望ましい制御対象モデリング(プラントモデリング)環境

2009年9月25日

大畠 明、伊藤 久弘

トヨタ自動車株式会社

報告要旨

1. 扱うモデルの範囲
2. ここでの用語の定義
3. 現状の問題
4. 望ましいプラントモデリング環境
5. 物理モデル記述 (HLMD)
6. 物理モデリングツール (HLMT)
7. まとめ

報告要旨

1. 扱うモデルの範囲

2. ここでの用語の定義

3. 現状の問題

4. 望ましいプラントモデリング環境

5. 物理モデル記述 (HLMD)

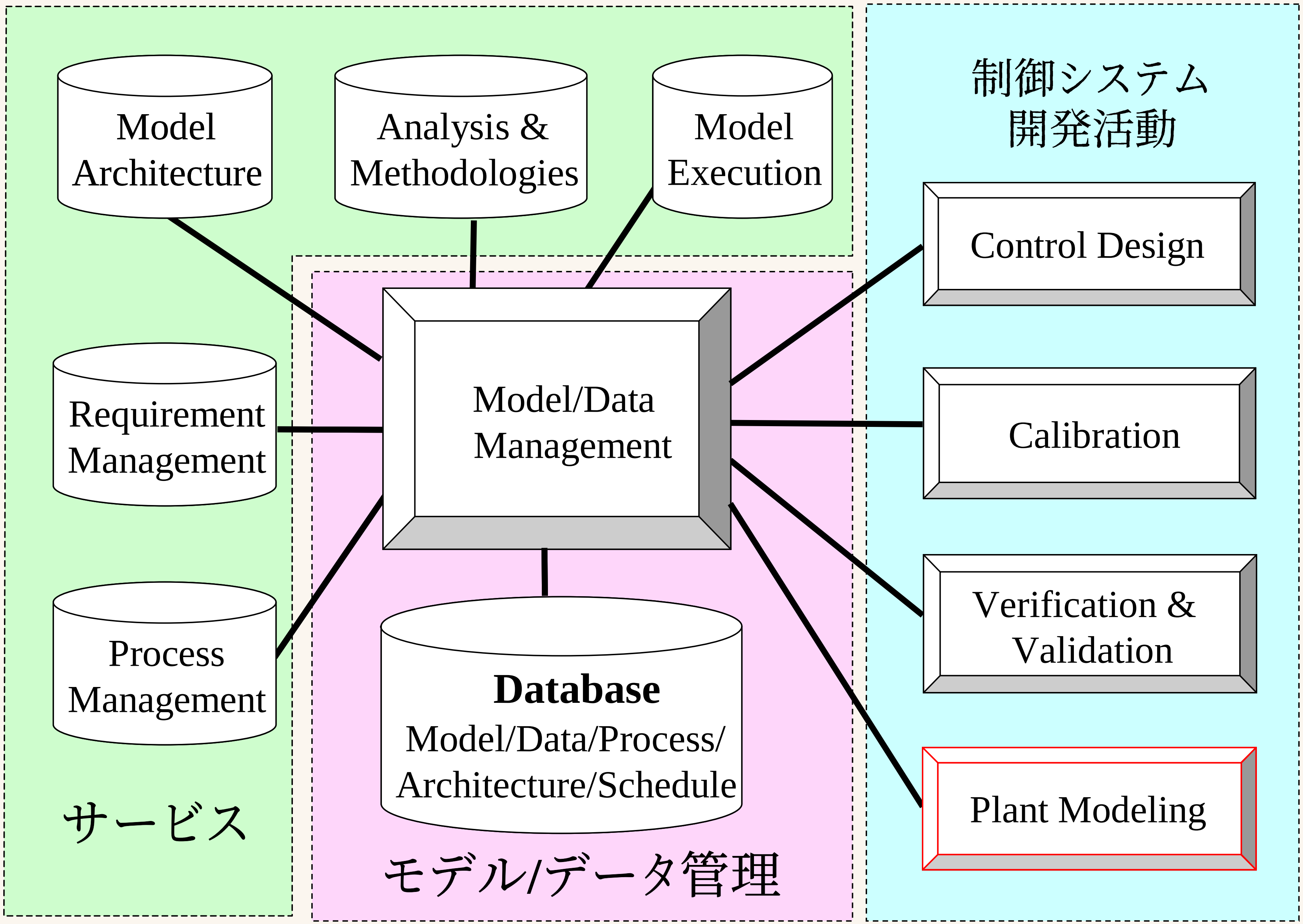
6. 物理モデリングツール (HLMT)

7.まとめ

扱うモデルの範囲

1. 制御システム開発時に用いるプラントモデルを対象とする。
2. 制御設計、適合（制御パラメータチュニング）、検証などに用いる。
3. 常微差分方程式や微差分代数方程式で扱えるモデルを対象とする。
   - *Simulinkで扱える範囲と考えると分かり易いかも。*
   - *分布定数系が扱えない訳ではない*
     例）10分割の触媒モデルなど
     例）積層バッテリーを少数モード（時定数の違う）で記述
4. プラントモデルは、物理モデルと統計モデルを組み合わせたモデルと考える。
5. 物理・統計モデルの統合理論と統合環境が最終目標。
   （モデル簡易化が重要な技術かも？）

MBD Framework



報告要旨

1. 扱うモデルの範囲

2. ここでの用語の定義

3. 現状の問題

4. 望ましいプラントモデリング環境

5. 物理モデル記述 (HLMD)

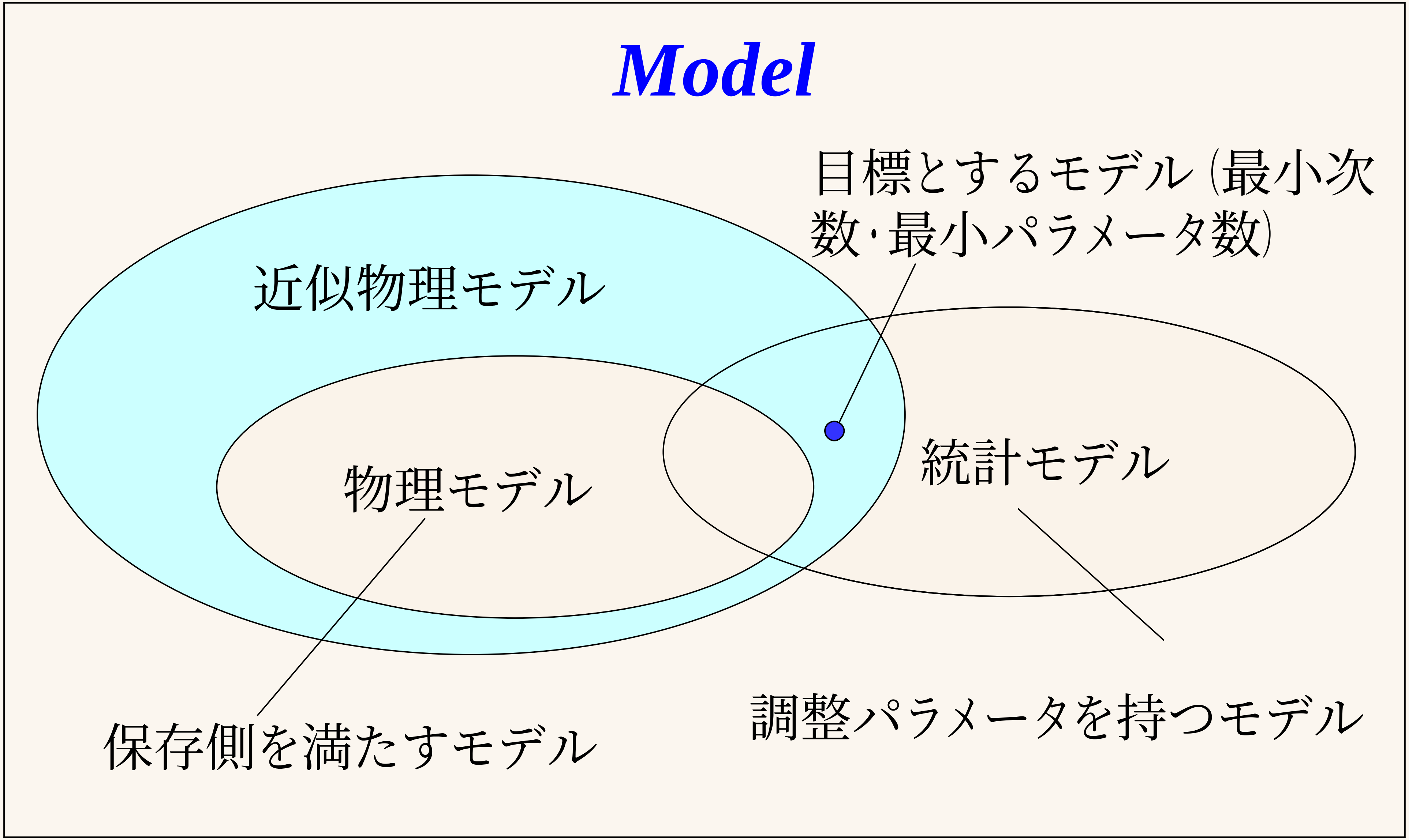
6. 物理モデリングツール (HLMT)

7.まとめ

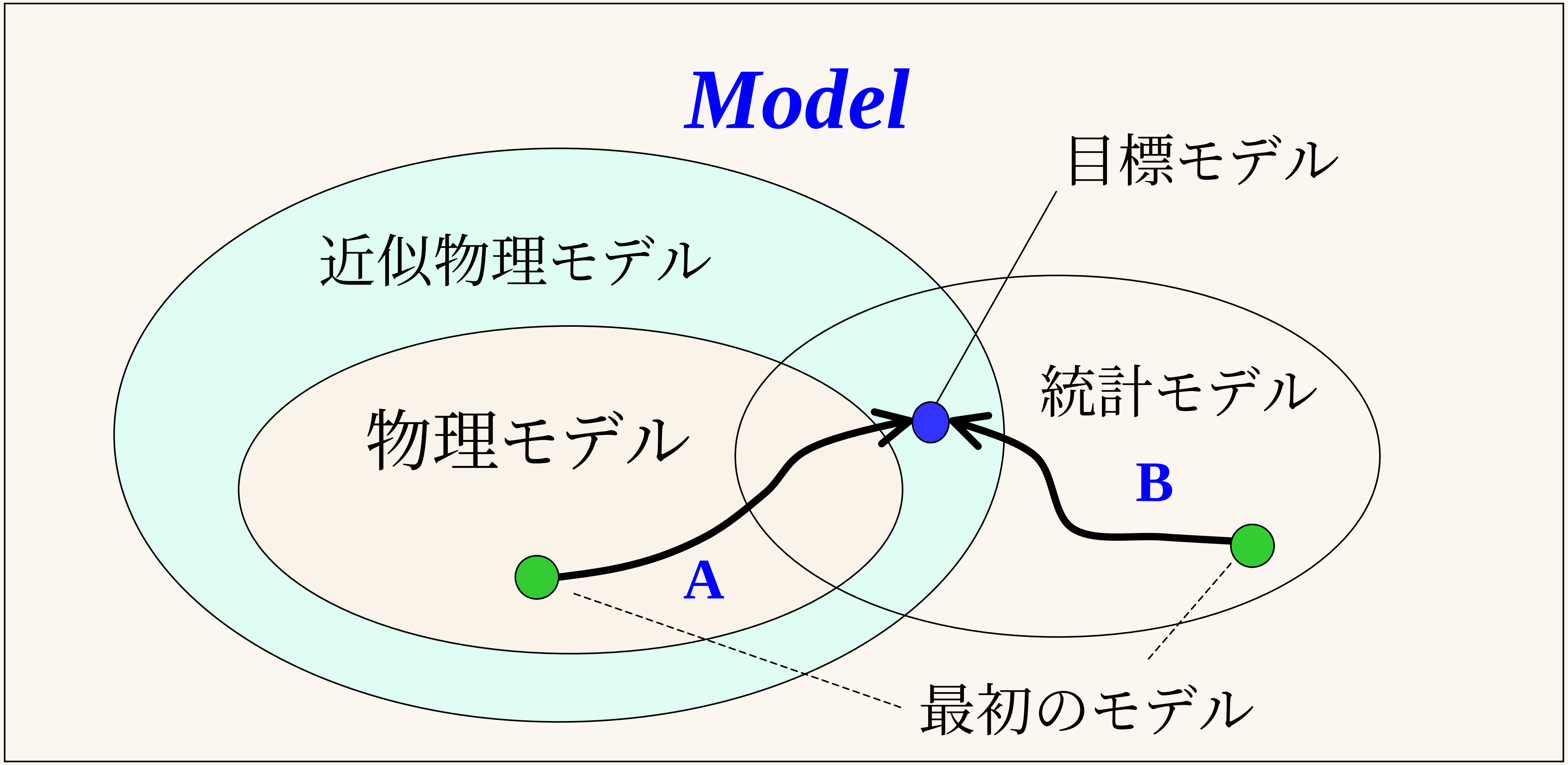
ここでの用語の定義

1. 制御対象モデル(プラントモデル):
入力から出力(観測量と制御量)、および、外乱から出力までの関係を表現したもの。表やプログラムでもよい。
2. システム同定:
プラントモデルを物理的知見や実験データに基づき決定すること!静的モデル決定や構造同定を含む。
3. 集中定数系モデル:
分布を少数のパラメータで表現したモデル。したがって、ここでは分布を無視したモデルとは捉えない。
4. 物理モデル:
関係する保存則を満たすモデル
5. 統計モデル:
調整するパラメータを持つモデル

物理·統計モデルの定義


Model
目標とするモデル (最小次数·最小パラメータ数)
近似物理モデル
物理モデル
統計モデル
保存側を満たすモデル
調整パラメータを持つモデル

目標に辿り着くアプローチ

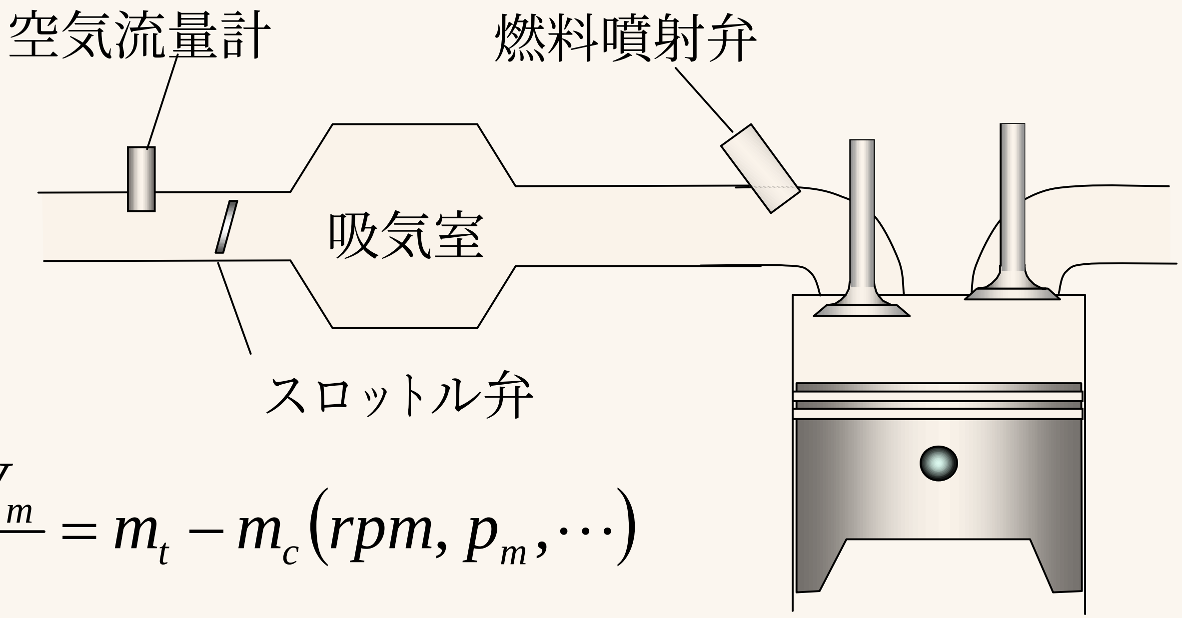


A: 物理ﾓﾃﾞﾙを如何に簡易化し、統計モデルを組合わせるか？

B: 物理的知見をどのように加えるか？

物理モデルの例

吸気脈動、伝熱など
多くの現象が無視･
簡略化されている。



質量保存：
$$\frac{d\,\rho_m V_m}{dt} = m_t - m_c\left(rpm, p_m, \cdots\right)$$

エネルギー保存：
$$\frac{d}{dt}\left\{\frac{1}{\kappa-1}p_m V_m\right\} = \frac{\kappa}{\kappa-1}m_t R T_a - \frac{\kappa}{\kappa-1}m_c R T_m$$

