

群知能最適化手法を用いた 分布型流出モデルのパラメーター同定

2012年3月8日 第56回水工学講演会

○小槻峻司*・田中賢治**・小尻利治**・浜口俊雄**

* 京都大学大学院 工学研究科

** 京都大学防災研究所

群知能最適化手法を用いた 分布型流出モデルのパラメーター同定

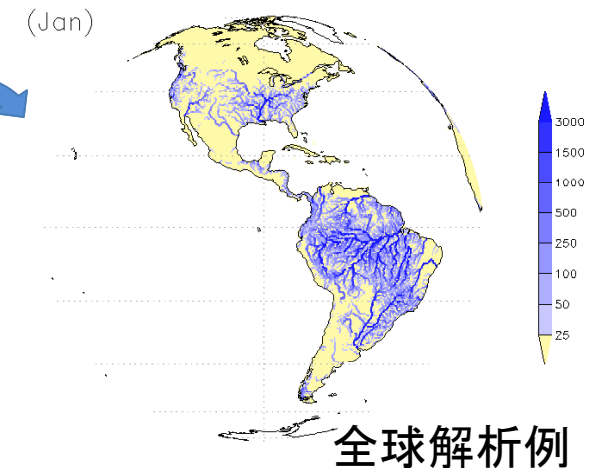
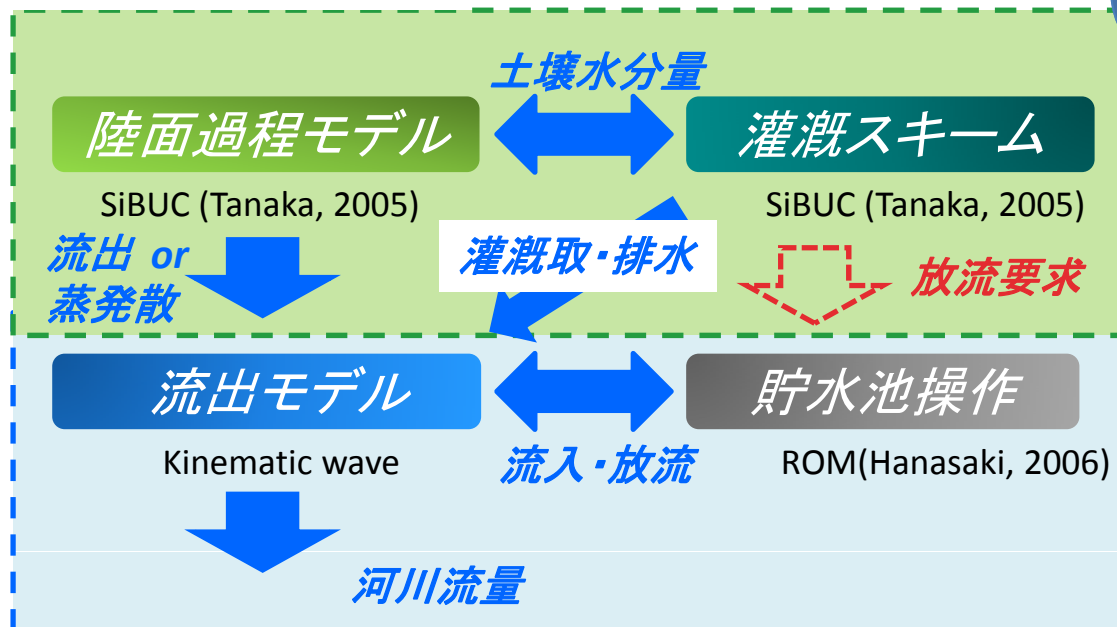
研究の背景

1. 何故, 分布型モデルなのか
2. 何故, 群知能最適化なのか
3. パラメーター同定は必要なのか

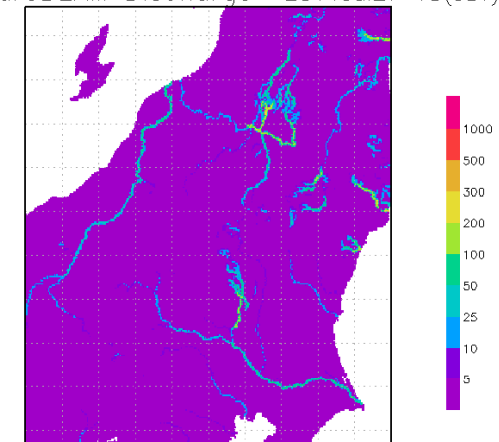
開発中のモデル

□ 人間活動を組み込んだ広域水文モデルを開発中

鉛直方向水収支解析



HydroBEAM Discharge 2011Jul27 13(JST)



