎. 東京電機大学出版局, 2009.
- [105] 足立修一. 線形カルマンフィルタの基礎. 計測と制御, Vol. 56, No. 9, pp. 632–637, 2017.
- [106] 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, Vol. 1991, No. 428, pp. 193–202, 1991.
- [107] 防災科学研究所. 防災科学研究所 強振観測網 k-net, kik-net, available form: <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/> <参照日 2020 年 12 月 1 日>.

-
- [108] S.C. Olhede and A.T. Walden. Generalized Morse wavelets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 50, No. 11, pp. 2661–2670, January 2002.
- [109] Jonathan M. Lilly and Sofia C. Olhede. Higher-Order Properties of Analytic Wavelets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 57, No. 1, pp. 146–160, January 2009.
- [110] Iason Pelekis, Gopal Madabhushi, and Matthew DeJong. Experimental identification of frequency content for a rocking structure on dense sand. *16th European Conference on Earthquake Engineering*, June 2018.
- [111] MathWorks. Math works official web site, available from: <https://www.mathworks.com/> <参照日 2020 年 12 月 1 日>.
- [112] Alemdar Bayraktar, Barış Sevim, and Ahmet Altunişik. Comparison of near and far fault ground motion effects on the seismic performance evaluation of dam-reservoir-foundation systems. *International Water Power and Dam Construction*, Vol. 29, pp. 201–239, January 2009.
- [113] 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>.
- [114] 永井正夫. アクティブサスペンションの制御と制御理論. 計測と制御, Vol. 32, No. 4, pp. 290–295, 1993.
- [115] Mohammad Pourmahmood Aghababa. A fractional-order controller for vibration suppression of uncertain structures. *ISA Transactions*, Vol. 52, No. 6, pp. 881–887, November 2013.
- [116] 福島直人, 入江南海雄, 赤津洋介, 佐藤正晴, 高橋俊春. 油圧アクティブサスペンションによる車両の振動制御. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 57, No. 535, pp. 722–726, 1991.
- [117] Yingbo Huang, Jing Na, Xing Wu, Xiaoqin Liu, and Yu Guo. Adaptive control of nonlinear uncertain active suspension systems with prescribed performance. *ISA Transactions*, Vol. 54, pp. 145–155, January 2015.
- [118] Howard Keith. Active suspension, available from: <https://www.motorsportmagazine.com/archive/article/december-2001/69/active-suspension> <参照日 2022 年 11 月 21 日>.
- [119] 岡本文太, 吉田和夫. 自動車用セミアクティブサスペンションの外乱包含双線形最適制御. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 66, No. 650, pp. 3297–3304, 2000.
- [120] AMA Soliman and MMS Kaldas. Semi-active suspension systems from research to mass-market – A review. *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and*

- Active Control*, p. 1461348419876392, October 2019.
- [121] Hyo-Jun Kim, Hyun Seok Yang, and Young-Pil Park. Improving the vehicle performance with active suspension using road-sensing algorithm. *Computers & Structures*, Vol. 80, No. 18, pp. 1569–1577, July 2002.
- [122] Fumiya Sato, Naofumi Kobayashi, Pongsathorn Raksincharoensak, Kaisei Hashimoto, and Atsuto Ogino. Estimation of Preview Road Displacement for Preview Suspension Control. *The Proceedings of the Transportation and Logistics Conference*, Vol. 2018.27, p. 1102, 2018.
- [123] Yanqing Liu, Hiroshi Matsuhisa, Hideo Utsuno, and Jeong Gyu Park. Vibration Control by a Variable Damping and Stiffness System with Magnetorheological Dampers. *JSME International Journal Series C Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing*, Vol. 49, No. 2, pp. 411–417, 2006.
- [124] International Organization for Standardization. Iso 8608, available form: <https://www.iso.org> <参照日 2022 年 6 月 1 日>, 2016.
- [125] Rui Barros and M. T. Braz-César. Properties and numerical modeling of MR dampers. *15 th International Conference on Experimental Mechanics*, pp. 1199–1200, 2012.
- [126] B. Minorowicz and F. Stefanski. Proposal of a new group of magnetorheological dampers. *Przełqd Elektrotechniczny*, Vol. 2014, No. 7, pp. 263–267, 2014.
- [127] International Business Machines Corporation. Cplex optimizer, available form: <https://www.ibm.com/analytics/cplex-optimizer> <参照日 2022 年 4 月 22 日>.
- [128] 福島直人. ランダム路面入力シミュレーション手法の開発. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 70, No. 693, pp. 1301–1308, 2004.