ρ_m:密度　V_m:容積　m_c:筒内流入空気量　T_m:吸気室内空気温度
m_t:スロットル弁通過空気量　κ:比熱比　T_a:大気温度　R:空気のガス定数

保存則を満たす　≠　実験と合う

簡易表現なので所詮合う訳がない！→ 統計モデルでの補正

統計モデルの例

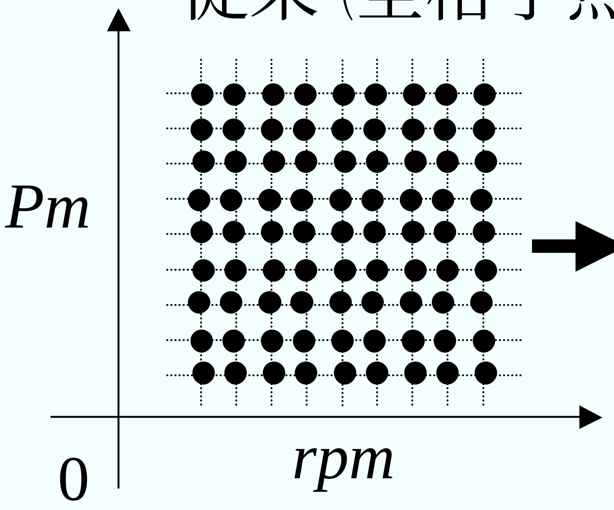
$$m_c(rpm, p_m) =$$
$$\alpha_0 + \alpha_1\, rpm + \alpha_2\, P_m$$
$$+ \alpha_3\, rpm^2 + \alpha_4\, rpm\, P_m$$
$$+ \alpha_5\, P_m{}^2 + \cdots$$

$\alpha_0, \alpha_1, \cdots$は実験で決定

基底関数としてRBFなども利用。

定常から非線形過渡にDoEを展開！

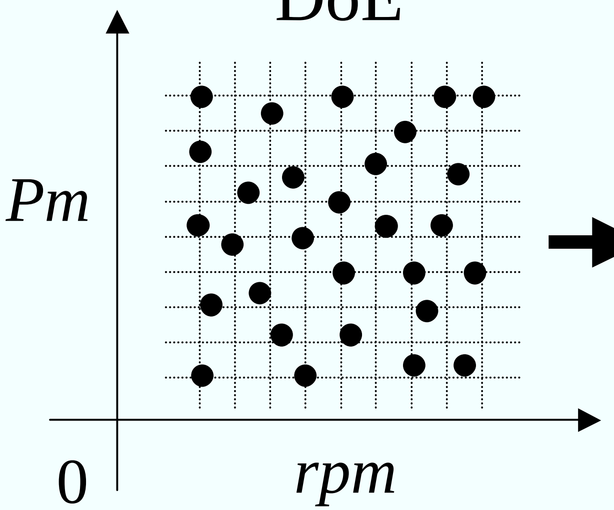
従来 (全格子点)



● 測定点

テーブル作成

DoE

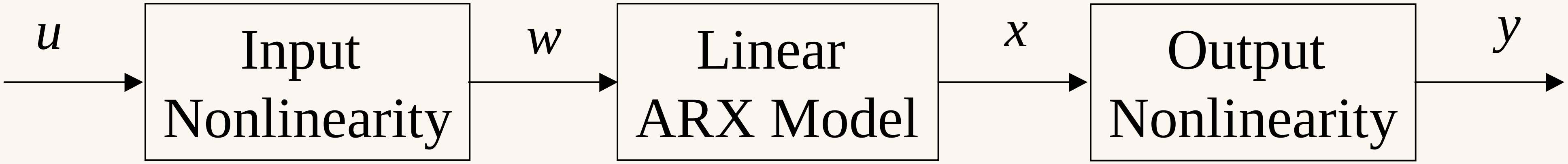


モデルパラメータ決定
(実験数低減)
入力数が多い場合の効果はさらに大

非線形システム同定法の例

自動車エンジン適合では，下記のモデル表現は一般的になった。

- **Hammerstein-Wiener Model**：



$$w(k) = f(u(k))$$

$$\begin{aligned} x(k) &= \alpha_1\, x(k-1) + \alpha_2\, x(k-1) \\ &+ \cdots + \alpha_n\, x(k-n) + \beta_0\, w(k) \\ &+ \beta_1 (k-1) + \cdots + \beta_m (k-m) \end{aligned}$$

$$y(k) = h(x(k))$$

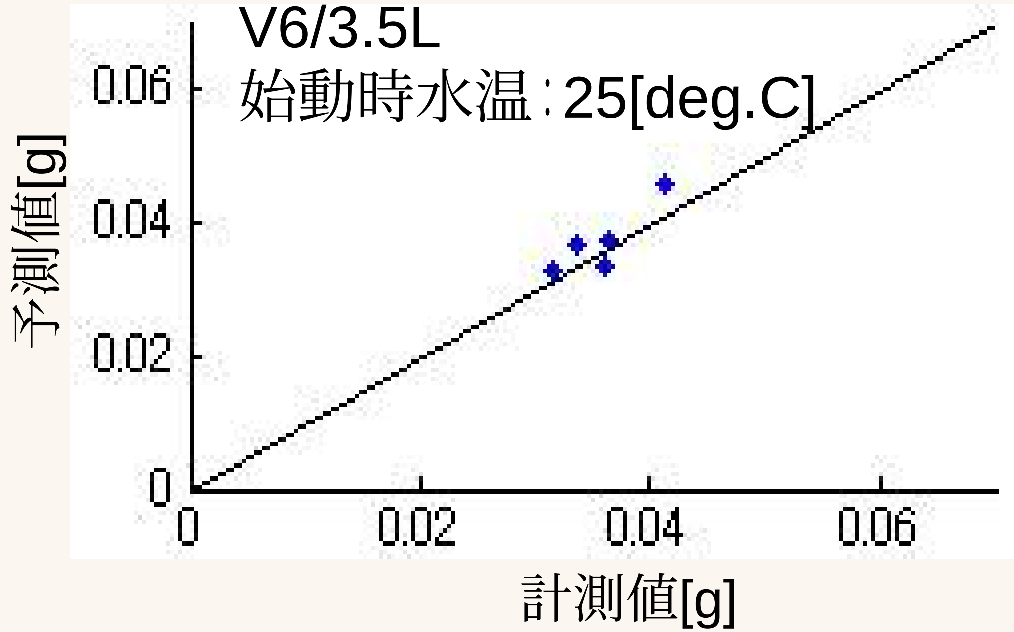
- **Volterra Series**

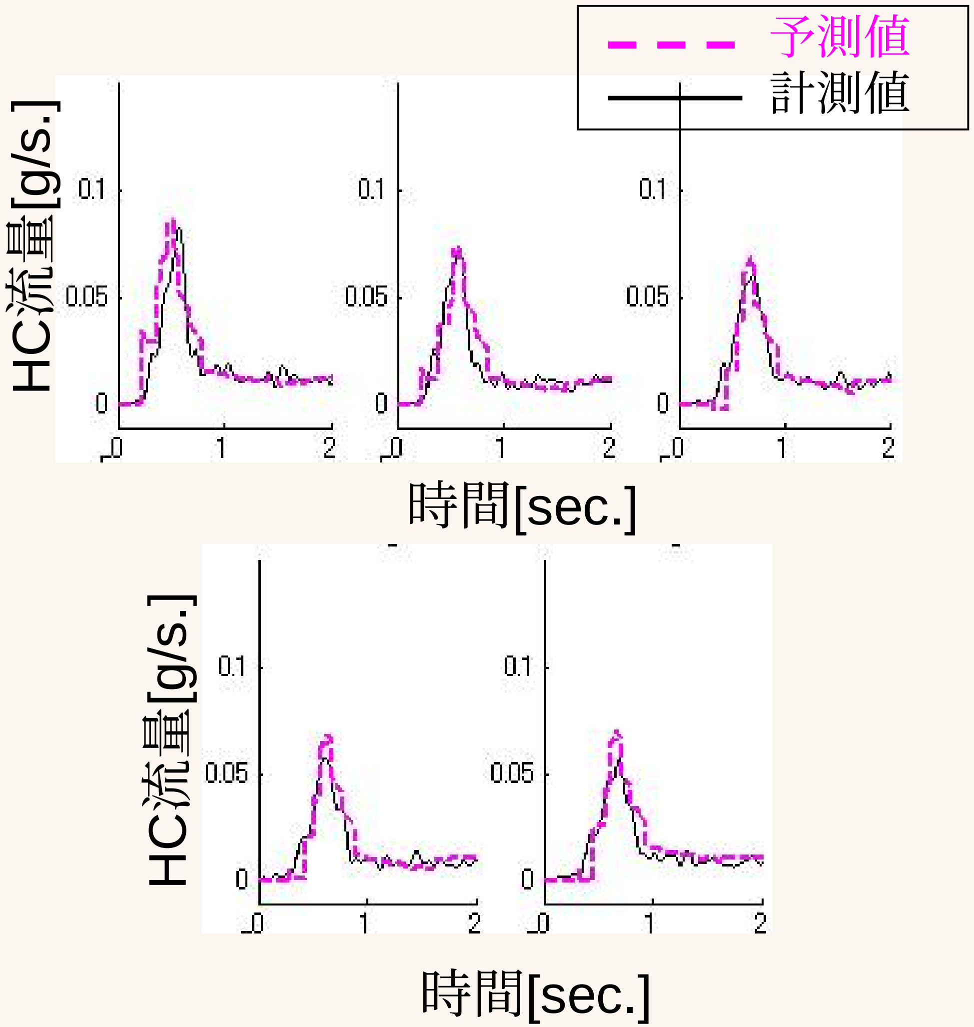
$$\begin{aligned} y(k) = \alpha_{00} &+ \alpha_{10}\, u(k) + \alpha_{11}\, u(k-1) + \cdots + \alpha_{1n}\, u(k-n) \\ &+ \alpha_{20}\, u(k)^2 + \alpha_{21}\, u(k-1)^2 + \cdots + \alpha_{2n}\, u(k-n)^2 \\ &\quad \vdots \\ &+ \alpha_{N0}\, u(k)^N + \alpha_{N1}\, u(k-1)^N + \cdots + \alpha_{Nn}\, u(k-n)^N \end{aligned}$$

実験データへの適用例

冷間**HC**流量モデル《 HC瞬時流量 》

《 累積HC量@2.0[sec.] 》





冷間始動HCの過渡モデル

燃料噴射量 fim

燃料噴射時期 fit

点火時期 sa

スロットル開度 ta

k：time step
（0.01sec./step）

$$
\begin{aligned}
\mathrm{HC}(k) = {} & 0.05555\,\mathrm{sa}(k) + 0.03331\,\mathrm{fit}(k) - 0.01619\,\mathrm{fim}(k) + 0.02281\,\mathrm{ta}(k) \\
& - 0.00206\,\mathrm{sa}(k)^2 + 0.05236\,\mathrm{sa}(k)\mathrm{fit}(k) - 0.0094\,\mathrm{sa}(k)\mathrm{fim}(k) + 0.00008\,\mathrm{sa}(k)\mathrm{ta}(k) \\
& - 0.03813\,\mathrm{fit}(k)^2 - 0.0162\,\mathrm{fit}(k)\mathrm{fim}(k) + 0.00525\,\mathrm{fit}(k)\mathrm{ta}(k) + 0.01101\,\mathrm{fit}(k)^2 \\
& + 0.03198\,\mathrm{fit}(k)\mathrm{ta}(k) + 0.05124\,\mathrm{ta}(k)^2 \\
& + 0.016913\,\mathrm{sa}(k-10) + 0.013918\,\mathrm{fit}(k-10) - 0.00206\,\mathrm{fim}(k-10) + 0.00099\,\mathrm{ta}(k-10) \\
& + 0.0039\,\mathrm{sa}(k-10)^2 + 0.01828\,\mathrm{sa}(-10)\mathrm{fit}(k-10) - 0.00043\,\mathrm{sa}(k-10)\mathrm{fim}(k-10) \\
& + 0.00059\,\mathrm{sa}(k-10)\mathrm{ta}(k-10) + 0.00054\,\mathrm{fit}(k-10)^2 - 0.00817\,\mathrm{fit}(k-10)\mathrm{fim}(k-10) \\
& + 0.00083\,\mathrm{fit}(k-10)\mathrm{ta}(k-10) - 0.00609\,\mathrm{fim}(k-10)^2 - 0.00229\,\mathrm{fim}(k-10)\mathrm{ta}(k-10) \\
& - 0.02531\,\mathrm{ta}(k-10)^2 + 0.09288
\end{aligned}
$$

排出HC流量 HC

近似物理モデル

例) エンジンモデル

プラントモデル
$$\begin{cases} I(\omega)\dfrac{d\omega}{dt} = T_i - T_f - T_l & \text{：物理モデル} \\ I(\omega) = \alpha_1\omega^2 + \alpha_2\omega + \alpha_3 & \text{:統計モデル} \end{cases}$$

I :慣性モーメント, ω：エンジン速度,

T_e: エンジン正味トルク， T_l: 負荷トルク

- 本来、慣性モーメント I は定数であり、オリジナル物理モデルの意味 (I は定数) では、力学エネルギーも角運動量も保存されない。
- 保存側を満たさない変更は各種考えられる。