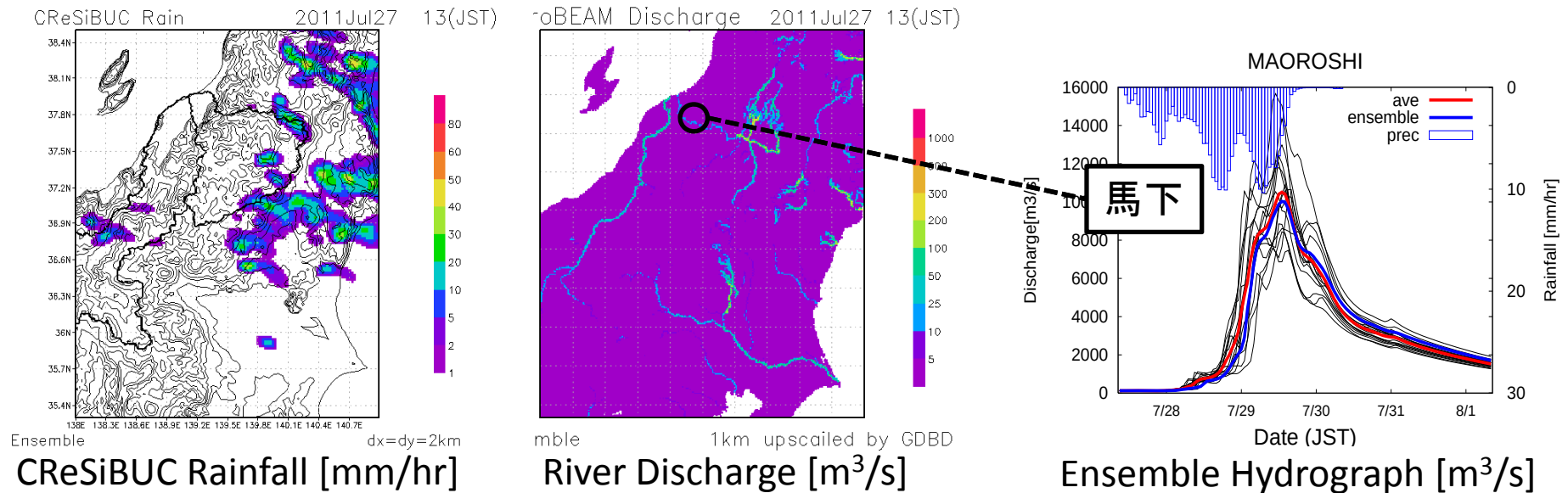
Ensemble

1km upscaled by GDBD

日本域解析例

広域分布型モデルの利点

2011年7月新潟-福島豪雨事例解析



□ 複数流域を同時に扱う事が出来る

□ 水文量を分布情報として得ることができる

陸面・流出モデルの結合方法

- 流出解析は物理or概念モデルの選択が可能



- どういった解析に概念モデルを用いるか
 - 特定の流域を対象とした場合
 - ピーク流量, タイミングを再現できる
 - キャリブレーションを要するのが強みかつ弱み
 - トライアンドエラー方式で同定されることが多い
 - 客観的指標により同定する事が望まれる

パラメーター同定

- 目的関数を設定する事で最適化問題と認識可能

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & f(\vec{\theta}) \\ \text{s.t.} & g_j(\vec{\theta}) \leq 0, \quad j = 1, \dots, q \end{array} \quad \begin{array}{l} \vec{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_n) \\ \vartheta: \text{パラメーターベクトル} \\ f: \text{目的関数} \\ g: \text{制約条件} \end{array}$$

