

リザーバーコンピューティングを用いたモデル予測制御によるハイブリッド車駆動系のアクティブ制振制御に関する研究

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 公開日: 2022-10-13 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 小川 , 英樹, Ogawa, Hideki メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10098/00029264

令和4年度 博士論文

論文名

リザーバーコンピューティングを用いた モデル予測制御によるハイブリッド車 駆動系のアクティブ制振制御に関する研究

Study of Active Vibration Control of Hybrid Electric Vehicle Powertrains
using Model Predictive Control and Reservoir Computing

提出年月日 令和4年7月12日
氏名 小川 英樹

福井大学 大学院工学研究科

概 要

本論文では、ハイブリッド自動車のパワートレインを対象としたアクティブ制振制御について、新たに提案する2種類のモデル予測制御手法を適用した制御系の設計方法を述べる。通常のモデル予測制御では、各制御ステップで最適化問題を解くため、実問題へ適用するためには制御周期内に最適化計算を完了する必要がある。本研究では、この制限を緩和するため ESN(Echo State Network) を用いて未来における外生入力を予測し、モデル予測制御による制御量をあらかじめ計算しておくことで、制御周期で最適化計算の完了が困難な制御対象においてもモデル予測制御の適用を可能にする方法について検討する。

本稿ではまず、パワートレインを対象としたシステム全体の離散時間状態方程式を導出し、得られた式に基づきモデル予測制御を適用する。この際、制御対象には直接的に観測できない要素が含まれていることを想定し、ノイズが含まれるシステムの状態推定を行うためカルマンフィルタ (KF:Kalman Filter) を導入する。また、観測データにはノイズが含まれているものとして扱い、ガウス過程回帰 (GPR: Gaussian Process Regression) を適用することで、不確実性のある時系列データを確率モデルの推定値として ESN に入力する方法を示した後、提案手法1として ESN をモデル予測制御へ組み込む方法について示す。

次に、制御性能の評価に用いるエンジントルク波形を、シミュレーションにより模擬する方法について説明する。その際に使用するエンジン筒内圧シミュレーションで行う燃焼のモデル化手法について説明し、制振制御の性能評価に使用するエンジン始動時と気筒休止時のトルク生成パターンとその特徴的な違いについて述べる。

また、従来手法との比較として Explicit Dead-time 補償を用いた既存のモデル予測制御を拡張した定式化について述べ、提案手法1として単一の ESN を使用した場合のモデル予測制御 (ESN-MPC) との比較を行う。この比較により、ESN による予測波形を使用することで制振性能の低下を抑制しつつ、未来に必要な制御入力をあらかじめ求める方法に基づく制御手法の可能性について述べる。

さらに、単一の ESN を用いる場合、学習データを追加する際に既学習データの記憶密度が相対的に低下することに伴い、ESN の予測精度が低下することが懸念され、実用上の制御性能が悪化することが課題となる。この点について考慮し、記憶密度の相対的な低下を抑制するため、提案手法2として複数の ESN を用いて外生入力を予測する手法 (SOM-MPC) の検討を行う。ここでは、波形データについて SOM(Self Organizing Maps) と k-means を用いた前処理を施すことで、異なるパターンの波形についてクラスタリングを行い、複数の ESN を選択的に使用することで予測精度の悪化を抑制する方法について検証する。

最後に、エンジン筒内圧シミュレーションにより作成した異なる燃焼パターンのエンジントルク波形を用いて行った既存手法 (EDT-MPC) と提案手法1 (ESN-MPC) による制御性能の比較検証や、ESN の予測精度低下に関する懸念点について改善を行った提案手法2 (SOM-MPC) についての検証結果から、モデル予測制御において時間的制

約を緩和する可能性や ESN の予測精度低下への適応性などについて、その有効性や課題を考察した結果を示す。

目次

1	序論	1
1.1	研究の背景	1
1.1.1	HEV への期待と課題	1
1.1.2	パワートレインにおける振動対策	2
1.1.3	内燃機関エンジンの開発動向と制振についての課題	5
1.1.4	パワートレインの振動問題に関する先行研究	8
1.1.5	本研究の着眼点	10
1.1.6	モデル予測制御とその課題	11
1.1.7	計算時間に関する課題の解決方法の検討	13
1.1.8	外生入力波形の予測方法	14
1.2	研究の目的	15
1.3	本論文の構成	16
2	波形予測モデルを利用したモデル予測制御の定式化	18
2.1	制御対象のモデリング	18
2.2	ハイブリッド駆動系の状態空間モデルの導出	20
2.2.1	運動方程式の導出	20
2.2.2	システムの状態空間表現	24
2.3	モデル予測制御	26
2.3.1	カルマンフィルタの導入と定式化	26
2.3.2	最適化問題の解法	29
2.4	ESN を利用したモデル予測制御	31
2.4.1	単一の ESN を使用する方法の概要	31
2.4.2	ESN による外生入力波形の予測モデル	34
2.5	本章のまとめ	36
3	制振シミュレーションの評価条件	37
3.1	評価条件の作成に使用するエンジンモデル	37
3.2	エンジン筒内圧シミュレーションのモデル化	38
3.2.1	エンジン筒内圧モデルにおける定式化	41
3.2.2	エンジン筒内圧シミュレーションのモデル諸元	47
3.3	エンジン筒内圧シミュレーションの結果	48
3.3.1	エンジンの出力特性	48
3.3.2	エンジンの燃焼パターンによる違い	51
3.3.3	燃焼パターンによる振動特性の比較	62
3.4	アクティブ制振制御の性能評価に使用する波形の作成	72
3.4.1	エンジン始動時	72
3.4.2	気筒休止時	74

3.5	本章のまとめ	77
4	既存のモデル予測制御手法との比較評価	79
4.1	Explicit dead-time 補償によるモデル予測制御の定式化	79
4.2	ESN のパラメータ検討	82
4.3	単一の ESN による波形予測の結果 (エンジン始動時)	83
4.4	シミュレーション条件	87
4.5	ESN-MPC による制御の有無による比較	89
4.6	ESN-MPC と EDT-MPC の制振性能の比較	90
4.7	計算時間の比較	93
4.8	設計変数によるケーススタディ	96
4.9	本章のまとめ	98
5	自己組織化マップを用いた分割学習法によるモデル予測制御	99
5.1	自己組織化マップを利用した ESN の分割学習モデル	99
5.2	SOM による前処理の方法	101
5.3	ESN による波形予測	102
5.4	シミュレーション条件	105
5.5	SOM を使用した波形分類の結果	105
5.6	ESN による波形予測の結果	108
5.7	エンジン始動時における SOM-MPC の結果	113
5.8	気筒休止パターンにおける制振制御の結果	116
5.9	検証の考察	119
5.10	本章のまとめ	119
6	結言	120
	謝 辞	124
	付 録	133

1 序論

1.1 研究の背景

1.1.1 HEV への期待と課題

地球規模の気候変動が世界的に危機感をもって議論される中、自動車は社会および経済発展の基盤として継続的な環境保全や持続可能な社会の実現に向けて、その技術開発は様々な環境課題に直面している。特に、低排出ガスと高いエネルギー効率を確保しながら、優れた車両性能と快適な運転を両立する顧客要求を満たすことは困難な開発目標となっており、環境負荷低減を目指した CO₂ 排出量の少ないエネルギー効率に優れた自動車の開発が求められている。自動車の CO₂ 排出量に関する規制は、世界中で徐々に厳しくなっており、Fig.1.1¹⁾ に示すように各国で年代ごとに段階的な規制値が設けられ、目標値を達成すべく研究開発が行われている。

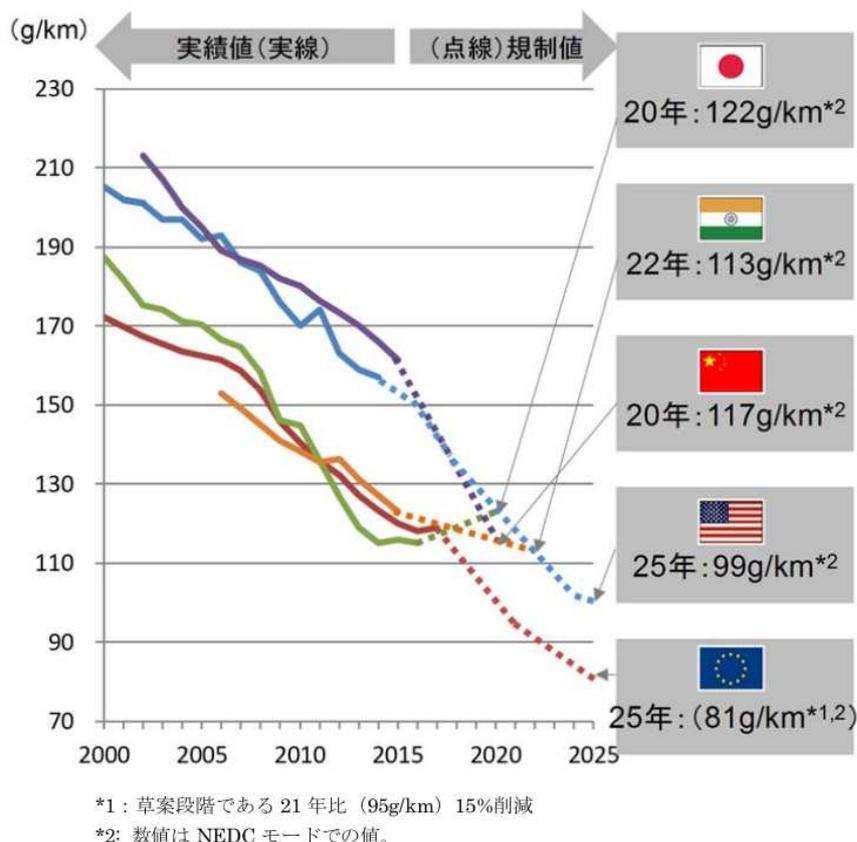
これら自動車の技術開発において電動化は世界的な開発トレンドとなっており、電力のみで駆動するバッテリー EV (Electric Vehicle) 以外にも、最も広く認知されている駆動系の電動化カテゴリーとして、動力源に従来の内燃機関エンジン (Internal Combustion Engine; ICE) と電気モータを併用した HEV (Hybrid Electric Vehicle) がある。

HEV は、ICE とモータを併用した駆動系から構成され、エンジン単体による動力源と比較して大幅な燃費向上が可能となっている。HEV では、ICE と同じ燃料を使用することにより、エネルギー供給網として整備されてきた既存のインフラを最大限に活用できるメリットがある。このため、燃料電池車など次世代の低エミッション車のインフラ整備等を含めた諸々の課題が解決され、普及期を迎えるまでの現実的なソリューションの一つとして期待されており、Fig.1.2 に示すように世界市場での生産台数は年々増加傾向にある²⁾。

HEV では、ICE と電気モータにより駆動力を発生し、走行状態に応じて最適なエネルギー効率が得られるように動力配分が制御される。それに伴い、走行中のエンジンにおいて、燃費向上やエミッションを低減するため、始動・停止が頻繁に繰り返されることになる。エンジンの起動や停止に伴って発生するトルク振動はドライバーの操作や意思とは無関係のタイミングで突発的に発生し、搭乗者に不快感を感じさせる要因ともなっているため、不快感を感じさせることなく駆動力を制御することは不可欠な技術課題となっている。

また、ICE の燃焼効率を高めるための技術開発も盛んに進められており、気筒休止³⁾⁴⁾⁵⁾ や HCCI⁶⁾⁷⁾ (Homogeneous-Charge Compression Ignition: 予混合圧縮着火) なども採用されてきているため、今後は従来のプロセスとは異なる燃焼に伴って発生する振動への対応も視野に入れて開発を進めることも重要となる。

(参考 1 - 3) 各国燃費規制の推移 (NEDC モード)



出所: The International Council On Clean Transportation 「CO₂ emissions from new passenger cars in the EU: Car manufacturers' performance in 2017」

Fig. 1.1 各国の燃費規制推移 (NEDC モード) ¹⁾
 出展: 「自動車新時代戦略会議 中間整理」 経済産業省 (<http://www.meti.go.jp>) を加工して作成

1.1.2 パワートレインにおける振動対策

ICE から発生する振動トルクがパワートレインに伝達されないよう、エンジントルクの脈動や駆動トルクの急激な変化による不快感を低減するべく、パワートレイン内部では振動を低減することを目指して技術開発が行われてきた。ここでは、ICE のねじり振動の発生プロセスから振動源の特徴について触れ、パワートレインで採用されてきた振動対策について、その概要を説明する。

ICE 内部では燃料の燃焼エネルギーをシリンダー内に配置されたピストンの往復運動に変換し、クランクシャフトを介して回転運動に変換することで動力を出力する。シリンダー内での周期的な燃焼と、クランクシャフトを介した往復運動機構による機械的な回転運動への変換に伴い、ICE では複数の次数を有するねじり振動が発生する。

次世代自動車¹⁾の市場普及率予測(2DS)

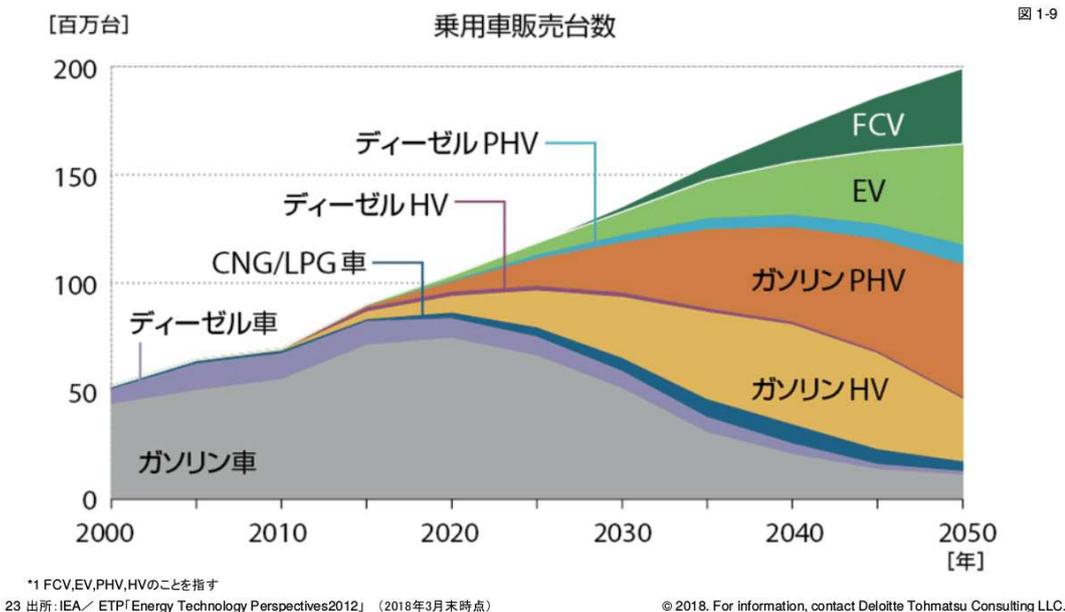


Fig. 1.2 次世代自動車の市場普及率予測²⁾

出展:「平成 29 年度石油産業体制等調査研究(我が国の自動車部門におけるエネルギー供給構造等の在り方に関する調査)調査報告書」(資源エネルギー庁)(<http://www.meti.go.jp>)を加工して作成

このような ICE 特有のねじり振動を低減するため、駆動力を伝達する主要なパワートレインである AT (Automatic Transmission) では、滑らかな動力伝達と発進時のトルク増幅を行うことを目的とし、古くから流体クラッチである TC (Torque Converter) が採用されてきた。

1990 年代に入ると、TC を直結するロックアップクラッチ機構が導入されるようになり、流体を介さずに動力伝達を行える摩擦クラッチを併用することでダイレクト感を高めて燃費を向上させる技術が発展した。一方、ロックアップ機構によってエンジンと直結されることで、パワートレインにはエンジン側のねじり振動が直接伝達されるようになった。この振動問題への対策として、AT 内部ではメカニカルなバネマス系で構成されるスプリングマスダンパ機構による振動低減が主に図られており、ドライバーや搭乗者が不快に感じないレベルで振動が抑制されるよう実用上のチューニングが施されている。

近年では、更なる燃費向上への要求からロックアップするエンジン回転数を下げることで燃費性能を高める傾向にあり、滑らかな走りを実現するためロックアップクラッチを滑らせながら係合させるスリップ制御が導入されている⁸⁾。スリップ制御では燃費改善の効果がある一方で、ロックアップクラッチのシャダーと呼ばれる振動が発生し、開発段階では度々問題となる。この振動問題は、湿式摩擦クラッチを滑らせることで見かけ上の摩擦係数がスリップ速度に伴って動的に変化し、スリップ増速時に対する摩擦係

数の勾配が負勾配となる場合に自励振動に起因する振動が発生することが知られている⁹⁾。このエンジン振動とは別の要因で発生する振動問題に関しては、筆者らが実施した弾性流体潤滑モデルを用いた摩擦界面における現象の検証⁹⁾や、様々な課題解決も試みられている¹⁰⁾¹¹⁾。

エンジンの低回転領域でのロックアップを可能にするため、ダンパスプリングを低剛性化することで振動低減が図られることが多い。スプリングの低剛性化に伴い、ダンパを含むパワートレインの振動系の固有振動数は低周波側に移行するため、車両側の共振周波数と近づくことで振動を体感しやすくなり、振動問題として顕在化する要因ともなっている。

バネマス系のダンパ機構では、ダンパのねじれ剛性とイナーシャによって固有振動数が決まるため、ターゲットとする周波数領域に対応する仕様が設計しやすい反面、振動系に複数の共振周波数が存在するため低回転から高回転までの周波数領域に対して、共振周波数の周辺を含めた全域で振動レベルが要求品質を満たすよう設計する必要がある。すなわち、エンジン回転数を低回転から高回転まで連続的に変化させた場合、パワートレイン側では複数存在する共振周波数に相当する回転数を通過することとなり、共振により励起される振動が要求される振動レベルを、低回転から高回転までの全域にわたって満足する必要がある。

このようなスプリングマスダンパ機構に本質的に存在する振動系の固有振動の問題に対して、遠心振子の原理を使用したCPA(Centrifugal Pendulum Absorber)¹²⁾¹³⁾が導入されている。CPAは、エンジンとトランスミッションの間で生じるねじり振動の減衰機構として利用されており、Fig.1.3に示す模式図のように、回転する制振対象に対して回転自由度を持つ質量を付加し、遠心振子として作用させる。制振対象に付加されたCPAは、エンジンの燃焼に起因する1次の回転周波数に対して、エンジンの回転変動とは逆位相で揺動するように設計されているため、エンジンの回転数によらない制振効果を得ることができる¹⁴⁾。このため、従来のバネマス系によるメカニカルダンパとの併用により実車で採用されている。特に、従来のダンパでは制振設計が困難な領域である低速度域のロックアップについて高い制振効果が得られるため、車両への適用需要が年々増える傾向にある。

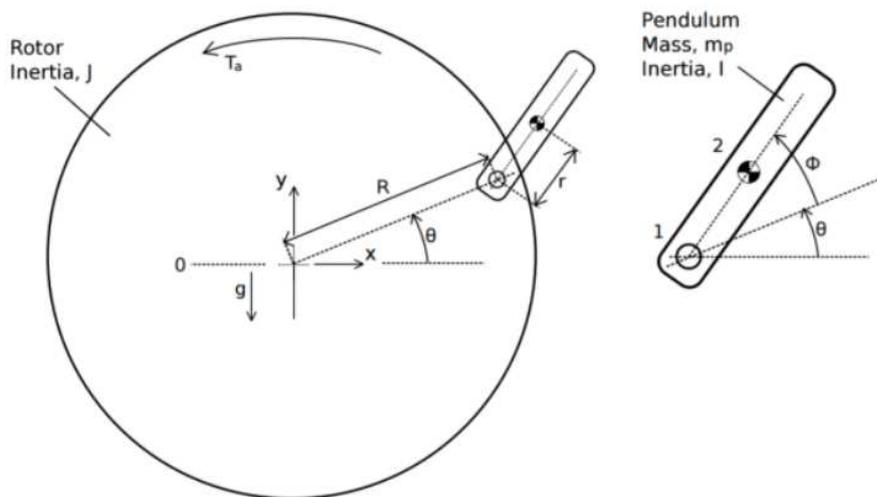


Fig. 1.3 Free body diagram of Simple Type CPA unit with circular¹⁵⁾

1.1.3 内燃機関エンジンの開発動向と制振についての課題

自動車の電動化とともに、内燃機関エンジンの更なる高効率化を目指した様々な研究開発も進められている。ICEの燃料消費量を削減するための技術には、エンジンの小排気量化や気筒休止、アイドル回転数をわずかに上回る程度の低回転化や、過給器を組み合わせたエンジンのダウンサイジングなどを含む様々な研究開発が進められている。

ダウンサイジングによるアプローチは、エンジン排気量の削減やシリンダー数の低減により行われるが、排気量低減に伴う出力低下は、主にターボチャージャー等の過給器によって補われる。ダウンサイズしたターボエンジンは、低回転領域から過給することで早めにトルクを立ち上げ、エンジン回転数を低く抑えることで燃費を向上させるねらいがある。

このような過給器の作動により、省排気量化に伴う出力低下を補うことができる一方で、燃焼圧力が高くなるため比較的低回転から過給器が作動し、低い周波数でトルク振幅が大きいねじり振動が発生し、不快な振動を体感しやすくなる。このため、ダウンサイジングによるアプローチでは、従来よりも高度なねじり振動の低減対策が必要となっている。

一方、エンジンの燃焼パターンによる効率化も検討されており、走行中に低負荷で運転されるような状況などにおいて、複数存在する気筒の内いくつかを休止させることで燃料消費を低減する気筒休止を採用する例もある³⁾⁴⁾⁵⁾。これらの気筒休止運転を実施する際には、特定の気筒での燃焼休止に伴う駆動力の低下を避けるため、単気筒当たり

の燃焼加振力を増加させることで、トルクショックのないスムーズな切り替えを行うなどの工夫が施される例¹⁶⁾もある。

気筒休止において、こうした対策によりトルクショックを軽減できる利点はあるものの、結果的にICEでは燃焼による周期的なトルク変動が大きくなるため、NV(Noise, Vibration)性能の悪化を避けるべく気筒休止の適用領域は制限されることになり、効果的な燃料消費削減を阻害する要因となりうる。

内燃機関エンジンでは、様々な取り組みにより高効率で低エミッションを実現するべく開発が進められているが、このような開発の動向が振動問題へ及ぼす影響を考えると、従来から使用されてきたスプリングマスダンパやCPA等では制振しきれない振動問題への対応が必要となってきている。今後、パワートレインにおいて対策すべき振動問題の項目として、次の三点が挙げられる。

1. 過給ダウンサイジングへの対応：

過給ダウンサイジングエンジンでは、通常のエンジンと比較して低回転領域で燃焼に伴うトルク振幅が増加するため、従来のメカニカルダンパによる低剛性化のみでは、制振レベルの要求品質を満たすことが困難になる。そのため、従来より高い制振性能を実現する必要がある。

2. ロックアップ領域拡大への対応：

現状からさらにロックアップ領域を低回転まで拡張する場合、主にメカニカルダンパを低剛性化することで必要な減衰性能が得られるよう設計することができるが、これに伴い共振周波数は低周波側へ移行するため、振動が体感しやすくなり制振レベルの要求品質を満たすことが困難になる。

3. 気筒休止への対応：

気筒休止運転においては、エンジンにおける燃焼タイミングは状況に応じて動的かつ不等間隔のパターンに変化する。気筒休止を採用する場合、対応すべきエンジンの振動次数は各々の燃焼パターンによって変化するため、運転状態により変化する複数の異なる振動次数への対応が必要となる。

これらの項目について要求品質を満たす制振システムとして、先に例示したCPAには機能的な優位性があるものの、いくつかの課題も存在する。ここで、CPAの機能的特徴について整理するとともに、エンジンの開発動向が振動問題へ及ぼす影響から、今後検討すべき技術的課題について考察する。

CPAによる制振機能は、遠心振り子の物理的な原理により、エンジン回転数に依存する回転変動に伴って振り子の振れ角が変化することで得られる。CPAでは、エンジン側の加振次数と振り子の振幅次数が反共振点において均衡が保たれることで、狙った次数の振動を減衰することができる。これにより、エンジンの回転数によらず設定した振動次数について外部からの動力を必要としないパッシブな制振機構が実現できる。

CPAには、このような機能的な利点がある一方で、上述したエンジンの開発動向によってパワートレインが対策すべき項目や産業上の優位性については、次に示す点が課題として考えられる。

1. 製造コスト：

CPAは、通常のメカニカルダンパと比較して部品点数が増加するため、一般に製造コストが高くなる傾向にある。

2. 振動次数の制限：

CPAは、対象とする振動次数に対しては十分な制振効果が得られるが、それ以外の振動次数に対しては反共振点が設計点から外れるため十分な制振効果は期待できない。そのため、単一のCPAでは気筒休止に伴う動的に変化する複数の振動次数に対して十分な制振効果を得ることが不可能であるため、複数のCPAを搭載する必要がある。

3. 気筒休止への対応：

制振すべき主な振動次数が動的に変化する気筒休止に対応するには、異なる次数の振動を低減するため、対象次数の異なる複数のCPAが必要となる¹⁷⁾。複数のCPAを搭載する場合、構造の複雑化に伴うコスト増加や、パワートレイン内の搭載スペースに制限があるため、低コストかつ省スペースで十分な制振機能を実現する必要がある。

これらの課題について、今後のエンジンの開発動向にミートした制振課題の解決を目指して、次節以降では有効な課題解決の実現方法について検討する。

1.1.4 パワートレインの振動問題に関する先行研究

パワートレインの制振課題について有効な解決方法を検討するにあたり、振動低減についての先行研究を概観する。内燃機関エンジン特有のねじり振動に対しては、従来から様々な制振方法が検討されてきた。パワートレインにおける振動減衰のシステムは、主に次の三通りの方法に分けられる¹⁴⁾。

1. パッシブシステム：

外部からのエネルギー入力を必要としない制振システムであり、スプリングマスダンパなどの動吸振器やCPAなどが挙げられる。スプリングマスダンパでは、スプリングを含む動吸振器により運動エネルギーを吸収することで振動減衰が行われる。一方、CPAでは、回転する制振対象に付加された遠心振子は変動方向に対して逆位相に揺動するため、運動エネルギーを逆位相に働く遠心振子の遠心力により吸収することで振動作用が得られる。

2. アクティブシステム：

外部からのエネルギー供給を受けて振動を制御するシステムであり、主にパワートレイン内ではモータを制御することで振動減衰を実現する。

3. スリッピングシステム：

パワートレイン内のTCでは、流体を介した伝達損失によって振動エネルギーが放出され、ロックアップのスリップ制御では湿式クラッチの摩擦による熱エネルギーとして放出されることで振動減衰を実現する¹⁸⁾。

これらのシステムを効率的に組み合わせた開発も行われているが¹⁴⁾、ここでは、内燃機関エンジンのねじり振動に対して、パッシブおよびアクティブによる様々な制振方法について、先行研究を概観する。

パッシブアプローチとしては、スプリングマスダンパが既存のエンジン車両で幅広く採用されている。コンポーネントのスプリング剛性とイナーシャを調整することにより効果的な減衰を実現できるため、幅広い車種での適用が可能となる。しかしながら、ダウンサイジングや低回転運転では、アイドル速度よりわずかに速い速度で大きな振幅の低い周波振動を引き起こす可能性が懸念されるため、典型的な従来のスプリングマスダンパのみでは、そのような動作条件下で十分な減衰性能が得られない。このため、2008年以降ではパッシブアプローチとしてスプリングマスダンパに付加する形でCPAの採用が増加している。CPAの機能的な特徴と今後考えられる課題については、前節に示した通りであり、本研究では、課題を想定した解決の方法について検討を進める。

パッシブアプローチとは対照的に、アクティブアプローチはモータによる制御機能を最大限利用することにより振動減衰が行われる。アクティブ制振を実現するために、様々な方法が提案されてきた。

Gusev et al.¹⁹⁾ は、一般的に使用されるフライホイールに代わるものとして、エンジンのねじり振動を低減するためのアクティブフライホイールとしてリバーシブルオルタネーターを開発した。Beuschel et al.²⁰⁾ は、ハーモニックアクティベーションと名付けられたニューラルネットワークを適用して、エンジンのスタータジェネレータを使用してクランクシャフトに逆位相のトルク振動を入力し、適応する有効なダンピングを得られるようにすることで振動低減を行なった。

さらに、実用的なアプローチとして、アクチュエータの遅延動作と時間遅延に対処するため、Santos et al.²¹⁾ により Explicit Dead-Time によるデッドタイム補償が提案され、Pham et al.²²⁾ は、デッドタイム補償を含むフィードフォワードおよびフィードバック制御を使用して HEV の不要な駆動列振動を低減するためのアンチジャークコントローラを提案した。このアプローチでは、制御周期は 10 ミリ秒に設定されたが、デッドタイム遅延は制御周期の約 2 倍程度に設定され、制振制御におけるデッドタイム補償の効果が実証された。しかしながら、デッドタイムが制御周期の数倍となる場合についての制御性能は示されておらず、長い時間のデッドタイムについての影響は明らかに示されていない。本研究では、この点に着目し、実際に制御入力作用するタイミングが制御周期の数倍となる場合について検討を行う。

Vadamalu et al.²³⁾ は、モデル予測制御に Explicit Dead-Time によるデッドタイム補正スキームを使用して、HEV パワートレインのアクティブ制振を提案し、モータやバッテリーの発熱状態などにより時々刻々と変化する HEV パワートレインの制約条件に対して、提案するアクティブ制振手法の有効性を示した。彼らは、Explicit Dead-Time スキームを利用して状態空間表現のシステム行列を累積することにより、エンジンのトルク振動を外生入力として予測範囲までの将来の予測を行なった。しかし、実際のシステムにおいて外生入力は時間とともに大幅に変化していくことが考えられ、このような将来の外生入力の補償については考慮されていない。このため、Explicit Dead-Time によるデッドタイム補償を採用する既存の MPC アプローチでは、定常または周期的な外生入力が入る場合においては良好な制御性能が期待できるものの、デッドタイム補償による予測値と実際の値の誤差が大きくなることが予想される非定常の外生入力働く場合においては、制御性能が大幅に低下し、実用上の制振効果が得られないことが考えられる。このような観点から、本研究では、気筒休止などの運転条件を含むエンジンのトルク振動が非定常となる外生入力働く場合を想定し、時々刻々変化する状況下で実際に制御入力作用するタイミングが制御周期の数倍となる場合においても、有効な制振が可能となる制御方法について検討を行う。

また、パワートレインを対象としたものとは別に、制御対象とするシステムの予測モデルを作成するためにニューラルネットワークや、その他のいくつかの機械学習手法も使用されている²⁴⁾²⁵⁾²⁶⁾。Pan et al.²⁷⁾ は、未知の非線形システムへの制御実装を実現するために、入出力トレーニングを備えたりカレントニューラルネットワークを採用した。彼らは、各タイムステップでテイラー展開を介することで、非線形のモデル予測制御に関連する非凸最適化問題を解く方法を提案した。

Xiang et al.²⁸⁾ は、テイラー展開を適用して動作点で Echo State Network(ESN)²⁹⁾ を

線形化し、部分的に観測された動的システムの打ち切り誤差を補正するために ESN を採用した。Plucenio et al.³⁰⁾ は、ESN を用いた予測モデルに分析的な方法で計算された勾配を適用し、Jordanou et al.³¹⁾ は、Plucenio et al. によって開発された実用的な非線形モデル予測制御の枠組みを利用して ESN の適用を行なった。また、Zhang et al.³²⁾ は、連続時間の非線形相互接続システムの分散制御問題に ESN を適用し、システムダイナミクスに追加する形でサブシステム間に相互接続された外生入力を組み込んだ。Liu et al.³³⁾ は、ESN によって近似された Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) 方程式を非線形システムの最適制御問題を解くために使用するアルゴリズムを提案している。

これらのニューラルネットワークや、その他のいくつかの機械学習手法を参考とすることで、本研究では、気筒休止などのパターン予測に適した予測モデルについて検討を行う。

1.1.5 本研究の着眼点

前節で例示したような推論ベースのモデリングには、微分方程式に基づいた数学的モデルの構造に関する明確な情報が必要ないため、不確実な外生入力の下で高度に非線形となるシステムダイナミクスをモデル化できる利点がある。しかしながら、推論ベースによるモデリングは、システムの同定と制御を実現する方法としては有効であるものの、ターゲットシステムのパラメータとモデル挙動との間の明確な関係性については把握することができないため、開発の上流で様々な設計変数の検討を必要とするような場面では、適用することが難しい。また、モデル予測制御によるリアルタイム制御では、制御期間内に最適化計算を実現するために相応の計算時間が必要となる。

このような側面を考慮して、推論ベースのモデルによる制限を緩和し、リアルタイム制御における不確実な外生入力下においても制御性能を確保する方法について、本研究では、HEV パワートレインのアクティブ振動制御を対象とした新しいモデル予測制御の方法について検討する。例示した先行研究を概観し、今後の自動車の電動化の観点から鑑みると、パワートレインに関する振動課題に対処する方法として、以下のような見通しが立てられる。

- 気筒休止を前提とする振動低減をターゲットとしてパッシブ制振を利用した CPA で対策することを考えた場合、複数の振動次数へ対応するために複数の CPA を実装する必要があるため、技術的には可能であってもコスト的な産業上の優位性が損なわれる。
- HEV などパワートレインの動力にモータが併用されることを前提とすると、スプリングマスダンパや CPA などのハードウェアによるパッシブな制振のみによらず、駆動用のモータを活用したアクティブ制振の手法を確立できれば、既に装備されているモータのリソースを最大限

活用するため、対策に伴うコストアップを抑制しつつ産業上の技術的優位性を獲得できると考えられる。

このような観点から、モータの利用を前提としている HEV では、モータを活用したアクティブ制振を実現することがコスト的にも技術的にも優位性があるものと考えられる。アクティブ制振の制御手法としては、制約条件を満たしながら最適制御を実現するため、先行研究として例示²³⁾した方法と同様に、本研究では、モデル予測制御による制振手法の適用を検討する。

次節では、モデル予測制御を HEV パワートレインのアクティブ制振制御への適用について、課題となる点について検討する。

1.1.6 モデル予測制御とその課題

HEV パワートレインのアクティブ制振制御へ適用することを前提として、モデル予測制御について概観する。モデル予測制御 (Model Predictive Control; MPC) は、1970 年代後半にフランスの Richalet らにより提案された IDCOM (Identification and Command)³⁴⁾ や、Culter らが提案した DMC (Dynamic Matrix Control)³⁵⁾ と呼ばれる手法から始まった。Richalet et al.³⁴⁾ は砲台などの機械系や食品に関する工業的プロセスを対象として IDCOM を適用し、Culter らの DMC は石油精製や石油化学の大規模プロセスプラントを対象として、その理論検証と実用化が進められてきた。その基本的な考え方は、制御対象となるシステムのモデルを用いて将来の制御量の挙動を予測し、各時刻で有限時間未来までの応答を最適化することで制御入力を決定する制御手法に基づいている³⁶⁾。

モデル予測制御の大きな特徴として、モデルに含まれる複数の入出力信号や、互いに干渉しあうパラメータについての多変数制御の問題を、制約付きの最適化問題として簡便に扱えることが挙げられる。つまり、最適な制御入力を計算する際、アクチュエータの制御量の範囲などに関する制約条件を評価関数に組み込んで同時に考慮した最適化が行われることが特徴である。この制約条件付き最適化は、連続時間モデルを対象とした場合、関数の最適化問題となり容易に解くことが困難となるため、離散時間のモデルとして扱われることが多い。特に、各離散時間に対して、制約条件のもとで評価関数を最小化する制御入力を求める線形システムの最適化問題は、制御入力の二次形式とした評価関数と制御入力の線形不等式による制約条件で表現できる場合に、二次計画問題に帰着することができるため、比較的容易に最適解を求解することが可能となる³⁷⁾³⁸⁾。

歴史的に見ると、モデル予測制御は当初、化学プロセスを主な適用対象として発展してきた。その理由として、化学プロセスは一般に応答が緩やかに進むため、当時でも制御入力の最適化計算を実時間で数値的に解くことができる程度の制御周期だったことが挙げられる。

近年では、多入力多出力となるシステムを容易に扱うことができる状態空間表現に基づくモデルを用いて現代制御理論の手法を適用することが多くなっている。さらに、

様々な最適化問題の解法に関する改良³⁹⁾⁴⁰⁾⁴¹⁾や、CPUの処理能力の飛躍的な向上も相まって様々な応用が進んできており、非線形機械システムや短い制御周期が要求される制御対象にまでその応用範囲が拡大している。適用例としては、船舶の自動操船や航空機の衝突回避、自動車の省燃費運転や自動運転の経路生成、衝突の現象を含むロボットの制御や⁴²⁾、視覚をベースとしたロボット制御⁴³⁾、横滑りを考慮した車両制御⁴⁴⁾、ドローンの編隊飛行制御⁴⁵⁾、無人航空機の自律着陸制御⁴⁶⁾、戦闘機の飛行姿勢制御⁴⁷⁾、ロケットの着陸制御⁴⁸⁾⁴⁹⁾などあらゆる分野において数多くの応用が検討されており、産業上の適用は多岐にわたっている⁵⁰⁾。このように、制約条件を満たしながら最適な制御入力を得られるため、モデル予測制御は実用上の利用価値が高く、今後もますます産業応用が進んでいくものと期待されている。

ここで、モデル予測制御をHEVパワートレインのアクティブ制振制御へ適用することに関して、課題となる点について考える。モデル予測制御では、将来のシステムの挙動を動的なモデルを利用して予測し、その結果に基づいて最適化計算を行うことにより次の時間ステップにおける制御量を決定する。状態空間表現に基づくモデルでは多数の状態変数や制約条件を同時に扱うことができ、非線形挙動を示すようなシステムについても適用が可能である。コントローラには、制御周期毎に現在の制御対象の状態観測値が入力され、対応した制御量を求める最適化計算は、次の入力到達するまでに完了させておく必要がある。

しかし、モデル予測制御における主要な処理である最適制御問題の計算は演算処理の負荷が極めて高くなるため、システムにより定められた制御周期毎に実行を完了するリアルタイム性の保証、すなわち、実時間で対象とする最適化問題を次の制御周期までに解くことができるのかという課題がある⁵¹⁾。モデル予測制御を実システムへ適用する際に生じる根本的なこの課題について、最適化計算が制御周期内で完了しない場合においても、実時間で次の制御周期までに最適な制御量を決定することができるならば、モデル予測制御を実問題へ適用する障壁となっている課題について一つの解決策を提示できるものと考えられる。

計算時間に関するこの課題の解決は、実問題へのモデル予測制御への適用について従来の方法では適用できなかった制御対象に対しても適用の可能性が広げられるため、産業上のモデル予測制御の適用範囲をさらに拡張することが期待できる。そのため、モデル予測制御の適用範囲を拡張できることは、パワートレインのアクティブ制振制御を対象とした問題に留まらず、今後の産業の発展にあらゆるプロセスに関わる最適な運用を担うことに寄与し、持続可能な社会の実現および経済の発展に貢献する基盤技術と考えられる。

1.1.7 計算時間に関する課題の解決方法の検討

モデル予測制御の最適化問題の解法に関しては、様々な改良による高速化が検討されてきた⁴⁰⁾⁴¹⁾。中でも、実時間の微分方程式として記述されるモデルの特徴を保ちつつ、高階となる偏導関数の計算を避けるため、評価区間上で離散近似を導入するC/GMRES法³⁹⁾がよく知られており、非線形となる最適化問題を高速に解くことができる利点から数多くの適用例がある⁵²⁾⁵³⁾。しかしながら、解法の高速化以上に最適化計算に時間を要し、制御周期内で最適化計算の演算を完了できない場合については、モデル予測制御を対象とするシステムに適用することが困難となる。この計算時間に関する課題は、モデル予測制御の実システムへの実装において大きなボトルネックとなり、高速な応答性が必要な制御システムには適用が困難となる。そのため、モデル予測制御の実装が可能となる対象は、実質的に制御周期内で演算が完了するシステムに限定される。

この点を考慮すると、対象とするシステムの最適化問題の複雑さや解法の高速化手法によることなく、モデル予測制御を実装する方法を確立することができれば、その適用範囲を拡張することが可能となり、基盤技術としてさらなる有用性の向上に寄与することが期待できる。本研究では、次の制御周期の前までに求解を完了する必要があるという、実行可能な計算時間に関する制約によらずモデル予測制御の適用を実現し得る方法について検討する。

多くの制御手法は制御則を陽な形として数式で与え、それに基づいて制御量を求める方法を採用している。これに対し、モデル予測制御ではシステムの応答をモデルで予測し、その制御に関わる最適化問題を数値的に解くことによって制御入力を決定する。そのため、システムの応答を数値的に表現することができるものと仮定すれば、対象とするシステムが陽な形として数式で表現することが困難な場合においても、モデル予測制御の枠組みの中で扱うことができるため、幅広い制御対象や問題設定を扱うことができるようになる。例えば、システムに関する予測モデルを人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network; ANN)⁵⁴⁾やRNN(Recurrent Neural Network)⁵⁵⁾、ESN(Echo State Network)²⁹⁾など、入出力のデータからシステムの応答を予測する機械学習のモデルで表現した適用例もある。

一方で、モデル予測制御は実装に必要となる計算量や記憶容量は他の制御手法と比較して多くなり、制御則を数式としてではなくモデルを用いて数値的に扱う。このため、他の現代制御の手法とは異なり、モデル予測制御では有限の時間区間のみを考慮して制御入力を計算することから、一般に閉ループ系の安定性や性能は保証されない³⁶⁾。このように、他の制御手法と比べて理論的保証の困難さと計算量や記憶容量の過大さにもかかわらず、扱える問題を限定しないことや最適化問題に拘束条件が課されている場合にも適用できるメリットは大きく、先述のようにモデル予測制御の産業応用は盛んに行われている。

モデル予測制御では、有限の時間区間のみを考慮して制御入力の最適化を行うため、上述のように一般に安定性は保証されないものの、時々刻々変化していく環境に対しては、その時刻における最適な制御入力を各時刻で逐次求めているため、環境変化に臨機応変に追従することができる。観測された時刻の状態に対して、次のタイムステップに

における最適な制御入力を求めることにおいて、この観測された状態と次ステップにおける最適な制御入力との関係は、現在時刻についても未来の時刻についても同様と考えられる。この点に着目し、仮に未来における対象とするシステムが置かれている状況の観測量を精度よく予測することができるのであれば、未来に必要な制御入力は予測された状況の下であらかじめ求めることが可能と考えられる。このため、求めておいた制御入力を必要となる時刻に出力することで、設定された制御周期内で最適化計算が完了しない場合においても、モデル予測制御の適用を可能とすることができるのではないかという仮説が立てられる。本研究では、上述の考え方をもとに、モデル予測制御と機械学習を用いた波形予測手法を組み合わせた新規のアクティブ制振手法について検討する。

1.1.8 外生入力波形の予測方法

本節では、機械学習を用いた波形予測の目的とその方法について説明する。モデル予測制御では、制御する各タイミングにおいて、モデルにより予測された未来の有限時間領域を使用してシステムの最適化問題を解くことにより制御信号を決定する。既存のモデル予測制御による一般的な枠組みでは、現在時刻の次の制御周期に出力する制御入力を最適化計算に基づいて決定しているが、本研究で提案する手法では、未来に必要な制御入力をあらかじめ求めておき、最適化計算に必要な時間に余裕をもたせることで実時間の最適化制御を実現しようとするものである。したがって、未来に必要な制御入力を見積もる際に、未来のシステムの状態を可能な限り正確に予測しておく必要がある。従来のモデル予測制御の枠組みにおいても、未来の状態に対してモデルを用いて有限区間の未来についてシステムの状態予測を行っている。

しかしながら、一般に未来のシステムの状態量に大きく影響する外生入力に対しては定常値として扱われることが多く、時々刻々変化する外生入力に対しては未来の状態予測が大きく外れることとなり、本研究で実現しようとする未来の制御量の最適化に対しては、十分な予測精度が得られるとは言い難い。そこで、本研究では、外生入力に対する未来の状態を時系列のデータとして可能な限り正確に予測し、モデル予測制御における未来の外生入力の予測値として扱うことを試みる。具体的には、時系列の外生入力波形について、そのパターン認識と波形予測に特化したモデルを作成し、モデル予測制御に組み込むことを目指す。