近似物理モデルの例　1

物理モデルは下記の式で表される。

$$\frac{dx}{dt} = f(x,u,c) \qquad x \in R^n, u \in R^m, c \in R^{N_C}$$

$$y = g(x,u) \qquad y \in R^p$$

例1)　状態方程式近似や陰形式微分方程式の近似

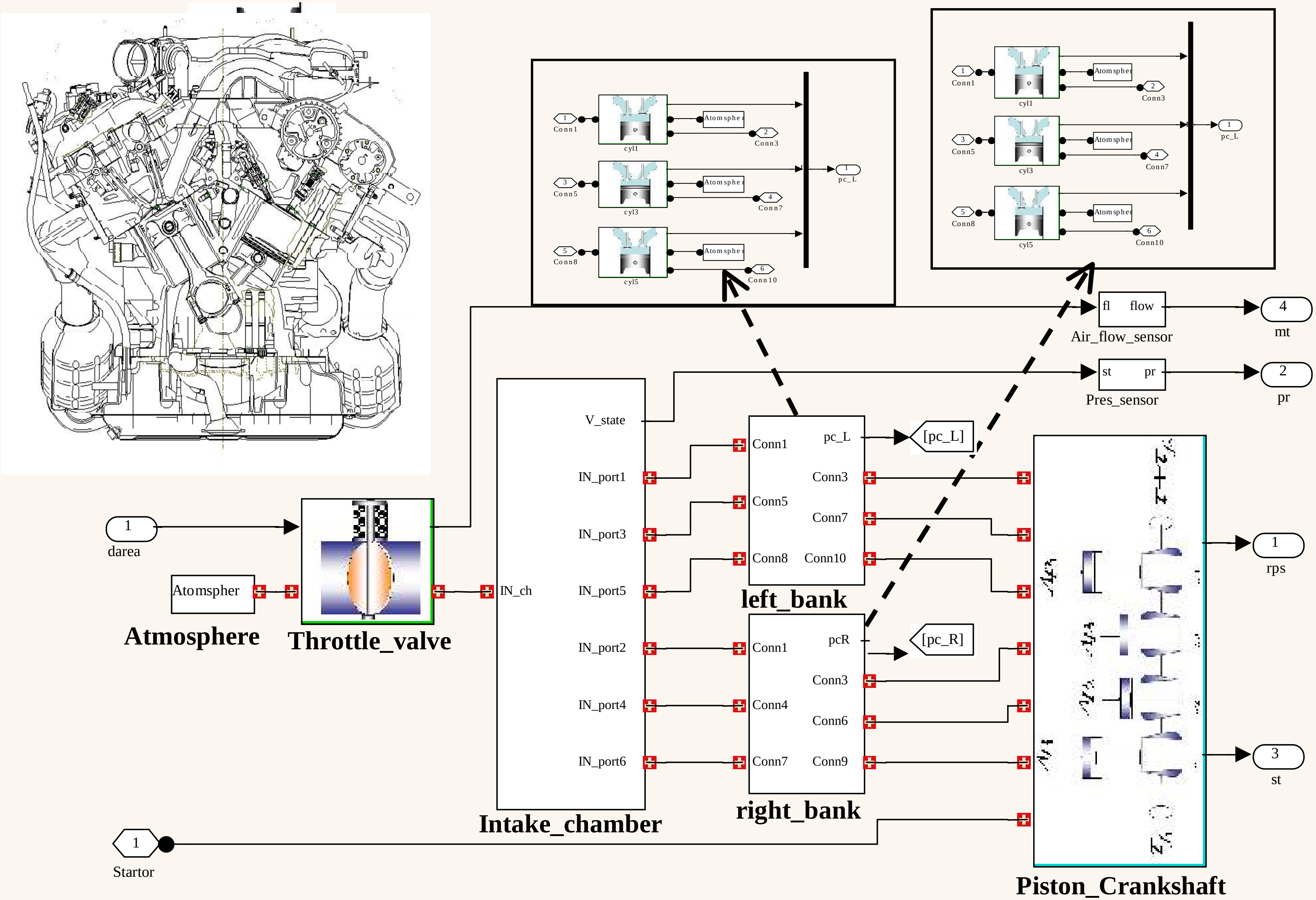
$$\frac{dx_r}{dt} = f_r(x_r, u, w_1, \cdots, w_N)$$

$$\cong w_1\ f_1(x_r, u) + \cdots + w_N\ f_N(x_r, u)$$

$$y = g(x_r, u) \qquad Where,\ x_r \in R^{n_r}\ (n_r < n)$$

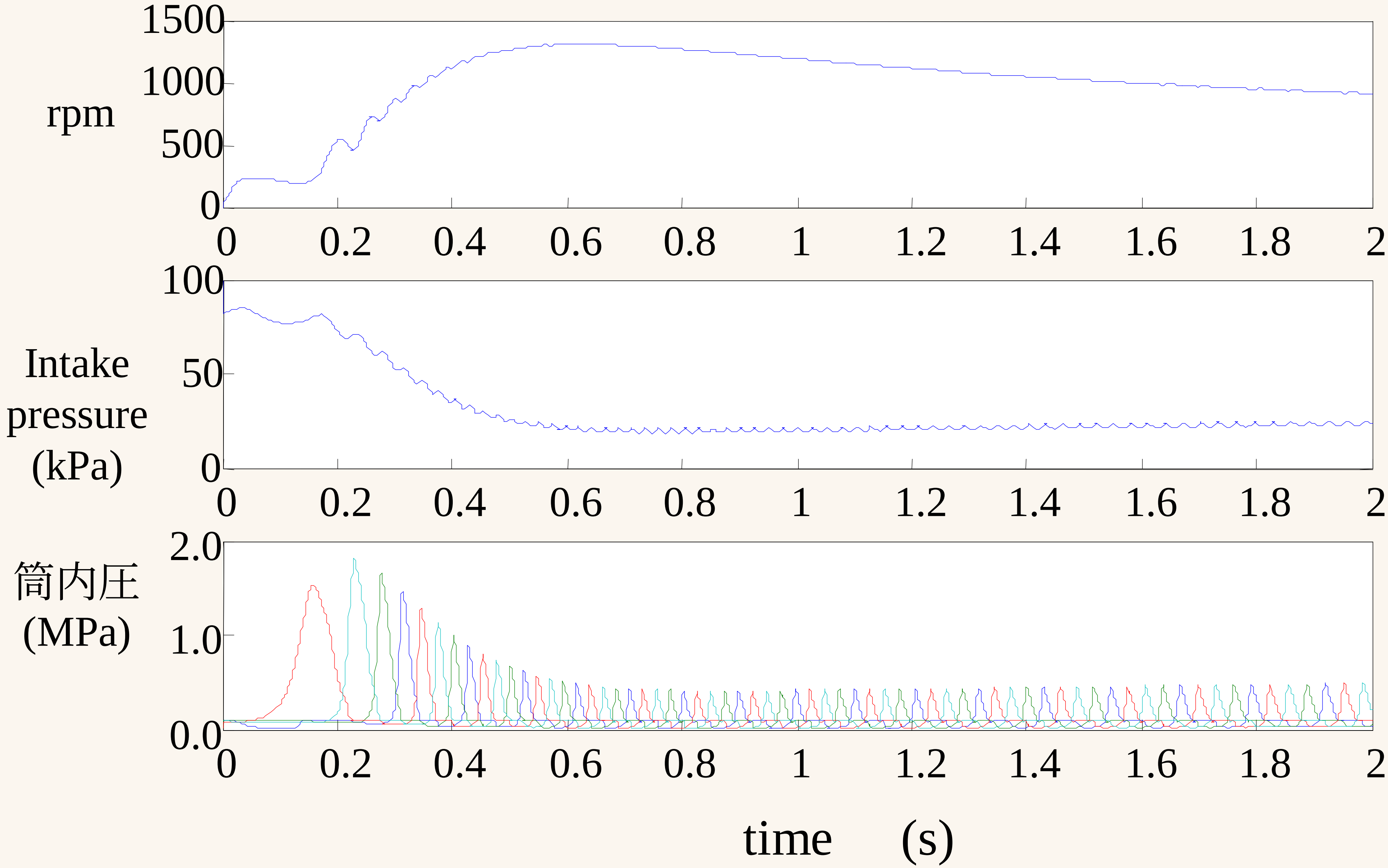
$$N < N_C$$

エンジンモデルの例



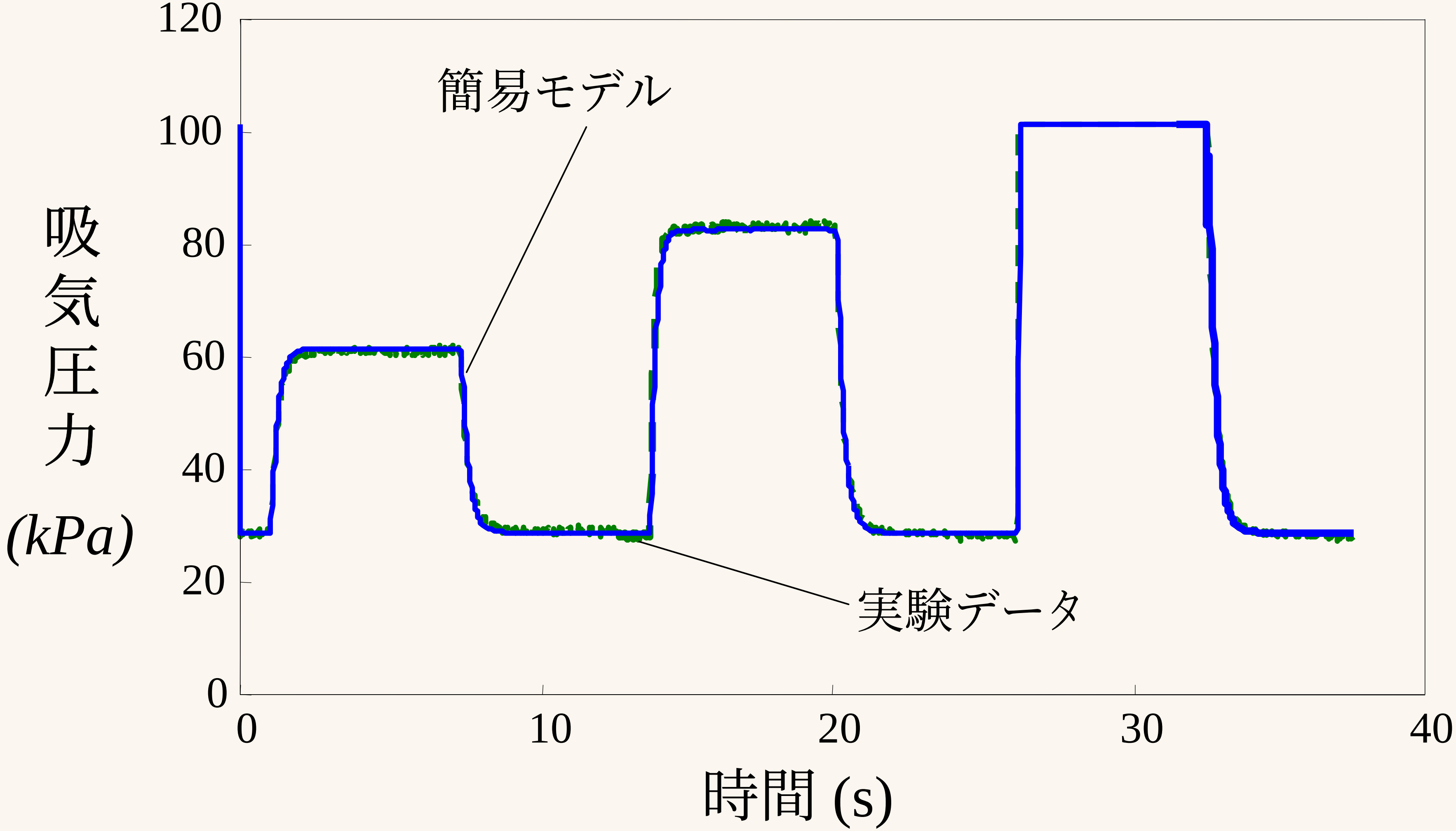
1
darea
Atomspher
Atmosphere
Throttle_valve
IN_ch
V_state
IN_port1
IN_port3
IN_port5
IN_port2
IN_port4
IN_port6
Intake_chamber
Conn1
pc_L
Conn3
Conn5
Conn7
Conn8
Conn10
left_bank
[pc_L]
Conn1
pcR
Conn3
Conn4
Conn6
Conn7
Conn9
right_bank
[pc_R]
fl flow
Air_flow_sensor
4
mt
st pr
Pres_sensor
2
pr
1
rps
3
st
Piston_Crankshaft
1
Startor
Conn1
cyl1
Atomspher
Conn3
Conn5
cyl3
Conn7
Conn8
cyl5
Conn10
pc_L

エンジンモデルの計算例



過渡モデルの簡易化例

シミュレーションデータでの同定 → 実験データでの同定
(モデル簡易化の一手法)　　　　　(実験検証)



スロットル開度・吸気圧の近似モデル

シミュレーションデータを用いた局所システム同定結果に平衡実現を適用し、局所低次元化線形ﾓﾃﾞﾙを大域化。

$$
\begin{aligned}
p(k+1) = &\left\{\alpha_8\, p(k)^8 + \alpha_7\, p(k)^7 + \cdots + \alpha_1\, p(k) + \alpha_0\right\} p(k) \\
&+ \left\{\beta_8\, p(k)^8 + \beta_7\, p(k)^7 + \cdots + \beta_1\, p(k) + \beta_0\right\} \theta(k) \\
&+ \left\{\gamma_8\, p(k)^8 + \gamma_7\, p(k)^7 + \cdots + \lambda_1\, p(k) + \gamma_0\right\}
\end{aligned}
$$

$$\Downarrow$$

$$
\begin{aligned}
p(k+1) = &\left\{\alpha_1\, p(k)^{-0.24} + \alpha_2\, p(k)^{-0.12} + \alpha_3\right\} p(k) \\
&+ \left\{\beta_1\, p(k)^{-0.002} + \beta_2\, p(k)^{-0.001} + \beta_3\right\} \theta(k) \\
&+ \gamma
\end{aligned}
$$

$p(k)$: 吸気圧　$\theta(k)$: スロットル開度　k：時間

<u>課題：パラメータ最小とする簡易式をどのように求めるか？</u>

近似物理モデルの例2

例2)　ﾓﾃﾞﾙﾊﾟﾗﾒｰﾀを状態の関数にする

$$C = f_r\left(x_r, u, w_1, \cdots, w_n\right)$$

(ｴﾝｼﾞﾝの慣性ﾓｰﾒﾝﾄをｴﾝｼﾞﾝ速度の関数とするなど)