- 最適化手法を用いたパラメーター同定

- 集中型モデルに対する適用例

- GA, PSO, 進化戦略 等

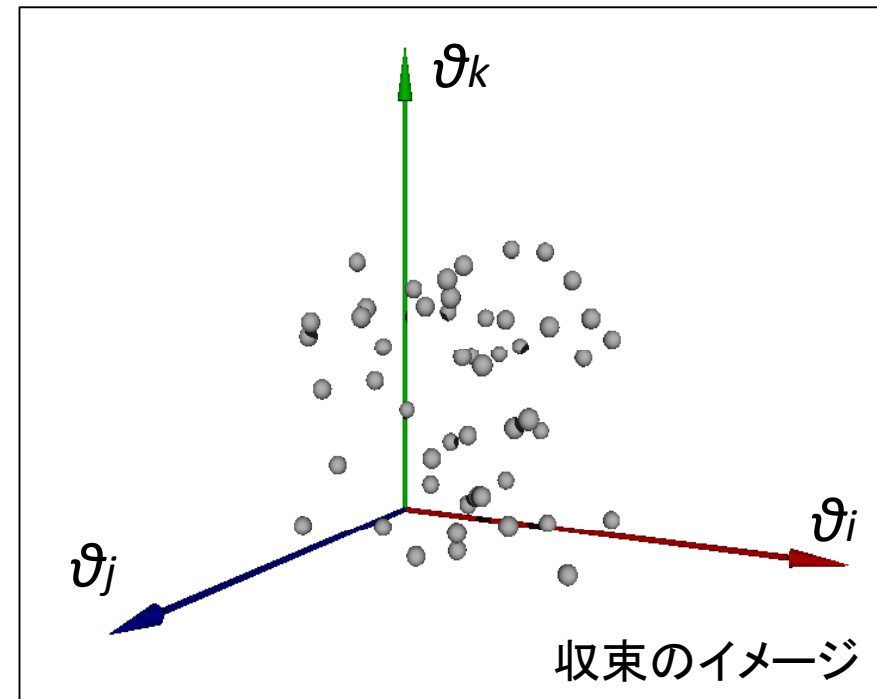
- 分布型では, 計算時間の制約も大きい

- 本研究では粒子群最適化手法(PSO)を用いる

- PSO手法はGA等従来の最適化手法に比して収束が早い

PSO (Particle Swarm Optimization)

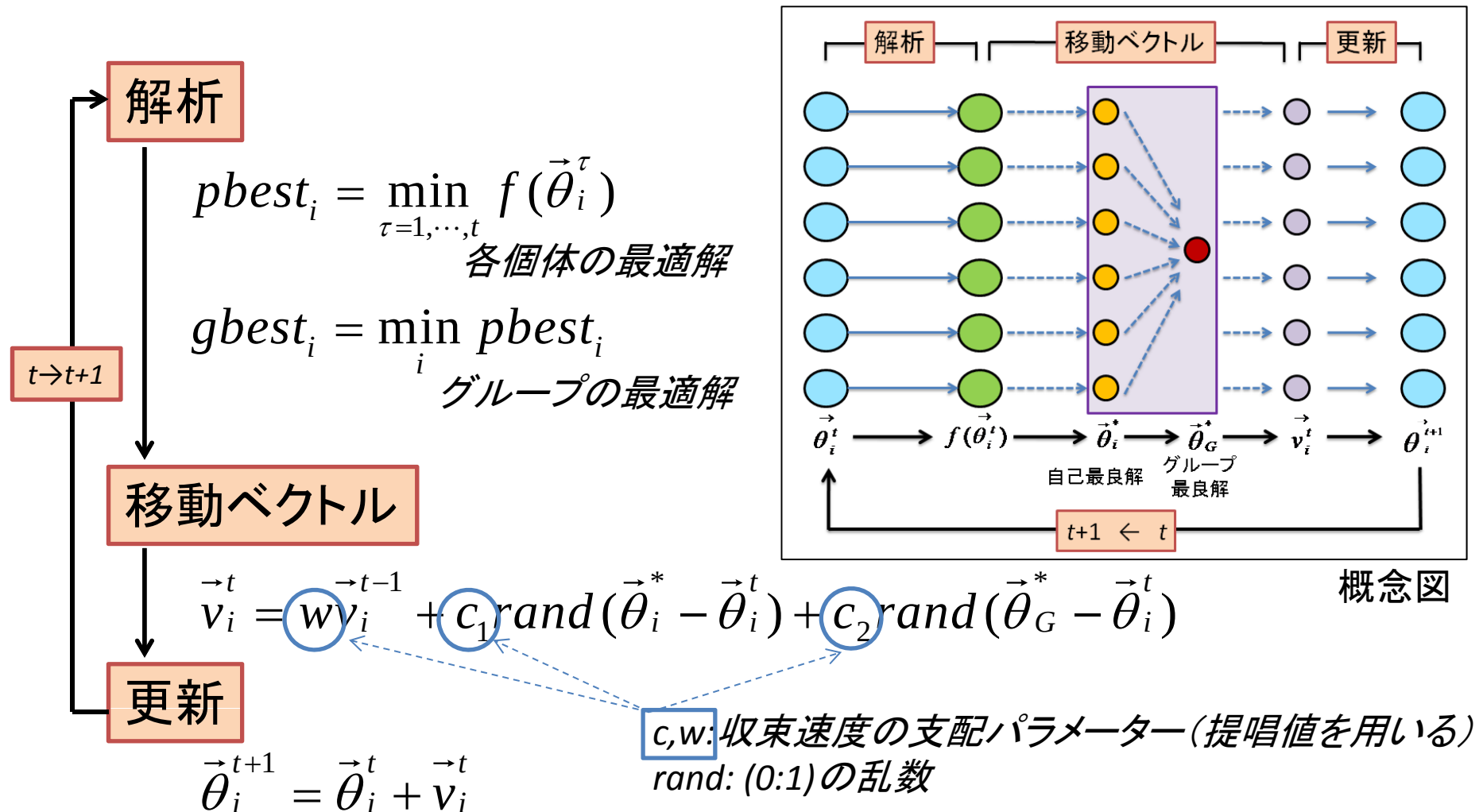
- PSO: 繰り返し計算により, 解を収束させる手法
 - 鳥群や魚群の, 一匹の発見した良経路に倣う現象を模倣



