

知能システム研究室

同時摂動最適化法とHEV駆動部制御パラメータ設定への応用

目次

1. 対象としているHEVの構造と問題の説明 (pp. 1-3)
2. 制御器の設計法(ゲイン値決定法) (pp. 4 – 18)
 - 2-1 最適化法の応用(オフライン) (pp. 5-14)
 - 2-2 極値制御の応用(オンライン) (pp. 15-18)
3. シミュレーションの説明と結果 (pp. 19-21)

対象となるHEV構造

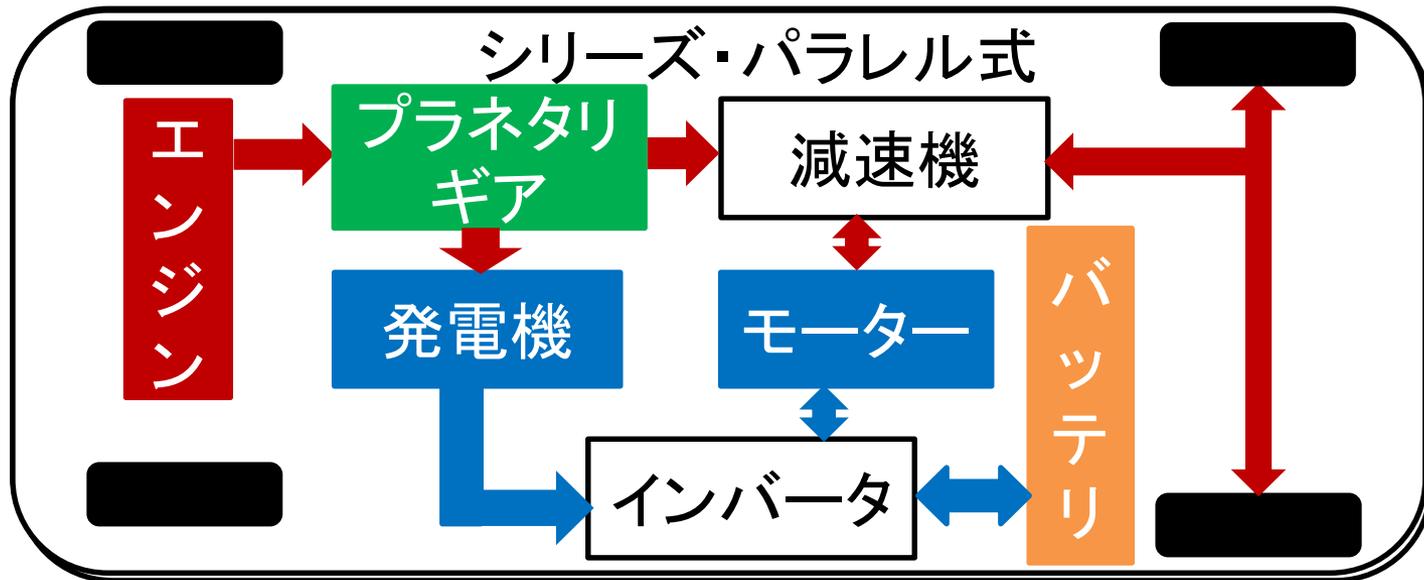
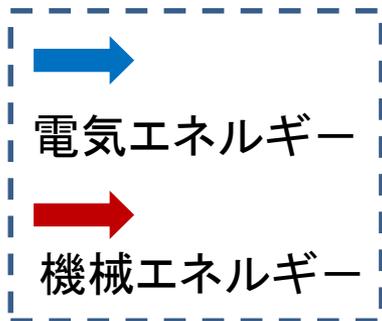


図 HEVパワートレイン構成

高効率駆動のためにはコントローラ(制御器)の設計が重要

駆動部構造の種類

HEVパワートレイン制御器設計に関する文献は多数

制御入力	制御対象	目的
トルク制御	プラグインHEV	燃費向上
バッテリー充電率(SOC ^[6])制御	パラレル式 シリーズ・パラレル式	排気ガス削減

(社)自動車技術会および(社)計測自動制御学会より
「ベンチマーク問題2:ハイブリッドパワートレインを用いた通勤
車両の燃費最適化」

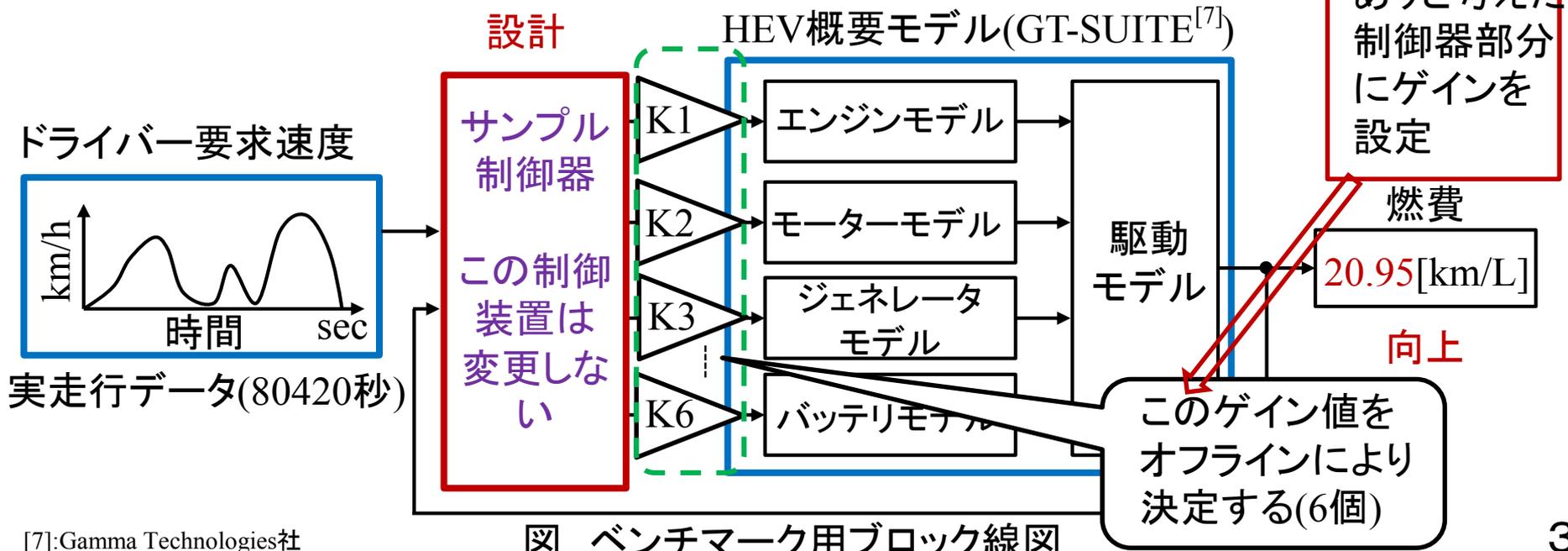
今回の設定はベンチマーク問題により指定されている

対象となる制御設計パラメータ

燃費が最大となる制御器を設計する問題

条件

1. シリーズ・パラレル式HEVを想定
2. 走行パターンとドライバーおよびHEVモデルは指定
3. 設計制御器によって各構成要素の目標値および動作点を決定



ゲイン決定法に使用した最適化法

方法1 同時摂動最適化^[*]

