

知能推論研究分野

先端的機械学習手法の探求と応用展開

教授：鷲尾隆 准教授：原聡 助教：Matthew J. Holland

対象に関する知識 × 機械学習 = 高度な知的情報処理

対象の非ガウス性・非線形性による因果推論

脳磁図データ

脳部位の磁気変動因果関係

計測過程モデルと深層学習による超高速超解像

SPoD顕微鏡物理モデル

$$\hat{x} = \underset{x \geq 0}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2A} \sum_{t=1}^c \|y_t - g_t(x)\|^2 + \lambda \|x\|$$

観測画像 → 従来 (数千ステップの反復計算) → 超解像

→ 深層学習 → 超解像

$$\hat{x} = f(Y_n; p, \eta, \theta)$$

物理モデルから復元モデルを深層学習

約1000倍高速なリアルタイム超解像を実現

対象モデルを用いた希少・特殊事象の探索

レプリカ交換法
マルチカノニカル法
極小確率事象優先探索

日本三大暴れ川の筑後川

河川モデルシミュレーション 過去の降雨確率分布

低確率過ぎて計算困難な洪水シナリオや確率分布を10万倍高速計算

予測のその先へ：ユーザに情報をフィードバックする仕組み

【現在】 機械学習は高精度な「予測」が得意

【将来】 「予測」に加えて、ユーザにとって有益な情報も出力できるより便利な機械学習へ

有益な情報の例①：判断根拠

これは「クマ」

ここを見て判断しました

有益な情報の例②：失敗原因

数字の認識に失敗しました

学習に使ったデータに変なものが入っていたので失敗しました

y=3	y=4	y=8	y=9	y=0
3	4	8	9	0
y=4	y=4	y=4	y=9	y=4
4	4	4	9	4

最適化法 × 数理統計学 = 機械学習の信頼性向上

機械学習の難しいところ

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
6	6	6	6	6	6	6	6	6	6
7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
9	9	9	9	9	9	9	9	9	9

持っているデータ

持っていないデータ

これまでの経験との乖離。学習を経て、実行時の性能は推し量るしかない。

- 学習後の性能は確率的に振る舞う。
- 乖離が小さければ、性能は良い。
 - 不都合のデータだと、何も約束できない...

従来の学習アルゴリズムの類型

拙速型 : コストは安いですが、性能保証がない。

机上の空論型 : 性能保証は良いが、実用性がない。

最適化法に見合った帰納的推論法を開発