本研究に関する発表論文

- [1] 佐藤馨, 平元和彦. 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. 日本機械学会論文集 Vol. 87, No. 901, 2021: <https://doi.org/10.1299/transjsme.21-00180>.
- [2] 佐藤馨, 平元和彦. MLD モデルの最適予見制御によるセミアクティブサスペンションの振動制御. Dynamics & Design Conference 2021, ID 529, 2021: <https://doi.org/10.1299/jsmedmc.2021.529>.
- [3] 佐藤馨, 平元和彦. 非ニュートン流体特性を考慮した MLD モデルの最適予見制御によるセミアクティブサスペンションの振動制御. 「運動と振動の制御」シンポジウム講演論文集, ID B07, 2021: <https://doi.org/10.1299/jsmemovic.2021.17.B07>.
- [4] 佐藤馨, 平元和彦. MLD モデルの最適予見制御による MR ダンパを搭載したセミアクティブサスペンションの振動制御. 日本機械学会論文集 Vol. 88, No. 910, 2022: <https://doi.org/10.1299/transjsme.22-00028>.
- [5] Sato, Kaoru, and Kazuhiko Hiramoto. Vibration Control of Semi-Active Suspension by the Neural Network That Learned the Optimal Preview Control of MLD Model. IFAC-PapersOnLine, 9th IFAC Symposium on Mechatronic Systems MECHATRONICS 2022, Vol. 55, No. 27, 2022: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.10.564>.
- [6] Sato, Kaoru, and Kazuhiko Hiramoto. A Novel Preview Control for MLD Models and Its Neural Network Approximation for Real-Time Implementation: Application to Semi-Active Vibration Control of a Vehicle Suspension. IET Control Theory & Applications, 2022: <https://doi.org/10.1049/cth2.12381>.

付録 A

m-file

A.1 ルンゲクッタ法による数値積分

本研究のシミュレーションに用いたルンゲクッタ法の実装プログラムを Code A.1 に示す.

Code A.1: The numerical integration by runge-kutta algorithm

```
1 %Runge-Kutta Algorithm (1step)
2 %<how to use>
3 %x[k+1]=rk_1step(A,B,C,D,x[k],u[k],SamplingTime)
4 %<Define>
5 %x[k]: x, x[k+1]: xk1, u[k]:u,SamplingTime:ts
6
7 function [xk1,dx]=rk4_1step(A,B1,B2,x,u,d,ts)
8     k1=A*x+B1*u+B2*d;
9     k1_temp=x+k1*ts*0.5;
10
11     k2=A*k1_temp+B1*u+B2*d;
12     k2_temp=x+k2*ts*0.5;
13
14     k3=A*k2_temp+B1*u+B2*d;
15     k3_temp=x+k3*ts;
16
17     k4=A*k3_temp+B1*u+B2*d;
18     dx=(k1+2*k2+2*k3+k4)*ts/6;
19
20     xk1=x+dx;
21 end
```

A.2 MIQP 問題の定義・解計算

本研究のシミュレーションに用いた MIQP 問題の定義・解計算の実装プログラムを Code A.2 に示す。また、ソルバには IBM CPLEX を用いており、ソルバ仕様に合わせて問題定義を行っている [127]。

