



【MATLAB EXPO2023】1D解析における AIサロゲートモデルの適用

株式会社SUBARU 車両環境開発部

小杉寛明

2023.5.31

◆会社紹介

株式会社SUBARU

代表者 中村知美(2023年5月時点)
所在地 東京都渋谷区恵比寿1-20-8(本社)
設立 1953年7月
資本金 153,895百万円(2022年3月31日現在)
従業員数 16,961人(単独、2022年3月31日現在)
事業内容

航空宇宙カンパニー



SUBARU CORPORATION

自動車事業



SUBARUは、「安心と楽しさ」の提供を通じて、お客様から共感され、信頼していただける存在となることを目指しています

| アジェンダ

- ◆背景、目的
- ◆油圧システムの1D解析
- ◆AIサロゲートモデルの適用
- ◆効果検証
- ◆まとめ、今後の展望

◆背景、目的

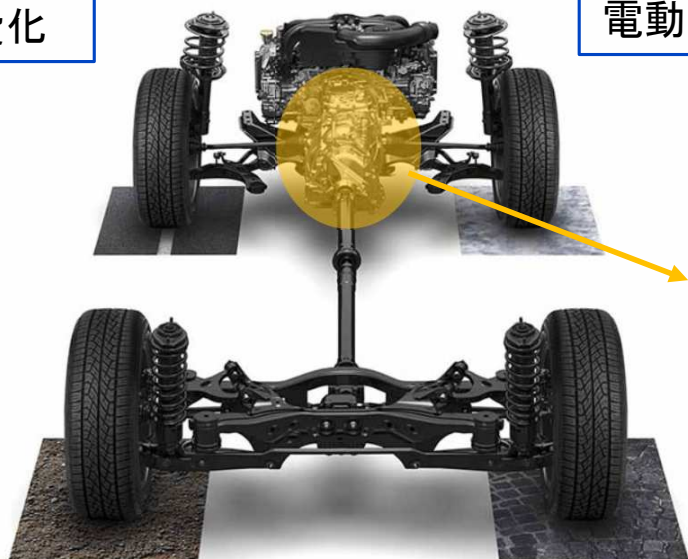
- ✓ 自動車の性能要件は年々高度化しており、設計項目も多岐に渡る
- ✓ 高精度、かつ高効率で設計出来る手法の確立が必要←大きな目的

