Bayesian Active Learning の車両動的性能設計への応用

An application of Bayesian Active Learning to Vehicle dynamics performance design

○正 田島 尚史(トヨタ自動車) 正 新谷 浩平(トヨタ自動車) 正 尾越 敦貴(トヨタ自動車)
正 山本 望琴(トヨタ自動車) 岩田 基史(トヨタ自動車) 星原 光太郎(トヨタ自動車)

Hisashi TAJIMA, Toyota Motor Corporation, hisashi_tajima_aa@mail.toyota.co.jp
Kohei SHINTANI, Toyota Motor Corporation, kohei_shintani@mail.toyota.co.jp
Azuki OGOSHI, Toyota Motor Corporation, azuki_ogoshi@mail.toyota.co.jp
Mikoto YAMAMOTO, Toyota Motor Corporation, mikoto_yamamoto@mail.toyota.co.jp
Motofumi IWATA, Toyota Motor Corporation, motofumi_iwata@mail.toyota.co.jp
Kotaro HOSHIHARA, Toyota Motor Corporation, kotaro_hoshihara@mail.toyota.co.jp

Drivability is a key aspect of vehicle dynamic performance and comprehensive evaluation is necessary for ensuring drivability quality as such complicated driver operation and vehicle behavior. Furthermore, vehicle control program would be complex for safe and secure vehicle dynamic performance. This paper proposes a novel automated drivability screening system. The proposed system is composed of automated evaluation sub-system and automated exploring sub-system. The automated evaluation sub-system is drivability evaluation by using driver model and PT-VRS equipment to mimic expert driver. The automated exploring sub-system is used to explore feasible region of design space described by control parameters and simulation conditions. To show effectiveness of the proposed system, an example is demonstrated by comparison to expert driver.

Key Words: Vehicle dynamics, Drivability, Gaussian Process, Bayesian active learning, Automatic evaluation

1. 緒言

100 年に 1 度の変革期ともいわれる自動車業界では，リソーセスシフトにより既存の車両開発にも変革が求められている．ゼロ・エミッション達成車両の開発を加速させるため，個々の車両の開発期間を短縮し，リーンな開発を実現することが求められる．更に，安心・安全な車両開発のため動的性能に対する車両制御が複雑化している．

車両の動的性能の 1 つに，運転者が意図した通りに車両が動くかどうかを主観的な観点から評価する性能としてドライバビリティ(以下，ドラビリ)がある．車両開発における最終的な良否判定は，熟練ドライバーにより試作車を用いた厳しい監査を行う．その運転パターンは，ドライバーのいかなる状態・操作でも意図通りの車両挙動となるように，あらゆる走行条件を想定した網羅的な評価であるため，複雑かつ緻密な操作により行われる．この状況に対応するべく，システム開発の初期段階では，V 字開発に基づいてモデルベース開発（MBD）を用いた開発の前出しを行うことで性能品質の担保を実現している[1].

しかしながら，熟練ドライバーによる評価は性能完成度の高い開発終盤に集中し，そこでの指摘は開発のやり直しに繋がるケースが多い．また，市場における複雑かつ緻密な操作及び車両挙動を再現し，複雑化する車両制御の弱点を見つけ出すことは容易ではない．さらに，前述の通り試作車が出てくる開発終盤の指摘は開発のやり直しに繋がるため，その前段階で網羅的に開発を完了しておく必要がある．

これらの課題に対し，本研究では，ドラビリ性能の自動スクリーニングシステムを提案する．提案するシステムは，パワートレーンベンチを用いてドラビリ性能を自動評価できるシステムと，Bayesian Active Learning(BAL)を用いて制御定数の成立範囲を探索するシステムにより構成される．