方法2 区分データを利用した同時摂動最適化(PD-SPO)

方法3 粒子群最適化(PSO)

[*]:馬場, 東, 杉江:「ハイブリッド電気自動車の燃費最適化制御器設計—同時摂動最適化によるモデルフリーアプローチ—」, 計測自動制御学会論文集, vol. 49, No. 9, pp. 887-894(2013)

- SPO : Simultaneous Perturbation Optimization
- PD-PSO: Partitioned Data-Simultaneous Perturbation Optimization
- PSO : Particle Swarm Optimization

問題設定(その1)

【解くべき問題】

通勤車両を想定し、行き帰りの全走行での燃費を向上させるための制御設計を行う。
制御装置のパラメータはオンライン調整/オフライン設定どちらでもよい。

評価関数 (1) 式

$$J(T) = F_c(T) = \frac{\int_0^T \Delta D_d(t) dt}{\int_0^T \Delta S_f(t) dt}$$

制約条件 (2) 式

$$S_d(T) = 100 - \int_0^T \Delta S_d(t) dt \geq 90$$

(1)式の評価式を最小とする6個のゲインを最適化法を利用して決定する。その際、制約条件も考慮して最適ゲインを決定する。

$J(T)$: 評価関数
 $F_c(T)$: 燃費[km/L]
 $\Delta D_d(t)$: 瞬時走行速度[km/s]
 $\Delta S_f(t)$: 瞬時燃料消費量[L/s]
 T : シミュレーション時間[s]

$S_d(T)$: ドライバー満足度[%]
 $\Delta S_d(t)$: 速度誤差 $v_d(t)$ によるペナルティ
 表 ペナルティ対応表

速度誤差	$\Delta S_d(t)$
$0 \leq v_d(t) < 7.5$	0
$7.5 \leq v_d(t) < 15$	0.1
$15 \leq v_d(t)$	1

問題設定(その2)

6個のゲインを走行データより決定

パラメータ最適化問題へ再定義

$$\mathbf{x}^* = \max_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^6} J = K(\mathbf{x}) \quad \text{sub. } S_d \geq 90$$

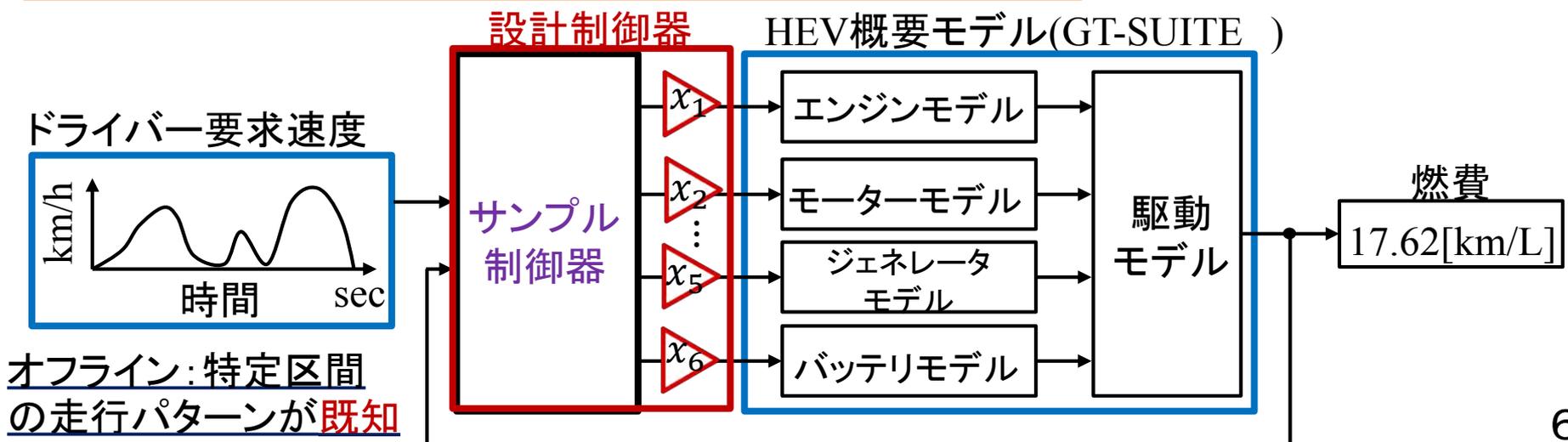
\mathbf{x}^* : 最適ゲインパラメータ, J : 評価関数(燃費[km/L])

\mathbf{x} : ゲインパラメータ, S_d : ドライバー満足度[%]

最適化手法により \mathbf{x}^* を走行データより求める

表 ゲインパラメータ \mathbf{x} (設定値)

ゲイン	説明
x_1	アクセルペダルポジション
x_2	最適エンジン速度
x_3	モーター1要求トルク
x_4	モーター2要求出力
x_5	目標SOC (State of Charge)
x_6	バッテリー要求発電力



方法1 同時摂動最適化

同時摂動最適化 → 多変数関数について変数の更新を同時に行う
確率的な勾配法

SPO変数更新式

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + a(k)$$

k: 更新回数

$\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^6$: 6変数ベクトル(可変)

$a(k) \in \mathbb{R}$: 更新ゲイン(可変)

$c(k) \in \mathbb{R}$: 摂動ゲイン(可変)

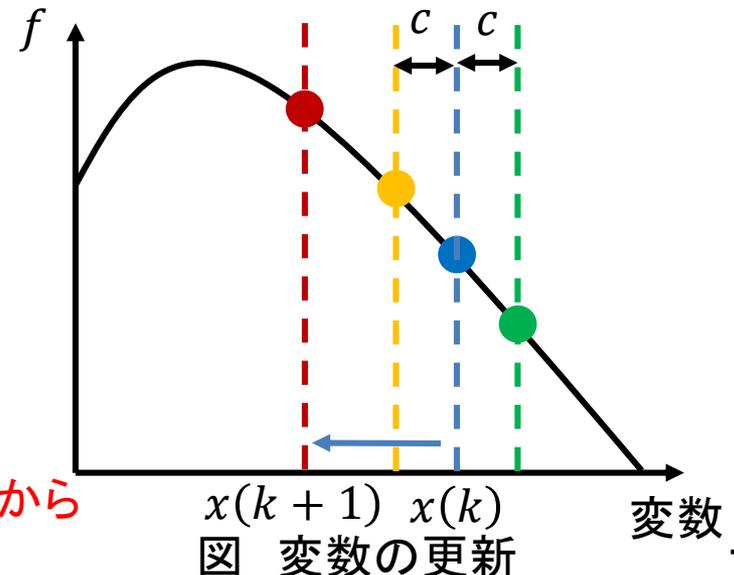
$\mathbf{r}(k) \in \mathbb{R}^6$: 確率変数(ランダム値を使用)

