

限られた情報から精度良く： 機械学習研究の更なる挑戦

杉山 将

理化学研究所／東京大学

<http://www.ms.k.u-tokyo.ac.jp/sugi/>



東京大学
THE UNIVERSITY OF TOKYO



自己紹介

2

■ 現職:

- 理化学研究所・センター長: **研究者とともに**
- 東京大学・教授: **学生とともに**
- 企業・技術顧問: **エンジニアとともに**



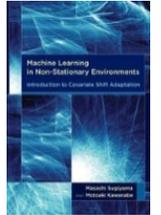
■ 専門分野: 機械学習

- **理論とアルゴリズム**: 10年間論文を書いて本を出す (転移学習, 密度比推定, 強化学習, 変分推論, 弱教師付き学習, ラベル雑音学習など)
- **実世界応用**: 専門家の仲間に入れてもらう (画像, 言語, 音声, 脳波, ロボット, 自動運転, 広告, 工業製品, 生命, 医療, 教育など)

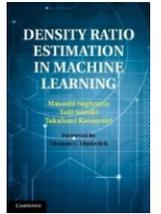
■ 学会活動:

- プログラム委員長: NeurIPS2015, AISTATS2019, ACML2010/2020など
- 電子情報通信学会IBISML研究会委員長(2022-)

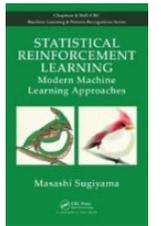
Sugiyama & Kawanabe,
Machine Learning in Non-Stationary Environments,
MIT Press, 2012



Sugiyama, Suzuki & Kanamori,
Density Ratio Estimation in Machine Learning,
Cambridge University Press, 2012



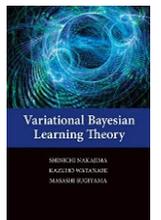
Sugiyama, **Statistical Reinforcement Learning**,
Chapman and Hall/CRC, 2015



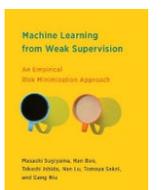
Sugiyama, **Introduction to Statistical Machine Learning**,
Morgan Kaufmann, 2015



Nakajima, Watanabe & Sugiyama, **Variational Bayesian Learning Theory**,
Cambridge University Press, 2019



Sugiyama, Bao, Ishida, Lu, Sakai & Niu.
Machine Learning from Weak Supervision,
MIT Press, 2022.





発表の流れ

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
4. まとめと今後の展望

機械学習(Machine Learning)

■ 目的: コンピュータに学習能力を持たせる

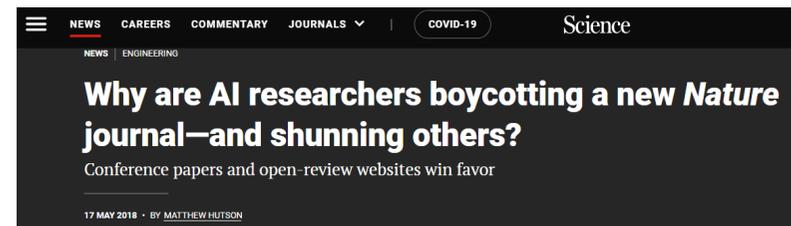
- 現在の人工知能を支えるコア技術



■ 研究分野の特徴:

- NatureやScienceのようなジャーナルでなく,
国際会議で研究成果を発表

3000+名の研究者がNature Machine Intelligenceをボイコット
(2018年5月Science誌の記事)



<https://www.science.org/content/article/why-are-ai-researchers-boycotting-new-nature-journal-and-shunning-others>

- **NeurIPS** (Neural Information Processing Systems),
ICML (International Conference on Machine Learning),
ICLR (Int. Conf. on Learning Representations),
AISTATS (Int. Conf. on Artificial Intelligence and Statistics)
などが主要な国際会議として知られている



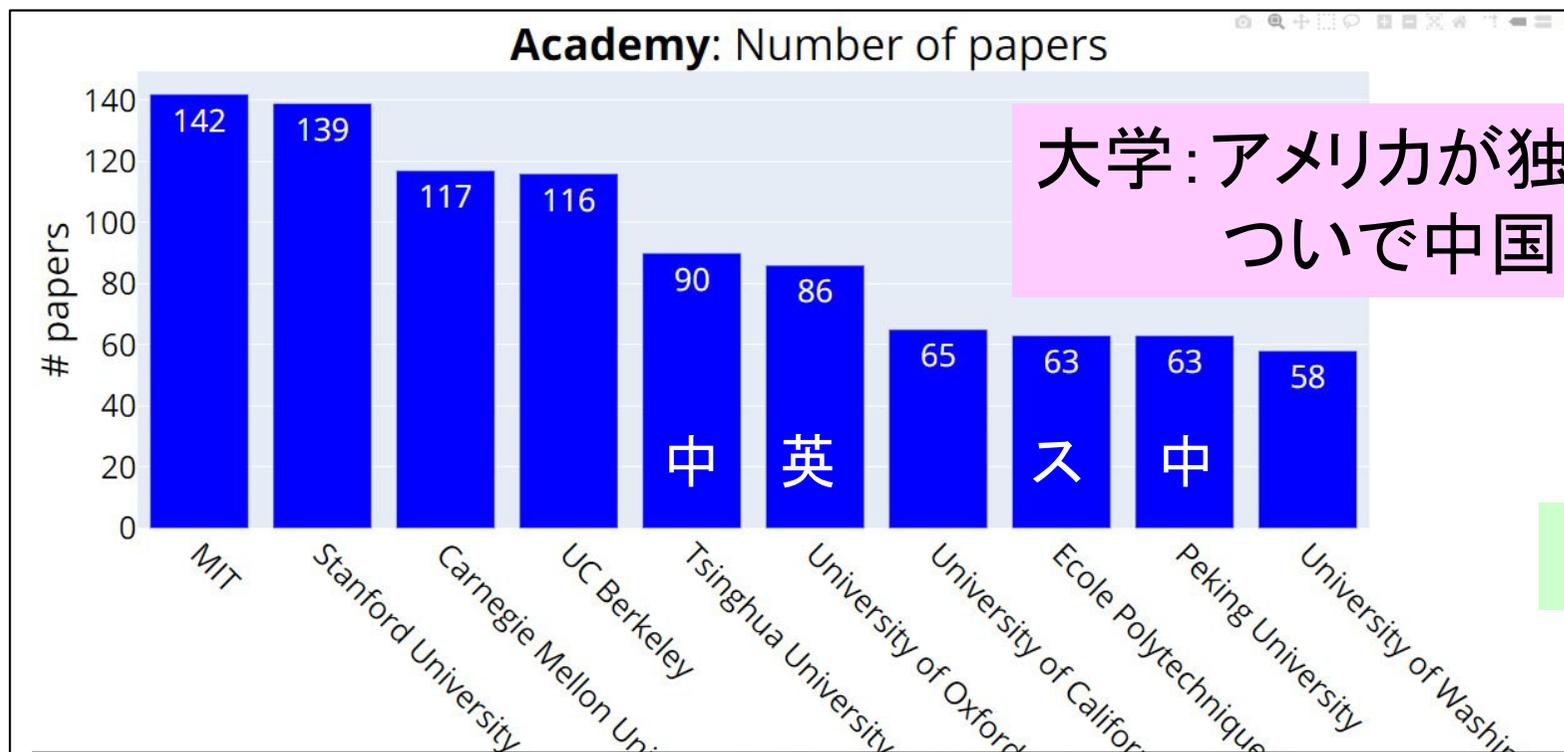
■ 参加者数, 論文投稿数が激増:

NeurIPS	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
参加者数	1200	2400	3800	6000+	7500+	8000+	13000+	online	online	???
論文投稿数	1420	1678	1838	2500	3240	4856	6743	9467	9122	10000+
論文採択数	360	414	403	568	678	1011	1428	1900	2344	???

■ 企業のスポンサーも非常に活発:

- 2000年代前半: アメリカの大手IT企業
- 2000年代後半: 世界中の大手IT企業
- 2010年代: 非ITを含む様々な業種のベンチャー〜大企業
- 2020年代: スポンサーを縮小へ?

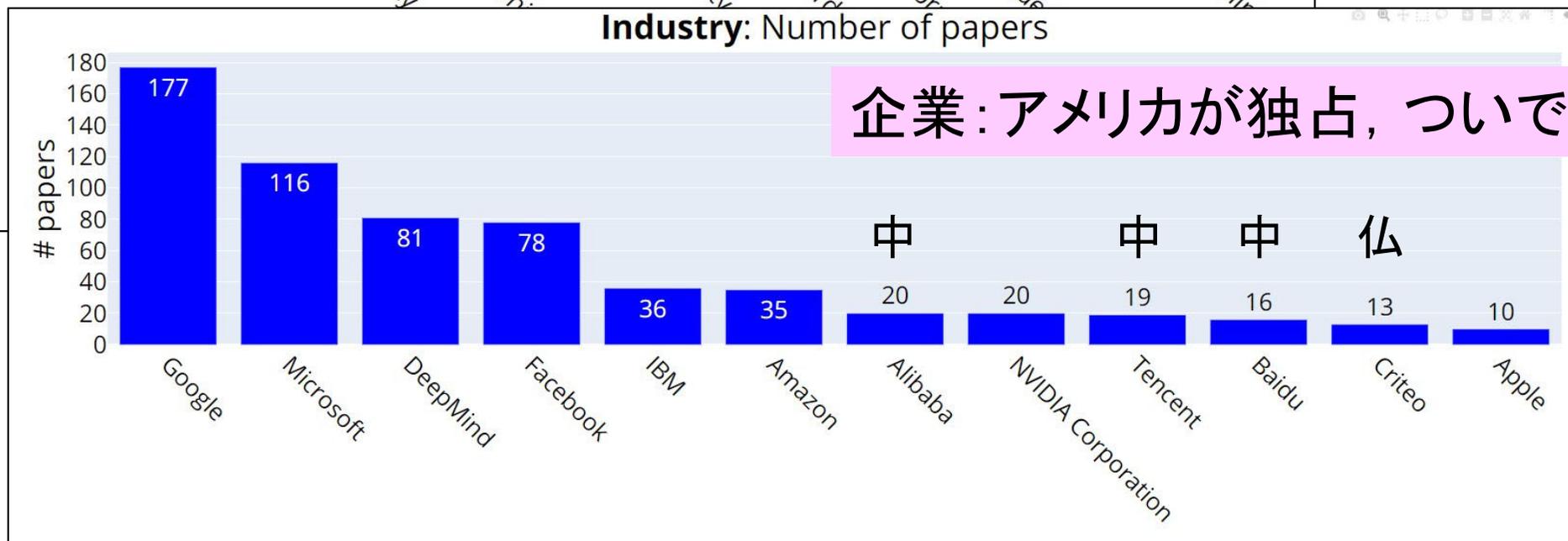
NeurIPS2021の採択論文数(組織別)