動力性能向上

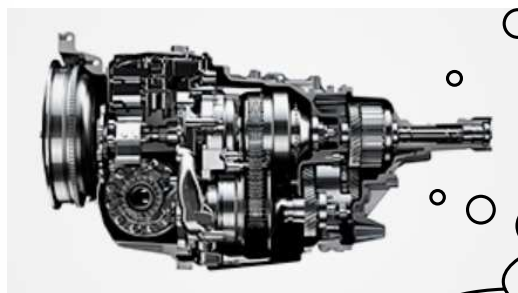
低騒音化

省燃費化

電動化



車両イメージ



オートマチック
トランスミッション

アクチュエータ選定、耐久性、
レイアウト、コスト、質量・・・



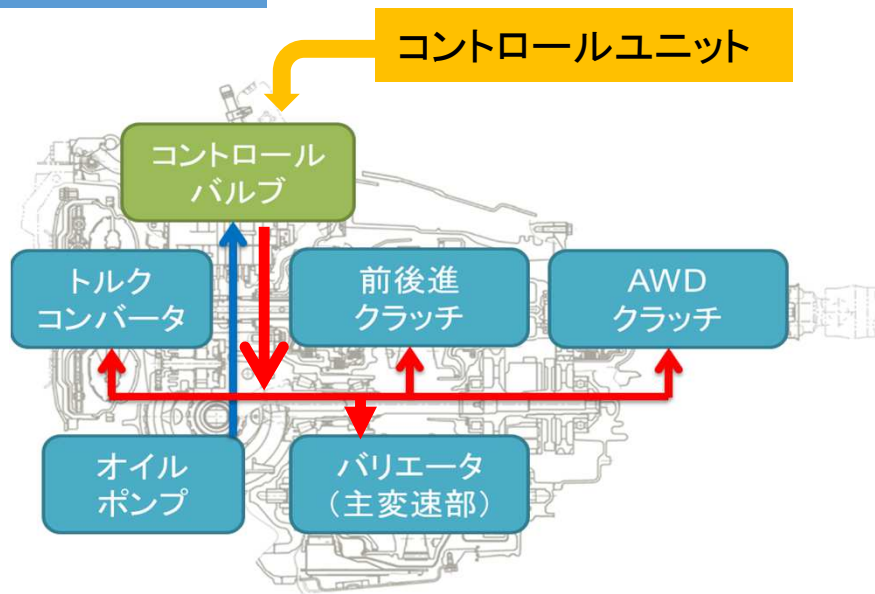
高精度で高効率
な設計手法が
求められる

トルク、油温、油圧、車速、路面状況
アクセル開度、変速線・・・

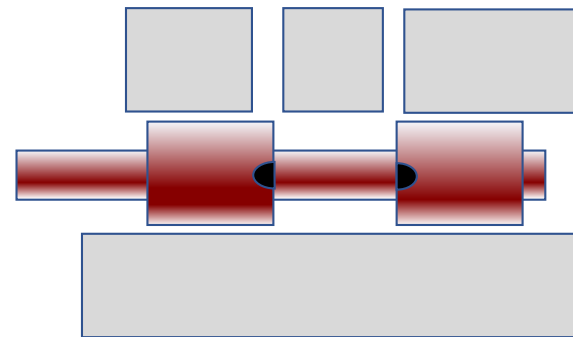
◆油圧システム 1D解析

- ✓ トランスミッションの油圧制御は、1D解析ツールにて設計検討を行っている
- ✓ 過渡を含めた油圧挙動の再現には詳細な物理モデルが必要で、**計算時間の長さが課題**

車両システム



油圧制御系プラントモデルイメージ(中容量CVT)



- <織り込み項目(例)>
- ・スプール形状 (ノッチ、ラップ量)
 - ・クリアランス
 - ・偏芯、流体力
 - ・油圧室の剛性
 - ・コイルばね、皿ばね etc..

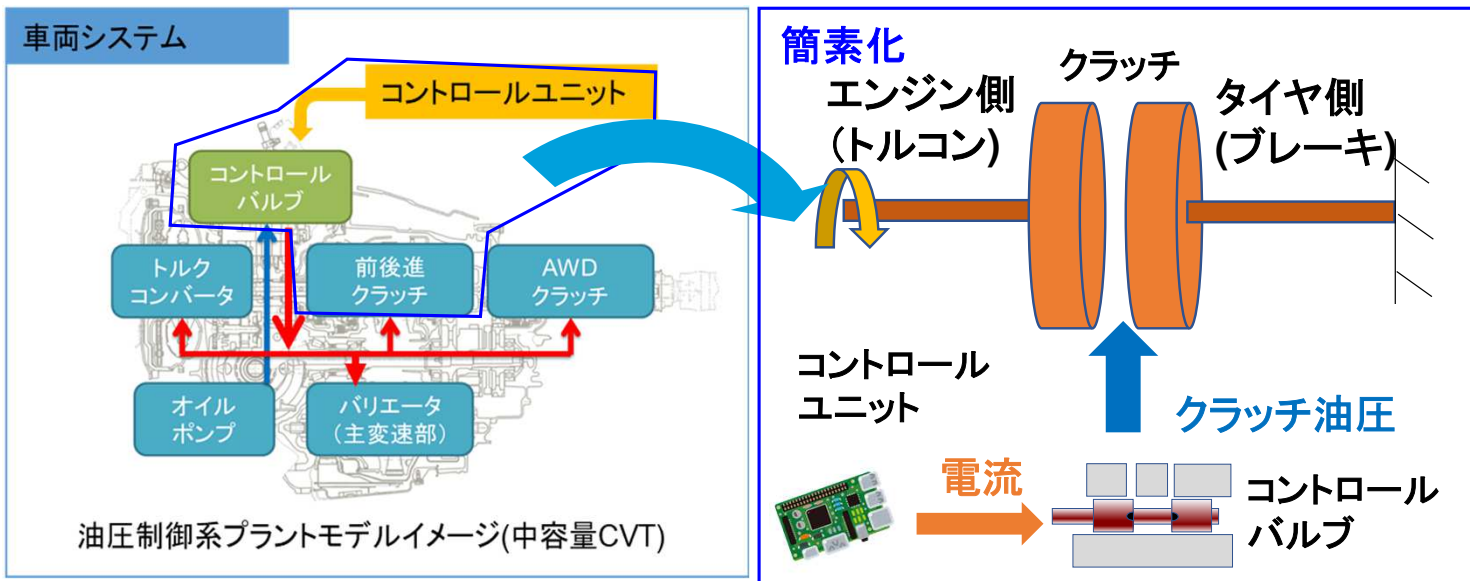
コントロールバルブイメージ図

油圧解析には大規模かつ、詳細物理モデルが必要
→計算時間が長くなる

◆油圧システム 1D解析 対象

- ✓ 1D解析の対象として、AT車Dレンジセレクト時の油圧制御システムを題材とした
- ✓ セレクト時の油圧は過渡現象、かつ背反性能の両立が必要で制御難易度が高い

