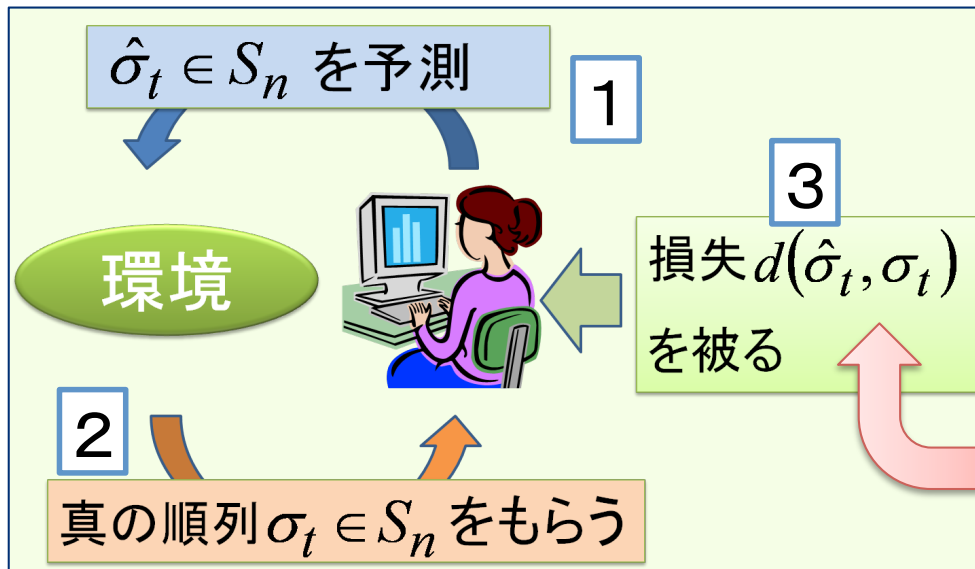


5-34 オンラインランク統合問題

安武翔太・畑埜 晃平・瀧本英二・竹田正幸(九州大学)

オンラインランク統合問題



各時刻 $t = \{1, 2, \dots, T\}$ におけるプロトコル

$S_n: \{1, 2, \dots, n\}$ 上の順列の集合
 目標: $\sum_{t=1}^T d(\sigma_t, \hat{\sigma}_t) \approx \min_{\sigma \in S_n} \sum_{t=1}^T d(\sigma_t, \sigma)$

被る累積損失

オフライン最適解の
累積損失

kendall tau 距離

2順列間の kendall tau 距離:

$$d(\sigma_1, \sigma_2) = \sum_{1 \leq i < j \leq n} I[(\sigma_1(i) - \sigma_1(j)) \cdot (\sigma_2(i) - \sigma_2(j)) < 0]$$

提案手法 (PermRank, PermRank2)

共通のアイデア

- 順列を**比較ベクトル** $q \in \{0, 1\}^N$, $N = n(n-1)/2$ で表現 $\sigma = (1, 3, 2) \leftrightarrow q = (1, 1, 0)$
- 比較ベクトルの予測を**確信度ベクトル** $p_t \in [0, 1]^N$ の予測へと“緩和”
 →従来の典型的なオンラインアルゴリズムを適用可能

順列の予測方法に関して異なるふたつの手法を提案

例

提案手法の性能

下式の形で累積損失(期待値)の上界を求めた. 他のアルゴリズムとの比較を下表に示す.

$$E \left[\sum_{t=1}^T d(\sigma_t, \hat{\sigma}_t) \right] \leq a(1 + \varepsilon) \times \min_{\sigma \in S_n} \sum_{t=1}^T d(\sigma_t, \sigma) + \frac{b}{\varepsilon}$$

PermRank : 計算量は少ないが, 累積損失の期待値は従来手法より定数倍大きい.

PermRank2 : 計算量は不明だが, 下界にほぼ一致する累積損失の期待値を実現可能.

	a	b	各時刻の 計算量	$n=9$ における 実計算時間[秒]
PermRank	4	n^2	$O(n^2)$	1.3×10^{-3}
PermRank 2	1	n^2	$O(?)$	
PermELearn [Helmbold and Warmuth,09]	2	$n^2 \ln n$	$\tilde{O}(n^6)$	4.0×10^{-3}
Hedge アルゴリズム [Freund and Schapire,97]	1	$n^3 \ln n$	$O(n!)$	25

$n=9$ の人工データに対する実験結果

PermRank は, 累積損失の上界は最も悪いが, 実験においては最も良い結果を達成している.