例3)　誤差関数の導入

$$err\left(x_r, u\right) \approx f_r\left(x_r, u, w_1, \cdots, w_N\right)$$

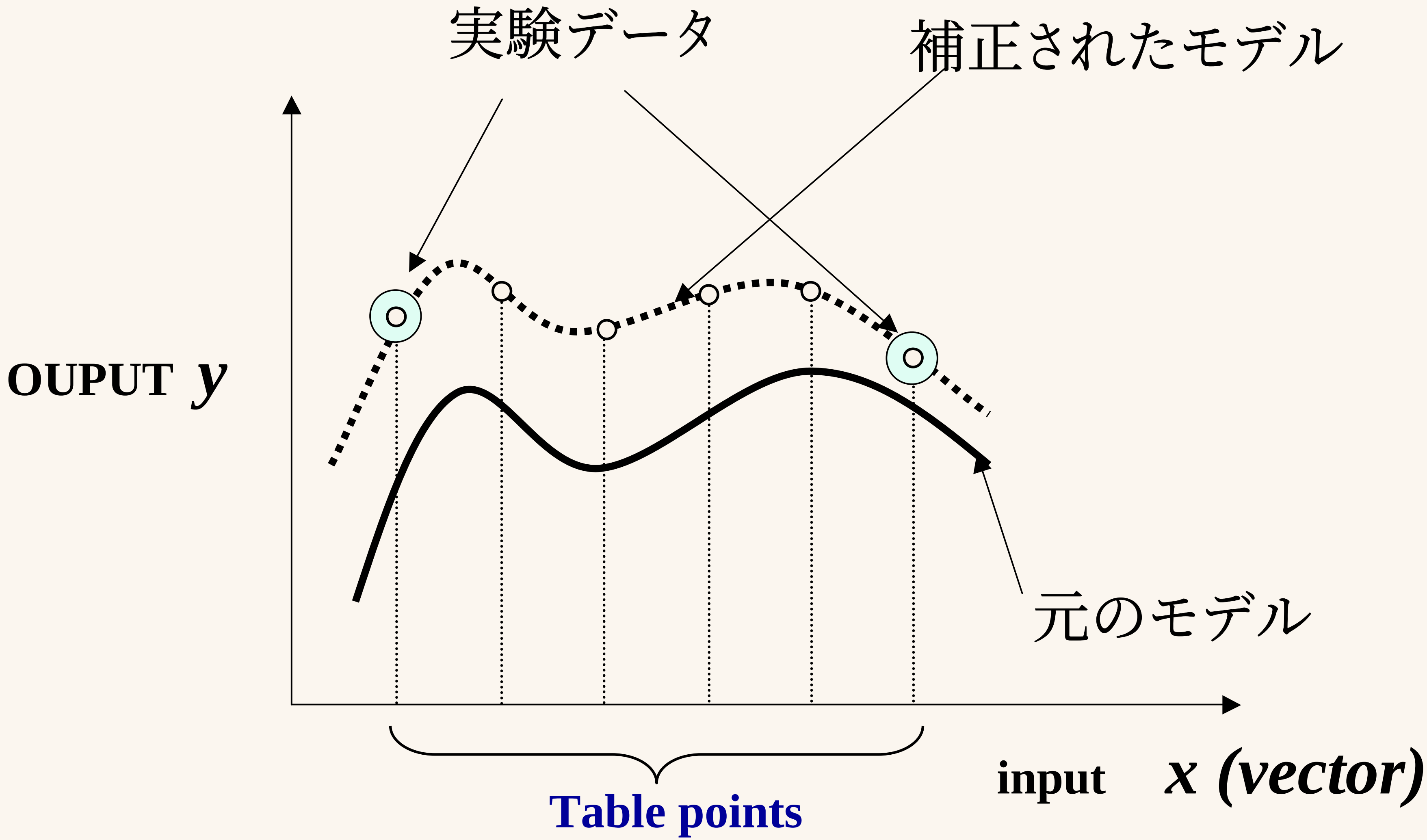
$$type\ 1:\ y_{measured} = err\left(x_r, u\right) y_{simulated}$$

$$type\ 2: y_{measured} = err\left(x_r, u\right) + y_{simulated}$$

$$type\ 3: y_{measured} = err_1\left(x_r, u\right) + err_2\left(x_r, u\right) y_{simulated}$$

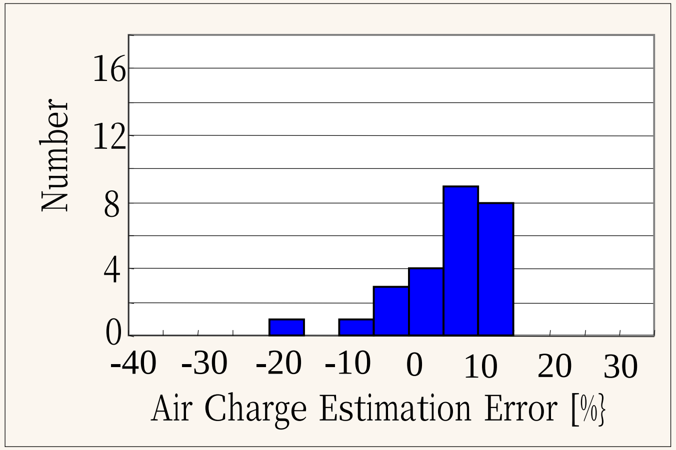
例1)、例2)と例3)の組み合わせも可能

誤差関数の概念

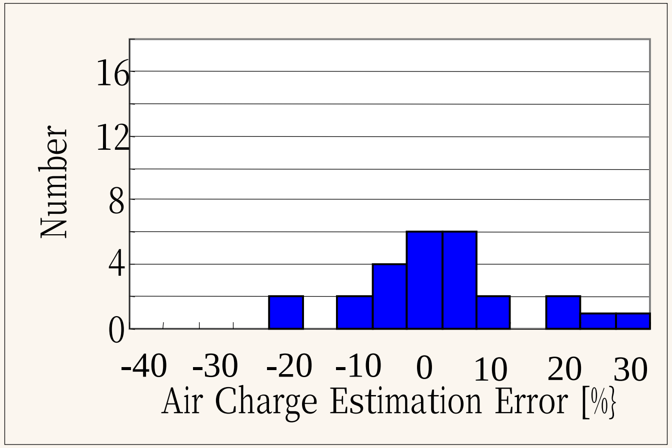


定常モデルへの誤差関数の適用例

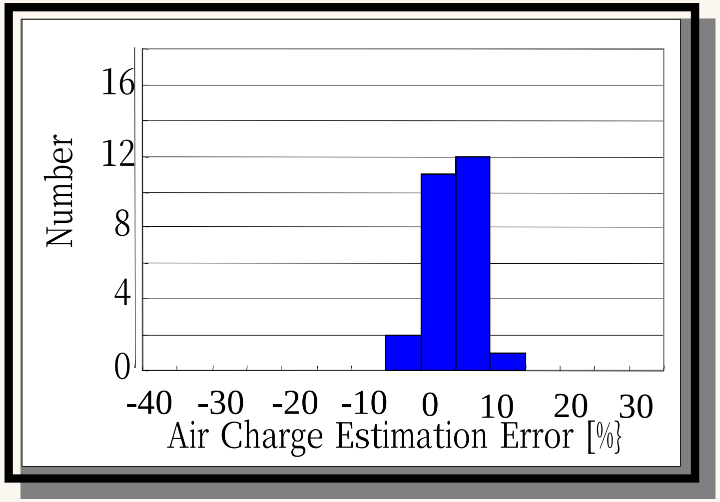
物理ﾓﾃﾞﾙ



2次のﾃｰﾗ展開



物理･統計ﾓﾃﾞﾙ統合



<u>ﾓﾃﾞﾙ誤差を統計ﾓﾃﾞﾙで修正</u>

吸気流量 $= f($ｴﾝｼﾞﾝ速度, 吸気圧, 吸気弁ﾘﾌﾄ, 吸気弁開弁時$)$

$$err(X) = \frac{f_{model}(X)}{f_{actual}(X)}$$

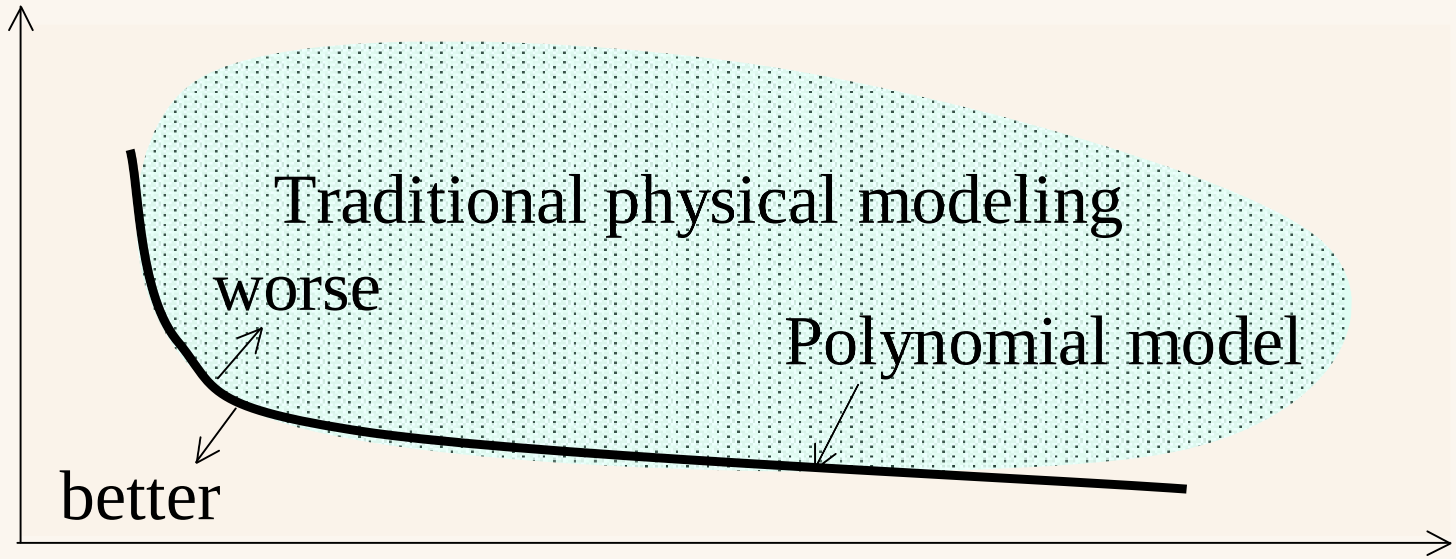
報告要旨

1. ここでの言葉の定義
2. 扱うモデルの範囲
3. 現状の問題
4. 望ましいプラントモデリング環境
5. 物理モデル記述(HLMD)
6. 物理モデリングツール(HLMT)
7. まとめ

制御対象モデリングの問題

物理モデルは限られた範囲でしか十分な精度が得られず、
想定される運転領域全体の精度は統計モデルに敵わない。

error



The number of experiments used in the model development

$$error = \sum \left(experiment - model \right)^2$$

想定される全運転条件をカバーする必要がある。

物理モデルの課題のまとめ

1. 重要な現象を落とす。精度が不十分。繰り返しが多い。
   (修正を繰り返しモデルが複雑化→誰も物理モデルを信じない)
2. タイムリーに開発側にモデルを提供できない。
   (モデルが完成したときは開発は終わっている)
3. システムを構成するサブモデルの品質が人に依存し、全体の整合が取れない。理解し難い。再利用ができない。

↓

対応策

1. モデリング手法の形式化
2. モデリングプロセスの共有
3. モデルアーキテクチャーの共有
4. 統計モデルとの統合
5. ツールサポートの促進

統計モデルに関する誤解

1. 原理原則に基づいていない。
   → 関数近似理論(項を増やせば求める関数に収束)、統計理論に基づいている。逆に、物理モデルは試行錯誤を繰り返しても収束する保証がない。統計モデルの方が理論的にはしっかりしている。

2. フィッティングした条件しか成り立たず信頼性がない。
   → 全ての可能性のある運転条件をカバーするように実験計画するのが基本なので、この批判は当たらない(カバーするための方法論は確立していない)。

3. 新しいシステムには適用できない。
   → 企業活動は継続しており、参照できるデータがある場合が多い。適用でないとする根拠は乏しい。

統計モデルの課題のまとめ

1. 実験条件が的確ならば、必要な現象がデータに反映している。（可能性のある運転条件をカバーするための実験数が膨大。）
2. タイムリーにモデルが開発できるかは実験可否に依存する。実験が可能であれば、タイムリーにモデルを供給できる可能性大。
3. 非線形同定は、特定のクラスに適用できる方法論として確立されている。基底関数近似は、変数間の関係が失われる（パラメータ数の増加→実験データ数の増大）。

↓

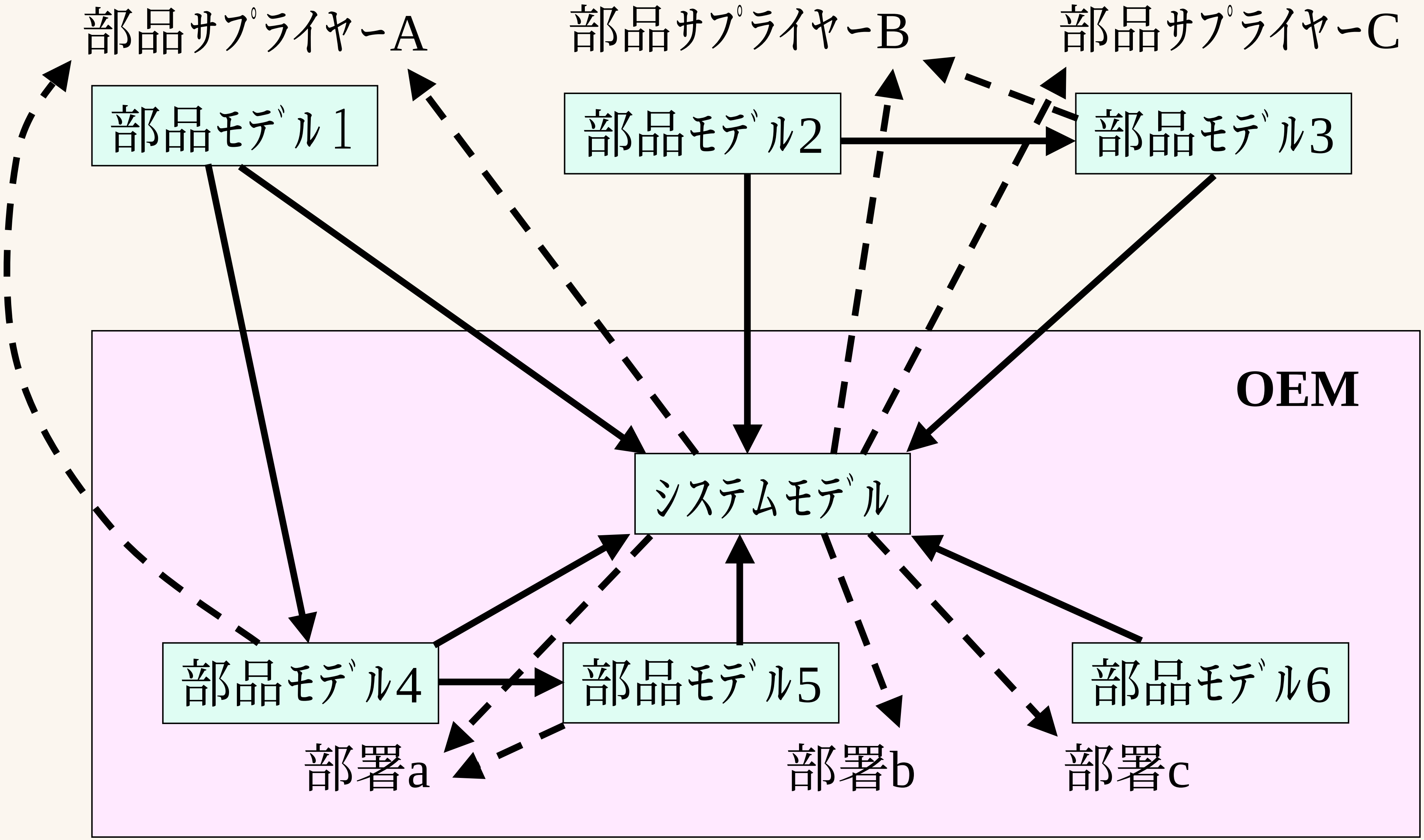
対応策

1. モデリング手法の形式化
2. モデリングプロセスの共有
3. モデルアーキテクチャーの共有
4. 物理モデル利用による実験数削減
5. ツールサポートの促進