ここで、時系列データの予測に関する代表的な技術を概観し、本研究で用いる機械学習による波形予測の方法について述べる。時系列データの予測に関する代表的な技術としては、自己回帰モデル (Autoregressive Model; AR)、線形動的システム (Linear Dynamical Systems; LDS) などが知られており、これらに基づいた時系列データの予測手法が数多く提案されている⁵⁶⁾⁵⁷⁾。近年では、深層学習モデルによる時系列データの回帰モデルも多数報告されており、過去の履歴の作用を反映させるための再帰的な結合をもつ Recurrent Neural Network (RNN) や、その発展形として長期および短期記憶の影響を考慮した Long Short Term Memory (LSTM)⁵⁸⁾ などがよく知られている。しかし、これらのモデルでは学習時に勾配法に基づく逐次更新による収束計算が必要となり、

学習計算に関して予測精度の向上に相応する時間を要するため、一般に計算コストが高くなる傾向にある。これに対し、リザーバーコンピューティング (Reservoir Computing: RC) は、機械学習技術の一つとして時系列データを高速に学習できる実装に適した手法として近年活発に研究がなされている⁵⁹⁾⁶⁰⁾。RCには、Echo State Network (ESN)⁶¹⁾ や Liquid State Machine (LSM)⁶²⁾をはじめとする複数のモデルが提案されている。

リザーバーコンピューティングは、再帰的ニューラルネットワークに基づくモデルを一般化した概念として表現されており、時系列の情報処理に適した機械学習の計算フレームワークの一つである。リザーバーコンピューティングのフレームワークの一種である ESN では、リザーバーは非線形活性化関数を備えた人工ニューロンの再帰型ネットワークで構成される。その最大の特長は、入力信号をリザーバー部で変換した後、出力部のみを簡便なアルゴリズムで訓練することにより高速な学習を可能にすることにある。さらに、再帰的にニューロンが結合されることにより、時系列データ点のその前後に対する変化の履歴に対しても学習がなされるため、入力データについてパターン化できるような特徴をもつ波形の集合に対しては、従来手法と比較してその予測精度が向上することが期待できる。

本研究では、外生入力として時系列データを予測するモデルを ESN を用いて構築し、モデル予測制御に組み込むことを試みる。

1.2 研究の目的

上述した背景のもと、本研究では、HEV におけるエンジンの起動・停止や、気筒休止へ移行する際の急激なトルク変動に伴うパワートレインの振動を低減することを目的として、HEV 駆動系のアクティブ制振制御を対象としたリザーバーコンピューティングを用いたモデル予測制御の新規設計方法について検討する。その際、最適化に要する計算時間の制約を緩和する方法について併せて検討を行う。また、検討する過程で数値シミュレーションによる検証とその結果についての考察を加える。

HEV のパワートレインでは、複数のモータを同時に制御する場合や、高負荷時におけるバッテリーの発熱を抑制するため、状態に応じてモータの出力制限値を動的に変化させる必要性などを考慮し、様々な条件下においてシステム全体で最適となる制御量を出力するシステムを設計することが必要となる。このような場合、制約条件のもとでの最適化が可能であるモデル予測制御の適用が有効であると考えられ、実時間で実現するためには、先述のように、実行可能な計算時間に関する制約によらずモデル予測制御の適用を実現し得る方法が必要となる。

また、本研究で対象とする HEV のパワートレインでは、搭載するモータの数やパワートレイン内での配置、ICE と接続する摩擦クラッチの有無やスプリングマスダンパの仕様、プラネタリギヤの仕様など、その構成要素や種類には様々なバリエーションがある。このため、システム的设计にあたっては個別に検討がなされる様々なバリエーションに対応できるように、モデリングの導出方法から検討する。

本研究では、HEV のパワートレインに関するシステムの離散時間状態方程式を構成

要素に基づいた導出過程から検討し、モデル予測制御の枠組みで最適化する一連の制御モデルを構築する。また、実システムにおいてモデル予測制御を適用する場合に必要なとなる上述した計算時間に関する課題の緩和に対しては、最適化問題の解法の高高速化や実時間で解くためのアルゴリズムの改良などに注力した研究が盛んに行われている。⁶³⁾ しかしながら、最適化する対象区間を未来に設定し、あらかじめ予測された未来の外生入力に対して最適化計算を行い、必要となるタイミングで制御入力を出力するという枠組みの中で設計する手法については研究がなされていない。

そこで、計算時間に関する課題を緩和することに対して、未来におけるシステムの外生入力を精度よく予測するために、波形の予測方法としてリザーバコンピューティングの一種である ESN (Echo State Network) を用いた波形予測とその検証を行う。また、ESN により予測された波形を基にした新規のモデル予測制御の枠組みで設計する方法を提案手法 1 (ESN-MPC) として検討し、その制振性能について考察を行う。さらに、リザーバコンピューティングの学習に内在する課題について検討を行い、提案手法 2 (SOM-MPC) として自己組織化マップ (Self-Organizing Map:SOM) を用いたパターン認識に基づいて分散学習する方法についても考察する。

1.3 本論文の構成

本論文は、6 章から構成されており、第 1 章では序論として、本研究に関する背景とその目的について述べた。第 2 章以降の概要は以下の通りである。

第 2 章では、本研究で対象とするハイブリッド自動車のパワートレインを対象としたアクティブ制振制御について、制御対象のモデリングと提案手法 1 として ESN を用いたモデル予測制御 (ESN-MPC) の方法と定式化について説明する。まず、ノイズを含むシステムの状態量を推定する方法としてカルマンフィルタを採用し、観測データをガウス過程回帰 (Gaussian Process Regression : GPR) による推定値として扱うことで、固有の時系列パターンが存在する不確実性のあるデータについて適応的にモデルを学習し、推定する方法について説明する。次に、この方法に基づき推定した時系列データに対し、ESN を使用して波形パターンを学習した後、学習済の ESN によるエンジントルクの予測波形を外生入力としてシステムに組み込んだ離散時間状態方程式モデルに対して制振制御系を設計し、モデル予測制御を適用する方法について説明する。

第 3 章では、制御性能の評価に用いるエンジントルク波形を、エンジン筒内圧シミュレーションにより作成する際に行う燃焼のモデル化について説明し、制振制御の性能評価に使用するエンジントルク波形について、エンジン始動時と 2 種類の気筒休止時の波形パターンにおけるトルク振動の特徴的な違いについて考察することで、その課題を明らかにする。

第 4 章では、ハイブリッド自動車のパワートレインにおける出力トルクの制振制御に対して、提案手法 1 として示した単一の ESN を使用したモデル予測制御 (ESN-MPC) の適用について検討する。まず、単一の ESN を用いる場合と通常モデル予測制御による場合について制御性能の比較を行い、次に、最適化計算の対象を未来に置き換える

制御方法に拡張した上で、既存のデッドタイム補償方法 (Explicit Dead-time) を発展させたモデルと提案手法1による ESN を用いたモデル予測制御との比較を行う。これにより、最適化計算に要する時間的制約を緩和することの可能性について検証する。また、設計の初期段階では設計要件を満たすよう、様々な仕様の検討が必要となることを想定し、簡便なパラメータ変更によって要件を満たす検討の可能性について検証する。

第5章では、実用上、あらゆる外生入力の波形パターンへの適応が要求される制振制御において、ESN による波形予測精度の低下を防ぐ方法について述べる。提案手法2として複数の ESN を用いた学習手法 (SOM-MPC) について、まず、自己組織化マップを前処理に施した後、k-means を用いたクラスタリングによって波形パターンの識別を行う方法を説明する。また、考案した方法により複数の ESN を用いることで、エンジンの異なる燃焼パターンによる複数種類の波形予測について、制御性能に対する効果を検証する。

最後の第6章では、各章に示した結果についてまとめを述べ、本研究全体の結論として総括する。

2 波形予測モデルを利用したモデル予測制御の定式化

2.1 制御対象のモデリング

本章では、制御対象のモデリングと提案手法によるモデル予測制御の方法、およびその定式化について説明する。本研究では、制御対象とする HEV のパワートレインの構成を、実在する HEV システムとしてトヨタ自動車製の THS(トヨタ・ハイブリッド・システム)を参考に構成した。参考とした THS の駆動部分の構成の概略を、Fig.2.1 に示す。また、この構成においてプラネタリギヤに接続される各要素を、Fig.2.2 に示す。本構成ではエンジンからの駆動力はダンパ機構を介してプラネタリキャリアに接続され、キャリアに固定された回転軸を持つピニオンギヤを介して、サンギヤおよびリングギヤに接続される。サンギヤとリングギヤは、それぞれ発電機およびモータと直結しており、本研究では、サンギヤに接続されるモータを M1、リングギヤに接続されるモータを M2 として区別する。

制御対象とするシステムのモデルは、HEV で使用される上述の 2 モータタイプのパワートレインとし、そのスケマチックモデルを Fig. 2.3 に示す。THS と同様、エンジンからの動力をスプリングとマスで構成される機構により機械的に振動吸収するダンパ部分と、1 対のプラネタリギヤを介して 2 つのモータを制御する駆動系で構成される。この方式では、エンジンと 2 つのモータ (M1, M2) がプラネタリギヤを介して接続され、駆動系の出力軸に動力が分配される。本研究では、エンジンの出力トルクを外生入力として与え、2 つのモータを制御することでパワートレイン出力軸のトルク振動を低減するためのアクティブ制振制御を行う。尚、THS ではサンギヤに接続される発電機は発電のみに使用されるが、モータと発電機は構造がほぼ同じであるため、本研究では、M1 をモータと発電機の両方の役割を担えるよう、制御により切り替えて使用することを想定している。本研究で提案するアクティブ制振制御の性能評価では、M1 をモータとして制振制御に使用する。

提案する制御手法および比較手法の評価および検証は、数値シミュレーションにて行う。エンジンの脈動トルクは、参考文献⁶⁴⁾でサンプルモデルとして提供されているエンジンシミュレータをベースに作成する。エンジン筒内圧シミュレーションの内容については、3 章にて説明する。評価および検証の対象として用いる各条件におけるエンジンのトルク波形は、作成したエンジンシミュレータから、各気筒の筒内圧力及びクランクシャフトの回転角度、さらに燃焼によりピストンに働く垂直荷重をクランクシャフトの回転機構から軸トルクとして算出して使用する。

トヨタ・ハイブリッドシステム (THS) 構成図

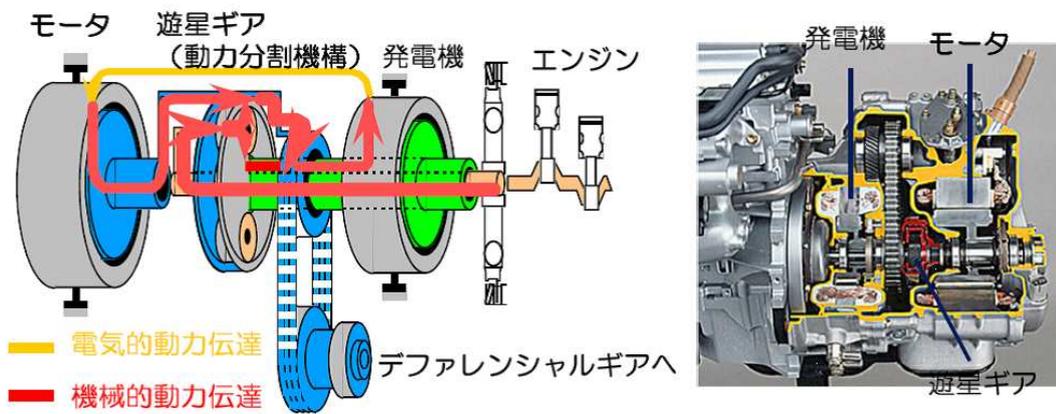


Fig. 2.1 トヨタ自動車のハイブリッドシステム：THSの構成
 出展：「トヨタ・ハイブリッド・システム (THS) の始動メカニズム」
 URL:<https://cordia.jp/2010/09/16/プリウス開発秘話>

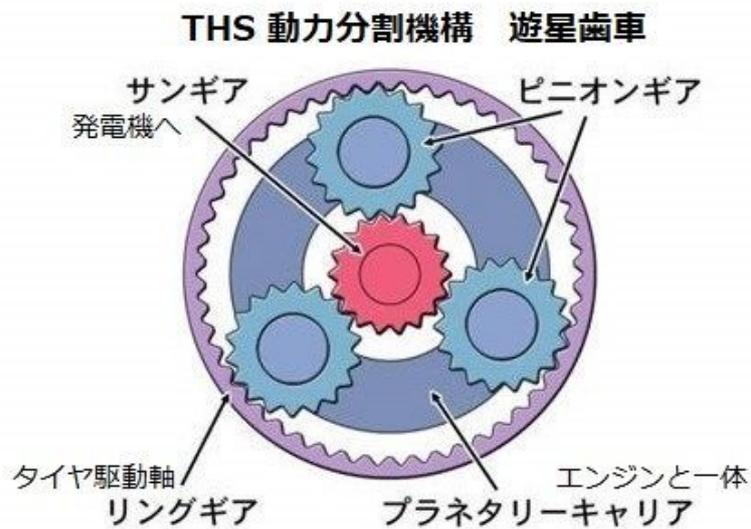


Fig. 2.2 THSのプラネタリギヤ
 出展：「トヨタのハイブリッドシステムの肝、動力分割機構”遊星歯車”」
 URL:<https://plaza.rakuten.co.jp/kousuifan/diary/201808150000/>

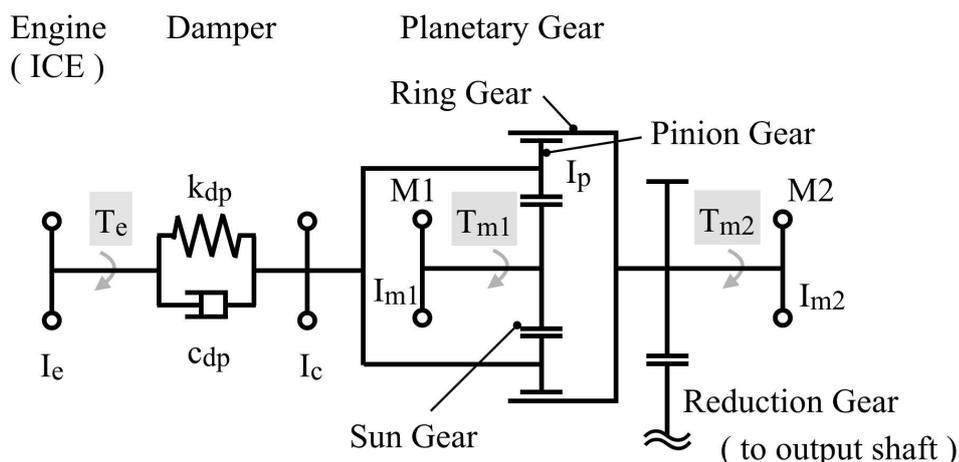


Fig. 2.3 Schematic of the HEV powertrain.

2.2 ハイブリッド駆動系の状態空間モデルの導出

2.2.1 運動方程式の導出

HEVのパワートレインについて基本設計の段階では、搭載するモータの数やパワートレイン内での配置、ICEと接続する摩擦クラッチの有無やスプリングマスダンパの仕様、プラネタリギヤの仕様など、その構成要素や種類には様々なバリエーションが検討されることがある。このため、対象システムの基本設計にあたって個別に検討がなされる様々な設計仕様のバリエーションに対応できるよう、本節では、モデル構成の基礎となる構成要素に基づいた式の導出過程から検討を行う。その後、導出した式に基づき、システムの離散時間状態方程式をモデル予測制御の枠組みで最適化する一連の制御モデルを構築する。

前節に示したようにHEVパワートレインのシステムを制御ターゲットとして構成し、エンジンの出力トルクをシステムに働く外生入力として扱う。ここで、システムの動学的挙動を予測する基礎となる運動方程式を、ラグランジュ方程式を用いて導出する。

対象とするパワートレインのプラネタリギヤは、サンギヤ、リングギヤ、キャリア、およびピニオンギヤの4つの要素で構成されており、その特性から各構成要素における回転速度の関係は、Fig. 2.4に示す共線図により表すことができる。HEV駆動系に於いて、このようなプラネタリギヤを用いる場合、加速、減速、発電、後退などの様々な走行状態に応じて、共線図の傾きは正、負、およびゼロのどの状態も取り得るが、共線図を用いることにより各要素の回転速度の関係を容易に把握することができる。リングギヤとピニオンギヤの回転速度は、共線図から次式として求まる。

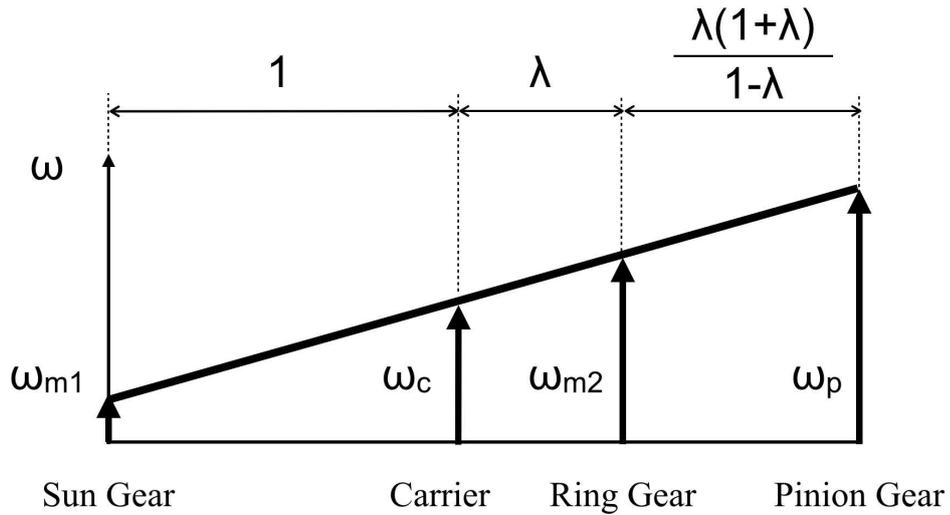


Fig. 2.4 Speed diagram of planetary gear.

$$\omega_{m2} = (\lambda + 1)\omega_c - \lambda\omega_{m1} \dots \dots \dots (2.1)$$

$$\omega_p = -\frac{\lambda + 1}{\lambda - 1}\omega_c + \frac{2\lambda}{\lambda - 1}\omega_{m1} \dots \dots \dots (2.2)$$

ここで、 λ と ω は、それぞれプラネタリのギヤ比と回転角速度を示し、下付き文字 c 、 $m1$ 、 $m2$ 、および p は、それぞれキャリア、モータ1、モータ2、およびピニオンギヤに対応する。 λ は、リングギヤとサンギヤのギヤ比であり、それぞれの歯数を Z_r 、 Z_s とすると、 $\lambda = Z_s/Z_r$ で表される。また、リングギヤに働くトルクは、モータ1,2によるトルクの合計として式(2.3)で表され、キャリアに働くトルクは、サンギヤを基準としたモーメントの釣り合いから、式(2.4)として得られる。

$$T_r = \frac{T_{m1}}{\lambda} + T_{m2} \dots \dots \dots (2.3)$$

$$T_c = (\lambda + 1)T_r \dots \dots \dots (2.4)$$

T_r 、 T_c 、 T_{m1} 、および T_{m2} は、それぞれリングギヤ、キャリア、およびモータ1と2のトルクを示す。ここで、システム全体の運動エネルギーを E_k 、ダンパ機構によるポテンシャルエネルギーを E_u 、散逸エネルギーを E_d とすると、これらは次のように表すことができる。

$$E_k = \frac{1}{2} \{ I_e \omega_e^2 + I_c \omega_c^2 + I_{m1} \omega_{m1}^2 + I_{m2} \omega_{m2}^2 + I_p \omega_p^2 + n_p m_p (R_s + R_p)^2 \omega_c^2 \} \dots \dots \dots (2.5)$$

$$E_u = \frac{1}{2} k_{dp} (\theta_e - \theta_c)^2 \dots \dots \dots (2.6)$$

$$E_d = \frac{1}{2} c_{dp} (\omega_e - \omega_c)^2 \dots \dots \dots (2.7)$$

ここで、 θ は回転角、 I は慣性モーメントを表す。 k_{dp} と c_{dp} は、それぞれダンパのねじり剛性と減衰係数である。 R_s と R_p は、それぞれプラネタリの構成要素であるサンギヤとピニオンギヤの噛み合い半径を示す。 m_p はピニオンギヤの質量であり、 n_p はピニオンギヤの数を表す。 θ 、 I 、および ω とともに使用される下付きの文字 e は、エンジンのクランクシャフトを示す。また、一般的にピニオンギヤはキャリアに円周等分に配置されるため、プラネタリの回転中心軸に対しては対称な位置関係となる。この場合、位置エネルギーはピニオンギヤの数に関わらず回転中心に対して常に相殺されるため、式(2.6)に示すポテンシャルエネルギーでは位置エネルギーに関する項を省略している。

ここで、ラグランジアンを $L = E_k - E_u$ 、散逸エネルギーを $D = E_d$ とし、このシステムに働く外力を f_i として表すと、ラグランジュ方程式は次式のように表すことができる。

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta_i} + \frac{\partial D}{\partial \dot{\theta}_i} = f_i, \quad (i = 1, 2, 3) \dots \dots \dots (2.8)$$

ここでは、各 $i = 1, 2, 3$ について、番号順にそれぞれエンジンのクランクシャフト、キャリア、モータ2を割り当て、 $\theta_1 = \theta_e$ 、 $\theta_2 = \theta_c$ 、 $\theta_3 = \theta_{m2}$ 、 $\dot{\theta}_1 = \omega_e$ 、 $\dot{\theta}_2 = \omega_c$ 、 $\dot{\theta}_3 = \omega_{m2}$ とする。

次に、各要素に働くトルクを用いて、仕事率 P を次式で表す。

$$P = T_e \dot{\theta}_e + T_c \dot{\theta}_c + T_r \dot{\theta}_{m2} \dots \dots \dots (2.9)$$

このとき、式(2.8)の右辺に働く外力 f_i は、次式として得られる。

$$f_i = \frac{\partial P}{\partial \dot{\theta}_i}, \quad (i = 1, 2, 3) \dots \dots \dots (2.10)$$

これらの関係式(2.1)～(2.10)を解くことにより、システムの運動方程式を表現する以下の式(2.11)～(2.13)が得られる。

$$I_e \left(\frac{d^2}{dt^2} \theta_e \right) + c_{dp} \left(\frac{d}{dt} \theta_e - \frac{d}{dt} \theta_c \right) + k_{dp} (\theta_e - \theta_c) = -T_e \dots\dots\dots (2.11)$$

$$\begin{aligned} & \left[(\lambda - 1)^2 (I_{m1} + \lambda^2 I_{m2}) \left\{ (R_s + R_p)^2 m_p n_p + \frac{(\lambda + 1)^2}{(\lambda - 1)^2} I_p n_p + I_c \right\} \right. \\ & \quad \left. + (\lambda^2 - 1)^2 I_{m1} I_{m2} \right] \left(\frac{d^2}{dt^2} \theta_c \right) - (\lambda - 1)^2 (I_{m1} + \lambda^2 I_{m2}) c_{dp} \left(\frac{d}{dt} \theta_e - \frac{d}{dt} \theta_c \right) \\ & \quad - (\lambda - 1)^2 (I_{m1} + \lambda^2 I_{m2}) k_{dp} (\theta_e - \theta_c) \\ & = -(\lambda^3 - \lambda^2 - \lambda + 1) (2I_{m1} + \lambda^2 I_{m2}) \left(\frac{T_{m1}}{\lambda} + T_{m2} \right) \dots\dots\dots (2.12) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \left[(\lambda - 1)^2 (I_{m1} + \lambda^2 I_{m2}) \left\{ (R_s + R_p)^2 m_p n_p + \frac{(\lambda + 1)^2}{(\lambda - 1)^2} I_p n_p + I_c \right\} \right. \\ & \quad \left. + (\lambda^2 - 1)^2 I_{m1} I_{m2} \right] \left(\frac{d^2}{dt^2} \theta_{m2} \right) - (\lambda^3 - \lambda^2 - \lambda + 1) I_{m1} c_{dp} \left(\frac{d}{dt} \theta_e - \frac{d}{dt} \theta_c \right) \\ & \quad - (\lambda^3 - \lambda^2 - \lambda + 1) I_{m1} k_{dp} (\theta_e - \theta_c) \\ & = \left[-(\lambda - 1)^2 \lambda^2 \left\{ (R_s + R_p)^2 m_p n_p + I_c \right\} - \lambda^2 (\lambda + 1)^2 I_p n_p \right. \\ & \quad \left. - 2(\lambda^2 - 1)^2 I_{m1} \right] \left(\frac{T_{m1}}{\lambda} + T_{m2} \right) \dots\dots\dots (2.13) \end{aligned}$$

スプリングマスダンパによって伝達されるトルクは、ダンパのねじれ角に伴って変化するため、エンジンのクランクシャフトとキャリアの相対角度によって表すことができる。このため、これらの相対角度と相対角速度を $\theta_e - \theta_c$ および $\omega_e - \omega_c$ として式 (2.11)~(2.13) をまとめると、以下の式 (2.14) が得られる。

$$\begin{bmatrix} I_e \dot{\omega}_e \\ J_1 \dot{\omega}_c \\ J_1 \dot{\omega}_{m2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k_{dp} & -c_{dp} \\ J_2 k_{dp} & J_2 c_{dp} \\ J_3 k_{dp} & J_3 c_{dp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_e - \theta_c \\ \omega_e - \omega_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.14)$$

ここで,

$$F_1 = -T_e$$

$$F_2 = -J_3 \left(\lambda^2 \frac{I_{m2}}{I_{m1}} + 2 \right) \left(\frac{T_{m1}}{\lambda} + T_{m2} \right)$$

$$F_3 = J_4 \left(\frac{T_{m1}}{\lambda} + T_{m2} \right)$$

$$J_1 = J_2 \left\{ (R_s + R_p)^2 m_p n_p + \frac{(\lambda + 1)^2}{(\lambda - 1)^2} I_p n_p + I_c \right\} + (\lambda^2 - 1)^2 I_{m1} I_{m2}$$

$$J_2 = (\lambda - 1)^2 (I_{m1} + \lambda^2 I_{m2})$$

$$J_3 = (\lambda^3 - \lambda^2 - \lambda + 1) I_{m1}$$

$$J_4 = -(\lambda - 1)^2 \lambda^2 \{ (R_s + R_p)^2 m_p n_p + I_c \} - \lambda^2 (\lambda + 1)^2 I_p n_p - 2(\lambda^2 - 1)^2 I_{m1}$$

とし, 回転角と角速度の関係を用いて,

$$\omega_e = \dot{\theta}_e, \quad \omega_c = \dot{\theta}_c, \quad \omega_{m1} = \dot{\theta}_{m1}, \quad \omega_{m2} = \dot{\theta}_{m2}, \quad \omega_p = \dot{\theta}_p$$

とした.

2.2.2 システムの状態空間表現

ターゲットとするパワートレインの動的挙動によるねじり振動のダイナミクスを, 線形時不変の状態方程式として式 (2.15), (2.16) による状態空間表現で表す. ここで, \mathbf{x} は状態ベクトル, \mathbf{y} は出力ベクトル, \mathbf{u} は制御入力ベクトル, \mathbf{w} はシステムに働く外生入力とする. $J_1 \sim J_4$ は, 上述した関係する慣性モーメント項を適宜まとめたものである.

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_c \mathbf{x} + \mathbf{B}_c \mathbf{u} + \mathbf{B}_{ce} \mathbf{w}, \dots \dots \dots (2.15)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}_c \mathbf{x} \dots \dots \dots (2.16)$$

ここで,

$$\mathbf{x} = [\theta_e - \theta_c, \omega_e - \omega_c, \omega_{m2}]^T$$

$$\mathbf{y} = [\omega_{m2}, T_{rd}]^T$$

$$\mathbf{u} = [T_{m1}, T_{m2}]^T$$

$$\mathbf{w} = T_e$$

$$\mathbf{A}_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \left(-\frac{1}{I_e} - \frac{J_2}{J_1}\right) k_{dp} & \left(-\frac{1}{I_e} - \frac{J_2}{J_1}\right) c_{dp} & 0 \\ \frac{J_3}{J_1} k_{dp} & \frac{J_3}{J_1} c_{dp} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{J_3}{\lambda J_1} \left(\lambda^2 \frac{I_{m2}}{I_{m1}} + 2\right) & \frac{J_3}{J_1} \left(\lambda^2 \frac{I_{m2}}{I_{m1}} + 2\right) \\ \frac{J_4}{\lambda J_1} & \frac{J_4}{J_1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_{ce} = [0, -\frac{1}{I_e}, 0]^T$$

$$\mathbf{C}_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_{dp}}{\lambda+1} & \frac{c_{dp}}{\lambda+1} & 0 \end{bmatrix}$$

としている。車両で体感される振動は、車両にかかる G 変化を測定することで観測が可能であるが、振動の原因としては、車両の速度変動やエンジンマウントを介して伝達されるエンジン自体の振動、伝達トルク変動に伴うトランスミッションの振動などの様々な振動源が考えられる。本研究では、伝達トルク変動に伴う HEV 駆動系のねじり振動を対象としたアクティブ制振制御手法について検討を行う。ここでは、HEV 駆動系の出力トルクを制振しながら目標値に追従させるため、駆動系の出力軸であるリングギヤに働くトルクの振動成分を、式 (2.17) に示す T_{rd} として出力 y に用いた。 T_{rd} は、エンジンとプラネタリキャリアの間に設置されているスプリングマスダンパの伝達トルクから生成され、アクティブ制振制御では出力軸であるリングギヤに働くねじり振動の低減を図る。

$$T_{rd} = \frac{1}{\lambda+1} \{k_{dp}(\theta_e - \theta_c) + c_{dp}(\omega_e - \omega_c)\} \dots\dots\dots (2.17)$$

エンジントルク T_e は、システムに作用する外生入力として扱い、制御入力 T_{m1} および

T_{m2} には, 次の制約と制限値を適用する.

$$T_{m1}^{min} \leq T_{m1} \leq T_{m1}^{max}, \quad T_{m2}^{min} \leq T_{m2} \leq T_{m2}^{max} \dots\dots\dots (2.18)$$

2.3 モデル予測制御

2.3.1 カルマンフィルタの導入と定式化

本節では, 対象とするシステムのモデル予測制御によるアクティブ制振の制御手法について説明する. モデル予測制御は, 各時刻で未来の応答を予測しながら最適化を行う制御方法であり, 制御周期ごとにその時点の状態量を初期値とした未来の制御量を求め, 現制御周期の制御入力を逐次的に適用する. その際, 予測制御量を含む評価関数が最小となる時系列入力を, 制約条件を満たす最適化計算により求める⁶³⁾.

対象とするシステムには, ダンパ入出力の相対角度 $\theta_e - \theta_c$, 相対角速度 $\omega_e - \omega_c$ などの直接観測できない状態量が含まれることを想定し, ノイズを含む観測量に基づいた状態推定を行うためカルマンフィルタを導入する. 連続時間システムである式 (2.15), (2.16) を離散化し, 正規白色性のプロセスノイズ \mathbf{n}_k および出力ノイズ \mathbf{v}_k を追加することにより以下の式を得る.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_e\mathbf{w}_k + \mathbf{n}_k \dots\dots\dots (2.19)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \dots\dots\dots (2.20)$$

ここで, k は離散時間の時刻ステップを表し, 時刻 k における状態推定値を $\hat{\mathbf{x}}_k := \hat{\mathbf{x}}_{k|k}$, 出力推定値を $\hat{\mathbf{y}}_k := \hat{\mathbf{y}}_{k|k}$ とし, カルマンフィルタによる状態推定を次式により行う.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{y}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \dots\dots\dots (2.21)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{B}_e\mathbf{w}_{k-1} \dots\dots\dots (2.22)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \dots\dots\dots (2.23)$$

$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$, $\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}$ は, 時刻 $k-1$ までの情報に基づく状態量と出力の推定値を表し, 観測値 \mathbf{y}_k と時系列からの推定値 $\mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ の差分にカルマンゲイン \mathbf{K}_k を乗じて状態推定値を補正する. この時, \mathbf{n}_k および \mathbf{v}_k の共分散行列をそれぞれ \mathbf{Q}_k , \mathbf{R}_k とし, カルマンゲ

イン \mathbf{K}_k を以下の式により更新する。ここで、 \mathbf{Q}_k , \mathbf{R}_k の求め方については、様々な推定手法が提案されているが（例えば⁶⁵⁾）、本研究では、簡便のため入力ノイズに相関がないものと仮定し、 $\mathbf{Q}_k = \text{diag}(1, 1, 0.01)$, $\mathbf{R}_k = \text{diag}(1, 1)$ として設定し評価を行った。ただし、実機に適用する際には、シミュレーションの実行と実測データの評価を繰り返すことにより、 \mathbf{Q}_k , \mathbf{R}_k について適切な値を選択することで推定を行うことが望ましい。

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}^T \mathbf{S}_k^{-1} \dots \dots \dots (2.24)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \dots \dots \dots (2.25)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{C} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}^T + \mathbf{R}_k \dots \dots \dots (2.26)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}) \mathbf{P}_{k|k-1} \dots \dots \dots (2.27)$$

次ステップでの状態推定値 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}$ は、現在時刻の $\hat{\mathbf{x}}_k$ と、制御入力および外生入力の予測値 $\hat{\mathbf{u}}_k$, $\hat{\mathbf{w}}_k$ を用いて次式により推定する。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B} \hat{\mathbf{u}}_k + \mathbf{B}_e \hat{\mathbf{w}}_k \dots \dots \dots (2.28)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{C} \hat{\mathbf{x}}_k \dots \dots \dots (2.29)$$

ここで、予測制御入力 $\hat{\mathbf{u}}_k$ は、前ステップの入力値 \mathbf{u}_{k-1} と予測した入力量との変化量 $\Delta \hat{\mathbf{u}}_k$ を用いて

$$\hat{\mathbf{u}}_k = \Delta \hat{\mathbf{u}}_k + \mathbf{u}_{k-1} \dots \dots \dots (2.30)$$

とする。 $\Delta \hat{\mathbf{u}}_k$ については、制約条件付き最適制御問題として以下のように定式化し、これを解くことにより得られる。 $\hat{\mathbf{w}}_k$ は、後述する波形予測モデルを使用して見積る。

$\Delta \mathbf{U}_k = [\Delta \hat{\mathbf{u}}_k, \dots, \Delta \hat{\mathbf{u}}_{k+H_u-1}]^T$ は、タイムステップ k での最適制御シーケンスを表しており、式 (2.30) の $\Delta \hat{\mathbf{u}}_k$ は、制御シーケンス $\Delta \mathbf{U}_k$ として式 (2.33) により導出する。導出方法についての説明は後述する。予測される出力 \mathbf{Y}_k は、次のように表すことができる³⁷⁾。

$$\mathbf{Y}_k = \Psi \hat{\mathbf{x}}_k + \gamma \mathbf{u}_{k-1} + \Theta \Delta \mathbf{U}_k + \Xi \mathbf{W}_{mk} \dots \dots \dots (2.31)$$

where

$$\mathbf{Y}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{y}}_{k+1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}_{k+H_u} \\ \hat{\mathbf{y}}_{k+H_u+1} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{y}}_{k+H_p} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{W}_{mk} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{w}}_k \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{w}}_{k+H_u-1} \\ \hat{\mathbf{w}}_{k+H_u} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{w}}_{k+H_p-1} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{\Psi} = \begin{bmatrix} \mathbf{CA} \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^{H_u} \\ \mathbf{CA}^{H_u+1} \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^{H_p} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{CB} \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_u-1} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} \\ \sum_{i=0}^{H_u} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_p-1} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{\Theta} = \begin{bmatrix} \mathbf{CB} & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{CAB} + \mathbf{CB} & \mathbf{CB} & \cdots & 0 \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_u-1} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} & \cdots & \cdots & \mathbf{CB} \\ \sum_{i=0}^{H_u} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} & \cdots & \cdots & \mathbf{CAB} + \mathbf{CB} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_p-1} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} & \sum_{i=0}^{H_p-2} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} & \cdots & \sum_{i=0}^{H_p-H_u} \mathbf{CA}^i \mathbf{B} \end{bmatrix},$$

$$\Xi = \begin{bmatrix} \mathbf{CB}_e & \cdots 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{CAB}_e & \mathbf{CB}_e & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}^{H_p-1}\mathbf{B}_e & \mathbf{CA}^{H_p-2}\mathbf{B}_e & \cdots & \mathbf{CB}_e \end{bmatrix}.$$

ここで、 H_u , H_p は制御評価区間及び予測評価区間であり、 $H_u \leq H_p$ とする。最適化計算では、評価関数 J_k を用いて、最小となる $\Delta \hat{\mathbf{u}}_k$ を求める。

$$\min J_k = \sum_{i=0}^{H_p} \|\hat{\mathbf{y}}_{k+i} - \mathbf{r}_{k+i}\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{i=0}^{H_u} \|\Delta \hat{\mathbf{u}}_{k+i}\|_{\mathbf{R}}^2 \cdots \cdots \cdots (2.32)$$

subject to

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+i+1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k+i} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{u}}_{k+i} + \mathbf{B}_e\hat{\mathbf{w}}_{k+i}$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+i} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k+i}$$

$$\mathbf{y}^{\min} \leq \hat{\mathbf{y}}_{k+i} \leq \mathbf{y}^{\max}$$

$$\mathbf{u}^{\min} \leq \hat{\mathbf{u}}_{k+i} \leq \mathbf{u}^{\max}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{x}_0$$

$$\Delta \hat{\mathbf{u}}_{k+i} = 0 \text{ for } i \in \{H_u + 1, \dots, H_p\}$$

\mathbf{r} は参照軌道、 \mathbf{Q} , \mathbf{R} はそれぞれ出力変数と入力変数の重みに関する正定値の対角行列である。式 (2.32) の評価関数を、 $\Delta \hat{\mathbf{u}}_k$ の H_u までの予測シーケンスに関する二次計画問題として次節で説明する方法により書き換え、二次計画法により最適入力列を求めた後、入力列の最初の値を制御対象に適用する³⁷⁾。

2.3.2 最適化問題の解法

通常モデル予測制御における最適化は、制御周期内で最適解を逐次的に更新することで実行される。この更新により、各時間ステップにおける最適解は連続的に更新されることとなり、システムの状態変化に応じて最適な制御入力が臨機応変に出力されていく。このタイプの方法は、実時間最適化 (Real-Time Optimization;RTO)⁶⁶⁾ と呼ばれている。本節では、制御対象となる HEV パワートレインを線形時不変のシステムとして扱い、制約付き最適化問題を解く方法について説明する。

システムの予測制御の問題には、制御要件の中に特定の制約が含まれることが多い。この制約付き最適化問題を解くために、式 (2.28) ~ (2.32) による離散化に基づいて、二次計画法 (QP) 問題として以下のように定式化し、 ΔU_k について解く³⁷⁾。

$$\min_{\Delta U_k} \frac{1}{2} \Delta U_k^T \Phi \Delta U_k - \mathcal{G}^T \Delta U_k \dots \dots \dots (2.33)$$

subject to

$$\Omega \Delta U_k \leq \eta$$

where

$$\mathcal{G} = 2\Theta^T \mathcal{Q} \varepsilon_k \dots \dots \dots (2.34)$$

$$\Phi = \Theta^T \mathcal{Q} \Theta + \mathcal{R} \dots \dots \dots (2.35)$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} -C_2 \\ C_2 \\ -\Theta \\ \Theta \end{bmatrix}, \quad \eta = \begin{bmatrix} -\mathbf{u}^{min} + C_1 \mathbf{u}_{k-1} \\ \mathbf{u}^{max} - C_1 \mathbf{u}_{k-1} \\ -\mathbf{y}^{min} + \Psi \mathbf{x}_k + \gamma \mathbf{u}_{k-1} + \Xi W_m \mathbf{k} \\ \mathbf{y}^{max} - \Psi \mathbf{x}_k - \gamma \mathbf{u}_{k-1} - \Xi W_m \mathbf{k} \end{bmatrix},$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} I \\ I \\ I \\ \vdots \\ I \end{bmatrix}, \quad C_2 = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & \dots & 0 \\ I & I & 0 & \dots & 0 \\ I & I & I & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I & I & I & \dots & I \end{bmatrix},$$

$$\varepsilon_k = \mathcal{T}_k - \Psi x_k - \gamma u_{k-1} - \Xi W_{mk},$$

$$\mathcal{T}_k = \begin{bmatrix} r_{t(k+1)} \\ \vdots \\ r_{t(k+H_p)} \end{bmatrix}.$$

ここで、 ε_k は、システムの外生入力によって各ステップで変化するトラッキング誤差、 \mathcal{T}_k は参照軌道を表す行列である。 u^{min} と u^{max} は制御入力の上下限の制限値であり、 y^{min} と y^{max} も、同様に出力値の制限値である。

このように一般化された定式化により、二次計画法を解くQP (Quadratic Programming) 問題の標準アルゴリズムを適用することができるため、対象とする制約付き最適化問題を解くことが可能となる。

2.4 ESN を利用したモデル予測制御

2.4.1 単一の ESN を使用する方法の概要

はじめに、本論文で用いる用語として、制御周期を制御動作の時間間隔とし、現時刻から次の制御入力が出力されるまでの時間として用いることとする。また、サンプリング周期 (時間) を ESN で予測対象とする波形におけるデータ取得間隔の時間として区別して用いる。

既存のモデル予測制御では、一般に現在時刻から次の制御周期に対する制御入力を計算するため、制御周期内で最適化計算が完了している必要がある。このような通常行われるモデル予測制御では、制御する各タイミングにおいて、モデルにより予測された未来の有限時間領域を使用してシステムの最適化問題を解くことにより制御量を決定する。このため、最適化問題を制御周期内で解くことができない場合は、モデル予測制御の制御対象への適用が困難となる。この課題に対して、本研究では、問題に依存して長くなり得る最適化問題を解く時間を確保するため、未来に必要な制御入力をあらかじめ求めておき、必要となる時間に制御入力を出力することで実時間の最適化制御を実現することを試みる。具体的には、外生入力を時系列データとして予測するモデルを用いて未来のシステムの状態を予測し、モデル予測制御に組み込む方法について検討する。

未来に適用すべき制御入力を見積もる際には、未来のシステムの状態を可能な限り正確に予測することが必要になる。これに対処するため、より精度の高い予測モデルを実現する方法として機械学習の手法を応用した波形予測モデルの構築を行う。

本研究では、未来の外生入力を予測するためのモデルとして、時系列となる波形を対象とした Echo State Network (ESN) ⁶¹⁾ によるモデル化を検討する。ESN は、学習の計算を行う際に勾配法に基づく逐次更新の必要がないため、高速に学習できる特徴があ

る。ESNにより予測された未来までの外生入力を利用することにより、制御入力に適用されるタイミングまでの時間的余裕（タイムマージン）を作り、次の制御周期までに最適化計算が完了しない場合でもモデル予測制御が適用できるようにモデルを構築する。操作としては、最適制御量を適用するタイミングを次の制御周期 $k+1$ から、予測された外生入力を利用して未来の時刻に変更することで未来に必要な制御入力をあらかじめ計算して保存しておき、必要となるタイミングで適用する。

Fig. 2.5 に、本研究で提案手法 1 として提案する ESN を利用したモデル予測制御 (ESN-MPC) の概略を示す。上部に示す波形部分は、対象とする外生入力の予測シーケンスを表しており、ESN では現在時刻における外生入力の推定値を入力値として、現在から有限ステップ先までの波形予測を行う。通常モデル予測制御では、現在時刻の次のステップを対象とした最適化計算を行うが、本研究で提案する手法では、ESN により予測した数ステップ先の未来を想定した外生入力に基づき、未来の時刻に必要な制御入力について最適化計算を行う。この手順により、あらかじめ求められた制御入力の最適解は、メモリ上にストックされデッドタイムの遅延補償などを考慮した必要なタイミングでシステムに出力する。

Fig. 2.5 の下段部分は、制御系の構成を示しており、制御対象には直接的に観測できない要素が含まれていることを想定し、ノイズが含まれているシステムの状態推定を行うカルマンフィルタを導入する。

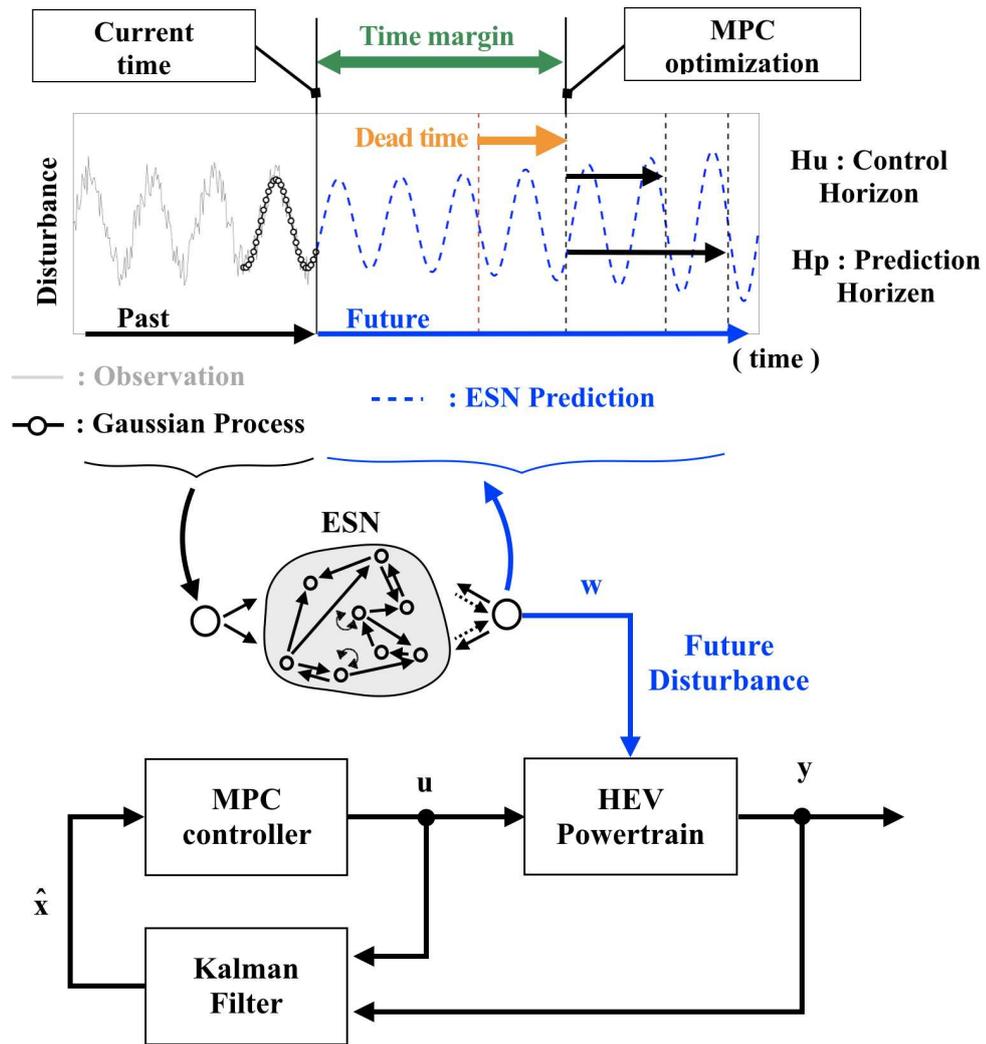


Fig. 2.5 The controller structure of the ESN-based MPC. The solid and dashed blue lines indicate an observed past disturbance and a predicted future disturbance using ESN, respectively. The control horizon H_u and prediction horizon H_p were applied to obtain the MPC optimization to evaluate the cost function.