大学:アメリカが独占,
ついで中国, 英国, スイス

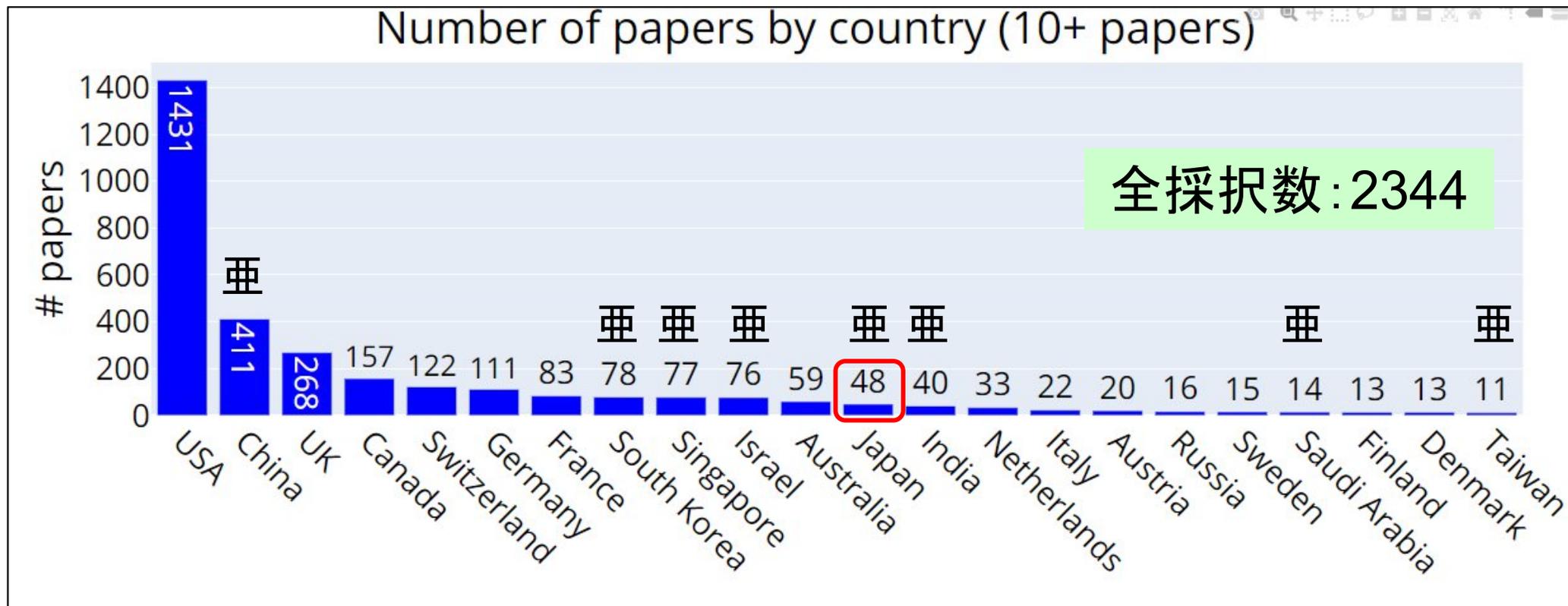
<https://twitter.com/sergeyi49013776/status/1455862897872146439>

全採択数: 2344



企業:アメリカが独占, ついで中国

NeurIPS2021の採択論文数(国別)



<https://twitter.com/sergeyi49013776/status/1455862897872146439>

近年の傾向:

- 中国, 韓国, シンガポール, イスラエルなどが大きく躍進
- 日本は微増

NeurIPS:トレンドの変遷

■ 2015年ころ:

- 機械学習**技術そのもの**の議論が中心
- アルファ碁, 自動運転車, 会話ロボットなどが登場し,
技術のさらなる発展への期待が高まる
- 研究, ビジネスとも, **北米**の企業, 大学が支配的

■ 現在:

- 機械学習の技術開発競争が更に激化
- 機械学習の他の**科学研究への応用**
- 公平性などの**社会課題への取り組み**
- **米中**の企業の競争が激化
- マイノリティの支援など**多様性の重視**へ:
Women in ML, Black in AI, Queer in AI,
Global South in AI, Indigenous (先住民) in AI, ...



発表の流れ

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
4. まとめと今後の展望

理研・革新知能統合研究(AIP)センター¹⁰

■ 文科省AIPプロジェクト(2016~2025年度)を推進:

- 常勤研究員130名(外国人1/3, 女性1/4)
- 客員研究員200名, 学生100名
- 延べ140名の海外インターン生
- 共同研究40+社, 海外連携40+組織

日本橋オフィス

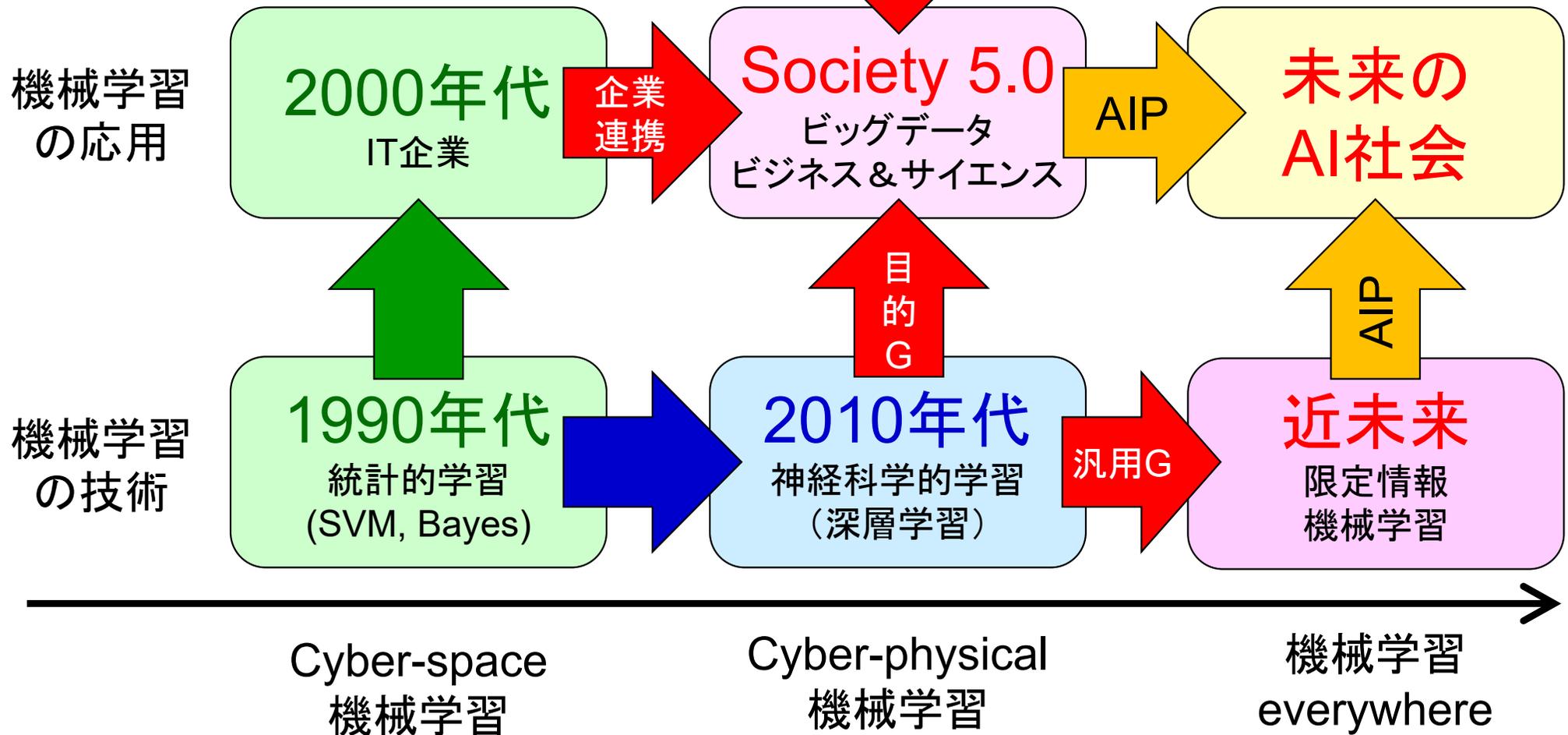


分散拠点



- 機械学習の技術を軸足に,
基礎から応用・社会まで一気通貫の研究体制
- 産学官で連携し, 研究成果を国際的に発信
- 国際的な高度AI人材の登竜門となることを目指す

AIPセンターの研究ビジョン



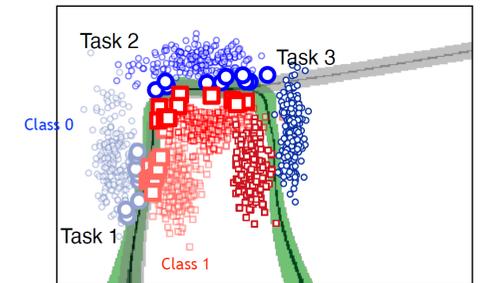
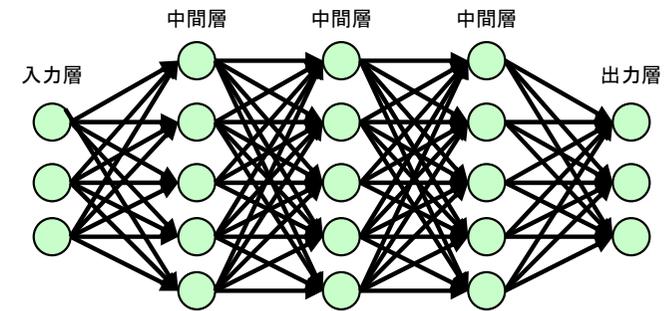
■ AIP常設研究グループ

- 汎用基盤技術研究グループ(12チーム, 杉山将ディレクター)
- 目的指向基盤技術研究グループ(17チーム, 上田修功ディレクター)
- 社会における人工知能研究グループ(6チーム, 橋田浩一ディレクター)



■ 背景: 現在主流の深層学習には様々な弱点がある

- 教師データの収集コストが大きい
- 雑音の影響を受けやすい
- 学習時間が膨大
- 予測結果の信頼性が不十分
- 予測結果の解釈性が低い
- 逐次学習において忘却性が強い
- ...