[AT車Dレンジセレクト 油圧システム概要]



ショック大: 油圧上昇が早い



背反性能



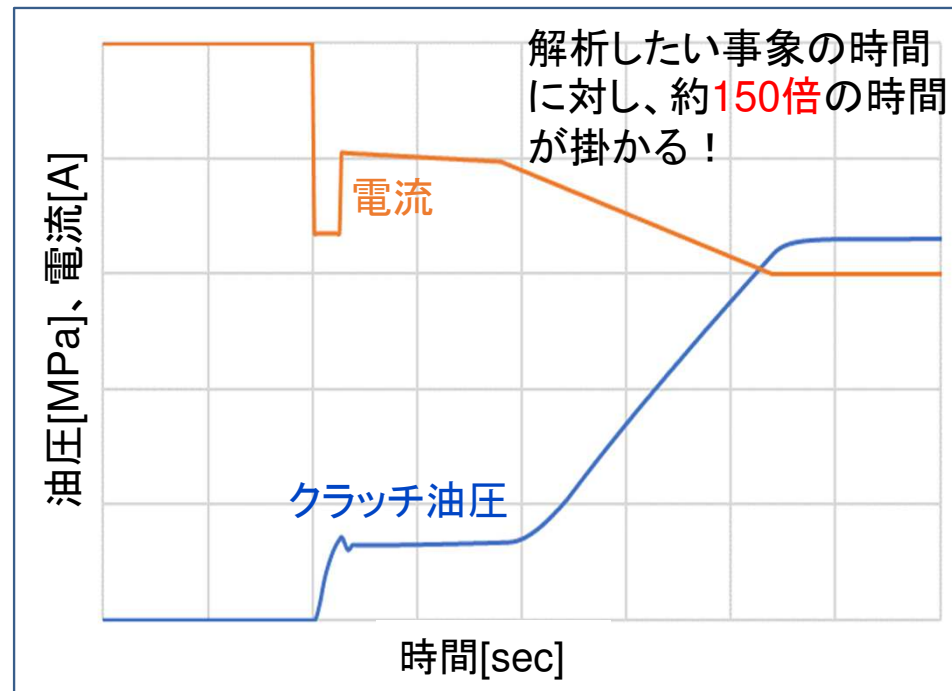
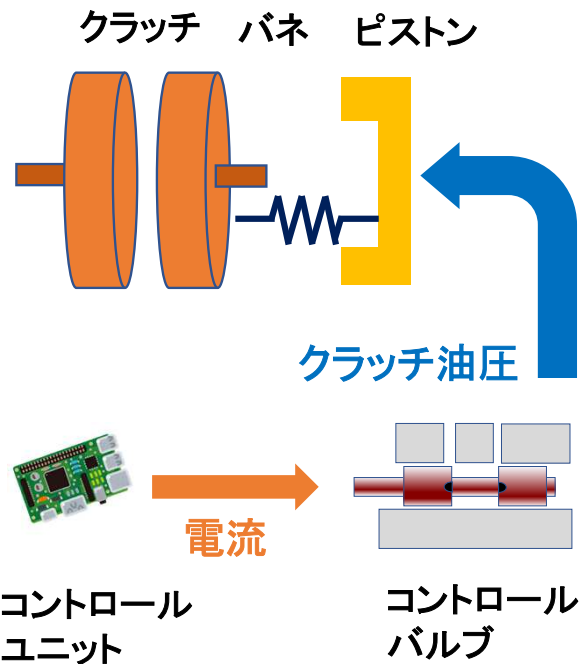
ラグ大: 油圧上昇が遅い



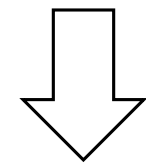
回転差のあるエンジン軸とタイヤ軸をクラッチで分断
⇒Dレンジをセレクトすると油圧が上昇し、クラッチを締結

◆油圧システム 1D解析 困り事

- ✓ 1Dモデルの油圧制御部は計算負荷が高く、開発検討ツールとしては非効率
- ✓ 波形精度を担保しつつ、計算負荷を低減するため、AIサロゲートモデルを適用する