2.4.2 ESN による外生入力波形の予測モデル

本節では、ESN を利用した外生入力波形の予測モデルについて説明する。まず、ESN への入力値については制御対象で観測される外生入力にノイズが含まれていることを想定し、ノイズを含む時系列データを入力された値から適応的に推定するため、ESN で使用する波形の前処理としてガウス過程回帰 (Gaussian Process Regression:GPR) を導入する。

GPR は、時系列データの各値の同時分布がガウス分布に従うと仮定することにより、任意の入力に関する時系列データの回帰モデルを構築する。今、時系列の入力 $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t_M)^T$ に対応する出力 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T$ が与えられたとき、任意の入力 t_k に対する回帰モデル $y_i = f(t_k)$ を推定する場合を考える。この時、ガウス過程回帰において共分散行列 \mathbf{C}_M を、各値の相関を表現するカーネル関数と観測ノイズの和として、その行列成分を式 (2.36) により計算する。

$$\mathbf{C}_{Mij} = k_f(t_i, t_j) + \beta^{-1}\delta_{i,j} \dots\dots\dots (2.36)$$

$\delta_{i,j}$ は、 $i = j$ のとき 1 となるデルタ関数である。 \mathbf{k}_f を $k_f(t_i, t_{M+1})$, $i = 1, \dots, M$ を成分にもつベクトルとすると、予測平均値 \hat{y}_{M+1} と共分散 $\hat{\sigma}_{M+1}^2$ は、式 (2.37), (2.38) により推定される⁶⁷⁾。

$$\hat{y}_{M+1} = \mathbf{k}_f^T \mathbf{C}_M^{-1} \mathbf{y} \dots\dots\dots (2.37)$$

$$\hat{\sigma}_{M+1}^2 = k_f(t_{M+1}, t_{M+1}) + \beta^{-1} - \mathbf{k}_f^T \mathbf{C}_M^{-1} \mathbf{k}_f \dots\dots\dots (2.38)$$

本研究では、カーネル関数として式 (2.39) を適用した。

$$k_f(t_i, t_j) = a_h \exp(-b_h(t_i - t_j)^2) \dots\dots\dots (2.39)$$

a_h, b_h は、ハイパーパラメータであり、式 (2.40) に示す $p(\mathbf{y}|\theta_h)$ を最大化する $\theta_h = (a_h, b_h)^T$ を勾配法により求める。ここで、 $|\cdot|$ は行列式を表す記号である。

$$\ln p(\mathbf{y}|\theta_h) = -\frac{1}{2} \ln |\mathbf{C}_M| - \frac{1}{2} \mathbf{y}^T \mathbf{C}_M^{-1} \mathbf{y} - \frac{M}{2} \ln 2\pi \dots\dots\dots (2.40)$$

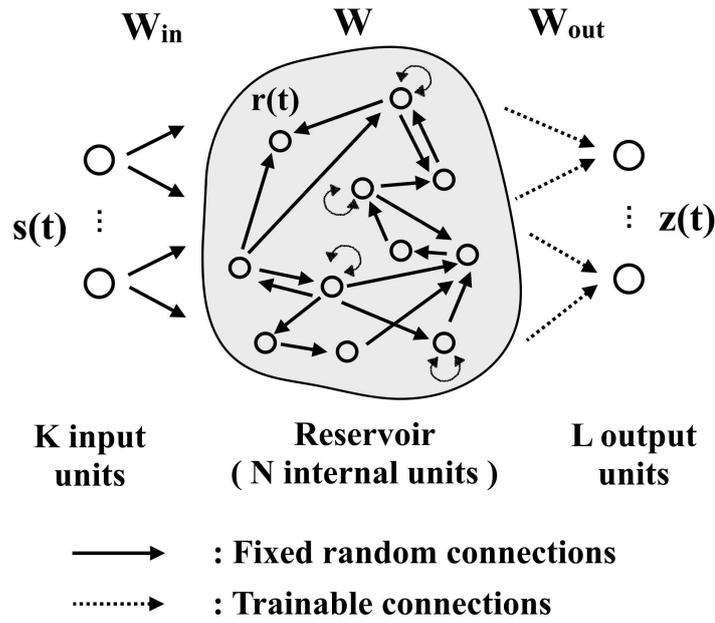


Fig. 2.6 The basic network architecture of the ESN model. The solid arrows indicate the weights that were fixed randomly and remained constant during the learning process; the dashed arrows indicate the weights to be trained.

GPRによる前処理を施したデータを使用して、ESNによる波形予測を行う。ESNの構成をFig. 2.6に示す。ESNは入力層、中間層、出力層の3層からなり、内部状態で時系列データのダイナミクスをエンコードするため、中間層にリザーブと呼ばれるランダムに接続された再帰的な接続を含むネットワークにより構成される。リザーブ部は、 K 個の入力ユニットと L 個の出力ユニットに接続され、時系列入力が高次元の非線形特徴空間へ写像される。入力層とリザーブ部の重みはランダムに固定され、出力層の重みのみを更新することで学習を行う。学習には、線形回帰などのシンプルなアルゴリズムを利用する。

時刻 t における入力ユニット $s(t)$ 、中間ユニット $r(t)$ 、および出力ユニット $z(t)$ をそれぞれ

$$s(t) = (s_1(t), \dots, s_K(t))^T \dots\dots\dots (2.41)$$

$$r(t) = (r_1(t), \dots, r_N(t))^T \dots\dots\dots (2.42)$$

$$z(t) = (z_1(t), \dots, z_L(t))^T \dots\dots\dots (2.43)$$

として、リザーバーの内部状態を次式で更新する。

$$\mathbf{r}(t) = (1 - a)\mathbf{r}(t - 1) + a f(\mathbf{W}_{in}\mathbf{s}(t) + \mathbf{W}\mathbf{r}(t - 1)) \dots\dots\dots (2.44)$$

ここで、 f は、リザーバーの活性化関数であり、本研究では \tanh を使用した。 a は漏れ率を表し、式 (2.44) の第一項と第二項の寄与率を調整する係数である。 \mathbf{W}_{in} と \mathbf{W} は、それぞれ入力層と中間層の結合重みであり、ランダムな値を固定値として与える。リザーバーの出力は、式 (2.45) として得られる。

$$\mathbf{z}(t) = f_{out}(\mathbf{W}_{out}(\mathbf{s}(t), \mathbf{r}(t), \mathbf{z}(t - 1))) \dots\dots\dots (2.45)$$

f_{out} は、出力層の活性化関数、 \mathbf{W}_{out} は、線形回帰アルゴリズムを使用して更新した学習後の出力重みである。

上述の方法により定式化した ESN について予測モデルを構築した後、観測されたノイズを含む外生入力波形の前処理として GPR による波形推定を行う。次に、GPR により推定された波形を使用して、ESN モデルによる波形の学習と予測を行った後、構築した学習済の ESN を用いて、波形予測モデルを組み込んだモデル予測制御の制御系を Fig. 2.2 に示した概略図のように構成する。

2.5 本章のまとめ

本章では、対象とする HEV のパワートレインのモデリングについて、その構成要素や種類の様々なバリエーションに対応できることを念頭に置き、システムの離散時間状態方程式を構成要素に基づいた導出過程から検討を行った。次に、モデル予測制御の枠組みでその制御入力を最適化する一連の制御モデルを構築する方法について説明した。また、計算時間に関するモデル予測制御の本質的な課題の解消に対して、未来におけるシステムの状態を精度よく予測するため、外生入力波形の予測方法としてリザーバーコンピューティングの一種である ESN を用いた時系列データの予測と、観測できない状態およびノイズを含む信号推定のために導入したカルマンフィルタおよびガウス過程回帰 (GPR) をモデル予測制御に組み込む方法を提案手法 1 (ESN-MPC) として提案し、その方法と定式化について説明した。

3 制振シミュレーションの評価条件

本章では、制御性能の評価に用いるエンジントルク波形をエンジン筒内圧シミュレーションにより作成する際に行う燃焼のモデル化について説明する。また、制振制御の性能評価に使用するエンジントルク波形について、エンジン始動時と2種類の気筒休止時の波形パターンにおけるトルク振動の特徴的な違いについて考察する。

3.1 評価条件の作成に使用するエンジンモデル

本研究で提案する手法による制振制御の評価に先立ち、評価条件として使用するエンジンのトルク波形を生成するシミュレータについて、必要となる要件について検討する。開発の現場においては、駆動系ではエンジンの省気筒化や更なる低速ロックアップなどで問題となるねじり振動への対応が課題となる一方で、CO₂排出量低減策の一つとして、エンジン技術においても更なる高効率化に向けた開発が進んでいる。例えば、気筒休止³⁾⁴⁾⁵⁾や可変圧縮比⁶⁸⁾⁶⁹⁾などは既に実用化され、ガソリンをディーゼルエンジンのように自己着火させ、CO₂削減とクリーンな排気を両立させる燃焼方式であるHCCI⁶⁾⁷⁾(Homogeneous-Charge Compression Ignition: 予混合圧縮着火)をはじめとした次世代技術の開発も進められている。HCCIを含め、可変圧縮比や可変容量ターボなどの燃焼に関わるプロセスの変更は、運転状況によりトルク特性そのものが従来とは異なる挙動となることが予想される。

開発の現場においては、従来とは異なる燃焼プロセスに伴うエンジン振動の影響を最小化することも含めて、今後対策が必要な開発課題となることが予想されるため、異なる燃焼条件に対してもフレキシブルにトルク波形をシミュレートできることは開発のスピードアップにおいては重要と考える。また、対処すべき振動特性は動的に変化するため、これを定量的に把握し、必要となる制振デバイスの設計要件をあらかじめ予測して開発できることが望ましい。

このような観点から、駆動系の設計においても開発の初期段階から複雑化したエンジンシステムの挙動を見通した最適化が重要と考えられ、シミュレーション技術を活用した効率化と、開発初期段階での問題点抽出といったフロントローディングが開発現場における競争力の源泉と位置づけられるため注力していく必要がある。これらを踏まえ、本章ではエンジン筒内圧モデルによるトルク変動シミュレーションを用いて燃焼プロセスからモデル化する方法について説明し、気筒休止を含む振動特性についてトルク振動の特徴的な違いについて述べる。

制振制御の性能評価に使用するにあたり、本研究で評価に使用するトルク波形を作成するシミュレータとして必要な要件を以下に示す。

1. 運転条件による違いの再現：

各種パラメータを変更することで、様々な条件下におけるエンジントルクの脈動の違いを表現できること。

2. 気筒休止を含む燃焼条件の再現：

気筒休止による影響について検証するため、エンジンの各気筒における燃焼による脈動トルクを個別に表現できること。

3. メカニカルな条件の考慮：

V型、直列などのエンジン形式や、気筒数等によるメカニカルな条件の変更について対応が可能であること。

以上の要件を満たすシミュレータとして、本研究では、参考書籍⁶⁴⁾でサンプルモデルとして提供されているV型6気筒エンジンのエンジン筒内圧シミュレータをベースに、エンジントルクの脈動波形を作成して制御性能の評価を行う。本研究で対象とする気筒休止や、メカニカルな機構を介して動力として出力される出力トルクなどについては、サンプルモデルには含まれないため、個別にプログラムを作成して評価に使用する。

3.2 エンジン筒内圧シミュレーションのモデル化

制御性能の評価に用いるエンジントルク波形を、エンジンシミュレーションにより作成して評価を行うため、内部で行われる処理について理解し、燃焼のタイミングやその他の条件に関する処理について必要な処理内容の変更を行う。表3.1に、エンジン筒内圧シミュレーションで使用する主要な記号を示す。

Table 3.1 Basic parameter of the engine in-cylinder model

Parameter	Physical quantity	Unit
a_i	熱発生率の形状を表す指数	-
R	気体定数	J/(kg · K)
c_v	定積比熱	J/(kg · K)
κ	比熱比	-
λ_i	空燃比	-
m_{th}	スロットルの吸入気体質量	kg
m	マニホールド内の気体質量	kg
m_{ri}	i 番吸気管内の気体質量	kg
m_{li}	i 番ポートの吸入気体質量	kg
m_{ci}	i 番気筒の吸気弁を通る気体質量	kg
m_{ei}	i 番気筒の排気弁を通る気体質量	kg
m_{fi}	i 番気筒の 1 吸気行程における燃料質量	kg
m_{ai}	i 番気筒の 1 吸気行程における気体質量	kg
m_{wi}	i 番気筒の内部状態（付着燃料の総量）	kg
p_a	大気圧	Pa
p_0	スロットル上流のよどみ点圧力	Pa
p_m	マニホールド内圧力	Pa
p_{ri}	i 番吸気管内の圧力	Pa
p_{ci}	i 番気筒内の圧力	Pa
V_m	マニホールド内体積	m ³
V_{ri}	i 番吸気管内の体積	m ³
V_{ci}	i 番気筒内の体積	m ³
Q_m	マニホールドの外部からの吸熱量	J
Q_{ri}	i 番吸気管内の気体の吸熱量	J
Q_{ci}	i 番気筒の燃焼による吸熱量	J

Parameter	Physical quantity	Unit
T_a	大気温度	K
T_0	スロットル上流のよどみ点温度	K
T_m	マニホールド内温度	K
T_{ri}	i 番吸気管内の温度	K
T_{ci}	i 番気筒内の温度	K
A_i	i 番吸気管ポートの断面積	m ²
A_{vi}	i 番吸気弁の有効面積	m ²
A_{ci}	気筒の有効断面積	m ²
L_{vi}	i 番吸気弁のバルブリフト量	m
u_{fi}	i 番気筒の燃料噴射指令値	-
θ	クランクシャフトの回転角度	deg
θ_i	i 番気筒の回転角度	deg
F_{ci}	i 番気筒のピストン推力	N
F_{ri}	i 番気筒のクランク接線方向に働く力	N
F_m	ピストンの慣性力	N
F_g	ピストンに働く重力	N
x	ピストン変位 (往復運動方向)	m
v	ピストン速度	m/s
M	ピストン質量	kg
J	クランクシャフトのイナーシャ	kg · m ²
τ_{ei}	クランクシャフトに働くトルク	Nm
τ_l	負荷トルク	Nm
τ_f	摩擦トルク	Nm

主な添字

c_i : i 番気筒の吸気弁開

s_i : i 番気筒の燃焼開始

b_i : i 番気筒の燃焼終了

e_i : i 番気筒の排気弁開

3.2.1 エンジン筒内圧モデルにおける定式化

エンジン筒内圧シミュレータでは、エンジンの吸気、排気系をパイプの集合と仮定し、圧力、密度、温度などを用いて気筒内のガスの状態を微分方程式で表現することで、各気筒における吸気、圧縮、燃焼、排気を繰り返す燃焼サイクルについての時間変化を解いて気筒内の燃焼状態を計算する。スロットル開度に応じたトルク変動やエンジン速度などの動的挙動は、各気筒内での混合気の状態変化を反映するため、気筒毎に吸気、圧縮、燃焼、排気の各行程での状態量の時間変化を見積り、全気筒を統合したモデルを用いた逐次計算により予測する。Fig. 3.1 に、エンジンダイナミクスの構成要素を模式的に示す。尚、制振制御の評価に用いるエンジンの出力トルクは、各気筒における筒内圧力及びクランクシャフトの回転角度をエンジン筒内圧シミュレータから出力し、燃焼によりピストンに働く垂直荷重をクランクシャフトの回転機構を介して軸トルクとして算出するプログラムを作成して使用した。

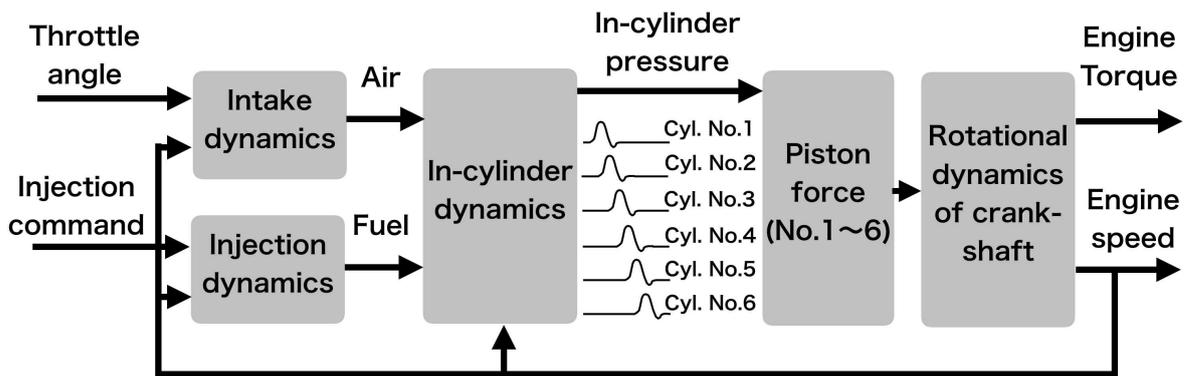


Fig. 3.1 Configuration of engine simulation.

気体の状態量を見積る基本法則として、理想気体の状態方程式 (3.1)、エネルギー保存則による式 (3.2)、及び質量保存則を用いる。

$$pV = mRT \dots\dots\dots (3.1)$$

$$du = dq - dw \dots\dots\dots (3.2)$$

ここでは、気体の圧力 p 、体積 V 、絶対温度 T 、気体定数 R 、理想気体の質量 m 、気体の内部エネルギー変化量 du 、外部からの吸熱量 dq 、外部に対する仕事量 dw とする。こ

これらの関係式に基づき、燃焼の各行程におけるエンジン筒内の状態量について、次のように定式化を行う。

1. 吸気行程

吸気マニホールド内の気体の流れについて、連続で圧縮性一次元の断熱流れと仮定し、マニホールド内の気体流量、圧力、温度の状態変化量をそれぞれ式 (3.3), (3.4), (3.5) で表し、これらに基づき逐次方程式をモデル化する。

$$\dot{m} = \dot{m}_{th} - \sum_{i=1}^n \dot{m}_{li} \dots\dots\dots (3.3)$$

$$\dot{p}_m = \frac{\kappa - 1}{V_m} \dot{Q}_m + \frac{\kappa R}{V_m} \left(T_a \dot{m}_{th} - T_m \sum_{i=1}^n \dot{m}_{li} \right) \dots\dots\dots (3.4)$$

$$\dot{T}_m = \frac{\kappa - 1}{mR} \dot{Q}_m + \frac{1}{m} (\kappa T_a - T_m) \dot{m}_{th} - (\kappa - 1) \frac{T_m}{m} \sum_{i=1}^n \dot{m}_{li} \dots\dots\dots (3.5)$$

ここで、スロットルバルブの角度を ϕ 、バルブの絞り部分の圧力状態により場合分けを行う非線形関数を $\psi(p, p_0, T_0)$ とし、バルブを通る気体の流量、各気筒の吸気ポートを通る気体の流量をそれぞれ式 (3.6), (3.7) で表す。

$$\dot{m}_{th} = \pi r^2 (1 - \cos\phi) \psi(p_m, p_a, T_a) \dots\dots\dots (3.6)$$

$$\dot{m}_{li} = \begin{cases} A_i \psi(p_{ri}, p_m, T_m), & p_m \geq p_{ri} \\ A_i \psi(p_m, p_{ri}, T_{ri}), & p_m < p_{ri} \end{cases} \dots\dots\dots (3.7)$$

$$\psi = \begin{cases} \frac{p_0}{\sqrt{RT_0}} \left(\frac{p}{p_0} \right)^{\frac{1}{\kappa}} \sqrt{\frac{2\kappa}{\kappa-1} \left\{ 1 - \left(\frac{p}{p_0} \right)^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} \right\}}, & \frac{p}{p_0} \geq \left(\frac{2}{\kappa+1} \right)^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} \\ \frac{p_0}{\sqrt{RT_0}} \sqrt{\kappa \left(\frac{2}{\kappa+1} \right)^{\frac{\kappa+1}{\kappa-1}}}, & \frac{p}{p_0} < \left(\frac{2}{\kappa+1} \right)^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} \end{cases} \dots\dots\dots (3.8)$$

吸気管の体積は一定として扱い、各気筒における吸気管の入口から各吸気バルブまでの

体積を一つのボリュームとみなすと、気体の状態方程式を式 (3.9), (3.10) として得る。 i 番目気筒の吸気バルブの有効面積はバルブリフト量により定まる関数として与え、シリンダ内に流入する気体の流量を式 (3.11), (3.12) として求める。

$$\dot{p}_{ri} = \frac{\kappa - 1}{V_{ri}} \dot{Q}_{ri} + \frac{\kappa R}{V_{ri}} (T_m \dot{m}_{li} - T_{ri} \dot{m}_{ci}) \dots \dots \dots (3.9)$$

$$\dot{T}_{ri} = \frac{\kappa - 1}{m_{ri} R} \dot{Q}_{ri} + \frac{\kappa T_m - T_{ri}}{m_{ri}} \dot{m}_{ri} - (\kappa - 1) \frac{T_{ri}}{m_{ri}} \dot{m}_{ci} \dots \dots \dots (3.10)$$

$$\dot{m}_{ri} = \dot{m}_{li} - \dot{m}_{ci} \dots \dots \dots (3.11)$$

$$\dot{m}_{ci} = \begin{cases} A_{vi}(L_{vi}) \psi(p_{ci}, p_{ri}, T_{ri}), & p_{ri} \geq p_{ci} \\ A_{vi}(L_{vi}) \psi(p_{ri}, p_{ci}, T_{ci}), & p_{ri} < p_{ci} \end{cases} \dots \dots \dots (3.12)$$

2. 燃焼行程

ポート噴射のエンジンにおいては、各気筒に配置されたインジェクタから適切なタイミングで燃料が断続的に噴射される。この際、燃料の一部では吸気弁やポートへの付着や、付着燃料の燃焼室内への再流入などが発生する。この物理現象の表現には、一般的に wall-wetting dynamics と呼ばれるモデルが用いられる。燃料噴射指令値から実際の1吸気行程において気筒内に吸入される燃料質量の挙動を離散化し、一次遅れ系として式 (3.13), (3.14) のように表現する⁷⁰⁾。

$$m_{wi}(k+1) = a_{fi} m_{wi}(k) + b_{fi} u_{fi}(k) \dots \dots \dots (3.13)$$

$$m_{fi}(k) = c_{fi} m_{wi}(k) + (1 - b_{fi}) u_{fi}(k) \dots \dots \dots (3.14)$$

ここで、 $u_{fi}(k)$, $m_{fi}(k)$ はそれぞれ k ステップにおける i 番目気筒への燃料噴射指令値と燃料吸入量、 $m_{wi}(k)$ はポート内壁に付着する燃料質量を表す。 a_{fi} , b_{fi} , c_{fi} はエンジンの形状、速度、負荷などで定まる定数で、申ら⁶⁴⁾ による経験値を使用する。

3. トルク生成

空気と燃料の混合気はシリンダ内で圧縮された後、点火とともに燃焼し熱エネルギーをピストン推力に変換してクランクシャフトの回転トルクを発生する。4サイクルエン

ジンでは吸気、圧縮、燃焼、排気の4行程がクランクシャフトが2回転する間に行われるため、クランクシャフトの回転角度を θ として、6気筒エンジンの場合の*i*番気筒の回転角度 θ_i を式(3.15)に表す。

$$\theta_i = \{\theta - (i - 1)120\} \text{ mod } 720 \quad (i = 1, 2, \dots, 6) \dots\dots\dots (3.15)$$

気筒内の燃焼に伴う熱量変化率は、ヒートリリース率として混合気の空燃比、圧縮率、燃焼効率などによって変化するため、吉田ら⁷¹⁾による実験データの近似式を利用する。燃焼過程における熱量の変化率 dq_{C_i} を、式(3.16)で表す。

$$dq_{C_i} = C_i(\theta_i, \theta_{s_i}, \theta_{b_i}, Q_{C_i}, a_i)d\theta \dots\dots\dots (3.16)$$

ここで、 C_i は、*i*番気筒の燃焼開始(s_i)から燃焼終了(b_i)を経て、排気弁開放開始(e_i)までの回転角で表される関数で、空燃比を λ_i として式(3.17)により近似する。

$$C_i(\theta_i) = \frac{a_i(a_i + 1)}{(\theta_{b_i} - \theta_{s_i})^{a_i+1}} Q_{C_i}(\lambda_i)(\theta_i - \theta_{s_i})^{a_i-1}(\theta_{b_i} - \theta_i) \dots\dots\dots (3.17)$$

ここでの Q_{C_i} は、宋ら⁷²⁾により λ_i の関数として与えられた式(3.18)を適用する。

$$Q_{C_i} = 4.1868(-5.137 \lambda_i^2 + 145.313 \lambda_i - 421.69)(m_{a_i} + m_{f_i}) \dots\dots\dots (3.18)$$

m_{a_i} は吸入空気量、 m_{f_i} は式(3.14)より得られる燃料量を表す。燃焼行程ではピストンの往復運動に伴い外部に対して仕事をするため、燃料の変化量 dw は、クランク回転角度により求まるシリンダ内体積を dV_{C_i} とすると、式(3.19)として得られる。

$$dw = p_{C_i}dV_{C_i} \dots\dots\dots (3.19)$$

シリンダ内の内部エネルギー変化量は、 c_v 、 R を一定と仮定し時間微分を取ると式(3.20)となる。

$$\dot{u} = \frac{c_v}{R}(\dot{p}_{C_i}V_{C_i} + p_{C_i}\dot{V}_{C_i}) \dots\dots\dots (3.20)$$

これらの関係から、エネルギー保存の式 (3.2) に基づき離散事象順にまとめると、気筒内圧力の動特性は、式 (3.21) に示す圧力方程式が得られる。

$$\dot{p}_{ci} = -\frac{\kappa}{V_{ci}} p_{ci} \dot{V}_{ci} + \frac{\kappa}{V_{ci}} \delta_{pi}(T_{ri}, T_{ci}, \dot{m}_{ci}, \dot{m}_{ei}) \dots \dots \dots (3.21)$$

ここで、 $\delta_{pi}(T_{ri}, T_{ci}, \dot{m}_{ci}, \dot{m}_{ei})$ は、 i 番気筒の吸気弁閉 ci 、燃焼開始 si 、燃焼終了 bi 、排気弁開 ei の各イベントでのクランク回転角度 θ_i によって切り換える離散関数として、式 (3.22) のように表す。

$$\delta_{pi} = \begin{cases} RT_{ri} \dot{m}_{ci}, & 0 \text{ deg} \leq \theta_i < \theta_{ci} \\ 0, & \theta_{ci} \leq \theta_i < \theta_{si} \\ \frac{\kappa-1}{\kappa} C_i(\theta_i) \dot{\theta}_i, & \theta_{si} \leq \theta_i < \theta_{bi} \dots \dots \dots (3.22) \\ 0, & \theta_{bi} \leq \theta_i < \theta_{ei} \\ -RT_{ci} \dot{m}_{ei}, & \theta_{ei} \leq \theta_i < 720 \text{ deg} \end{cases}$$

燃焼行程においてシリンダ筒内圧の上昇は、ピストン推力となりコンロッドを介してクランクシャフトを回転させエンジントルクとして出力される。シリンダの有効断面積を A_{ci} とすると、ピストン推力は圧力方程式から求まる各気筒内の圧力を用いて、式 (3.23) により求められる。

$$F_{ci} = (p_{ci} - p_a) A_{ci} \dots \dots \dots (3.23)$$

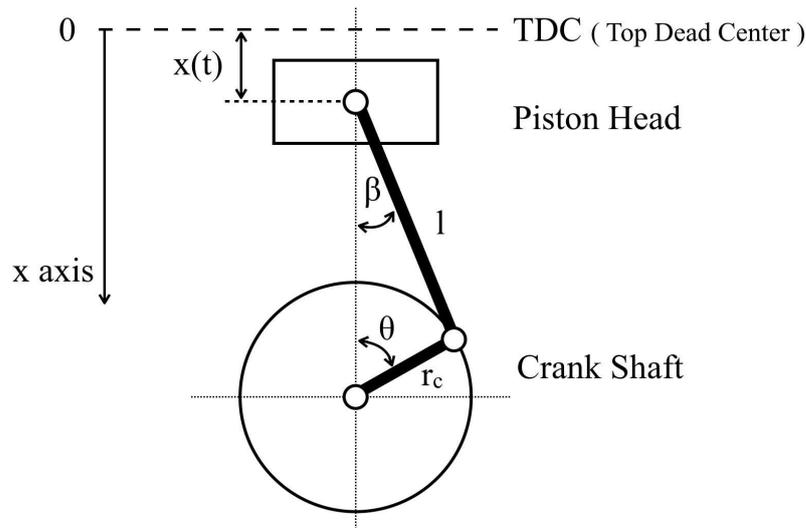


Fig. 3.2 Slider crank mechanism of the ICE cylinder.

ピストン変位 $x(t)$ は, Fig. 3.2 に示すような幾何学的関係から $\lambda_c = l/r_c$ とおくと, 式 (3.24) のように得られる.

$$\begin{aligned}
 x(t) &= r_c(1 - \cos\theta(t)) + l(1 - \cos\beta(t)) \\
 &= r_c(1 - \cos\theta(t)) + \lambda_c \left(1 - \sqrt{1 - \frac{\sin^2\theta(t)}{\lambda_c^2}} \right) \dots\dots\dots (3.24)
 \end{aligned}$$

また, 一般に $\lambda_c = 3.5 \sim 4.0$ であり, 右辺第 2 項をテイラー展開して近似的に第 2 項までとれば, 式 (3.25) が得られる⁷³⁾.

$$x(t) = r_c \left\{ (1 - \cos\theta(t)) + \frac{1}{4\lambda_c} (1 - \cos 2\theta(t)) \right\} \dots\dots\dots (3.25)$$

また, 慣性力およびクランク回転接線方向に働く力は, それぞれ式 (3.26), (3.27) として得られる.

$$F_m = M \frac{dv}{dt} = M \frac{dv}{d\theta} \dot{\theta} = r_c \dot{\theta}^2 \left(\cos\theta + \frac{r_c(\cos 2\theta)}{l} \right) M \dots\dots\dots (3.26)$$

$$F_{ri} = (F_{ci} + F_m + F_g) \frac{\sin(\theta + \beta)}{\cos\beta} \dots\dots\dots (3.27)$$

各シリンダからクランクシャフトに作用するトルクを τ_{ei} 、負荷トルクを τ_l 、摩擦トルクを τ_f とすると、クランク軸の運動方程式は、クランクシャフトのイナーシャを J とすると、式 (3.28) で表される。

$$J\ddot{\theta} = \sum_{i=1}^n \tau_{ei} - \tau_l - \tau_f \dots\dots\dots (3.28)$$

以上のように、気体の状態方程式などからシリンダ内圧を圧力方程式として求め、ピストンとクランクシャフトの回転機構を運動方程式としてモデル化することにより、各時刻における逐次計算からエンジンの回転速度、加速度などの動的挙動を算出する。

3.2.2 エンジン筒内圧シミュレーションのモデル諸元

エンジン筒内圧シミュレーションのモデルは、V6 ガソリン 3.0L 自然吸気エンジンを対象とした。モデルで使用した主要な諸元を、Table. 3.2 に示す。

モデル内では、吸入空気と燃料の比である A/F 比や、吸排気行程で動作する各バルブタイミング等について、任意に設定することが可能となっているが、シミュレーションではそれらの値について固定値として計算を行なった。また、カムシャフトやその他の補機類等の駆動に必要なトルクは、エンジン回転数に応じて変化する負荷トルクの関数として入力する。

Table 3.2 Specification of the engine model.

Item	Specification
Engine type	V6
Fuel	Gasoline
Bore × Stroke	$\phi 86 \times 86$ mm
Displacement	2997cm^3
Compression ratio	9.8
Air/Fuel ratio	14.5
Intake valve opening timing	0 deg. (TDC)
Intake valve closed timing	220 deg. (40deg. after BDC)
Exhaust valve opening timing	500 deg. (40deg. before BDC)
Exhaust valve closed timing	0 deg. (TDC)

TDC : Top Dead Center

BDC : Bottom Dead Center

3.3 エンジン筒内圧シミュレーションの結果

3.3.1 エンジンの出力特性

エンジン筒内圧モデルの妥当性を検証するため、実在する V6 3.0L のエンジン出力特性と比較する。スロットル開度 100% とした場合のエンジン筒内圧モデルにおける動特性結果を Fig. 3.3 に、実機エンジンの出力特性を Fig. 3.4 にそれぞれ示す。

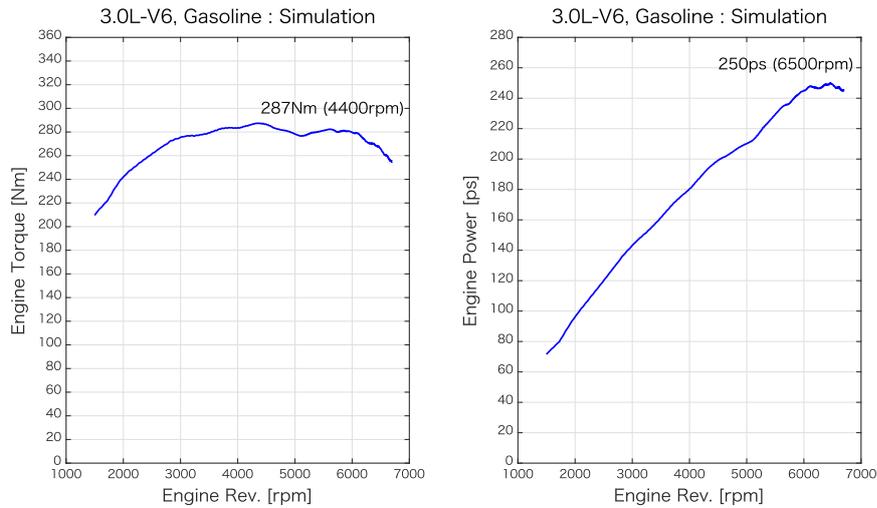


Fig. 3.3 Engine performance of the simulation under the full throttle pattern.

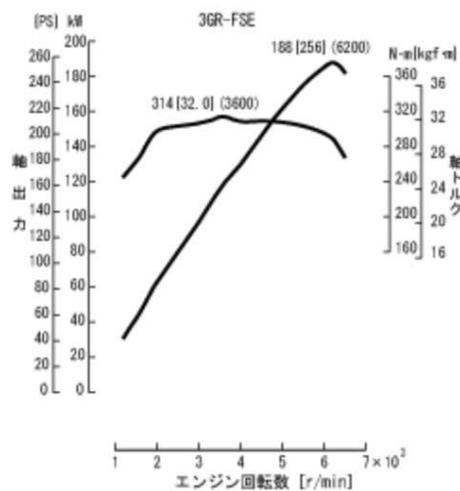


Fig. 3.4 Engine performance of 3.0L-V6 gasoline (toyota motor corpotation, 3GR-FSE).
 出展：Japan Classic JDM classic car club(Web site, <https://www.japanclassic.ru/upload/fsm/toyota/2004>)
 より [3GR・4GR-FSE] の性能曲線図を抜粋して作成

シミュレーション結果を示す Fig. 3.3 では、左側にエンジントルク特性を、右側に出
 力特性を示す。実機エンジンの出力特性を示す Fig. 3.4 では、エンジントルクと出力
 値は同じグラフ中にプロットされている。比較として用いる実機のエンジン特性は、ト
 ヨタ自動車製の V 型 6 気筒 3.0L 自然吸気ガソリンエンジン（エンジン型式:3GR-FSE）
 の性能曲線を使用した。実際のエンジンでは、点火時期などの様々な部分で ECU によ
 る制御の介入があるが、本シミュレーションでは点火時期等の条件は固定して評価を行

なっている。また、実機エンジンの諸元については、エンジンの制御内容やその他の部分について詳細が不明であるため、本モデル内のパラメータ設定について、実情と整合している保証はないものの、性能カーブの傾向やピーク出力値など、エンジン出力に関する動特性の概況については確認することができる。

Fig. 3.3 と Fig. 3.4 により、シミュレーションと実機の出力特性を比較すると、エンジントルクについては、どちらにおいても低速度域から 3000rpm 程度までにかけて出力トルクが増加し、中速度域ではほぼフラットな特性となった後、6000rpm 以降の高速域以降において出力が低下していく傾向が見られる。このため、シミュレーションと実機では、同様の傾向が得られていることを確認した。また、出力特性においても、エンジン回転数の増加に伴い、最高出力付近まで増加した後、頭打ちとなる同一の傾向を示していることが確認できる。このため、本研究で使用するエンジン筒内圧シミュレーションのモデルは、実機エンジンの動特性についての傾向を、定性的には表現できているものと判断する。

次に、Table.3.3 に、エンジン筒内圧シミュレーションによる結果と、実機エンジンの性能比較データを示す。最高出力については、シミュレーション結果と実機では、ほぼ同等の値が得られている。また、最大トルクについては、シミュレーション結果は実機と比較して若干低い値となっている。

この違いをもたらす要因は、様々なモデルパラメータの違いや、点火時期やバルブタイミングの差異など、モデル上での様々な要因が考えられるが、本研究では、提案するモデル予測制御の評価条件として、エンジンの燃焼パターンが異なるトルク波形を外生入力として、その違いによる制振性能の影響について評価を行うことを目的としている。そのため、エンジン筒内圧シミュレータの精度について深く考察することは避け、エンジンの燃焼パターンによるトルク波形の違いについて表現できることを重視する。

Table 3.3 Engine Performance.

