

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**



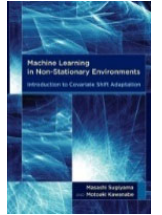
■ 専門分野: 機械学習

- **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)

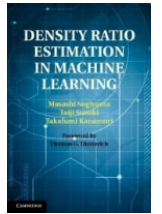
■ 学会活動:

- 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-)

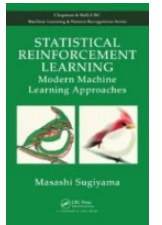
Sugiyama & Kawanabe, **Machine Learning in Non-Stationary Environments**, MIT Press, 2012



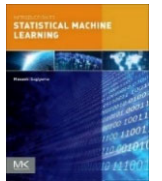
Sugiyama, Suzuki & Kanamori, **Density Ratio Estimation in Machine Learning**, Cambridge University Press, 2012



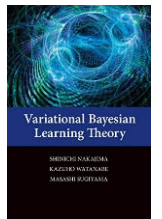
Sugiyama, **Statistical Reinforcement Learning**, Chapman and Hall/CRC, 2015



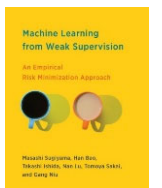
Sugiyama, **Introduction to Statistical Machine Learning**, Morgan Kaufmann, 2015



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

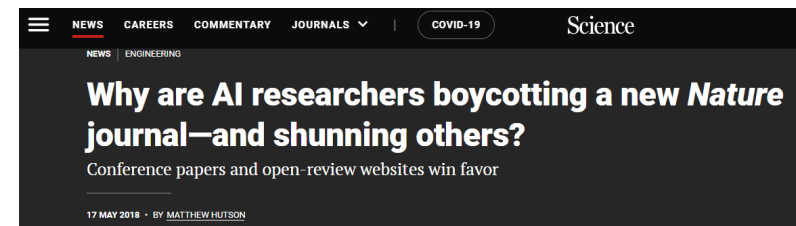
- 現在の人工知能を支えるコア技術



■ 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



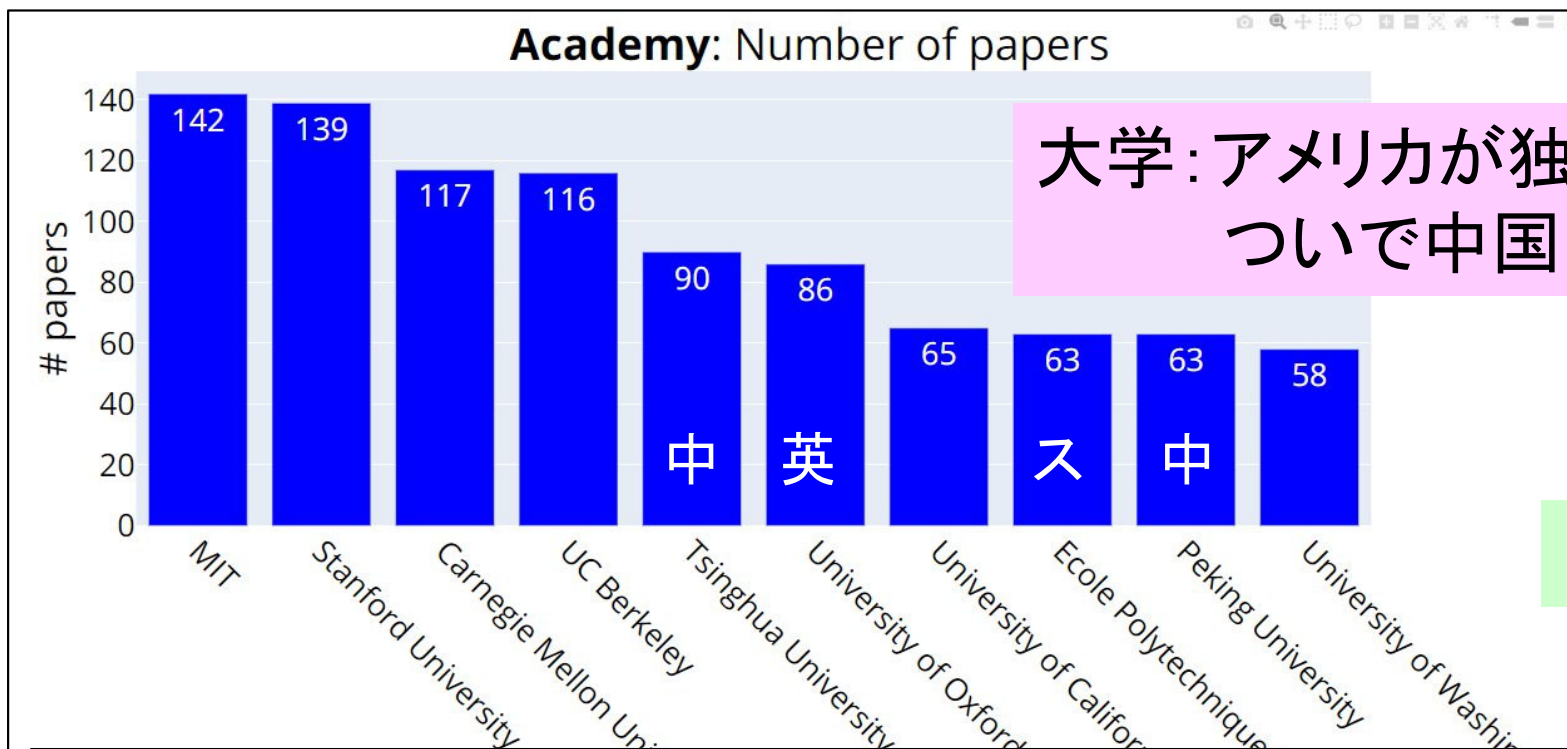
■ 参加者数, 論文投稿数が激増:

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?

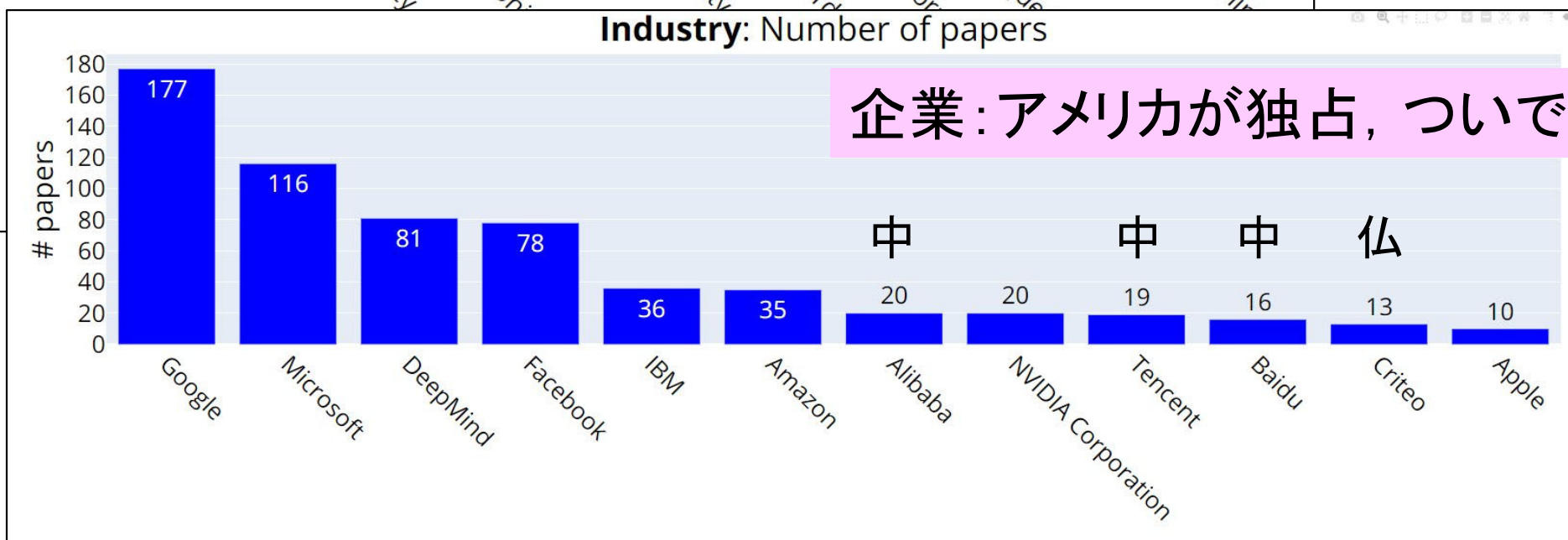
NeurIPS2021の採択論文数(組織別)