2. ドライバビリティ性能の開発

車両のドラビリ性能はドライバーの運転のしやすさに直結する性能であり，外乱・操作に対し車両の反応が安定していて安心かつ意図通りで自然であるという観点で車両評価が行われる．ドラビリ現象は，アクセルとブレーキの操作に対する車速と加速度の反応であるため入出力の因子はシンプルである．しかしながら，ギヤ段やエンジン回転数などの車両の状態や，温度や路面勾配などの環境状態を考慮すると，その条件組み合わせは数百万ケースに至る．ドラビリの性能評価

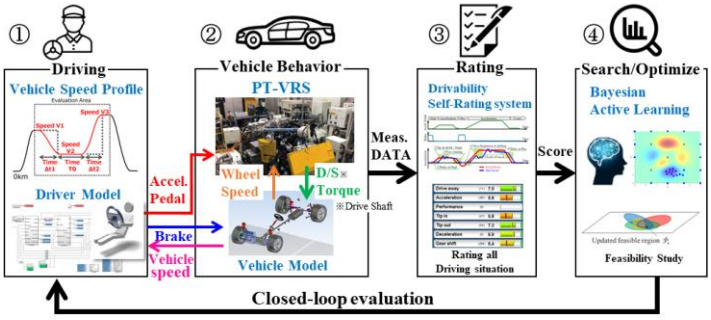

Fig.1 Drivability Automatic Screening System (DASS)

では，全ての条件を評価することは非現実的であるため，試験条件の絞り込みが必要である．しかしながら，ドラビリの現象はこれら試験条件の組み合わせの中に点在することが経験的に知られているため，条件を絞ることは容易ではない．そのため，熟練ドライバーによる経験に依存した評価条件の絞り込みが行われている．本研究では，熟練ドライバーによるドラビリ性能の評価と，評価条件の絞り込みを自動化するスクリーニングシステムを提案する．提案するシステムは，熟練ドライバーによるドラビリ評価を模擬する評価システムと，評価条件の絞り込みを模擬する探索システムで構成される．

3. ドライバビリティ性能の自動スクリーニングシステム

本研究で提案するシステムを Drivability Automatic Screening System (DASS)と呼ぶ．DASS の概要を図 1 に示す．DASS は以下の①～④の要素で構成されている．①～③は熟練ドライバーによる評価を自動化するシステムであり，④は熟練ドライバーによる評価条件の絞り込みを自動化するシステムに対応する．各要素の概要は以下の通りである．①では，熟練ドライバーによる評価を模擬するため，車速プロファイル（時間軸の車速指示値）が与えられた下で，ドライバーモデルを用いてアクセルとブレーキの操作量を自動で算出する．②では，操作に対する車両の反応を模擬するため，実物のパワートレーンと車両の MBD モデルを連成させたユニットベンチである Power-Train Virtual and Real Simulator (PT-VRS) を用いた自動計測を行う．③では，計測した車両挙動の時系列データに対して，リアルタイ

ムで自動評点システムを用いることでドライビリ現象の分類と，評点付けを自動で行う．④では，その結果に基づき BAL を用いて，次の車速プロファイルを提案する．

3.1. 車速プロファイルの設計

網羅的な操作パターンを表現するために，車速制御のドライバーモデルを活用した評価プロセスを提案する．ドライバーモデルの研究分野では，評価の目的に応じて様々な制御モデルが提案されている[2][3]．

図2にドライバーモデルに入力する車速プロファイルの概要を示す．6 つのパラメータ $\boldsymbol{x} = \{V1, V2, V3, \Delta t1, \Delta t2, T0, \Delta h\}$によって構成される．V2とV3の区間は，加速・減速区間として設計しており，V3> V2で加速，V3< V2で減速となる．また$\Delta t2$により加速・減速の緩急を表現する．V1とV2の区間は加速・減速前の走行状態を表現する部分であり，V1> V2で減速状態，V1< V2で加速状態となる．また T0は定常巡行，および過渡的な走行を表現するパラメータであり，T0 が大きいと定常巡行状態からの加速・減速が表現でき，T0 ＝0[sec]，もしくは 0[sec]に非常に近い場合，加速・減速といった過渡的な走行状態からの加速・減速となる．また一方で，パワートレーンの状態は路面勾配によっても大きく影響を受けるため，網羅的な評価において，路面勾配は重要な要素となる．そこで本システムでは車速プロファイルに加えて，路面の勾配条件Δhも考慮する．路面勾配値は車両モデル上の路面環境モデルに反映され，車両の走行負荷や車両姿勢に影響する．