PSO (Particle Swarm Optimization)

□ PSO: 繰り返し計算により, 解を収束させる手法

- 鳥群や魚群の, 一匹の発見した良経路に倣う現象を模倣

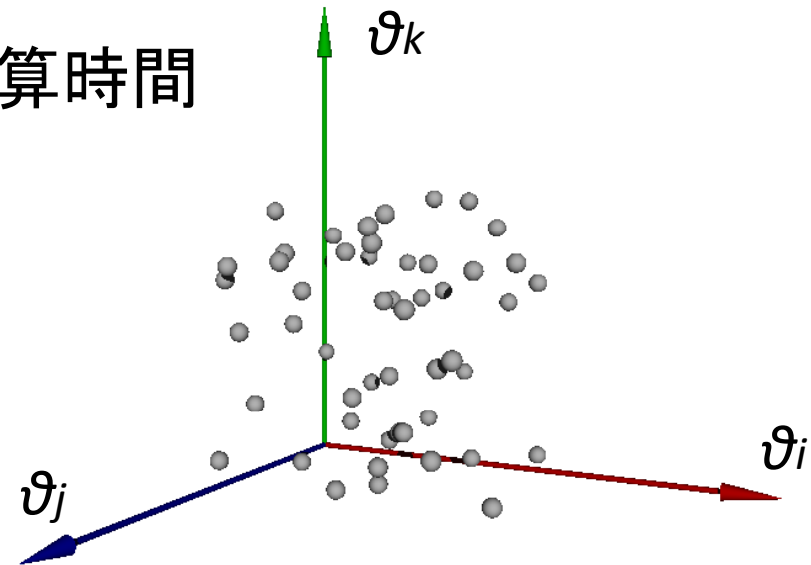
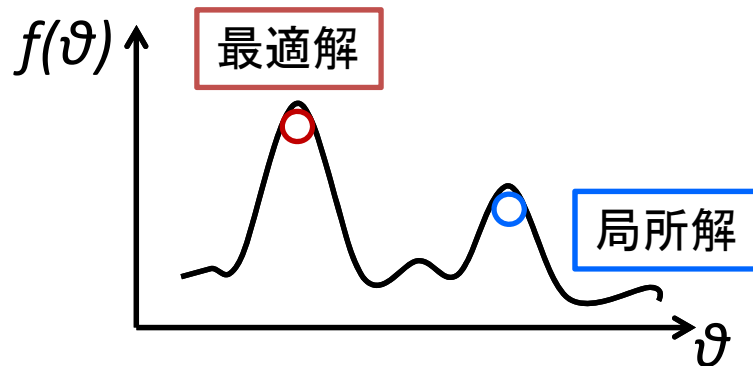