大学:アメリカが独占,
ついで中国, 英国, スイス

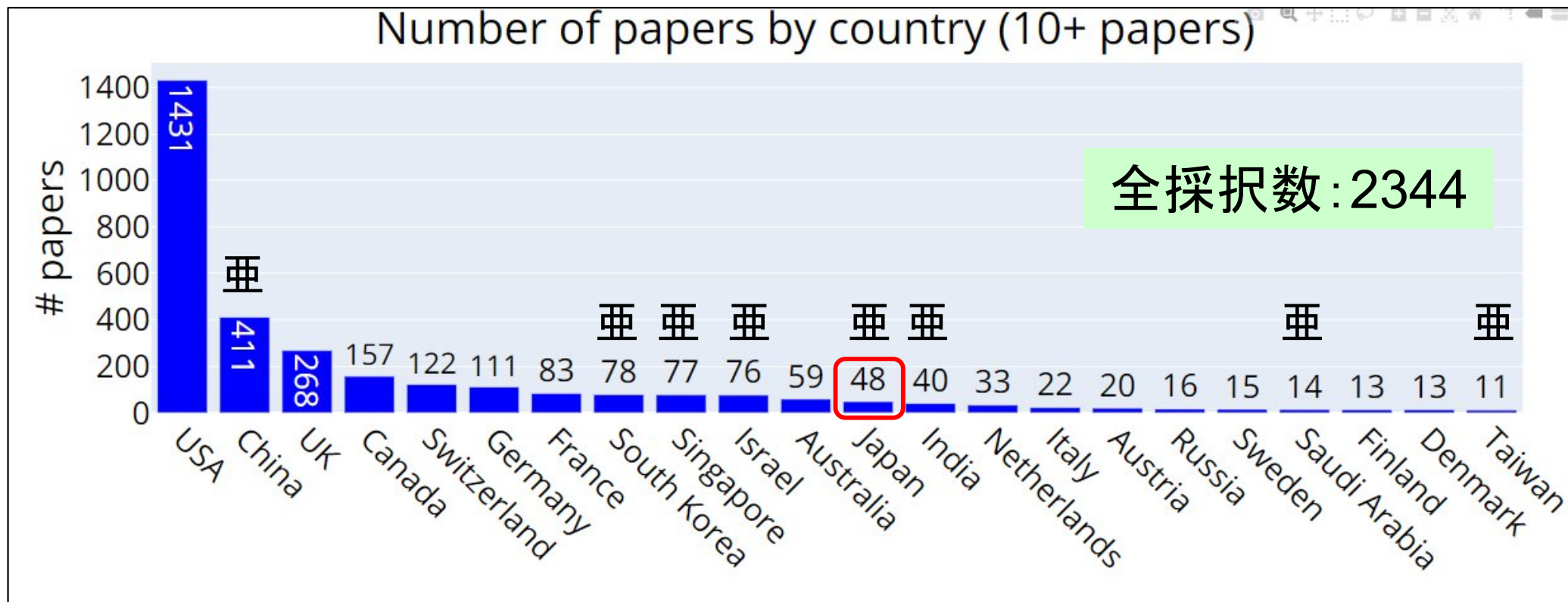
<https://twitter.com/sergeyi49013776/status/1455862897872146439>

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

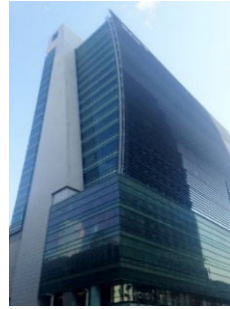
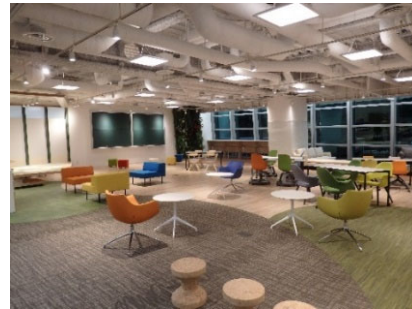
1. 機械学習分野の国際動向
2. 理研AIPセンター
3. 自分の最近の研究
4. まとめと今後の展望

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

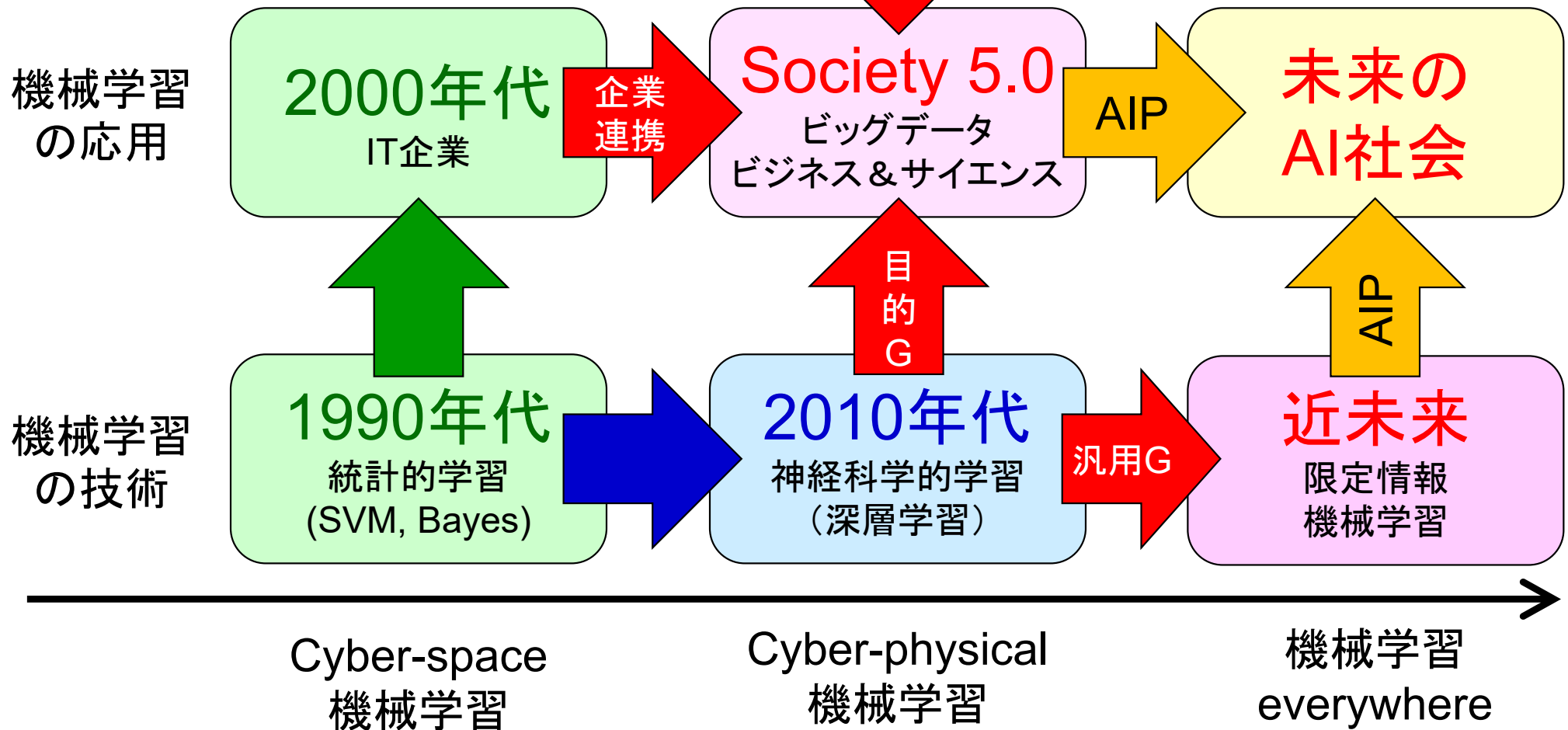


分散拠点



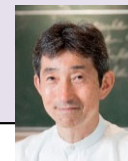
- 機械学習の技術を軸足に,
基礎から応用・社会まで一気通貫の研究体制
- 産学官で連携し, 研究成果を国際的に発信
- 国際的な高度AI人材の登竜門となることを目指す

AIPセンターの研究ビジョン



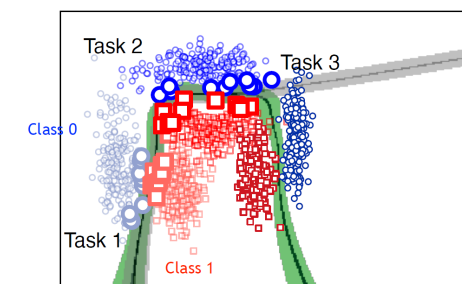
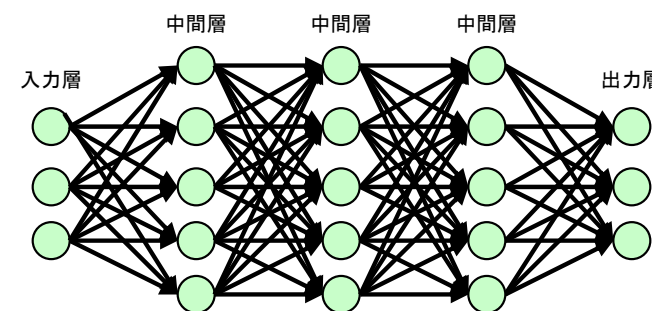
■ AIP常設研究グループ

- 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
- ...

