

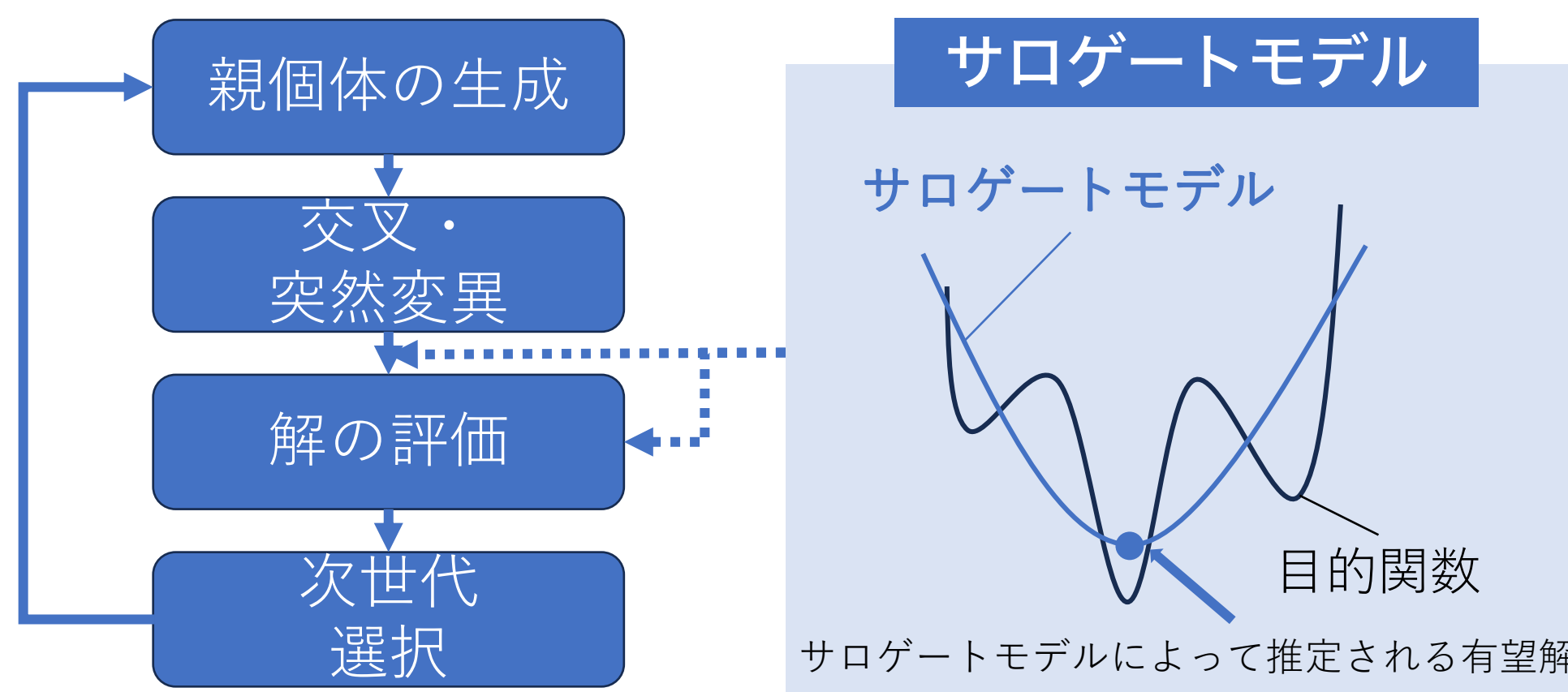
# サロゲート型進化計算における モデルの推定精度が探索性能に与える影響の分析

塙裕貴<sup>1</sup>, 原田智広<sup>2</sup>, 三浦幸也<sup>1</sup> 所属：<sup>1</sup>東京都立大学, <sup>2</sup>埼玉大学

## 1.はじめに

### サロゲート型進化計算(SAEA)<sup>[1]</sup>

進化計算を用いる最適化では、目的関数の計算コストが高い場合に、計算時間が膨大になる  
→機械学習を用いて評価値を推定するサロゲートモデルSAEAを用いることで計算時間の削減が可能  
サロゲートモデルで評価値が高いと判断される解のみ実評価することで計算時間を削減  
サロゲートモデルの精度が低いことで探索における多様性に良い影響を与える可能性がある  
研究目的：サロゲートモデルの推定精度が探索性能に与える影響の分析