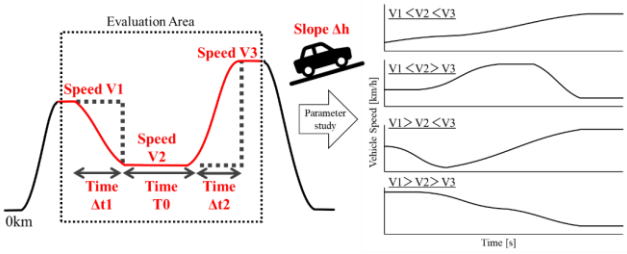

Fig.2 Vehicle speed profile

3.2. PT-VRS による自動計測

網羅的な操作パターンに対する車両挙動を精度良く再現させるため， PT-VRS を使用する[4]．PT-VRS とは，供試体となるエンジン，トランスミッション，プロペラシャフト，デファレンシャル，ドライブシャフト (D/S) までの駆動ユニット一式と，路面からタイヤへの負荷を再現する吸収・駆動モータ，モータ負荷を演算・指令するコントロールユニットが接続されるベンチ試験機である(図 3)．

ベンチ化により環境条件を一定にすることができるため，モデル化が難しい油圧や燃焼などの非線形現象の再現性が期待できる．本研究では，PT-VRS のコントロールユニットに対し，ドラビリ現象を再現するための車両モデルを接続している．吸収・駆動モータの回転軸で計測された D/S のトルク値を用い，外部車両モデルでホイール回転数と車両前後 G を演算する．演算されたホイール回転数を目標値として，コントロールユニットは吸収・駆動モータに対し，モータ負荷の指令を行う．このホイール回転数制御の概要を図 4 に示す．ホイール回転数指令と吸収・駆動モータで計測された実回転数値の差に対し，P,I ゲインを掛けて出力値を求めるフィードバック制御と，ホイール回転数指令に追従する出力値を予め指令するフィードフォワード制御を併用している．

また，第 1 節で述べた通り，PT-VRS はクローズドループによる多数の評価パターンの連続運転及び，データ品質の確保が必要となる．そこで，計測中に異常が発生した場合は速やかに運転を中断し，安全に設備を停止させるためのインターロック(以下，I/L)システムが必要となる．提案システムでは，各異常のモードに対しセンサの計測値や

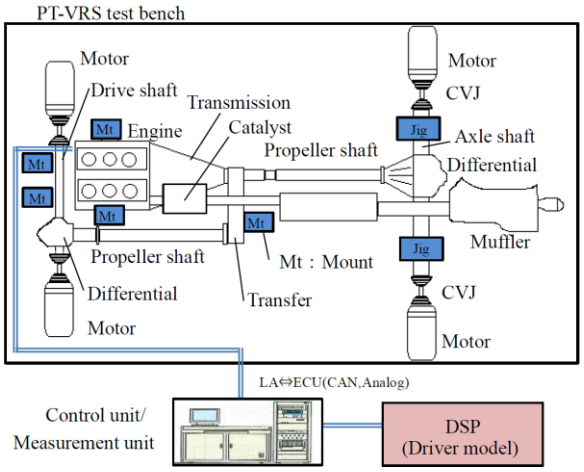

Fig.3 Power-Train Virtual and Real Simulator (PT-VRS)