数千の膨大な設計因子を
パラメトリックスタディするには
非効率。解析したい事象の
時間(数秒程度)で解析したい



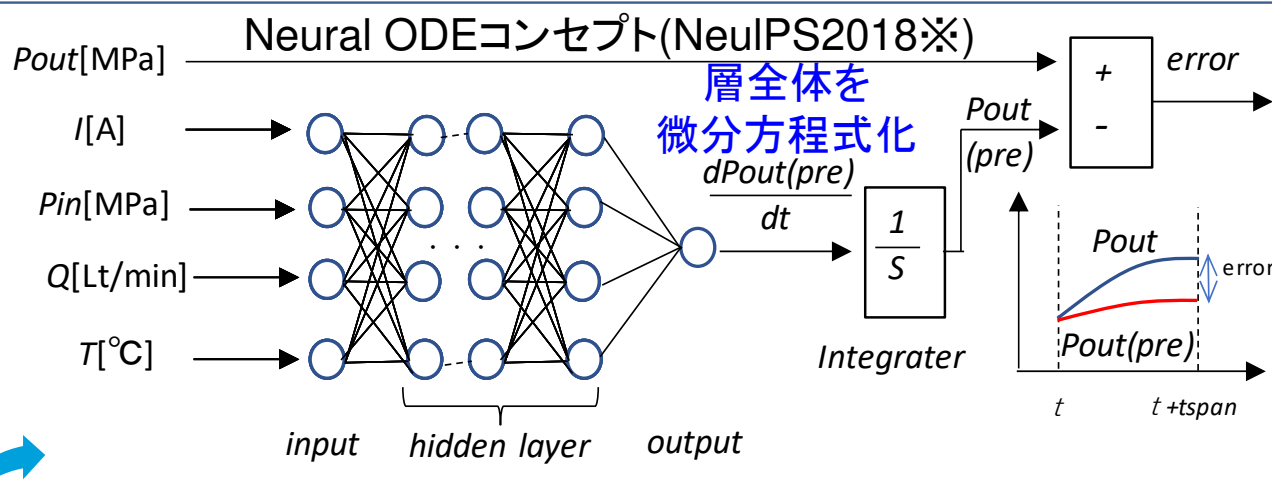
バルブ + ピストン
⇒ AIサロゲート化

クラッチ油圧制御系模式図

電流-クラッチ油圧応答性1D解析結果波形

◆ AIサロゲートモデルの適用

- ✓ AIモデルとしては、過渡の物理現象の予測に強いNeural ODEを採用
- ✓ 任意の電流、油温、元圧で波形再現が可能なモデル構築を行った

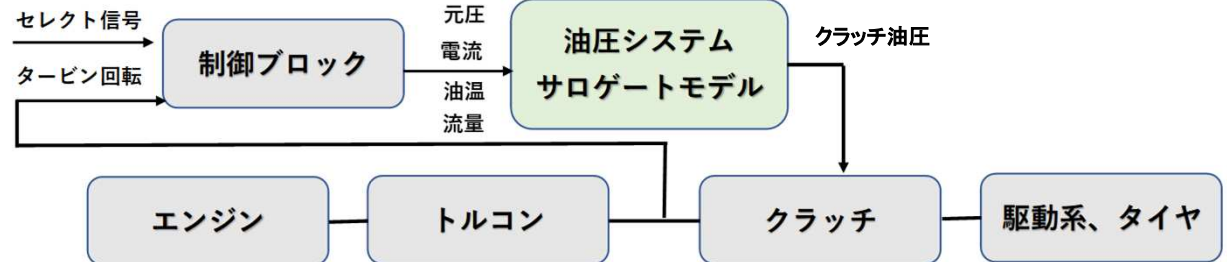
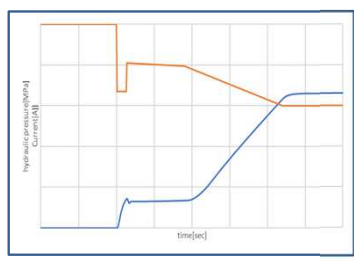


※主な記号
 $Pout$:クラッチ油圧、 I :電流、 Pin :元圧、 Q :流量、 T :油温、 $Pout(pre)$:クラッチ油圧予測値、 $tspan$:予測区間
 input:入力層、hidden layer:隠れ層、output:出力層