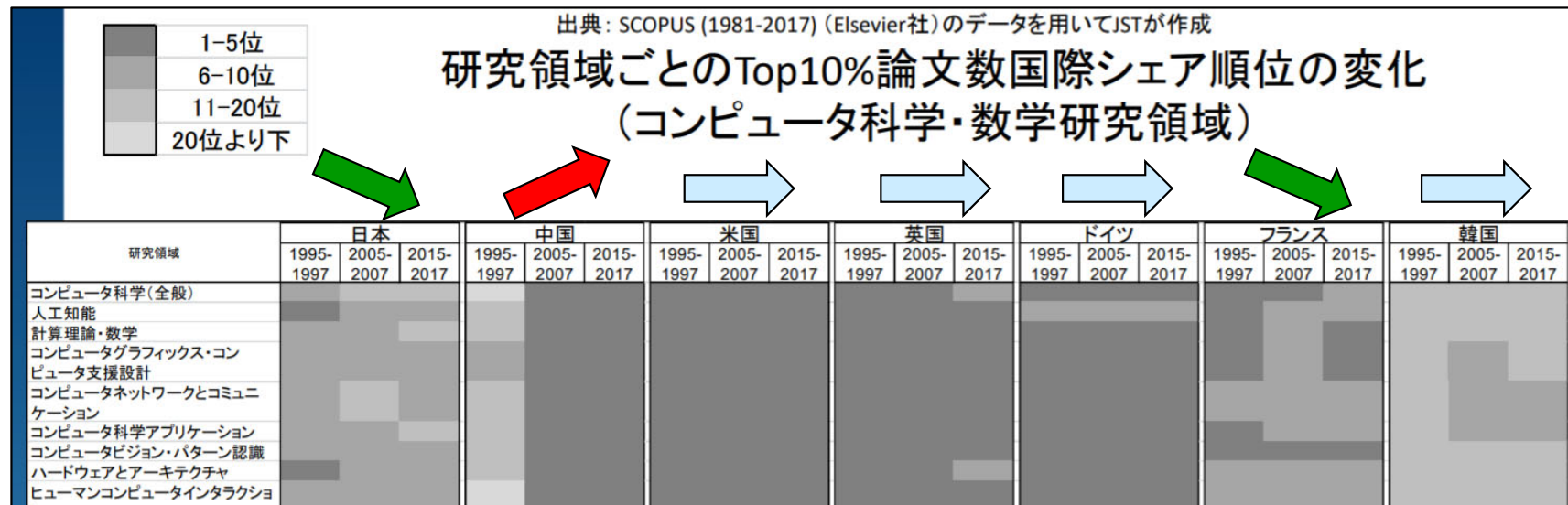


■ 目標: 日本発の独自のAI基盤技術を創出

- 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

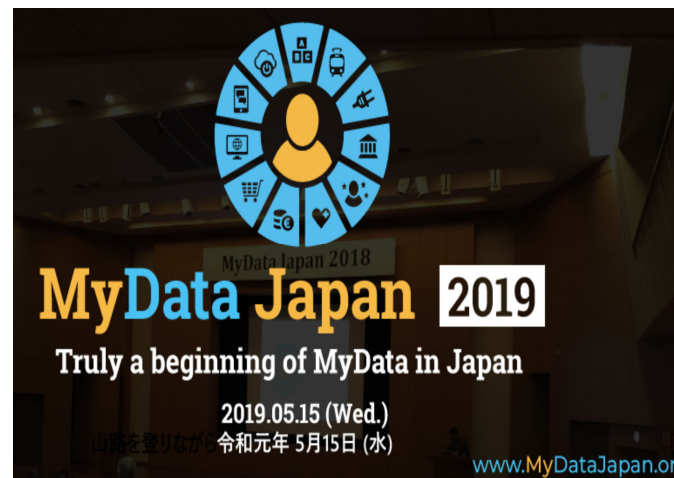
- **背景**: 日本は様々な社会課題に直面しているが、その解決に向けた科学研究の国際競争力は低下



- **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...)

社会研究

- **背景**: AI時代に即した社会制度の設計が必要
- **目標**: 社会系と技術系の研究者が協力してAIの社会的影響の分析を行い, 国際的に情報発信:
 - 国内外における**AI倫理指針**の策定
 - **法制度**に関する提言
 - 日本に適した**個人データ管理モデル**の提案・実装
 - AI技術の**公平性・信頼性**等の規準策定・実装



最近の研究成果

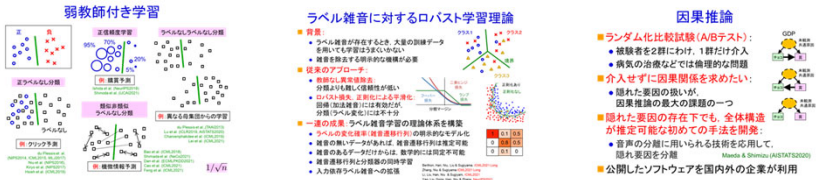
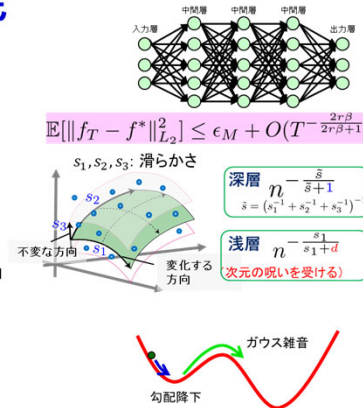
汎用基盤技術の開発

■ 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



科学研究の加速

■ 医学:

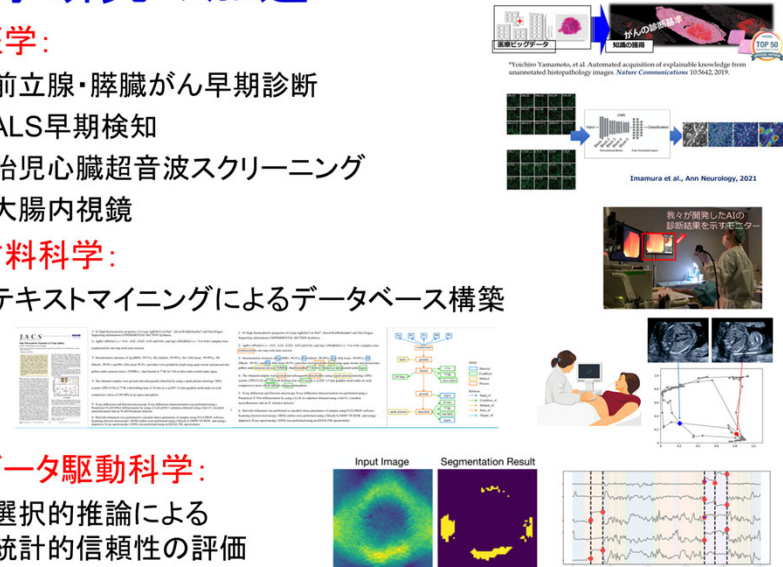
- 前立腺・膵臓がん早期診断
- ALS早期検知
- 胎児心臓超音波スクリーニング
- 大腸内視鏡

■ 材料科学:

- テキストマイニングによるデータベース構築

■ データ駆動科学:

- 選択的推論による統計的信頼性の評価



社会的課題解決への貢献

■ 自然災害:

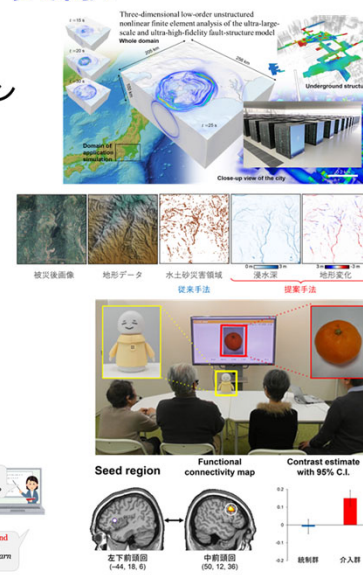
- 富岳を用いた地震シミュレーション
- 衛星画像による災害状況把握

■ 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:

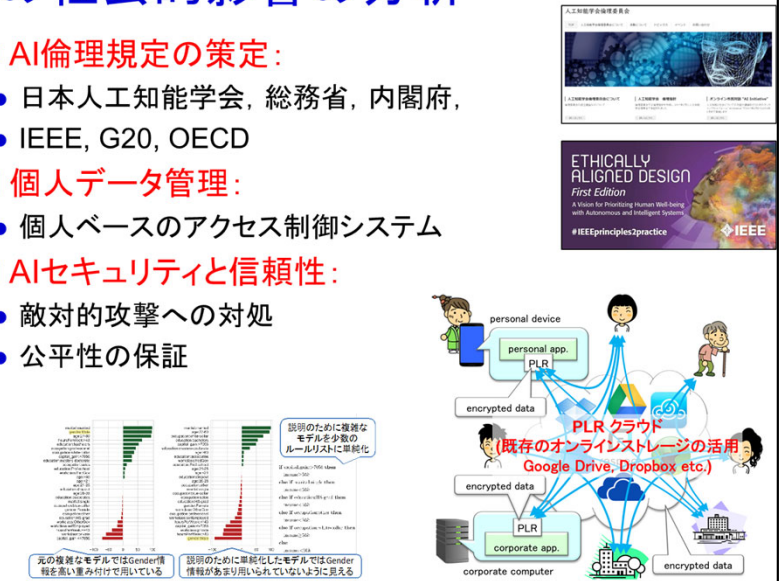
- 日本人工知能学会, 総務省, 内閣府, IEEE, G20, OECD

■ 個人データ管理:

- 個人ベースのアクセス制御システム

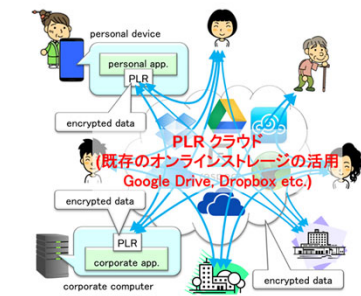
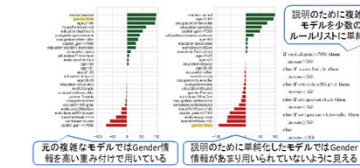
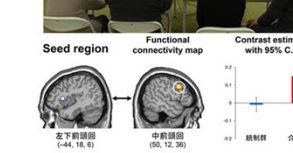
■ AIセキュリティと信頼性:

- 敵対的攻撃への対処
- 公平性の保証



論文の自動評価システム
 読者の理解を促進するための対話的指導

Smoking should be banned. It causes bad breath and makes your clothes stinky!
 While your point is logically valid, it does not justify banning the substance. Can you provide a more relevant reason?
 Oh, I know that many people die of second hand smoke each day!
 Indeed, people dying from second hand smoke is a more relevant reason than causing bad breath. Where did you learn about this information?