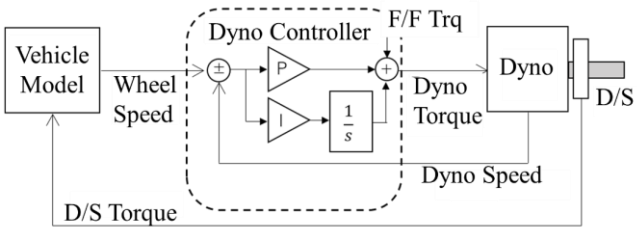

Fig.4 Motor Controller

指令値，各システムのステータスフラグを常にコントロールユニットでモニタリングし，異常値が発生した場合は非常停止モードに入る I/L システムを構築した．非常停止モードでは，エンジンシステムの停止，トランスミッションのシフトポジションを N レンジに変更，吸収・駆動モータの負荷を停止し惰行運転，車風速追従ファンの停止などのプロセスを自動で行う．

3.3. Bayesian Active Learning (BAL)による自動探索

本節では，評価条件の絞り込みで用いる BAL について述べる．3.1 節で述べた設計変数に対し，実験計画法 (DoE)を用いて設計空間に対し初期デザインを作成する，次に，3.2 節で述べた自動計測システムを用いて応答を評価することで，教師データ$\mathcal{D} = \{(\boldsymbol{x}_i, y_i)\}_{i=1}^{n}$と得ることができる．ここで，DoE の初期デザインには設計空間を充填するようにデザインを配置する Sobol's Quasi-random Sequence を用いる．

$\boldsymbol{x} \in \mathcal{X} \subset \mathbb{R}^7$を設計変数，$y \in \mathbb{R}$は応答とすると．Gaussian Process (GP)を用いれば回帰式 $f: \mathbb{R}^7 \to \mathbb{R}$は次のように表すことができる．

$$f \sim \mathcal{GP}\left(y \middle| m(\boldsymbol{x}), k(\boldsymbol{x}, \acute{\boldsymbol{x}})\right) \tag{1}$$

ここで，$m: \mathcal{X} \to \mathbb{R}$は応答の平均を表す関数である．本研究では，サンプル点として与えられたすべての点の平均 $m_0 \in \mathbb{R}$，

を考える．また，$k: \mathcal{X} \times \mathcal{X} \to \mathbb{R}$はカーネル関数であり，次のように表すことができる．

$$k(\boldsymbol{x}, \acute{\boldsymbol{x}}) = k_0^2 \mathbf{R}(\boldsymbol{x}, \acute{\boldsymbol{x}}) \tag{2}$$

$\mathbf{R}(\boldsymbol{x}, \acute{\boldsymbol{x}})$は任意の$\boldsymbol{x}, \acute{\boldsymbol{x}} \in \mathcal{X}$に対しての相関関数であり，$k_0^2$ はモデルの偏差を表す．本研究では，無限次元の特徴ベクトルで表される次式の Gauss カーネルを考える．

$$\mathbf{R}(\boldsymbol{x}, \acute{\boldsymbol{x}}) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^{d} \theta_i \left(\boldsymbol{x}_i - \acute{\boldsymbol{x}}_i\right)^2\right\} \tag{3}$$

ここで，$\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^7$は関数の滑らかさをコントロールするスケールパラメータである．$\boldsymbol{\theta}$，m_0, k_0^2はハイパーパラメータであり，次式の対数尤度関数を最大化することで推定することができる．

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}, \widehat{m_0}, \widehat{k_0^2} = \underset{\boldsymbol{\theta},\, m_0, k_0^2}{\arg\max} -\frac{n}{2}\log(k_0^2) - \frac{1}{2}\log(|\mathbf{R}|)$$

$$-\frac{1}{2k_0^2}(\boldsymbol{y} - \mathbf{1}_n\ m_0\ )^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{y} - \mathbf{1}_n\ m_0) \tag{4}$$