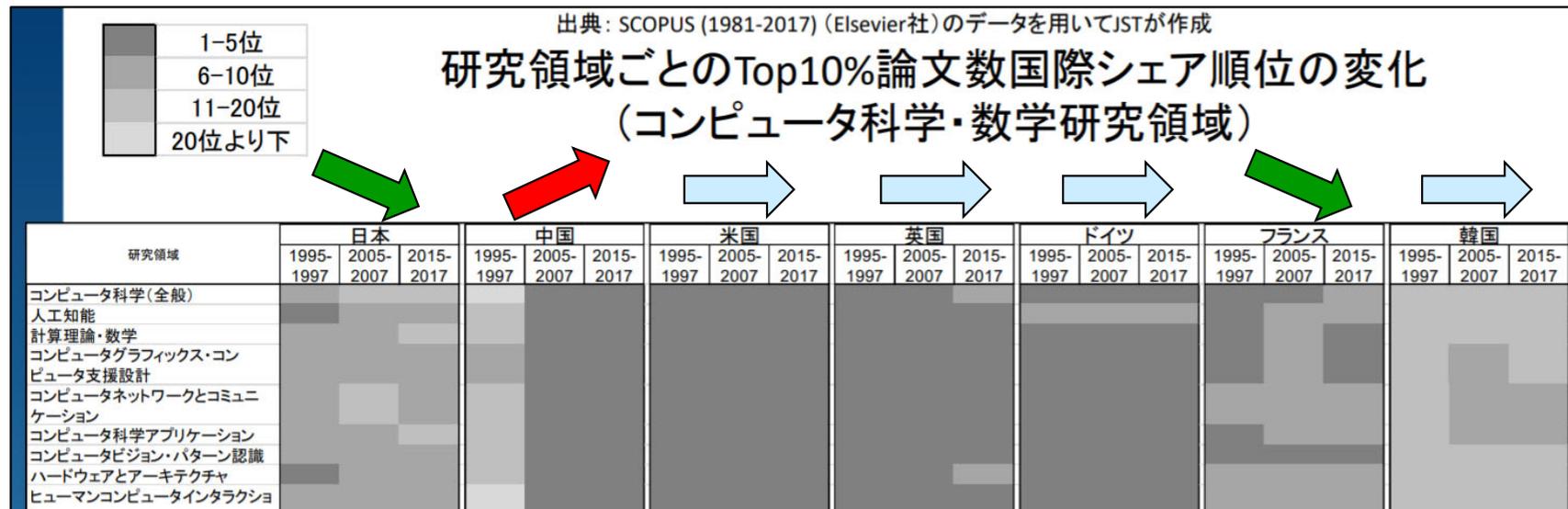


■ 目標: 日本発の独自のAI基盤技術を創出

- 深層学習理論: 最適化・汎化の原理の数学的解明
- 高信頼機械学習: 弱教師付き学習, ロバスト学習, 逐次意思決定, 因果推論...

目的指向研究

- **背景**: 日本は様々な社会課題に直面しているが, その解決に向けた科学研究の国際競争力は低下



- **目標**: AIの社会実装・問題解決に貢献
 - 日本が強い科学研究分野を更に強化 (がん, 再生医療, 材料...)
 - 日本が直面している社会課題解決へ貢献 (防災減災, 高齢者ヘルスケア, 教育...)

最近の研究成果

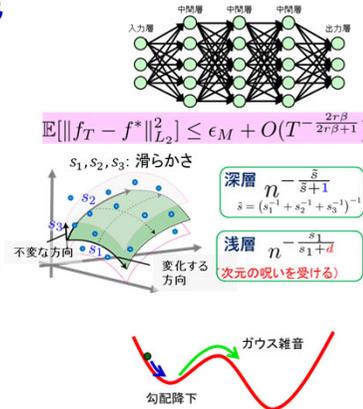
汎用基盤技術の開発

■ 深層学習の理論:

- 浅層学習より予測性能が良い
- 次元の呪いを受けない
- 大域的最適化が可能

■ 新手法の開発:

- 弱教師付き学習, 雑音ロバスト学習
- 因果推論
- 逐次意思決定



弱教師付き学習

ラベル雑音に対するロバスト学習理論

- ラベル雑音が存在するとき、大数の訓練データを用いて学習が必ず成功しない
- 雑音を取り除く非線形な機構が必要
- 従来のアプローチ
- 非線形な機構を用いた学習
- 非線形な機構を用いた学習
- 非線形な機構を用いた学習

因果推論

- ランダム化比較試験 (A/Bテスト):
- 被験者を2群に分け、1群だけ介入
- 病気の発症などは倫理的な問題
- 介入せずに因果関係を求めたい:
- 隠れた要因の扱いが、因果推論の最大の課題の一つ
- 隠れた要因が存在する下でも、全体構造が推定可能な初めでの手法を開発:
- 音の分離に用いられる技術を活用して、隠れた要因を分離
- 公開したソフトウェアを国内外の企業が利用

科学研究の加速

■ 医学:

- 前立腺・膵臓がん早期診断
- ALS早期検知
- 胎児心臓超音波スクリーニング
- 大腸内視鏡

■ 材料科学:

- テキストマイニングによるデータベース構築

社会的課題解決への貢献

■ 自然災害:

- 富岳を用いた地震シミュレーション
- 衛星画像による災害状況把握

■ 高齢者ヘルスケア:

- チャットロボットを用いた認知機能改善

■ 教育:

- 小論文の自動評価
- 論述の対話的指導

AIの社会的影響の分析

■ AI倫理規定の策定:

- 日本人工知能学会, 総務省, 内閣府,
- IEEE, G20, OECD

■ 個人データ管理:

- 個人ベースのアクセス制御システム

■ AIセキュリティと信頼性:

- 敵対的攻撃への対処
- 公平性の保証



発表の流れ

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. **自分の最近の研究**
 - A) 弱教師付き学習
 - B) 転移学習
 - C) ラベル雑音ロバスト学習
4. まとめと今後の展望

研究の興味

- 賢いコンピュータを作りたい
- 大量の教師情報から学習できるのは当たり前？
 - もちろん, ビッグデータ高速処理の研究は重要
 - 難問では, 今のビッグデータでも相対的には少ない
- 少ない教師情報からの学習は統計的には無理:
 - もちろん, ドメイン知識の活用研究は重要
- 良質な教師情報を大量に集めるのは困難なので, 簡単に集められる大量の低品質データを活用する:
 - 弱い教師情報(弱教師付き学習)
 - 過去に集めたデータ(転移学習)
 - 雑音を含む教師情報(ラベル雑音ロバスト学習)



発表の流れ

18

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
 - A) 弱教師付き学習
 - i. 正とラベルなしデータからの分類
 - ii. 様々な拡張
 - B) 転移学習
 - C) ラベル雑音ロバスト学習
4. まとめと今後の展望

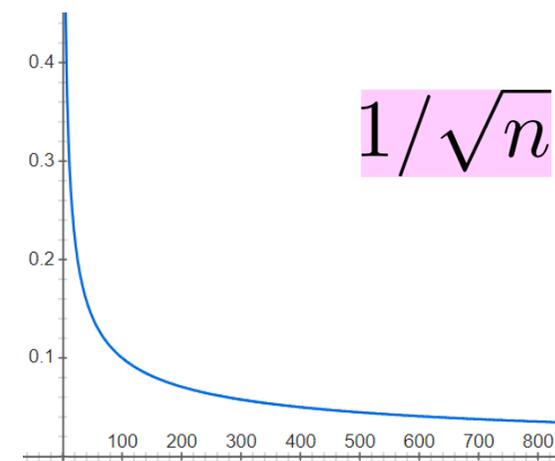
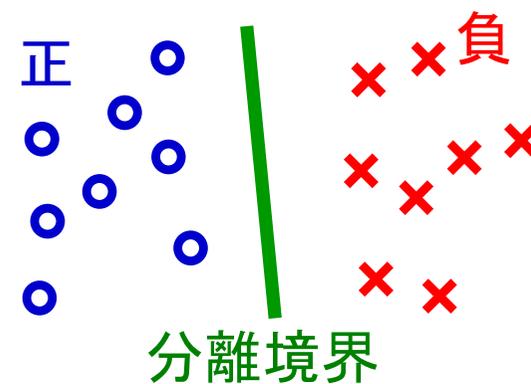
■ **教師付き分類**: 大量の教師データを用いることにより, 人間と同等かそれ以上の予測性能を達成:

- 画像理解, 音声認識, 機械翻訳...
- ラベル付きデータ数 n に対して, 分離境界の推定誤差は $1/\sqrt{n}$ の速さで減っていく(最適)

■ しかし, 応用分野によっては, 教師データを簡単に取れない:

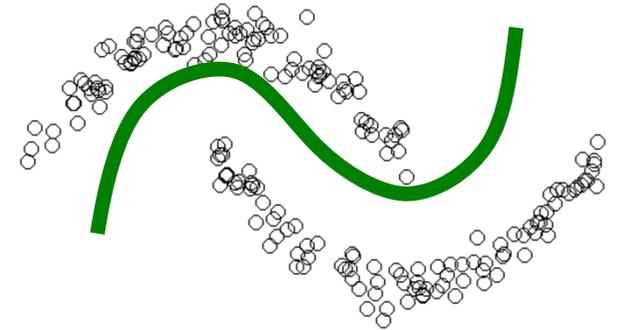
- 医療, 自然災害, 材料, プライバシ...

教師付き分類



■ 教師なし分類:

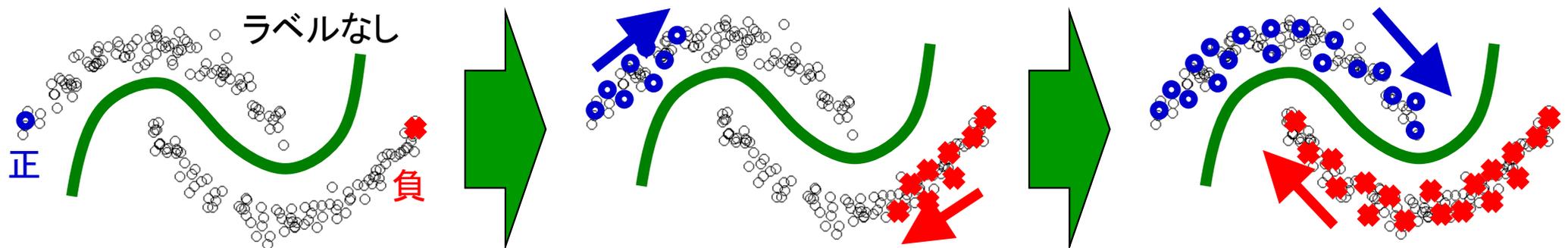
- ラベルを全く使わない
- データを塊に分けるクラスタリング
- 予測性能に関して何も保証できない



■ 半教師付き分類:

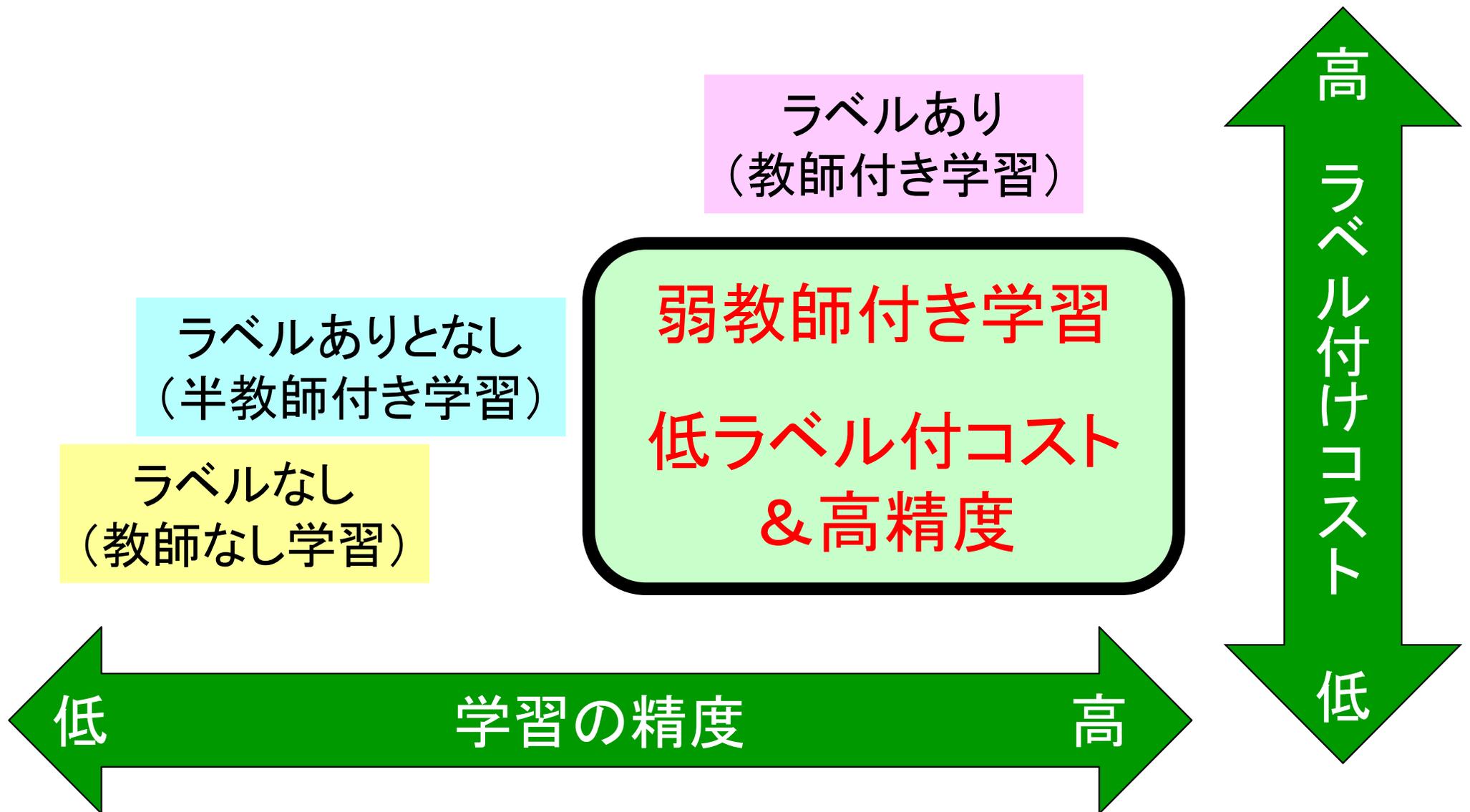
Chapelle et al. (2006), 他多数

- 少しだけラベルを使う
- ラベルをクラスターに沿って伝播
- 予測性能に関しては, 一般には何も保証できない



弱教師付き学習のねらい

21



- 低コストで集められる“**弱い**”教師情報を使って、精度良く学習できないか？



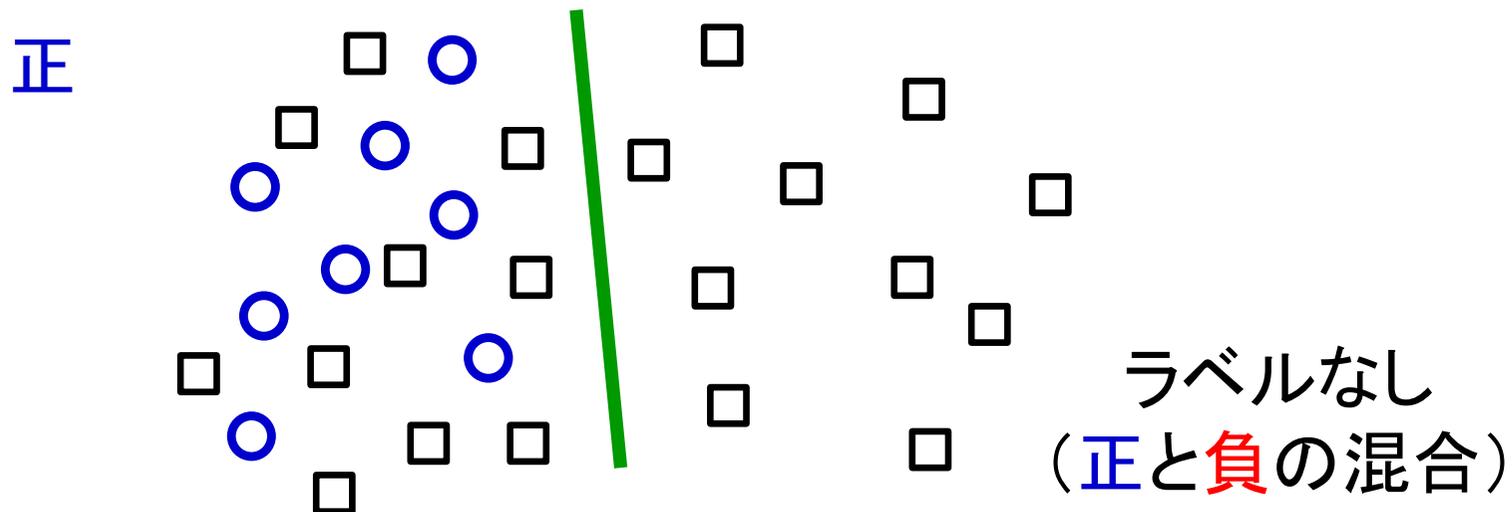
発表の流れ

22

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
 - A) 弱教師付き学習
 - i. 正とラベルなしデータからの分類
 - ii. 様々な拡張
 - B) 転移学習
 - C) ラベル雑音ロバスト学習
4. まとめと今後の展望

正とラベルなしデータからの分類 23

- 正とラベルなしデータだけが与えられる:
 - 負のデータは一つも与えられない
 - 正と負のデータを分類したい
- 例: オンライン広告配信におけるクリック予測
 - クリックされた広告: 正データ
 - クリックされなかった広告: ラベルなし(負ではない!)



解き方(正ラベルなし分類)

24

- 与えられるデータ: 正とラベルなし標本

du Plessis, Niu & Sugiyama
(NIPS2014, ICML2015)

$$\{\mathbf{x}_i^P\}_{i=1}^{n_P} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} p(\mathbf{x}|y=+1) \quad \{\mathbf{x}_j^U\}_{j=1}^{n_U} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} p(\mathbf{x})$$

- 分類リスクを分解:

$$R(f) = \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}, y)} \left[\ell(yf(\mathbf{x})) \right]$$

ℓ : 損失関数 \mathbb{E} : 期待値

$$= \pi \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}|y=+1)} \left[\ell(f(\mathbf{x})) \right] + (1 - \pi) \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}|y=-1)} \left[\ell(-f(\mathbf{x})) \right]$$

$\pi = p(y=+1)$: クラス事前確率(既知と仮定)

正データに対するリスク 負データに対するリスク

- 負データがないので, 負リスクを以下のように変形:

$$\mathbb{E}_{p(\mathbf{x})} \left[\ell(-f(\mathbf{x})) \right] - \pi \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}|y=+1)} \left[\ell(-f(\mathbf{x})) \right]$$
$$p(\mathbf{x}) = \pi p(\mathbf{x}|y=+1) + (1 - \pi) p(\mathbf{x}|y=-1)$$

- データからの不偏リスク推定量:

$$\hat{R}_{\text{PU}}(f) = \frac{\pi}{n_P} \sum_{i=1}^{n_P} \ell(f(\mathbf{x}_i^P)) + \frac{1}{n_U} \sum_{j=1}^{n_U} \ell(-f(\mathbf{x}_j^U)) - \frac{\pi}{n_P} \sum_{i=1}^{n_P} \ell(-f(\mathbf{x}_i^P))$$

理論的な性質

Niu, du Plessis, Sakai, Ma & Sugiyama (NIPS2016)

$$\hat{R}_{\text{PU}}(f) = \frac{\pi}{n_{\text{P}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{P}}} \ell\left(f(\mathbf{x}_i^{\text{P}})\right) + \frac{1}{n_{\text{U}}} \sum_{j=1}^{n_{\text{U}}} \ell\left(-f(\mathbf{x}_j^{\text{U}})\right) - \frac{\pi}{n_{\text{P}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{P}}} \ell\left(-f(\mathbf{x}_i^{\text{P}})\right)$$

■ 最適な収束率を達成:

$$R(\hat{f}_{\text{PU}}) - R(f^*) \leq C(\delta) \left(\frac{2\pi}{\sqrt{n_{\text{P}}}} + \frac{1}{\sqrt{n_{\text{U}}}} \right) = \mathcal{O}_p \left(\frac{1}{\sqrt{n_{\text{P}}}} + \frac{1}{\sqrt{n_{\text{U}}}} \right)$$

$$\hat{f}_{\text{PU}} = \operatorname{argmin}_f \hat{R}_{\text{PU}}(f)$$

with probability $1 - \delta$

$$f^* = \operatorname{argmin}_f R(f)$$

$$R(f) = \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}, y)} \left[\ell\left(y f(\mathbf{x})\right) \right]$$

■ リスク推定量を補正すれば更に性能が向上:

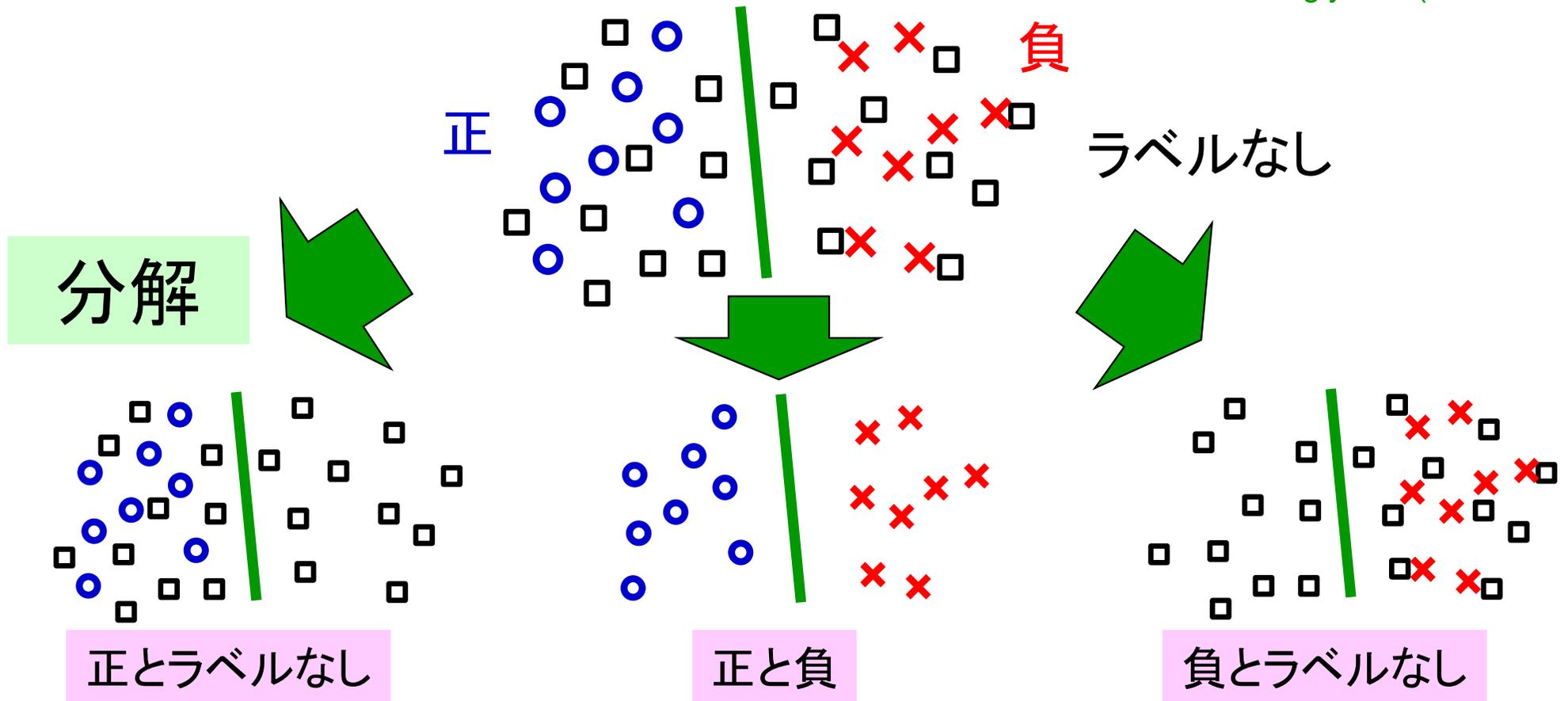
Kiryu, Niu, du Plessis & Sugiyama (NIPS2017)

$$\tilde{R}_{\text{PU}}(f) = \frac{\pi}{n_{\text{P}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{P}}} \ell\left(f(\mathbf{x}_i^{\text{P}})\right) + \max \left\{ 0, \frac{1}{n_{\text{U}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{U}}} \ell\left(-f(\mathbf{x}_i^{\text{U}})\right) - \frac{\pi}{n_{\text{P}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{P}}} \ell\left(-f(\mathbf{x}_i^{\text{P}})\right) \right\}$$

半教師付き分類の革新：分解解法 26

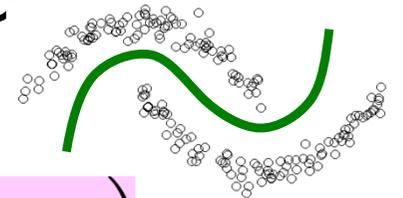
半教師付き分類（正と負とラベルなし）

Sakai, du Plessis, Niu
& Sugiyama (ICML2017)



- 分解した3つの問題は、それぞれ最適に解ける
- それらを組み合わせても最適に解ける！
(クラスタ仮定不要)

$$\mathcal{O}_p \left(1/\sqrt{n_P} + 1/\sqrt{n_N} + 1/\sqrt{n_U} \right)$$



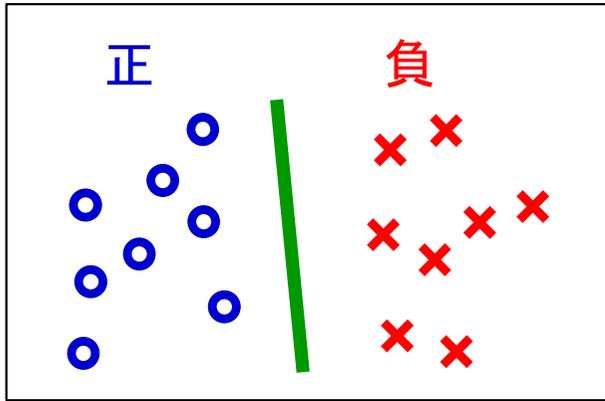


発表の流れ

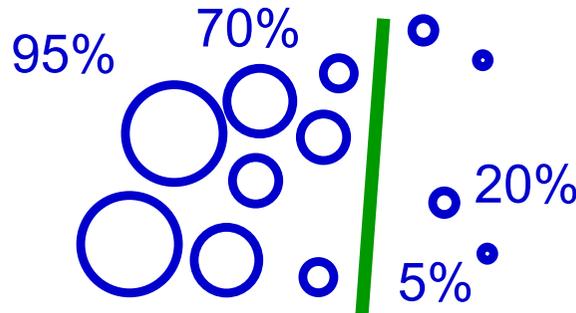
27

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
 - A) 弱教師付き学習
 - i. 正とラベルなしデータからの分類
 - ii. 様々な拡張
 - B) 転移学習
 - C) ラベル雑音ロバスト学習
4. まとめと今後の展望

様々な弱教師付き分類 (2クラス) 28



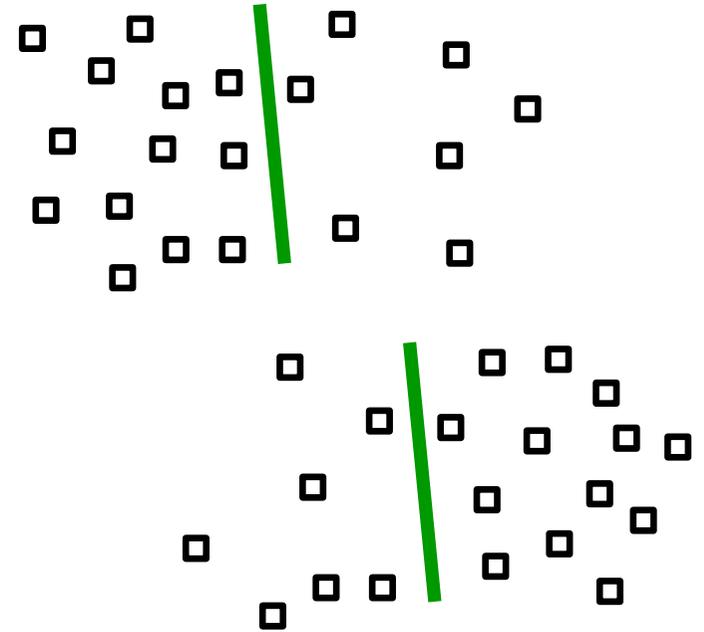
正信頼度学習



例: 購買予測

Ishida et al. (NeurIPS2018)
Shinoda et al. (IJCAI2021)

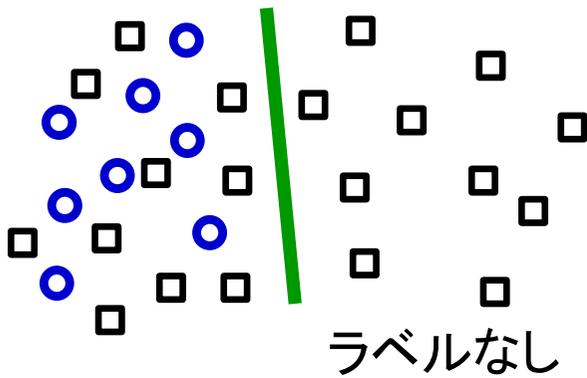
ラベルなしラベルなし分類



例: 異なる母集団からの学習

du Plessis et al.,(TAAI2013)
Lu et al. (ICLR2019, AISTATS2020)
Charoenphakdee et al. (ICML2019)
Lei et al. (ICML2021)

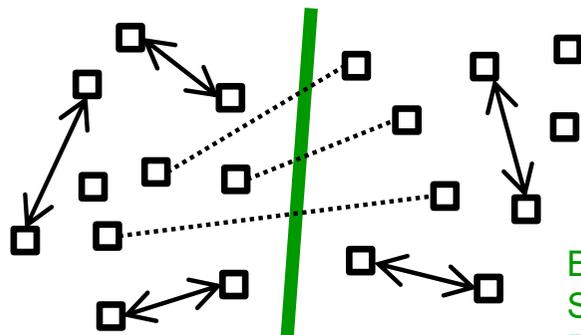
正ラベルなし分類



例: クリック予測

du Plessis et al. (NIPS2014, ICML2015, MLJ2017)
Niu et al. (NIPS2016),
Kiryo et al. (NIPS2017)
Hsieh et al. (ICML2019)

類似非類似ラベルなし分類



例: 機微情報予測

Bao et al. (ICML2018)
Shimada et al. (NeCo2021)
Dan et al. (ECMLPKDD2021)
Cao et al. (ICML2021)
Feng et al. (ICML2021)

$$1/\sqrt{n}$$

様々な弱教師付き分類(多クラス) 29

- 多数のクラスがあると、ラベル付けはますます大変

- **補ラベル**: パターンが属さないクラスを示すラベル

- 例: 「クラス1に属さない」「この画像に犬はいない」

Ishida, Niu, Hu & Sugiyama (NIPS2017)
Ishida, Niu, Menon & Sugiyama (ICML2019)

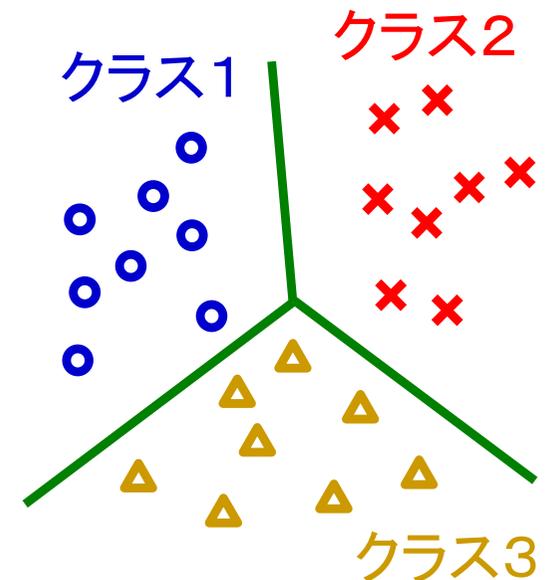
- **部分ラベル**: 真のクラスを含むラベルのサブセット

- 例: 「クラス1か2に属する」「犬か猫か鳥のどれか」

Feng, Kaneko, Han, Niu, An & Sugiyama (ICML2020)
Feng, Lv, Han, Xu, Niu, Geng, An & Sugiyama (NeurIPS2020)