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

弱教師付き分類

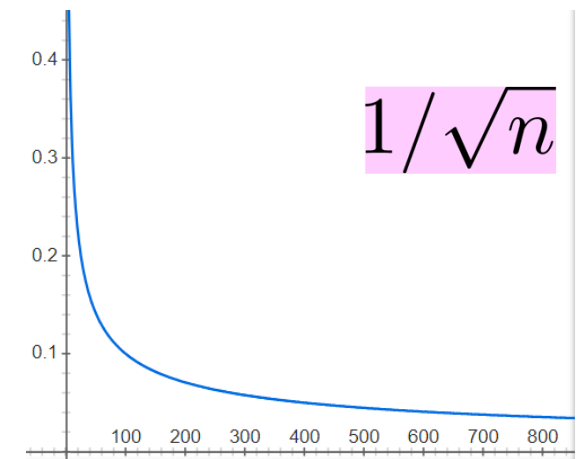
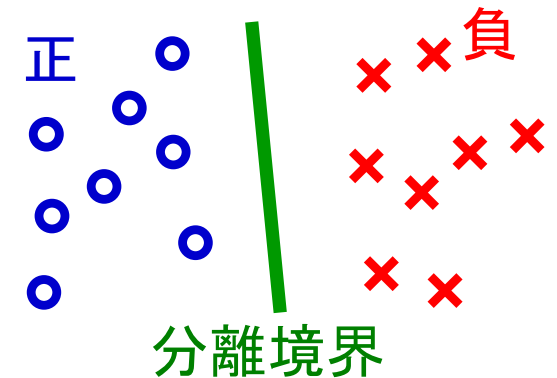
■ **教師付き分類**: 大量の教師データを用いることにより, 人間と同等かそれ以上の予測性能を達成:

- 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

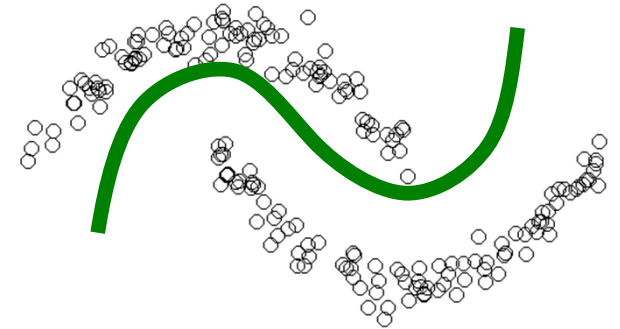


教師なし分類, 半教師付き分類

20

■ 教師なし分類:

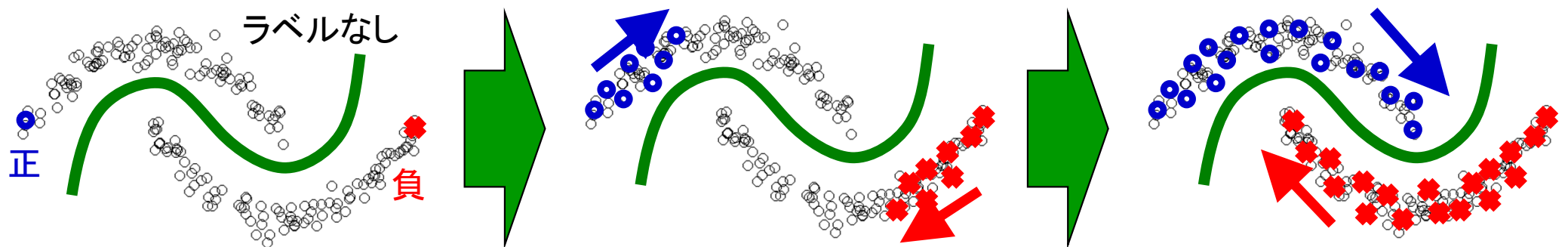
- ラベルを全く使わない
- データを塊に分けるクラスタリング
- 予測性能に関して何も保証できない



■ 半教師付き分類:

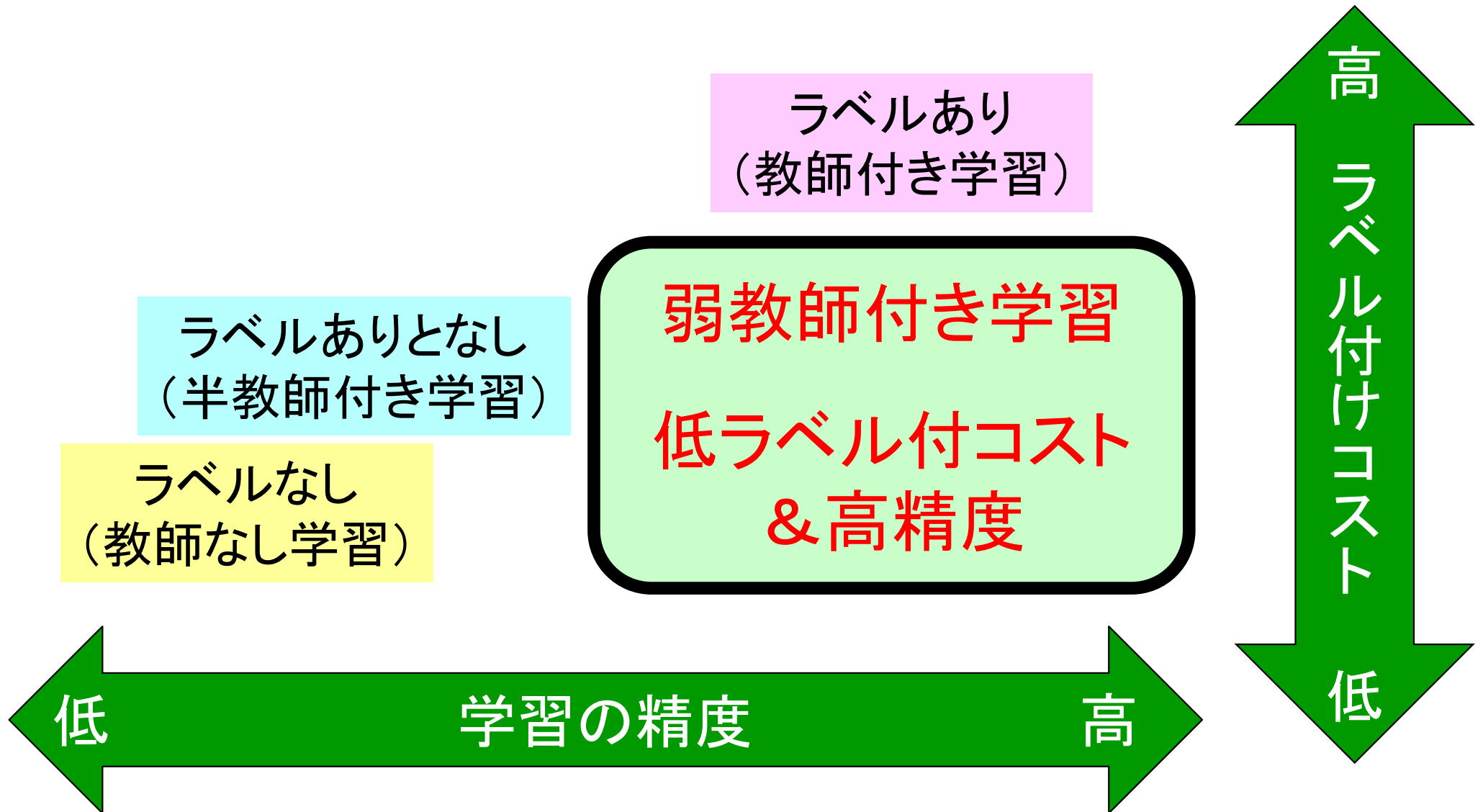
Chapelle et al. (2006), 他多数

- 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？



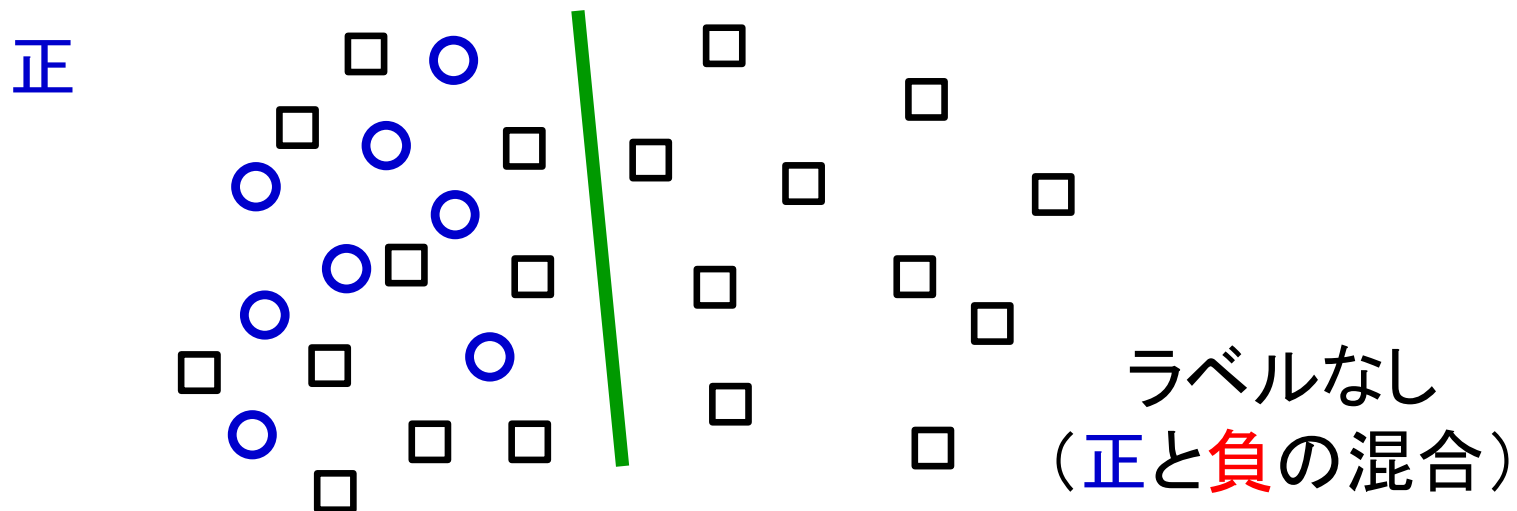
発表の流れ

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:

$$R(f) = \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}, y)} \left[\ell(yf(\mathbf{x})) \right] \quad \ell: \text{損失関数} \quad \mathbb{E}: \text{期待値}$$
$$= \pi \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}|y=+1)} \left[\ell(f(\mathbf{x})) \right] + (1 - \pi) \mathbb{E}_{p(\mathbf{x}|y=-1)} \left[\ell(-f(\mathbf{x})) \right]$$

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:

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

理論的な性質

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

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

■ 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 $1 - \delta$

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

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

■ リスク推定量を補正すれば更に性能が向上:

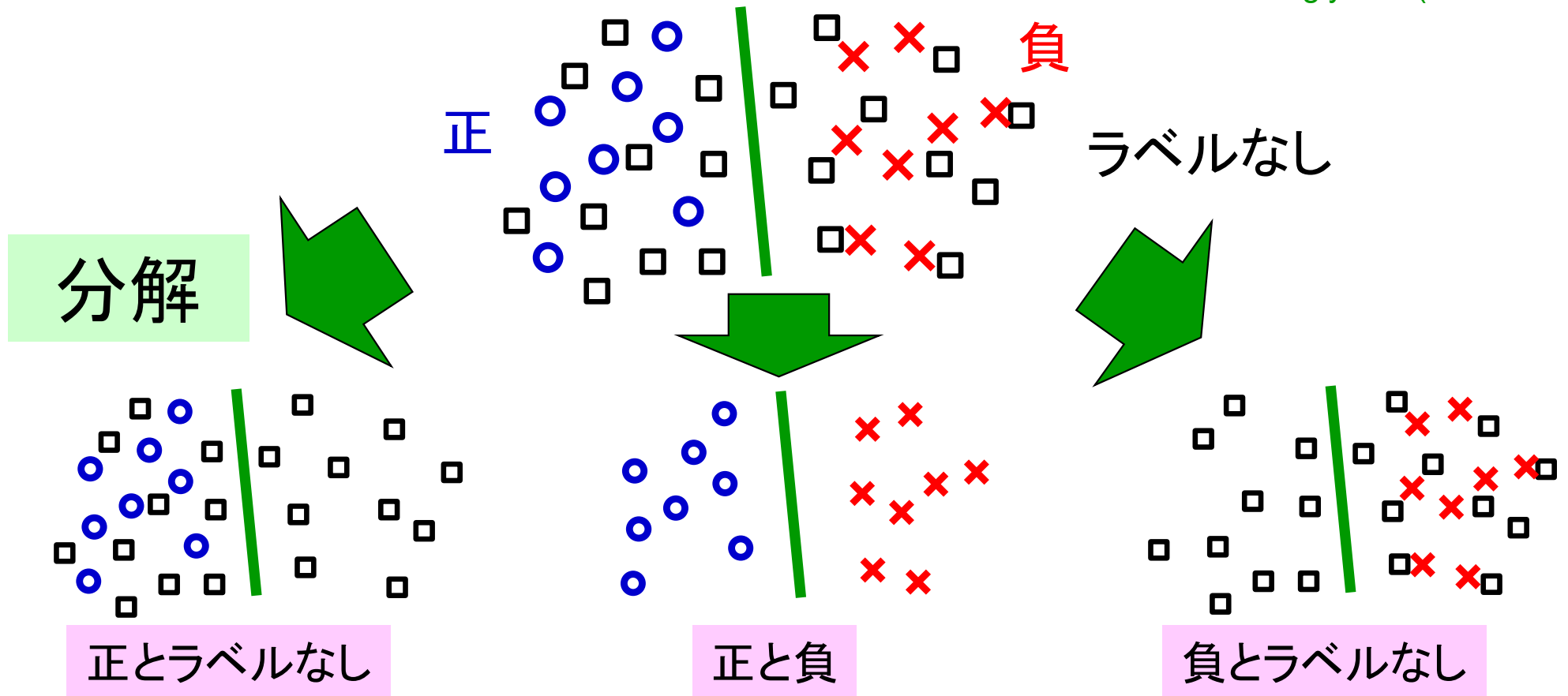
Kiryu, Niu, du Plessis & Sugiyama (NIPS2017)

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

半教師付き分類の革新：分解解法 26

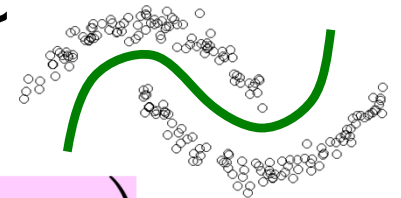
半教師付き分類（正と負とラベルなし）

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)