$\mathbf{1}_n$は全ての要素が 1 である n 次元ベクトルである．また，式(4)は以下のように近似できる．

$$\widehat{m_0} = \frac{\mathbf{1}_n^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\boldsymbol{y}}{\mathbf{1}_n^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\mathbf{1}_n} \tag{5}$$

$$\hat{k}^2 = \frac{1}{n}(\boldsymbol{y} - \mathbf{1}_n\ \ \mu_0)^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{y} - \mathbf{1}_n\ \mu_0) \tag{6}$$

また，予測値の平均 $\mu(\boldsymbol{x})$ と標準偏差 $\sigma(\boldsymbol{x})$ を用いて平均二乗誤差は以下のように表すことができる．

$$\mu(\boldsymbol{x}) = \widehat{m_0} + \boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\mathbf{R}^{-1}\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x})\ \ (\boldsymbol{y} - \widehat{m_0}\mathbf{1}_n\ ) \tag{7}$$

$$\sigma^2(\boldsymbol{x}) = \hat{k}^2\left[1 - \boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\mathbf{R}^{-1}\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}) + \frac{(1 - \mathbf{1}_n^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\boldsymbol{y})^2}{\mathbf{1}_n^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\mathbf{1}_n}\right] \tag{8}$$

ここで，$\boldsymbol{r}: \mathbb{R}^7 \to \mathbb{R}^n$は以下の式のように表され，未知の点と既知の点との間の相関を表す．

$$\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}) = \{\mathbf{R}(\boldsymbol{x}, x_1), \mathbf{R}(\boldsymbol{x}, x_2), \ldots, \mathbf{R}(\boldsymbol{x}, x_n)\}^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

GP の事後分布を用いれば，$\mathrm{a} < y(\boldsymbol{x}) < b$の範囲を探索する獲得関数として，次式で示す Probability of Feasibility (POF) を評価できる．

$$a_{\mathrm{POF}}(\boldsymbol{x}) = \sigma^2(\boldsymbol{x})\left\{\Phi\left(\frac{b - \mu(\boldsymbol{x})}{\sigma(\boldsymbol{x})}\right) - \Phi\left(\frac{a - \mu(\boldsymbol{x})}{\sigma(\boldsymbol{x})}\right)\right\} \tag{10}$$

ここで，Φは累積分布関数である．式(10)を次のように最大化することで，次の探索点を求めることができる．

$$\boldsymbol{x}_{new} = \underset{\boldsymbol{x}\in\mathcal{X}}{\operatorname{argmax}}\, a_{\mathrm{POF}}(\boldsymbol{x}) \tag{11}$$

3.4. 自動評価システムについて

本節では，図 1 で示されるクローズドループの自動評価について言及する．図 5 に評価システムのフロー図を示す．

I : 評価者が任意に最適化評価に必要な条件設定を行う．変数の選定やその上下限や分解能の設定，初期状態量管理の有無や境界条件，制御定数の範囲など評価に関わるものすべての設定を読み込む．DoE や BAL の選択もここで実施する．

II-III : エンジン/モータトルクなどドラビリ現象に寄与がある供試体の初期状態量(エンジン水温，吸気温，HEV の充電量など)をコントロールする．パターン走行前にそれぞれの状態量をエンジンや駆動ユニットがそれぞれ持つ ECU(Electronic Control Unit)情報をモニター(II)し，任意に設定可能な境界条件の範囲外であれば，評価パターンとは別の各状態量コントロールシーケンス(III)に移行する．

IV : BAL による走行条件の車速プロファイル・路面勾配・制御定数設計を生成する．まず BAL が 7 つのパラメータを設計する．7 つの内 6 つは車速プロファイル生成プログラムに出力され，残る 1 つは路面勾配情報として車両シミュレーションモデル内の路面環境モデルに出力される．制御定数の最適化を行う際はこの 7 つのパラメータに追加される．車速プロファイル生成プログラムでは受け取った 6 つのパラメータから，車速プロファイルを生成し，ドライバーモデル側のシステムに指示車速データとして出力する．