・波形精度担保
 ・計算負荷低減
 の両立を狙う！

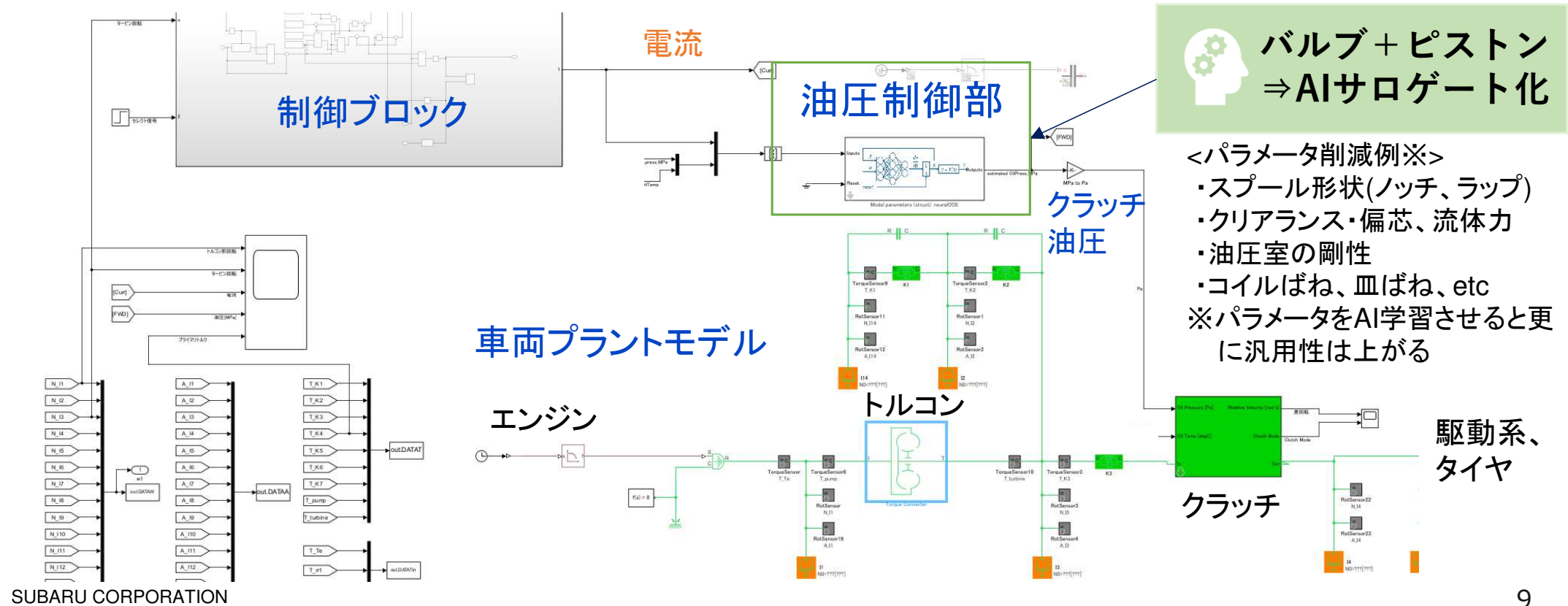
AIサロゲート化

学習データとしては電流、油温などの条件を振った1D解析結果(630水準、約180万行分)のデータを用意



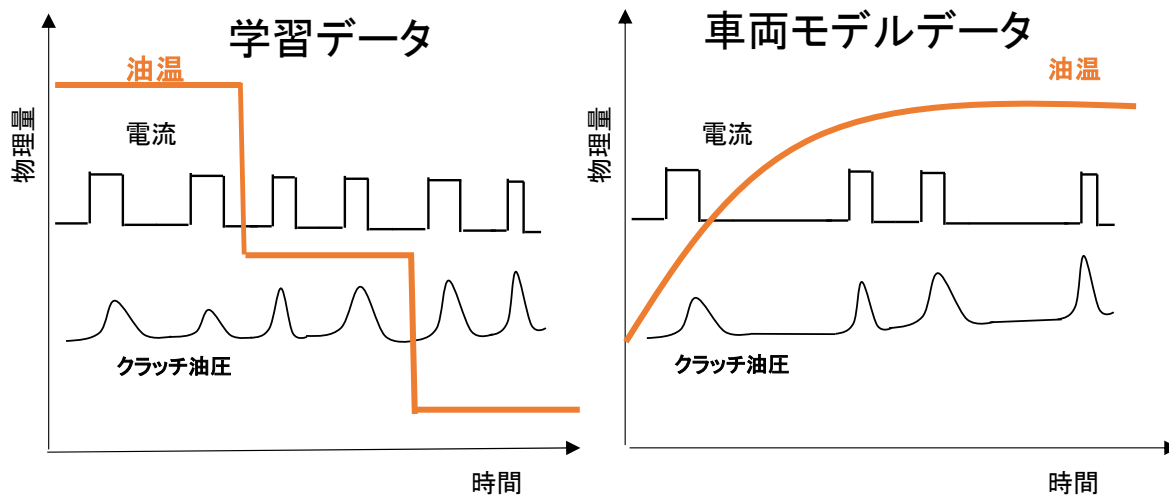
◆AIサロゲートモデルの適用 モデル全体像

- ✓ セレクト制御の検討用モデルは、すべてMATLAB®にて構築
- ✓ 油圧制御部はコンポーネント/パラメータ数が大幅に減少し、計算高速化に貢献

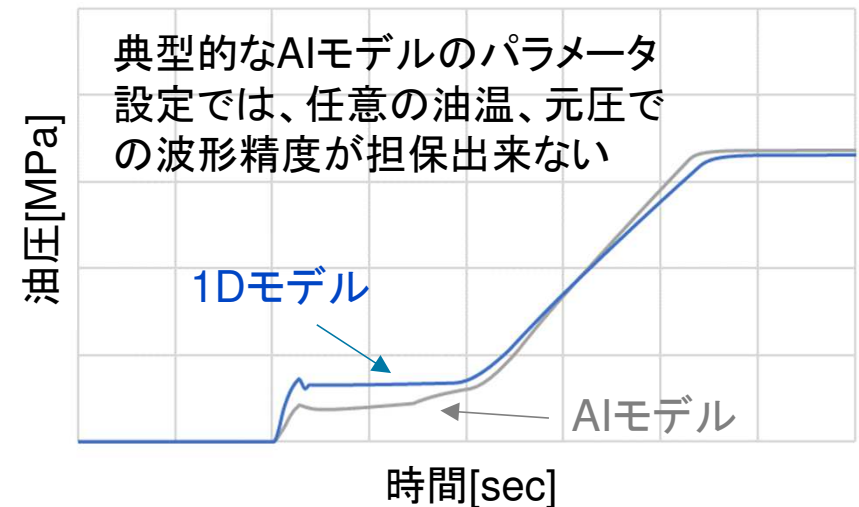


◆AIサロゲートモデルの適用 課題

- ✓ 車両モデルへの適用に際して、サロゲートモデルの波形精度不良が発生