問題点

初期値により局所解へ収束する可能性

- ・ 式中の可変変数の設定はP. 13に記載
- ・ 初期値は(1) 全て1と設定
(2) 区分データで最良初期値候補を設定し、その中から
極大値となる値を決定

$$\begin{bmatrix} \frac{f(\mathbf{x}(k) + c(k)\mathbf{r}(k)) - f(\mathbf{x}(k) - c(k)\mathbf{r}(k))}{2c(k)r_1(k)} \\ \vdots \\ \frac{f(\mathbf{x}(k) + c(k)\mathbf{r}(k)) - f(\mathbf{x}(k) - c(k)\mathbf{r}(k))}{2c(k)r_n(k)} \end{bmatrix}$$



方法2 区分データを利用した同時摂動最適化(1/2)

区分データを利用した複数初期値決定法 (提案法:改良点)

1. 特定の範囲($P_{min} \leq x \leq P_{max}$)を一定間隔(pp)で間引いたデータ(燃費)より初期値候補点を算出
2. 候補点の勾配関係により複数の初期値を決定

局所点への収束を回避

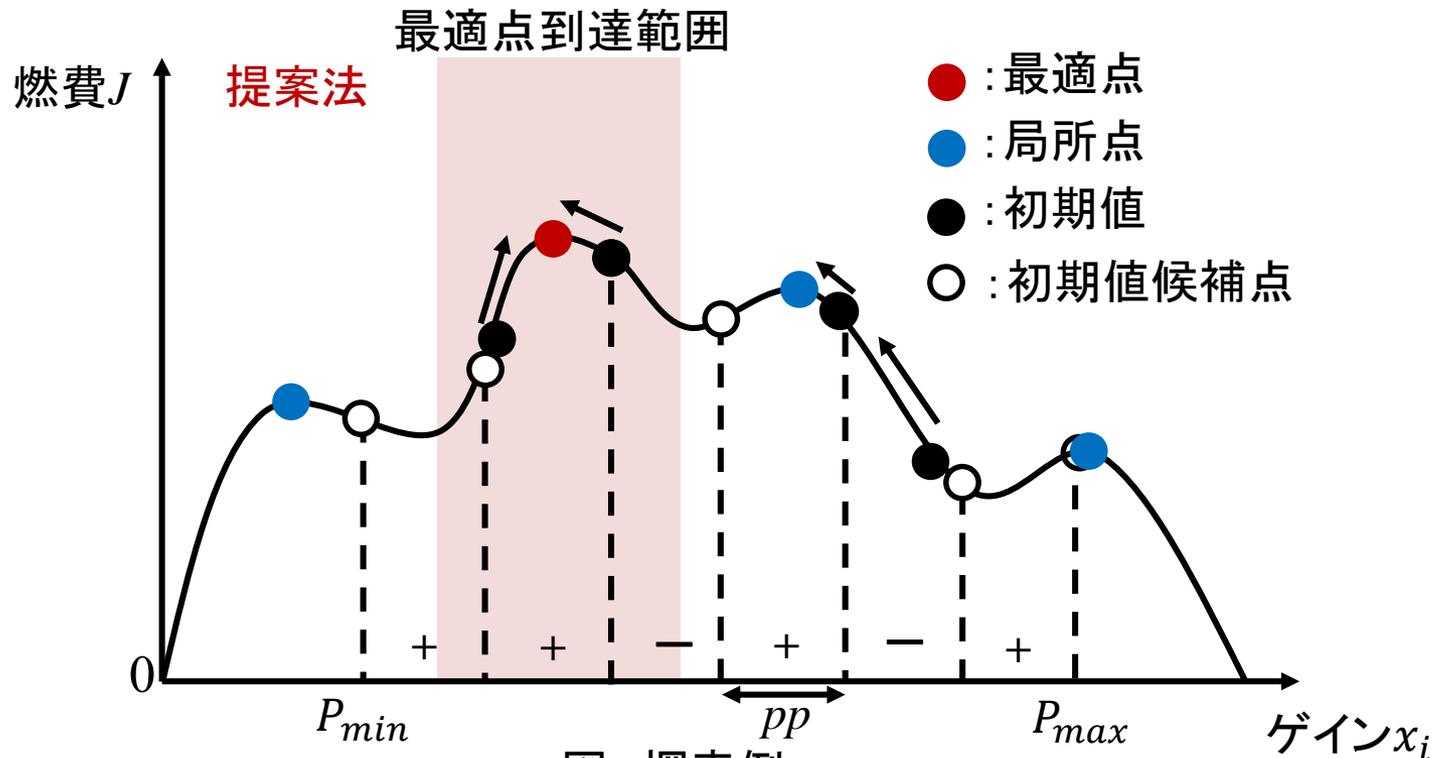


図 探索例

方法2 区分データを利用した同時摂動最適化

変数の更新 → 最急降下法

ステップゲイン → 2階差分(dif_2)によって勾配変化を観測
更新率に反映し変数更新量を可変

$$dif_2(k) = \frac{f(\mathbf{x}(k) + c(k)\mathbf{r}(k)) - 2f(\mathbf{x}(k)) + f(\mathbf{x}(k) - c(k)\mathbf{r}(k))}{c(k)^2}$$

