

背景: 意思決定を繰り返し行う問題では, 対象についての十分な知識やデータが事前になく逐次的・少量のデータしか得られない場面が多く現れる (例: 広告配信や治験, 医療診断)

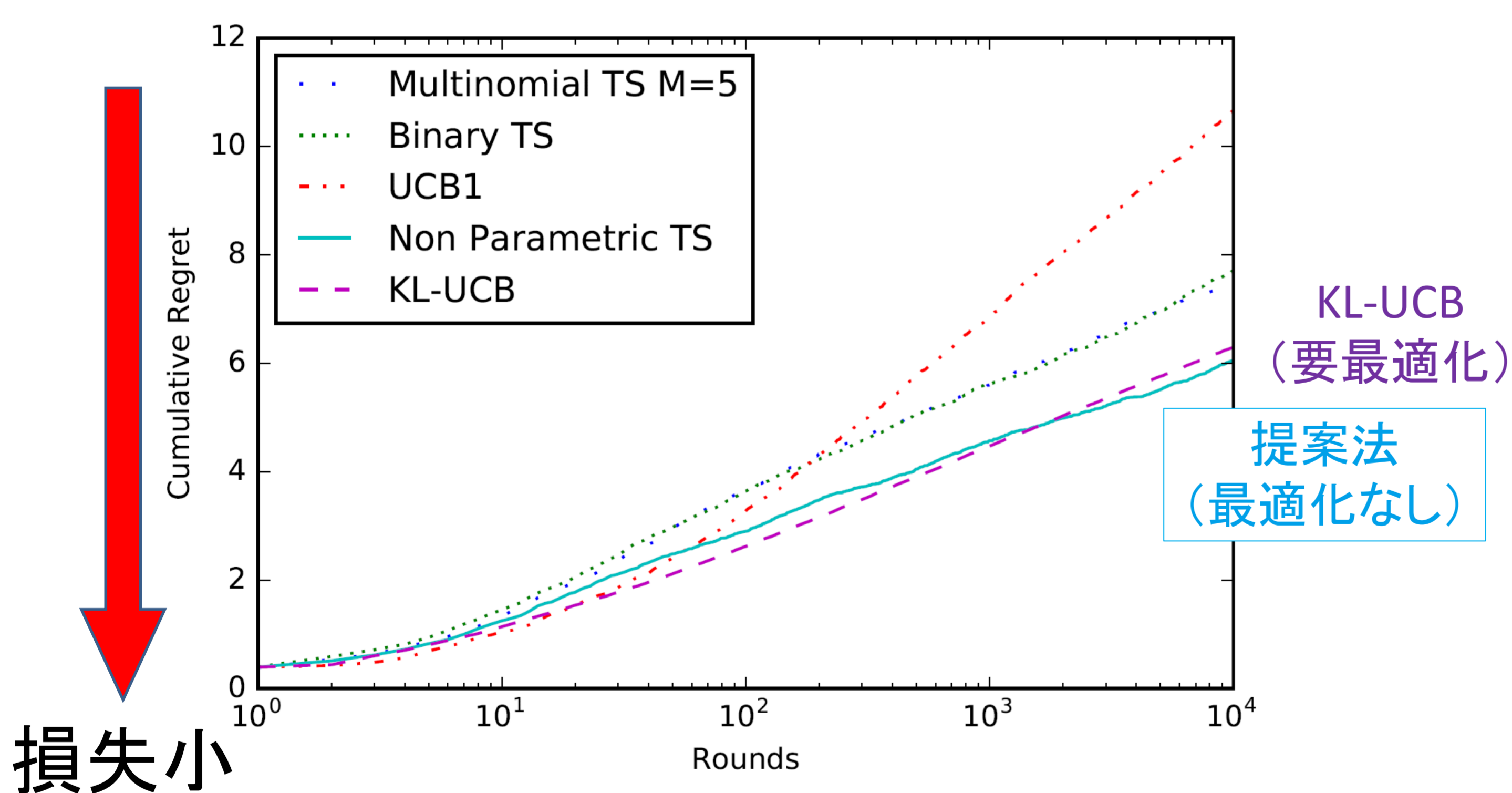
目標: 現時点で得られている情報に基づいて次の選択を適切に決定することで得られる利益を最大化

- 現時点の知識で利益を最大化しそうな選択をとるだけではなく, 知識を増やすような行動も適度に選択 (バンディット問題)
- 現時点のデータでは確信度の大きい選択ができそうにない場合には「わからない」と回答 (棄却選択枝つき分類)