V-VI : 制御定数の最適化を行う場合は ECU の情報を変更し(V)，パターン走行前に自動で計測開始(VI)を行う．I/L などで評価が途中で止

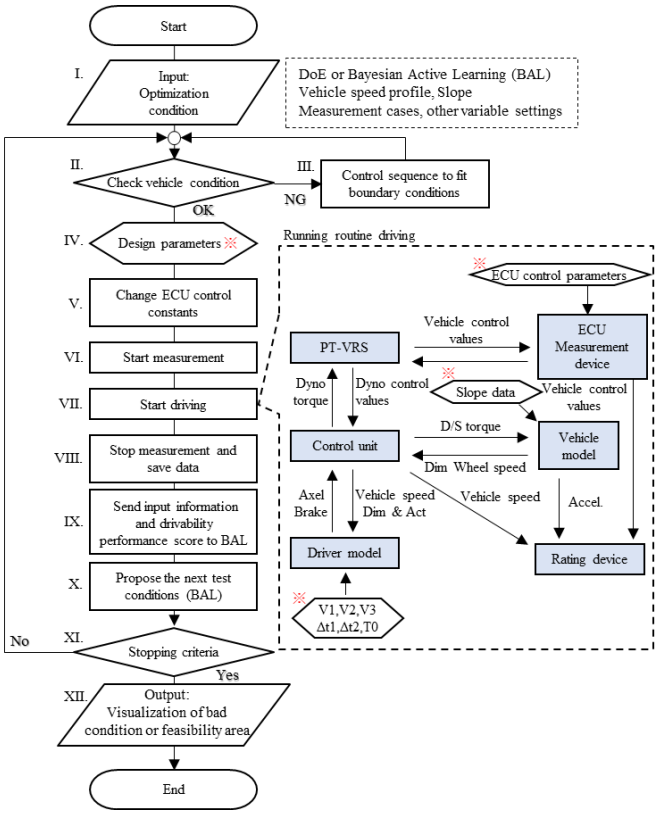

Fig.5 Closed-Loop sequence of DASS

まった場合でも原因追及のため計測データは自動保存される．

VII : パターン走行に入る．車速プロファイル・路面勾配の情報がドライバーモデルへ送られ，ダイナモコントロールユニット，PT-VRS，ECU 計測器，自動評点システムが連成しながら走行を行う．

VIII-XII : パターン走行終了後，測定終了と測定順の番号でデータの自動保存を行う(Ⅷ)．説明変数となる車速プロファイル・路面勾配・制御定数などと，自動評点システムから出力される 30 個の KPI の評点が BAL 側に送られ(IX)，BAL が次の条件設定を提案(X)し，Iで設定した評価終了条件(XI)に合致すれば評価を終了し，合致しなければ再度IIから評価を開始する．評価終了後，最悪点探索の場合は評点が悪い条件，最適化の場合は成立範囲が可視化される(XII)．

4. 検証結果

4.1. 最悪点の探索結果

本評価システムを使用した最悪点探索の結果を述べる．弊社開発の試作段階のパワートレーンを PT-VRS に搭載し評価システムを構築．DoE を用いた初期デザインを Sobol's Quasi-random Sequence での学習走行 100 パターン，BAL による最悪点探索を 100 パターン走行した．探索する目的関数の KPI(Key Performance Index)を変更しながら，走行結果の評点が低いものを抽出したところ 37 の課題を探索することができた．

DASS で探索したドラビリ課題が，車両でも再現し官能の悪い現象であるかの検証を行う．同じパワートレーン及び制御を搭載した試作車を使って，熟練ドライバーによるスクリーニング評価を実施し同程度の課題を探索することができるか比較を行った．それぞれで探索したドラビリ性能の課題を現象ごとに分類し，課題発生時の車速・前後加速度を横軸・縦軸とし，1 現象を 1 プロットで図 6 に示した．熟練ドライバーが指摘した課題 12 件と同様の現象を DASS で探索することができた．更に，件数として多めに課題を探索できる冗長的システムであることが証明された．