## 2.サロゲートモデルの分類<sup>[2]</sup>

### 事前選択 (Pre-selection: PS)

- 実験ではサロゲートとして分類モデルを用いる PS (PS-CM)を想定
- 生成した子個体が親個体より優れると推測される場合に実評価するモデル

### 個体ベース (Individual base: IB)

- 実験ではサロゲートとして絶対評価値モデルを用いるIB(IB-AFM)を想定
- 生成された子個体から評価値を推測し、親個体と子個体の評価値が上位 $p_{sm}$ に当たる個体を実評価するモデル

## 3.実験

### 実験方法

- 実評価関数を用いて擬似的にサロゲートモデルを表現→サロゲートモデルの精度を任意の値に設定可
  - CEC2015のベンチマーク関数を探索
  - サロゲートモデルを非使用 (NoS)と異なる精度 (0.5~1.0で0.1刻み) のサロゲートモデルを用いるSAEAの探索を比較
- パラメータ設定<sup>[4]</sup>

初期サンプル数	母集団サイズ	交叉方法	交叉率	突然変異方法	突然変異率	最大評価回数	試行数
5×次元数	40	Extended intermediate crossover	0.7	一様突然変異	0.3	2000	20

### Algorithm 1: PS-CM (疑似サロゲート)

- Create the initial sample
- Evaluate all individuals in the sample
- Select the best  $N$  individual for parent
- while**  $FE < \max FE$
- Generate offspring through crossover and mutation
- for** each individual
- Find its parent as the reference individual
- (サロゲートの場合：ここで優劣ラベルを推測)
- Evaluate the offspring
- label = (offspring\_fitness < parent\_fitness)
- if** rand(0,1) >  $sp$
- Flip the label
- if** label is positive
- $FE = FE + 1$
- Replace parent with offspring

### Algorithm 2: IB-AFM (疑似サロゲート)

- Create the initial sample
- Evaluate all individuals in the sample
- Select the best  $N$  individual for parent
- while**  $FE < \max FE$
- Generate offspring through crossover and mutation
- (サロゲートの場合：ここで子個体の評価値を推測)
- Evaluate the offspring
- $FE = FE + p_{sm} \times N$
- Sort parent and offspring
- Select ( $2N \times sp$ ) random individuals from sorted parent and offspring
- Randomly insert individuals in  $P_{rand}$  in random positions
- Select the best  $N$  individual for next generation

$sp$  : サロゲートの精度,  $p_{sm}$  : 再評価する割合,  $P_{rand}$  : ランダムに $2N \times sp$ 個の個体が抜かれた後の集団

### CEC2015ベンチマーク<sup>[3]</sup>

問題	関数形状	設計変数の次元数
f1	単峰性	10, 30
f2		
f4	多峰性	
f8		
f13	混合	
f15		

## 4.結果・考察

### PS-CM

- 単峰性, 多峰性, 混合の全ての関数形状に対してサロゲートの精度が高いほど探索性能が高い傾向が見られた
- 精度が0.5の場合NoSの探索性能と同等か, 劣る性能を示す
- 精度0.5 → 半分の確率で予測を間違える → NoSも生成される子個体がほぼ半数の確率で親よりも優れる可能性があると同様の探索になるのではないかと推察