- **1クラス信頼度**: 信頼度データ

- 例: 「クラス1である確率が60%,
クラス2である確率が30%,
クラス3である確率が10%」

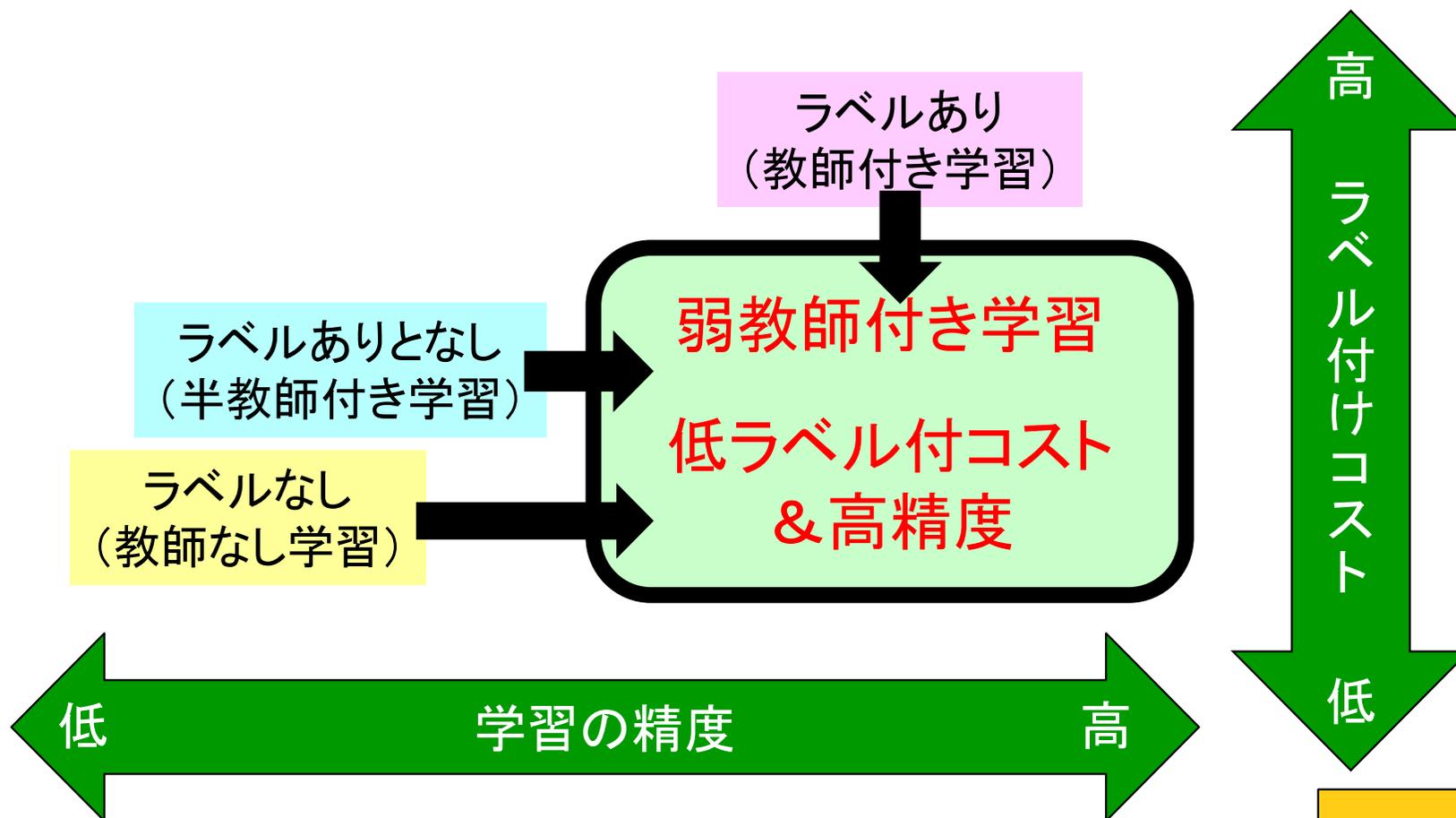


$$1/\sqrt{n}$$

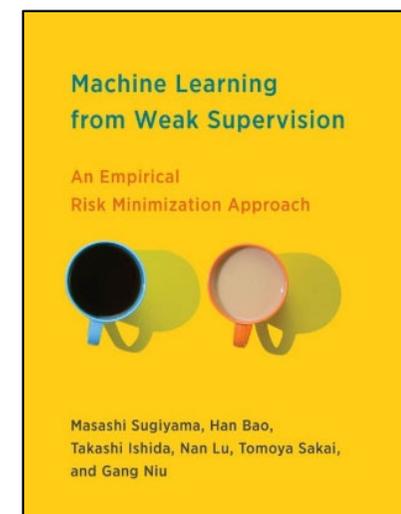
Cao, Feng, Shu, Xu, An, Niu & Sugiyama (arXiv2021)

弱教師付き学習のまとめ

30



Sugiyama, Bao, Ishida, Lu, Sakai & Niu,
Machine Learning from Weak Supervision,
MIT Press, 320 pages, August 2022.





発表の流れ

31

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
 - A) 弱教師付き学習
 - B) 転移学習
 - C) ラベル雑音ロバスト学習
4. まとめと今後の展望

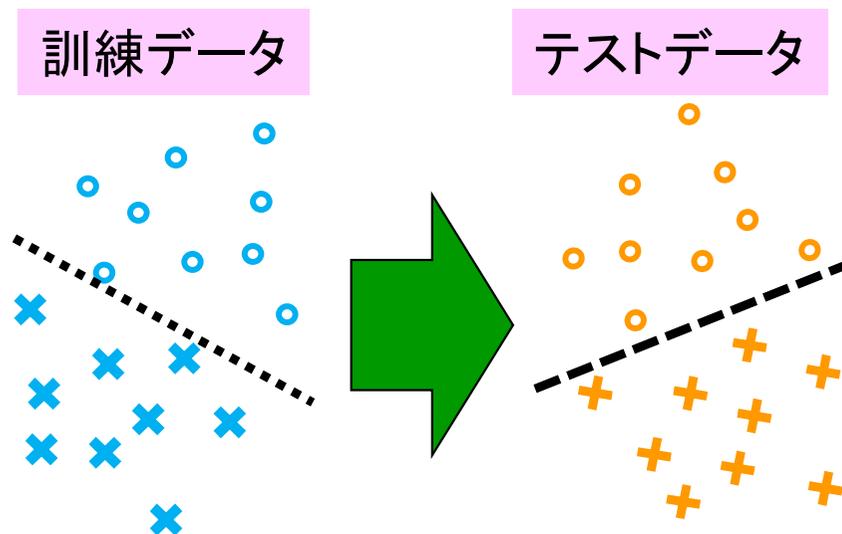
転移学習

■ 訓練データとテストデータの分布が異なると、標準的な機械学習法はうまくいかない：

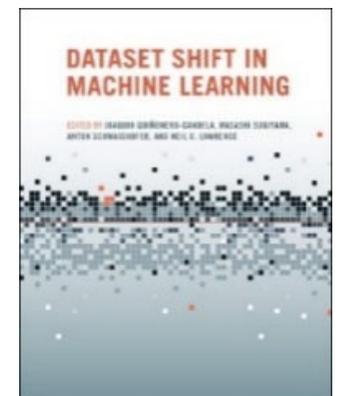
- 環境の変化, 標本選択バイアス

■ 転移学習 (ドメイン適応) :

- 訓練データをテストデータに適応させる



Quiñonero-Candela, Sugiyama
Schwaighofer & Lawrence
(MIT Press 2009)

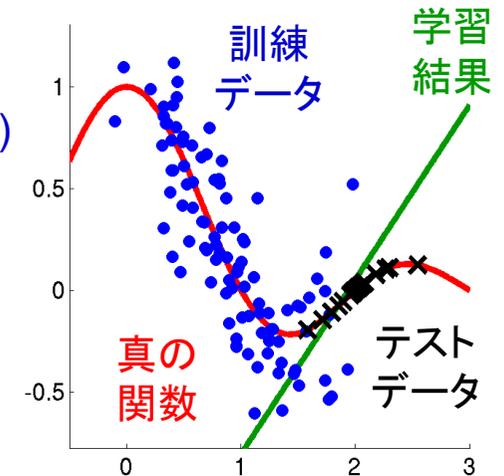


転移学習 (続き)

- **従来法**: まず訓練データの**重要度重み**を推定し, 重み付け学習によって予測器を適応

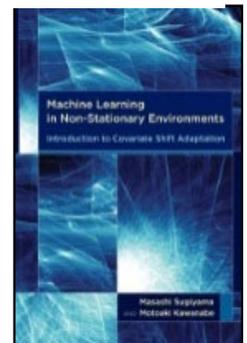
Shimodaira (JSPI2000)

$$\operatorname{argmin}_{f \in \mathcal{F}} \left[\sum_{i=1}^{n_{\text{tr}}} \frac{p_{\text{te}}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}})}{p_{\text{tr}}(\mathbf{x}_i^{\text{tr}})} \ell(f(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}), y_i^{\text{tr}}) \right]$$



- **新手法**: 重みと予測器の同時学習

Sugiyama & Kawanabe (MIT Press 2012)



- 予測誤差の上界の同時最小化:

$$\min_{r, f} J_{\ell'}(r, f) \quad \begin{aligned} J_{\ell'}(r, f) &\geq \frac{1}{2} R_{\ell}(f)^2 \\ R_{\ell}(f) &= \mathbb{E}_{p_{\text{te}}(\mathbf{x}, y)}[\ell(f(\mathbf{x}), y)] \\ \ell &\leq 1, \ell' \geq \ell, r \geq 0 \end{aligned}$$

$$J_{\ell'}(r, f) = \mathbb{E}_{p_{\text{tr}}(\mathbf{x})} [(r(\mathbf{x}) - r^*(\mathbf{x}))^2] \leftarrow \text{最小二乗重要度推定} \\ + (\mathbb{E}_{p_{\text{tr}}(\mathbf{x}, y)} [r(\mathbf{x}) \ell'(f(\mathbf{x}), y)])^2 \leftarrow \text{重要度重み付き学習}$$

- 従来法は上界の二段階最小化に相当

- 収束性を理論保証: $\hat{f} = \operatorname{argmin}_{f \in \mathcal{F}} \min_r \hat{J}_{\ell'}(r, f)$

$$R_{\ell}(\hat{f}) \leq \sqrt{2} \min_{f \in \mathcal{F}} R_{\ell}(f) + \mathcal{O}_p(n_{\text{tr}}^{-1/4} + n_{\text{te}}^{-1/4})$$

- 与えられるデータ: 訓練とテストの入出力標本

$$\{(\mathbf{x}_i^{\text{tr}}, y_i^{\text{tr}})\}_{i=1}^{n_{\text{tr}}} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} p_{\text{tr}}(\mathbf{x}, y) \quad \{(\mathbf{x}_j^{\text{te}}, y_j^{\text{te}})\}_{j=1}^{n_{\text{te}}} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} p_{\text{te}}(\mathbf{x}, y)$$