Specification	Engine Simulation	3GR-FSE
Max. Power/Rev.	250ps/6500rpm	256ps/6200rpm
Max. Torque/Rev.	287Nm/4400rpm	314Nm/3600rpm

3.3.2 エンジンの燃焼パターンによる違い

本節では、制振制御の性能評価に使用するエンジントルク波形をエンジン筒内圧シミュレーションにより模擬し、燃焼の状態量を出力して作成した各種波形の結果について考察する。また、評価条件として作成したエンジン始動時と2種類の気筒休止時における燃焼パターンについて、シリンダ内部の状態とトルク振動の特徴的な違いについて説明する。

まず、前節で説明したエンジン筒内圧モデルの燃焼プロセスにおける各行程とシリンダ内部の状態を、p-V 線図に沿って説明する。Fig. 3.5 に、筒内圧シミュレーションの結果から算出した各プロセスにおける p-V 線図の一例を示す。

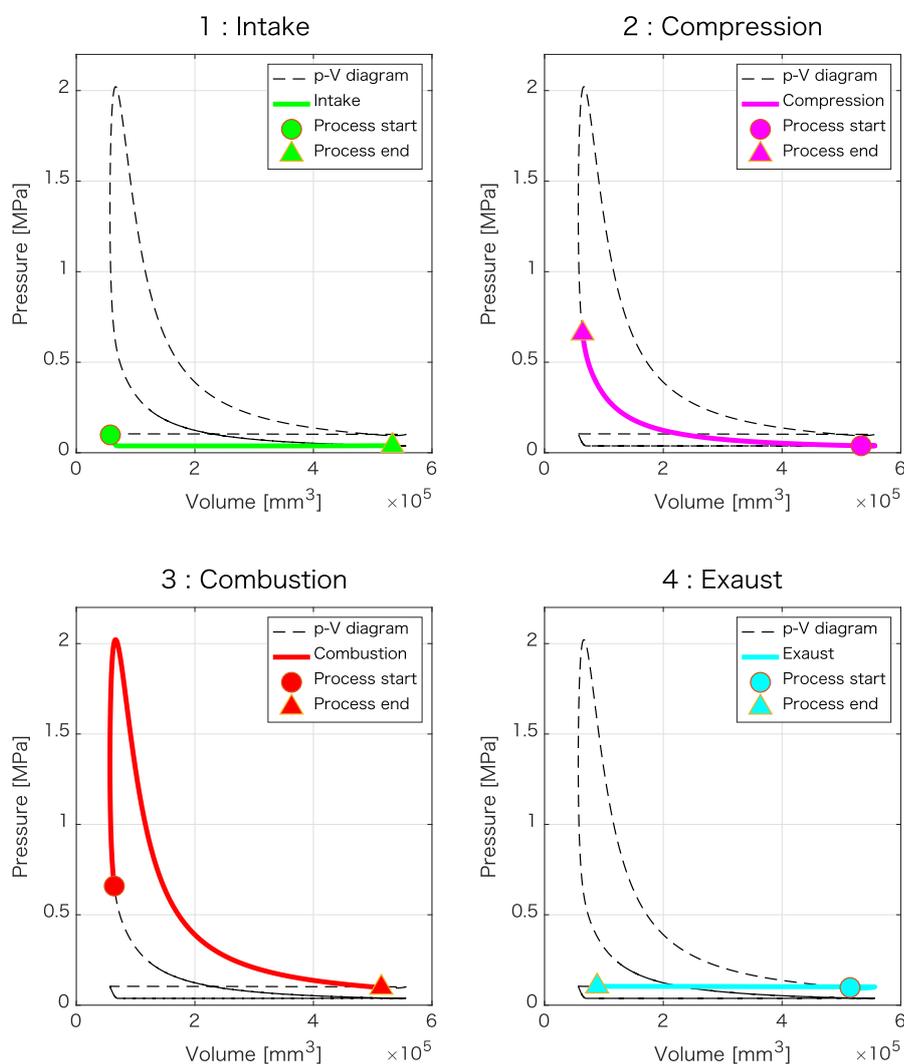


Fig. 3.5 p-V diagram under the combustion process.

p-V 線図は、シリンダ内部における圧力と体積の関係をプロットしたものであり、燃焼プロセスにおける吸気、圧縮、燃焼、排気の各行程を時系列でプロットすることにより、シリンダ内部の状態が描かれる。搭載するシリンダ数はエンジンタイプにより異なるが、複数存在するシリンダの内部で、各気筒内のピストンは Fig. 3.2 に模式的に示すようにコンロッドを介してクランクシャフトに接続されるため、クランク軸の回転と同期して各シリンダに配置されたピストンは上下に移動する。

1. 吸気行程

Fig. 3.5 (1: Intake) に示す吸気行程では、シリンダ上部に設置されている吸気弁が開き、図中に示す●印の吸気行程開始から▲印の行程終了までの間に、クランクシャフトの回転に伴ってピストンが下降しながら移動する。これによりシリンダ内部の体積が増加し、大気圧に対してシリンダ内部の圧力が低下するため、吸気弁から空気と燃料の混合気がシリンダに吸入される。

2. 圧縮行程

Fig. 3.5 (2: Compression) の圧縮行程では、吸気行程で開いていた吸気弁は閉じられ、吸気および排気弁の両方が閉じられることでシリンダ内部は密閉状態となる。閉じられたシリンダ内の混合気は、ピストンの上昇によって圧縮されるため、図中に示す圧縮行程開始から行程終了までの間に、圧縮による体積の減少に伴ってシリンダ内の圧力は上昇している。

3. 燃焼行程

Fig. 3.5 (3: Combustion) に示す燃焼行程では、吸排気弁の両方が閉じたまま圧縮されて高温となった混合気は、ピストンの上死点付近で点火プラグによって着火され、火炎伝播を伴って燃焼しながらシリンダ内で膨張する。図中では、燃焼開始から終了までの区間で、ピストンは上死点付近から下降しながらシリンダ内の体積は増加し、急激な圧力上昇を伴う燃焼とピストンの下降に伴う膨張による体積増加の過程が示されている。

4. 排気行程

Fig. 3.5 (4: Exhaust) の排気行程では、排気弁が開放されることにより、ピストンの上昇に伴いシリンダ内の燃焼後の混合気は排気される。この時、p-V 線図では、シリンダ内の体積は減少する一方、圧力は大気圧付近でほぼ変化していない。

内燃機関エンジンでは、このような一連の燃焼プロセスを各気筒毎に繰り返すことで、クランクシャフトを駆動するトルクを発生する。

次に、評価条件として作成したエンジン始動時と2種類の気筒休止時における燃焼パターンについて、シリンダ内部の状態とトルク振動の特徴的な違いについて説明する。

1. 通常燃焼パターン

ここでは、通常燃焼パターンにおける各種波形のシミュレーション結果と、燃焼プロセス中における各行程の状態について説明する。通常の燃焼パターンでは、気筒番号の順に全てのシリンダにおいて燃焼行程が行われ、気筒休止運転で行われる燃焼行程のスキップは行わない。Fig. 3.6に、筒内圧シミュレーションから出力したエンジン回転数、各気筒毎の発生トルク、エンジンの出力トルクの一例を示す。

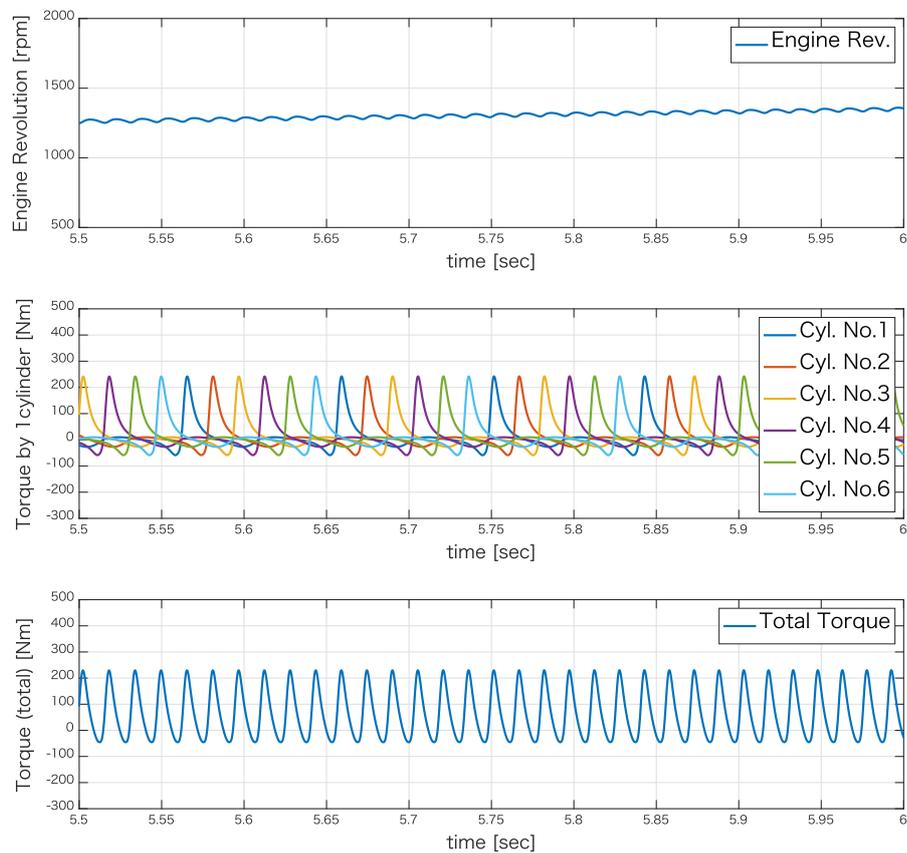


Fig. 3.6 Simulation results under the normal combustion process.

表示されている各気筒のトルクは、エンジン筒内圧シミュレータから出力された時系列データに基づき、式 3.23～式 3.27 の関係を用いて算出した。図中に表示されている各波形は、指定した燃焼パターンの条件でエンジン筒内圧シミュレーションを実行した後、時系列データの任意の区間を指定して取得した結果の一例である。

Fig. 3.6 中に表示した通常燃焼パターンの例では、上段に示すエンジン回転数は、1250rpm 付近から周期的な振動を伴いながらわずかず増速している。中段に示す各気筒毎の発生トルクは、1 番～6 番のシリンダ毎に色分けされており、シリンダ番号の順に燃焼行程に移行し、連続的に燃焼が発生していることが確認できる。

また、下段に示すエンジンの出力トルクには、周期的なトルク変動が発生しており、各気筒における個々の発生トルクのピークと同期していることが確認できる。

この通常燃焼パターンの一例のように、ほとんど定常のエンジン回転数を保っている場合においても、回転数は燃焼によるトルクピークの影響を受けて振動しており、燃焼プロセスに同期した回転変動を伴いながら推移していることが確認できる。

Fig. 3.7 に、通常燃焼パターンにおける各気筒毎の p-V 線図を示す。この p-V 線図では、Fig. 3.6 で示した燃焼パターンについて、数サイクル分のシリンダ内部の圧力と体積の状態変化を時系列データによる線の軌跡として示している。また、ある時刻における各気筒の燃焼プロセスについて、各気筒がどの行程に入っているかを把握するため、各行程を色分けしたシンボルとしてプロットしている。

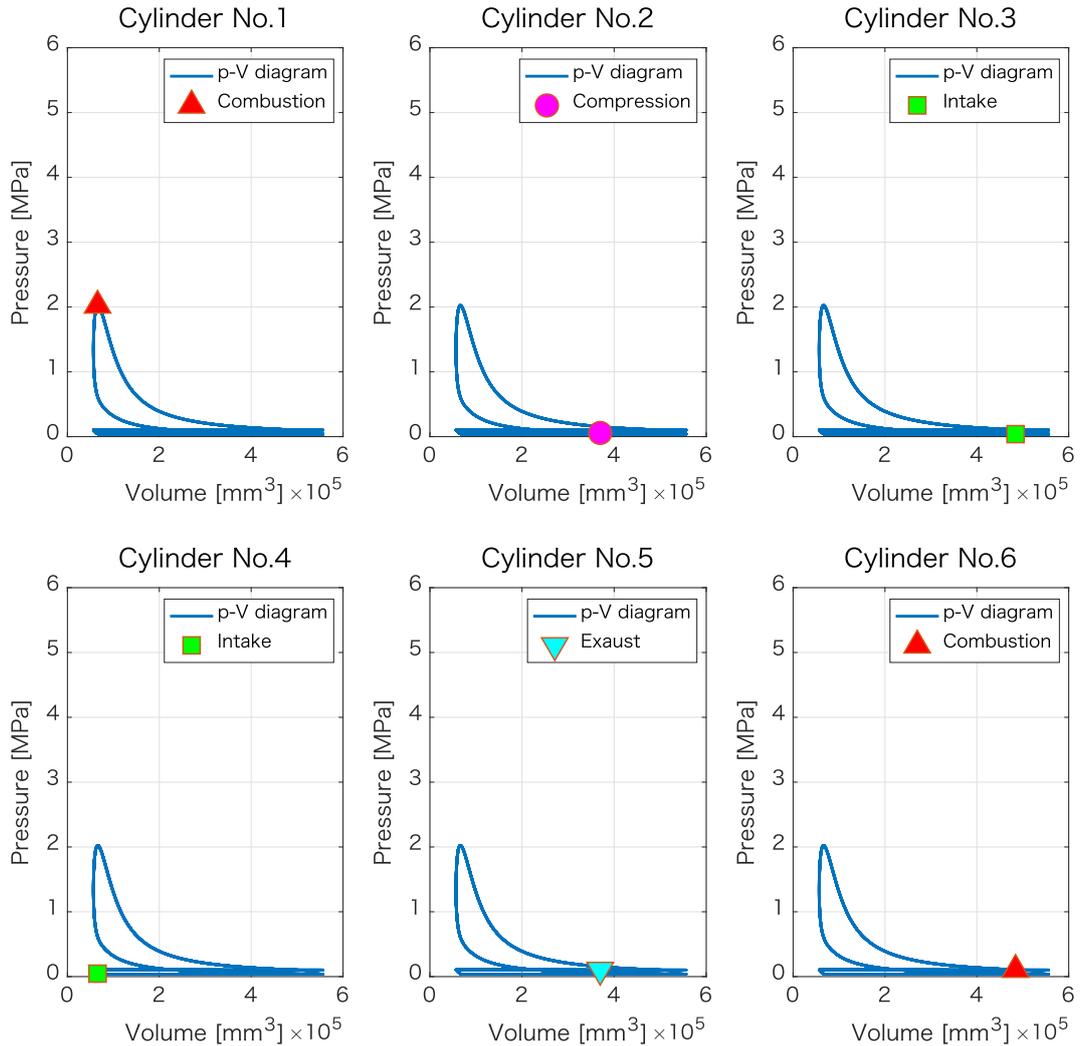


Fig. 3.7 p-V diagram under the normal combustion process.

p-V 線図上では、横軸に示す体積が最小となるポイントは、ピストンがシリンダの最上部に位置する上死点 (TDC:Top Dead Center) であり、同様に、最大の体積となるポイントはシリンダの最下部に位置する下死点 (BDC:Bottom Dead Center) の位置にあることを示している。ピストンは、コンロッドでクランクシャフトに接続されているため、スライダクランク機構を介してクランクシャフトの回転に同期し、上死点と下死点の往復運動を繰り返す。

また、本シミュレータはV型6気筒エンジンをモデル化しており、各シリンダのピストンが上死点に達するタイミングは、隣接する番号のシリンダとは 120° の位相差がつけられている。燃焼のプロセスでは、クランクシャフトが2回転する間に吸気、圧縮、

燃焼、排気の4つの行程が連続的に行われる。最初の1回転で吸気と圧縮が行われ、次の2回転目で燃焼と排気の行程が行われる。

ある瞬間における各シリンダの状態を見てみると、Fig. 3.7に示す例では、各気筒の行程を示すシンボルは1番シリンダではTDC付近にあり、燃焼行程中で筒内圧がピークを迎える状態にある。この時、 120° の位相差がある2番シリンダでは、BDCから上昇するピストンによりシリンダ内の混合気を圧縮する行程にある。2番シリンダからさらに 120° の位相差がある3番シリンダでは、圧縮行程の前段階である吸気行程にあり、ピストンは下降しながらシリンダ内に混合気を吸入している。さらに 120° の位相差がある4番シリンダは、1番シリンダとは 360° の位相差があり、ピストンは1番シリンダと同じTDC付近にある。1番シリンダでは、吸気弁と排気弁の両方が閉じられることで密閉された状態で混合気の燃焼が開始されるのに対して、4番シリンダでは、吸気弁が開けられピストンが下降することで吸気行程が行われる。1番と4番シリンダと同様の関係として、2番と5番、3番と6番はシリンダ内のピストンは同じ位置に存在しているが、吸排気弁の開閉状態によってそれぞれ、燃焼(1番)と吸気(4番)、圧縮(2番)と排(5番)気、吸気(3番)と燃焼(6番)の行程にあることが分かる。

2. 2気筒休止運転 (2 Cylinder deactivation:2CDA) による燃焼パターン

ここでは、2気筒休止による燃焼パターンにおける各種波形のシミュレーション結果と、燃焼プロセス中における各行程の状態について説明する。2気筒休止による燃焼パターンでは、気筒番号の順にシリンダにおいて燃焼行程に入るが、3番と6番シリンダについて燃焼行程をスキップすることで2気筒休止運転としている。Fig. 3.8に、2気筒休止運転における筒内圧シミュレーションから出力したエンジン回転数、各気筒毎の発生トルク、エンジンの出力トルクの一例を示す。

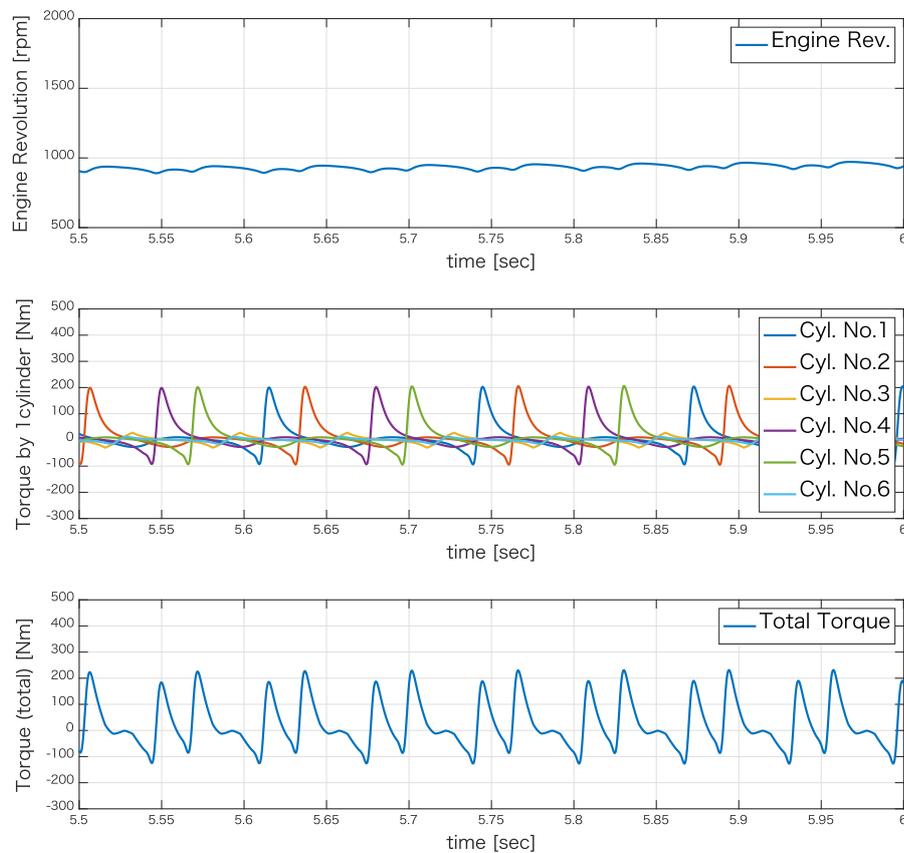


Fig. 3.8 Simulation results under the 2CDA combustion process.

Fig. 3.8に表示する2気筒休止による燃焼パターンの例では、上段に示すエンジン回転数は、980rpm付近でほぼ定常回転を保っている。この時のエンジン回転数は、通常燃焼パターンとは異なる周期パターンとなっており、複数の周期が混在する振動を伴いながら推移していることが確認できる。また、中段、下段に示すトルクピークと連動して変化していることが分かる。

中段に示す各気筒毎の発生トルクは、Fig. 3.6と同様に1番～6番のシリンダ毎に色分けされている。燃焼行程は、シリンダ番号の順に移行し連続的に燃焼が発生しているが、3番と6番シリンダについては、燃焼行程で示されるトルクピークは発現しておらず、気筒休止運転が行われている様子が確認できる。

また、下段に示すエンジンの出力トルクには、断続的なパターンで周期的なトルク変動が発生しており、各気筒における個々の発生トルクのピークと同期しており、気筒休止による特徴的なトルクパターンが出力されている。

この2気筒休止による燃焼パターンの一例では、3番と6番シリンダの燃焼を休止することにより、2回のトルクピークの後に1回の燃焼休止を挟むパターンとなっている。このような特徴的なパターンを持つトルク波形を制振対象とする場合、振動の周波数特性からみた特徴を把握することは重要である。これについては、次節にて説明する。

Fig. 3.9に、2気筒休止による燃焼パターンにおける各気筒毎のp-V線図を示す。このp-V線図は、Fig. 3.8で示した燃焼パターンについて、数サイクル分のシリンダ内部の圧力と体積の状態変化を時系列データによる線の軌跡として示している。

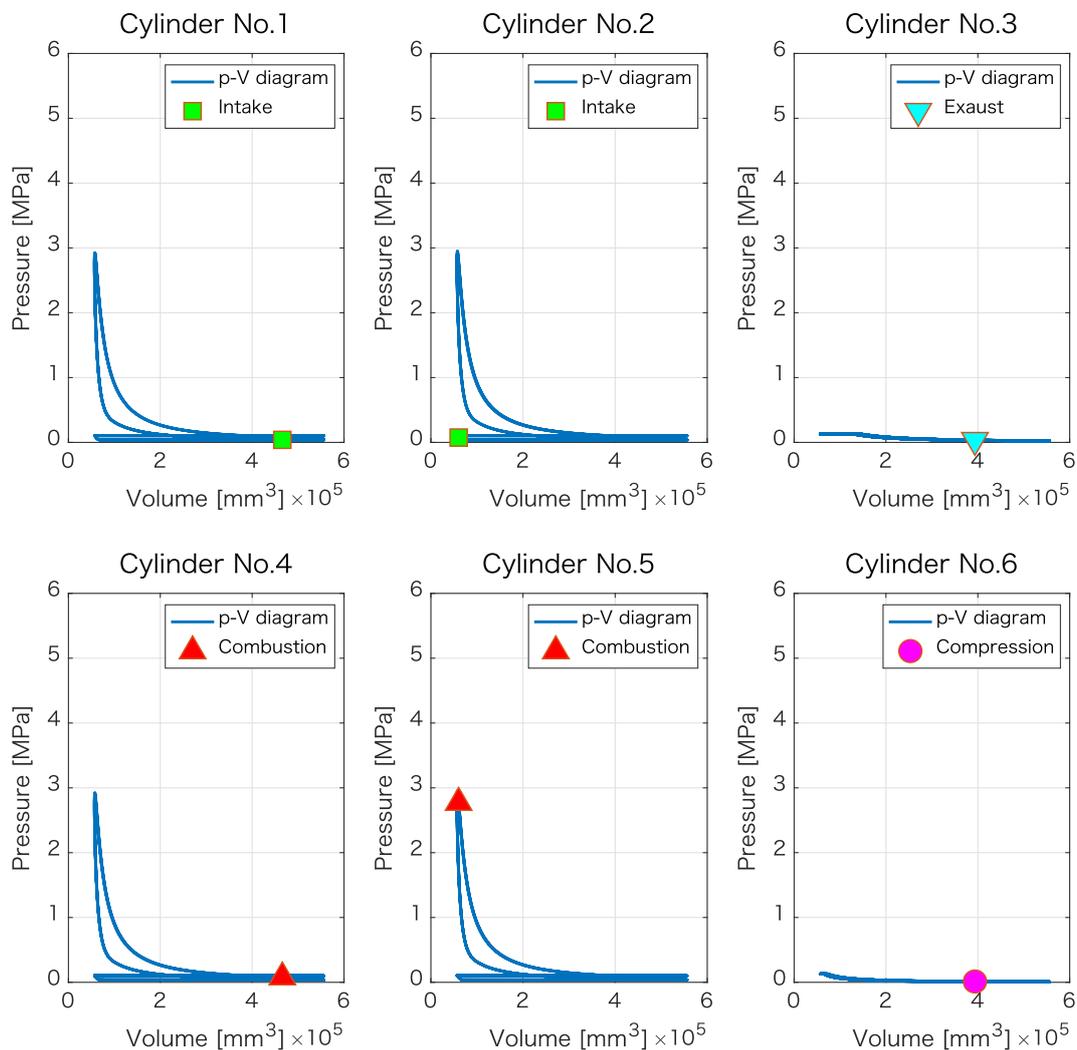


Fig. 3.9 p-V diagram under the 2CDA combustion process.

Fig. 3.7と同様、ある時刻における各気筒の燃焼プロセスについて、各気筒がどの行程に入っているかを把握するため、各行程を色分けしたシンボルがプロットされている。

この図で示されるある任意の時刻の状態においては、5番シリンダが燃焼行程に入っており、他のシリンダではクランク角に応じてそれぞれの行程に入っていることが分かる。その中で、休止対象のシリンダでは燃焼が行われなため、p-V線図上では、3番と6番シリンダの燃焼による筒内圧のピークが発現していないことが分かる。

3. 4気筒休止運転 (4 Cylinder deactivation:4CDA) による燃焼パターン

次に、4気筒休止による燃焼パターンにおける各種波形のシミュレーション結果と、燃焼プロセス中における各行程の状態について説明する。4気筒休止による燃焼パターンでは、気筒番号の順にシリンダにおいて燃焼行程に入るが、2,3,5,6番の4箇所のシリンダについて燃焼行程をスキップすることで4気筒休止運転としている。Fig. 3.10に、4気筒休止運転における筒内圧シミュレーションから出力したエンジン回転数、各気筒毎の発生トルク、エンジンの出力トルクの一例を示す。

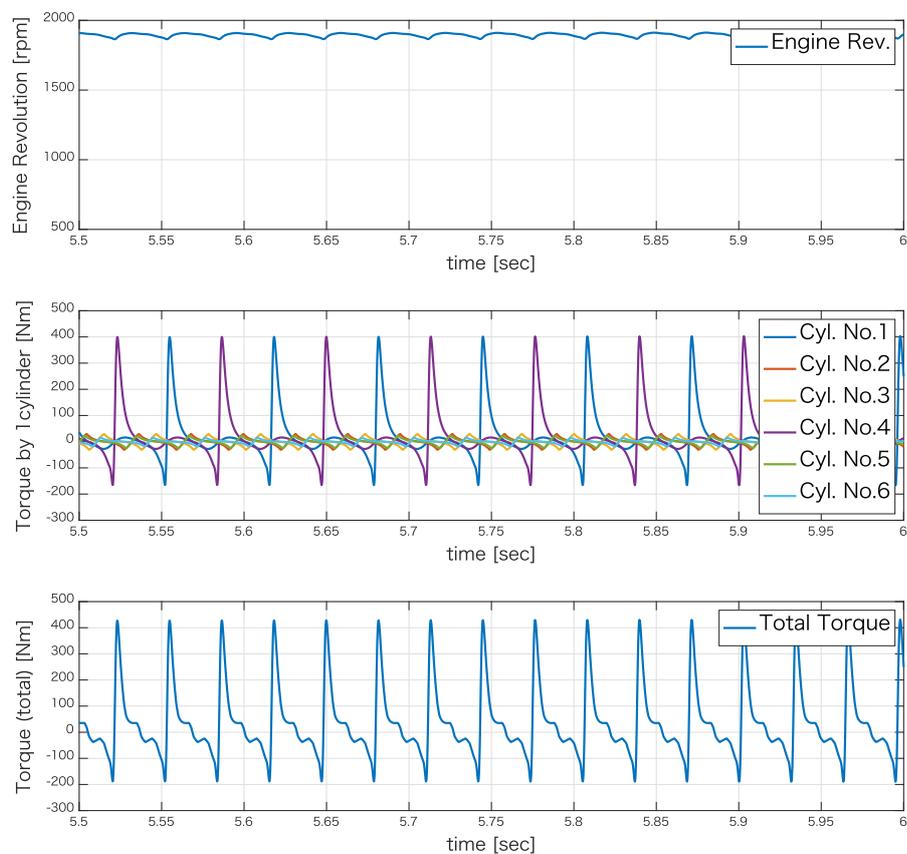


Fig. 3.10 Simulation results under the 4CDA combustion process.

Fig. 3.10に示す4気筒休止による燃焼パターンの例では、上段に示すエンジン回転数は、1900rpm付近ではほぼ定常回転を保っている。この時のエンジン回転数は、通常燃焼パターンとは異なる振動を伴いながら推移していることが確認できる。また、中段、下段に示すトルクピークと連動して振動していることが分かる。

中段に示す各気筒毎の発生トルクは、1番と4番シリンダについてのみ燃焼が行われており、残りの4気筒では気筒休止運転が行われている様子が確認できる。

また、下段に示すエンジンの出力トルクには、断続的なパターンで周期的なトルク変動が発生しており、各気筒における個々の発生トルクのピークと同期した特徴的なトルクパターンが出力されていることが分かる。

この4気筒休止による燃焼パターンの一例では、1番と4番シリンダの燃焼により2回のトルクピークが繰り返される燃焼パターンとなっている。

Fig. 3.11に、4気筒休止による燃焼パターンにおける各気筒毎のp-V線図を示す。このp-V線図は、Fig. 3.10で示した燃焼パターンについて、数サイクル分のシリンダ内部の圧力と体積の状態変化を時系列データによる線の軌跡として示している。

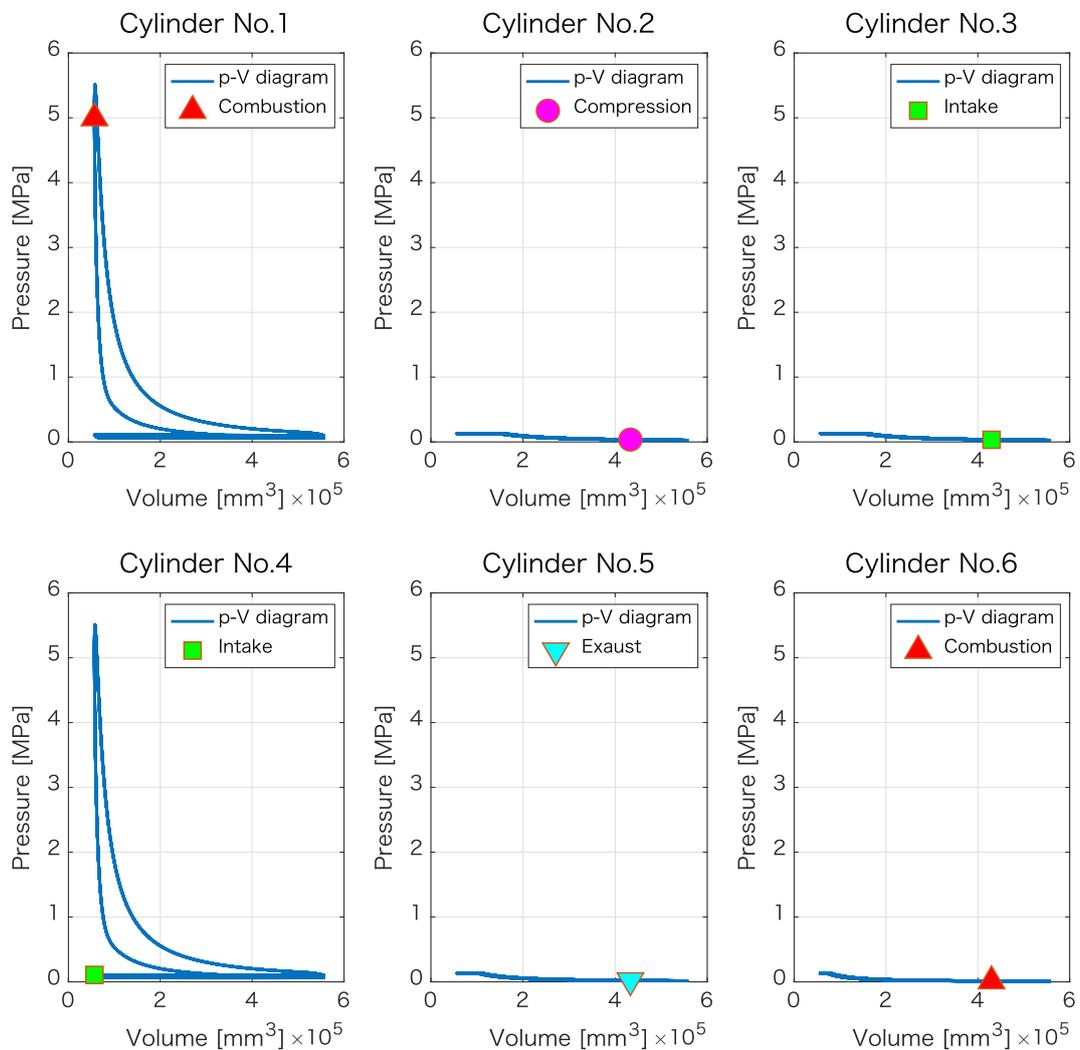


Fig. 3.11 p-V diagram under the 4CDA combustion process.

Fig. 3.7と同様，ある時刻における各気筒の燃焼プロセスについて，各行程を色分けしたシンボルがプロットされている。

この図で示されるある任意の時刻の状態においては，1番シリンダが燃焼行程に入っており，他のシリンダではクランク角に応じてそれぞれの行程に入っていることが分かる。その中で，1番と4番シリンダ以外の気筒休止を行なっているシリンダでは筒内圧のピークが発現していないことが分かる。

3.3.3 燃焼パターンによる振動特性の比較

気筒休止運転では，燃焼行程をキャンセルする気筒が存在することで，通常の燃焼パターンと比較して燃焼のタイミングは不等間隔となり，クランク軸の主回転に伴う振動とは別に，気筒毎の燃焼の有無に伴う振動の成分が含まれる。このため，制振対象となる回転系のねじり振動の次数の数は，通常燃焼時よりも増加することになる。

本節では，気筒休止運転を行った状態におけるエンジントルク振動への影響を，数値シミュレーションの結果から考察する。比較として，通常燃焼と2気筒休止の2つのパターンについてシミュレーションを行ない，得られた結果について考察する。

気筒休止のパターンは，V6エンジンの2気筒分を休止する3番及び6番シリンダの気筒休止を行う燃焼パターンとした。ここでは，回転数増加による出力トルクの周波数特性の変化を見るため，エンジン回転速度を1000～3000rpm程度まで一定の加速度で加速させる条件で数値シミュレーションを行った。

Fig. 3.12に，通常燃焼パターンにおけるシミュレーション結果の一例を示す。

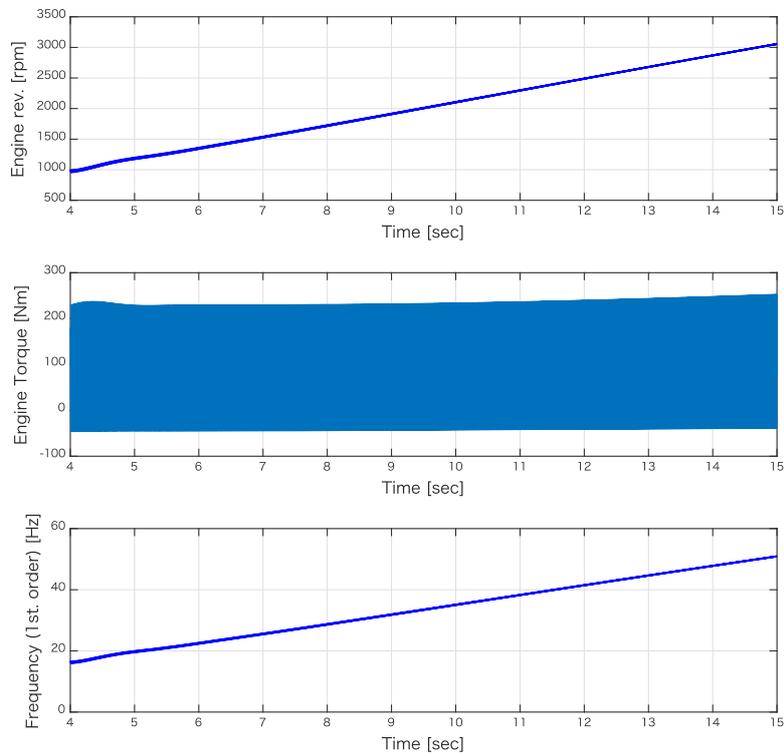


Fig. 3.12 Simulation results under the normal combustion process.

3つの図は、上から順に、エンジン回転速度、エンジントルク、回転一次の周波数をプロットしたものであり、上段に示すエンジン回転速度は、時刻4sから15sにかけて1000から3000rpm程度まで直線的に増速していることを示している。この時のエンジントルクは、-50~250 Nm程度の出力トルクで定常的な振動として出力されてることが分かる。回転一次の周波数は、クランクシャフトの回転周波数を表しており、クランクシャフトが1秒間に回転する回数数を表現する。例えば、エンジン回転数が1000 rpmの場合、 $1000 \text{ [rpm]} / 60 \text{ [s]} = 16.6 \text{ [Hz]}$ となる。Fig. 3.12下段に示す回転一次の周波数は、上段のエンジン回転速度の増加と同様、直線的に増加する。回転一次の周波数は、後述する周波数特性に関する次数の基準となるため、直線的に変化する状態について解析することで、回転速度変化に伴う周波数特性の変化を見ることができる。

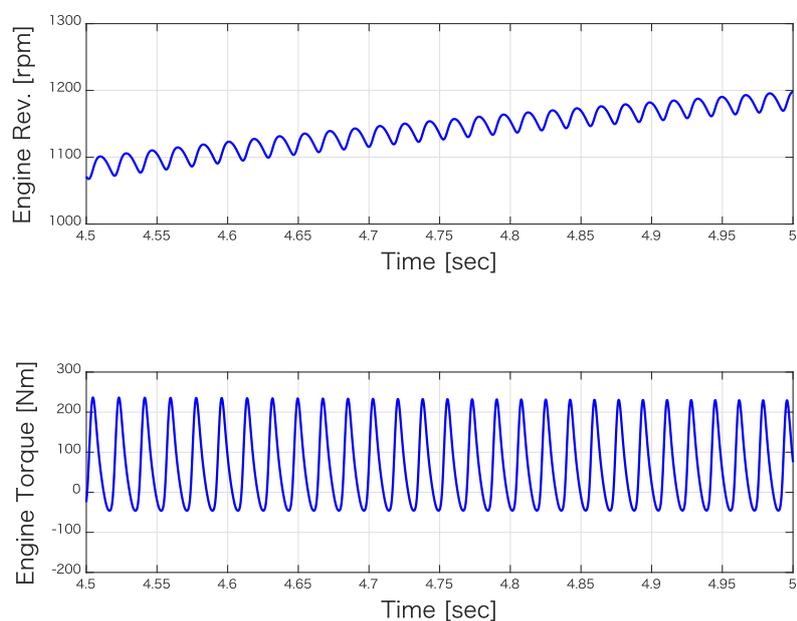


Fig. 3.13 Simulation results under the normal combustion process. (Close-up)

Fig. 3.13 に、エンジン回転速度とエンジントルクの結果を拡大表示した図を示す。Fig. 3.13 上段に示すエンジン回転速度は、振動しながら回転速度が増加していることが分かる。また、下段に示すエンジントルクの波形は、 $-50 \sim 250 \text{ Nm}$ 程度の出力トルクで定常的な振動として出力されており、エンジン回転速度とは同一の周期で振動する波形の特徴が確認できる。

次に、エンジン回転速度が直線的に増加する条件で出力された Fig. 3.12 中段に示すエンジントルク波形について、解析する時間区間幅を一定として、時間の進行方向に連続的に FFT 解析を行なったスペクトルの結果を、Fig. 3.14 のカラーマップに示す。ここでは、時系列のトルク波形から周波数領域に変換する際、スウィープ条件で増加する回転数に対してトルク波形を一定時間区間毎に Hanning 窓関数を掛けて処理することで、不連続となる区間両端の影響を除去した後、離散化した波形を一定時間区間毎に FFT 変換する処理を行った。

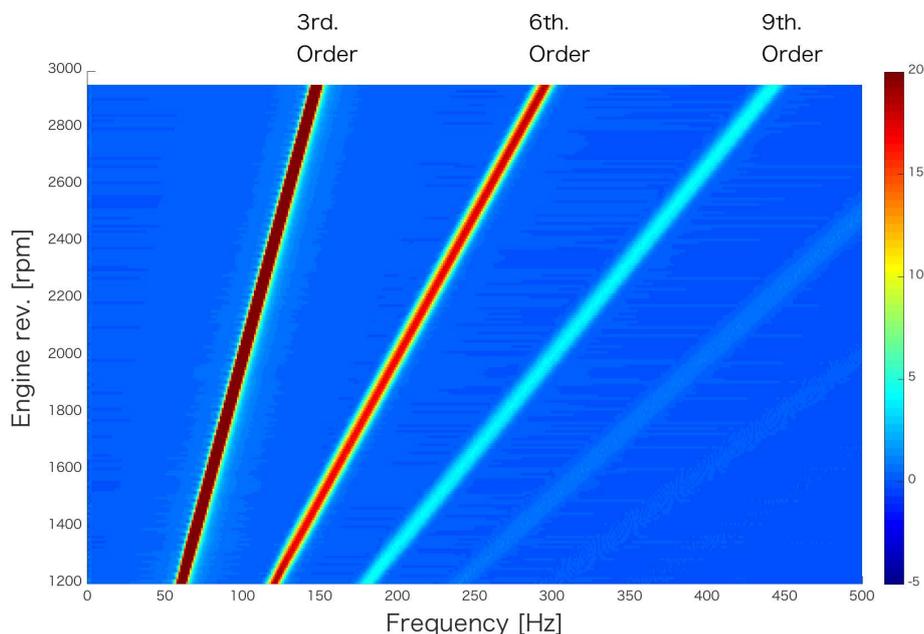


Fig. 3.14 FFT spectrum of the normal combustion.

Fig. 3.14 に示すカラーマップでは、横軸に周波数、縦軸にエンジン回転速度を取っており、エンジン回転速度が 1200rpm から 3000rpm までの区間についてのスペクトル結果を示している。Fig. 3.12 で示した、時間とともに直線的に増加する条件でのエンジン回転速度は、縦軸の位置と対応しているため各時刻の回転速度に対応する周波数特性を見る場合、カラーマップを任意の回転速度で水平に切り取ることで、その特徴を確認することができる。また、スペクトルの振幅については、青色から赤色にかけて振幅の大きさにより色分けがなされている。

この条件では、クランクシャフトの回転一次の周波数は、先に Fig. 3.12 の下段で示したように、およそ 20~50Hz 程度の値を直線的に推移する。カラーマップ上では、回転一次のスペクトルはほとんど確認できないため、通常燃焼のパターンの出力トルクの振動成分に、一次の成分はほとんど含まれていないことが分かる。

一方で、縦軸のエンジン回転速度の増加に伴って、3次、6次、9次の各周波数成分においてスペクトルのピークが確認できる。直線的に増加するエンジン回転速度の条件に対して、各次数の振動周波数は直線的に増加するため、各次数のスペクトルピークは、同様に直線的に遷移する。

6気筒エンジンの通常燃焼のパターンでは、クランクシャフトが2回転する間に各気筒で燃焼行程が行われるため、クランクシャフト1回転中に3回の燃焼行程が含まれる。

スペクトルのピークが顕著に現れている3次の振動成分は、1回転中の3回の燃焼によるトルクピークによるため、回転一次振動の3倍の周波数となっている。3次以降の6次と9次の周波数成分は、主振動となる3次振動の2倍および3倍の倍数振動として励起されており、その振幅は主振動から減衰していることが分かる。

Fig. 3.14のカラーマップからエンジン回転速度について1250rpm毎に抜粋したスペクトルの二次元グラフを、Fig. 3.15に示す。この図からは、エンジン回転速度の増加に伴うスペクトルの変化を確認することができる。各グラフを見ると、スペクトルのピークは低周波数側から3次、6次、9次の順に並んでおり、エンジン回転速度の増加とともにピーク周波数は高周波側へ移動していく様子が確認できる。また、ピークを示すスペクトルの振幅値は、主振動となる3次振動で最も大きく、倍数振動である6次、9次の振幅値は3次振動から減衰していることが確認できる。

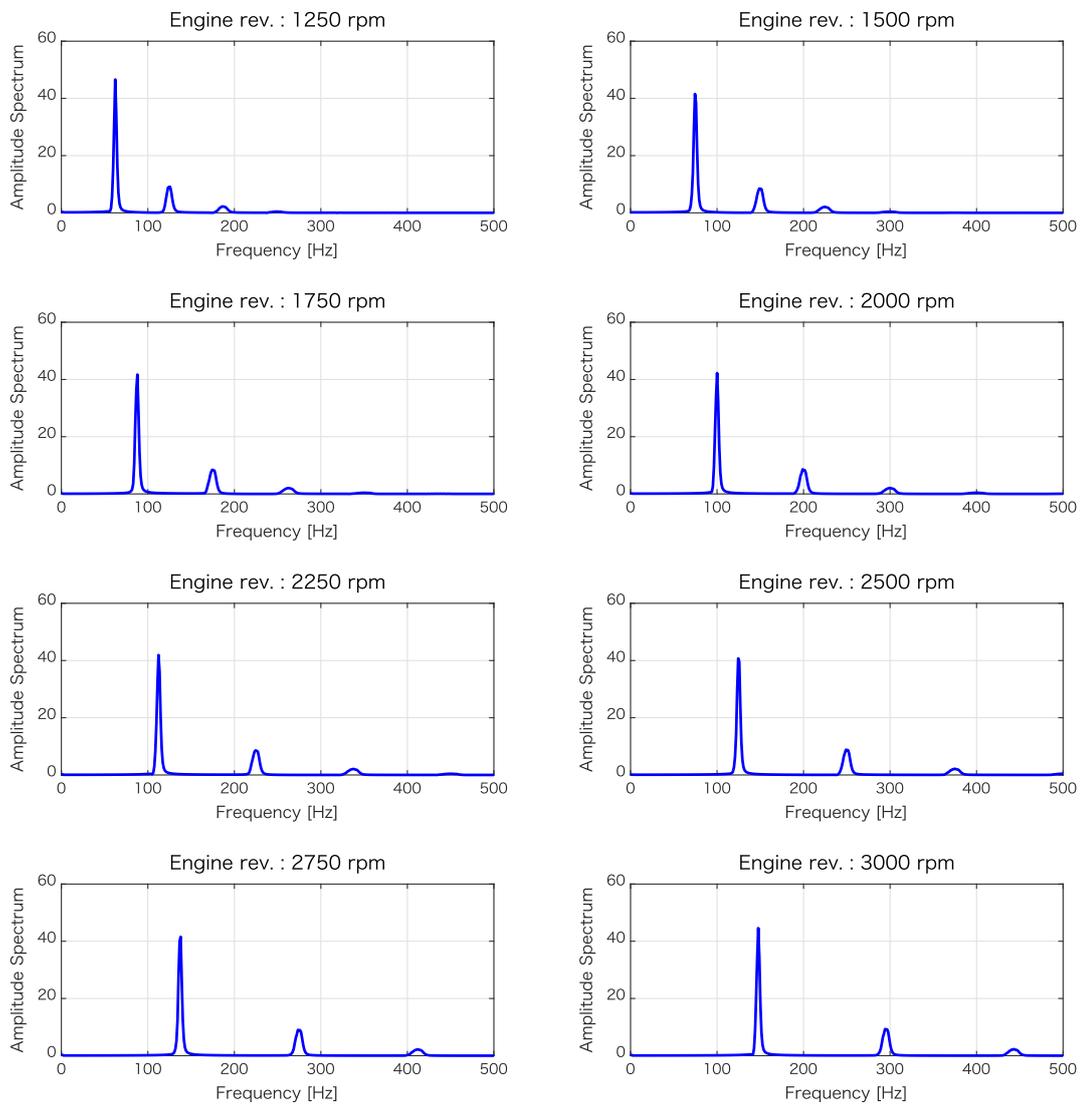


Fig. 3.15 Time history of the spectrum under the normal combustion.