Code A.2: Definition and solution calculation of MIQP problems with IBM cplex

```

1 function u_out=solv_callCPLEX(A,B1,B2,B3,B4,C,D1,D2,D3,D4,Dconst,E1,E2,E3,F,Q,R,x0,W,N,V_char,XorY)
2 %#Input
3 % dx/dt = A x + B1 u + B2 z + B3 d + B4 w
4 % dJ = x' Q x + v'Rv
5 % N:Number Of P-STEP
6 % W:[w0, w1, w2, ... ]'
7 % V_char: character type of vk (V:[v0, v1, v2, ...]', vk:[uk,zk,dk]')
8 % 'B', 'I', 'C', 'S' : binary, general integer, continuous, semi-continuous or semi-integer (respectively).
9 % min 0.5*x'*H*x+f*x or f*x
10 % st. Aineq*x <= bineq
11 % Aeq*x = beq
12 % lb <= x <= ub
13         CALCULATE_GAIN=5
14
15         N=N-1;
16
17         B=[B1,B2,B3];
18         D=[D1,D2,D3];
19         E=[E1,E2,E3];
20
21         if XorY=='X'
22

```

```
23 Ax=eye(size(A,1));
24 for i=1:N
25     Ax=[Ax;
26         A^i];
27 end
28
29 BxV=[];
30 for i=1:N+1
31     BxV_temp=[];
32     for j=1:N+1
33         if i>j
34             BxV_temp=[BxV_temp A^(i-j-1)*B];
35         else
36             BxV_temp=[BxV_temp zeros(size(B))];
37         end
38     end
39     BxV=[BxV;
40         BxV_temp];
41 end
42
43 BxW=[];
44 for i=1:N+1
45     BxW_temp=[];
```

```
46 for j=1:N+1
47     if i>j
48         BxW_temp=[BxW_temp A^(i-j-1)*B4];
49     else
50         BxW_temp=[BxW_temp zeros(size(B4))];
51     end
52     end
53     BxW=[BxW;
54         BxW_temp];
55     end
56
57     Qex=[];
58     for i=1:N+1
59         Qex_temp=[];
60         for j=1:N+1
61             if i==j
62                 Qex_temp=[Qex_temp Q];
63             else
64                 Qex_temp=[Qex_temp zeros(size(Q))];
65             end
66         end
67         Qex=[Qex;
68             Qex_temp];
```

```
69 end
70
71 Rex=[];
72 for i=1:N+1
73     Rex_temp=[];
74     for j=1:N+1
75         if i==j
76             Rex_temp=[Rex_temp R];
77         else
78             Rex_temp=[Rex_temp zeros(size(R))];
79         end
80     end
81     Rex=[Rex;
82         Rex_temp];
83 end
84
85 Evex=[];
86 for i=1:N+1
87     Evex_temp=[];
88     for j=1:N+1
89         if i>j
90             Evex_temp=[Evex_temp Dconst*A^(i-j-1)*B
91                 ];
92         end
93     end
94 end
```

```
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104
105
106
107
108
109
110
111

elseif i==j
    Evex_temp=[Evex_temp E];
else
    Evex_temp=[Evex_temp zeros(size(E))];
end
end
Evex=[Evex;
Evex_temp];
end
Evex=[];
for i=1:N+1
    Evex_temp=[];
    for j=1:N+1
        if i>j
            Evex_temp=[Evex_temp Dconst*A^(i-j-1)*B4
            ];
        else
            Evex_temp=[Evex_temp zeros(size(Dconst
            ,1),size(B4,2))];
        end
    end
Evex=[Evex;
```

```
112     Ewex_temp];
113
114
115     end
116
117     Dex=[];
118     for i=1:N+1
119         Dex=[Dex;
120             Dconst*A^(i-1)];
121     end
122
123     Fex=[];
124     for i=1:N+1
125         Fex=[Fex;
126             F];
127     end
128
129     H=10^CALCULATE_GAIN*round(Rex+(BxV'*Qex*BxV),CALCULATE_GAIN);
130     f=10^CALCULATE_GAIN*round(x0'*Ax'*Qex*BxV+W'*BxW'*Qex*BxV,CALCULATE_GAIN);
131
132     Aineq=Evox;
133     bineq=Fex-Dex*x0-Ewex*W;
134
135     else
```