- 各ミニバッチ $\{(\bar{\mathbf{x}}_i^{\text{tr}}, \bar{y}_i^{\text{tr}})\}_{i=1}^{\bar{n}_{\text{tr}}}, \{(\bar{\mathbf{x}}_j^{\text{te}}, \bar{y}_j^{\text{te}})\}_{j=1}^{\bar{n}_{\text{te}}}$ に対して, 重要度を**カーネル平均適合**で推定: Huang, et al. (NeurIPS2007)

$$\frac{1}{\bar{n}_{\text{tr}}} \sum_{i=1}^{\bar{n}_{\text{tr}}} r_i \ell(f(\bar{\mathbf{x}}_i^{\text{tr}}, \bar{y}_i^{\text{tr}})) \approx \frac{1}{\bar{n}_{\text{te}}} \sum_{j=1}^{\bar{n}_{\text{te}}} \ell(f(\bar{\mathbf{x}}_j^{\text{te}}, \bar{y}_j^{\text{te}}))$$

Zhang, Yamane, Lu & Sugiyama (ACML2020, SNCS2021)

Fang, Lu, Niu & Sugiyama (NeurIPS2020)

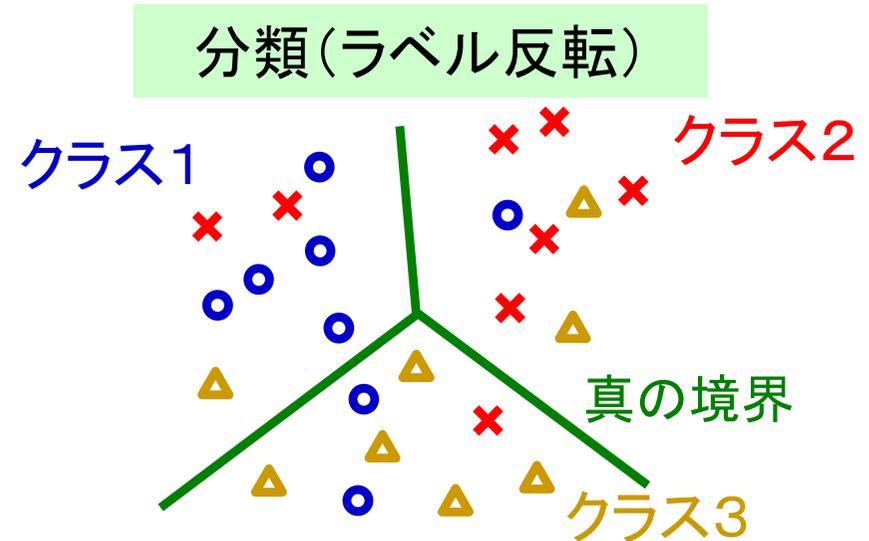
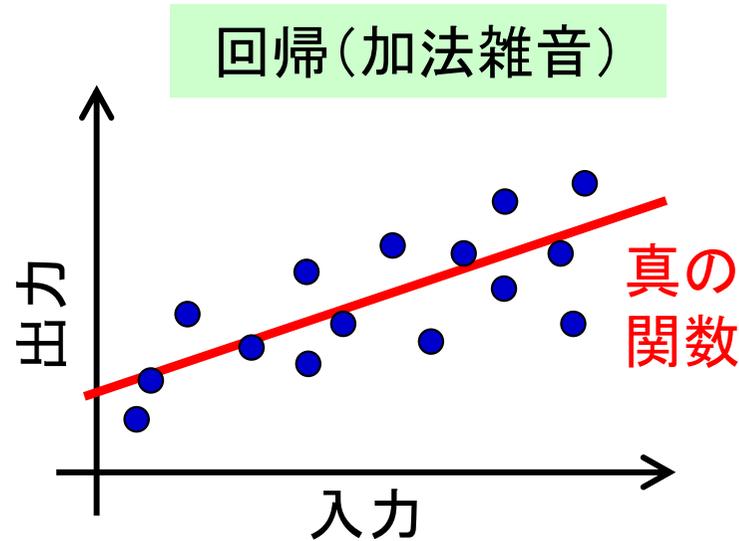
Lu, Zhang, Fang, Teshima & Sugiyama (arXiv2021)



発表の流れ

34

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
 - A) 弱教師付き学習
 - B) 転移学習
 - C) ラベル雑音ロバスト学習
4. まとめと今後の展望

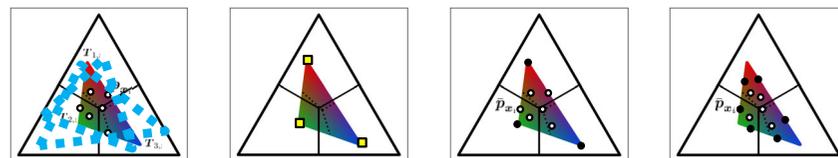


- **回帰**: 単にデータを増やせばOK(一貫性がある)
- **分類**: データを増やしてもダメ(一貫性がない)
 - 明示的な雑音除去機構が必要!
 - **ラベルの反転確率**を使って補正できる

■ 研究成果1: ラベル反転確率の推定

- 分類器との同時推定, 推定条件の緩和など
- 理論保証付きアルゴリズムが完成

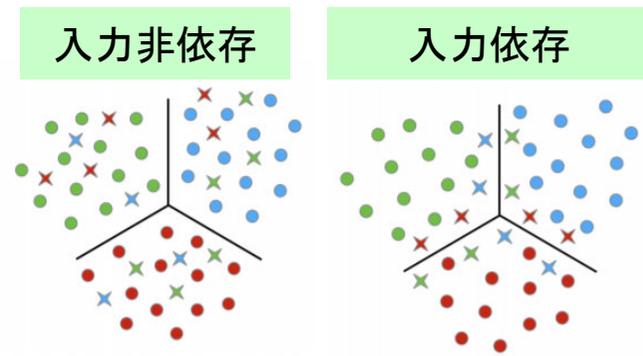
Han, Yao, Niu, Zhou, Tsang, Zhang & Sugiyama (NeurIPS2018)
Xia, Liu, Wang, Han, Gong, Niu & Sugiyama (NeurIPS2019)
Yao, Liu, Han, Gong, Deng, Niu, Sugiyama & Tao (NeurIPS2020)
Zhang, Niu & Sugiyama (ICML2021)
Li, Liu, Han, Niu & Sugiyama (ICML2021)



■ 研究成果2: 入力依存ラベル雑音の対処法

- 実用的なヒューリスティック解法を開発

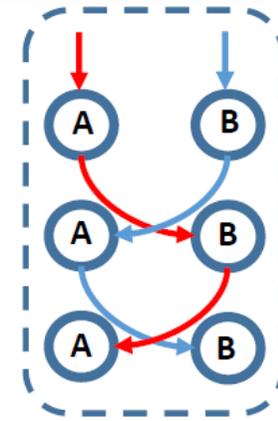
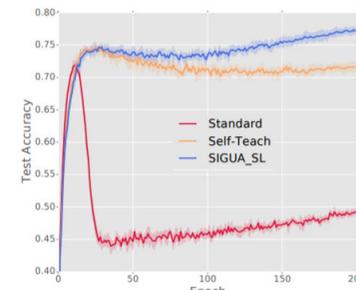
Xia, Liu, Han, Wang, Gong, Liu, Niu, Tao & Sugiyama (NeurIPS2020)
Berthon, Han, Niu, Liu & Sugiyama (ICML2021)
Cheng, Liu, Ning, Wang, Han, Niu, Gao & Sugiyama (CVPR2022)



■ 研究成果3: 2つのNNで教え合う手法

- 50%のラベルをランダムに変えても大丈夫

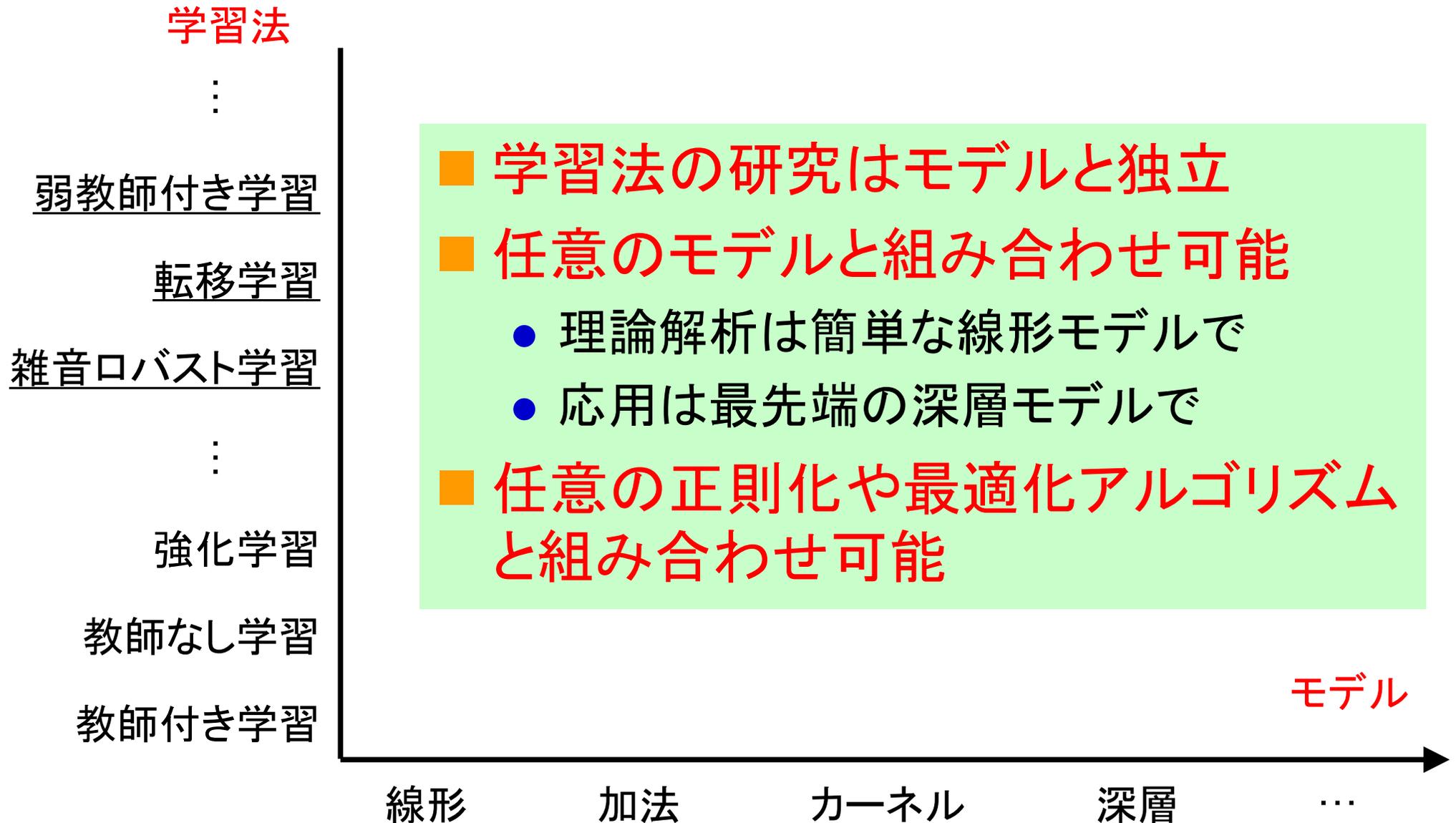
Han, Yao, Yu, Niu, Xu, Hu, Tsang & Sugiyama (NeurIPS2018)
Yu, Han, Yao, Niu, Tsang & Sugiyama (ICML2019)
Han, Niu, Yu, Yao, Xu, Tsang & Sugiyama (ICML2020)



■ 英語で本を執筆中(3~4年後?)