次に、気筒休止のパターンにおけるエンジントルク振動の特徴について考察する。気筒休止のパターンは、V6エンジンの2気筒分を休止する燃焼パターンとした。この燃焼パターンでは、3番及び6番シリンダの燃焼行程がスキップされる。

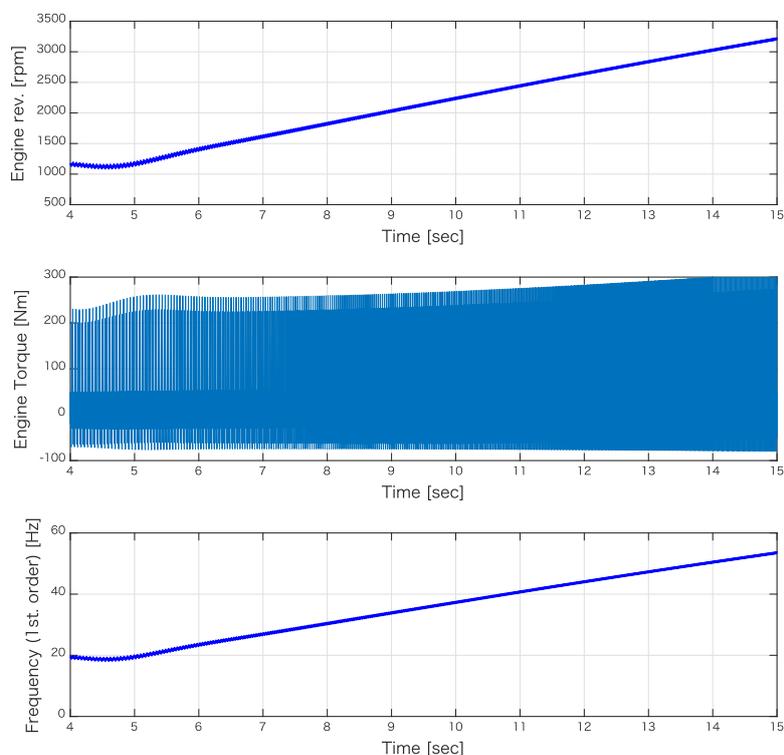


Fig. 3.16 Simulation results under the 2CDA combustion process.

Fig. 3.16 に、2気筒休止による燃焼パターンでのシミュレーション結果の一例を示す。Fig. 3.12と同様、エンジン回転速度、エンジントルク、回転一次の周波数をプロットしたものである。エンジン回転速度は、通常燃焼パターンと同様の条件であり、時刻4secから15secにかけて1000から3000rpm程度まで直線的に増速する場合についての結果である。この時のエンジントルクは、-80~300Nm程度のトルクを出力し、振動しながら出力トルクが増加していく傾向が見られる。クランクシャフトの回転周波数を示す回転一次の周波数は、エンジン回転速度の増加と同様に増加する。

Fig. 3.17 に、エンジン回転速度とエンジントルクの結果を拡大表示した図を示す。

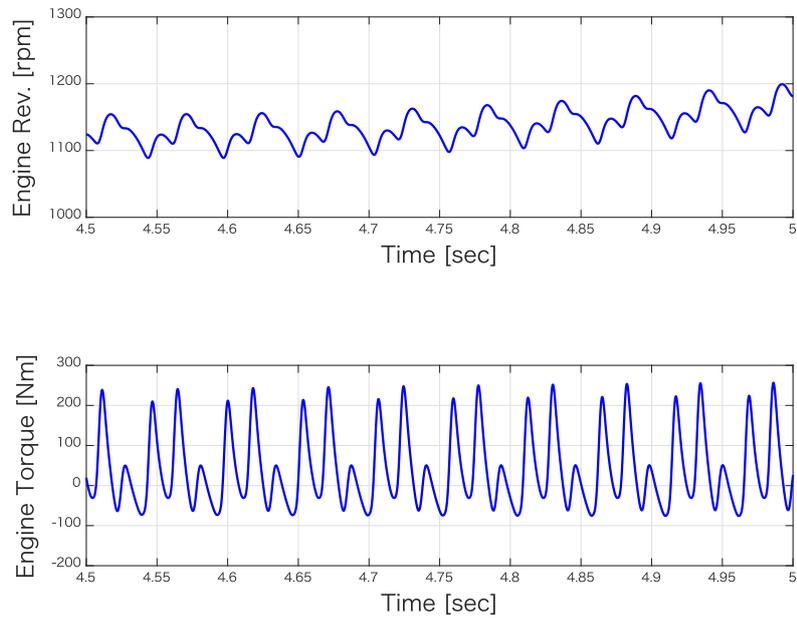


Fig. 3.17 Simulation results under the 2CDA combustion process. (Close-up)

Fig. 3.17 上段に示すエンジン回転速度は、振動しながら増加しているが、Fig. 3.13 に示した通常燃焼のパターンでの単調な繰り返し振動とは異なり、2気筒休止による特異な振動パターンが現れている。下段に示すエンジントルクの波形からは、2回の燃焼行程の後、1回の気筒休止を含む一連の振動パターンが連続して現れており、2気筒休止による燃焼パターンの特徴が確認できる。

Fig. 3.18 に、2気筒休止による出力トルクから得られた振動特性のカーブスペクトルを示す。Fig. 3.14 と同様、エンジン回転速度は1200rpm から3000rpm までの区間についてのスペクトル結果を示している。

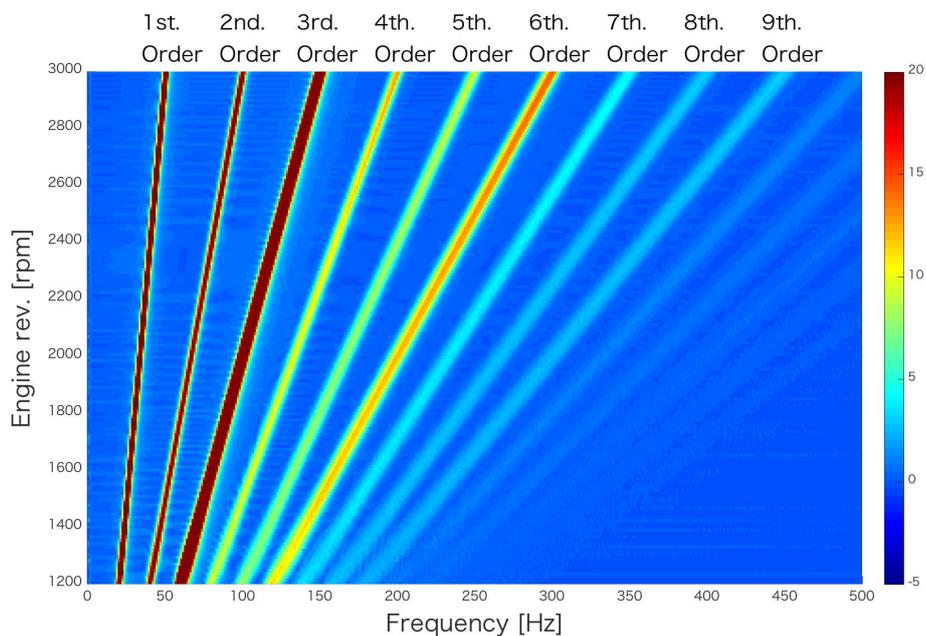


Fig. 3.18 FFT spectrum of the 2CDA combustion.

この結果からは、通常燃焼パターンでは現れなかった回転一次成分のスペクトルが確認できる。さらに、1次から9次程度まで連続した整数次数のスペクトルが発現していることが分かる。ここで示した2気筒休止による燃焼パターンでは、クランクシャフトが1回転する間に3回の燃焼のうち1回の燃焼行程がスキップされるため、1回の気筒休止の影響を受けて1次の振動が強く出ることとなり、気筒休止によってクランクシャフトの回転速度と同じ一次の振動成分が現れているものと考えられる。また、6気筒中の4気筒は通常の燃焼行程を行なっているため、通常燃焼パターンでの主な回転振動である3次の振動成分のスペクトルが大きく発現しており、その倍数振動である6次の成分についても同様に卓越したスペクトルが観察できる。

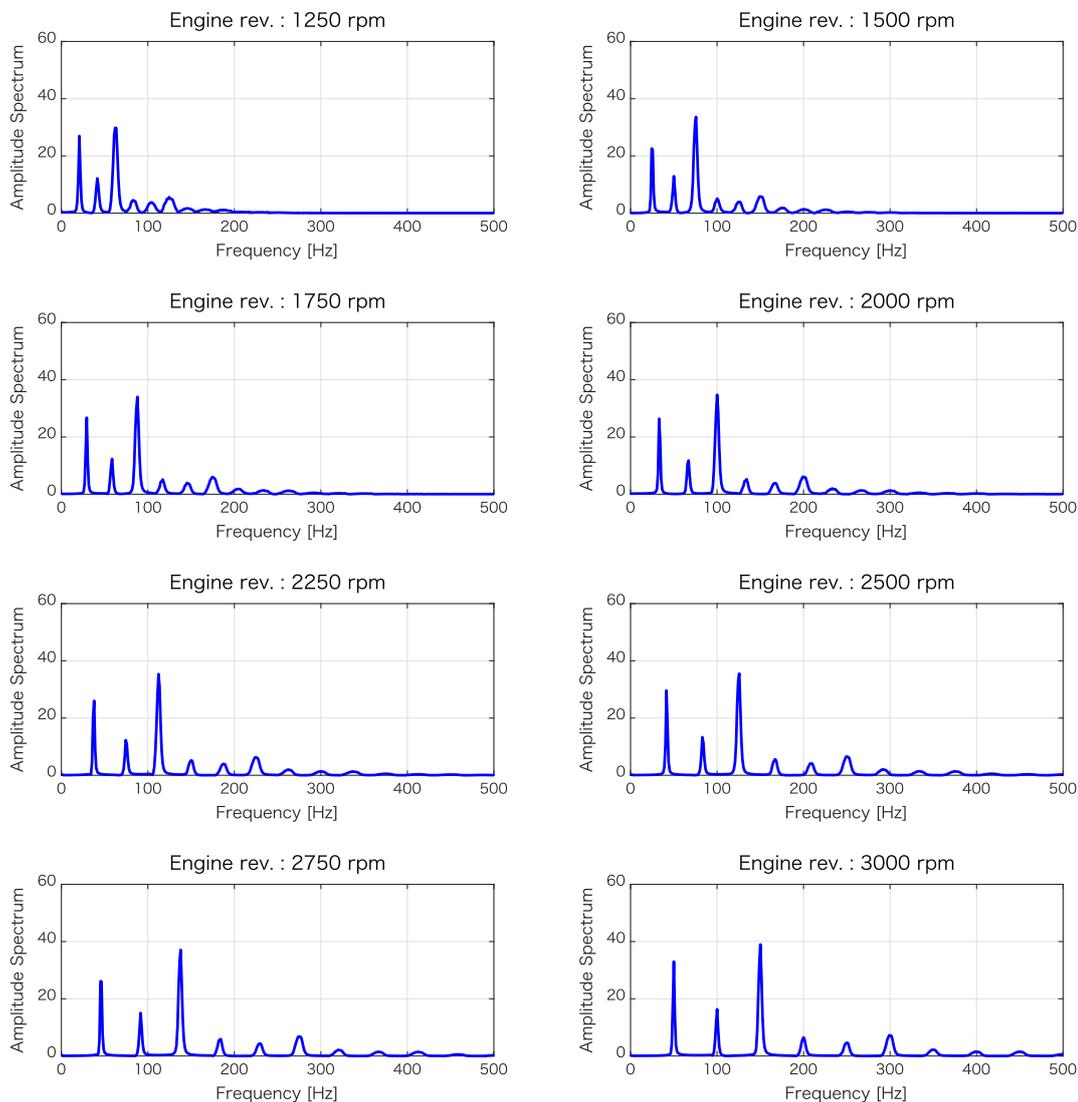


Fig. 3.19 Time history of the spectrum under the 2CDA combustion.

通常燃焼の結果と同様に、Fig. 3.18 のカラーマップからエンジン回転速度について 1250rpm 毎に抜粋したスペクトルの二次元グラフを、Fig. 3.19 に示す。各グラフを見ると、スペクトルのピークは3次、1次、2次、6次の順に高くなっており、エンジン回転速度の増加とともにピーク周波数は高周波側へ移動していく様子が確認できる。Fig. 3.15 に示した通常燃焼パターンでは、3次、6次、9次のスペクトルが顕著に現れていたが、Fig. 3.19 に示す2気筒休止による燃焼パターンでは、それ以外の次数のスペクト

ルが複数確認できる。2気筒休止による燃焼パターンでは、通常燃焼パターンとは異なる振動成分が発現しており、異なる周波数のスペクトルが通常燃焼と比較して多く混在しているため、異なる振動特性となっていることが分かる。このことから、燃焼パターンの違いによって対応すべき振動特性が異なることを確認した。

3.4 アクティブ制振制御の性能評価に使用する波形の作成

本研究では、V型6気筒のエンジン筒内圧シミュレーションモデルにより数種類の燃焼パターンによるエンジン出力トルクを作成し、提案する制振制御手法の性能評価の条件として使用する。アクティブ制振の評価条件として、エンジン始動時と、2気筒分および4気筒分を休止する2パターンの気筒休止条件による3種類のエンジントルク変動の条件で評価する。

実機のエンジントルクは、エンジンの個体差や温度、湿度等の使用環境の変化など様々な要因によってばらつきが発生するが、これらの影響による波形のばらつきを考慮するため、便宜的にエンジンの摩擦トルクとスタータモータの回転数について、それぞれ $\pm 5\%$ のばらつきをガウス分布としてモデルに付与し、3種類の各条件について20パターンの学習用波形と10パターンの評価用波形を作成した後、観測ノイズを想定した $\mathcal{N}(0, 0.02)$ のランダムノイズを付加した。

3.4.1 エンジン始動時

制振性能の検証に用いるため、エンジン筒内圧シミュレーションにより作成したエンジン始動時のトルク波形を、Fig. 3.20に示す。Fig. 3.20は、エンジン始動時のトルク波形の一例であり、スタータモータによる始動から燃焼開始後に定常状態に至るまでのトルク波形の一連のパターンを表している。

この例では、およそ0.8sまでエンジンの燃料供給がなされず、スタータモータにより駆動されている状態にあり、シリンダ内で燃焼は行われていない。この状態では、トルク振動は主にエンジンシリンダ内のポンピングとガス交換損失によって引き起こされる。およそ0.8sのタイミングで、エンジンの燃焼開始に伴いエンジントルクは急激に増加し、その後アイドル回転速度付近の定常トルクまで減少している。

Fig. 3.20(b)は、ばらつきのあるトルク波形を複数作成して重ねて表示したもので、振動の周期や燃焼開始のタイミングなどがそれぞれ異なる波形として取得できていることが確認できる。波形予測に用いるモデルの学習を行う際、学習データにばらつきをもたせることで、未学習の波形についても類似するパターンの予測精度が向上する効果が期待できる。

作成したエンジン始動時のばらつきを含む複数のトルク波形について、HEV駆動系の外生入力として入力した場合の周波数応答特性をFig. 3.21のBode線図に示す。外生入力のばらつきによって、対象とするシステムの応答特性にもばらつきが発生していることが確認できる。

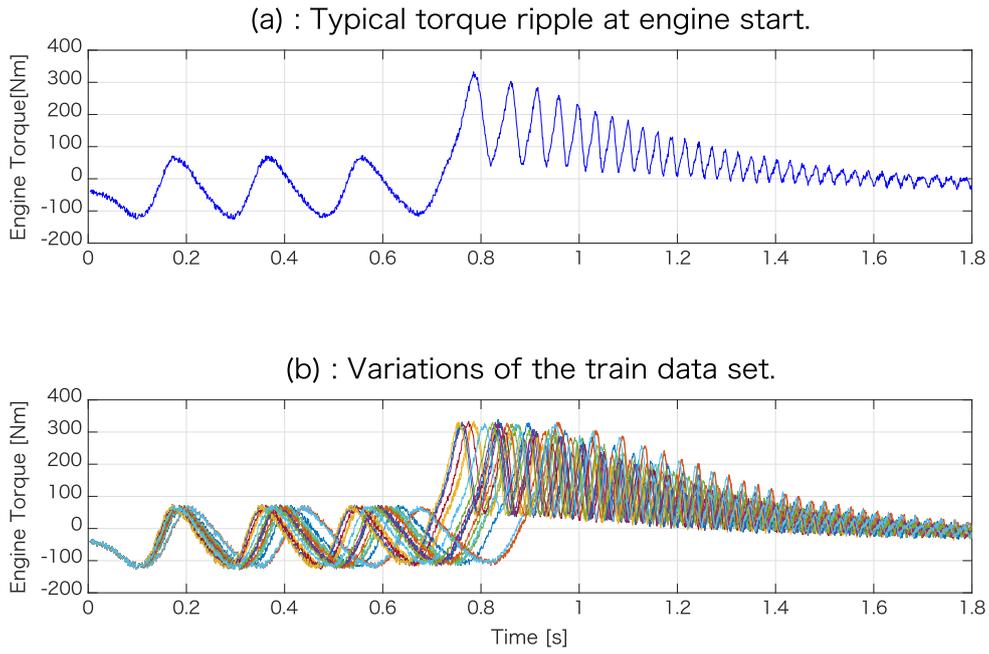


Fig. 3.20 Torque oscillation at the engine start condition: (a) a sample of a typical torque ripple; (b) variations of a trained waveform.

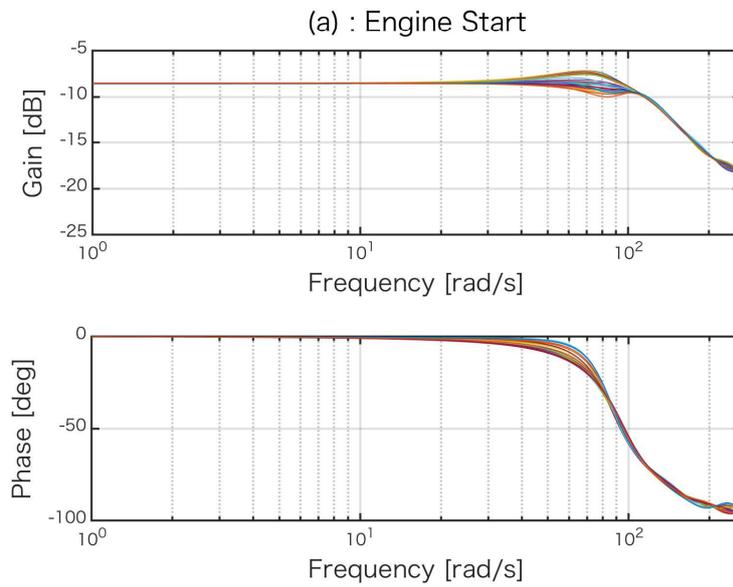


Fig. 3.21 Bode diagram of normal combustion pattern.

3.4.2 気筒休止時

気筒休止 (Cylinder Deactivation: CDA) における制振性能の評価に用いる波形パターンは、エンジン回転速度 1000rpm 時に 2 気筒を休止した場合と、2000rpm 時に 4 気筒を休止した場合の 2 パターンで作成した。Fig. 3.22(a) に、6 気筒中の 2 気筒を休止した場合のエンジントルクの波形例を示す。ここでの燃焼パターンは、Fig. 3.8 に示した 2 気筒休止のパターンと同様である。Fig. 3.22(a) に示した例では、時刻 5s 付近のタイミングで通常燃焼から 2 気筒休止の燃焼パターンに移行しており、気筒休止時には 2 回の燃焼後に 1 回の気筒休止が行われている。尚、気筒休止により平均出力トルクの低下を避けるため、気筒休止後のトルクピーク値を増加させることで、長いスパンでの出力トルクの平均値が一定となるようにモデル上でスロットル開度の調整を行っている。

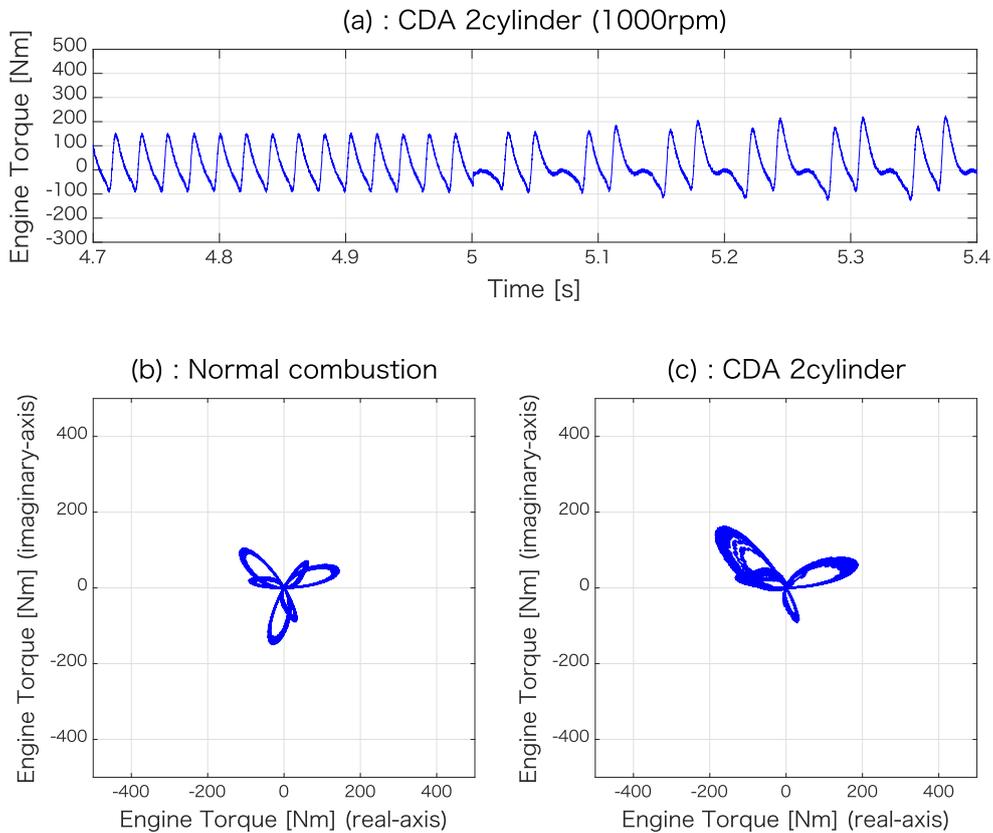


Fig. 3.22 Torque oscillation after 2 cylinder deactivation

Fig. 3.22(b), (c) では、式 (3.29) による変換を行い、エンジンのクランク角位相とエンジントルクの関係を複素平面上に表示している。

$$T_e(\theta_e) = T_e \exp(i\theta_e) \cdots \cdots \cdots (3.29)$$

この変換では、複素平面の原点からの距離は、エンジントルク T_e の大きさを、原点を中心とした回転角は、クランク角 θ_e をそれぞれ表している。Fig. 3.22(b) は、Fig. 3.22(a) 中の時刻 5s までの通常燃焼を、Fig. 3.22(c) では、5s 以降の 2 気筒休止の状態を示している。

4 サイクルエンジンでは、クランク軸が 2 回転する間に各気筒で 1 回ずつ燃焼が行われる。本研究で対象とする 6 気筒エンジンのモデルでは、クランク軸が 1 回転する間に 3 気筒分の燃焼が等間隔で発生する設定としているため、通常燃焼時の状態を示す Fig. 3.22(b) では、原点を中心とした 120 度等分の 3 つのトルクピークが発現している。

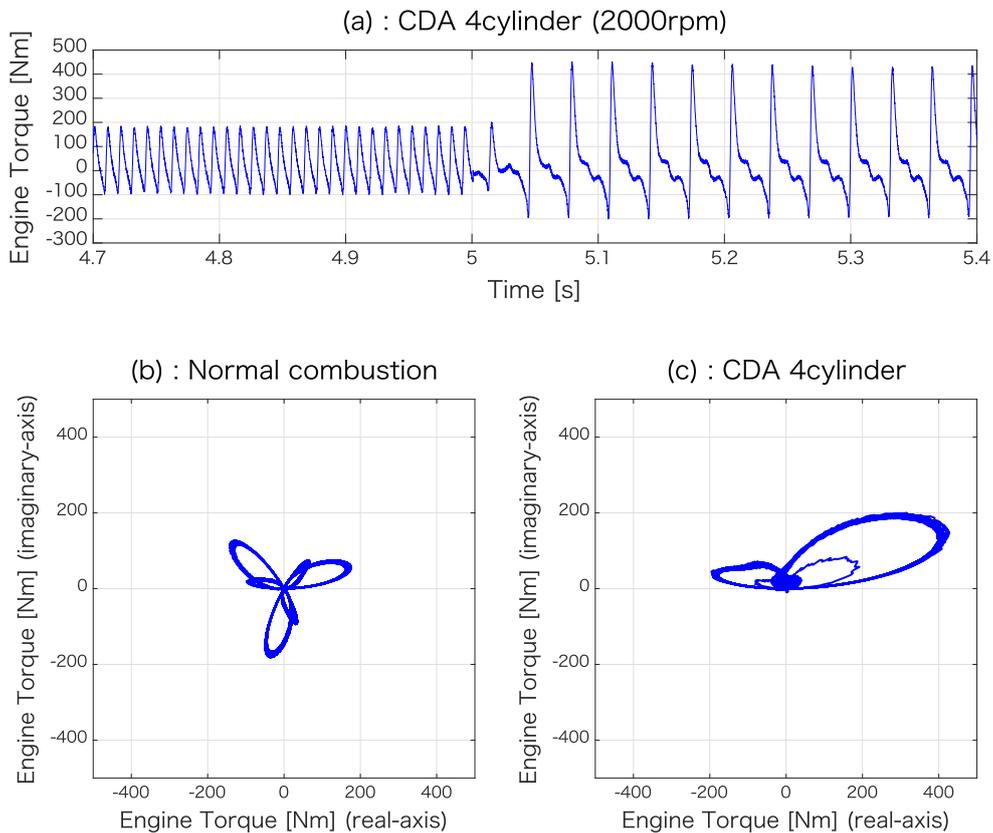


Fig. 3.23 Torque oscillation after 4 cylinder deactivation

一方、2 気筒休止状態を表す Fig. 3.22(c) では、気筒休止により第 3 象限のトルクピー

クが発現しておらず、6気筒中2気筒分の燃焼が休止していることが確認できる。尚、トルクピークと逆位相に現れる小さなピークは、ポンピングロスなどによる回転逆方向に作用する負のトルクである。4気筒休止した場合の波形例を Fig. 3.23 に示す。ここでの燃焼パターンは、Fig. 3.10 に示した4気筒休止のパターンと同様である。

Fig. 3.22 と同様に、およそ時刻 5s のタイミングで通常燃焼から気筒休止パターンに移行している。Fig. 3.23(a) では、エンジンの平均回転速度は 2000rpm であり、Fig. 3.23(a) で示す 1000rpm の 2 倍であるため、通常燃焼時のトルクピークの時間間隔はおよそ半分になっている。また、この4気筒休止パターンでは1気筒の燃焼後に2気筒を休止しているため、Fig. 3.23(c) では燃焼気筒に該当する第1象限のトルクピークのみが確認できる。尚、波形のサンプリング周期については、エンジン始動時では 1ms としている一方、気筒休止では回転速度がエンジン始動時と比較して定常的に高くなる条件となり、波形の解像度低下を避けるため 0.1ms としている。

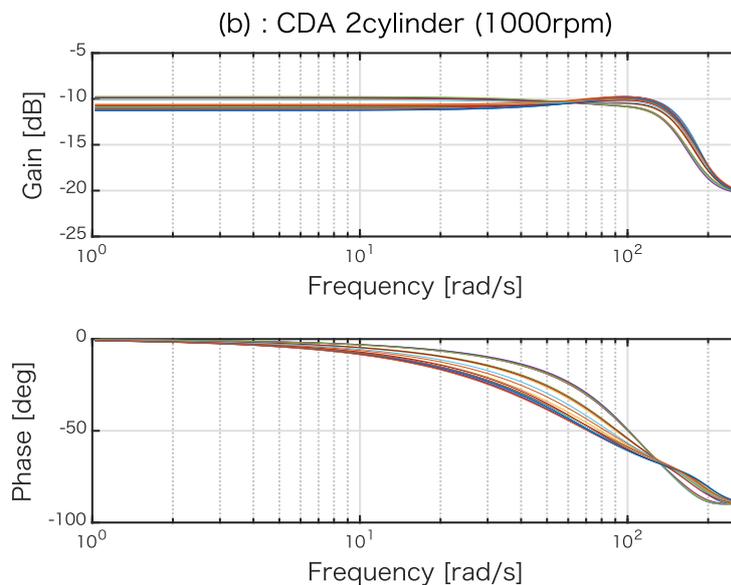


Fig. 3.24 Bode diagram of 2CDA combustion pattern.

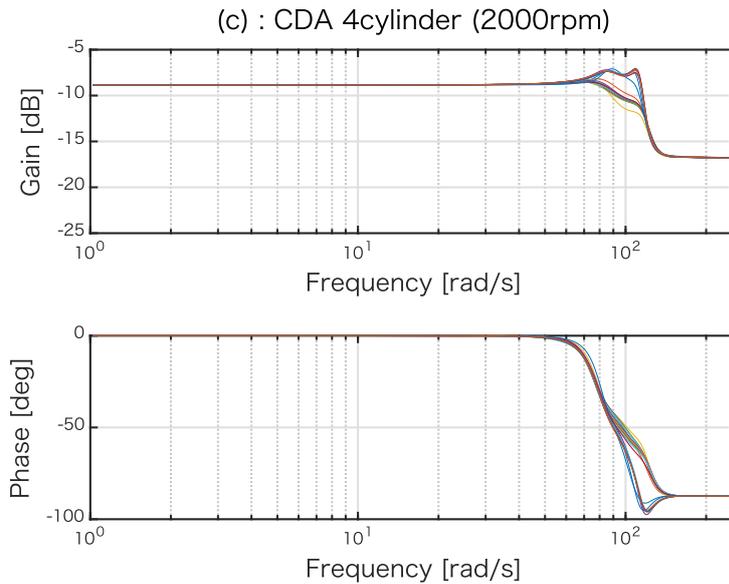


Fig. 3.25 Bode diagram of 4CDA combustion pattern.

作成した2種類の気筒休止による燃焼パターンについて、ばらつきを含む複数のトルク波形をHEV駆動系の外生入力として入力した場合の周波数応答特性を、それぞれFig. 3.24, Fig. 3.25のBode線図に示す。外生入力波形のばらつきによって、対象とするシステムの応答特性にもばらつきが発生していることが確認できる。また、2種類の気筒休止パターンと、Fig. 3.21に示したエンジン始動時におけるトルク波形を入力した場合には、それぞれの燃焼パターン毎に異なる周波数特性となっており、ばらつきの様子も異なっていることが分かる。

このことから、異なる燃焼パターンによる外生入力があるHEV駆動系に働いた場合には、波形パターンの違いによってシステムの周波数応答特性のパターンにも差異が生じ、波形のばらつきによっても応答特性にばらつきが発生することを確認した。

3.5 本章のまとめ

エンジンオペレーション変更などに伴う制振制御に必要な設計要件を抽出するため、エンジン筒内圧モデルにより、実在するV6エンジンとの比較を行った。シミュレーションモデルの検証では、実在のエンジン特性の特徴を定性的には再現できており、気筒休止を含む各気筒内の気体の状態をp-V線図でモニタリングすることで、エンジンシリンダ内の状態やエンジンの出力トルクを時刻歴の波形として出力することが可能になった。

また、制振制御の性能評価に使用するエンジントルク波形について、エンジン始動時と気筒休止時の波形パターンにおける出力トルクの特徴について考察を行った。燃焼パターンの違いによるトルク振動の特徴的な違いについて調べるため、エンジン回転速度を直線的に増加させる条件でシミュレーションを行い、トルク変動の結果等から気筒休止のパターンにより変化する振動特性への影響をスペクトル解析により可視化した。

V6エンジンで3, 6番気筒を休止する2気筒休止による燃焼パターンの条件では、休止しない通常燃焼パターンと比較して、6気筒の基本次数である3次とその整数倍の振動以外にも整数倍の振動次数が新たに発現し、振動特性への影響があることを確認した。このことから、燃焼パターンの違いによって対応すべき振動特性が異なることを確認した。

次に、本研究で提案するアクティブ制振制御手法の性能評価に使用する波形として、エンジン始動時と、2気筒分および4気筒分を休止する2パターンの気筒休止条件による3種類のエンジントルク変動の条件で出力トルク波形の作成を行ない、燃焼パターンの違いによる振動の特徴について概観した。

以降の第4章、第5章では、本章で作成した3種類の異なる燃焼パターンについて、提案するアクティブ制御手法の制振性能について評価を行う。

4 既存のモデル予測制御手法との比較評価

本論文では、ESN(Echo State Network)を用いた2種類のアクティブ制振制御手法を提案する。以降の章では、単一のESNを用いた方法をESN-MPCとし、SOMによる前処理を施したもうひとつの方法をSOM-MPCとして区別する。

第4章では、第2章で説明した単一のESNを用いるESN-MPCによる提案手法と、既存のモデル予測制御手法による制振性能の比較と検証を行う。第5章では、SOM(Self Organizing Maps)を活用した前処理を施した後、複数のESNによる波形予測を行う方法について示す。

本章では、既存のモデル予測制御による制御手法と提案する手法を同一条件で比較評価することで、提案手法の有効性を数値シミュレーションにより示す。

4.1 Explicit dead-time 補償によるモデル予測制御の定式化

先行研究で適用された既存のモデル予測制御の手法として、Vadamalu et al.²³⁾は、モデル予測制御にExplicit Dead-Time (以降、EDTと略記する)によるデッドタイム補正スキームを使用し、HEVパワートレインのアクティブ制振に適用した。本研究では、提案手法であるESN-MPCとの比較として、Vadamalu et al.²³⁾による方法と同様、Santos et al.²¹⁾によって提案されたEDTを既存のモデル予測制御の手法として用いる。以降の章では、既存の補償方法としてEDTを適用したMPCを、提案手法と区別するためEDT-MPCと呼称する。

一般に、制御対象となるシステムにはデッドタイムによる遅延が含まれ、アクチュエータのタイムラグによる動作も考慮して制御する必要がある。Santos et al.²¹⁾は、離散時間線形システムの安定性と制約の観点から、拡張した表現に高次の行列が含まれないよう検討を行い、EDT補償を提案した。EDTによる状態予測は、デッドタイムを含む現在の時刻を表しており、本来は、システムのデッドタイムを補償する方法として提案されているものであるが、ここでは、ESNを用いた予測波形を用いる提案手法と比較するため、EDTによる状態予測を将来の状態予測に拡張してモデル化を行う。以下では、EDTによる状態予測を将来の状態予測に拡張するモデル化について説明する。

デッドタイムが存在する次の離散時間線形システムについて考える。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-d} + \mathbf{B}_e\mathbf{w}_k \cdots \cdots \cdots (4.1)$$

d は、システムの制御入力が実際に作用するまでのデッドタイムを表し、 \mathbf{w}_k は外生入力のベクトルである。

提案手法と比較するため、本研究で作成するEDT-MPCのモデルでは、 d については通常デッドタイムではなく、人為的に設定するタイムラグとして扱うことで、EDTによる状態予測を将来の状態予測に拡張するモデル化を行う。

本研究で提案する ESN-MPC は、Fig. 2.2 に示すように、現在の実行時間と実際の実行時間の時間差であるタイムマージンを使用する。ここで、制御対象のシステムが過去の制御入力のみ依存する次の予測モデルについて考える。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-d} \dots \dots \dots (4.2)$$

ここでは、デッドタイムのある制御入力は d ステップ遅れて状態に作用するため、 $k+1$ ステップにおける状態 x_{k+1} は、 k ステップの状態 x_k と $k-d$ ステップでの制御入力 u_{k-d} により表すことができる。次に、 k ステップで利用可能な情報に基づいて、 $k+d$ ステップの状態 x_{k+d} を予測することを考えると、式 (4.2) を再帰的に適用することにより式 (4.3) が得られる。

$$\mathbf{x}_{k+d|k} = \mathbf{A}^d \mathbf{x}_k + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-j}] \dots \dots \dots (4.3)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_k := \mathbf{x}_{k+d|k} \dots \dots \dots (4.4)$$

$x_{k+d|k}$ は、 k ステップで利用可能な情報に基づく x_{k+d} の予測値を表しており、 $x_{k+1|k}$, $x_{k+2|k}$, \dots に対して u_k の影響がないことを示している。ここで、式 (4.3) を式 (4.4) による表記に改めると、予測される状態は式 (4.5) のように表される。

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{B}_e \tilde{\mathbf{w}}_k \dots \dots \dots (4.5)$$

ここで、 $\tilde{\mathbf{w}}_k := \mathbf{w}_{k+d|k}$ は、予測された状態から推定した \mathbf{w}_k の値である。 $\tilde{\mathbf{x}}_k$ は、 k ステップのタイミングでは未知の値であるが、式 (4.5) から、 $\mathbf{B}_e \tilde{\mathbf{w}}_k$ を次のように取得する。

$$\mathbf{B}_e \tilde{\mathbf{w}}_k = \tilde{\mathbf{x}}_{k+1} - \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}_k - \mathbf{B}\mathbf{u}_k \dots \dots \dots (4.6)$$

式 (4.1), (4.3), および (4.4) を適用し、式 (4.6) を次のように変換する。

$$\begin{aligned}
\mathbf{B}_e \tilde{\mathbf{w}}_k &= \mathbf{A}^d \mathbf{x}_{k+1} + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-j+1}] - \mathbf{A} \left\{ \mathbf{A}^d \mathbf{x}_k + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-j}] \right\} - \mathbf{B} \mathbf{u}_k \\
&= \mathbf{A}^d [\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{A} \mathbf{x}_k - \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-d}] \\
&= \mathbf{A}^d \mathbf{B}_e \mathbf{w}_k \dots \dots \dots (4.7)
\end{aligned}$$

次に、 $\mathbf{B}_e \tilde{\mathbf{w}}_k$ に示すベクトルは、 $\mathbf{B}_e \mathbf{w}_k$ によって算出する。ここでは、式 (4.1) を再帰的に使用し、 $\mathbf{w}_{k-j+d|k} = \tilde{\mathbf{w}}_{kj}$ を次の式のように適用する。

$$\begin{aligned}
\mathbf{x}_{k+d|k} &= \mathbf{A}^d \mathbf{x}_k + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-j}] + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B}_e \mathbf{w}_{k-j+d|k}] \\
&= \mathbf{A}^d \mathbf{x}_k + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-j}] + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B}_e \tilde{\mathbf{w}}_{kj}] \dots \dots \dots (4.8)
\end{aligned}$$

ここで、式 (4.7) を式 (4.8) に組み込むことにより、 $\mathbf{x}_{k+d|k}$ の予測値を次のように表す。

$$\mathbf{x}_{k+d|k} = \mathbf{A}^d \mathbf{x}_k + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{j-1} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k-j}] + \sum_{j=1}^d [\mathbf{A}^{d+j-1} \mathbf{B}_e \mathbf{w}_{k-j}] \dots \dots \dots (4.9)$$

このように拡張することで、 k ステップの時点において利用可能な情報のみに基づき、 $\mathbf{x}_{k+d|k}$ の予測値を明示的に表現することができる。

本研究で比較として示す EDT-MPC では、将来の状態予測に拡張したモデル化を行うため、第 2 章で示した式 (2.32) の最適化問題を次のように書き換える。

$$\min J_k = \sum_{i=0}^{H_p} \|\hat{\mathbf{y}}_{k+d+i|k} - \mathbf{r}_{tk+d+i}\|_{\mathcal{Q}}^2 + \sum_{i=0}^{H_u} \|\Delta \hat{\mathbf{u}}_{k+i}\|_{\mathcal{R}}^2 \dots \dots \dots (4.10)$$

subject to

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+d+i+1|k} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k+d+i|k} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{u}}_{k+i} + \mathbf{A}^{d+i}\mathbf{B}_e\mathbf{w}_k$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+d+i|k} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_{k+d+i|k}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{d|0} = \mathbf{x}_d$$

$$\hat{\mathbf{y}}^{min} \leq \hat{\mathbf{y}}_{k+d+i} \leq \hat{\mathbf{y}}^{max}$$

$$\hat{\mathbf{u}}^{min} \leq \hat{\mathbf{u}}_{k+i} \leq \hat{\mathbf{u}}^{max}$$

$$\Delta\hat{\mathbf{u}}_{k+i} = 0 \text{ for } i \in \{H_u + 1, \dots, H_p\}$$

4.2 ESNのパラメータ検討

ESNによる波形の予測モデルを作成するにあたり、漏れ率と中間層のユニット数についてパラメータスタディを行なった。漏れ率と中間層のユニット数のパラメータスタディによって得られたESNの予測誤差の結果を、Fig. 4.1, 4.2に示す。これらの図では、各パラメータがESNの予測精度に及ぼす影響を調べるため、予測ステップ数が10および20ステップ先の時刻における予測誤差を表示している。

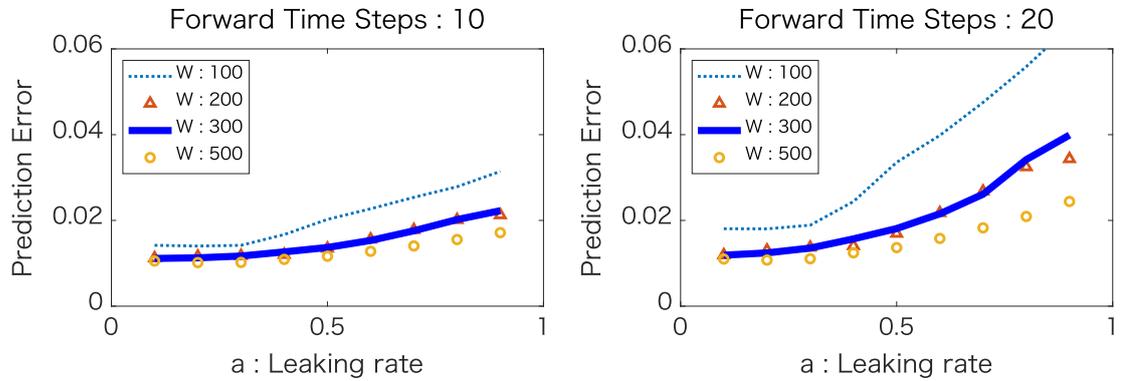


Fig. 4.1 Parameter study for ESN leaking decay rate.

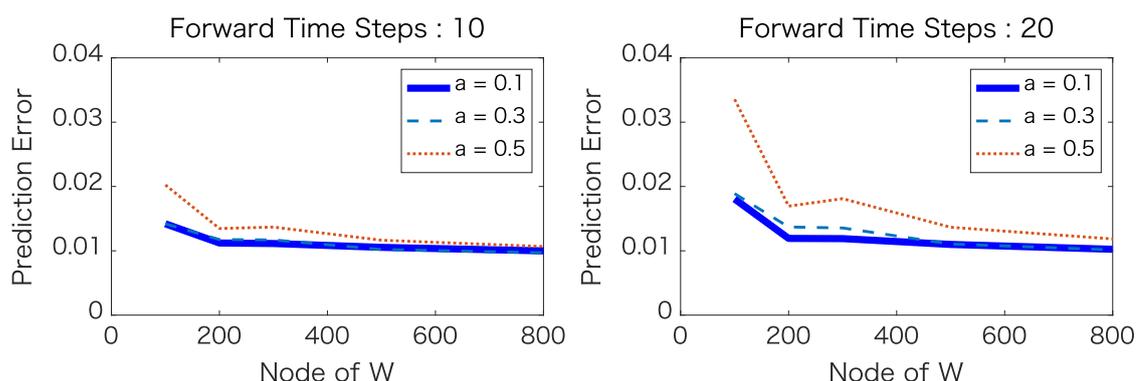


Fig. 4.2 Parameter study for number of the middle unit in ESN.