- ✓ 時々刻々と境界条件が変化する車両モデルで波形精度を担保出来ないのが課題



境界条件差のイメージ



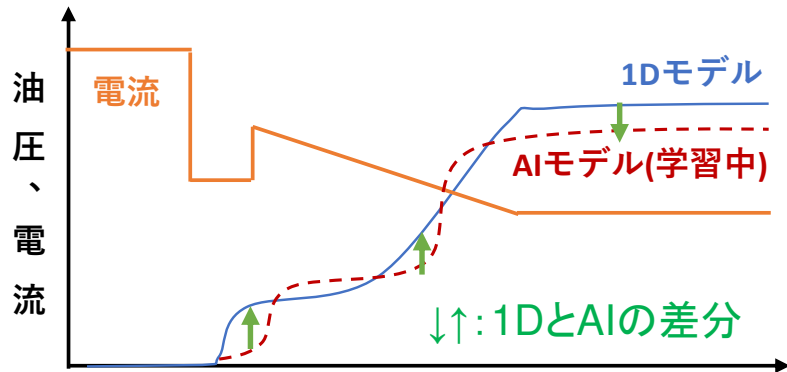
- ・学習データは油温、元圧一定で特性を取得(依存性)。
- 一方、車両モデルは運転状態で時々刻々と変化する。
- ・全油温、全元圧の学習データ準備は、現実的で無い。

波形精度不良が発生する
原因分析を行い、対策を行う

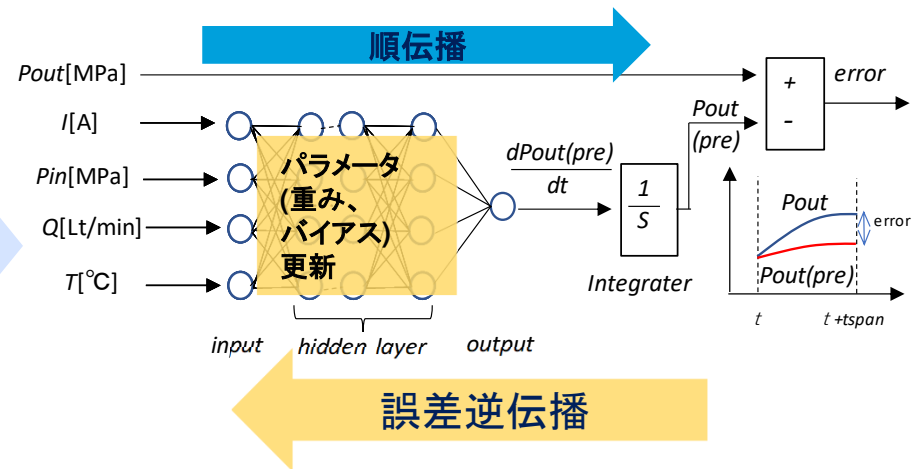
◆ AIサロゲートモデルの適用 原因分析

- ✓ 精度不良の原因は依存項の更新回数が少なく、勾配消失に至っていると推定
- ✓ 依存項の勾配消失を防ぐハイパーパラメータ(詳細後述)を検討し、対策を行った

[Neural ODEパラメータ更新のイメージ]