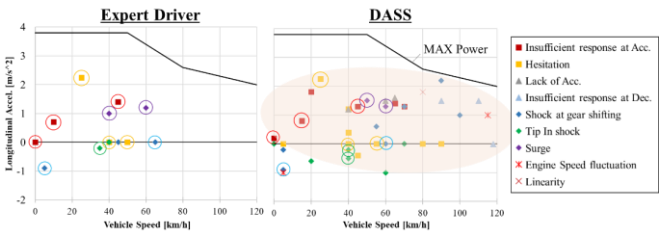

Fig.6 Results of drivability defects discovered by expert driver and DASS

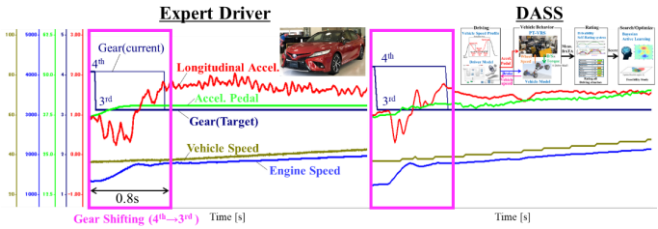

Fig.7 Time series data comparison with expert driver and DASS

熟練ドライバーによる評価と DASS で評価した時系列データを比較した結果の一例を図 7 に示す．両者とも加速時の 40km/h 付近において，4 速から 3 速への変速中に前後加速度が大きく変動している．これは開発中のユニットゆえにクラッチ係合時の油圧の立ち上がりに問題があることがこの結果を起点に断定することができた．以上より，熟練ドライバーと同等の探索能力を有するシステムであることが証明された．

4.2. 成立範囲の探索結果

4.1.で探索した課題を改善させるための制御定数の最適化結果について説明する．最適化対象である制御定数に加え，最悪点探索の 7 変数とともに最適化対象とする．制御定数だけでなく車速プロファイル・路面勾配も変数とし目的関数を複数選択することにより，制御定数を変更したことによる背反性能も含めた最適化が可能となる[5]．

定常走行時や緩加速走行時に，車両のフロア部がある周波数で振動する現象が起こることがある．これを抑制するために HEV の駆動モータを使って駆動系のねじり振動を低減させる制振制御がある．その制御は駆動モータのフィードバック制御であり，その制御定数を変更することで振動低減可能な手法である．今回，効果が期待できる時定数(K_x)とゲイン(K_y)の 2 つの制御定数の最適化を実施した．目的関数としては 30 個の KPI に対する最適化をかけた結果，2 つの KPI について成立範囲の制約が生じた(図 8,9)．また，別の性能による制約(図 10)を重ねた結果，図 11 にように成立範囲を示すことができた．最終的に制御のロバスト性の高い定数を設定し，最終的な車両での熟練ドライバーの評価結果を図 12 に示す．対策前後で課題となっていた車両のフロア部の振動が低減されたことが確認できた．

以上より，本システムによる制御定数の成立範囲の探索結果によって，ドラビリ性能の改善提案可能であることが示された．また，最悪点探索及び成立範囲の探索について，車両試作前に短い評価期間とそれにかかる評価リソースで達成可能な技術の目途付けを完了しており，本システムがドラビリ性能の車両開発に対し有用であることが示された．

5. 結言

本研究では，ドラビリ性能の自動スクリーニングシステムを提案した．提案するシステムは，パワートレーンベンチを用いてドラビリ性能を自動評価できるシステムと，Bayesian Active Learning(BAL)を用いて制御定数の成立範囲を探索するシステムにより構成される．