報告要旨

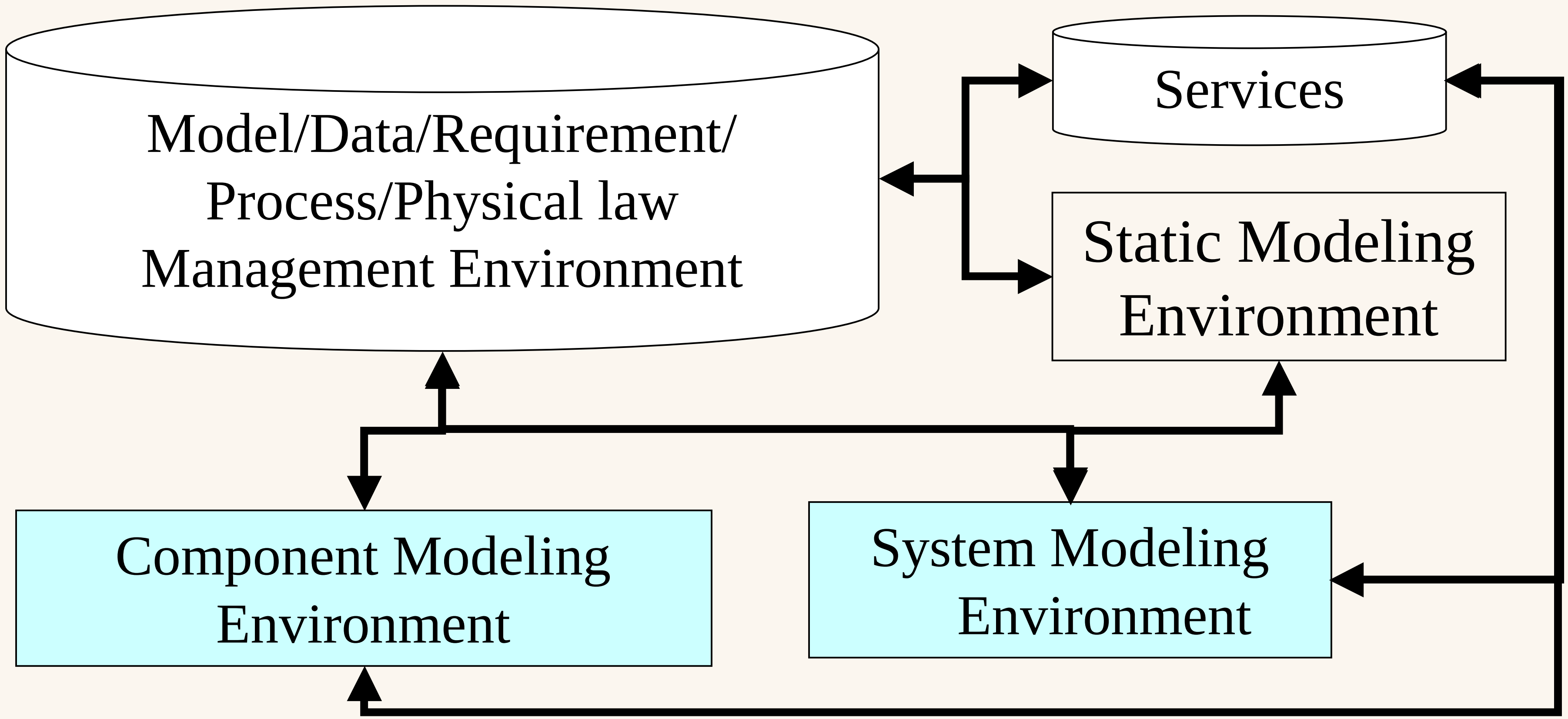
1. 扱うモデルの範囲
2. ここでの用語の定義
3. 現状の問題
4. 望ましいプラントモデリング環境
5. 物理モデル記述 (HLMD)
6. 物理モデリングツール (HLMT)
7. まとめ

モデル流通



部品サプライヤーA
部品サプライヤーB
部品サプライヤーC
部品モデル1
部品モデル2
部品モデル3
OEM
システムモデル
部品モデル4
部品モデル5
部品モデル6
部署a
部署b
部署c

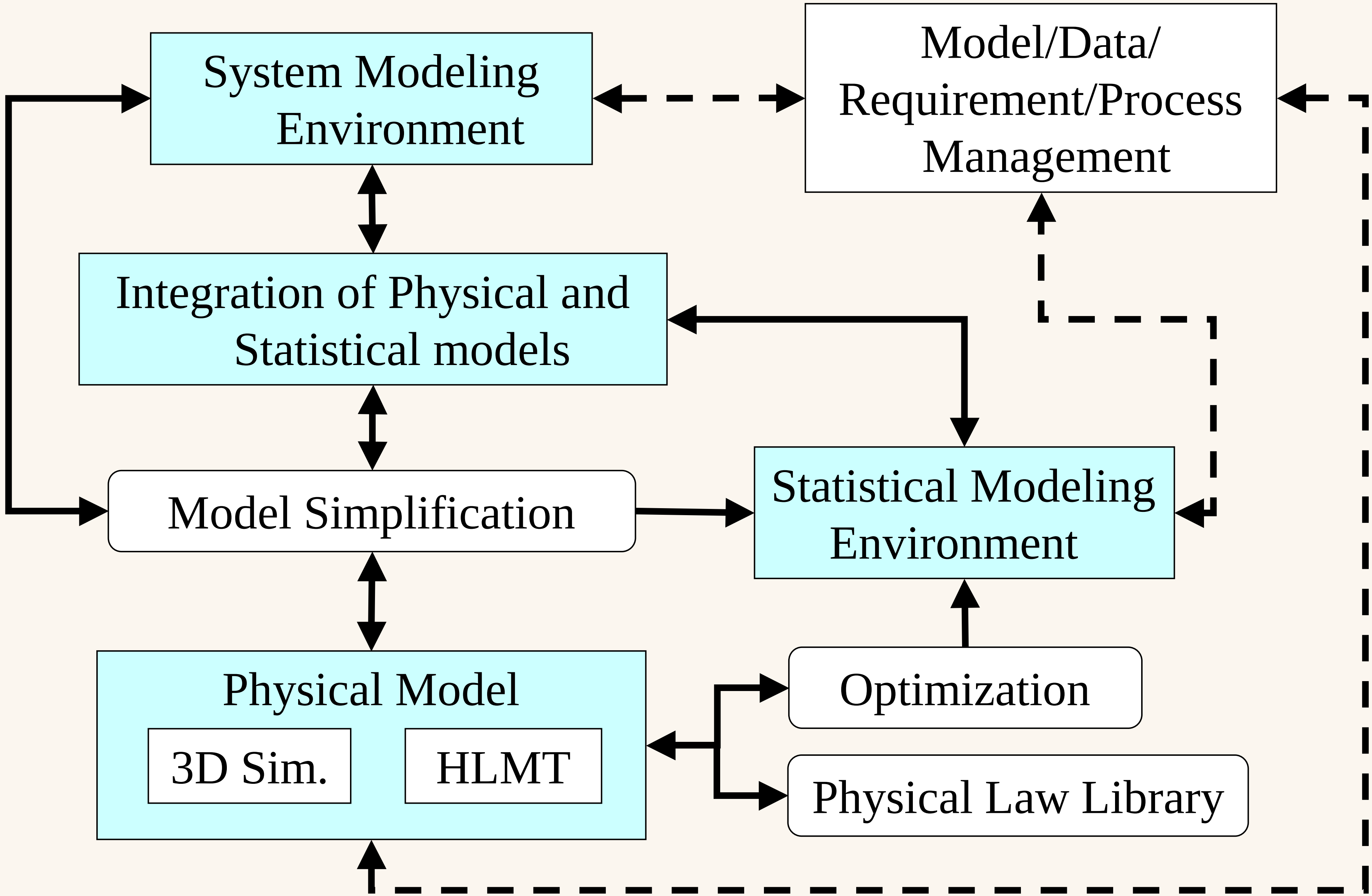
システムとコンポーネントモデリング



注)

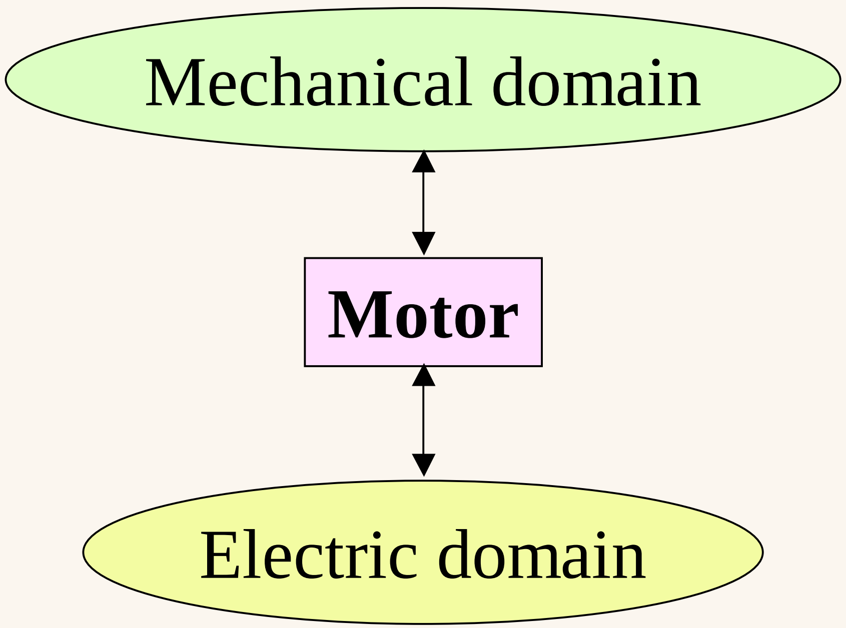
コンポーネントをアッセンブルするだけでは、システムモデル精度は保証できない。システム全体を調整する機構が必要である。

プラントモデリング環境



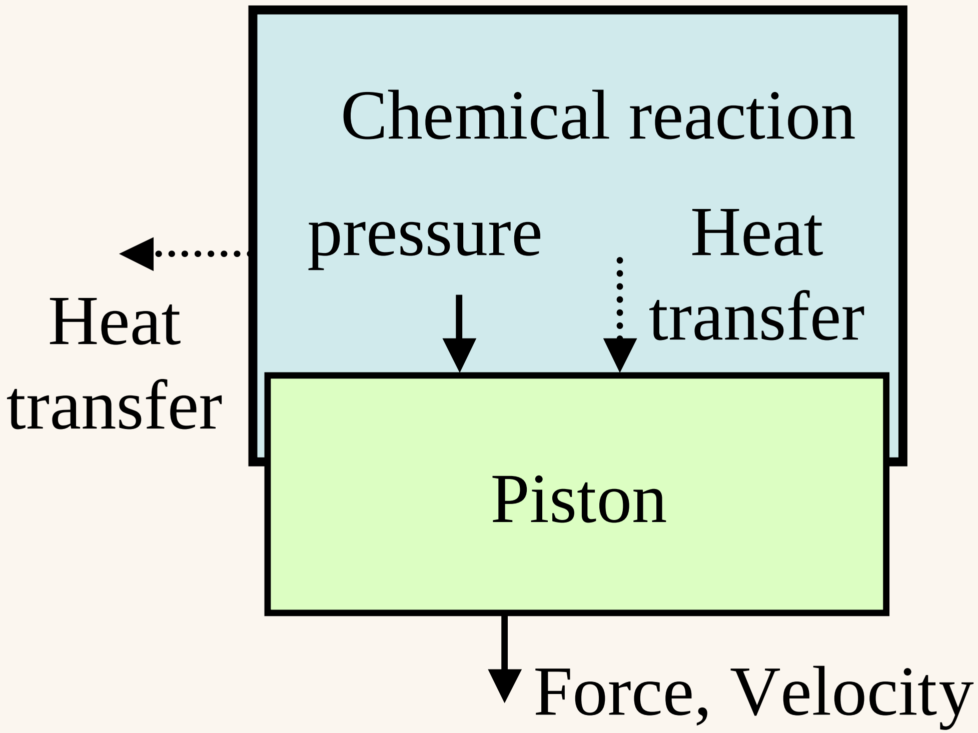
Combined Physical Domains

Separated physical domains



Bridge between domains
(current general tool)

Desired modeling

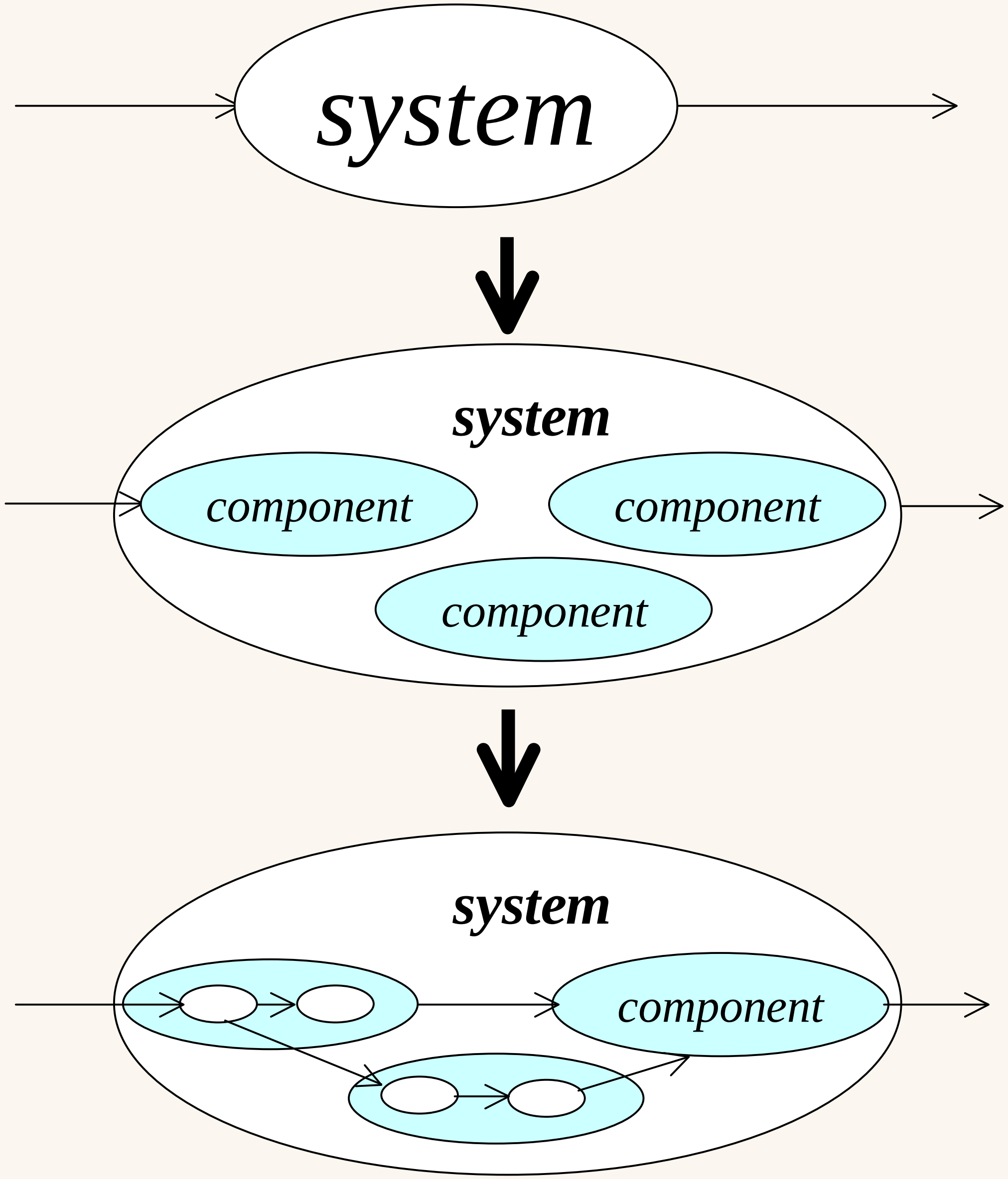


Fully combined physical domains
(required tool)