ノンパラメトリックモデルに対する トンプソンサンプリング

C. Riou, J. Honda (ALT'20)

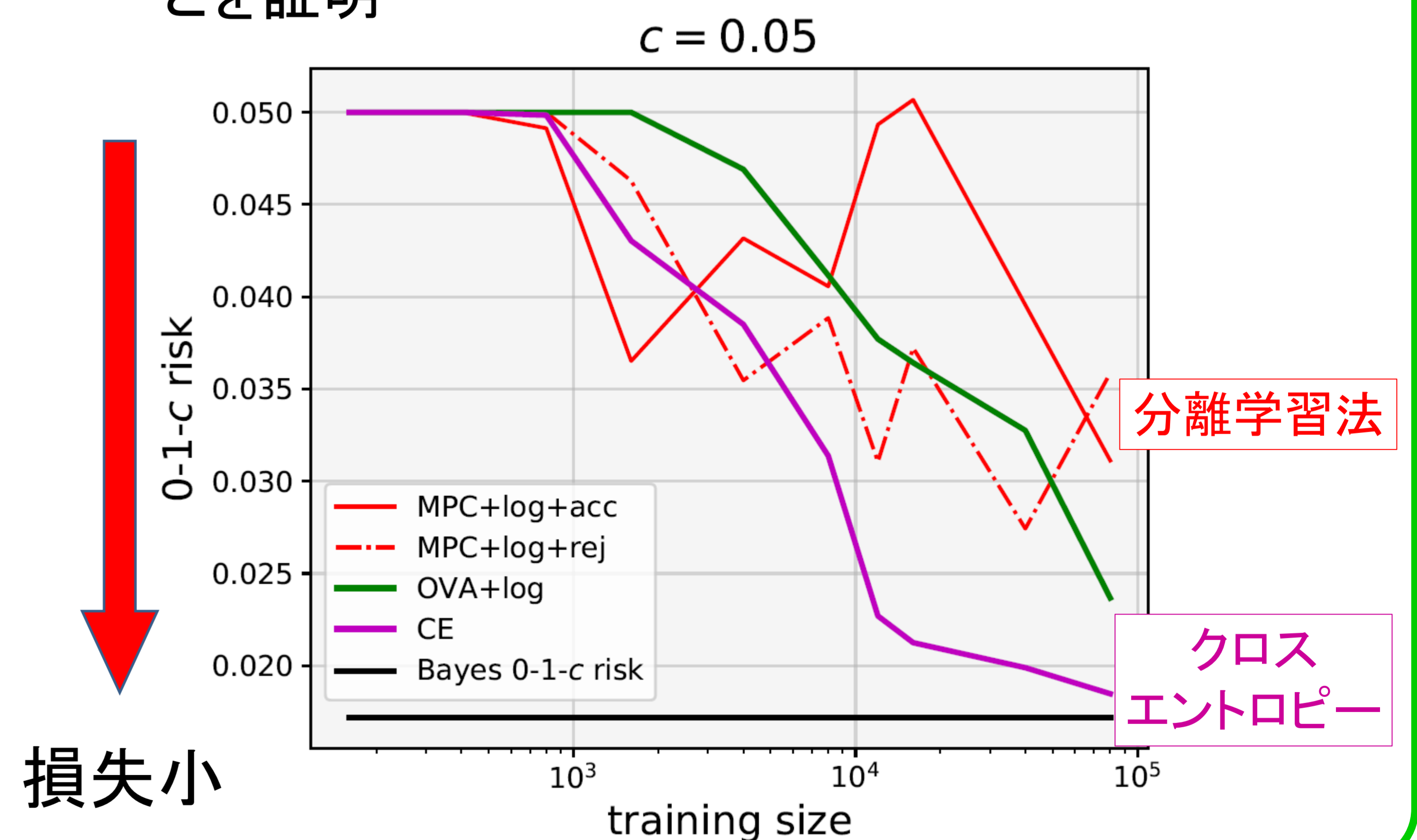
- 報酬が $[0,1]$ 上の一般の分布に従うバンディット問題を考えたい
例) 商品の売上, 各周波数帯のデータ伝送量, etc.
- 従来手法1: KL-UCBアルゴリズム
 - 漸近最適だが複雑な最適化計算が必要
- 従来手法2: 2値トンプソンサンプリング
 - 真のパラメータに関する事前分布を導入
 - 最適化計算は不要だが漸近最適ではない
- 本研究:
 - トンプソンサンプリングをノンパラメトリックな報酬分布モデルへ拡張
 - 非正則な事前分布として標本数とほぼ同サイズのディリクレ分布を用いたアルゴリズムを提案
 - 効率的に実行可能
 - 最適化計算なしでKL-UCBと同じ漸近最適性を達成できることを証明



棄却選択枝つき多クラス分類

C. Ni, N. Charoenphakdee, J. Honda, M. Sugiyama (NeurIPS'19)

- 識別結果に自信がない場合には「わからない」と答えたい (rejection/abstention)
- 「自信」の尺度はヒューリスティクスとしては広く用いられている (例: 「信頼度60%でパンダ」など)
 - が、尺度の根拠は裏付けされていない
- 既存研究:
 - ほとんどは二値分類に限られている
 - 多値分類での理論保証はそもそも性能が高くない特殊な損失関数に限られている
- 本研究:
 - 現実で広く用いられるクロスエントロピー損失 + softmax 確信度を用いた場合の汎化誤差上界を導出
 - 識別器と棄却器を分離して学習する二値分類の最新手法が多値分類にはほぼ拡張不能であることを証明



その他の研究

- KL-UCB, およびその改良であるKL-UCB+アルゴリズムの統一的な解析 (IBIS2019, in preparation)
 - 一変数指数型分布族に対し, これらが漸近最適となるパラメータの必要十分条件を導出
 - 従来の予想に反し, KL-UCBとKL-UCB+ではパラメータの最適性条件は変わらないことを示した
- 良腕識別問題における効率的なアルゴリズム (MLJ)
 - 期待値最大のマシンを発見するかわりに, 所望のしきい値を超えるものをなるべく早く一つ見つけたい
 - 画像診断などで用いられる設定のもと, 非復元抽出の理論を用いた効率的なアルゴリズムを構成