$$\Delta d(k) = a(k)|dif_2(k)|$$

制約 $-0.2 \leq \Delta d(k) \leq 0.2$

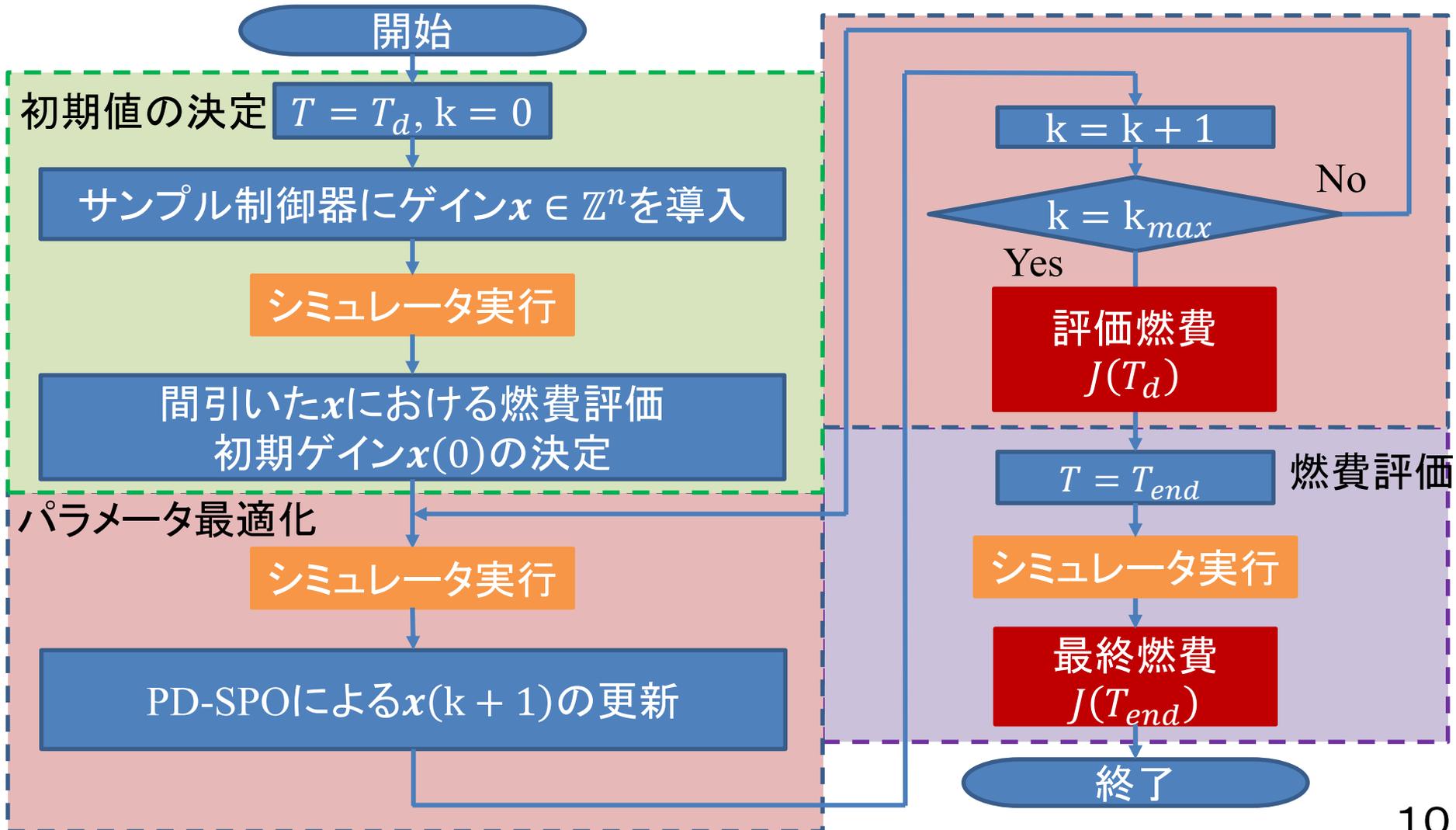
初期値: 区分データで最良初期値候補を設定し、その中から極大値となる値を決定

PD-SPO変数更新式

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \Delta d(k) \begin{bmatrix} \frac{f(\mathbf{x}(k) + c(k)\mathbf{r}(k)) - f(\mathbf{x}(k) - c(k)\mathbf{r}(k))}{2c(k)r_1(k)} \\ \vdots \\ \frac{f(\mathbf{x}(k) + c(k)\mathbf{r}(k)) - f(\mathbf{x}(k) - c(k)\mathbf{r}(k))}{2c(k)r_n(k)} \end{bmatrix}$$

k : 更新回数
 $a(k)$: 更新ゲイン
 $c(k)$: 摂動ゲイン
 $\mathbf{r}(k)$: 確率変数

PD-SPOアルゴリズム

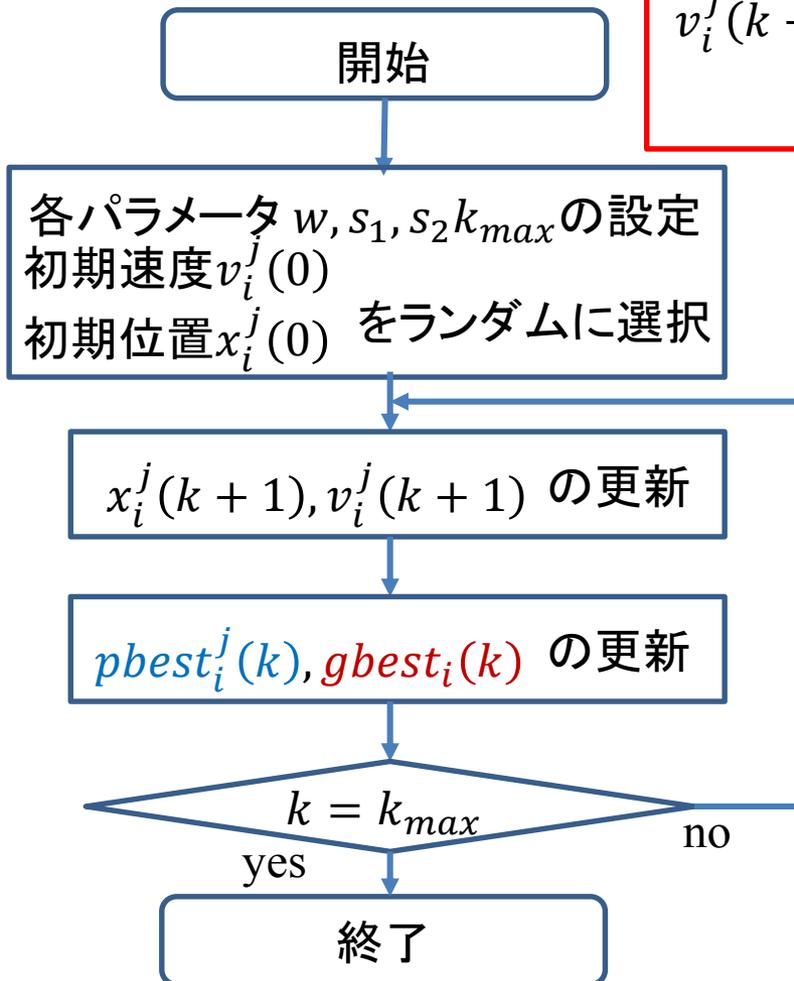


方法3 粒子群最適化

PSO変数更新式

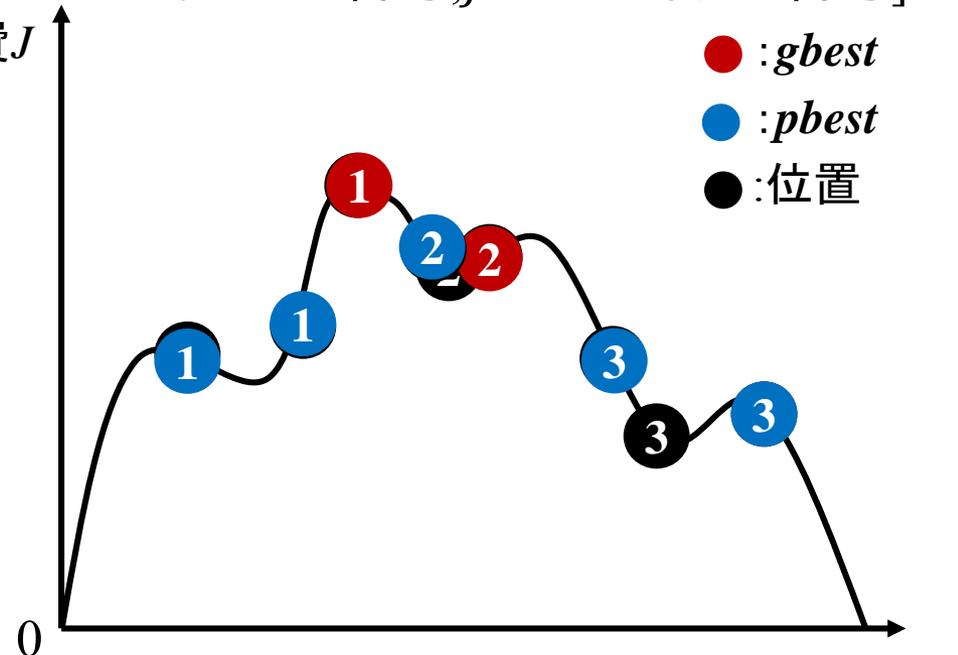
$$x_i^j(k+1) = x_i^j(k) + v_i^j(k+1)$$

$$v_i^j(k+1) = wv_i^j(k) + s_1 \cdot rand_1(k) (pbest_i^j(k) - x_i^j(k)) + s_2 \cdot rand_2(k) (gbest_i(k) - x_i^j(k))$$