これらの研究の位置づけ: 学習法 37

- 機械学習手法は、**学習法とモデルの組み合わせ**



最近の技術的な着目点

- カーネル法などの従来の学習法では、**最終的な学習結果**をきちんと求められるため、その良し悪しを議論していた
- 深層学習は、最終的な学習結果がきちんと求められないため、**徐々に学習**していく
 - **学習の途中結果**を利用するという新しい概念が登場



- これにより、従来手法の限界を超える**超ロバスト機械学習手法**が開発されつつある
 - 理論的な研究はこれから



発表の流れ

39

1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
4. まとめと今後の展望

AI研究のこれまでとこれから

40

■ 論理的人工知能:

- 1960年代:
記号処理, 論理推論
- 1980年代:
エキスパートシステム

■ 脳型情報処理:

- 1960年代:
パーセプトロン(1層)
- 1980年代:
誤差逆伝播法(多層)

■ 統計的機械学習:

- 2000年代: 統計・凸最適化,
カーネル法, ベイズ推論

■ 次世代知能:

- 知能の要素技術を更に高度化・統合化
- 人間のようなAI?

■ 深層学習:

- 2010年代:
確率的降下法,
巨大深層モデル

次世代知能

■ 人間のようなAIが究極のAIか？

- 未来のAIは、必ずしも自律知能である必要はない
- 未来のAIは、**人間と共に学ぶ**？



2019年3月に東大駒場
キャンパスにてファッションショー：
東大・合原教授, エマリエ氏とともに



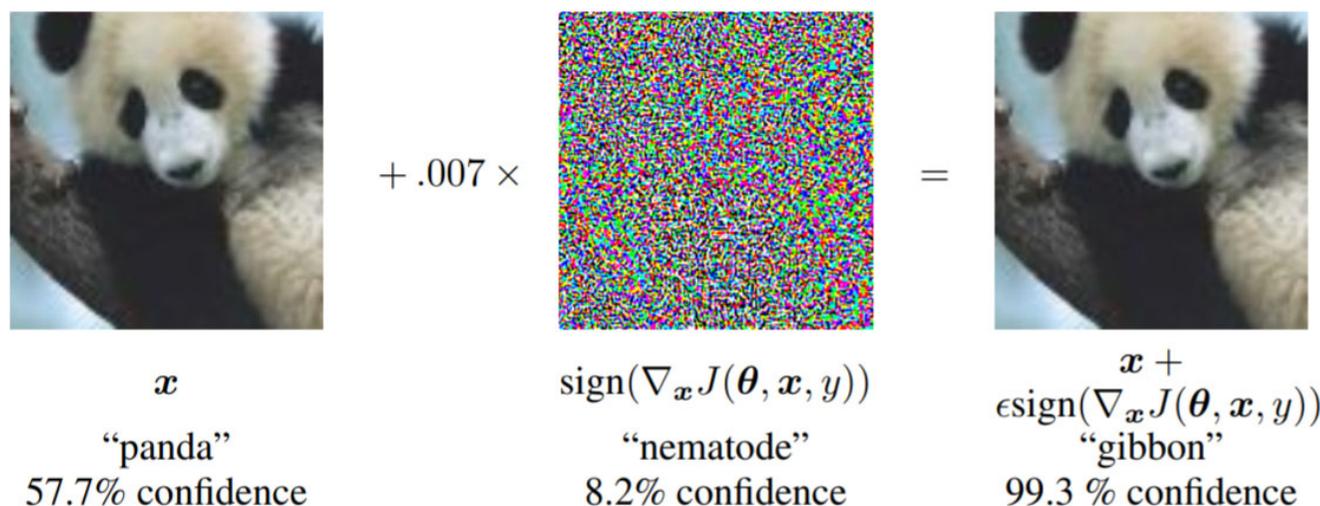
■ AIは人間社会に包括される (インクルーシブである)べき！

- **情報科学の技術に, 人間の知識・創造性・文化・倫理を融合**
- **「学習法」に組み込みたい**

重要課題：便利なAIは悪用される

—敵対的攻撃への対応—

- ニューラルネットは**テスト入力の微小な摂動**に弱い



Goodfellow et al.
(ICLR2015)

- 多数の攻撃・防御の研究が行われているが、
未だ決定的な解決策は見つかっていない

Tsuzuku, Sato & Sugiyama (NeurIPS2018)
 Hu, Niu, Sato & Sugiyama (ICML2018)
 Ni, Charoenphakdee, Honda & Sugiyama (NeurIPS2019)
 Bao, Scott & Sugiyama (COLT2020)
 Zhang, Xu, Han, Niu, Cui, Sugiyama & Kankanhalli (ICML2020)
 Zhang, Zhu, Niu, Han, Sugiyama & Kankanhalli (ICLR2021)
 Du, Zhang, Han, Liu, Rong, Niu, Huang, & Sugiyama (ICML2021)
 Gao, Liu, Zhang, Han, Liu, Niu & Sugiyama (ICML2021)
 Yan, Zhang, Niu, Feng, Tan & Sugiyama (ICML2021)
 Wang, Liu, Han, Liu, Gong, Niu, Zhou & Sugiyama (NeurIPS2021)
 Yan, Zhang, Feng, Sugiyama & Tan (IJCAI2022)
 Xu, Zhang, Liu, Sugiyama & Kankanhalli (ICML2022)
 Zhang, Xu, Han, Liu, Niu, Cui & Sugiyama (TMLR2022)

AI研究の今後

■ AIを持続的かつ健全に発展させていくには:

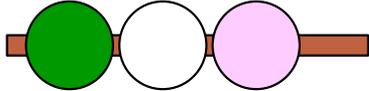
- 犯罪利用, 軍事転用
- 経済至上主義, 南北問題
- 国益主義, 東西問題
- 保守, 革新

■ パラダイムシフト:

- 明るい未来に向けたワクワクする楽しい研究



- 悪用・差別を防ぐためにやらざるを得ない研究

- 情報技術は様々な科学研究や応用に不可欠：
 - 情報研究者は引く手あまた(技術が役立って嬉しい)
- しかし近年は、情報研究者は他分野のお手伝いに忙殺され、情報そのものの研究がやりにくい：
 - 情報単体の研究では予算が取れないので仕方ない？
 - 一方、他分野のお手伝いは情報分野内では低評価
- 情報技術は横串と言われるが… 
 - 他分野のお手伝いだけでは人材・分野は育たない
 - 原点回帰して、情報研究そのものの強化が必要

情報技術も団子！

■ 海外: 情報ブームに伴い, 学生・研究者数が激増

- 諸外国ではCS学科が拡大
- 中韓ではAI大学院が新設

国公立大学情報系学部・学科

志望者: 12,652人(2011年)

34%
増加

→ 16,938人(2021年)

定員: 5,087人(2011年)

横ばい

→ 5,064人(2021年)

<https://code.or.jp/news/10879/>

■ 日本: 人気増だが学部定員は増えず

- しかも, 日本人情報系学生は,
多くが**修士修了後に就職**
- 高度な情報研究を担える
博士学生・研究員が致命的に不足

15:30-17:30 白井俊行 (内閣府 科学技術・イノベーション推進事務局 参事官)
大規模社会人アンケート調査及びクラスター分析による情報分野の社会人ニーズと学生の学びのギャップの見える化の試み

■ 少子化の日本で必要な施策:

- **社会人の(再)教育**: 利益相反規制を緩和し, 産業界と学术界の人材交流を活発に
- **外国人の積極的採用**: 国際化を進め, 国内外の人材交流を活発に

杉山 将.

国際会議, やってみませんか?

電子情報通信学会

情報・システムソサイエティ誌,
vol. 23, no. 3, pp. 18-19, 2018.

海外人材獲得に有効!

さいごに

■ 機械学習の研究:

- **基礎**: 地味だが確実に発展している。
他分野の下請けでなく, **科学研究として発展**させたい
- **応用**: 日本では**AI化の前にデジタル化**が必要。
政府のDX政策と連携を深めていきたい

■ 天然資源が乏しく, 少子化が進む日本では, 情報技術の更なる発展が不可欠:

- **情報系コミュニティの拡大と国際化**が急務

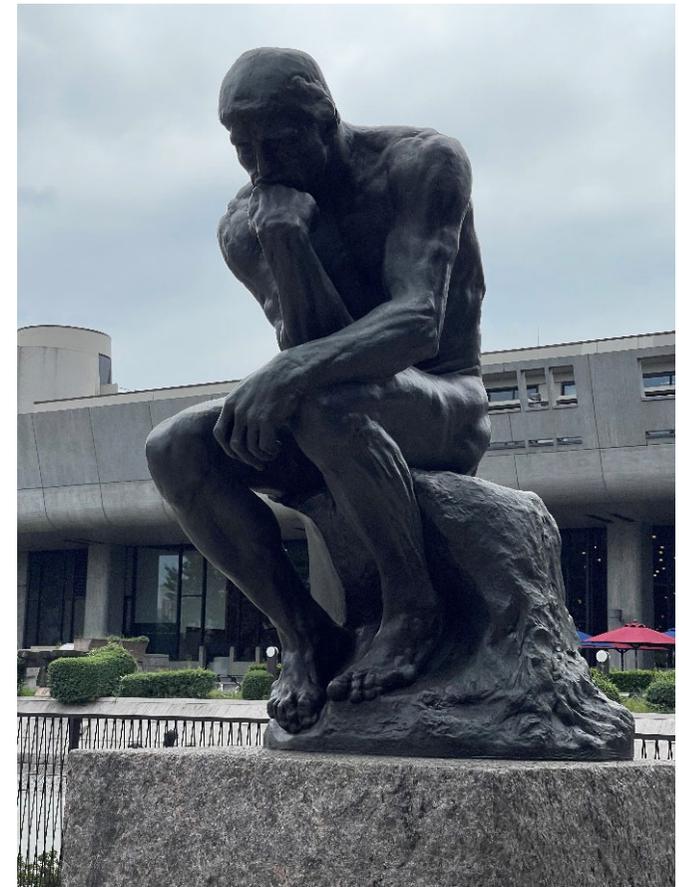
■ FITはそのための理想的な場:

- 産学官交流を更に充実させ,
組織的に情報技術の重要さを社会に訴える!



ご清聴ありがとうございました！

- みんなでブレストもいいが、
一人で物思いにふけりたい：
 - 流行りに乗らず、
のんびり長く研究を続ける



上野西洋美術館