

# 確率モデルに基づく進化計算法の開発

- ✓ 実問題では目的関数を陽に定義できない場合がある (Black-box 最適化)

例: 数値シミュレーションを必要とする問題, 機械学習のハイパーパラメータの最適化など

- ✓ Information Geometric Optimization (IGO)

- Black-Box 最適化法の統一的フレームワーク, 確率モデルベース最適化法
- 確率分布  $p_\theta(x)$  のもとでの期待利得関数  $J_{\theta^t}(\theta)$  を最大化

$$J_{\theta^t}(\theta) = \int W_{\theta^t}^f(x) p_\theta(x) dx \quad \begin{array}{l} W_{\theta^t}^f(x) : \text{分位数に基づく利得関数} \\ \theta \in \Theta : \text{確率分布パラメータ} \end{array}$$

- 期待利得関数の自然勾配  $\tilde{\nabla} J_{\theta^t}(\theta)$  を推定しその方向に確率分布を更新

$$\tilde{\nabla} J_{\theta^t}(\theta) = \int W_{\theta^t}(x) F^{-1}(\theta) \nabla_\theta \log p_\theta(x) p_\theta(x) dx \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i F^{-1}(\theta) \nabla_\theta \log p_\theta(x_i)$$

- ✓ 研究例: 過去のサンプルを再利用するIGO†

- 現在のサンプル (赤点) に加えて, 過去の各世代のサンプル (青点, 緑点など) を 重点サンプリング に基づき再利用して自然勾配の推定を行う
- 多くのサンプルを使って精度よく自然勾配を推定可能 → 性能向上