図a PSOフローチャート

[i :ゲインパラメータ番号, j :パーティクル番号]
燃費 J



図b PSOの探索

ゲイン x_{i11}

粒子群最適化

表 ゲイン変動に対する燃費変動

シミュレーション結果

ゲイン		燃費変動 $\ J(T_d, x_n + 0.01) - J(T_d, x_n - 0.01)\ $	PD-SPO K_1	PSO K_{ps0}	
アクセル	x_1	0.0000	1.1716	0.8236	
エンジン	x_2	0.0492	0.6972	0.5000	
モーター1	x_3	0.0314	0.7202	0.5000	
モーター2	x_4	0.0160	1.2099	1.3289	
SOC	x_5	0.0279	0.8823	0.9392	
バッテリー	x_6	0.0702	1.1188	1.5000	
<div style="border: 2px solid red; border-radius: 15px; padding: 10px; width: fit-content;"> バッテリーに関するゲインx_6の影響 </div>			$J(T_d)[km/L]$	25.9935	26.2347
			$J(T_{end})[km/L]$	20.9465	25.8368
			SOC[%]	61.58	63.16
			満足度 S_d [%]	100	100

方法1,2中の設定値および実行アルゴリズムのフローチャート (その1)

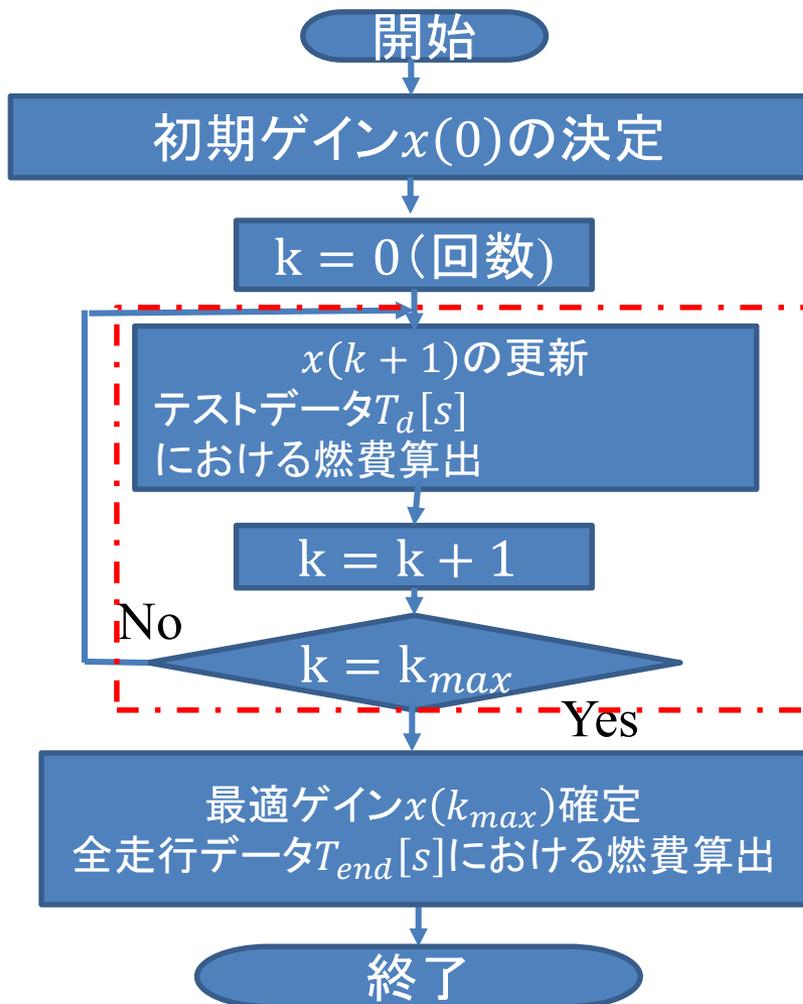
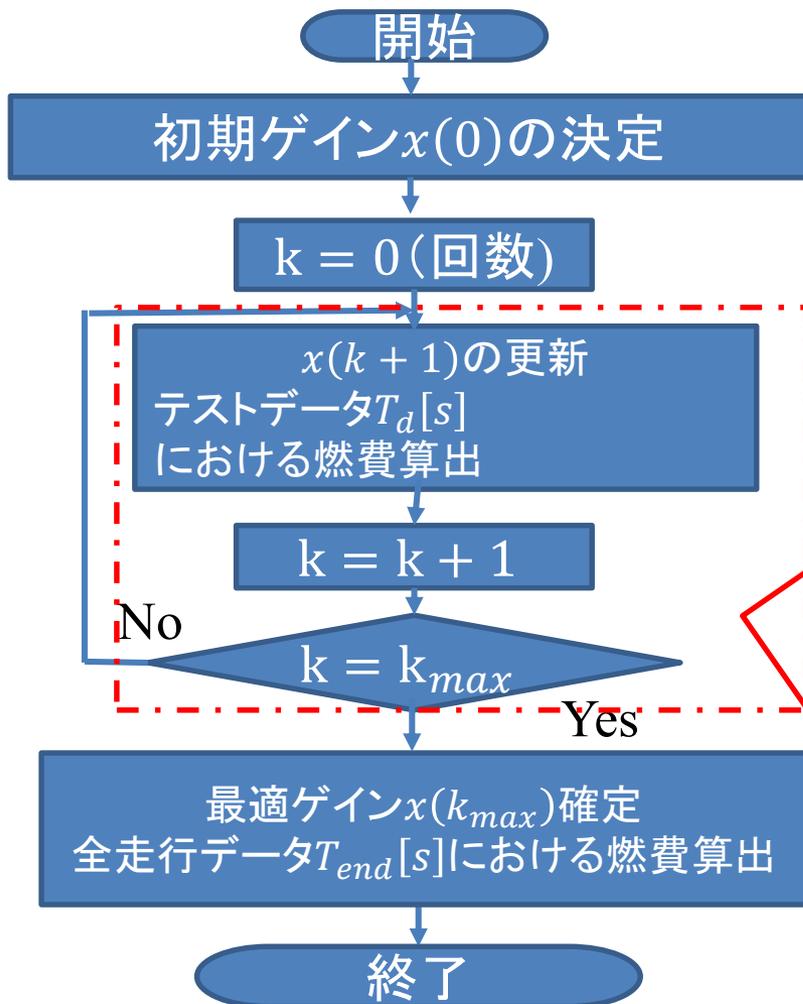


表 方法1,2中の各設定値

パラメータ	説明	値
$a(k)$	更新ゲイン	$\frac{0.2}{k+13}$
$c(k)$	摂動ゲイン	$\frac{0.02}{(k+1)^{\frac{1}{6}}}$
$r(k)$	確率変数	$\begin{cases} P(r = -1) = 0.5 \\ P(r = 1) = 0.5 \end{cases}$
k_{max}	更新回数	20
T_d	テストデータ	10000[s]
T_{end}	全走行データ	80420[s]
pp	区分間隔	0.1
$P_{min} - P_{max}$	区分範囲	0.8-1.2
$x_{min} - x_{max}$	設計ゲイン制約	0.5-1.5
w, s_1, s_2	PSOパラメータ	1.5, 0.7, 0.7
h	パーティクル数	9