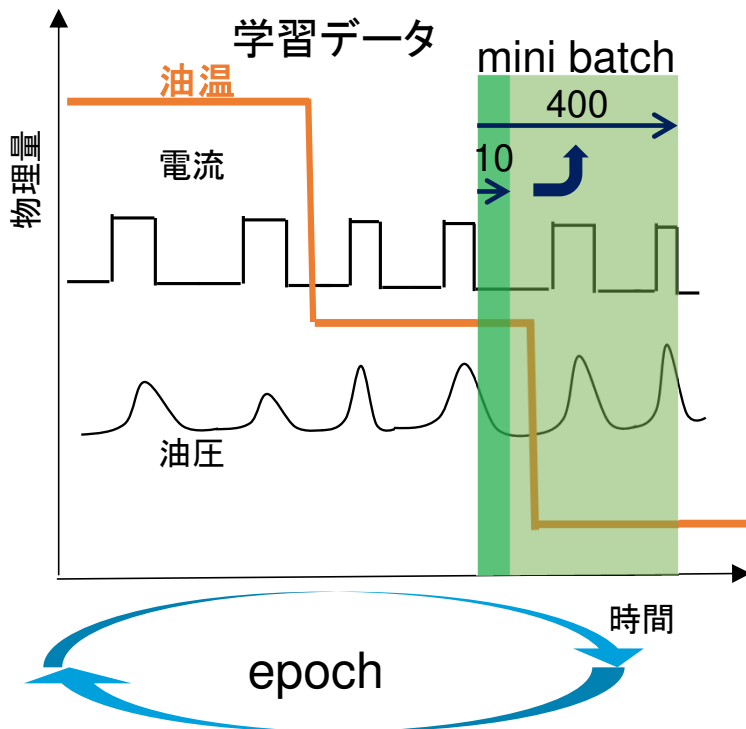
差分を
最小化



Neural ODEは誤差逆伝播時に指定した区間で都度パラメータが更新されるため、その間で一定の値が入力される油温や元圧(依存項と定義)の勾配は消失しやすいと推定。

◆AIサロゲートモデルの適用 対策方法

- ✓ 依存項のパラメータ更新機会を増やすため、epoch数の増加とmini batchを拡げた
- ✓ 隠れ層は2重化することで、波形精度と学習効率向上の両立を図った



ハイパーパラメータ設定のイメージ

SUBARU CORPORATION

・学習時の全データ使用回数を指定するepoch数を増加、かつランダムにデータを抽出するmini batchを拡げて、パラメータ更新機会を増やした。

・波形精度に影響のあるが背反も大きい隠れ層(hidden layer)は、層自体は微増に留めつつ、2重化することで、波形精度担保と学習効率向上の両立を図った。

・最終的に設定したハイパーパラメータは以下となる。

Table 1 Hyper parameter

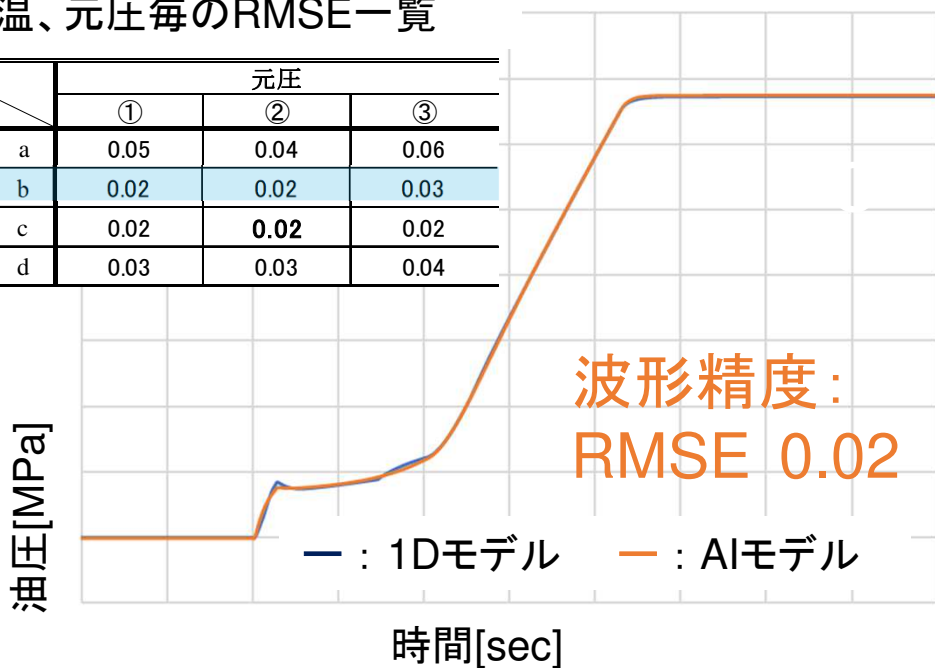
Parameter	Initial	Update
epoch	100	1000
mini batch	10	400
hidden layer1	16	50
hidden layer2	—	20
tspan	0.05	0.05
Integrator type	Euler	Euler