報告要旨

1. 扱うモデルの範囲
2. ここでの用語の定義
3. 現状の問題
4. 望ましいプラントモデリング環境
5. 物理モデル記述（HLMD）
6. 物理モデリングツール（HLMT）
7.まとめ

モデリング手順



構成要素分解

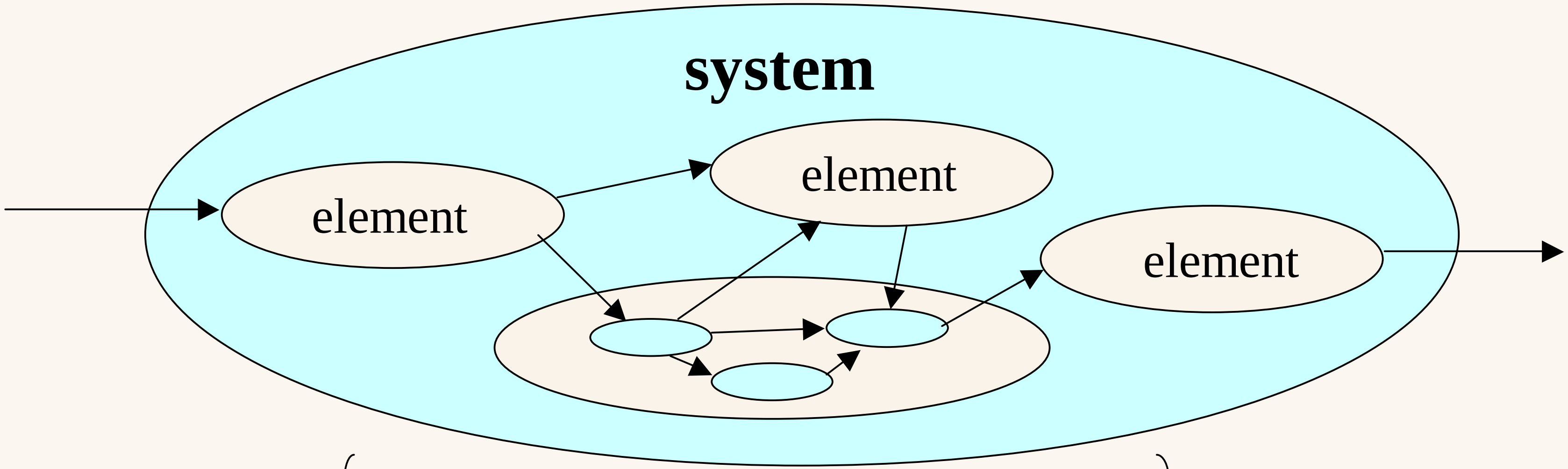
拘束の記述

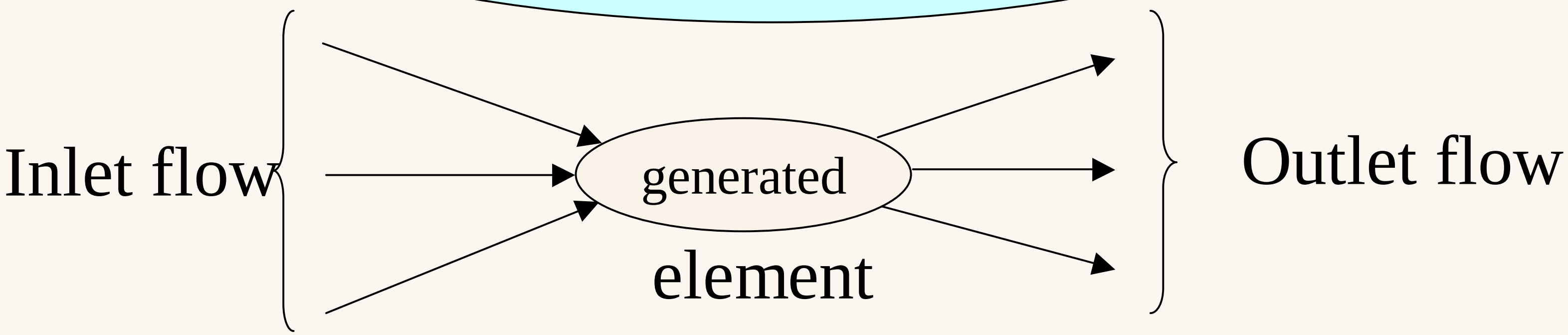
相互作用の記述

式の集約

HLMD

HLMD: 保存則によるモデル要素挙動の記述



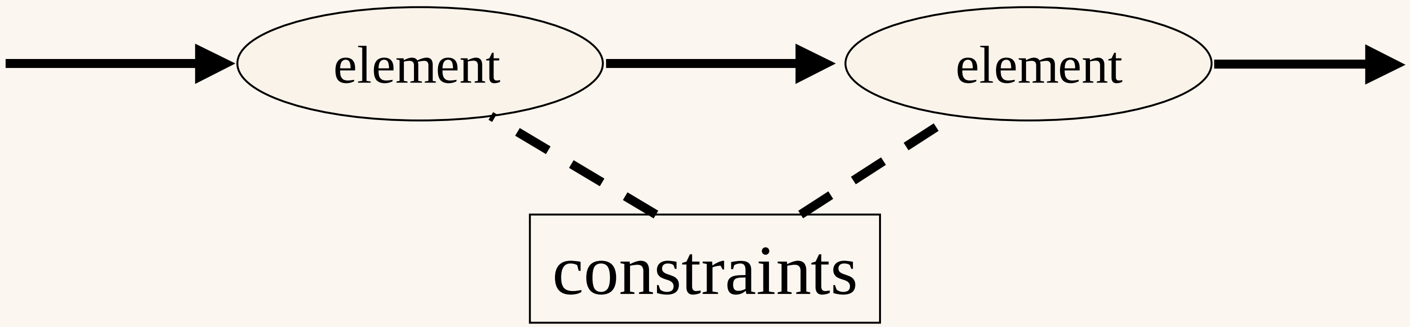


$$\frac{d\, conserved\ \ quantity}{dt} = \sum inlet\ \ flow\ rate - \sum outlet\ \ flow\ rate + generated\ \ speed$$

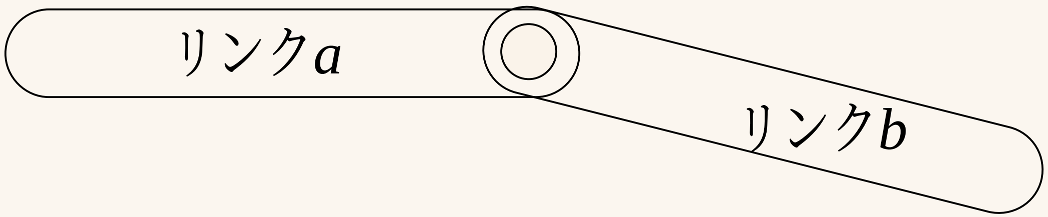
$$conserved\ \ quantity\ = [mass, energy, momentum, number\ \ of\ \ molcules, \cdots]^T$$

拘束の記述

HLMD: 保存則によるモデル要素挙動の記述



例)



拘束式の例

$$x_a = x_b,\ y_a = y_b$$

例)

$$p_a = p_b,\ V_a + V_b = V_0$$

HLMDの基本式

モデル $\tilde{\Sigma}$ は下記のように表される。

$$
\tilde{\Sigma}\left(\tilde{f},\tilde{g},\tilde{h},\tilde{\phi},\tilde{\varphi}\right)
\begin{cases}
\dfrac{d\tilde{E}}{dt} = \tilde{f}\left(e,V\right) & :\text{保存則の定義} \\
\tilde{X} = \tilde{g}\left(\tilde{E},\tilde{X},e\right) & :\text{中間変数の定義} \\
\tilde{h}\left(\tilde{E},\tilde{X}\right) = 0 & :\text{拘束} \\
e = \tilde{\phi}\left(\tilde{E},\tilde{X}\right) = 0 & :\text{保存量流量の定義} \\
\tilde{\varphi}\left(\tilde{E},\tilde{X}\right) = 0 & :\text{形状の定義}
\end{cases}
$$

~は状態の冗長性があることを示す。

$\tilde{E} \in R^{\tilde{n}}$:保存量　$e \in R^{l}$:保存量流量

$\tilde{X} \in R^{p}$:中間変数　$V \in R^{q}$: *Property*（関数の可能性有り）

HLMDの目的

HLMD: High Level Model Description

物理的に正しいモデルの導出

物理的意味が分かり易い記述

複合物理領域モデルを同様に扱える

物理モデリングの形式化

自然なPartitioning

フレキシブルなモデル要素と接続の変更

報告要旨

1. 扱うモデルの範囲
2. ここでの用語の定義
3. 現状の問題
4. 望ましいプラントモデリング環境
5. 物理モデル記述 (HLMD)
6. **物理モデリングツール (HLMT)**
7. まとめ

High Level Modeling Tool (HLMT)

数式処理で簡易
な式に変換

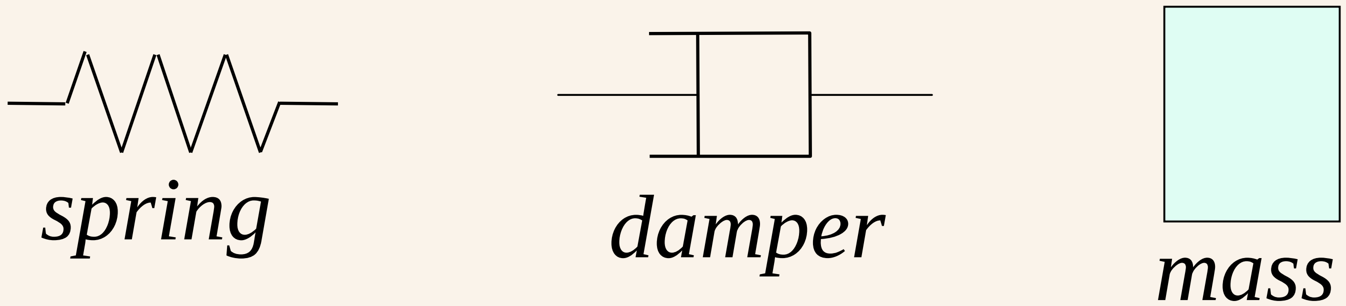
HLMD → 微分代数方程式 → 数値計算可能な式 → シミュレーション

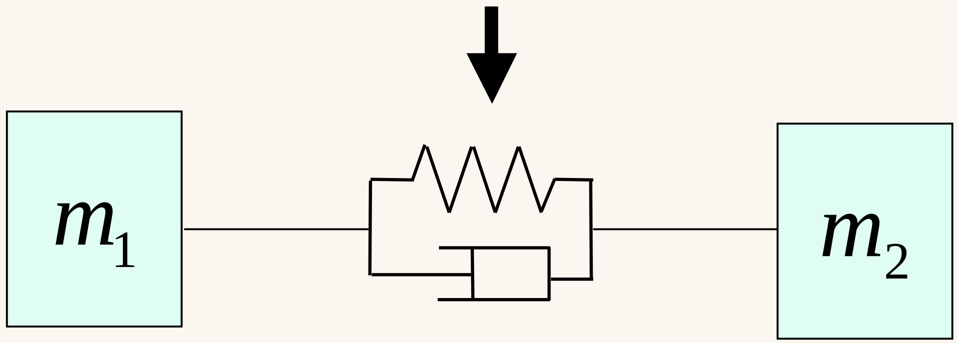
- GUI Support
- モデル定義
- 変数定義
- 物理法則定義
- モデルExport
- ライブラリー登録