目的

□ PSO手法は分布型流出モデルのパラメーター同定に適用可能であるか

□ 局所解のリスクと計算時間のトレード・オフ

- 局所解リスク : 粒子数
- 計算時間 : 粒子数と計算時間

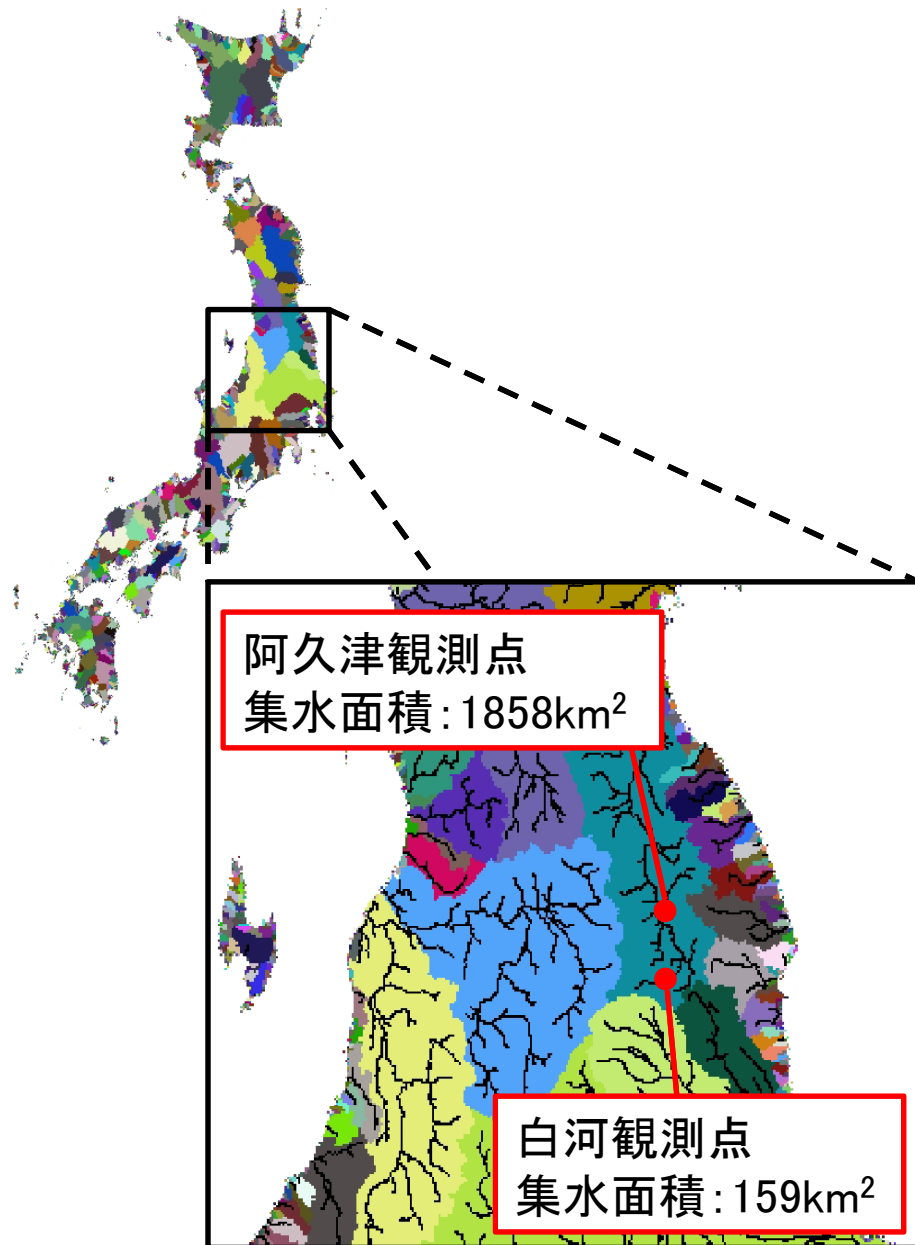


計算時間 =
1回の解析時間 × 粒子数 × 繰り返し計算数



PSO手法に於いて粒子数は
局所解に陥らない安定性を表す

計算設定 (阿武隈川流域)



□分布型流出モデル

Hydro-BEAM (小尻ら, 1998)
基底流出は貯留関数法で表現

□目的関数 (流量同定)

$$CVRMSE = \sqrt{\frac{\sum_t (Q_{obs}(t) - Q_{sim}(t))^2}{n}} / \overline{Q_{obs}}$$

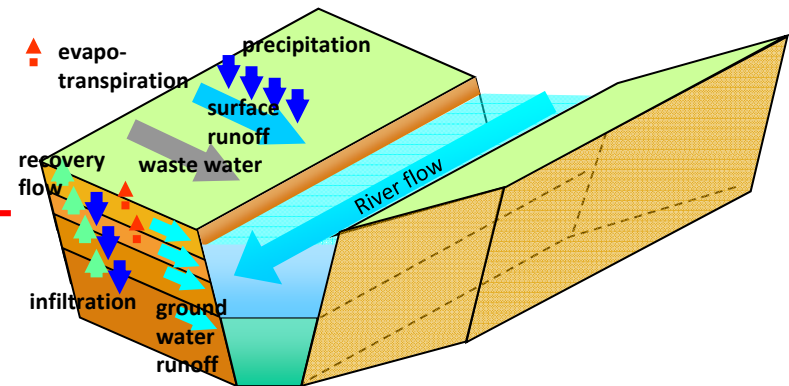
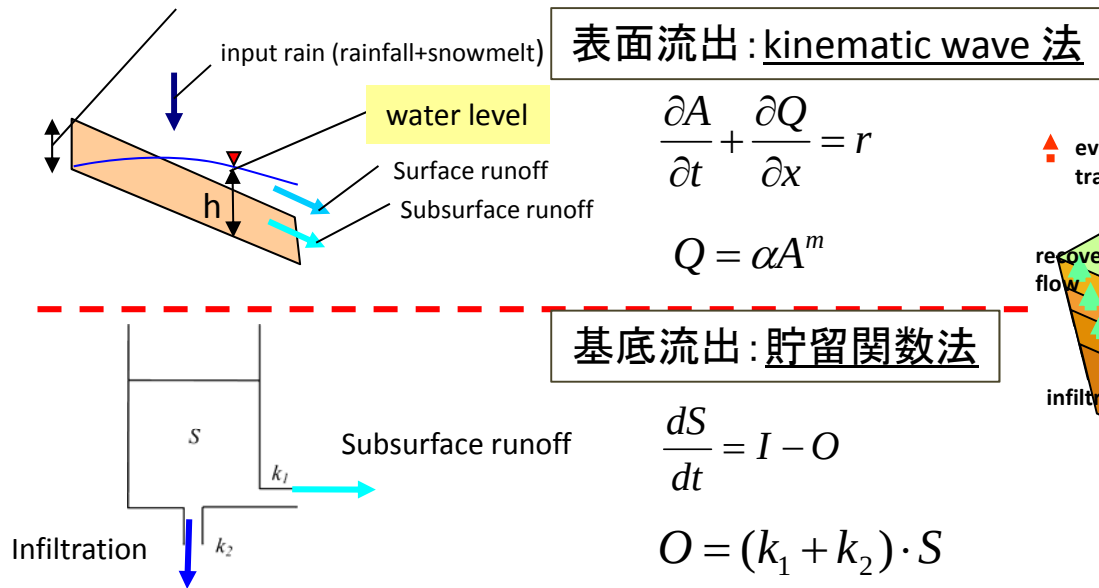
□落水線情報