図 制御ゲイン値決定法のフローチャート

方法1,2中の設定値および実行アルゴリズムのフローチャート (その2)



各ゲインを設定し、その値でシミュレーションを実行。その後燃費を算出し評価式で評価し最小値でない場合は更新式でゲイン値を更新後、再度シミュレータを実行。この操作を繰り返す。



使用しているシミュレータが複数のパラメータ設定で同時にシミュレーションを行うことができないため、今回はこのような方法を行っている。

また、通常最適問題のように最小とする関数式が不明であるためシミュレータを操作することで、関数値(燃費)を得ている。

図 制御ゲイン値決定法のフローチャート

オンライン最適化 問題設定(1/2)

燃料消費率(BSFC)は右図のマップデータにより算出される [14]

$BMEP^{[15]}$:平均有効圧力[MPa]≒トルク



ICE回転数 ω_{ice} を制御し動作点を最適化

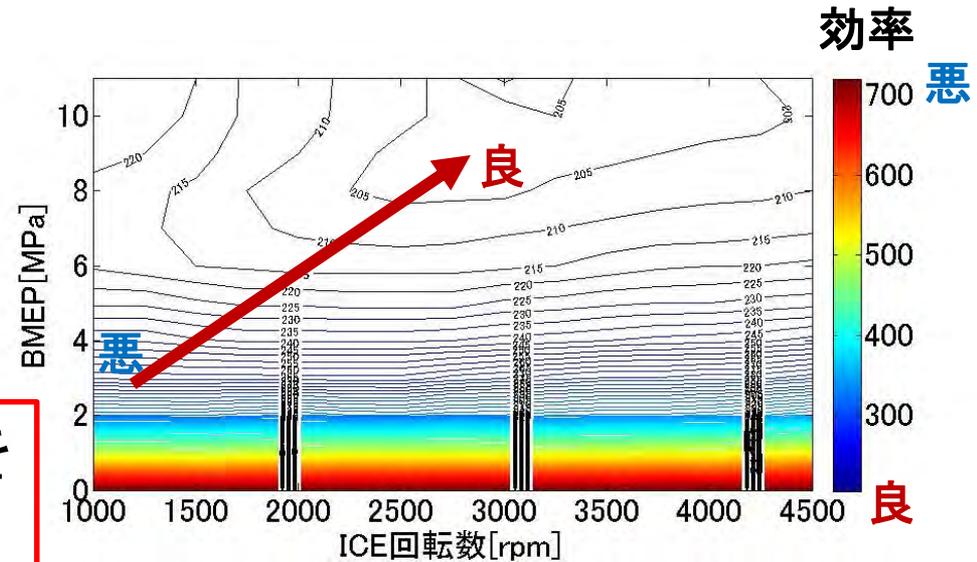


図 BSFCマップ

問題設定

オンライン最適化

動作点最適化問題へ再定義

$$\omega_{ice}^* = \max_{\omega_{ice}} J = K(\omega_{ice}) \quad \text{sub. } S_d \geq 90$$

ω_{ice}^* :目標ICE回転数[rpm]

オンライン制御では
走行条件に関する事前情報なし



今回の設計法では駆動部+電源
のモデル式を使用しないモデルフリー
制御設計

オンライン最適化 問題設定(2/2)

サンプル制御器: 駆動要求出力 P_{t-req} [W] に対して
 ルックアップテーブルを適用

改良

提案法: P-ESCによりオンラインで ω_{ice}^* を推定

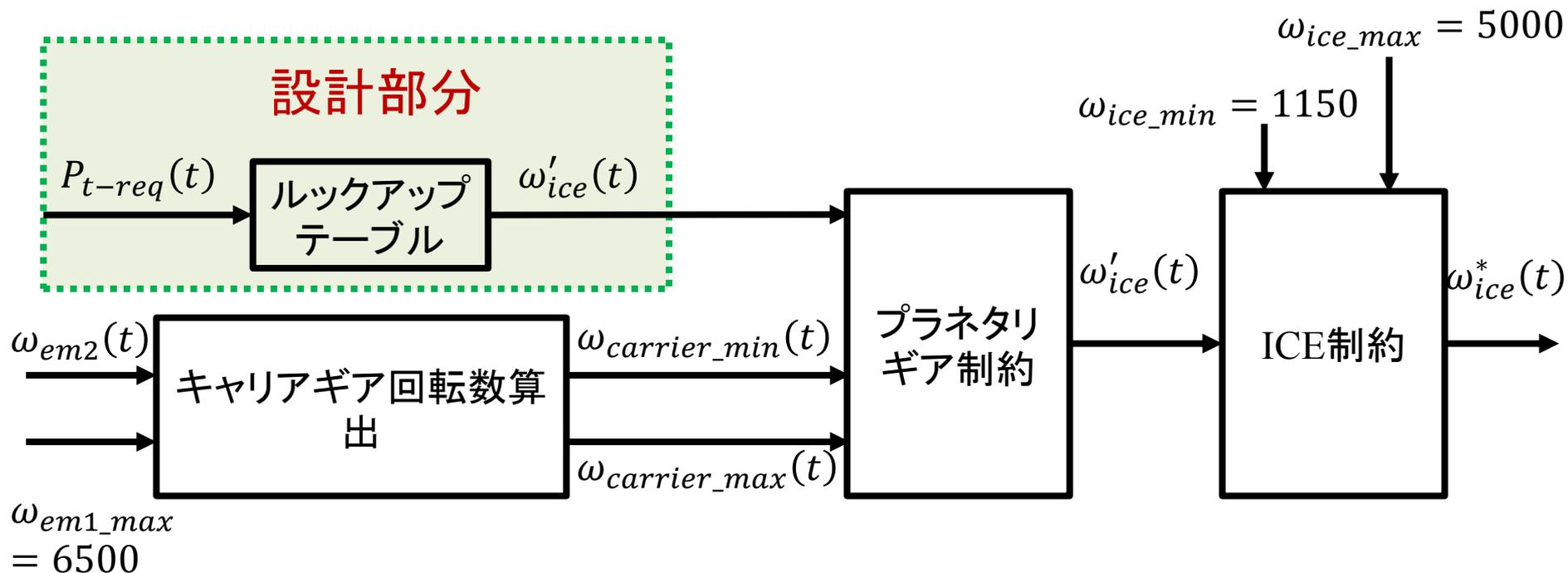


図 サンプル制御器内 ω_{ice}^* 決定部

オンライン最適化制御法 摂動型極値探索制御(1/2)