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



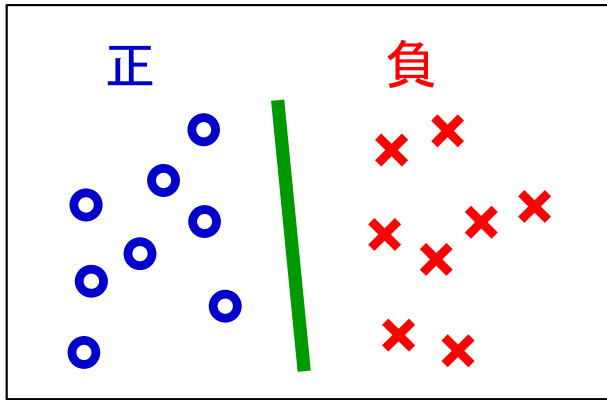


発表の流れ

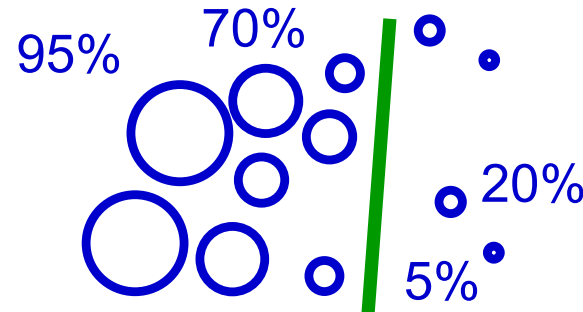
27

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

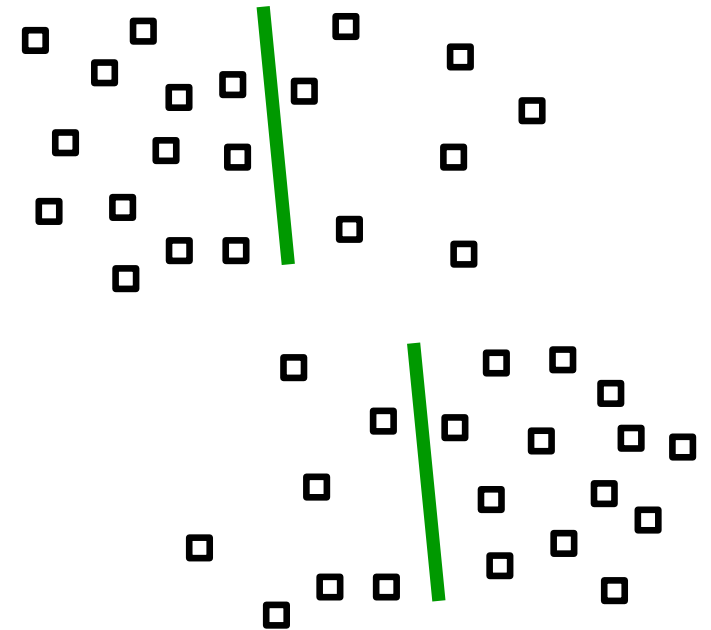
様々な弱教師付き分類(2クラス) 28



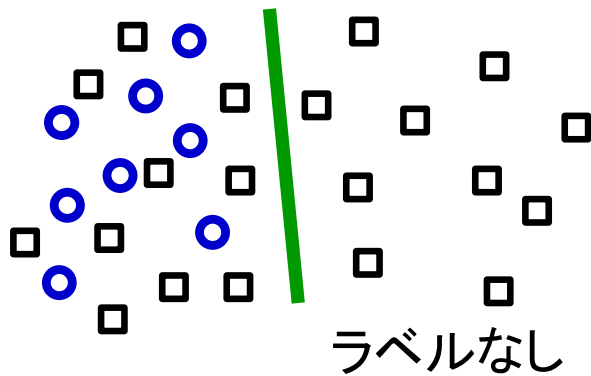
正信頼度学習



ラベルなしラベルなし分類



正ラベルなし分類



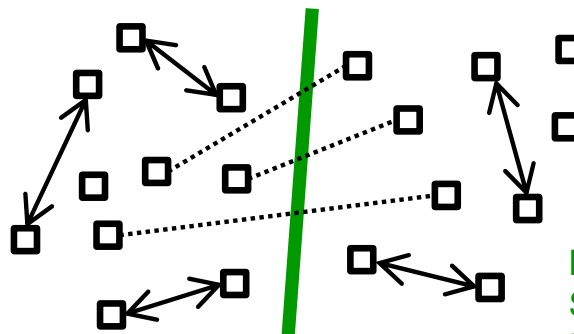
例: 購買予測

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

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)

類似非類似ラベルなし分類



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)

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)

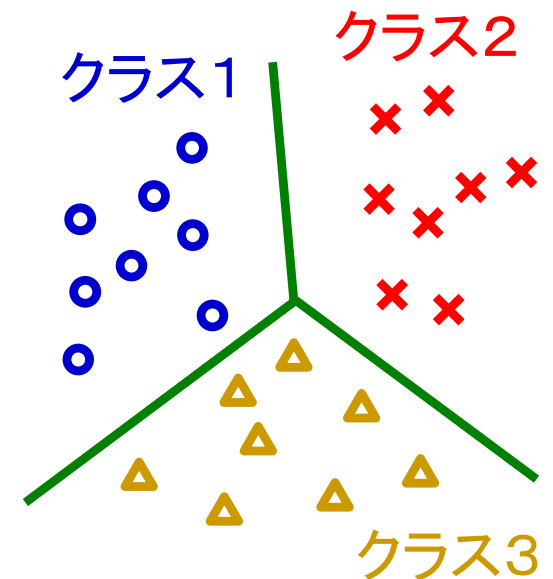
- **部分ラベル**: 真のクラスを含むラベルのサブセット

- 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)

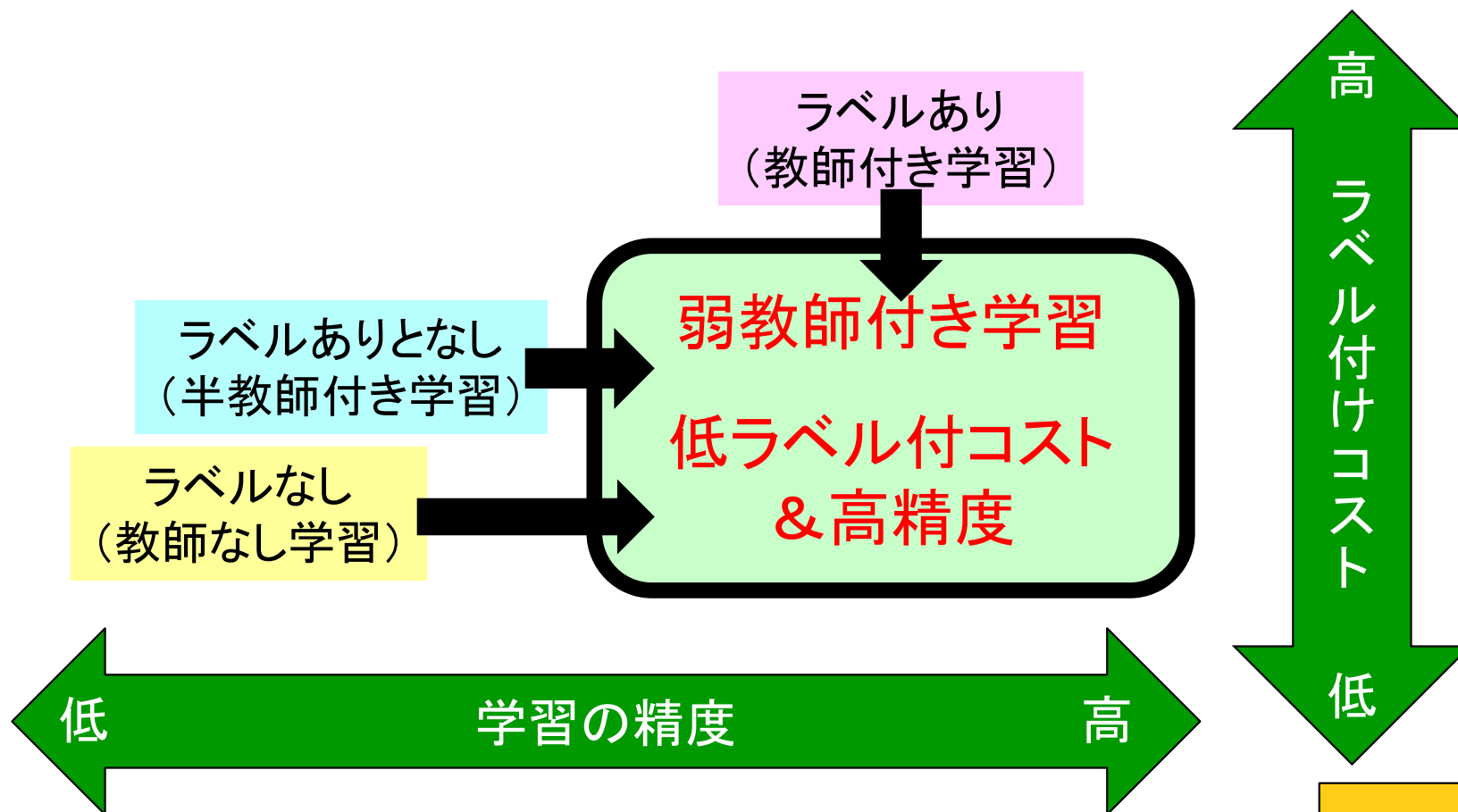
- **1クラス信頼度**: 信頼度データ

- 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%」

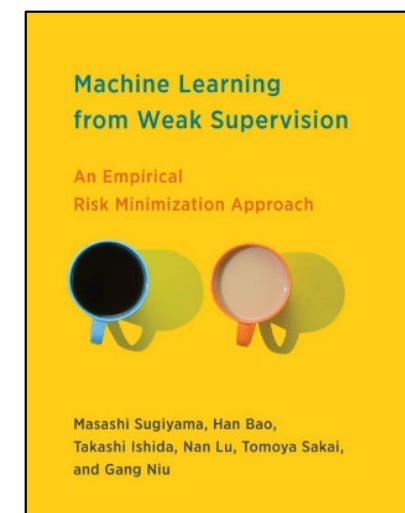


弱教師付き学習のまとめ

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

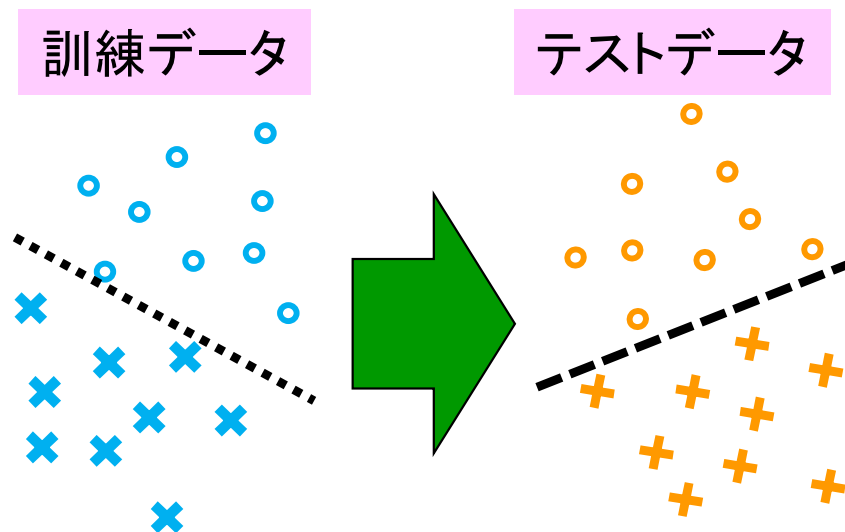
転移学習

■ 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：

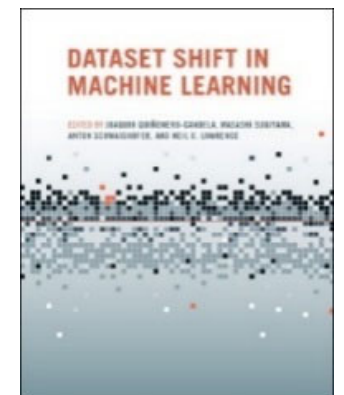
- 環境の変化, 標本選択バイアス

■ 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)