GDBD(250m, Masutomi)からアップスケール

□気象データ

AMEDAS及び地上気象観測データから作成
蒸発散量は陸面過程モデルSiBUC出力値

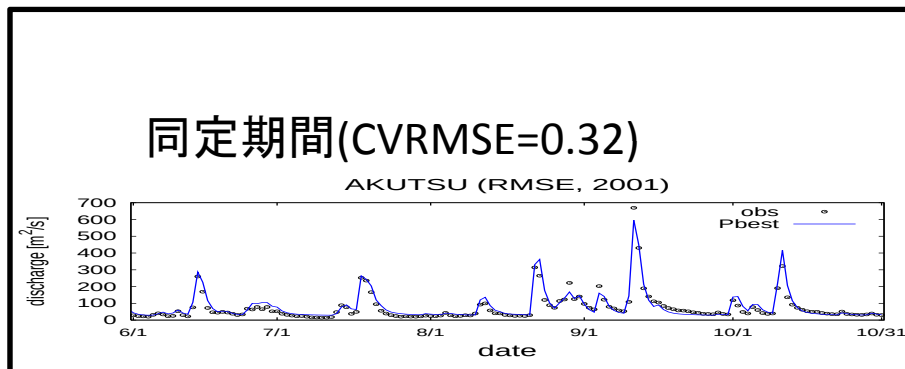
Hydro-BEAM(分布型流出モデル)



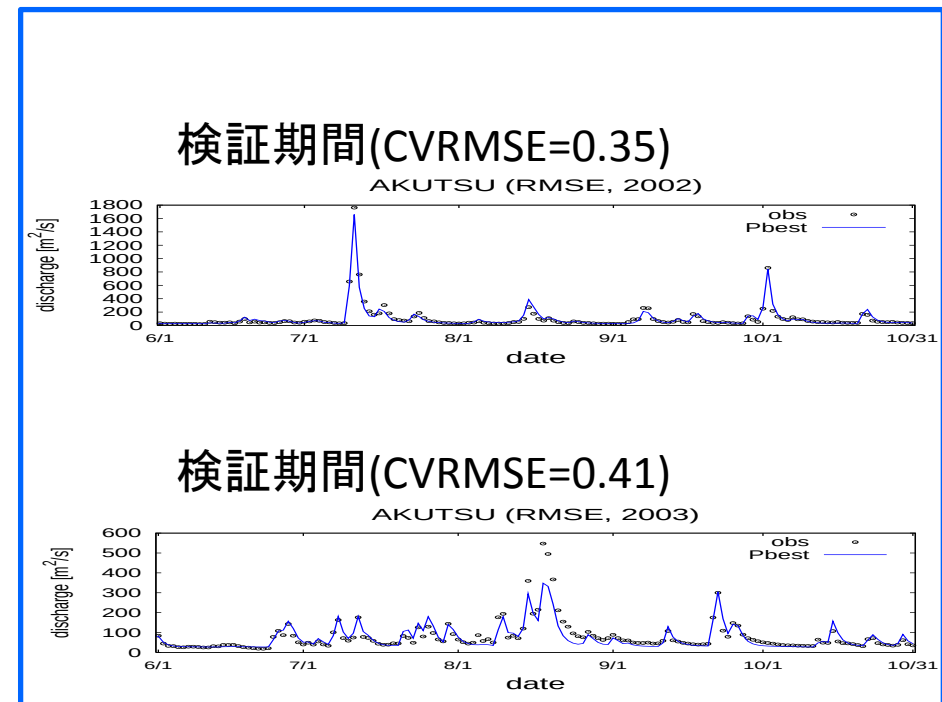
基底流出は概念モデル
2～3段のタンクで表現

パラメータ同定値による再現性

□ 2段タンクの同定結果(横流出2項, 縦流出1項)