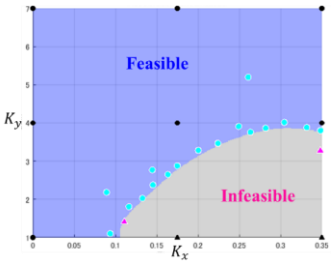

Fig.8 Distribution of probabilistic constraint (KPI 11)

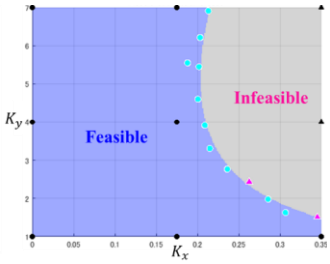

Fig.9 Distribution of probabilistic constraint (KPI 9)

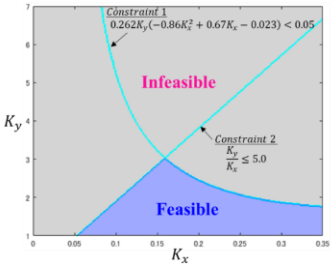

Fig.10 Distribution of control constraint

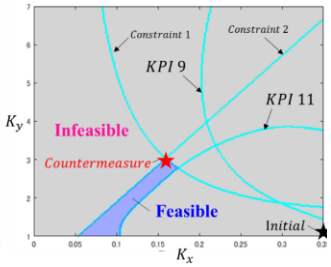

Fig.11 Feasible region discovered by using proposed method

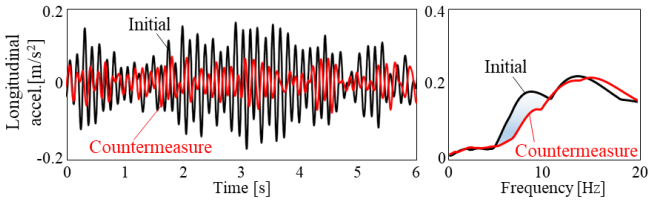

Fig.12 Results of countermeasure for surge

自動評価システムでは，車速プロファイル設計とドライバーモデルを用いた熟練ドライバーによる評価の模擬と，PT-VRS による車両挙動を模擬することが可能となり，クローズドループによる連続評価システムと BAL を用いて大幅に少ない評価数で複数の課題探索を行うことができた．また，同じパワートレーンを搭載した車両実験により，熟練ドライバーと同等の探索能力を有することが実証された．

成立範囲を探索するシステムでは，探索した課題に対し，BAL を用いて改善可能な制御定数の最適化を行い，背反も含めた成立範囲を示すことができた．導出した成立範囲の制御定数を織り込んだ車両実験により，課題の改善提案が可能なシステムであることが実証された．

提案システムによって，従来開発終盤に集中していた，熟練ドライバーによる評価を前出しすることが可能になるため，開発のやり直しを減らすことが期待できる．今後は他の性能に対しても本手法を適用していく．

参考文献

[1] 菅井友駿，新谷浩平，竹内悠祐，石崎啓祐：Bayesian Active Learning のエンジンマウント特性設計への応用，自動車技術会秋季大会学術講演会予稿集，No.20206160(2020)
[2] 尾越敦貴，石崎啓祐，水谷健介：市場の実操作を考慮したドライバビリティ評価プロセスの開発，自動車技術会春季大会学術講演会予稿集，No.20214140(2021)
[3] 水谷健介，森田篤士，只熊憲治，飯田貴昭：ドライバーモデルと PT-VRS を連携活用したモード燃費性能開発プロセス，自動車技術会春季大会学術講演会予稿集，No.20195113(2019)
[4] 住友浩昭，河原健一郎，桑原一樹，金子広考：車両性能企画で活用するパワートレーンベンチ評価法の開発，自動車技術会春季大会学術講演会予稿集，No.20215123(2021)
[5] Shintani, K. Sugai, T. Ishizaki, K. et al., "A Set Based Design Method Using Bayesian Active Learning." ASME 2020, DETC2020-22212.