予測ステップ数で比較すると、10より20ステップ先の条件で予測誤差が大きくなる傾向が見られ、Fig. 4.1からは、どちらの予測ステップ数においても、漏れ率の増加に伴い予測誤差は増加する傾向が見られた。また、Fig. 4.2では、中間層のユニット数の増加に伴い予測誤差は減少し、一定の値へ漸近する傾向が見られる。

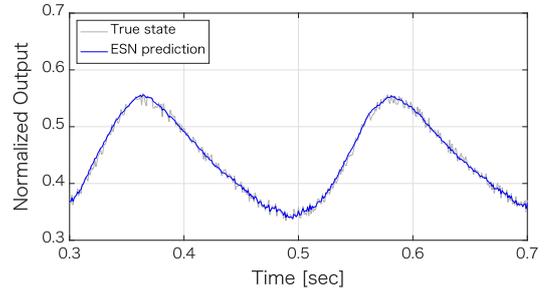
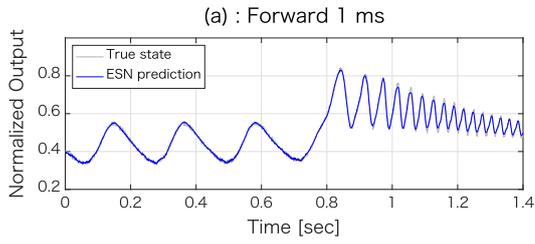
このことから、中間層のユニット数は多いほど予測誤差を低減できる一方、計算コストが増加するため、適切な値を選択する必要がある。本研究では、ESNのパラメータとして中間層のユニット数を300、漏れ率を0.1として固定し、提案手法の性能評価を行なった。

4.3 単一のESNによる波形予測の結果（エンジン始動時）

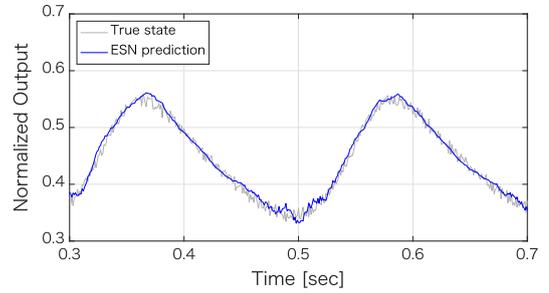
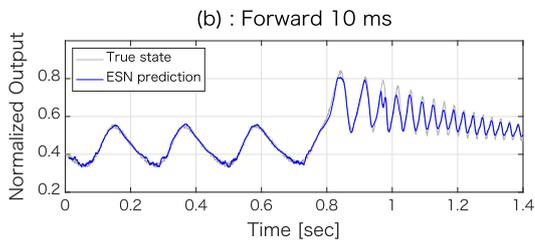
単一のESNによるアクティブ制振制御手法で使用するESNについて、本節では、ESN単体での波形予測精度の検証を行う。ここで使用するESNの学習データセットは、第3.4.1節で作成したエンジン始動時におけるトルク波形の40本の波形サンプルを使用した。学習用の40本のデータセットを学習した後、10本の未学習データセットを使用してESNによる予測精度の検証を行なった。ESNモデルのシミュレーションパラメータは、入力ユニット数 $K = 1$ 、出力ユニット数 $L = 1$ 、中間リザーバーユニット数 $N = 300$ 、漏れ率 $a = 0.1$ とした。ESNへ入力されるデータは、エンジン出力トルクによる時系列の波形データであり、Fig. 2.2で示したモデルの概要と、第2.4.2節で説明した内容に従い、GPRを通した後に0~1の値で正規化したデータを使用した。

本研究で作成したESNモデルでは、入力ユニットにある時刻における波形データを入力し、出力ユニットでは次のタイムステップの値が出力される。出力された予測値を入力に使用して繰り返すことにより、現在時刻までの波形データを使用して、現在時刻以降の波形の軌跡を追跡する波形予測を行う。Fig. 4.3に、エンジン始動時におけるト

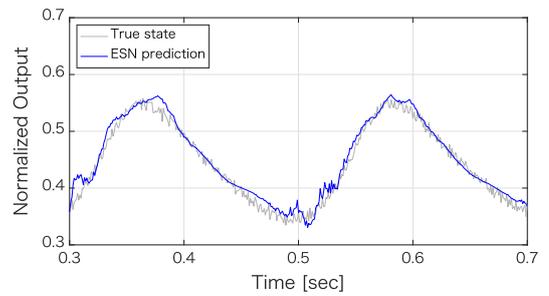
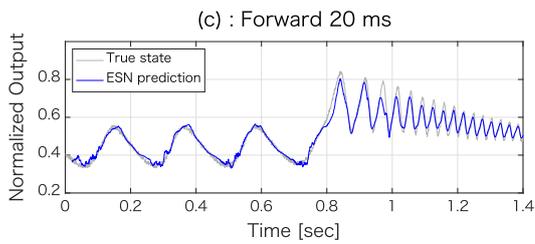
ルク波形を学習した後，未学習のデータを使用して ESN により予測した波形についてその結果を示す．Fig. 4.3 に示した (a)～(c) の各図は，ESN によって予測された現在時刻から設定した時間だけ先の未来の予測波形を示しており，右側に示す図は波形を拡大したものである．ESN による予測波形は，(a) 1 ms, (b) 10 ms, (c) 20 ms の結果を青色線でそれぞれ表し，予測波形とは別に実際の波形は灰色線で示されている．



(a) Forward 1msec



(b) Forward 10msec



(c) Forward 20msec

Fig. 4.3 ESN simulations and predictions of the forward time steps for (a) 1 ms, (b) 10 ms, and (c) 20 ms. The gray line and blue line represent the true state and the ESN prediction, respectively.

Fig. 4.3 (a)~(c)を比較すると、現在時刻から遠い未来の予測となるにつれて、ESNの予測結果は、実際の波形からの差異が増加していく傾向が確認できる。(a)に示す現在時刻から1ms未来の予測結果については、実際の波形を良く予測できているのに対して、(b)10msと(c)20msについては、未来の波形ほど、予測値が実際の波形から外れる大きさが増加する傾向が確認できる。

ESNの予測波形について、予測ステップと予測誤差との関係についての傾向を調べるため、1つの波形パターンにおける誤差の平均値を算出する。各波形毎に計算し、評価に用いた未学習の10本の波形について平均とエラーバーを、式(4.11)により計算した。

$$e = \frac{1}{N_{sample}} \sum_{i=1}^{N_{sample}} \frac{|T_i^{estimated} - T_i^{actual}|}{|T_i^{actual}|} \dots\dots\dots(4.11)$$

ここで、 N_{sample} は、1つのターゲット波形のデータ点数、 $T_i^{estimated}$ はESNによる予測値であり、 T_i^{actual} は、予測する対象となる実際のターゲット波形を表している。 T_i^{actual} は、エンジンからの出力トルク波形であり、シリンダの吸気に伴いピストンの往復運動によるエネルギー損失であるポンピングロスが含まれる。燃焼によって生成されたエネルギーの一部は、吸気行程と排気行程で消費されるため、 T_i^{actual} は、正または負の両方の値を取るようになるため、絶対値として処理を行なっている。

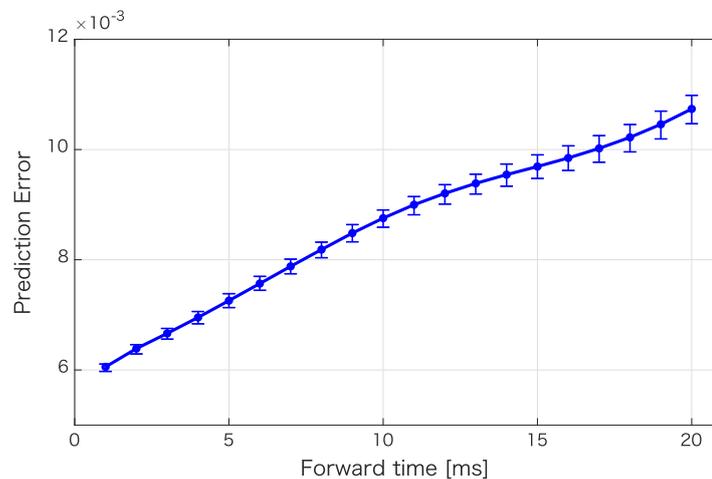


Fig. 4.4 ESN estimation error for 10 variations of the test data.

ESNによる予測ステップ数と予測誤差との関係を、Fig. 4.4に示す。エラーバーは、10本の評価用波形についての最大値と最小値を表している。Fig. 4.4からは、ESNによる予測ステップの増加に伴い、予測誤差は単調に増加する傾向が確認できる。このことから、現在時刻からより遠い将来の予測においては、ESNの予測精度は低下する傾向があることが分かった。

4.4 シミュレーション条件

提案するESN-MPCの制御性能を評価するため、既存のモデル予測制御の手法を用いたEDT-MPCとの比較を行う。

ESN-MPCは、第2章で説明した方法に基づいて作成した。ESN-MPCにおける最適化問題は、式(2.32)による定式化に基づいて解かれるが、この定式化にはデッドタイムの影響は含まれていない。ESNを使用して得られた予測波形は、将来の外生入力についての情報を与えるため、最適化計算により予測された制御入力をデッドタイムの影響を考慮して将来の制御入力として適用する。将来の最適制御入力は、現在時刻までの情報に基づいて計算した後、保存されている最適制御入力をデッドタイムに対処する適切なタイミングで出力することで制御を行う。

Fig. 2.2で示すように、タイムマージンは、現在時刻と最適制御の適用タイミングの時間差のことであり、デッドタイムに関係なく任意に設定できる。これにより、タイムマージンを最適化に要する計算時間とデッドタイムの合計より長く設定することで、最適化計算が制約される時間内で完了しないリスクを低減することができる。対照的に、既存手法によるEDT-MPCモデルは、第4.1節で示した式(4.10)のようにデッドタイムの影響が含まれており、タイムマージンという考え方を含まない代わりに、デッドタイムを人工的な値として明示的に扱う。

提案手法であるESN-MPCと比較するため、EDT-MPCでは、人工的に設定したタイムマージンと同値のデッドタイムを与えることにより、未来の時間を対象とした予測制御性能を評価する。HEV駆動系への外生入力条件として、第3.4.1節で作成したエンジン始動時におけるトルク振動を入力し、不規則な外生入力がかかる場合の各制御手法による制御性能について比較評価を行う。

ESN-MPCでは、ESNの学習に用いる波形と評価に用いる波形を分け、提案手法と既存手法で同一の評価用波形を使用してシミュレーションを実施する。エンジン始動時における制御周期は、トルク波形のサンプリング周期に合わせて1msとし、モデル予測制御の設計パラメータは、 $\mathbf{Q} = \text{diag}(1, 1000)$, $\mathbf{R} = \text{diag}(1.0 \times 10^{-8}, 1.0 \times 10^{-8})$, $H_u = 5$, $H_p = 6$ とした。エンジン始動時では、出力トルクの目標値とする参照軌道は0Nmの定常値であり、エンジントルクの振動が出力軸に伝達しないように制御する。

HEV駆動系のアクティブ振動制御に使用したモデルパラメータを、Table 4.1に示す。

Table 4.1 Specifications of the active vibration controller for the reference HEV powertrain. The control performances of the proposed ESN-MPC were compared using different design variables. () represents the case where the inertia is 0.08 kgm².

Symbol	Parameter	Value
I_{m1}	M1 inertia	0.0265 kgm ²
I_{m2}	M2 inertia	0.035 kgm ²
I_e	Engine inertia	0.20 (0.08) kgm ²
I_c	Carrier inertia	0.01 kgm ²
I_s	Sun gear inertia	0.01 kgm ²
I_r	Ring gear inertia	0.005 kgm ²
I_p	Pinion gear inertia	0.001 kgm ²
R_s	Sun radius	0.0477 m
R_p	Pinion radius	0.0382 m
n_p	Number of pinions	4
λ	Planetary gear ratio	0.3846
k_{dp}	Damper stiffness	700 Nm/rad
c_{dp}	Damping coefficient	10 Nm·s/rad
t_s	Sampling time	1 ms
H_u	Control horizon	5 steps
H_p	Prediction horizon	6 steps
$T_{m1}^{min}, T_{m1}^{max}$	M1 torque limitation	-150,+150 Nm
$T_{m2}^{min}, T_{m2}^{max}$	M2 torque limitation	-100,+100 (-200,+200) Nm

4.5 ESN-MPC による制御の有無による比較

第2章で説明した方法により ESN の学習を行なった後, 学習済の重み行列 \mathbf{W}^{out} を提案手法である ESN-MPC に適用する. 学習に用いるトルク波形は, エンジン始動時のパターンを使用し, 第4.3節で学習した ESN を提案手法に適用する.

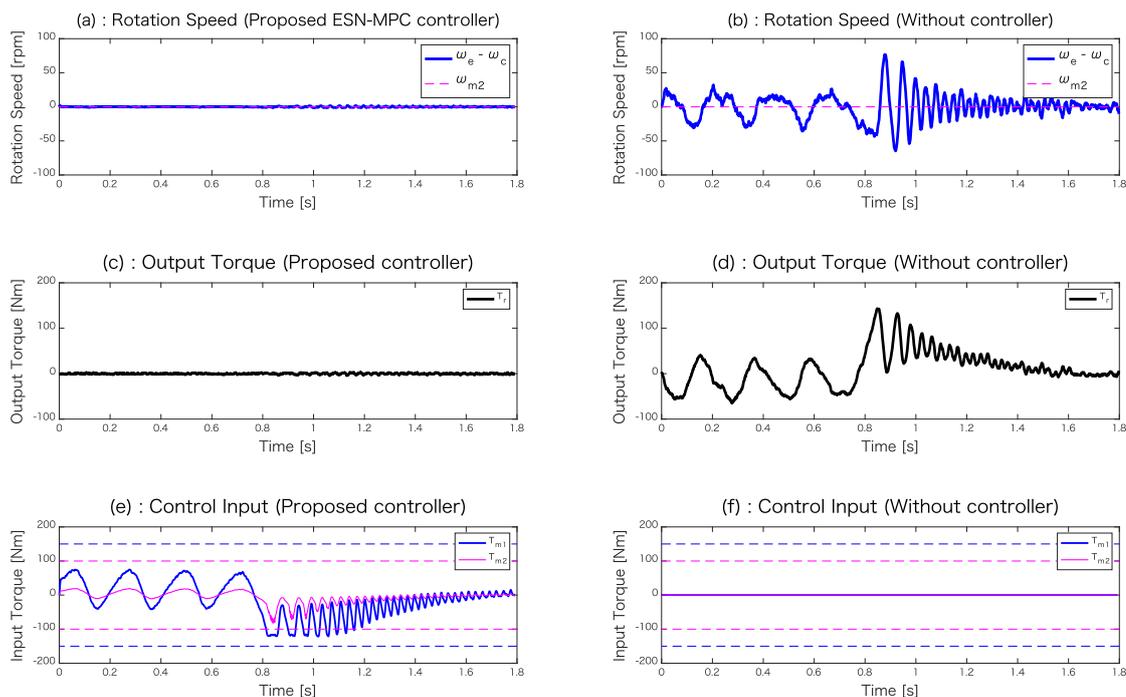


Fig. 4.5 The results of the simulation during the ICE start. (a),(c), and (e) correspond to the proposed ESN-MPC active vibration control, with a time margin of 1 ms. (b),(d), and (f) correspond to the case without a controller.

Fig. 4.5では, 提案する ESN-MPC によるアクティブ振動制御を適用した場合の, 制御の有無による結果の違いを示す. Fig. 4.5 の左側に示す3つのグラフは, ESN-MPC による制御を入れた場合, 右側のグラフは制御なしの結果である. 制御の有無を比較するため, ESN で使用するタイムマージンは, 現在時刻から1ステップ先に設定し, 1ms としている.

各要素の回転速度を, Fig. 4.5 (a), (b) に示す. $\omega_e - \omega_c$ は, ダンパが振れる角速度に対応しており, エンジン回転速度と遊星キャリアの回転速度の差で表される. この結果から, 制御あり (a) では, $\omega_e - \omega_c$ の値がほぼゼロ付近で安定しているため, エンジンとキャリアはほぼ同一速度で回転しているのに対して, 制御なし (b) では, エンジン振動

の影響を受けてキャリアとの相対速度が変動しながら推移していることが分かる。このことから、エンジン始動時の回転速度は変動しているため、制御あり (a) ではエンジンの回転速度変動に追従してキャリアの回転速度も制御されていることが分かる。また、本研究で扱う HEV 駆動系の出力軸はリングギヤとなっており、その回転速度である ω_{m2} は、エンジン始動時において車両が停止した状態を想定し固定しているため、(a), (b) のどちらも $\omega_{m2} = 0$ で一定となっていることが確認できる。

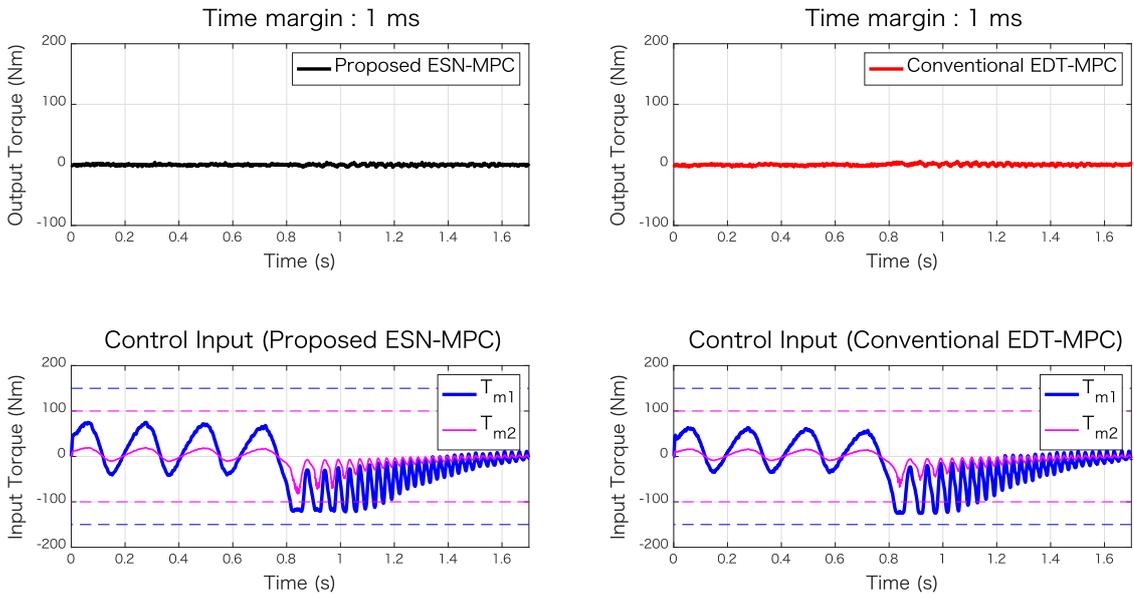
Fig. 4.5 (c), (d) では、パワートレインからの出力トルクの結果が示されている。制御ありを示す (c) では、出力トルクは 0Nm 付近で安定しており、エンジン振動によるトルクが出力軸に伝達されないように制御されている様子が確認できる。一方、制御なしを示す (d) では、エンジンからのトルク変動が制御されずに伝達されている様子が見える。

Fig. 4.5 (e), (f) は、トルクを制御する 2 つのモータ T_{m1} と T_{m2} の制御トルクを示している。制御ありを示す (e) では、2 つのモータの出力が制御されているのに対して、制御なし (f) ではモータのトルクは出力されず、制御されていない状態であることが確認できる。

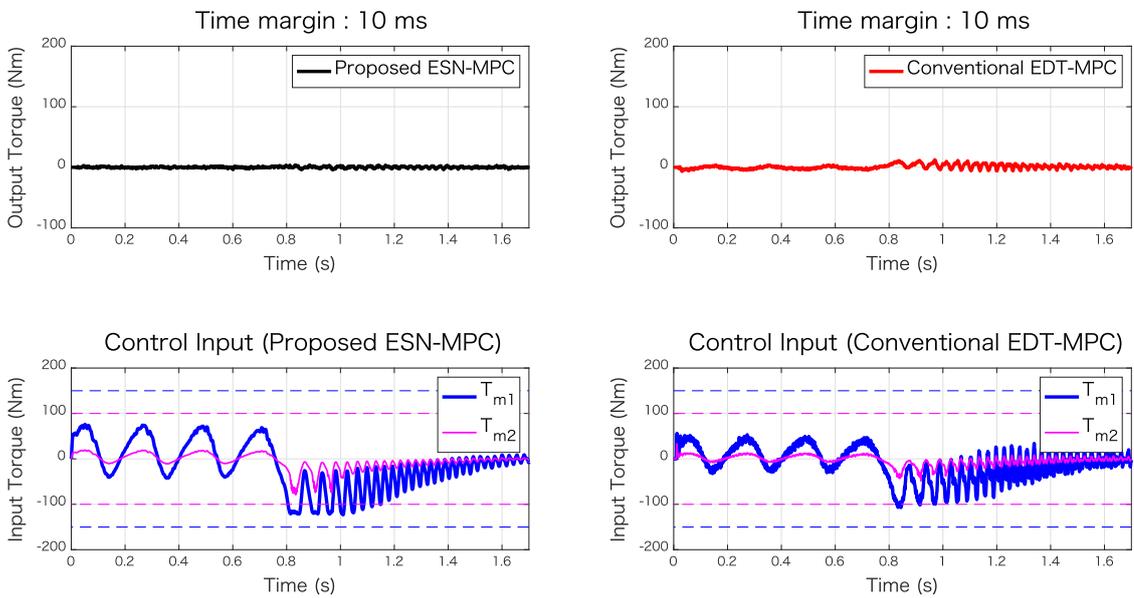
これらのことから、提案する ESN-MPC では、2 つのモータを制御することで、意図した通りトルク振動の伝達を低減できていることを確認した。

4.6 ESN-MPC と EDT-MPC の制振性能の比較

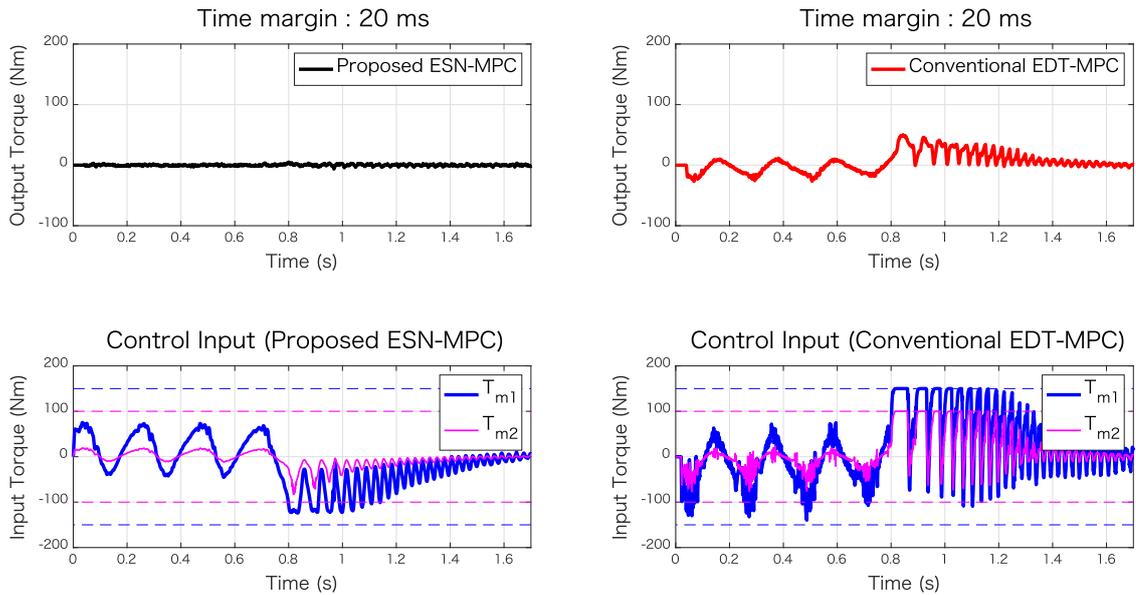
本節では、提案手法である ESN-MPC と、既存手法を用いた EDT-MPC の制御性能を比較する。



(a) Time margin : 1msec



(b) Time margin : 10msec



(c) Time margin : 20msec

Fig. 4.6 Comparison of the proposed ESN-MPC and conventional EDT-MPC models under different time margins during ICE start conditions: (a) 1 ms, (b) 10 ms, and (c) 20 ms.

ESN-MPCにはタイムマージンを、EDT-MPCには人為的に設定した人工デッドタイムとしてタイムマージンと同じ値を設定し、各コントローラによる未来の状態における制御性能を比較した。Fig. 4.6に、制御性能の比較結果を示す。

Fig. 4.6 (a), (b), (c)は、それぞれタイムマージンを1 ms, 10 ms, 20 msに設定した場合の結果であり、提案手法であるESN-MPCを左側に、既存手法であるEDT-MPCの結果を右側に示している。また、上段は出力トルク、下段はモータ1および2の制御入力である。

エンジン始動時における出力トルクの参照値は0 Nmとして設定しており、エンジン側からHEV駆動系の出力軸にトルクが伝達しないよう制御を行う。提案手法であるESN-MPCの出力トルクは、(a)~(c)の全てのタイムマージンに対して、概ね0 Nmで安定したトルクとして出力されている。この時、ESN-MPCの2つのモータの制御入力は、タイムマージンの値にかかわらず、トルクの制限値を超えることなくほぼ同様のパターンを示していることから、提案手法であるESN-MPCでは、安定した制振制御が行われていることが分かる。

一方、比較として示したEDT-MPCでは、人工デッドタイム（タイムマージンと同値）の増加に伴い出力トルクに振動が現れ、その振幅は増加する結果が得られた。この

時のモータの制御入力は、人工デッドタイムの増加に伴い、本来の制御入力とは別の微振動が乗る傾向が現れ、人工デッドタイムを 20msec に設定した条件においては、制御入力は各モータトルクの制限値に到達していることが確認できる。さらに、良好な制御入力の状態と比較すると、制御入力の位相が反転しているため、著しく制御性能が低下していることが分かる。

タイムマージンないし人工デッドタイムは、その値を大きく取ることによって、より先の未来についての予測を行うことに相当しているため、外生入力の予測精度および制御性能に大きく影響するものと考えられる。この結果から、提案手法である ESN-MPC では、タイムマージンを大きく設定した場合においても、安定した制御性能を確保していることを確認し、既存のモデル予測制御と比較から提案手法が有効であることを示した。

4.7 計算時間の比較

ESN-MPC と EDT-MPC による最適化計算の実行時間を、Table 4.1 に示す。計測した最適化計算の計算時間には、評価に使用した 10 パターンの波形データ分すべてが含まれており、各手法と設定条件毎に平均値と最大値を示している。提案手法である ESN-MPC と、既存手法を適用した EDT-MPC におけるタイムマージンおよび人工デッドタイムの設定については、先節と同様の条件である。

また、シミュレーション中に行われた全ての最適化計算について作成したヒストグラムを、Fig. 4.7 に示す。ここでは、各手法とタイムマージンおよび人工デッドタイムの設定条件毎に、最適計算に要した時間について発生頻度の集計を行なっている。

Table 4.2 The computation time for the optimization of 10 test samples.

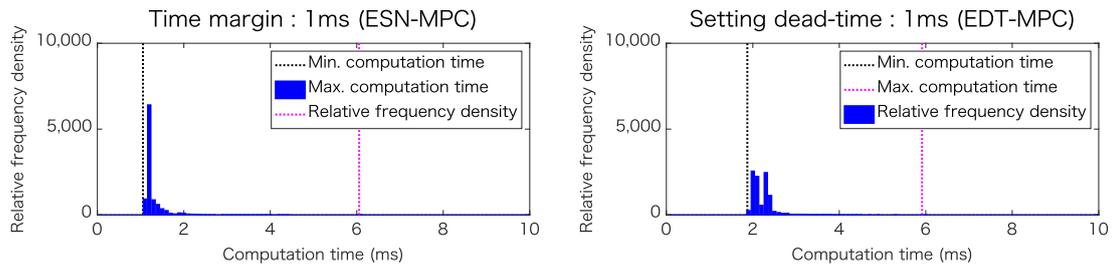
Model	Simulation Condition	CPU Time (ms)	
		Ave.	Max.
ESN-MPC	Time margin	1 ms	6.1
		10 ms	7.7
		20 ms	5.1
EDT-MPC	Artificial dead-time	1 ms	5.9
		10 ms	7.5
		20 ms	9.5

Table 4.2 から、提案手法である ESN-MPC による平均計算時間は、タイムマージンの設定値に関わらず同じ値となっている。同様に、Fig. 4.7 に示す計算時間のヒストグラムについても、提案手法である ESN-MPC では、ほぼ同様の分布が得られていることが分かる。

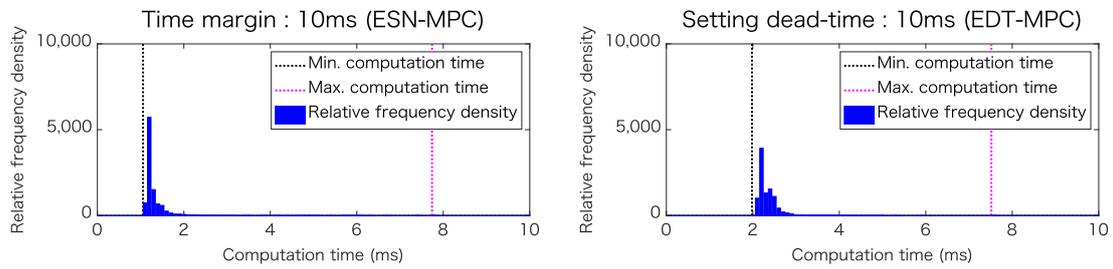
これとは対照的に、比較として示した既存手法による EDT-MPC の平均計算時間は、人工デッドタイムの設定値の増加とともに増加する傾向が見られる。Fig. 4.7 からは、EDT-MPC による最適計算に要する計算時間の分布は、人工デッドタイムの増加に伴って平均計算時間が長くなり、その分布は増加する方向にシフトする傾向が確認できる。

既存手法による EDT-MPC において計算時間が増加する理由として、第 4.1 節で説明した定式化では、未来の予測値を計算する際に前ステップの予測結果を必要とするため、人工デッドタイムが増加すると再帰計算に必要となる反復回数が増加し、その結果として計算時間が長くなるものと考えられる。

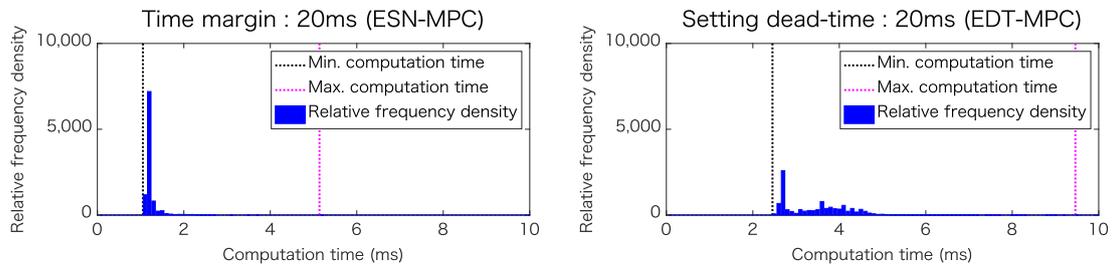
また、計算時間の最大値については、各手法と設定条件毎によって異なる結果が得られ、条件等による傾向は見られなかった。これについては、最適解の求解プロセスにおいて、通常より多くの時間が必要となるケースが両方のモデルで存在することを確認しており、発生する頻度としては低いものの、稀なケースとして長い計算時間を要するデータが存在することが分かった。



(a) Time margin : 1msec



(b) Time margin : 10msec



(c) Time margin : 20msec

Fig. 4.7 Comparison of the computation time for the optimization calculation in terms of relative frequency distribution.

4.8 設計変数によるケーススタディ

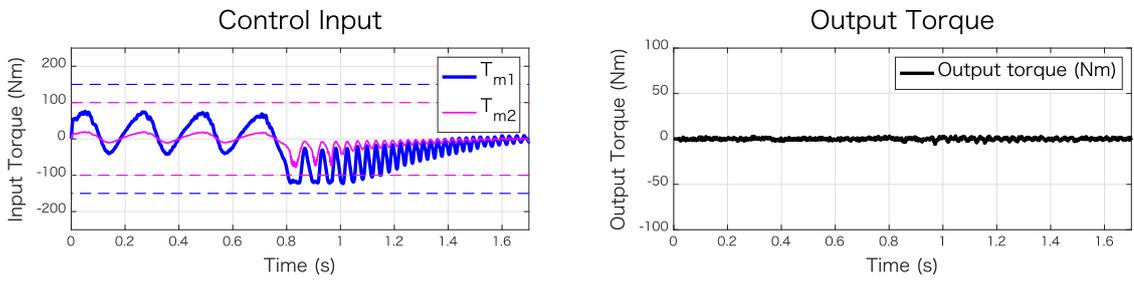
HEV 駆動系で使用する状態空間表現による線形時不変モデルは、システムの運動方程式に基づいている。このため、モデルパラメータとシステムの出力や制約条件などについてパラメータスタディを行うことで、その関係や影響を調べることへの活用が期待できる。本節では、提案手法1として提示した ESN-MPC を使用し、EV 駆動系における設計変数による制御性能の比較と設計パラメータ変更の妥当性について評価することで、設計仕様の初期検討における活用の可能性について検証する。

Fig. 4.8 に、3 種類の設計パラメータセットを採用した場合において、制御入力と出力トルクを比較した結果を示す。ここでは、提案手法である ESN-MPC を用いてエンジン始動時の未学習波形を使用し、タイムマージンを 10msec に固定して評価を行なった。

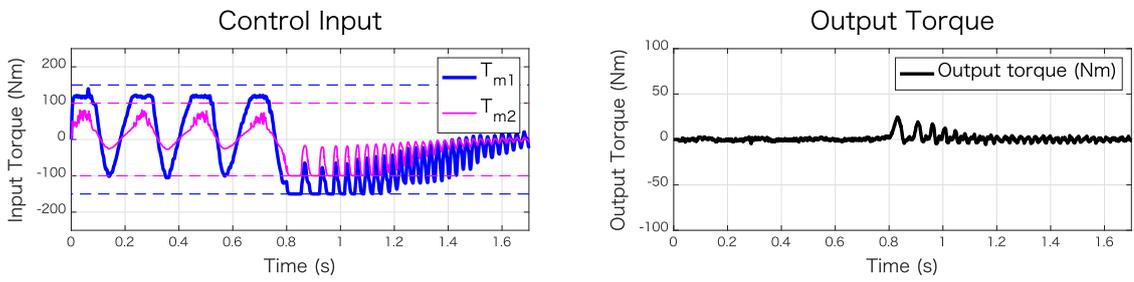
Fig. 4.8 (a), (b) は、エンジン内のクランクシャフトのイナーシャについて 2 種類の値を評価し、それぞれ (a) 0.2 kg m^2 , (b) 0.08 kg m^2 とした場合の結果を示す。ここでは、(a), (b) とともに各モータのトルク制限値をそれぞれ、モータ 1 で $\pm 150 \text{ Nm}$, モータ 2 で $\pm 100 \text{ Nm}$ としている。(a) 0.2 kg m^2 とした場合では、出力トルクは目標値である 0 Nm 付近で安定しており、制御入力についても各モータの制限トルク内で制御されているため、安定した制振制御が達成できていることが確認できる。一方で、設計変数の仕様を変更し、(b) 0.08 kg m^2 とした場合では、エンジン始動直後のタイミングで出力トルクに振動が現れ、制御入力は各モータの制限値に到達しているため、制御できる領域を超えてしまっており良好な制御性能が得られていないことが分かる。

この結果を踏まえ、(c) では (b) におけるモータのトルク制限値を変更し、モータ 2 のみ制限値を $\pm 200 \text{ Nm}$ として再度評価を行なった。その結果、モータ 2 の制限値を変更した (c) の設計仕様では、(b) で発生していた出力トルクの振動は抑制されており、制御入力については、各モータの制限トルクの範囲内で良好に制御できていることを確認した。このことから、設定した設計仕様におけるシミュレーションを実施し、制御性能についての評価を行った後、制御上の不具合が発生する要因について考察に基づいて設計パラメータの変更を試行することで、制御性能を改善する設計仕様の検討を行うという、仕様検討の一連のプロセスの中に活用できることが分かった。

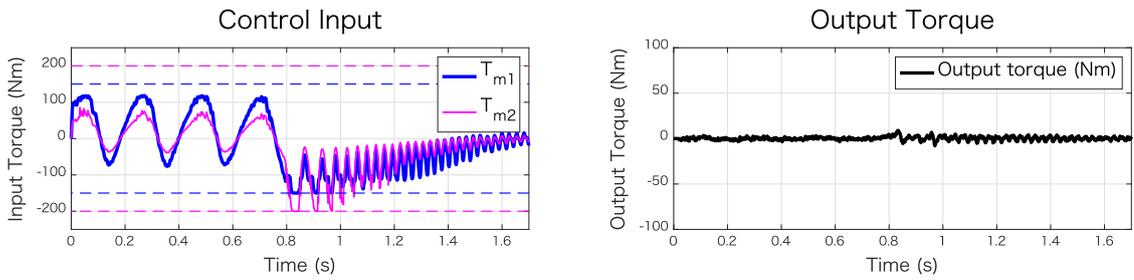
本節では、提案手法である ESN-MPC を使用し、制御性能の比較と設計パラメータ変更の妥当性について評価することにより、設計仕様の初期検討の際にも活用できることを示した。



(a) Engine Inertia : 0.2kgm^2



(b) Engine Inertia : 0.08kgm^2



(c) Engine Inertia : 0.08kgm^2 , Limit change

Fig. 4.8 Comparison of control performance for different design variables.

4.9 本章のまとめ

本章では、第2章で提案手法1として示した単一のESNを用いるESN-MPCによる制御手法と、既存のモデル予測制御手法を拡張して作成したEDT-MPCによる制御手法を用いて、制振性能の比較による検証を行った。制振制御の評価条件として、HEV駆動系に現実的なノイズを想定して作成したエンジン始動時のトルク振動を外生入力として与え、数値シミュレーションにより検証した。

まず、ESNによる波形予測モデルについてパラメータスタディを行い、評価する波形パターンに最適となるパラメータを選定した後、単一のESNを用いたエンジン始動時の予測波形の比較から、その精度について検証した。ここでは、ESNの予測結果は、現在時刻から遠い未来の予測となるにつれて、実際の波形からの差異が増加する傾向を確認した。

次に、提案手法であるESN-MPCについて、エンジン始動時のトルク振動を外生入力として与え、制御の有無による違いを示した。この結果から、2つのモータを制御することでトルク振動の伝達を低減し、制御モデルが正常に機能することを確認した。

また、提案手法であるESN-MPCと既存のモデル予測制御手法によるEDT-MPCについて、タイムマージンないしは人工デッドタイムを同一の条件で増加させ、その制御性能への影響を調査した。この結果からは、提案手法であるESN-MPCでは、タイムマージンを大きく設定した場合においても安定した制御性能を確保していることを確認し、既存のモデル予測制御と比較から、提案手法が有効であることを示した。また、比較的長いタイムマージンの条件において、将来の外生入力波形が大幅に変化した場合でも、制御性能を改善できることを示した。

計算時間の比較から、提案手法であるESN-MPCによる平均計算時間は、タイムマージンの設定値に関わらず同じ値となり、既存手法によるEDT-MPCの平均計算時間は、人工デッドタイムの増加とともに長くなる傾向を確認した。このことから、提案手法は既存手法と比較して計算時間が短く抑えられるため、実用上の優位性を示した。さらに、提案手法であるESN-MPCを使用し、HEV駆動系において、設計変数による制御性能の比較と設計パラメータ変更の妥当性について評価することにより、設計仕様の初期検討の際にも活用できることを示した。これらの結果から、ESNによって得られた予測波形を使用することにより、提案するESN-MPCは未来のタイミングにおける予測制御に適用できることを示した。

ただし、留意すべき点として、比較のために既存手法として作成したEDT-MPCは、現在の制御タイミングでのデッドタイムを補償する方法として提案されたEDTを、本来の使用目的から拡張した定式化を行っている。したがって、EDT-MPCの将来のタイミングに対する補正の精度は、本来の想定から拡張しているため低い精度となる。本研究の主な焦点は、提案手法が将来のタイミングの予測制御に適用できることを示すことにあるため、比較として採用したEDT-MPCに対しては、評価条件として若干不利な想定であることを付記しておく。

5 自己組織化マップを用いた分割学習法によるモデル予測制御

本論文では、ESN(Echo State Network)を用いた2種類のアクティブ制振制御手法を提案する。第4章では、提案手法1として単一のESNを用いたESN-MPCによる制振性能の検証を行った。第5章では、提案手法2として自己組織化マップ(Self-Organizing Map:SOM)を用いて複数のESNによる波形予測を行うSOM-MPCについて説明する。また、制振性能の評価として、提案手法1(ESN-MPC)と提案手法2(SOM-MPC)を同一条件で比較評価することで、SOM-MPCの有効性を数値シミュレーションにより検証する。

5.1 自己組織化マップを利用したESNの分割学習モデル

第4章では、ESN(Echo State Network)により予測した外生入力を用いてMPCの最適制御量をあらかじめ計算することで、非常に短い制御周期においてもMPCによる制振制御を適用する可能性を示した。

しかし、学習済の波形に加えて新たな波形パターンを追加で学習する場合、提案手法1(ESN-MPC)では、新規の学習波形を含む全てのパターンの再学習による学習量の増加に伴い、ESN内部の記憶密度が相対的に低下し、制振性能が悪化することが懸念される。そこで本章では、新たにSOMによるクラスタリングを波形の前処理に施した後、ESNの学習を各クラスター毎に行うことで、精度低下を抑制しつつ追加学習を行う方法について検討する。

以下では、提案手法2(SOM-MPC)の概要について説明する。提案手法1(ESN-MPC)では、追加学習を行う際にESNの精度低下による制御性能の悪化が懸念されるため、これを回避する手段として、複数のESNモデルを適応的に使用する方法について考える。複数のモデルを適応的に使用した例としては、異なる操作点における線形コントローラー群をスケジューリング変数を用いて自動調整し、非線形となる時変システムを制御するゲインスケジューリングモデル予測制御⁷⁴⁾⁷⁵⁾などが知られている。また、k近傍法を用いてパワードスーツのモーションを3つの状態に分類し、PID制御に適用した例⁷⁶⁾も報告されている。

このような複数モデルを使用する方法は、外生入力の予測モデルにも適用の余地がある。本章では、予測精度の低下を抑制しつつ追加学習を効率的に行うことをねらいとして、新たにSOMを用いたクラスタリングを波形の前処理に導入し、特定の波形パターンに特化した複数のESNを選択的に使用する検討を行った。Fig. 5.1に、提案手法2(SOM-MPC)による制御方法の概略を示す。

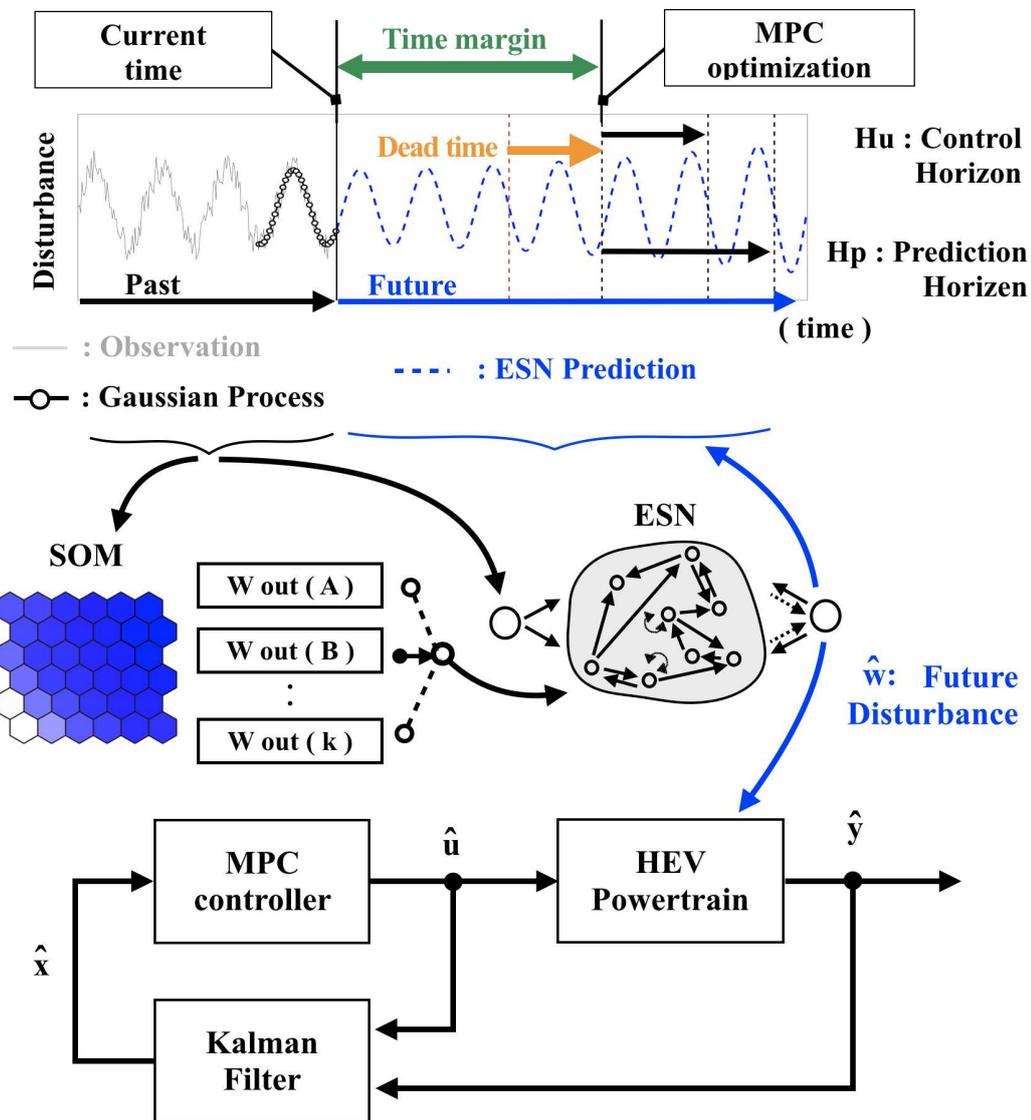


Fig. 5.1 Controller structure of the ESN-based MPC with SOM clustering.