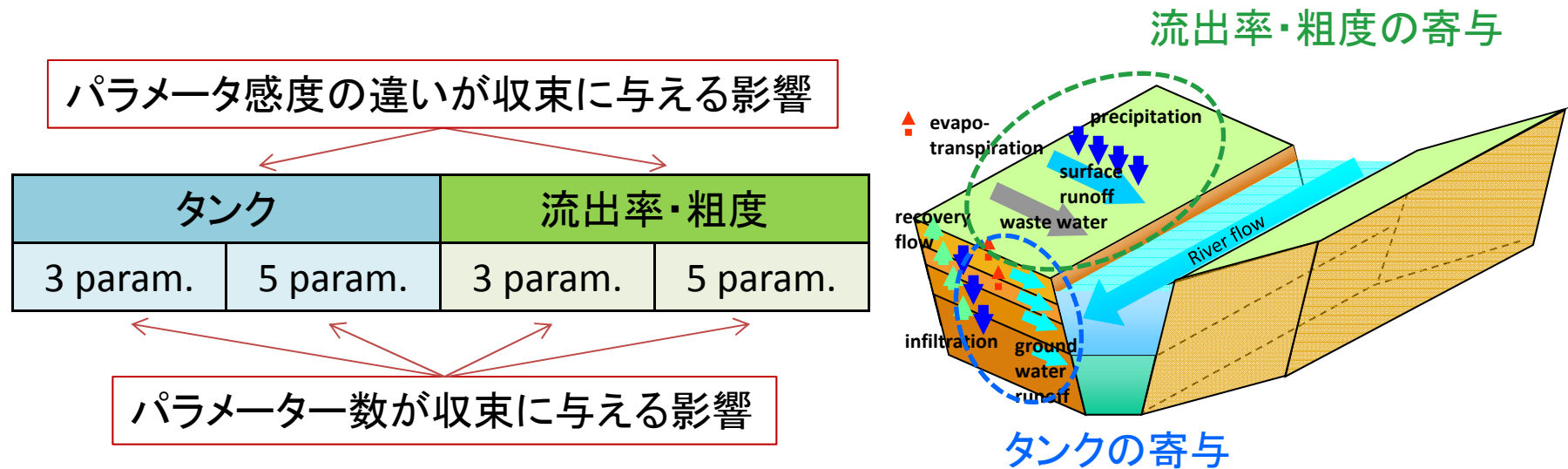
○ : 観測流量[m³/s]
青線 : 解析流量[m³/s]



PSO手法は分布型流出モデルの
パラメーター同定に適用可能

粒子数の設定

□ パラメータの感度を変え4実験を行った



□ 各粒子数で4回収束計算を行った

- 粒子数: 10, 25, 50, 100, 250, 500 の6通り

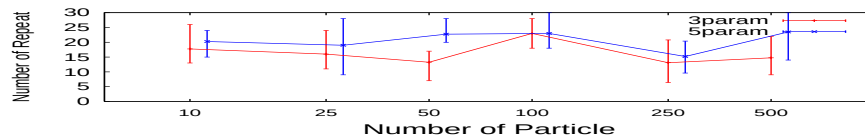
局所解に陥らない粒子数を把握

※収束の定義: 繰り返し計算5回の間, 最良解が更新されない事

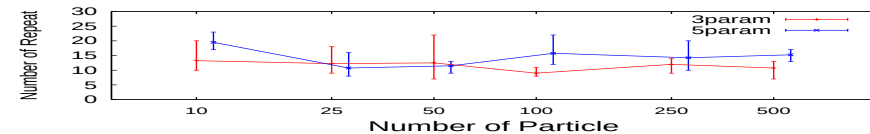
繰り返し計算数

□ 収束に要した繰り返し計算数を比較

タンクパラメータの同定



流出率・粗度の同定



赤線: 3パラメーター同定
青線: 5パラメーター同定

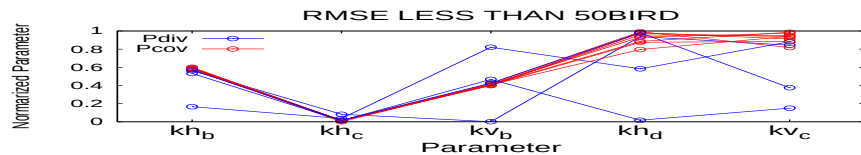
収束に必要なとなる計算数には

1. 同定パラメータ数の影響は小さい
2. 感度が高い程多くの計算を要する

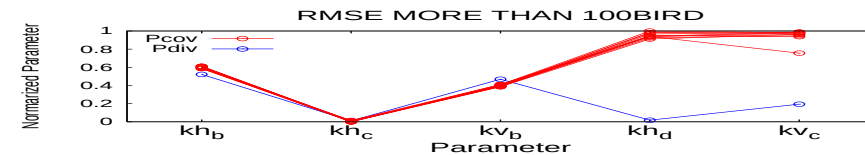
粒子数の設定

□ 5パラメータ同定の場合に、局所解に陥る粒子があった

タンク同定の例



粒子数10, 25, 50



粒子数100, 250, 500

□ 各粒子数4組の計算から、局所解に陥った割合を算出

粒子数	タンク		流出率・粗度	
	3param.	5 param.	3 param.	5 param.
10	50	75	50	25
25	75	50	0	50
50	25	25	0	25
100	0	0	0	0
250	25	25	0	0
500	25	0	0	0

1. 感度が高いモデルでは局所解に陥るリスクが高い
2. 粒子数を増やしても局所解に陥るリスクは存在するため複数の計算が理想.