対象システム

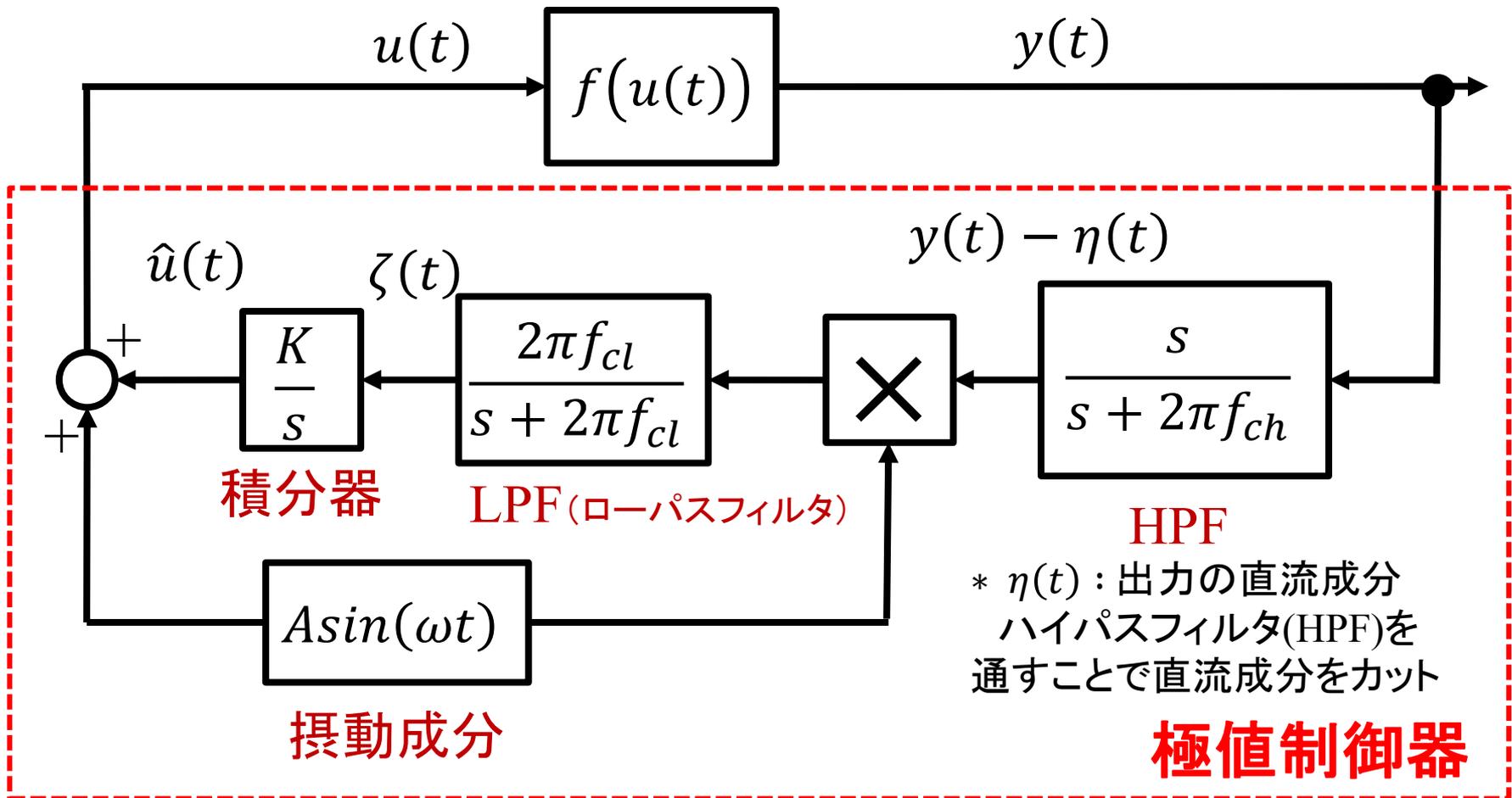


図 一般形P-ESCブロック線図

オンライン最適化制御法 摂動型極値探索制御(2/2)

観測される燃費データから最適ICE回転数をオンラインで推定

双一次変換を用いて各フィルタを離散化

どの信号を摂動させるか？ ➡ 目標回転数

T_s : サンプル時間[s]

$$\text{HPF}(z) = \frac{z - 1}{(1 + T_s \pi f_{ch})z + T_s \pi f_{ch} - 1} \quad \text{LPF}(z) = \frac{T_s \pi f_{cl} z + T_s \pi f_{cl}}{(1 + T_s \pi f_{cl})z + T_s \pi f_{cl} - 1}$$