GUIモデリングのパラダイム

モデル要素のアッセンブルパラダイム

力学モデルのモデル部品要素の例





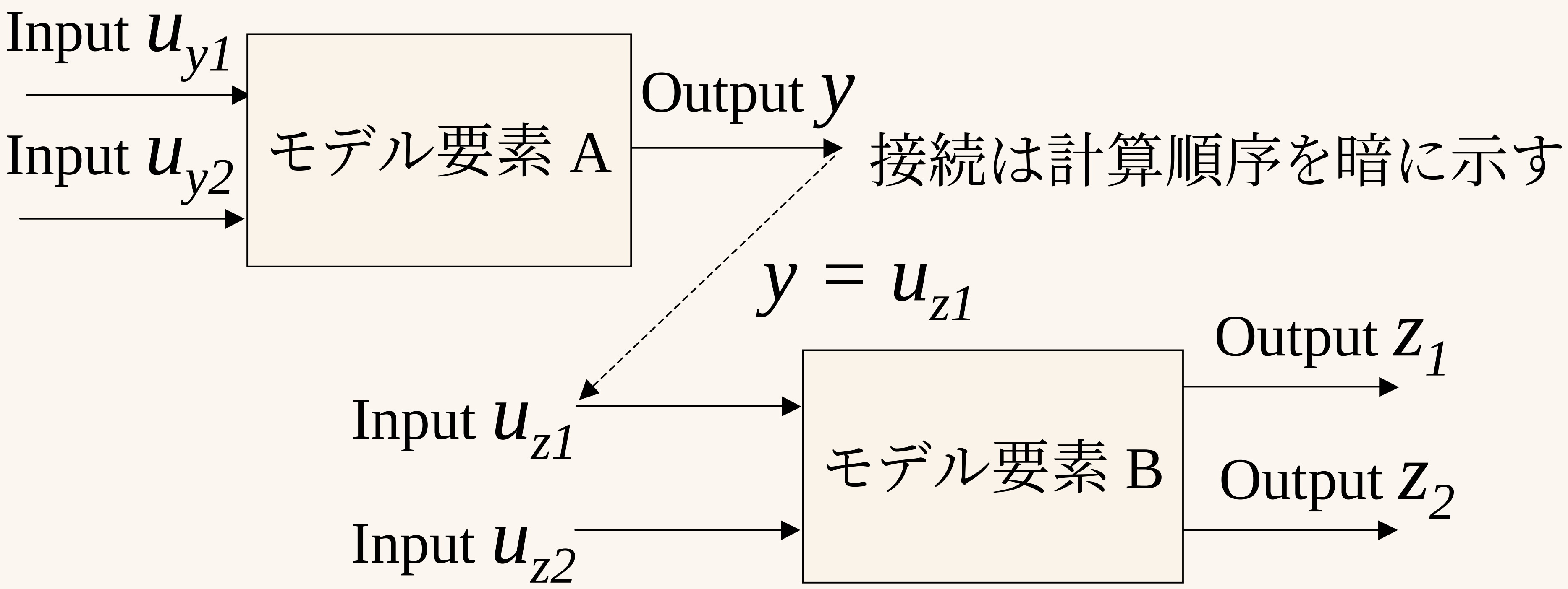
非因果的モデリングの例

因果的モデリングの定義

因果的モデリング:入出力が定義されたモデリング

従来ツールの都合により、物理法則とは無関係な制約がモデリングに課せられるていた。

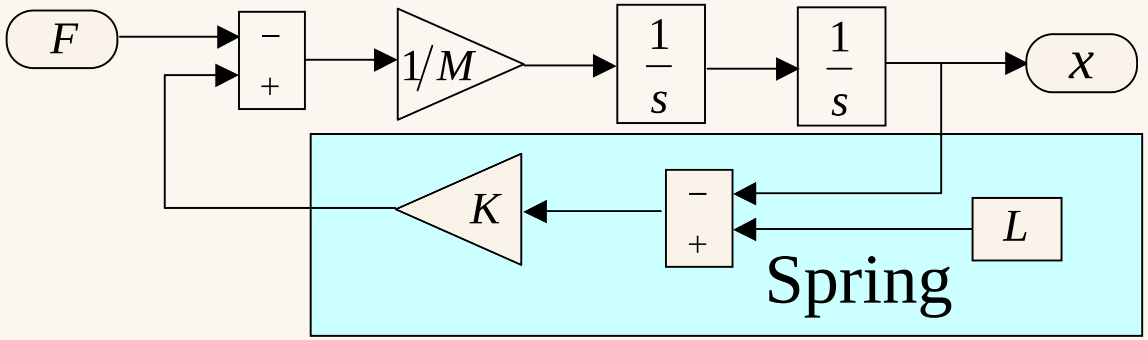
因果的モデリング

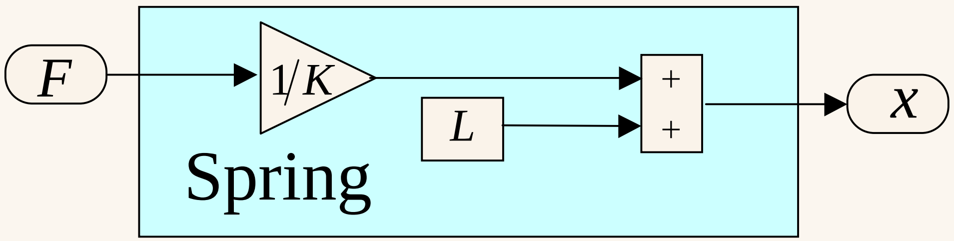


非因果的モデリングの定義

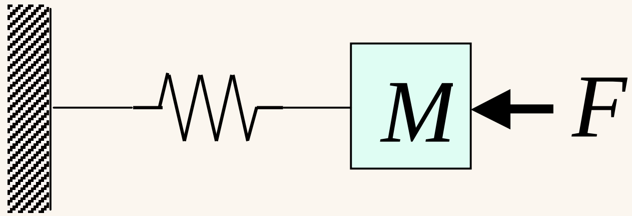
非因果的モデリング：入出力を定義しないモデリング

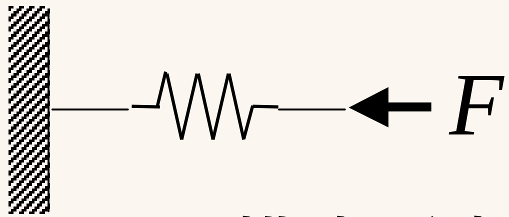
因果的モデリング





望ましいモデリング



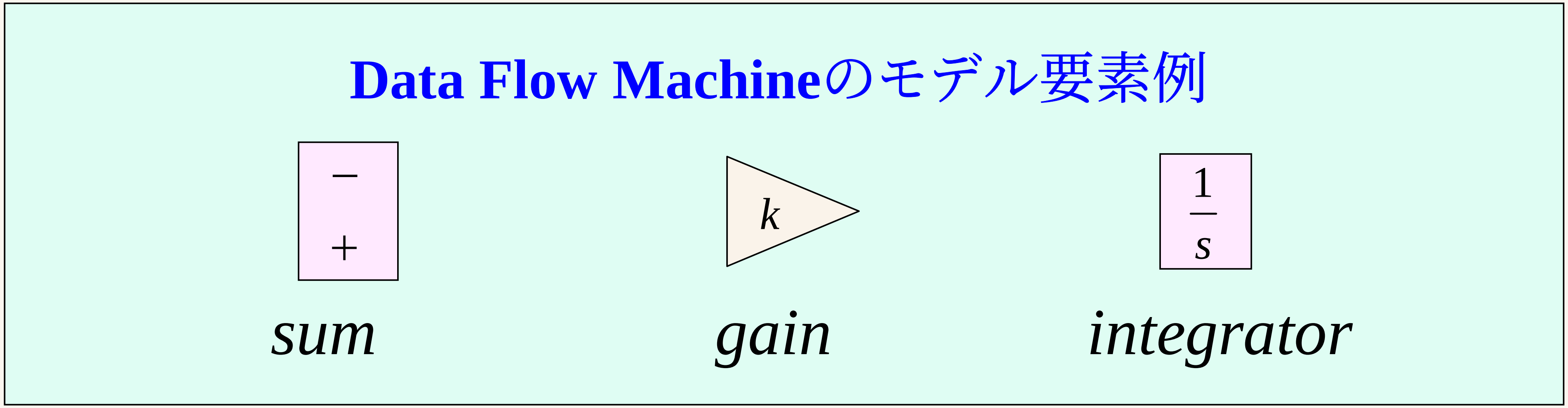


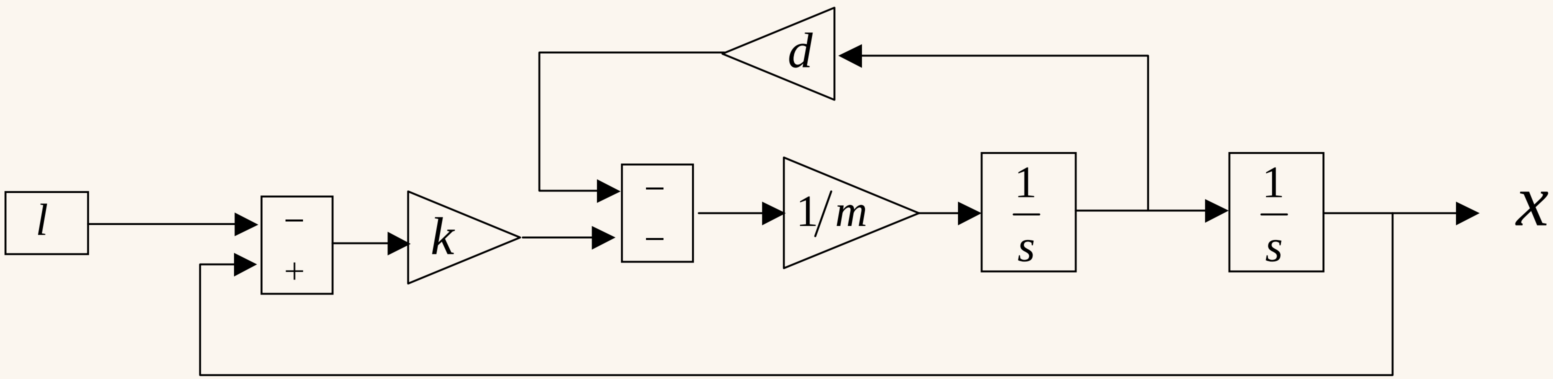
同じ構成要素には
同じモデルを利用

因果的モデリングでは入出力でモデルが変わる

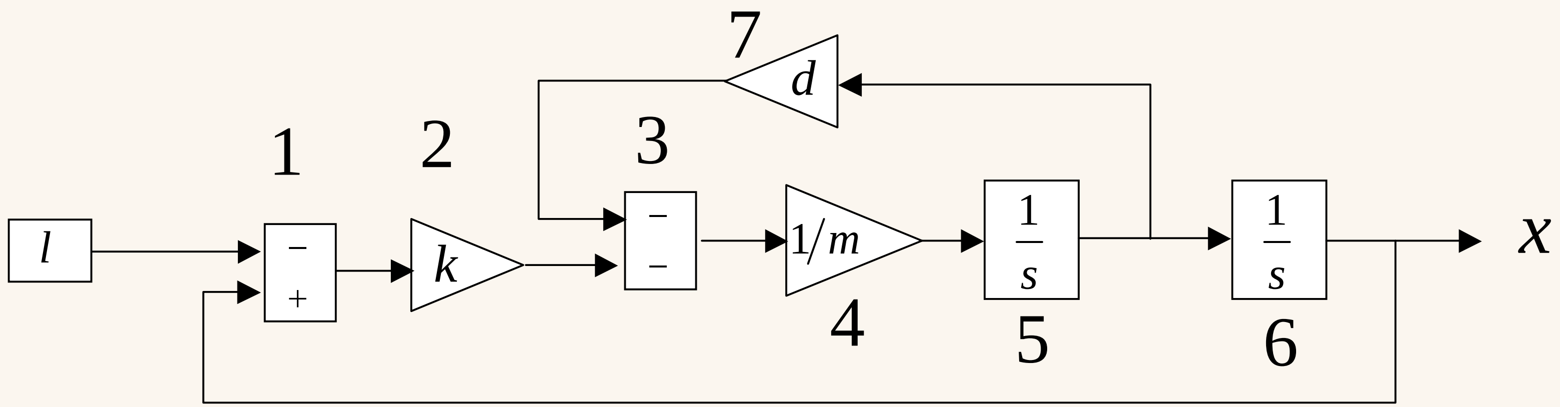
→ 物理モデリングは非因果的モデリング

Data Flow Mechanism





因果モデルの記述と式生成



モデル要素の信号伝達情報

$$y_1 = -u_{11} + u_{12}$$
$$y_2 = k\,u_2$$
$$y_3 = -u_{31} - u_{32}$$
$$y_4 = \frac{1}{m} u_4$$
$$\frac{dy_5}{dt} = u_5$$
$$\frac{dy_6}{dt} = u_6$$
$$y_7 = d\,u_7$$

結線情報

$$u_{11} = l \qquad u_4 = y_3$$
$$u_{12} = y_6 \qquad u_5 = y_4$$
$$u_2 = y_1 \qquad u_6 = y_5$$
$$u_{31} = y_7 \qquad x = y_6$$
$$u_{32} = y_2 \qquad u_7 = y_5$$

因果モデルの実行

生成された式を統合しODE (Ordinal Differential Equation)を数値計算で解き、シミュレーションを実行。

$$y_1 = l - y_6$$
$$y_2 = k\left(l - y_6\right)$$
$$y_3 = -y_7 - k\left(l - y_6\right)$$
$$y_4 = -\frac{1}{m}\left\{y_7 + k\left(l - y_6\right)\right\}$$
$$\frac{dy_5}{dt} = -\frac{1}{m}\left\{d\ y_5 + k\left(l - y_6\right)\right\}$$
$$\frac{dy_6}{dt} = y_5$$
$$y_7 = d\ y_5$$
$$x = y_6$$

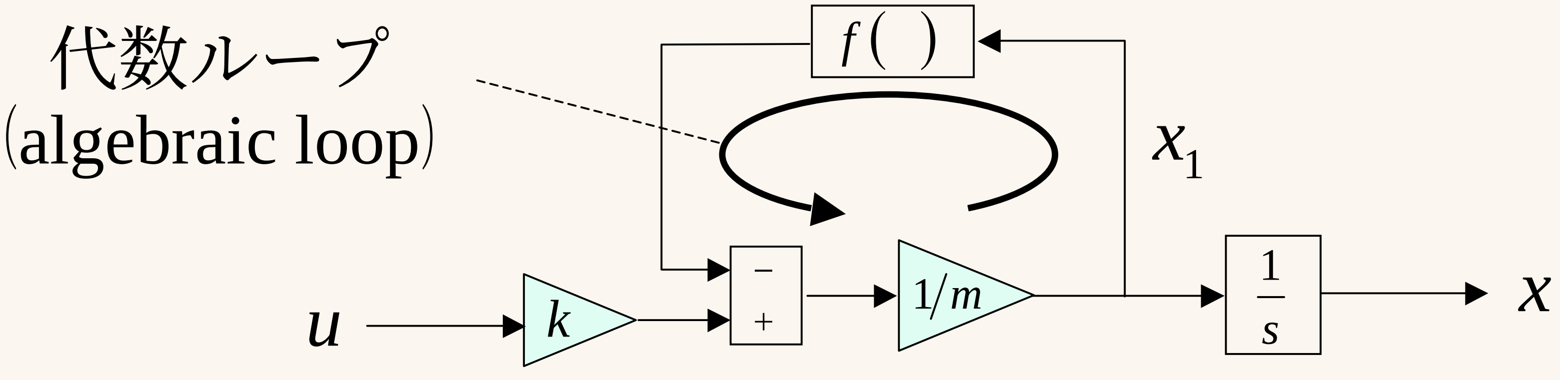
$$\rightarrow$$

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix} y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{m}\left\{d\ y_5 + k\left(l - y_6\right)\right\} \\ y_5 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_7 \\ x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l - y_6 \\ k\left(l - y_6\right) \\ -y_7 - k\left(l - y_6\right) \\ -\frac{1}{m}\left\{d\ y_5 + k\left(l - y_6\right)\right\} \\ d\ y_5 \\ = y_6 \end{bmatrix}$$