本論文では、外生入力についてガウス過程回帰により推定した値を「推定値」、ESNを通して予測された値を「予測値」として区別する。Fig. 5.1の上部に示す波形部分は、対象とする外生入力の予測シーケンスを表しており、ESNでは現在時刻における外生入力の推定値を入力値として、現在から有限のタイムステップ先までの波形予測が行われる。ESNでは、あらかじめ学習済のSOMに時系列データを通すことで類似波形のク

ラスターを選定し、学習済の出力重み W_{out} を選択的に使用して波形予測を行う。

Fig. 5.1 の下段部分には、MPC による制御系の構成を示す。ここでは、MPC による制御量計算を現在時刻の次のタイムステップに対して解くことは行わず、デッドタイムの遅延補償や最適化計算を完了するために必要となる時間的余裕を作るため、現在時刻から数ステップ先を対象とした MPC の最適化計算を行う。この際、ノイズが含まれるシステムの状態推定を行うためカルマンフィルタを導入する。なお、最適化計算に関わる信号処理については、提案手法 1 (ESN-MPC) と同様である。

5.2 SOM による前処理の方法

SOM は、観測データの特徴を位相幾何学的に正確なマップを容易に自動形成する原理として Kohonen⁷⁷⁾ によって提案され、高次元データの位相的構造を保存しつつ低次元空間へ写像することができるため、クラスタリングやデータ探索などに幅広く利用されている⁷⁸⁾⁷⁹⁾。特に 2 次元空間へ写像する場合は、データの分布が地図 (Topological Maps)⁷⁷⁾ のように可視化される。

提案手法 2 (SOM-MPC) で用いた SOM の学習プロセスは、次の手順で行った。入力データと同じ次元をもつ量子化した重みベクトルで表現した有限個のノードを 2 次元マップ上にあらかじめ配置し、入力データセットからサンプルベクトルをランダムに抽出する。この際、入力データセットについて主成分分析 (PCA) を行い、第 1 および第 2 主成分の軸を基礎に、2 次元マップで表される潜在空間上の初期ベクトルを設定する⁸⁰⁾。これにより、入力データの分散を最大とするマップの初期配置が得られ、ランダムに配置する場合と比較して偏りが少なく再現性の高いマップが作成される。配置されている各ノードとサンプルベクトルとの類似性を式 (5.1) により計算し、もっとも近い参照ベクトルを持つノードを勝者ノード (Best Matching Unit: BMU) とする。

$$\|x - m_c\| = \min_i \{\|x - m_i\|\} \quad (5.1)$$

ここで、 x , m_i , m_c はそれぞれサンプルベクトル、参照ベクトル、BMU を表す。BMU を検出した後、近隣ノードを含めて次式により参照ベクトルを更新する。

$$m_i(t_l + 1) = m_i(t_l) + \alpha(t_l) h_{ci}(t_l) [x - m_i(t_l)] \dots \dots \dots (5.2)$$

$$h_{ci}(t_l) = \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t_l)}\right) \dots \dots \dots (5.3)$$

ここで、 t_l は時間、 $\alpha(t_l)$ は学習係数、 $h_{ci}(t_l)$ はベクトルを更新する近傍ノードに対するカーネル関数を表し、学習時間の経過とともに学習率と近隣半径を減少させる。全ての学習データを使用した反復計算が収束した後、潜在空間の 2 次元マップが形成される。

得られた2次元マップ上の各ノードは、学習された入力データと同次元の参照ベクトルを保有しており、未知の入力に対しては、式(5.1)によりBMUを検出することで、類似するクラスターを判別することができる。

クラスタリング手法には、k-means⁸¹⁾を採用した。k-meansは、クラスターに属するデータ点の平均を用いて、あらかじめ任意に設定したクラスター数に分類する計算コストが小さいクラスタリング手法として広く知られている。

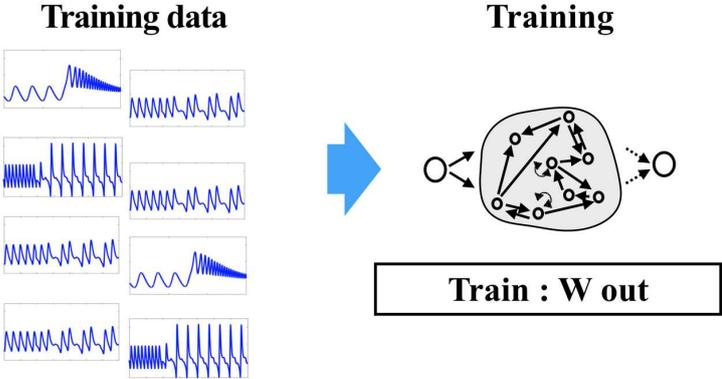
5.3 ESNによる波形予測

提案手法1 (ESN-MPC) の概要をFig. 5.2に示し、提案手法2 (SOM-MPC) と比較する。提案手法1 (ESN-MPC) では、学習対象とする全ての波形データを学習フェーズで学習し、得られたESNの出力重み \mathbf{W}_{out} を予測フェーズで適用することで入力波形に対する現在時刻以降の波形を予測する。これに対し、Fig. 5.3に示す提案手法2 (SOM-MPC) では、学習対象とする波形データについて第5.2節に示したSOMによる学習を実施することで、波形データを自動分類できるようになっている。

SOM-MPCによるESNの学習フェーズでは、SOMにより分類されたクラスター毎に学習を実施し、各(k)クラスターで得られたESNの出力重み $\mathbf{W}_{out}(k)$ を保存する。予測フェーズでは、未知の入力波形についてSOMによる分類を行い、学習フェーズであらかじめ求めておいた類似するクラスターの出力重み $\mathbf{W}_{out}(k)$ をESNに適用することで波形予測を行う。学習フェーズでは、類似する波形のクラスターについてのみESNの学習が行われるため、新たな波形を学習する場合においてもESNの予測精度低下を抑制する効果が期待できる。

Conventional Method

< Train Phase >



< Prediction Phase >

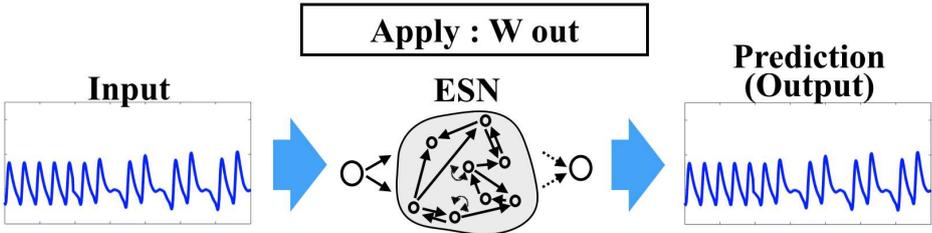
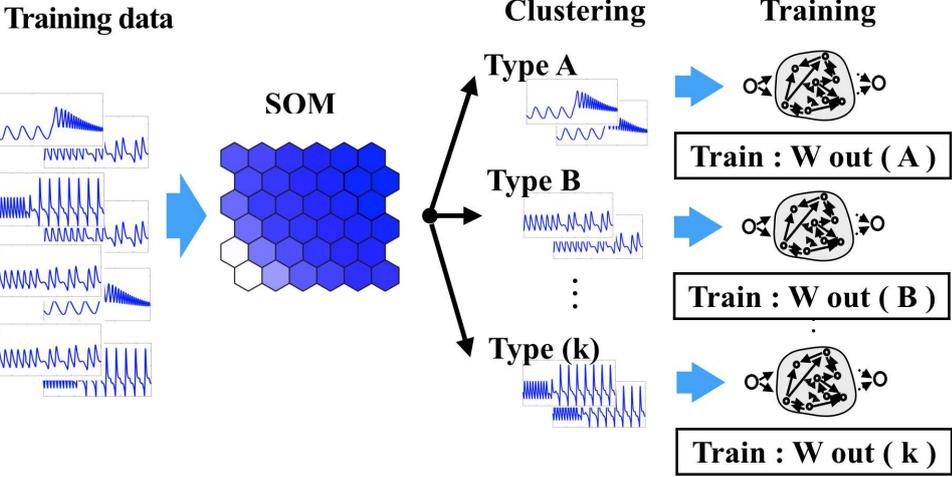


Fig. 5.2 Conventional ESN-based MPC.

提案手法1 (ESN-MPC) と提案手法2 (SOM-MPC) の違いは、ESN-MPCでは波形を一括で学習するのに対して、SOM-MPCでは、SOMによる波形分類をESNの前処理に用いて波形クラスターごとにESNの分割学習を行うことにある。

Proposed Method

< Train Phase > Train : Clustering rule (SOM) & W out (ESN)



< Prediction Phase > Apply : Clustering rule (SOM) & W out (ESN)

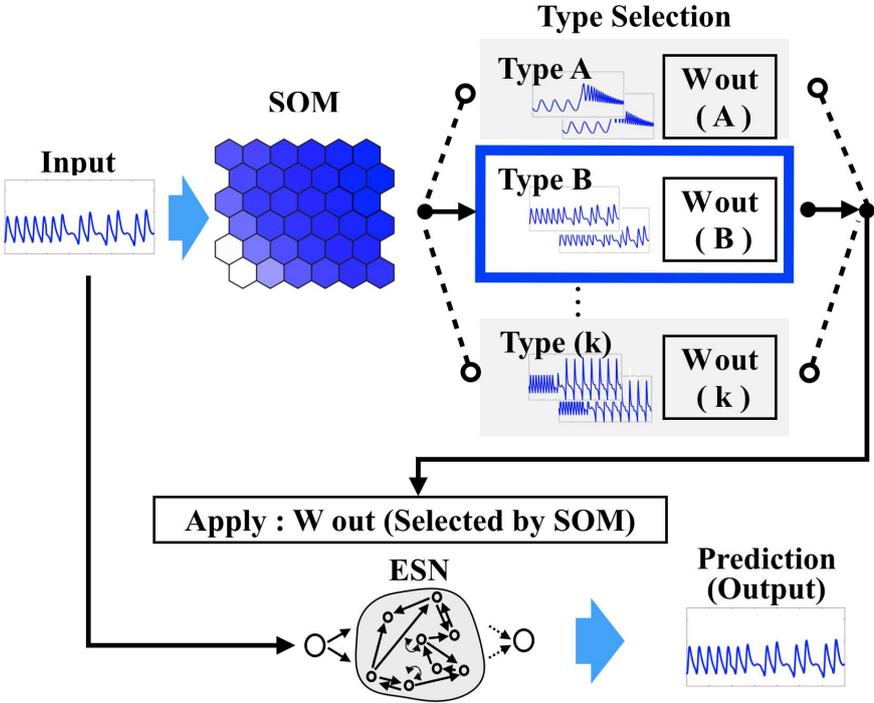


Fig. 5.3 Proposed ESN-based MPC with SOM clustering.

5.4 シミュレーション条件

第3.4節でエンジン筒内圧シミュレーションにより作成した各燃焼パターンによるエンジン出力トルク波形を、HEV駆動系の外生入力として制振性能の評価を行う。燃焼パターンとして、エンジン始動時、2気筒分および4気筒分を休止する2パターンの気筒休止条件による3種類のエンジントルク変動の条件で評価する。

波形のサンプリング周期について、エンジン始動時では1msとしている一方、気筒休止では回転速度がエンジン始動時と比較して定常的に高くなる条件となり、サンプリング時間に対する波形の変動を滑らかに表現することができないため0.1msとしている。

本章では、Figs. 3.20, 3.22, 3.23に示した、エンジン始動時、2気筒分および4気筒分を休止する2パターンの気筒休止条件による3種類の異なる燃焼パターンについて、提案する振制御方法の検証を行った。

5.5 SOMを使用した波形分類の結果

SOMの学習には、GPRにより推定した100ステップ分の波形データとエンジン回転数の値を使用し、波形データの取得区間を移動させてあらゆるパターンを偏りなく取得した。また、PCAで得られた主成分空間上でk-meansによるクラスタリングを行ない、クラスター数を燃焼パターンと同数の3分類(A~C)とした後、各クラスター内での分布を見るため更に20種類に分類を行なった。Fig. 5.4に、3種類の異なる燃焼パターンについて学習したSOMマップ上にk-meansによりクラスタリングした結果を示す。設定したSOMのノードは、2次元平面上に配置した20*20である。各ノードの濃淡はノード間のノルムを表しており、境界線はノルムを元に分割されている。マップ上に分類された入力データは、PCAの第1, 2主成分の軸を基礎に初期配置を設定しているため、X, Y方向ともにおおよそマップ上の端から端まで配置され、入力データ間の違いは2次元のマップ上で最大限の拡がりをもって表現されている。

マップ上に表示された文字は、任意に選定した波形データについてk-meansにより分類したクラスター名を表示しており、エンジン始動時(A1~A6)、2気筒休止(B1~B5)、4気筒休止(C1~C9)のそれぞれのパターンに正しく分類されていることを確認した。

クラスター数を20とした場合、A~Cのクラスター内では、それぞれ6, 5, 9の計20種類に分類され、波形の特徴によってクラスター内の分類数に違いが見られた。この要因としては、回転数が高い条件では入力データ内で波形変化の周期が短くなり、特徴となる変化点が増加するため、分類数が増加する傾向となることが推察される。また、SOMのマップ上では、同一のクラスター名が付与された異なるデータは、それぞれの近傍に配置されていることから、波形パターンの類似度はマップ上の配置と関連していることがわかる。

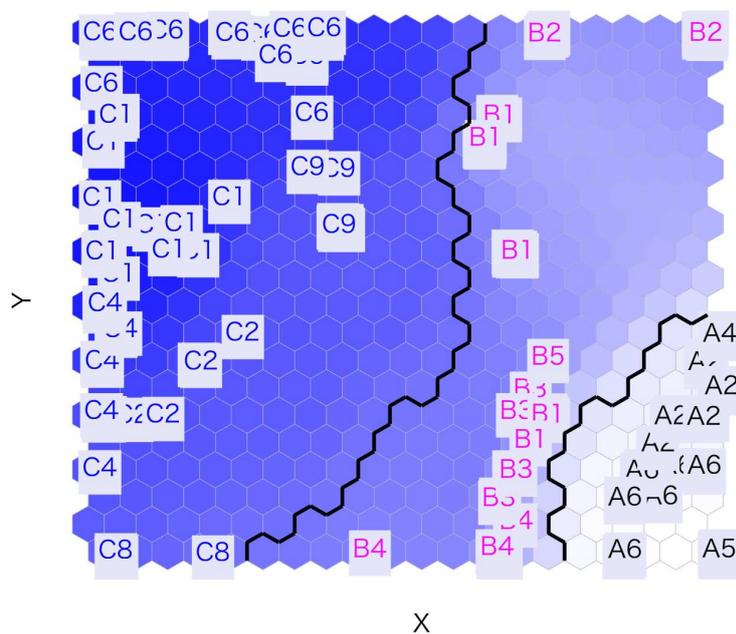
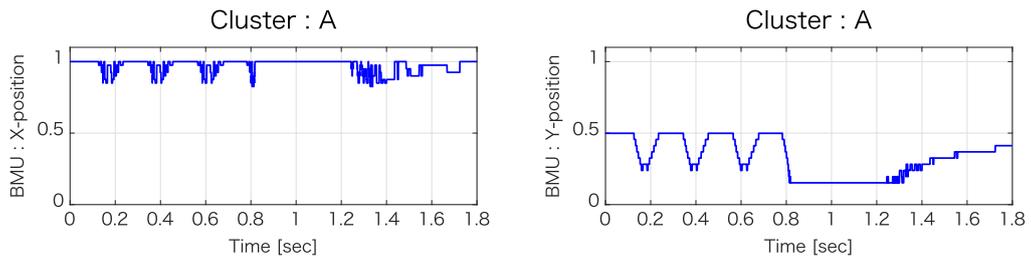


Fig. 5.4 Result of self-organizing map (SOM) for time-series dataset of torque oscillation pattern.

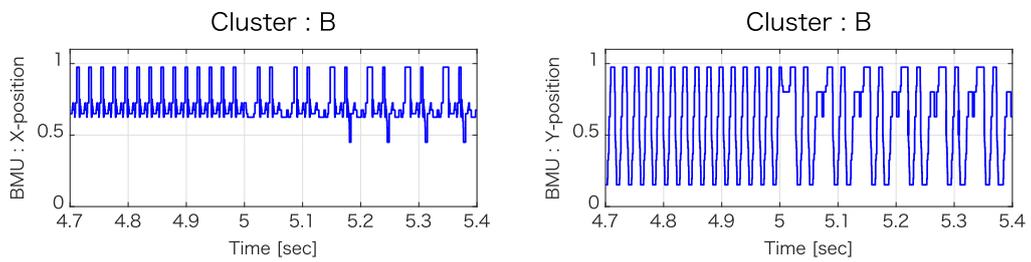
波形パターンの類似度と SOM マップ上の配置の関係を見るため、3種類の燃焼パターンの時系列データを入力した場合について、マップ上の BMU の軌跡を Fig. 5.5 に示した。

これを見ると、どの燃焼パターンにおいても BMU の軌跡は、波形の特徴に応じてマップ上を周期的に移動していることが確認できる。

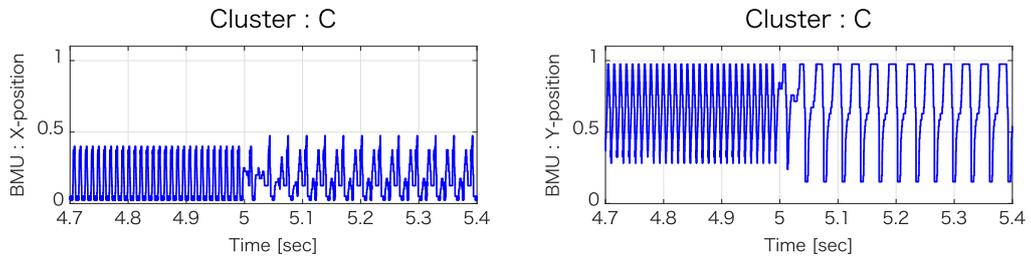
また、Fig. 5.5(b), (c) に示す気筒休止パターンでは、それぞれ 5s 付近で通常燃焼から気筒休止パターンへ移行するが、これに伴い BMU の軌跡の移行パターンも変化していることが分かる。



(a) Engine start



(b) CDA 2cyl. at 1000rpm



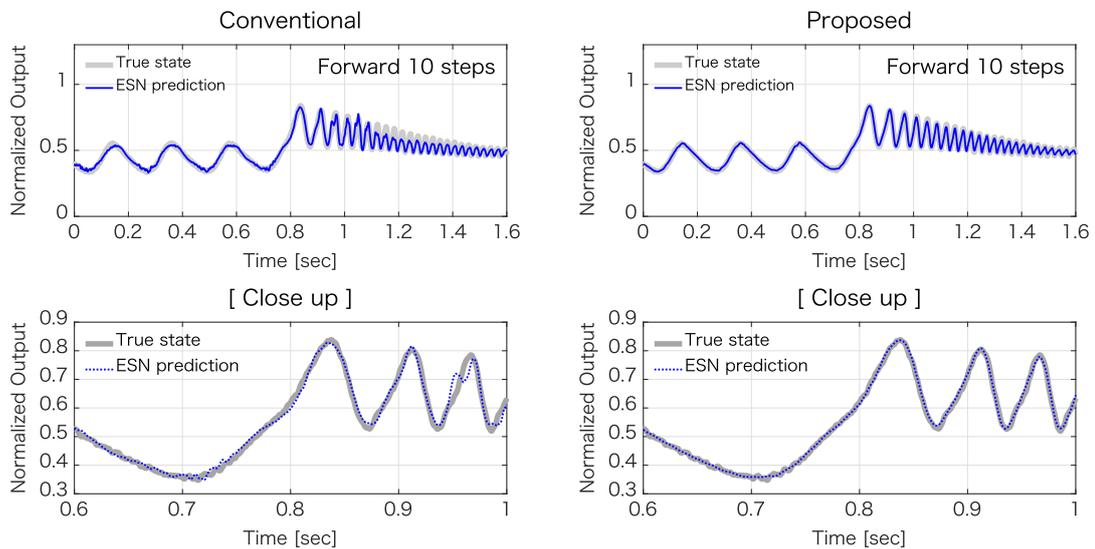
(c) CDA 4cyl. at 2000rpm

Fig. 5.5 Trajectory of BMU on the SOM map.

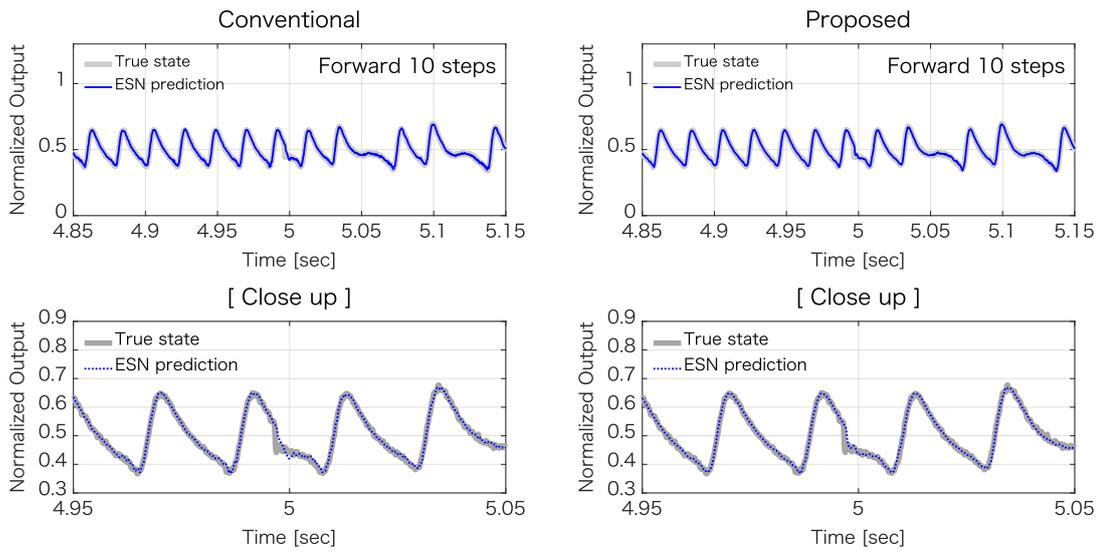
5.6 ESN による波形予測の結果

3種類の燃焼パターンにおけるトルク波形を、提案手法1 (ESN-MPC) と提案手法2 (SOM-MPC) を用いてそれぞれのESNに学習させた後、未学習のデータを使用して予測精度を確認した。ESNの学習および予測に使用するトルク波形は、GPRを通した後に0~1の値で正規化したデータを使用した。

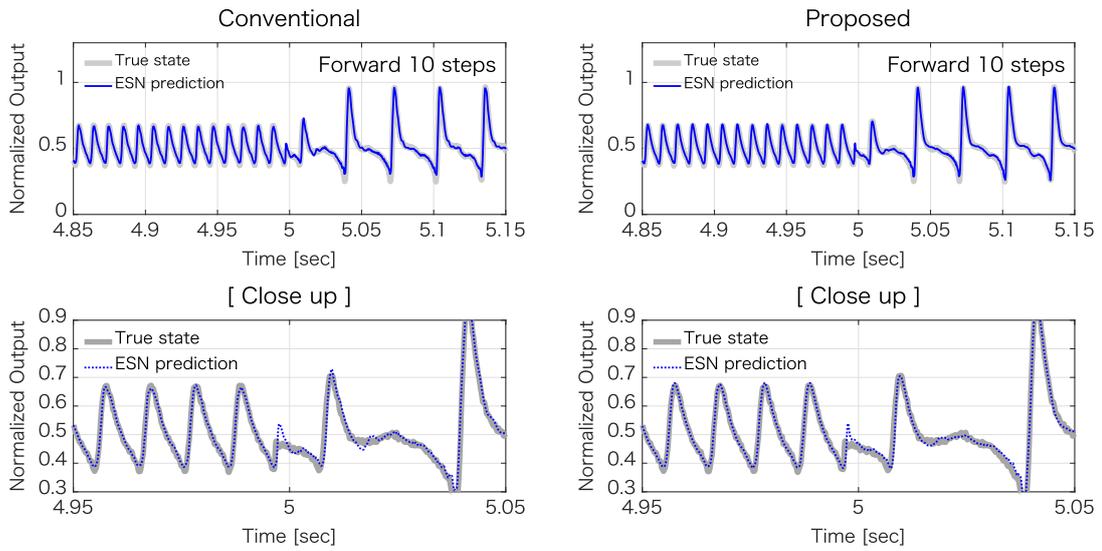
ESN-MPC と SOM-MPC で使用した各 ESN の予測結果を、Fig. 5.6 に示す。Fig. 5.6(a)-(c) は、3種類の燃焼パターンにおける現在時刻から10ステップ先のESNの予測波形、および正解とする波形を示している。10ステップ先の波形予測では、ESN-MPCにおいて正解とする波形からわずかに外れている箇所が見られるものの、どの燃焼パターンにおいてもESN-MPCとSOM-MPCで顕著な差異は確認されなかった。



(a) Engine start



(b) CDA 2cyl. at 1000rpm



(c) CDA 4cyl. at 2000rpm

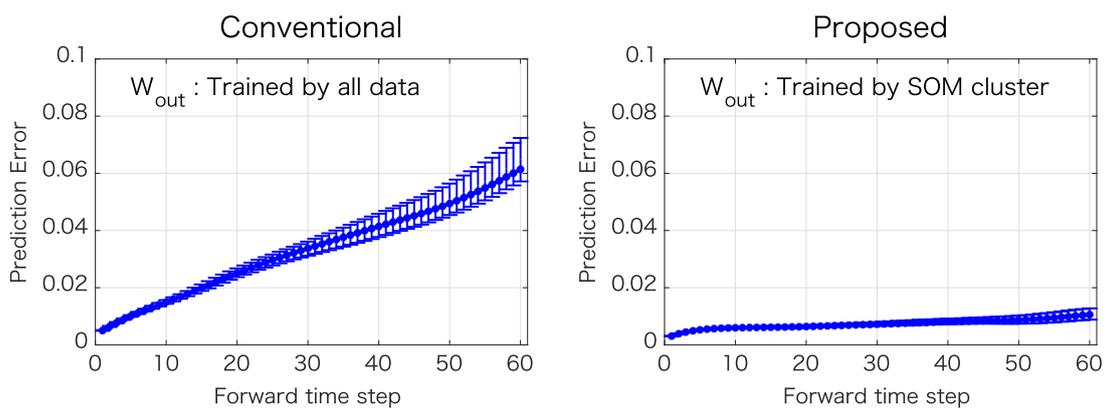
Fig. 5.6 Prediction results of ESN at the timing of 10 steps ahead from the current time.

提案手法1 (ESN-MPC) と提案手法2 (SOM-MPC) について、予測ステップ数に対する ESN の予測結果の傾向を見るため、各条件における対象波形区間のトータルの誤差を Fig. 5.7 に示す。Fig. 5.7(a)~(c) は、それぞれエンジン始動時、2気筒休止時、および4気筒休止時の結果である。検証に使用した各波形の誤差は、式(4.11)により算出し、3種類のパターンでそれぞれ10波形分のデータを使用して予測誤差の平均値と誤差範囲を示した。Fig. 5.7(a)-(c) に示す3種類全ての波形パターンにおいて、横軸に示す予測ステップ数の増加に伴い予測誤差が増加する傾向が、ESN-MPC と SOM-MPC のどちらについても確認できる。Fig. 5.7(a) のエンジン始動時の条件では、予測ステップ数に伴う予測誤差の増加傾向は ESN-MPC において顕著に現れており、SOM-MPC で用いた SOM による分割学習によって ESN の予測精度の悪化が抑制できていることが確認できる。Fig. 5.7(b), (c) に示す2気筒および4気筒休止の条件においても、Fig. 5.7(a) ほど顕著ではないものの、同様の傾向が確認できる。

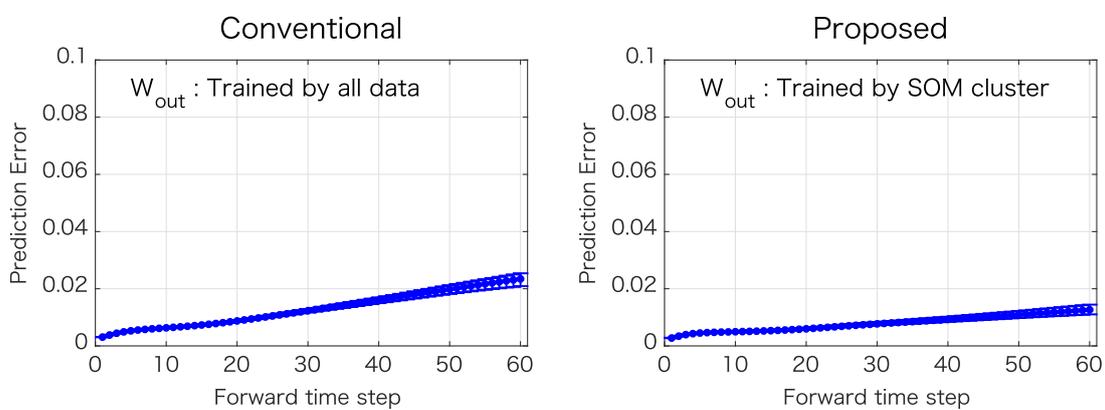
このことから、学習する波形パターンの違いによる効果の大小はあるものの、SOM-MPC で用いた SOM による ESN の分割学習は、予測ステップ数の増加に伴う ESN の予測誤差増加を抑制する効果があることを確認した。次に、ESN-MPC と SOM-MPC で最も大きな差異が生じたエンジン始動時の条件において、予測ステップ数を30および60ステップ先に設定した場合の ESN による予測波形の結果を Fig. 5.8 に示す。

どの条件においても ESN の予測波形が正解値から外れている箇所が見られるが、予測ステップ数の違いを示す Fig. 5.8(a) と (b) の比較から、ESN-MPC と SOM-MPC のどちらにおいても、正解値からの差異は予測ステップ数の増加に伴って拡大している傾向が見られる。また、SOM-MPC では、予測ステップ数に伴う正解値からの差異の拡大は、ESN-MPC と比較して抑制されていることが分かる。

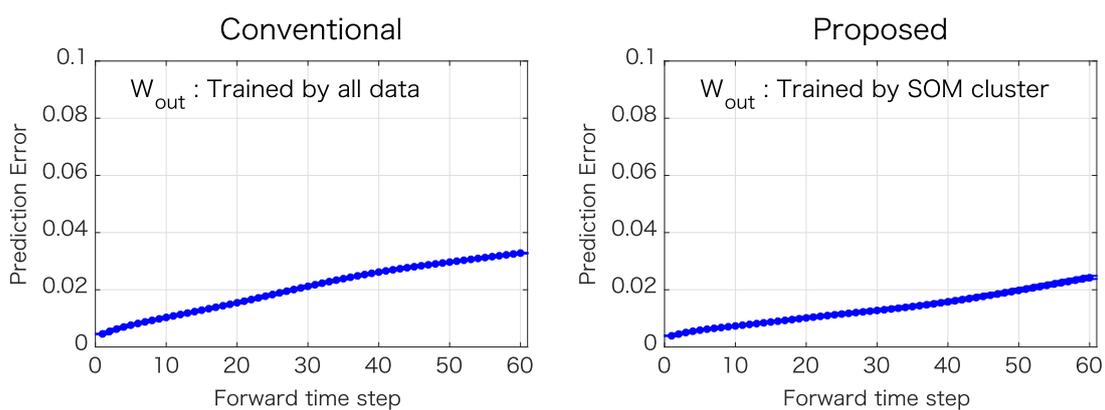
これらの結果から、SOM-MPC のようにクラスターに分割して個別に ESN の学習を行えば、学習済のパターンについての予測精度を落とすことなく、別のクラスターに属する未学習の波形パターンについて ESN の学習を行えることが分かった。



(a) Engine start

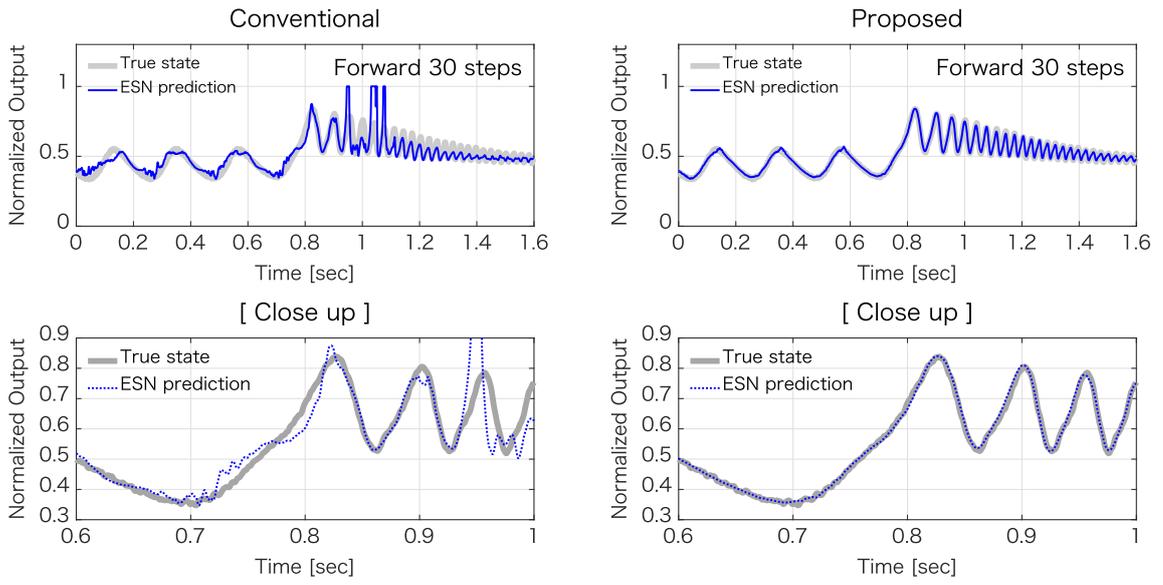


(b) CDA 2cyl. at 1000rpm

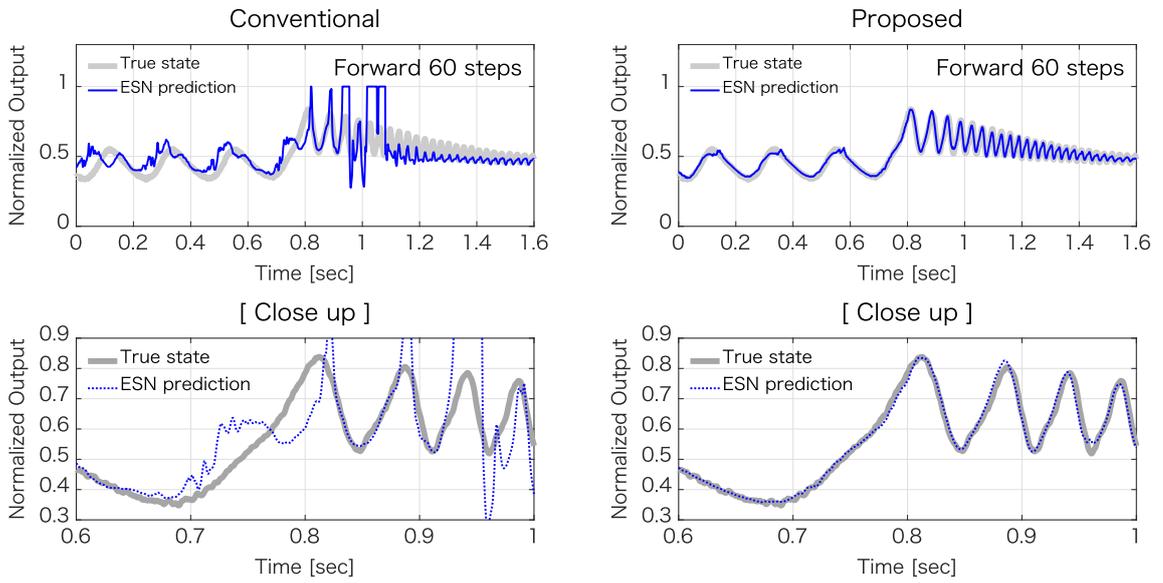


(c) CDA 4cyl. at 2000rpm

Fig. 5.7 ESN estimation error for 10 variations of the test data.



(a) Forward 30 steps ahead



(b) Forward 60 steps ahead

Fig. 5.8 Prediction results of ESN under engine start condition.

5.7 エンジン始動時における SOM-MPC の結果

本節では、エンジン始動時における制御性能について比較する。まず、各制御ステップで最適化問題を解く通常の MPC と提案手法 2 (SOM-MPC) を比較した後、提案手法 1 (ESN-MPC) と提案手法 2 (SOM-MPC) の比較を行う。

本節での制御性能の検証には、外生入力として Fig. 3.20 で示したエンジン始動時のトルク波形を使用し、学習を要する手法において未学習の波形を使用した。また、エンジン始動時における制御周期は、トルク波形のサンプリング周期に合わせて 1ms とし、モデル予測制御の設計パラメータは、 $\mathbf{Q} = \text{diag}(1, 1000)$, $\mathbf{R} = \text{diag}(1.0 \times 10^{-8}, 1.0 \times 10^{-8})$, $H_u = 3$, $H_p = 4$ とした。

エンジン始動時では、出力トルクの目標値とする参照軌道は 0 Nm の定常値であり、エンジントルクの振動が出力軸に伝達しないように制御する。提案手法では、タイムマージンを 1 ステップ先に設定し、通常の MPC と同等の条件とした。

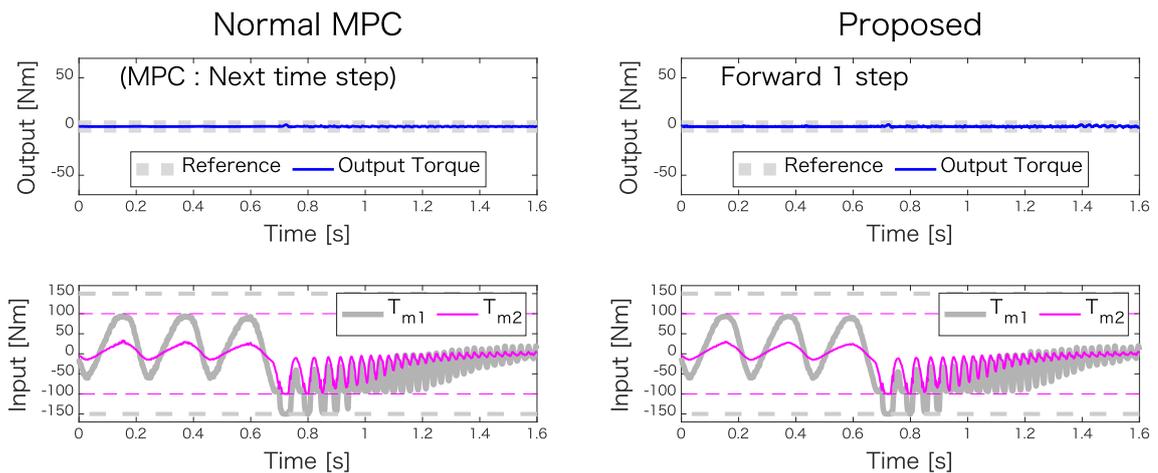
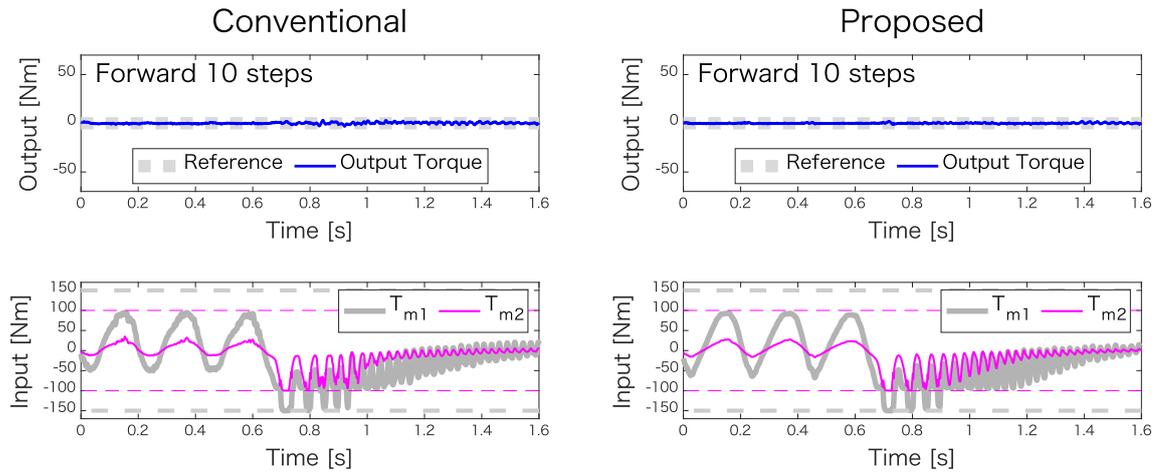
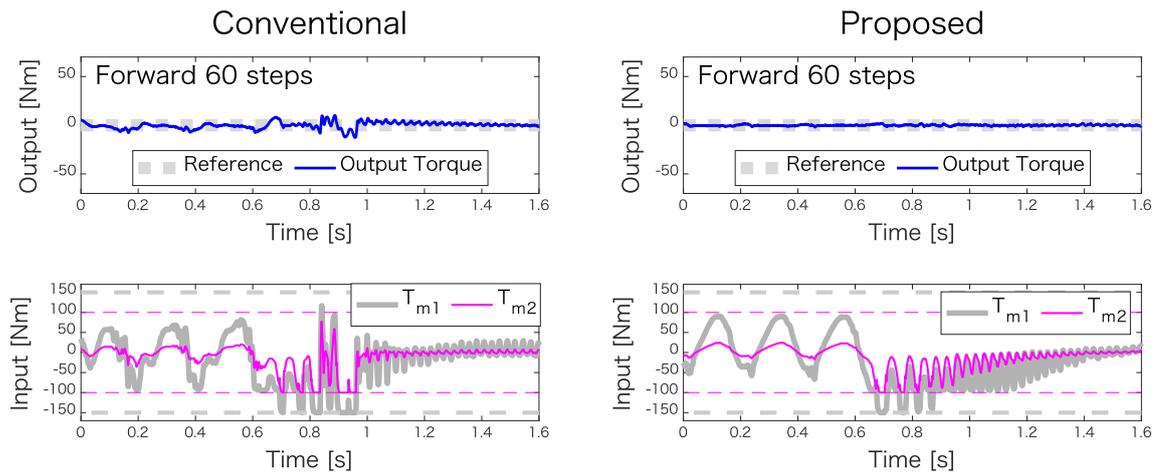


Fig. 5.9 Comparison of normal MPC and proposed method.

通常の MPC と、提案手法 2 (SOM-MPC) による結果を Fig. 5.9 に示す。この図から、通常の MPC と SOM-MPC は、どちらも出力トルクが 0 Nm 付近で安定しており、目標値に追従する制振性能が得られていることがわかる。このことから、SOM-MPC は通常の MPC と比較して同等の制御性能が得られていることを確認した。



(a) Forward 10 steps ahead



(b) Forward 60 steps ahead

Fig. 5.10 Comparison of the conventional and proposed controller under the engine start condition.