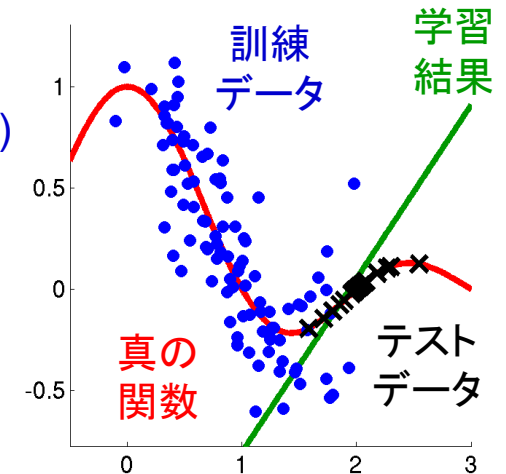


転移学習 (続き)

- **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

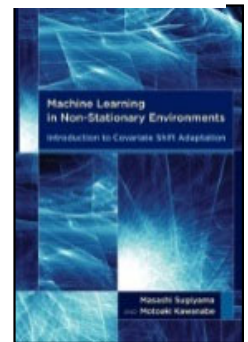
Shimodaira (JSPI2000)

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



- **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)

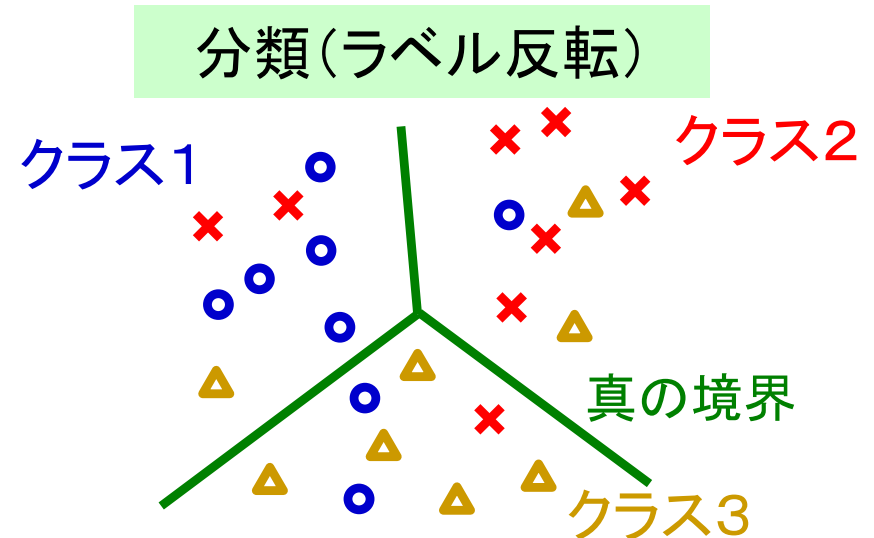
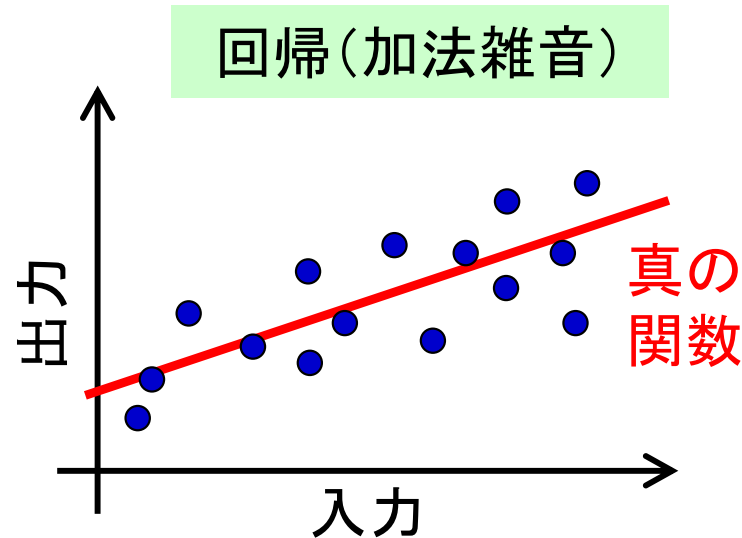
Lu, Zhang, Fang, Teshima & Sugiyama (arXiv2021)



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

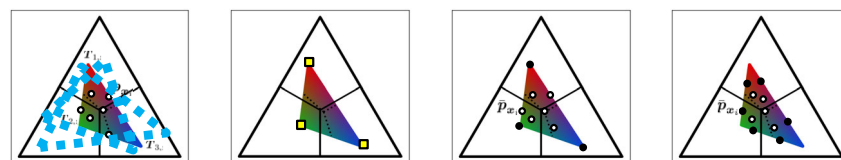


- **回帰**: 単にデータを増やせばOK(一貫性がある)
- **分類**: データを増やしてもダメ(一貫性がない)
 - 明示的な雑音除去機構が必要!
 - **ラベルの反転確率**を使って補正できる

■ 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)

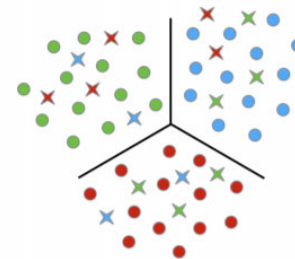


■ 研究成果2: 入力依存ラベル雑音の対処法

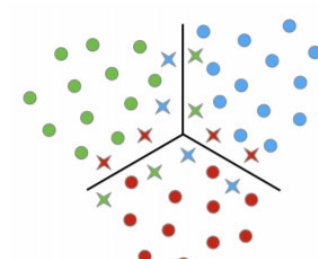
- 実用的なヒューリスティック解法を開発

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)

入力非依存



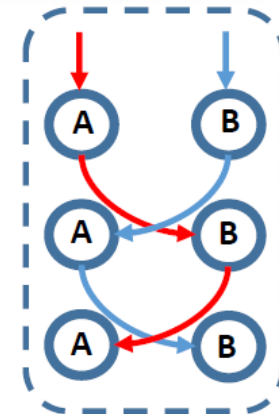
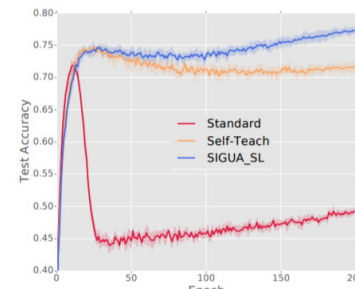
入力依存



■ 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

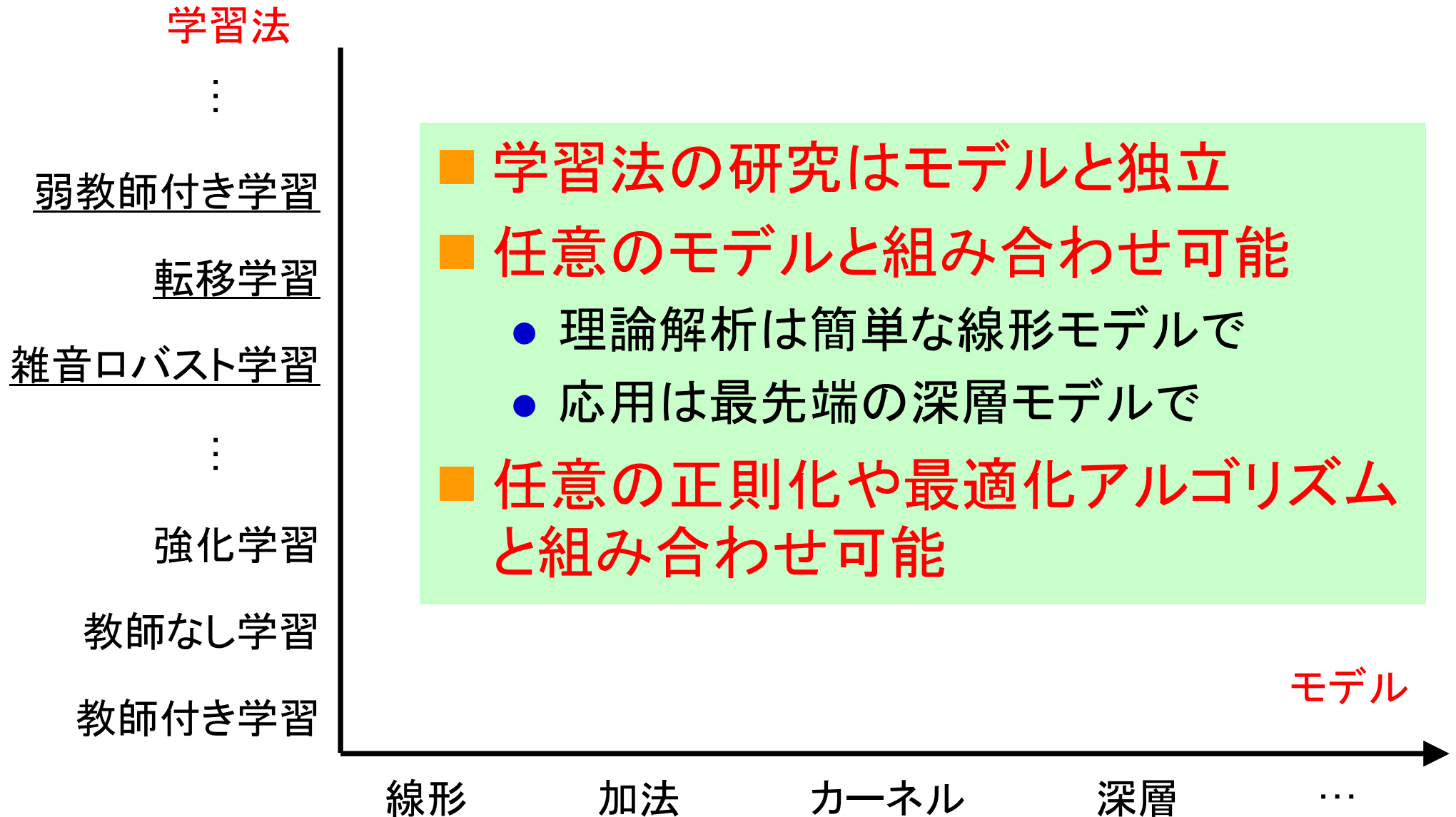
Han, Yao, Yu, Niu, Xu, Hu, Tsang & Sugiyama (NeurIPS2018)
Yu, Han, Yao, Niu, Tsang & Sugiyama (ICML2019)
Han, Niu, Yu, Yao, Xu, Tsang & Sugiyama (ICML2020)