導出された常微分方程式

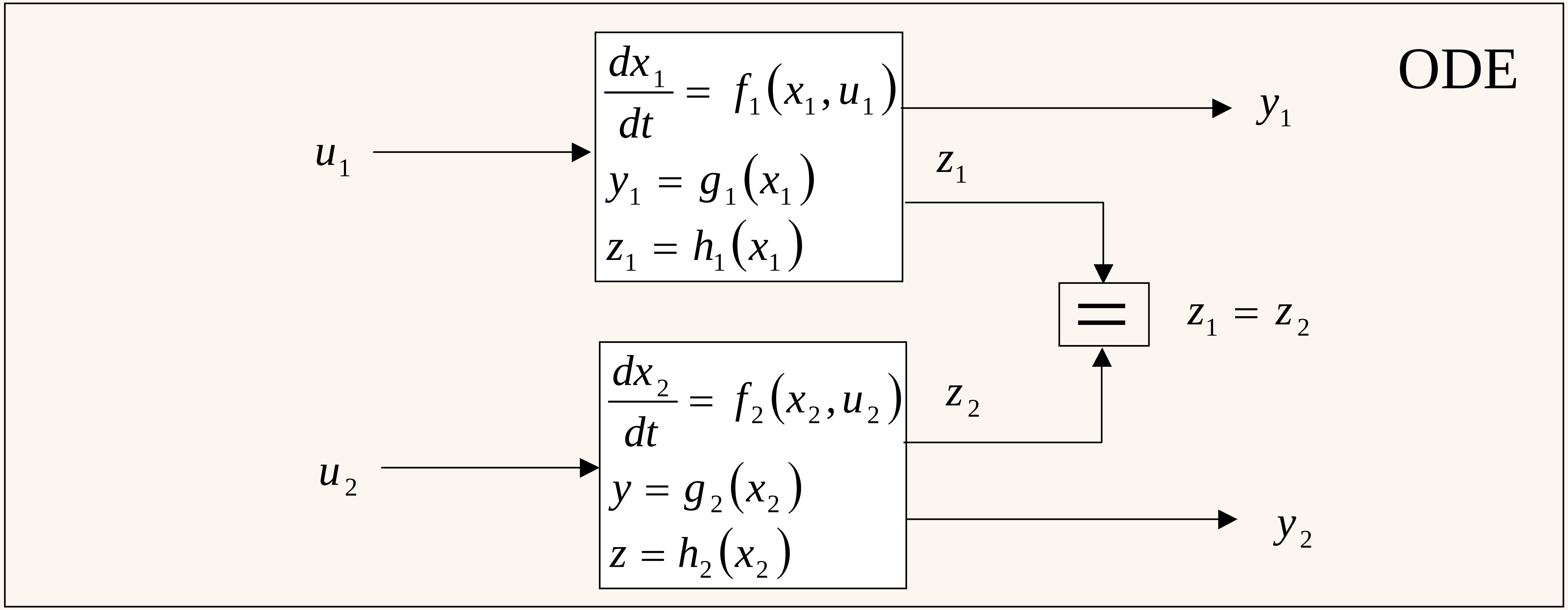
因果的モデリングの問題点



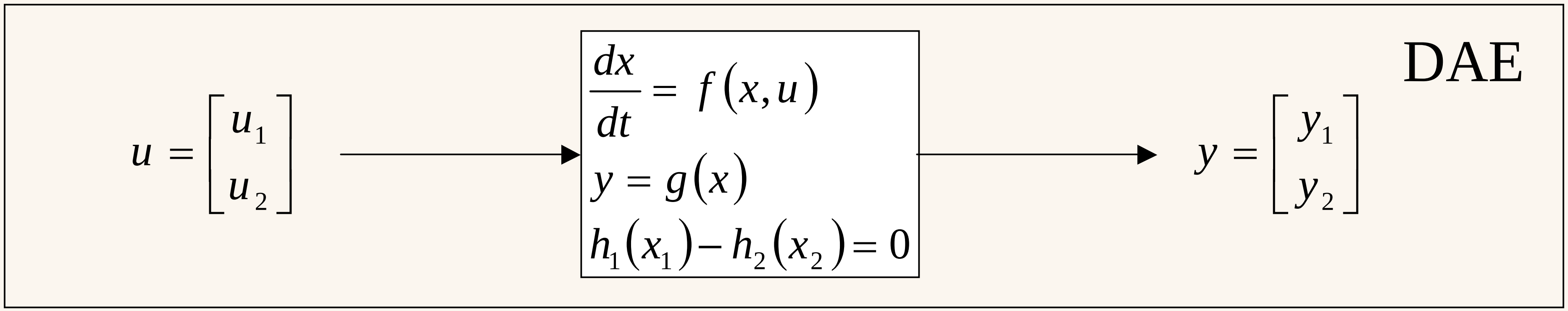
$$\left.\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= x_1 \\ x_1 &= -\frac{1}{m} f\left(x_1\right) + \frac{k}{m} u \end{aligned}\right\} \quad \text{代数微分方程式}$$

これまでのData flow Machineは代数ループを扱えない。
これは微分代数方程式(DAE)が扱えないことに起因する。

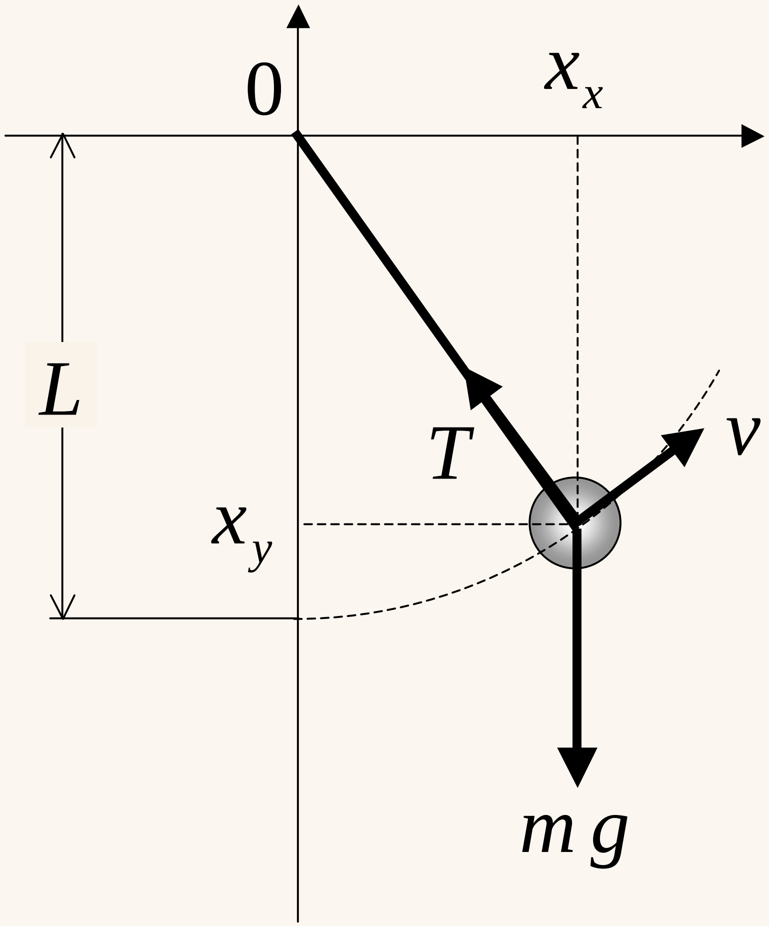
出力Portの結線



出力の結線はDAEを導く



モデリングにおける拘束の例



$$
\begin{cases}
v_x = \dfrac{dx_x}{dt} \\
v_y = \dfrac{dx_y}{dt} \\
m\dfrac{dv_x}{dt} = -\dfrac{T}{L}x_x \\
m\dfrac{dv_y}{dt} = -\dfrac{T}{L}x_y - mg \\
\boxed{x_x^{\ 2} + x_y^{\ 2} = L^2}
\end{cases}
$$

拘束式

一般的化表現

問題 : 代数方程式を含む微分方程式の解法

DAE: Differential Algebraic Equation

$$\frac{dx}{dt} = f(x, u)$$

$$h(x_2) = 0$$

ここで,

$$x \in R^n, u \in R^m, x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, x_1 \in R^{n_1}, x_2 \in R^{n_2}$$

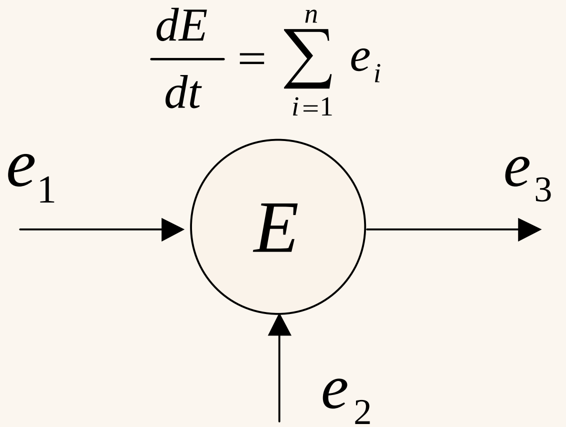
$$h : R^{n_1} \to R^{n_h}$$

これまでのData Flow MachineはDAEソルバを持たない。

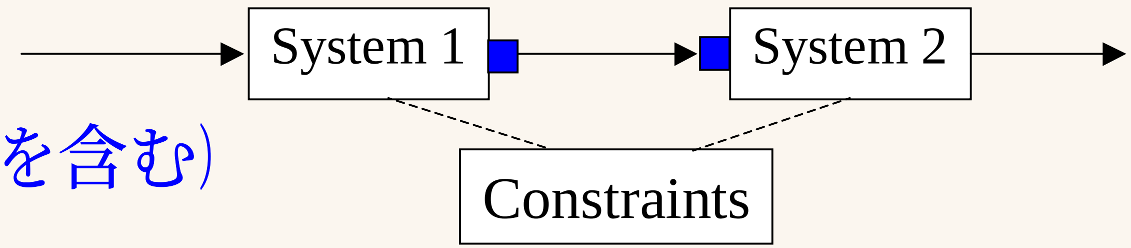
望ましい物理モデリングの基本要素

保存則記述

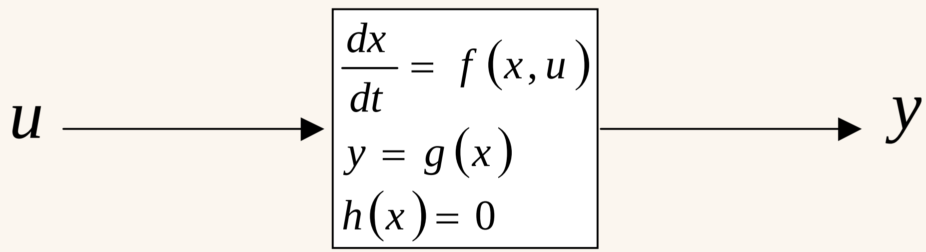
任意なポート位置



拘束記述
(Port変数による等号を含む)



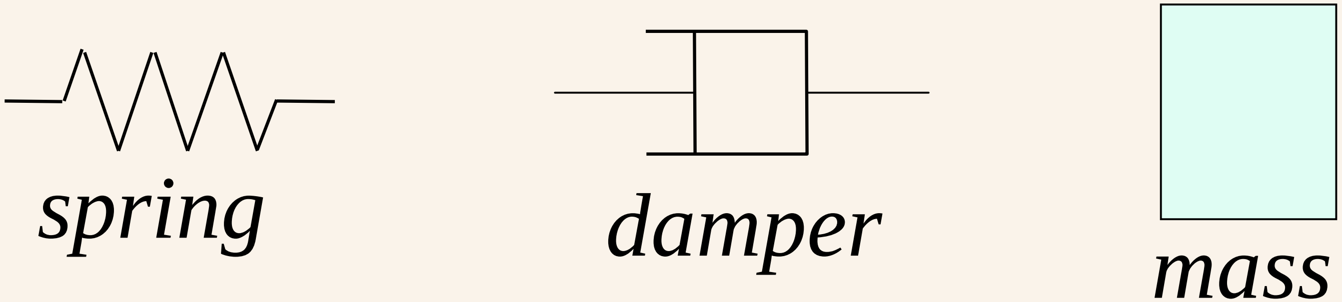
DAE solver

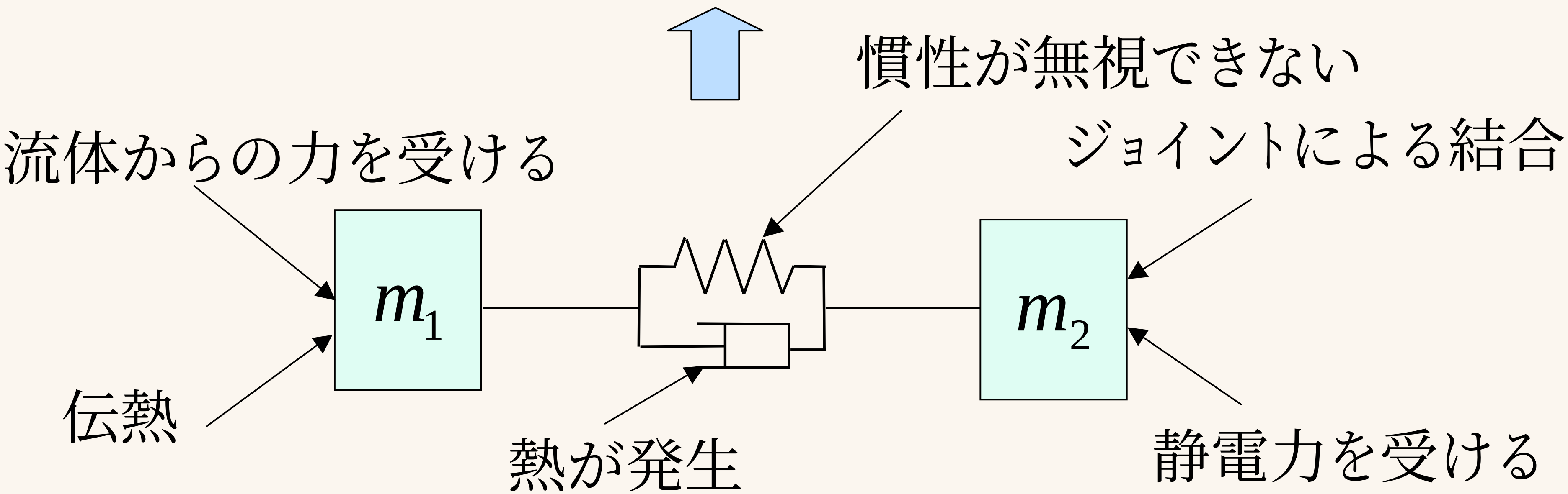


数式処理

物理モデリングツールの問題

既存モデル部品ではカバーできない ➔**Library**が破綻！





*Plant Modeling Tool*の進展

: Human effort　　: Graphical support　　: Automated support

要求分析	問題解析					
物理ﾓﾃﾞﾘﾝｸﾞ	要素分解					
	拘束記述					
	物理法則記述					
	Port配置･接続					
実装	因果解析				DAEソルバ 数式処理	
	数値計算アルゴリズム					
	積分アルゴリズム					
物理ﾓﾃﾞﾘﾝｸﾞﾂｰﾙ		ｺｰﾃﾞｨﾝｸﾞ	ｺｰﾃﾞｨﾝｸﾞ W/LINPAK	Data Flow Machine	既存非因果的ﾂｰﾙ	HLMT

報告要旨

1. 扱うモデルの範囲
2. ここでの用語の定義
3. 現状の問題
4. 望ましいプラントモデリング環境
5. 物理モデル記述 (HLMD)
6. 物理モデリングツール (HLMT)
7. **まとめ**

まとめ

1. エンジン適合領域では非線形定常ﾓﾃﾞﾙ(DoE or MBC)が展開され、過渡モデルに向かっている。

2. 従来の物理モデリングではタイムリーにモデル開発ができない。統計モデルの実験工数低減手段として物理モデル利用を考える。

3. 望ましいプラントモデリング環境を紹介した。
   ① 物理･統計モデルの明確な定義を行った。
   ② 目標モデルは物理･統計モデルを統合したモデル。
   ③ 混合物理領域モデリングが必要。
   ④ 保存則に基づく物理モデル記述を提唱（HLMD）
   ⑤ HLMDから数値計算可能な式の生成（HLMT）