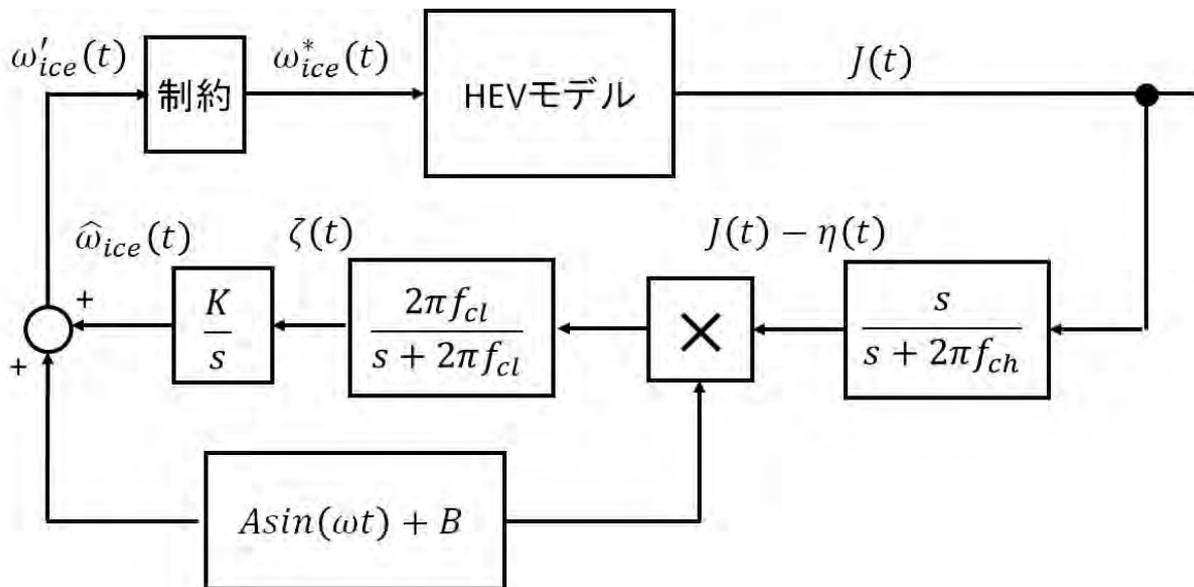


図 ベンチマーク用提案P-ESC

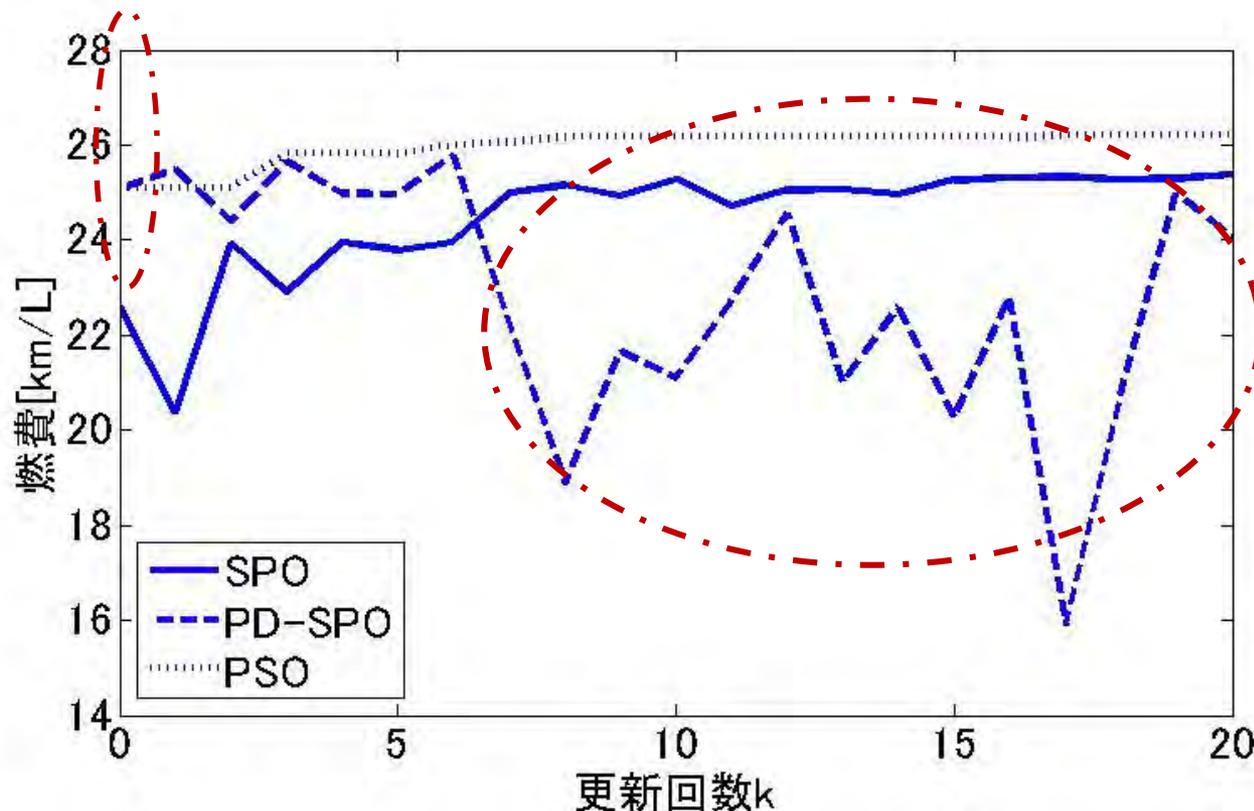
表 オンライン設定パラメータ

記号	値	単位
f_{ch}	10	Hz
f_{cl}	1	Hz
A	10	/
ω	π	rad/s
B	1150	/
K	1	/
T_s	0.02	s

シミュレーション結果(1/3)

1. オフライン最適化

各手法での20回の更新における燃費の推移を比較



PSOが良好
 続いてSPO
 SPO,PD-SPOは
 複数初期値を利用し
 その中から
 最適な初期値を
 決定後、検索を
 実施

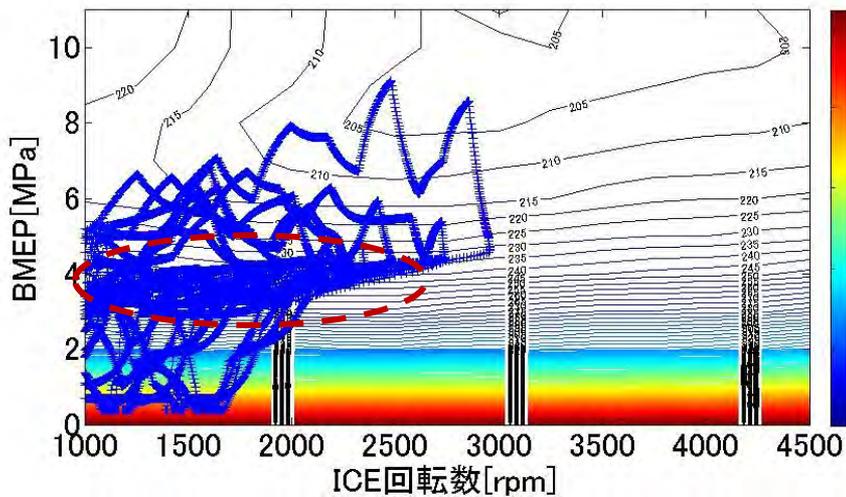
$T_d: 10000[s]$

図 オフライン最適化によるゲインパラメータ更新に対する燃費推移(評価時間: T_d)

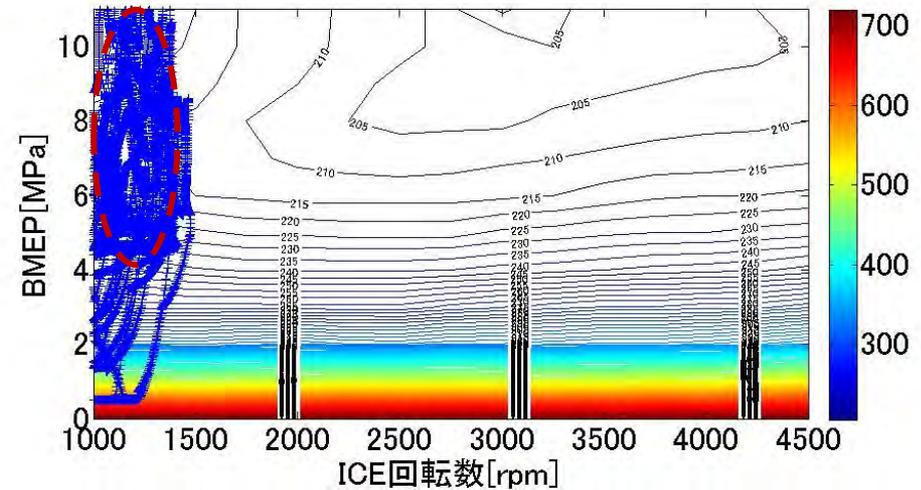
シミュレーション 結果(2/3)

2. オンライン最適化

P-ESC導入前と導入後のICE動作点の分布を比較



図a P-ESC導入前



図b P-ESC導入後

P-ESCの導入により燃料消費率が低くなる領域へ動作点が推移している

極値制御での初期値決定は全てのゲインを1と設定

シミュレーション結果(3/3)

3. 結果の比較評価

オフライン/オンライン最適化手法による燃費評価

表 評価時間 T_{end} [s]における結果 T_{end} : 80420[s]

評価	SPO K_{SPO}	PD-SPO K_{PD-SPO}	PSO K_{PSO}	P-ESC K_{P-ESC}	サンプル制御器 K_{sample}
$J(T_{end})$ [km/L]	20.43	24.83	20.98	24.06	17.63
SOC[%]	62.29	60.66	62.05	65.19	58.63
満足度 S_d [%]	100	100	100	100	100

K_{PD-SPO} (オフライン), K_{P-ESC} (オンライン) と K_{sample} を比較

それぞれ7.20, 6.43[km/L]の燃費向上を実現

- シミュレーション
- 1) 初期値を任意に1種類用いたPSOを使用して最適ゲインを探索
 - 2) 区分区間の複数初期値で最良初期値決定後にPSO、PD-PSOで最適値探索を実施