

チーム体制

- 畑 晃平 (チームリーダー, 九大)
- Sherief Hashima (Research Scientist)
- 学生パートタイマー 4名 (博士学生2名が今年度に修了予定)

研究協力者

- 末廣 大貴 (客員, 九大)
- 瀧本 英二 (九大)

研究概要

動機: 大規模データの多くは離散的である一方、離散的構造や冗長性を利用した最適化手法は乏しい
 例: 材料科学における化合物, DNA配列, 圧縮データ...

目標: 離散的・構造的な性質を利用した最適化・予測問題に対するアルゴリズム

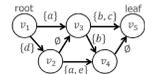
- ボトルネック: 簡潔データ構造・データ圧縮研究と最適化研究の融合
- 現状: 前者は検索や列挙に特化, 後者は前者を十分活用できていない

本アプローチ: 離散/オフライン/オンライン/バンディット最適化に基づく体系的な方法論

成果例: 圧縮データ上での機械学習・最適化 [TCS 20][COCOON 23]

- キーアイデア: 圧縮によるデータの構造化 + オンライン最適化・拡張定式化
- 省スペース性: データを圧縮したまま最適化
- 位置づけ: 従来圧縮型手法で解けなかった最適化問題の解決

展望: 離散データ上の簡潔表現に基づく最適化理論の確立



研究トピック

- 決定ダイアグラムに基づく最適化(ongoing)
- 多様なオンライン意思決定問題に対する理論と基盤技術(ongoing)
- 通信工学上のオフライン/オンライン最適化
- (オンライン選択に基づくラベルノイズありデータからの学習未廣)

ブースティングに基づく最悪クラス誤差最小化 (未廣)

- 最悪クラス誤差: 多値分類問題において, 最大のクラスの誤差
 - 直接的な最小化が経験的に困難
- 本研究
 - 0-1損失最小化問題への帰着
 - ブースティングに基づく最小化手法と汎化誤差限界の導出

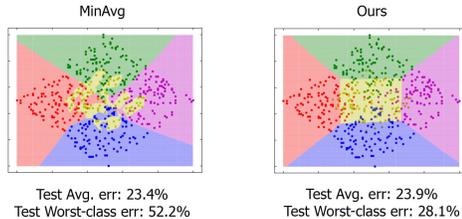
Background: What is "worst-class error"?

Visualization of boundaries

The worst-class error is the largest error among all classes

Even if the average error is low, one class might still have a very high error (above case average error is 15%)

Worst-class error tends to be high in class-imbalanced data



通信工学上のオフライン/オンライン最適化

- 通信工学では5G/6G無線通信の進展に伴い, 新たな特徴を持つ問題群が提起
 - 多目的性: スループットと省電力の両立など
 - 通信工学上様々な制約
 - リアルタイム性
 - 環境の定常性/非定常性
- 一方, 通信工学分野ではシステムモデルや実験的性能が重視され, 厳密な数理的解析が(しばしば)不足 (抜本的な改善の余地)

当チームのアプローチ

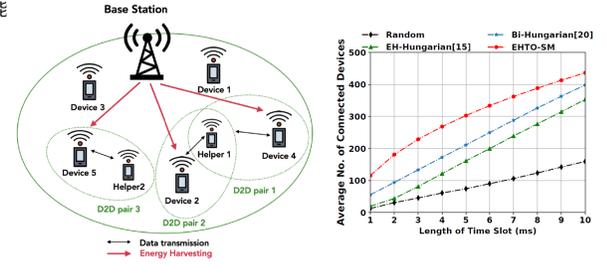
- オンライン意思決定理論に基づく厳密な定式化と性能保証付き解法の追求
- 理論分野へのフィードバック (新たな理論の創出のための"良い"問題例)

通信工学上のオフライン/オンライン最適化 (2)

5G/6G通信環境でのエネルギー, タスク分配問題

[通信工学トップ会議GLOBECOM2025に採択]

- 厳密な定式化を提案
- 最大マッチングに基づくヒューリスティクス解法
- シミュレーション環境で既存手法への優位性
- 展望
 - 整数計画問題としての定式化が可能
 - オンライン最適化への拡張

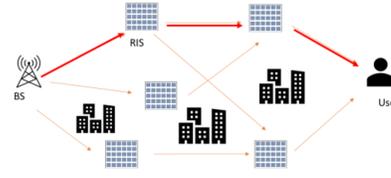


通信工学上のオフライン/オンライン最適化 (3)

RIS(Reconfigurable Intelligent Surface, 5G/6G無線の反射デバイス) で構成されたネットワーク上のオンライン最適パス選択問題を定式化

- オフライン問題のNP困難かつMIP定式化を証明
- リグレット保証付きオンラインアルゴリズムの導出 (FPL+MIPソルバー)

Network of RIS



Goal: Minimize

$$\text{Regret}(T) = \max_{P^*} \sum_{t=1}^T g_t(P^*) - \sum_{t=1}^T g_t(P_t)$$

$$= \max_{P^*} \sum_{t=1}^T \prod_{e \in P^*} w_t(e) - \sum_{t=1}^T \prod_{e \in P_t} w_t(e)$$

Cumulative received power of best fixed path Cumulative received power of Player

Advantage: can avoid obstacles
 Disadvantage: Relaying with RIS weaken the strength of waves due to distance, weather, moving obstacles and etc.