※局所解の定義: 目的関数値が全24回の平均値+ $\sigma/2$ より大きい場合

結論

- PSOアルゴリズムは容易であるが，効果は大きい
- 新たにPSOを適用する際に，どう粒子数の設定するか
 - かけられる計算時間からの逆算
 - $$\frac{\text{計算時間}}{1\text{週間}} = \frac{1\text{回の解析時間}}{1\text{分}} \times \frac{\text{粒子数}}{700\text{個}} \times \frac{\text{繰り返し計算数}}{15\text{回程度}}$$
 - 3～5個程度の同定であれば粒子数100は確保したい
ただし，同定数の増加は必要粒子数を乗数で増やす見込み
- PSOに，局所解から逃れるスキームを導入する事も可能
 - しかし，結局計算数が増える
 - 実用的には，複数計算による担保が良い

稲成長モデルへの応用

田植日から、気温を入力条件に稲の成長を予報

$$DVI(t) = \sum DVR$$

Development Index Development Rate

稲成長を気温(T)と日長(L)の関数で記述

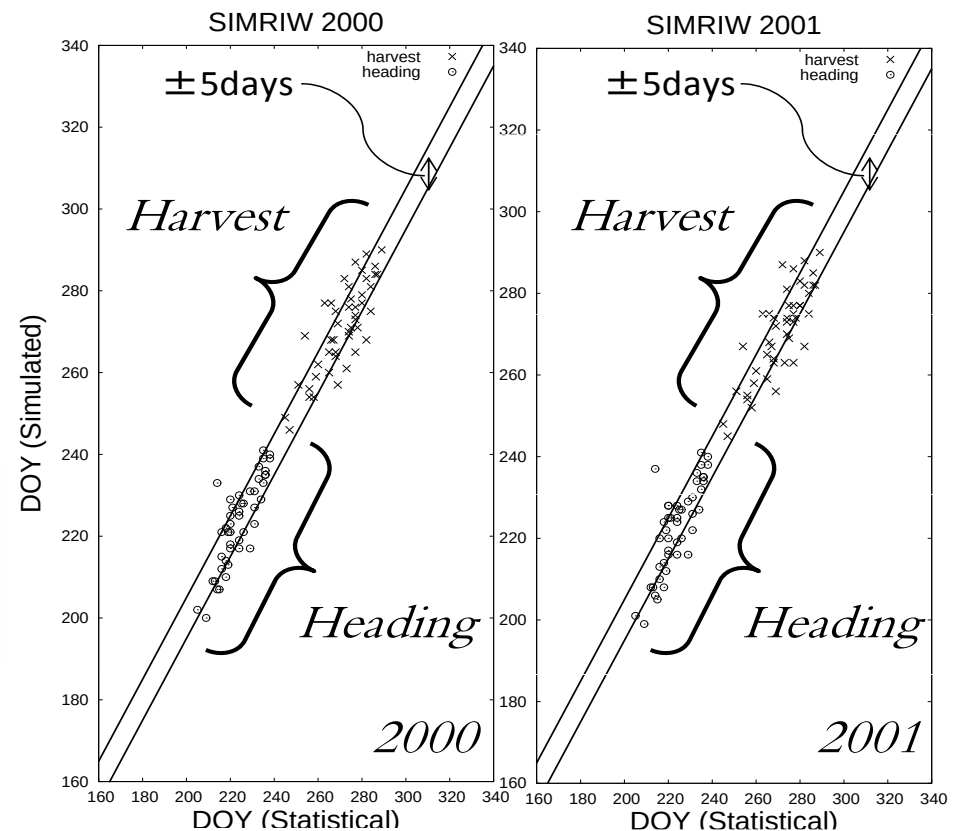
$$DVR = f_i(T) \cdot g_i(L)$$

同定パラメータ

$$f_j(T) = \frac{1}{G_j} \cdot \frac{1}{1 + \exp\{-A_j(T - Th_j)\}}$$
$$g_j(L) = 1 - \exp\{-B_j(L - L_c)\}$$



全国一律のパラメーターで
各県の出穂・収穫日を予報可能か？





ご清聴ありがとうございました.