次に、提案手法1 (ESN-MPC) と提案手法2 (SOM-MPC) の比較結果を Fig. 5.10 に示す。比較として設定したタイムマージンは、10 ステップと ESN の予測誤差の差異が大きい 60 ステップの条件を設定し、検証にはエンジン始動時の未学習波形を使用した。

Fig. 5.10(a) に示す 10 ステップのタイムマージンでは、ESN-MPC と SOM-MPC の結果に大きな差異はみられず、同等の制御性能が得られている。一方、Fig. 5.10(b) に

示す 60 ステップのタイムマージンでは、ESN-MPC では目標トルクから外れるトルク振動の発生が確認できるが、SOM-MPC ではその振動が抑制されていることがわかる。このことから、タイムマージンの増加に伴う制御性能の低下は、SOM-MPC により抑制できることを確認した。

また、制御性能が悪化した ESN-MPC のケースについて、Fig. 5.10(b) に示す制御入力は、外生入力とは異なる周期の微振動を含みながら推移しており、滑らかな制御入力が得られていないため出力トルクに振動が発生しているものと推察される。一方、それ以外の条件での制御入力は、モータ 1 および 2 のそれぞれで外生入力に応じた適切な制御指令値が制限値の範囲内で出力されていることが確認できる。

5.8 気筒休止パターンにおける制振制御の結果

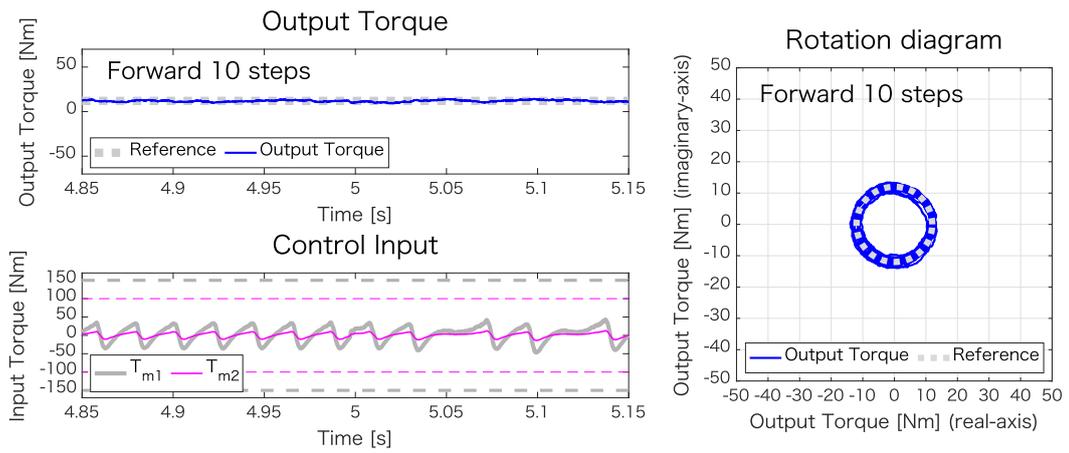
ここでは、2種類の気筒休止パターンにおいて、SOM-MPCの制御性能を確認する。気筒休止の条件では、エンジン始動時の条件ほどESNの予測波形に大きな差異が認められなかったため、ESN-MPCとの結果比較は割愛する。

制御性能の評価には、Fig. 3.22 および Fig. 3.23 に示した通常燃焼から気筒休止に移行する2種類の気筒休止パターンを外生入力として与え、未学習のデータを使用した。また、気筒休止時における制御周期は、トルク波形のサンプリング周期に合わせて0.1msとし、モデル予測制御の設計パラメータは、 $\mathbf{Q} = \text{diag}(1, 1000)$, $\mathbf{R} = \text{diag}(1.0 \times 10^{-8}, 1.0 \times 10^{-8})$, $H_u = 1$, $H_p = 2$ とした。出力トルクの目標値とする参照軌道は、2気筒および4気筒休止のパターンにおいてそれぞれ12Nmおよび25Nmの定常値とし、気筒休止へ移行するタイミングを含めてトルク振動が伝達されないように目標トルクへ追従する制御を行う。

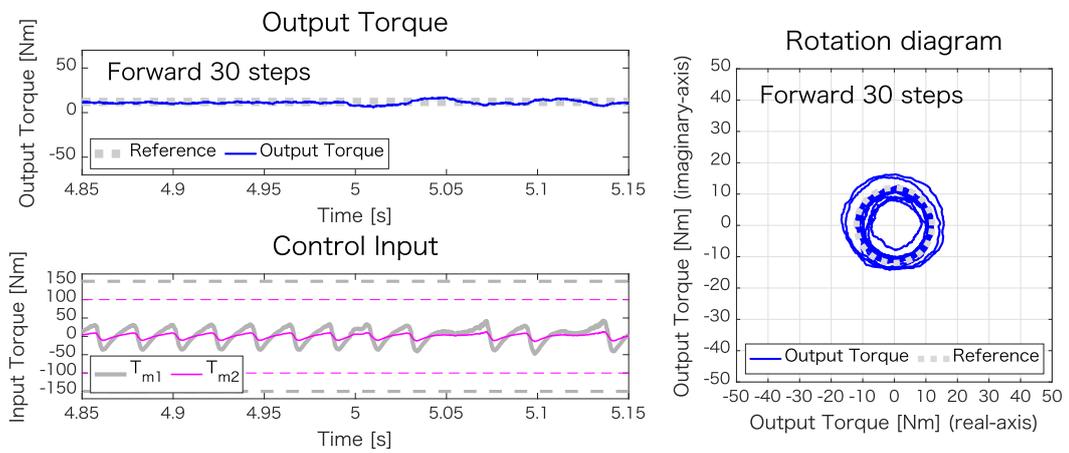
2気筒および4気筒休止の条件における設定したタイムマージン毎の結果を、それぞれFig. 5.11, Fig. 5.12に示す。タイムマージンを10ステップ先に設定した2気筒休止の条件Fig. 5.11(a)では、出力トルクは目標値である12Nm付近で出力され、通常燃焼から気筒休止に移行するタイミングを含めて外生入力によるトルク振動はほとんど伝達されておらず、制振制御が良好に行われていることが確認できる。同様に、Fig. 5.12(a)に示す10ステップ先の4気筒休止の条件についても、出力トルクは目標値の25Nm付近で出力され、制振制御が良好に機能している。

これらの結果から、2種類の気筒休止パターンにおいても、SOM-MPCは10ステップ先程度のタイムマージンであれば、目標トルクに追従しつつトルク振動を低減できる良好な制御性能を得られることが確認できた。一方で、タイムマージンの設定を増加させたFig. 5.11, Fig. 5.12の(b), (c)からは、出力トルクは定常値から外れて振動しはじめる傾向が現れ、タイムマージンの増加に伴い制御性能が悪化していく傾向が確認できる。これらの制御性能の悪化は、Fig. 5.7で示した予測ステップ数の増加に伴うESNの予測精度の低下に起因しているため、ESN単体で予測精度の改善を行うことで制御性能の改善が期待できる。

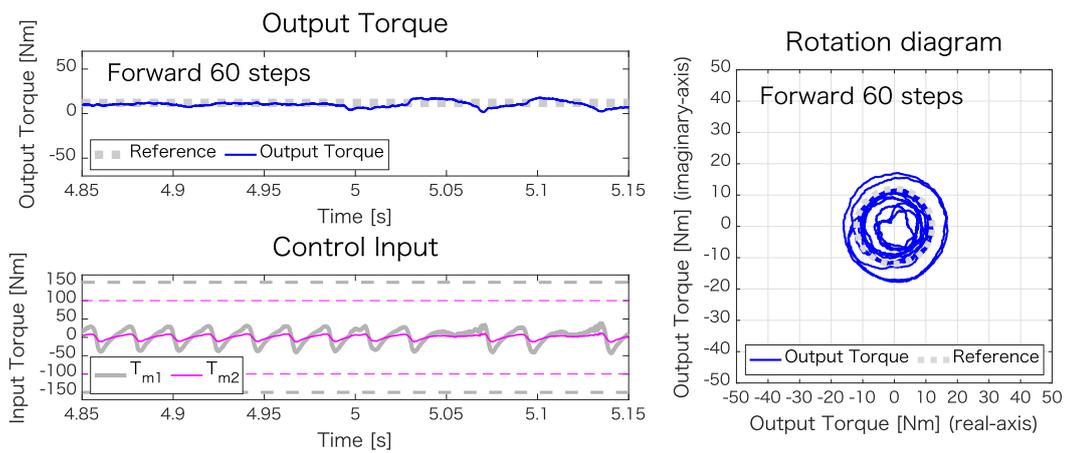
以上から、2種類の気筒休止パターンにおいては、SOM-MPCは10ステップ先程度のタイムマージンであれば良好な制御性能を得られることを確認した。実用上必要となるタイムマージンの設定で、要求する制御性能を補償し得るESNの予測精度が得られる場合について、実システムでの実現が可能であると考えられる。



(a) Forward 10 steps ahead

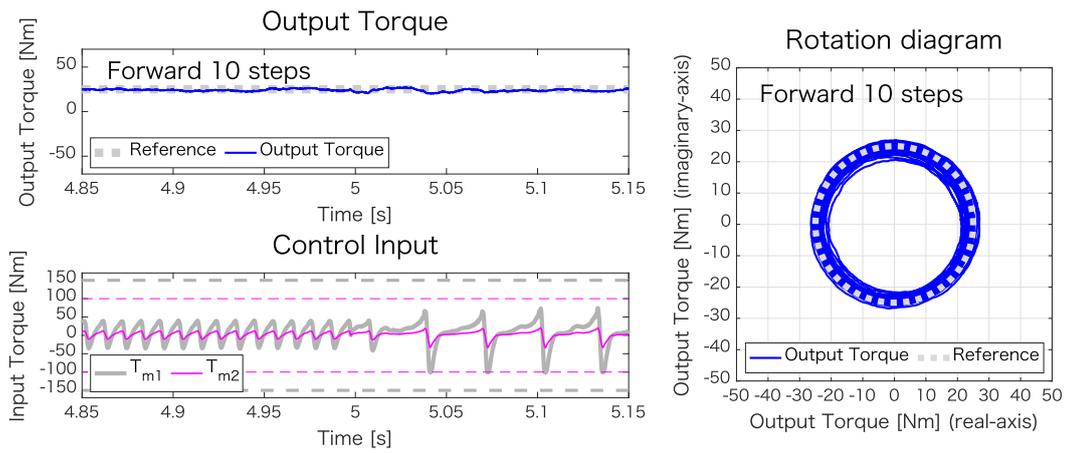


(b) Forward 30 steps ahead

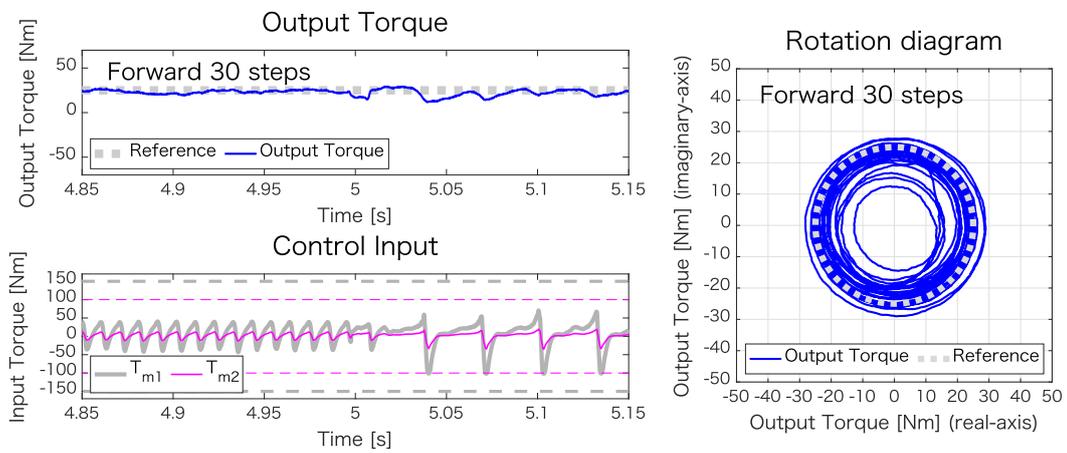


(c) Forward 60 steps ahead

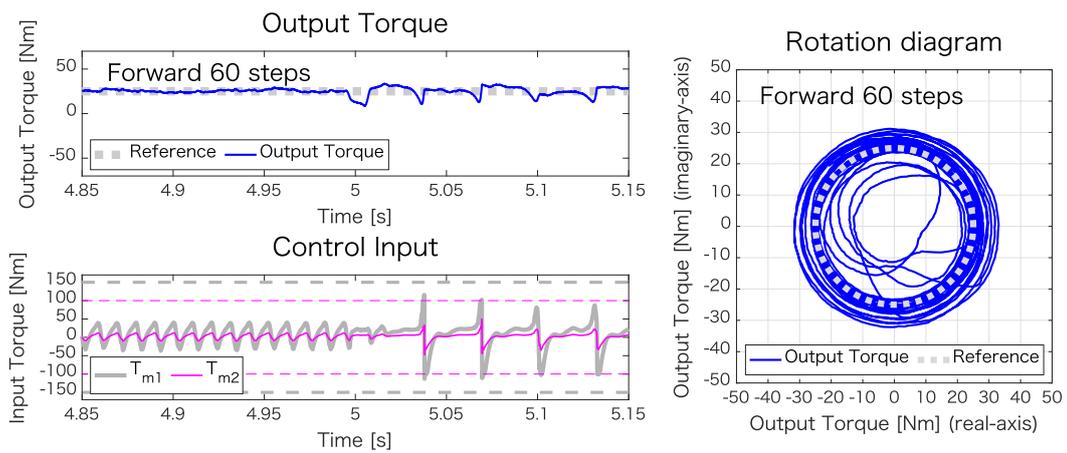
Fig. 5.11 Control performance under the CDA 2 cyl. pattern with the proposed controller.



(a) Forward 10 steps ahead



(b) Forward 30 steps ahead



(c) Forward 60 steps ahead

Fig. 5.12 Control performance under the CDA 4 cyl. pattern with the proposed controller.

5.9 検証の考察

本章では、ESNの学習において追加データに伴う再学習の際、既学習結果の予測精度が悪化するという、ESN-MPCの弱点について検証を行った。また、提案手法2として示したSOM-MPCにより、タイムマーシンの増加に伴う制御性能の低下を、ESN-MPCと比較して抑制できることを確認した。

検証には3種類の燃焼パターンを使用したか、実車においては走行条件などによって様々な波形パターンが存在し、未学習の波形パターンについては実用上の予測精度が確保できないと考えられるため、あらゆる条件の波形パターンを網羅的に学習する必要がある。網羅的な学習については、提案手法において波形の類似度をSOMのBMUから計算し、類似度の低い波形群から生成される新規のクラスターについてESNの学習を行う手順を繰り返すことでクラスターを増やしていく方法などが考えられる。

クラスター群の検討を行う際、SOMマップ上のクラスター配置やBMUの時系列軌跡などの情報は、特徴を定量的に捉えることが難しい時系列データについて、補助的な判断材料として活用することができる。また、タイムマーシンを長く設定するほど制御性能が劣化するため、実用上必要となる制御性能と計算時間のトレードオフを満たすタイムマーシンを設定する必要があると考えられる。さらに、シミュレーションによる波形データを実機エンジンの波形データに置き換えて学習を行うことで、実機に適応した制振制御としての活用が期待できる。

5.10 本章のまとめ

本章では、HEV駆動系を対象としたアクティブ制振制御について、SOMを用いたクラスターリングを波形の前処理に施した後、ESNによる波形学習を各クラスター毎に行うことで、制御性能の低下を抑制しつつ追加学習を行うSOM-MPCの手法を提案し、その制御性能について検証した。評価条件として、V6エンジンを対象としたエンジン始動時と2気筒および4気筒休止の条件をシミュレーション上で設定し、ESN-MPCとの比較を行った。その際、制御対象の状態のすべてが観測できないことや、観測値にノイズが含まれることを想定し、カルマンフィルタとGPRにより状態推定を行なった。その結果、エンジン始動時と2種類の気筒休止の条件において、SOM-MPCは目標トルクに追従しつつトルク振動を低減できる良好な制御性能が得られることを確認した。また、ESN-MPCとの比較から、SOM-MPCはタイムマーシンの増加に伴う制御性能の低下を抑制できることを確認し、その有効性を示した。

このことから、外生入力が必要な精度で観測および予測が可能で、デッドタイムの補償や必要な計算時間が設定可能なタイムマーシンの範囲内で所定の制御性能が得られるなどの条件を満たす場合、SOM-MPCを用いることで、制御周期が短く従来手法では適用が困難な制御対象にもMPCが適用できる可能性を示した。

6 結言

本論文では、HEV 駆動系におけるエンジンの起動・停止や、気筒休止へ移行する際の急激なトルク変動に伴うパワートレインの振動を低減することを目的とし、HEV 駆動系のアクティブ制振制御としてリザーバーコンピューティングを用いた外生入力予測モデルをモデル予測制御に組み込む方法について検討し、その制御系設計方法について研究した。得られた結果は各章に要約しているが、その主な結果について総括する。

(1) 研究の背景、目的、課題

第1章では、研究の背景、目的について述べた。内燃機関エンジンの開発動向について述べ、HEV 駆動系の振動問題に関する主な課題として、つぎの三点を示した。

1. 過給ダウンサイジングへの対応
2. ロックアップ領域拡大への対応
3. 気筒休止への対応

また、通常のモデル予測制御が持つ制約として、実時間で対象とする最適化問題を制御周期内で解くことができない場合には、実システムへの適用が困難となる本質的な課題を示し、計算時間に関する課題解決の検討から本研究の方向性を示した。

(2) 波形予測モデルを利用したモデル予測制御の定式化

第2章では、制御対象のモデリングについて、システムの離散時間状態方程式について構成要素に基づいた導出過程から定式化を行い、モデル予測制御の枠組みにおいて、その制御入力を最適化する一連の制御モデルを構築する方法について説明した。また、計算時間に関するモデル予測制御の本質的な課題の解消に対して、未来におけるシステムの状態を精度よく予測するため、外生入力波形の予測方法としてリザーバーコンピューティングの一種である ESN を用いた時系列データの予測と、観測できない状態およびノイズを含む信号推定のために導入したカルマンフィルタおよびガウス過程回帰 (GPR) をモデル予測制御に組み込む方法を提案手法 1 (ESN-MPC) として提案し、その方法と定式化について説明した。

(3) 制振シミュレーションの評価条件

第3章では、制御性能の評価に用いるトルク波形をエンジン筒内圧シミュレーションにより作成する際に行う燃焼のモデリングについて説明し、実機エンジンとの性能曲線の比較からモデルの妥当性について検証した。ここでは、実際のエンジンでは様々な外乱や不確定な因子も多数存在し、個体差によるばらつきも大きいいため、実機をシミュレーション上で精度良く模擬することは非常に困難と考えられるが、実機エンジンとエンジン筒内圧シミュレーションの性能曲線の比較から、出力特性の定性的な傾向についてモデルの再現性を確認した。これにより、内燃機関エンジン特有のトルク脈動につい

ても波形の特徴について傾向を再現できているものとみなし、制振制御の性能評価に使用した。また、制振制御の性能評価に使用するエンジントルク波形について、エンジン始動時と2種類の気筒休止時の波形パターンにおけるトルク振動の特徴的な違いについて考察を行い、エンジン回転速度を直線的に増加させる条件では、気筒休止のパターンにより変化する振動特性への影響をスペクトル解析により可視化を行った。

2気筒休止による燃焼パターンでは、休止しない通常燃焼パターンと比較して、6気筒の基本次数である3次とその整数倍の振動以外にも整数倍の振動次数が新たに発現し、振動特性への影響があることを確認することで、燃焼パターンの違いによって対応すべき振動特性が異なることを確認した。

また、エンジン始動時と、2気筒分および4気筒分を休止する2パターンの気筒休止条件による3種類のエンジントルク変動の条件で、制振性能評価に使用するばらつきをもつ複数の出力トルク波形の作成を行ない、燃焼パターンの違いによる振動波形の特徴について概観した。

(4) 既存のモデル予測制御手法との比較評価

第4章では、第2章で説明した単一のESNを用いるESN-MPCによる提案手法1と、既存のモデル予測制御手法として作成したEDT-MPCによる制振性能の比較検証を行った。制振制御の評価条件として、HEV駆動系に現実的なノイズを想定して作成したエンジン始動時のトルク振動を外生入力として与え、数値シミュレーションにより検証を行った。

まず、ESNによる波形予測モデルについてパラメータスタディを行い、評価する波形パターンに最適となるパラメータを選定した後、単一のESNを用いたエンジン始動時の予測波形の比較からその精度について検証した。その結果、現在時刻から遠い未来の予測となるにつれて、ESNの予測結果は実際の波形からの差異が増加する傾向を確認した。

次に、提案手法1であるESN-MPCと既存のモデル予測制御手法によるEDT-MPCについて、タイムマージンないしは人工デッドタイムを同一の条件で増加させその制御性能への影響を調査した。この結果から、提案手法1であるESN-MPCは、タイムマージンを大きく設定した場合においても安定した制御性能を確保していることを確認し、既存手法として示したEDT-MPCとの比較からその有効性を示した。また、提案手法1として示したESN-MPCでは、将来の外生入力波形が大幅に変化する場合において、比較的長いタイムマージンの条件でも制御性能を改善できることを示した。

既存手法として示したEDT-MPCとの計算時間の比較から、ESN-MPCでは、タイムマージンの設定値によらず同程度の平均計算時間となったことに対し、EDT-MPCでは、人工デッドタイムの増加とともに平均計算時間が長くなる傾向を確認した。これにより、ESN-MPCは既存手法として示したEDT-MPCと比較して計算時間が短く抑えられ、実用上の優位性があることを示した。さらに、ESN-MPCを使用し、HEV駆動系において設計変数による制御性能の比較と設計パラメータ変更の妥当性について評価することにより、設計仕様の初期検討においても提案手法の活用が可能であることを示

した。

これらの結果から、ESNによって得られた予測波形を使用することにより、提案するESN-MPCは未来のタイミングにおける予測制御に適用が可能であり、既存のモデル予測制御手法と比較して実用上の優位性があることを示した。

(5) 自己組織化マップを用いた分割学習法によるモデル予測制御

第5章では、SOMを用いたクラスタリングを波形の前処理に施す手法を提案手法2 (SOM-MPC)として提案し、その制御性能について検証した。SOM-MPCでは、ESNによる波形学習を各クラスター毎に行うことで、制御性能の低下を抑制しつつ追加学習を行うことをねらいとし、エンジン始動時と2気筒および4気筒休止による3種類のトルクパターンを評価条件として、第4章で評価したESN-MPCとの性能比較を行った。その結果、エンジン始動時と2種類の気筒休止の条件において、SOM-MPCは目標トルクに追従しつつトルク振動を低減できる良好な制御性能が得られることを確認した。また、ESN-MPCとの比較から、SOM-MPCはタイムマージンの増加に伴う制御性能の低下を抑制することを確認し、その有効性を示した。

このことから、外生入力が必要な精度で観測および予測が可能であることや、タイムマージンの範囲内で所定の制御性能が得られるなど必要な条件を満たす場合、SOM-MPCを用いることにより制御周期が短く従来手法では適用が困難な制御対象にもMPCが適用できる可能性を示した。

以上のように、本論文では、ESNを用いた外生入力の予測モデルをHEV駆動系のアクティブ制振制御としてモデル予測制御に組み込む方法について述べ、その適用例を数値シミュレーションにより示した。また、本研究では、通常モデル予測制御が持つ計算時間に関する本質的な課題について、その解決法を検討した。最適化問題を制御周期内で解けない場合、実システムへの適用が困難となるこの課題に対して、あらかじめ求めておいた制御入力を必要となる時刻に出力することで、設定された制御周期内で最適化計算が完了しない場合においても、モデル予測制御の適用が可能となるのではないかという仮説に基づき、提案モデルを検討した。

本研究では、ESNを用いた波形予測モデルと、モデル予測制御を組み合わせた新規のアクティブ制振手法としてSOM-MPCを提案した。提案するSOM-MPCでは、検証に用いたシステムにおいて、タイムマージンの適切な設定範囲内での良好な制振性能を確認することにより、上述の仮説について検証することができた。計算時間に関するこの課題の解決は、実問題へのモデル予測制御への適用について、従来方法では適用できなかった制御対象に対しても適用の可能性が広げられるため、産業上のモデル予測制御の適用範囲をさらに拡張することが期待できる。

提案した手法は、HEV駆動系のアクティブ制振制御に留まらず、モデル予測制御の適用範囲の拡張により、あらゆるプロセスに関わる最適な運用を担う産業の発展に寄与し、持続可能な社会の実現および経済の発展の礎となる技術基盤として貢献することができるものと考えられる。

今後の課題としては、実エンジンにおける燃焼の制御を含む様々な条件や運転パターンの学習によりきめ細かい制御を行えるようにすることや、実機による検証を行うことなどが挙げられる。また、今後発展が期待される自動運転車では、ドライバーが運転に関与する機会が少なくなることに伴い、走行中の振動低減に対する要求が高まることが予想される。一方で、運転中のエンジンの鼓動や特有の排気音など、ドライバーの感性や官能に訴えかける価値も移動する目的のみに留まらないモビリティの魅力のひとつであるため、必要に応じた振動低減技術の選択肢の一つとして実現することが開発の課題である。今後、これらの課題についても検討していきたい。

謝 辞

本研究の実施にあたっては、多くの方々から御指導や御助言をいただきました。特に、社会人ドクターとしての受け入れから学位論文の作成を通じて、御懇篤かつ多大な御教示と御指導を賜りました高橋泰岳教授，ならびに御退官された村瀬一之教授に衷心より厚く御礼申し上げます。本論文は、福井大学大学院工学研究科総合創成工学専攻に社会人ドクターとして在籍中に実施した研究をまとめたもので、研究を支えてくださった上司や同僚，ならびに研究協力者、有益な御助言と励ましのお言葉を賜りました皆様に対し深く感謝致します。最後に、本研究と会社業務の両立を私生活の面から支えてくれた家族に心からの感謝を表し、謝辞の締めくくりとさせていただきます。

参考文献

- 1) 「自動車新時代戦略会議 中間整理 平成30年8月31日」, 2018. <http://www.meti.go.jp> [アクセス日: 2021年10月11日].
- 2) 「平成29年度石油産業体制等調査研究（我が国の自動車部門におけるエネルギー供給構造等の在り方に関する調査）」調査報告書, 2018. <http://www.meti.go.jp> [アクセス日: 2021年10月8日].
- 3) T. G. Leone and Pozar M. Fuel economy benefit of cylinder deactivation - sensitivity to vehicle application and operating constraints. SAE Transactions, Vol. 110, p. 2039–2044, 2001.
- 4) Elliott Ortiz-Soto, Andreas Müller, Robert Wang, Sascha Tews, Masaki Nagashima, Andreas Balazs, Matthew Younkins, and Matthias Thewes. 動的気筒休止を用いた均質希薄燃焼エンジンの低負荷運転領域拡大及び燃費向上. 自動車技術会論文集, Vol. 49, No. 5, pp. 907–913, 2018.
- 5) James McCarthy. Cylinder deactivation improves diesel aftertreatment and fuel economy for commercial vehicles. Proceedings of Internationales Stuttgarter Symposium, pp. 1013–1039, 2017.
- 6) Takayuki Hikita, Saori Mizuno, Takuma Fujii, Yudai Yamasaki, Takuya Hayashi, and Shigehiko Kaneko. Study on model-based control for hcci engine. IFAC-PapersOnLine, Vol. 51, No. 31, pp. 290–296, 2018. 5th IFAC Conference on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling E-COSM 2018.
- 7) Takayuki Hikita, Saori Mizuno, Yuichiro Tsumura, Tadasu Hashiguchi, Yudai Yamasaki, Sota Umahashi, Yasuto Uesugi, Qiong Ma, and Shigehiko Kaneko. Development of dynamic models for an hcci engine with exhaust gas rebreathing system. In JSAE/SAE 2015 International Powertrains, Fuels and Lubricants Meeting. SAE International, sep 2015.
- 8) V. Velayudham and S. Ravichandran. Torque converter lockup clutch slip modeling in nvh simulation. SAE Technical Paper 2021-01-0704.
- 9) H. Ogawa, E. Hayashi, O. Yoshida, Y. Hayakawa, T. Kuroyanagi, K. Ishikawa, H. Takabayashi, K. Maruo, and T. Fujii. Mechanism of shudder phenomena in torque convertor and system simulation model. SAE Technical Paper 2007-01-0243.
- 10) T. Ryu, K. Matsuzaki, T. Nakae, and Sueoka A. et al. A study on shudder in automatic transmission lock-up clutch systems and its countermeasures. SAE Technical Paper 2011-01-1509.

- 11) Rosbi Sofian, Takahiro Ryu, Kenichiro Matsuzaki, Takashi Nakae, Atsuo Sueoka, Yoshihiro Takikawa, Yoichi Ooi, and Kensaku Kawazu. Occurrence mechanism and suppression method for shudder in automatic transmission powertrain. International Journal of Automotive Engineering, Vol. 5, No. 3, pp. 91–99, 2014.
- 12) H. Martin, A. Kooy, W. Roland, and L. Viktor. Clutch disc with centrifugal pendulum absorber. Auto Tech Review, Vol. 5, No. 4, pp. 26–31, 2016.
- 13) Sungkoo Lee, Suresh Kumar Jayachandran, Yongho Jang, and Dongsoo Lee. Torsional filtration improvement with centrifugal pendulum dmf in rear wheel drive system. International Journal of Automotive Technology, Vol. 10, No. 5, pp. 917–922, 2019.
- 14) A. Kooy and R. Seebacher. Best-in-class dampers for every drive-line concept. Schaeffler Kolloquium 2018, pp. 14–160, 2018. https://www.schaeffler.com/remotemedien/media/_shared_media/08_media_library/01_publications/schaeffler_2/symposia_1/downloads_11/schaeffler_kolloquium_2018_en.pdf[アクセス日: 2021年10月11日].
- 15) Rajneesh Septa and Ravi Verma. Modeling of centrifugal pendulum vibration absorber(cpva) in matlab. International Research Journal of Engineering and Technology, Vol. 04, No. 04, pp. 2333–2336, 2017.
- 16) 野田ほか. 新型ガソリンエンジン「skyactiv-g 2.5 気筒休止」の開発. マツダ技報, No. 34, pp. 35–40, 2017.
- 17) M. Rao and C. Sujatha. Design of centrifugal pendulum vibration absorber to reduce the axial vibration of rotating shafts for multiple orders. SAE Int. J. Passeng. Cars, Vol. 13, No. 2, pp. 81–105, 2020.
- 18) W. Reik. Using unconventional means to design new products. Schaeffler Kolloquium 2010, 2010. <https://vdocuments.mx/schaeffler-kolloquium-2010-25-en.html>[アクセス日: 2021年10月15日].
- 19) S. V. Gusev, W. Johnson, and J. Miller. Active flywheel control based on the method of moment restrictions. Proceedings of the American Control Conference, Vol. 5, pp. 3426–3430, 1997.
- 20) M. Beuschel, M. Rau, and D. Schroder. Adaptive damping of torque pulsation using a starter generator-opportunities and boundaries. Conference Record of the 2000 IEEE Industry Applications Conference, 2000.

- 21) Tito L.M. Santos, Daniel Limon, Julio E. Normey-Rico, and Teodoro Alamo. On the explicit dead-time compensation for robust model predictive control. Journal of Process Control, Vol. 22, No. Issue 1, pp. 236–246, 2012.
- 22) Truc Pham, Robert Seifried, and Christian Scholz. Anti-jerk control of a parallel hybrid electrified vehicle with dead time. IFAC-PapersOnLine, Vol. Volume 50, No. Issue 1, pp. 966–971, 2017.
- 23) R. S. Vadamalu and C. Beidl. Mpc for active torsional vibration reduction of hybrid electric powertrains. 8th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control AAC 2016, Vol. 49, No. 11, pp. 756–761, 2016.
- 24) A. Draeger, S. Engell, and H. Ranke. Model predictive control using neural networks. IEEE Control Systems Magazine, Vol. 15, No. 5, pp. 61–66, 1995.
- 25) N. Lanzetti, Y. Z. Lian, A. Cortinovis, L. Dominguez, M. Mercangöz, and C. Jones. Recurrent neural network based mpc for process industries. 2019 18th European Control Conference (ECC), pp. 1005–1010, 2019.
- 26) Boyang Zhang, Xiuxia Sun, Shuguang Liu, and Xiongfeng Deng. Recurrent neural network-based model predictive control for multiple unmanned quadrotor formation flight. International Journal of Aerospace Engineering, No. 7272387, 2019.
- 27) Y. Pan and J. Wang. Model predictive control of unknown nonlinear dynamical systems based on recurrent neural networks. IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 59, No. 8, pp. 3089–3101, 2012.
- 28) K. Xiang, B. N. Li, L. Zhang, M. Pang, M. Wang, and X. Li. Regularized taylor echo state networks for predictive control of partially observed systems. IEEE Access, Vol. 4, pp. 3300–3309, 2016.
- 29) Zhouhua Peng, Jun Wang, and Dan Wang. Distributed containment maneuvering of multiple marine vessels via neurodynamics-based output feedback. IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 64, No. 5, pp. 3831–3839, 2017.
- 30) Agostinho Plucenio, Daniel J. Pagano, Augusto Bruciapaglia, and Julio Elias Normey-Rico. A practical approach to predictive control for nonlinear processes. IFAC Proceedings Volumes, Vol. 40, pp. 210–215, 2007.
- 31) Jean P. Jordanou, Eduardo Camponogara, Eric Aislan Antonelo, and Marco Aurelio Schmitz Aguiar. Nonlinear model predictive control of an oil well with echo state networks. IFAC-PapersOnLine (3rd IFAC Workshop on Automatic Control in Offshore Oil and Gas Production OOGP 2018), Vol. 51, pp. 13–18, 2018.

- 32) Huaguang Zhang, Chong Liu, Hanguang Su, and Kun Zhang. Echo state network-based decentralized control of continuous-time nonlinear large-scale interconnected systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, pp. 1–11, 2020.
- 33) Chong Liu, Huaguang Zhang, Yanhong Luo, and Hanguang Su. Dual heuristic programming for optimal control of continuous-time nonlinear systems using single echo state network. IEEE Transactions on Cybernetics, pp. 1–12, 2020.
- 34) J. Richalet, A. Rault, J.L. Testud, and J. Papon. Model algorithmic control of industrial processes. IFAC Proceedings Volumes, Vol. 10, No. 16, pp. 103–120, 1977. Preprints of the 5th IFAC/IFIP International Conference on Digital Computer Applications to Process Control, The Hague, The Netherlands, 14-17 June, 1977.
- 35) Charles R. Cutler and Brian L. Ramaker. Dynamic matrix control—a computer control algorithm. IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 17, p. 72, 1979.
- 36) 大塚敏之. モデル予測制御 (発展編; 初学者のための図解でわかる制御工学 ii). システム／制御／情報, Vol. 56, No. 6, pp. 310–312, 2012.
- 37) J.M. Maciejowski. Predictive control with constraints. Pearson Education Limited, 2002.
- 38) 大嶋正裕, 加納学. モデル予測制御-iv-制約付きのモデル予測制御. システム／制御／情報, Vol. 46, No. 11, pp. 702–708, 2002.
- 39) Toshiyuki Ohtsuka. A continuation/gmres method for fast computation of nonlinear receding horizon control. Automatica, Vol. 40, No. 4, pp. 563–574, 2004.
- 40) M. Nanao and T. Ohtsuka. Nonlinear model predictive control for vehicle collision avoidance using C/GMRES algorithm. In 2010 IEEE International Conference on Control Applications, pp. 1630–1635, 2010.
- 41) Ningyuan Guo, Xudong Zhang, Yuan Zou, Basilio Lenzo, Tao Zhang, and Dietmar Göhlich. A fast model predictive control allocation of distributed drive electric vehicles for tire slip energy saving with stability constraints. Control Engineering Practice, Vol. 102, p. 104554, 2020.
- 42) 大塚編著, 浜松, 永塚, 川邊, 向井, M.A.S.Kamal, 西羅, 山北, 李, 橋本共著. 実時間最適化による制御の実応用. コロナ社, 2015.
- 43) Masayuki Fujita, Hiroyuki Kawai, and Mark W. Spong. Passivity-based dynamic visual feedback control for three-dimensional target tracking: Stability and l2-gain performance analysis. IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 15, No. 1, pp. 40–52, 2007.

- 44) 氷野康平, 橋本智昭, 大塚敏之. タイヤカの飽和と荷重移動を伴う四輪車両の非線形モデル予測制御. 計測自動制御学会論文集, Vol. 50, No. 5, pp. 432–440, 2014.
- 45) Quan Yuan, Jingyuan Zhan, and Xiang Li. Outdoor flocking of quadcopter drones with decentralized model predictive control. ISA Transactions, Vol. 71, pp. 84–92, 2017. Special issue on Distributed Coordination Control for Multi-Agent Systems in Engineering Applications.
- 46) Yi Feng, Cong Zhang, Stanley Baek, Samir Rawashdeh, and Alireza Mohammadi. Autonomous landing of a UAV on a moving platform using model predictive control. Drones, Vol. 2, No. 4, 2018.
- 47) T. Keviczky and G. J. Balas. Receding horizon control of an f-16 aircraft: A comparative study. In 2003 European Control Conference (ECC), pp. 2656–2661, 2003.
- 48) Jinbo Wang, Naigang Cui, and Changzhu Wei. Optimal rocket landing guidance using convex optimization and model predictive control. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, Vol. 42, No. 5, pp. 1078–1092, 2019.
- 49) Carlo Alberto Pascucci, Samir Bennani, and Alberto Bemporad. Model predictive control for powered descent guidance and control. In 2015 European Control Conference (ECC), pp. 1388–1393, 2015.
- 50) S. Joe Qin and Thomas A. Badgwell. A survey of industrial model predictive control technology. Control Engineering Practice, Vol. 11, No. 7, pp. 733–764, 2003.
- 51) 藤井卓, 小野貴継, 井上 弘士他. モデル予測制御を対象としたメニーコアプロセッサ向け投機実行法の制御性能評価. 電子情報通信学会技術研究報告 = IEICE technical report : 信学技報, Vol. 115, No. 398, pp. 49–54, 2016.
- 52) M. Nanao and T. Ohtsuka. Nonlinear model predictive control for vehicle collision avoidance using C/GMRES algorithm. In 2010 IEEE International Conference on Control Applications, pp. 1630–1635, 2010.
- 53) Chao Shen, Brad Buckham, and Yang Shi. Modified C/GMRES algorithm for fast nonlinear model predictive tracking control of AUVs. IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 25, No. 5, pp. 1896–1904, 2017.
- 54) Tong Wang, Huijun Gao, and Jianbin Qiu. A combined adaptive neural network and nonlinear model predictive control for multirate networked industrial process control. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Vol. 27, No. 2, pp. 416–425, 2016.

- 55) Yunpeng Pan and Jun Wang. Model predictive control of unknown nonlinear dynamical systems based on recurrent neural networks. IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 59, No. 8, pp. 3089–3101, 2012.
- 56) Lei Li, B. Aditya Prakash, and Christos Faloutsos. Parsimonious linear fingerprinting for time series. Proc. VLDB Endow., Vol. 3, No. 1–2, p. 385–396, September 2010.
- 57) Yufei Tao, Christos Faloutsos, Dimitris Papadias, and Bin Liu. Prediction and indexing of moving objects with unknown motion patterns. In Proceedings of the 2004 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD '04, p. 611–622, New York, NY, USA, 2004. Association for Computing Machinery.
- 58) Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber. Long short-term memory. Neural computation, Vol. 9, No. 8, p. pp.1735–1780, 1997.
- 59) 犬伏正信, 吉村和之. リザーバーコンピューティングに適した力学系の特性と構造. 電子情報通信学会誌, Vol. 102, No. 2, pp. 114–120, 2019.
- 60) Kohei Nakajima. Physical reservoir computing—an introductory perspective. Japanese Journal of Applied Physics, Vol. 59, No. 6, p. 060501, may 2020.
- 61) H. Jaeger. The ”echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks. GMD Report 148, German National Research Center for Information Technology, 2001.
- 62) W. Maass, T. Natschläger, and H. Markram. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations. Neural Computation, Vol. 14, No. 11, pp. 2531–2560, 2002.
- 63) 大塚敏之. 実時間最適化の考え方と応用. 横幹連合コンファレンス予稿集, Vol. 2017, pp. B–4–5, 2017.
- 64) 申鉄龍, 大島明. 自動車エンジンのモデリングと制御. コロナ社, 2011.
- 65) 佐々修一. カルマンフィルタのノイズ共分散の不確定性に対するロバスト性. 計測自動制御学会論文集, Vol. 29, No. 11, pp. 1293–1301, 1993.
- 66) M. Diehl, H. G. Bock, J. P. Schöder, R. Findeisen, Z. Nagy, and F. Allgöwer. Real-time optimization and nonlinear model predictive control of processes governed by differential-algebraic equations. Journal of Process Control, Vol. 12, No. 4, pp. 577–585, 2002.
- 67) C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams. Gaussian Processes for Machine Learning. Massachusetts Institute of Technology, 2006.

- 68) 中村勝敏, 茂木克也, 大熊悟, 古川卓儀. 可変圧縮比エンジン用マルチリンク式クラック機構のリンク連成挙動の解析と設計への応用. 自動車技術会論文集, Vol. 52, No. 4, pp. 839–844, 2021.
- 69) 栗林定友, 小松原英範. 新しい可変圧縮比エンジン機構の研究・開発 (第2報, 可変圧縮比エンジン機構の力学解析および振動実験). 日本機械学会論文集, Vol. 85, No. 870, pp. 18–00222–18–00222, 2019.
- 70) C.F. Aquino. Transient A/F control characteristics of the 5 liter central fuel injection engine. In SAE International Congress and Exposition. SAE International, feb 1981.
- 71) 吉田正武. 最適点火時期の熱力学的解析: 第4報, 出力過程の冷却損失および排気損失と点火時期との関係. 日本機械学会論文集 B編, Vol. 64, No. 625, pp. 3098–3105, 1998.
- 72) 宋載翼, 小栗康文, 吉田正武, 本望行雄, 五味努. 混合気中の湿度が燃焼におよぼす影響: 第2報, 燃焼期間および点火遅れにおよぼす影響. 日本機械学会論文集 B編, Vol. 54, No. 498, pp. 478–483, 1988.
- 73) 古濱庄一著. 内燃機関工学. 産業図書, 1970.
- 74) Liuping Wang and Lu Gan. Gain scheduled continuous-time model predictive controller with experimental validation on ac machine. International Journal of Control, Vol. 86, No. 8, pp. 1438–1452, 2013.
- 75) 井山仁志, 須田貴俊, 西頭昌明, 瀬戸洋紀, 向井正和, 滑川徹. ゲインスケジューリングモデル予測制御による HEV の燃費最適化. 計測自動制御学会論文集, Vol. 52, No. 1, pp. 1–10, 2016.
- 76) Shinnosuke Nomura, Yasutake Takahashi, Katsuya Sahashi, Shota Murai, Masayuki Kawai, Yoshiaki Taniai, and Tomohide Naniwa. Power assist control based on human motion estimation using motion sensors for powered exoskeleton without binding legs. Applied Sciences, Vol. 9, No. 1, 2019.
- 77) Teuvo Kohonen. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological Cybernetics, Vol. 43, No. 1, pp. 59–69, 1982.
- 78) Merja Oja, S. Kaski, and T. Kohonen. Bibliography of self-organizing map (SOM) papers: 1998-2001 addendum. Neural Computing Surveys, Vol. 3, pp. 1–156, 2003.
- 79) Teuvo Kohonen. Essentials of the self-organizing map. Neural Networks, Vol. 37, pp. 52–65, 2013. Twenty-fifth Anniversary Commemorative Issue.

- 80) 阿部貴志, 金谷重彦, 木ノ内誠, 池村淑道. ゲノム dna 配列に潜んでいる生物種の個性を明らかにする新規な統計数理的手法. 統計数理, Vol. 52, No. 1, pp. 207–215, 1 2004.
- 81) S. Lloyd. Least squares quantization in PCM. IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 28, No. 2, pp. 129–137, 1982.

付 録

- 学術雑誌掲載論文

- [1] H. Ogawa and Y. Takahashi : Echo State Network Based Model Predictive Control for Active Vibration Control of Hybrid Electric Vehicle Powertrains, Applied Sciences, Vol.11, 6621 (2021).
- [2] 小川 英樹, 高橋 泰岳 : リザーバーコンピューティングを用いたモデル予測制御による HEV パワートレインのアクティブ制振制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.58, No.9, (2022 年 9 月掲載予定).