Want to find a path optimizing the strength of received signal to user

- Combinatorial Online Prediction with non-linear rewards
- Different from standard Online shortest (longest) path problem with additive rewards

複数しきい値良好アーム選択問題

複数しきい値良好アーム選択問題

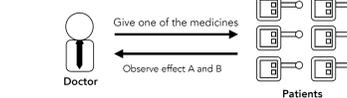
- 複数の評価指標が一定以上であるアームを選択

応用例

- スループット & 消費電力性能が一定以上のデバイス選択 (通信工学)
- 複数の効用を同時に持つ化学物質の候補選択

Example: Medicine Treating Multiple Diseases

Intuition: Treat overweight (effect A) and type 2 diabetes (effect B) simultaneously. K medicines.



Requirements:
 Effect A higher than ξ_1
 Effect B higher than ξ_2

Which medicine should be used?

Our Results-Sample Complexity for $M \geq 1$

Setting	Find one good arm	Find all good arms
$M = 1$	$O\left(\frac{1}{\mu_{\max} - \xi} \ln \frac{1}{\epsilon}\right)$ for $\epsilon > 0$	$O\left(\sum_{i=1}^M \frac{1}{(\mu_i - \xi)^2} \ln \frac{1}{\epsilon}\right)$
$M \geq 1$	$O\left(\frac{1}{\mu_{\max} - \xi} \ln \frac{1}{\epsilon}\right)$	

$\mu_{\max} := \max_{i \in [K]} \mu_i$
 $g^* = \max_{i \in [K]} \min_{j \in [M]} (\mu_j^{(i)} - \xi_i)$, and $g^* = \mu_{\max} - \xi$ for $M = 1$.

[1] Kano H et al. Good arm identification via bandit feedback. ML, 2019.
 [2] Locantelli A et al. An optimal algorithm for the two-sided bandit problem. ICM, 2016.

オンライン組合せ最適化におけるメタラウンディングの改良(2)

提案手法

- 単一指標の良好アーム問題への帰着に基づく
- 技術的貢献: 新しい指標に対する集中不等式
- ほぼ最適なサンプル数 (上下界つき) を達成

Reduction from Multi-objective into Single Objective

Gap vector
 For each $i \in [K]$, let

$$g_i = g(\mu_i) = \max \{ \xi_1 - \mu_i^{(1)}, \xi_2 - \mu_i^{(2)}, \dots, \xi_M - \mu_i^{(M)} \}$$

(Arm i is ϵ -good iff $g_i \leq \epsilon$)

Definition (α -approx estimator)
 For a function $\alpha: \mathbb{N} \times (0, 1) \rightarrow \mathbb{R}_+$, we define α -approx estimator of g is an oracle that satisfies the condition. For the t -th call to the oracle, it receives input $i_t \in [K]$ and returns $\hat{g}_t = (\hat{g}_{t,1}, \dots, \hat{g}_{t,M}) \in \mathbb{R}_+^M$ such that

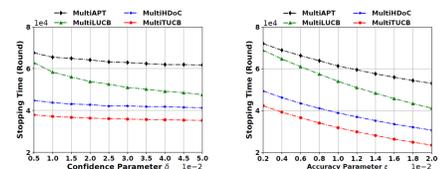
$$\forall \delta \in (0, 1), \mathbb{P} \left(\forall i \in [K], \forall s \in [t], \left| \hat{g}_{s,i} - g_i \right| \leq \alpha(T(s), \delta) \right) \geq 1 - \delta,$$

where $T(s) = \left| \{ t \in [s] \mid i_t = i \} \right|$.

Proposition
 There is an α -approx estimator of g with $\alpha(\tau, \delta) = \sqrt{\frac{2\tau \ln \frac{1}{\delta}}{\tau}}$.

Experimental results — Synthetic

All results are averaged over 5000 repetitions.
 We consider two variables — δ and ϵ .



発表成果 (抜粋)

- Yuya Saito, Shinnosuke Matsuo, Seiichi Uchida, Daiki Suehiro, "Bounding the Worst-class Error: A Boosting Approach," IJCNN 2025, 1-8, 2025.
- Xuanke Jiang, Sherief Hashima, Kohei Hatano, Eiji Takimoto, "Efficient Task Offloading via Semi-Matching for Energy Harvesting D2D Communications," GLOBECOM 2025, 2025.
- Shuta Kajihara, Sherief Hashima, Kohei Hatano, Eiji Takimoto, "Online Path Optimization in Cascaded RIS Networks via Mixed Integer Programming," ICMU 2025, 1-2, 2025.
- Xuanke Jiang, Sherief Hashima, Kohei Hatano, Eiji Takimoto, "Multi-thresholding Good Arm Identification with Bandit Feedback," ACML 2025, 2025.