◆効果検証 波形精度/計算時間

- ✓ 構築したAIモデルは任意の元圧、油温、電流にて波形再現が可能
- ✓ 油圧波形精度を担保しつつ、計算時間を大幅に削減出来た

油温、元圧毎のRMSE一覧

		元圧		
		①	②	③
油温	a	0.05	0.04	0.06
	b	0.02	0.02	0.03
	c	0.02	0.02	0.02
	d	0.03	0.03	0.04



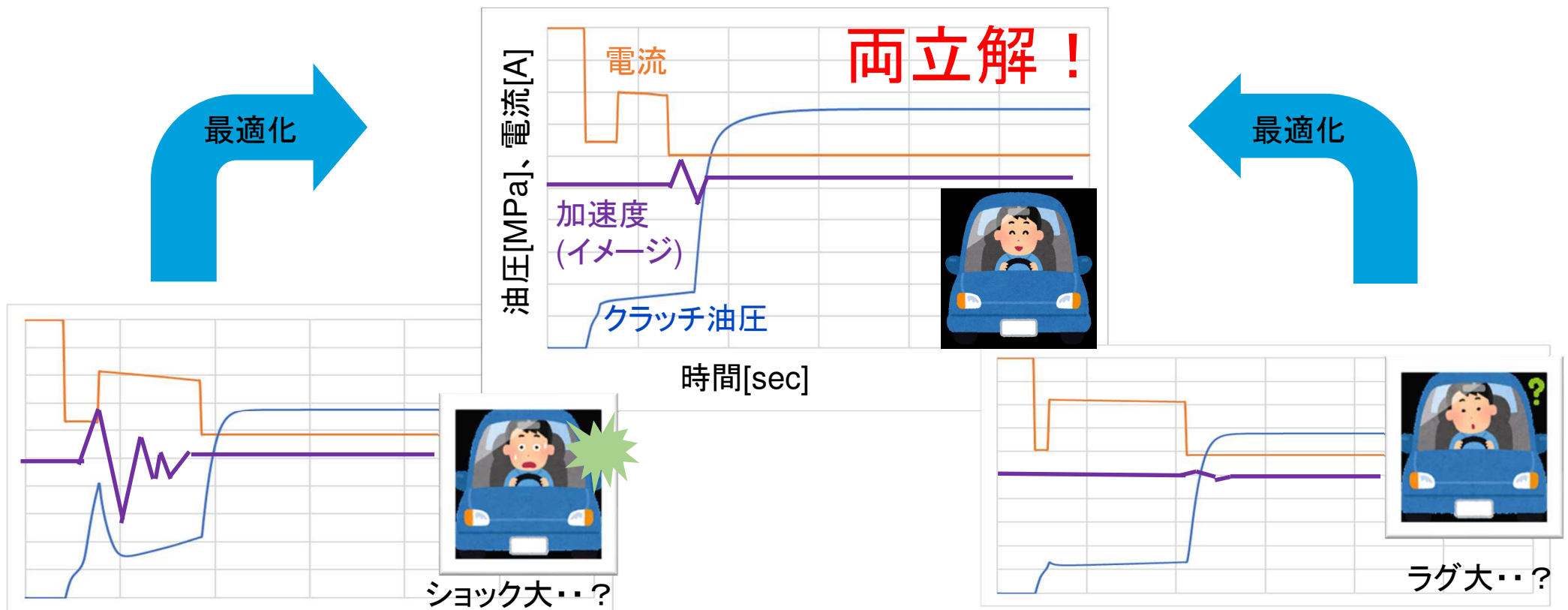
1Dモデル vs AIモデル波形比較



1Dモデル vs AIモデル計算時間比較

◆効果検証 セレクト制御

- ✓ 任意の電流で油圧を調整することで、ショック/ラグの制御が可能
- ✓ 電流波形を最適化する事で、短時間で両立解を見出す事が出来た



まとめ、今後の展望

〈まとめ〉

- ✓ 車両性能要件は年々高度化しており、設計因子を高精度かつ高効率で検討出来る手法の確立が必要となっている
- ✓ 1DモデルにAIを活用したサロゲートモデルを適用することで、波形精度を担保しつつ、計算時間を大幅に削減することが可能となる

〈今後の展望〉

- ✓ 複雑な波形を再現する必要があるが、詳細物理モデルでは計算が遅い分野(自動車開発では、プラントモデルが複雑かつ大規模になりやすい、電動車のサーマルマネージメント開発やトランスミッション制御開発など)での活用が期待される

Thank You!



SUBARU