```
135
136 Cx=[];
137
138 for i=1:N+1
139     Cx=[Cx;
140         C*A^(i-1)];
141 end
142
143 DxV=[];
144 for i=1:N+1
145     DxV_temp=[];
146     for j=1:N+1
147         if i>j
148             DxV_temp=[DxV_temp C*A^(i-j-1)*B];
149         elseif i==j
150             DxV_temp=[DxV_temp D];
151         else
152             DxV_temp=[DxV_temp zeros(size(D))];
153         end
154     end
155     DxV=[DxV;
156         DxV_temp];
157 end
```

```
158 DxW= [] ;
159 for i=1:N+1
160     DxW_temp= [] ;
161     for j=1:N+1
162         if i>j
163             DxW_temp=[DxW_temp C*A^(i-j-1)*B4] ;
164         elseif i==j
165             DxW_temp=[DxW_temp D4] ;
166         else
167             DxW_temp=[DxW_temp zeros(size(D4)) ] ;
168         end
169     end
170     DxW=[DxW;
171         DxW_temp] ;
172 end
173
174 Qex= [] ;
175 for i=1:N+1
176     Qex_temp= [] ;
177     for j=1:N+1
178         if i==j
179             Qex_temp=[Qex_temp Q] ;
180
```



```
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203

else
    Qex_temp=[Qex_temp zeros(size(Q))];
end

end

    end
    Qex=[Qex;
        Qex_temp];

end

    Rex=[];
    for i=1:N+1
        Rex_temp=[];
        for j=1:N+1
            if i==j
                Rex_temp=[Rex_temp R];
            else
                Rex_temp=[Rex_temp zeros(size(R))];
            end
        end
        Rex=[Rex;
            Rex_temp];
    end

    Evex=[];
```

```
204 for i=1:N+1
205     Evex_temp=[];
206     for j=1:N+1
207         if i>j
208             Evex_temp=[Evex_temp Dconst*A^(i-j-1)*B
209                 ];
210             Evex_temp=[Evex_temp E];
211         else
212             Evex_temp=[Evex_temp zeros(size(E))];
213         end
214     end
215     Evex=[Evex;
216         Evex_temp];
217 end
218
219 Ewex=[];
220 for i=1:N+1
221     Ewex_temp=[];
222     for j=1:N+1
223         if i>j
224             Ewex_temp=[Ewex_temp Dconst*A^(i-j-1)*B4
225                 ];
```

```

225
226
227
228
229
230
231
232
233
234
235
236
237
238
239
240
241
242
243
244
245
246

else
    Ewex_temp=[Ewex_temp zeros(size(Dconst
        ,1),size(B4,2))];
end

end

end

Ewex=[Ewex;
Ewex_temp];

end

Dex=[];
for i=1:N+1
    Dex=[Dex;
Dconst*A^(i-1)];
end

Fex=[];
for i=1:N+1
    Fex=[Fex;
F];
end

end

H=10^CALCULATE_GAIN*round(DxV'*Qex*DxV),CALCULATE_GAIN);
f=10^CALCULATE_GAIN*round(x0'*Cx'*Qex*DxV+W'*DxW'*Qex*DxV,CALCULATE_GAIN);

```

```

247
248     Aineq=Evex;
249     bineq=Flex-Dex*x0-Ewex*W;
250
251
252     ctype=[];
253     for i=1:N+1
254         ctype=[ctype V_char];
255     end
256
257
258     options = cplexoptimset('cplex');
259     options.optimalitytarget=3;
260     options.preprocessing.qtolin=1;
261     options.mip.pool.intensity=1;
262     options.mip.submip.subalg=3;
263     options.simplex.limits.singularity=1000;
264
265     V0=zeros(length(f),1);
266
267
268     [V,fval,exitflag,output]=cplexmiqp(H,f,Aineq,bineq,[],[],[],[],[],[],[],[],[],ctype,V0,options);
269     setGlobalInit(V);

```

```
270
271     if isempty(V)
272         disp('V is EMPTY')
273         V(1)=0;
274     end
275
276     u_out=V(1);
277 end
```