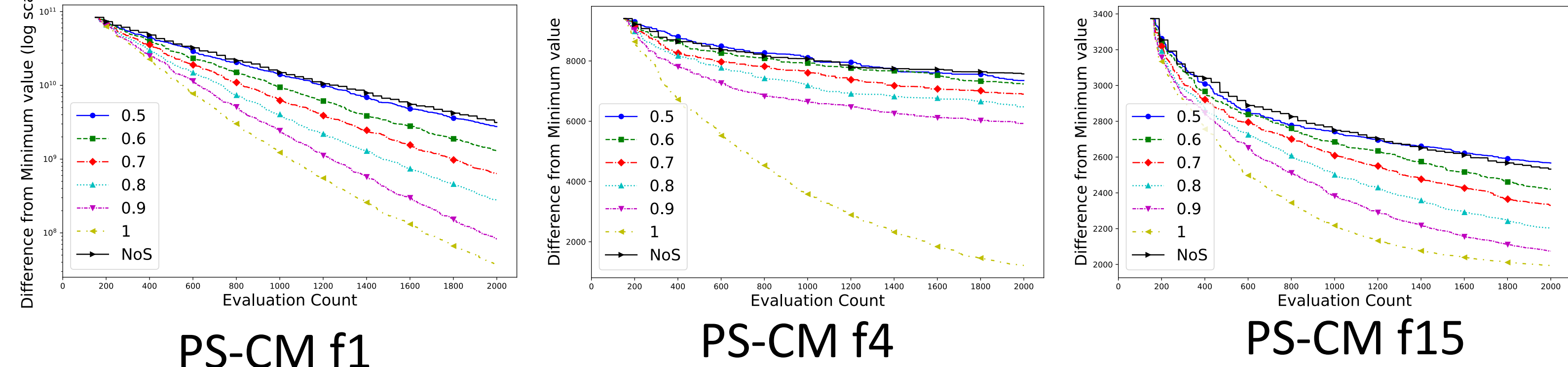


Fig. 1 : 30次元でPS-CMで探索を行った際の目的関数値の最小値との差の推移

Table. 1 : サロゲートモデルの精度と2000回の評価後の目的関数値とのケンドールの順位相関係数

		f1	f2	f4	f8	f13	f15
PS-CM	10次元	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	30次元	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
IB-AFM	10次元	0.47	-0.47	0.87	-0.47	0.73	0.47
	30次元	0.87	-0.73	1.0	0.6	0.6	1.0

1 : 強い正の相関, -1 : 強い負の相関, 0 : ほとんど相関はない

### IB-AFM

- 探索過程で発見した最小値が同程度→精度が高いほど良い値を探索している傾向は見られない
- 評価回数が少ない→精度の低いサロゲートモデルの使用であってもNoSよりも優れた探索性能
- 30次元では、精度の高いサロゲートの使用モデルの探索性能が高かったが、10次元では精度の高いサロゲートモデルであってもその傾向が小さくなった (Table. 1)

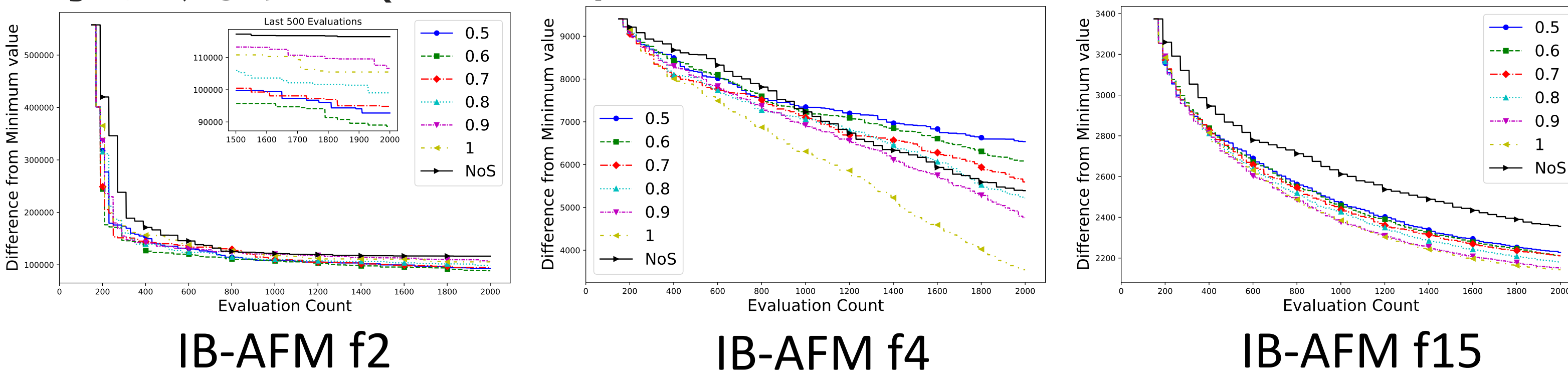


Fig. 2 : 30次元でIB-AFMで探索を行った際の目的関数値の最小値との差の推移

### PC-CM :

- 精度が低くてもサロゲートモデルの使用が有効
- 推定精度が高いほど探索性能が高い

### IB-AFM :

- 評価回数が限られる場合→サロゲートモデルの使用が有効
- 評価回数が増加→NoSの探索性能が向上
- 10次元の場合特に精度が高いほど探索性能が向上する傾向は見られなくなる
- IBはPSよりも多様性が生まれやすいため精度の低いサロゲートモデル使用時に探索性能が向上するのではないかと推察

[1] Y. Jin. Surrogate-assisted evolutionary computation: Recent advances and future challenges. Swarm and Evolutionary Computation, 1(2):61–70, 2011. [2] H. Tong, C. Huang, L. L. Minku, and X. Yao. Surrogate models in evolutionary single-objective optimization: A new taxonomy and experimental study. Information Sciences, 562:414–437, 2021. [3] Q. Chen, B. Liu, Q. Zhang, J. J. Liang, P. N. Suganthan, and B. Qu. Problem definitions and evaluation criteria for cec 2015 special session on bound constrained single- objective computationally expensive numerical optimization. 2015.