■ 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?

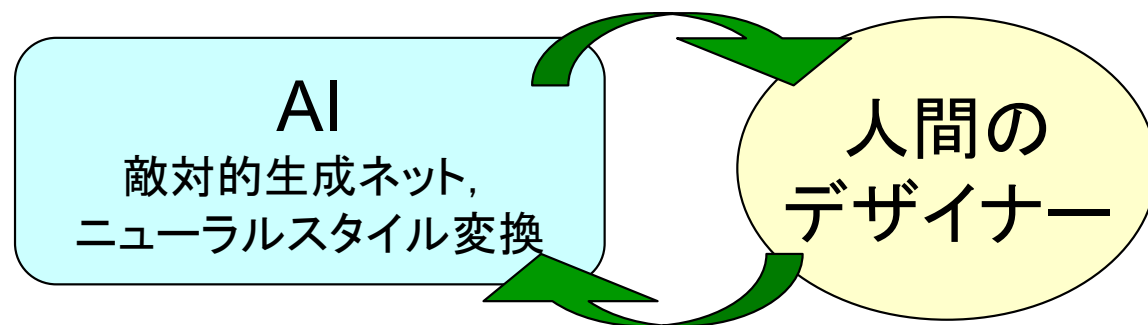
■ 深層学習:

- 2010年代:
確率的降下法,
巨大深層モデル

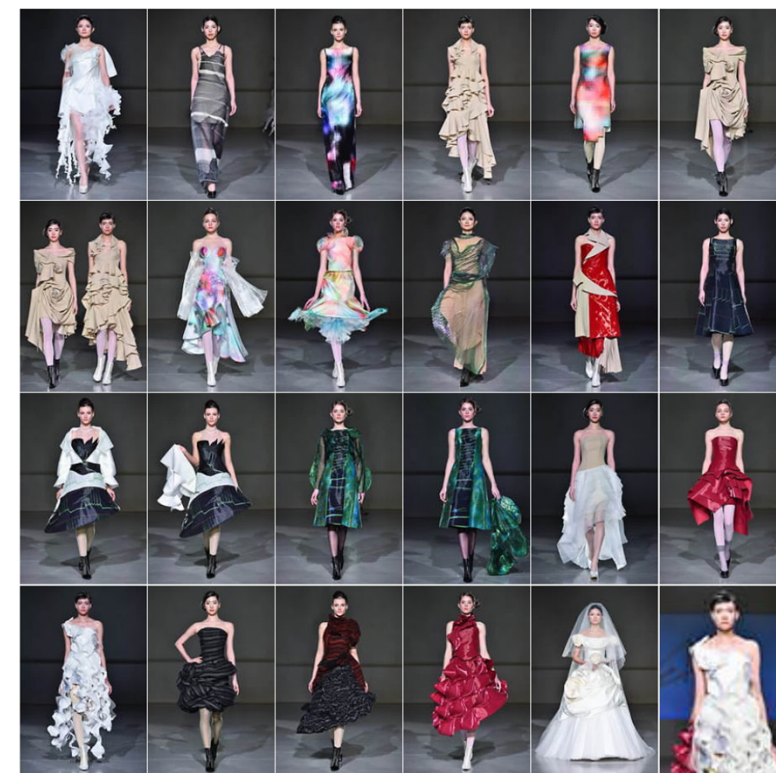
次世代知能

■ 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



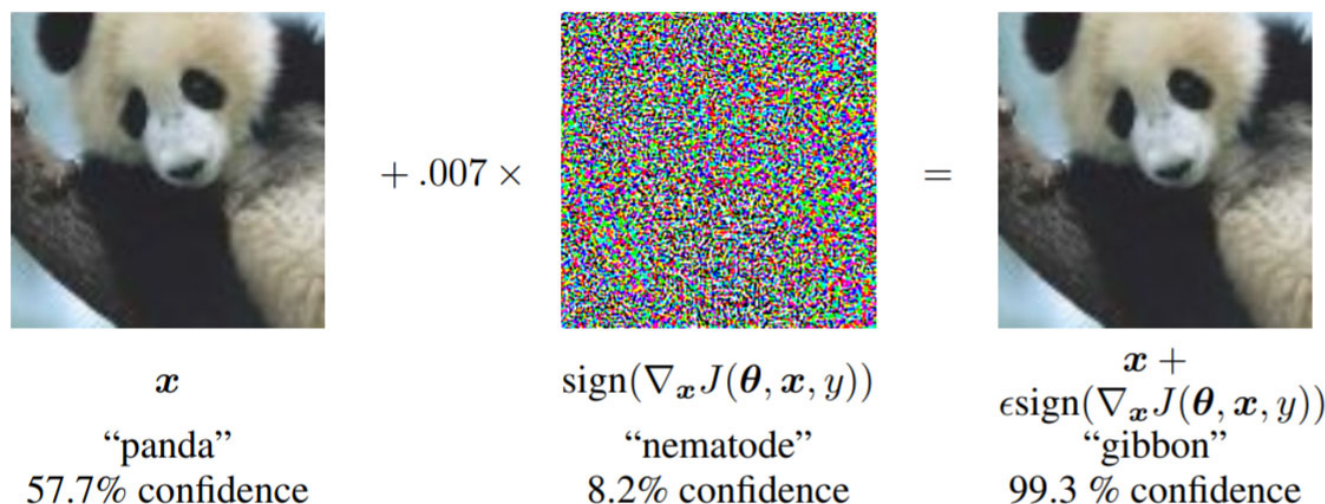
■ AIは人間社会に包括される (インクルーシブである)べき！

- 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

情報研究の強化の必要性

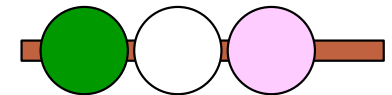
■ 情報技術は様々な科学研究や応用に不可欠:

- 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

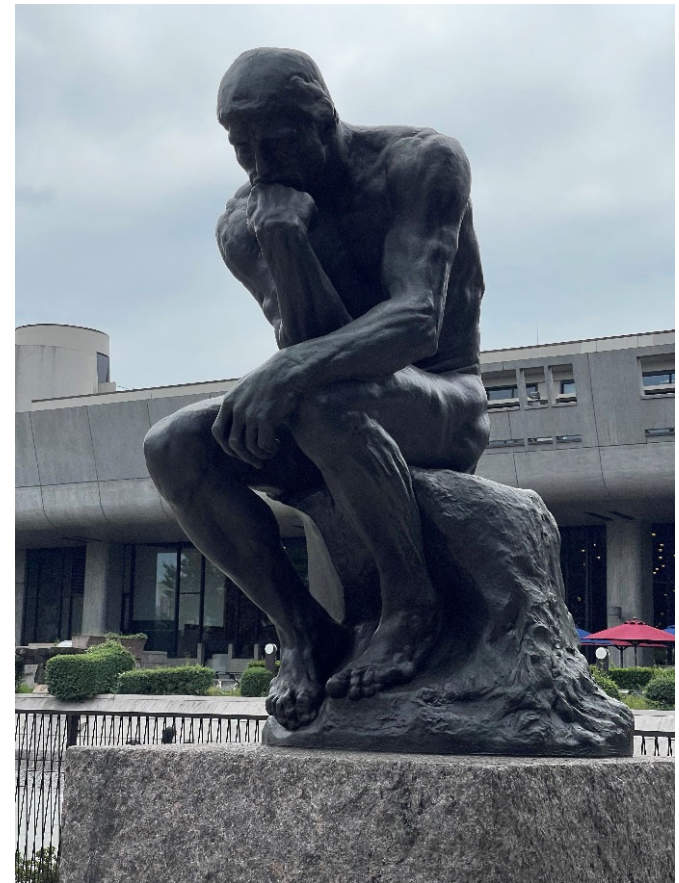
■ FITはそのための理想的な場:

- 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