

# 人工知能研究の 最新の動向



理化学研究所／東京大学



東京大学  
THE UNIVERSITY OF TOKYO

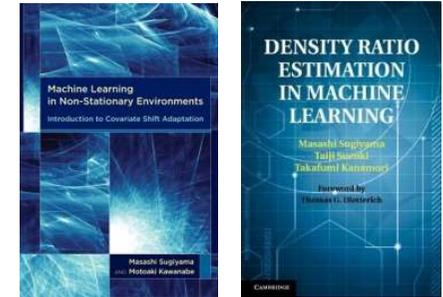
杉山 将



# 自己紹介

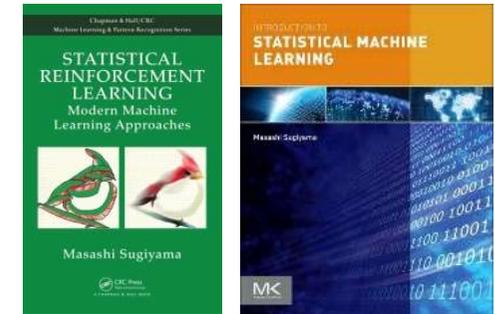
## ■ 現職:

- 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:

- 人工知能の数学的な基礎研究 (コンピュータ, 統計学など)
- 人工知能技術の実世界応用 (画像, 言語, 脳波, ロボット, 医療, 生命など)



# これまでの研究：機械学習

3

**目標**：コンピュータにヒトのような学習能力を身につけさせる

**教師付き学習**：人間が教師となり、コンピュータを学習させる

- 回帰, 分類など



脳波によるコンピュータの操作  
(独フラウンホーファーとの共同研究)

**強化学習**：エージェントが試行錯誤を通じて学習する

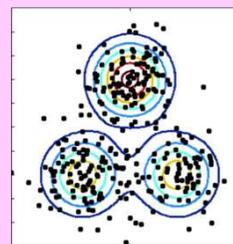
- ロボット制御, アートなど



ヒューマノイドの運動制御  
(NICT・ATRとの共同研究)

**教師なし学習**：コンピュータが人間の手を介さずに学習する

- 異常検知, クラスタリングなど





# 発表の流れ

4

1. 人工知能研究の現状
2. 理研AIPセンターの取組み
3. 機械学習研究の最新の取組み
4. まとめと今後の展望

- 自動運転車，会話ロボット，コンピュータ囲碁など，私達の身の回りの様々な場面で**人工知能 (Artificial Intelligence)**が利用されはじめている



<http://www.cnn.com/2015/10/14/tesla-rolls-out-autopilot-technology.html>



[http://www.softbank.jp/corp/group/sbr/news/press/2014/20141029\\_01/](http://www.softbank.jp/corp/group/sbr/news/press/2014/20141029_01/)

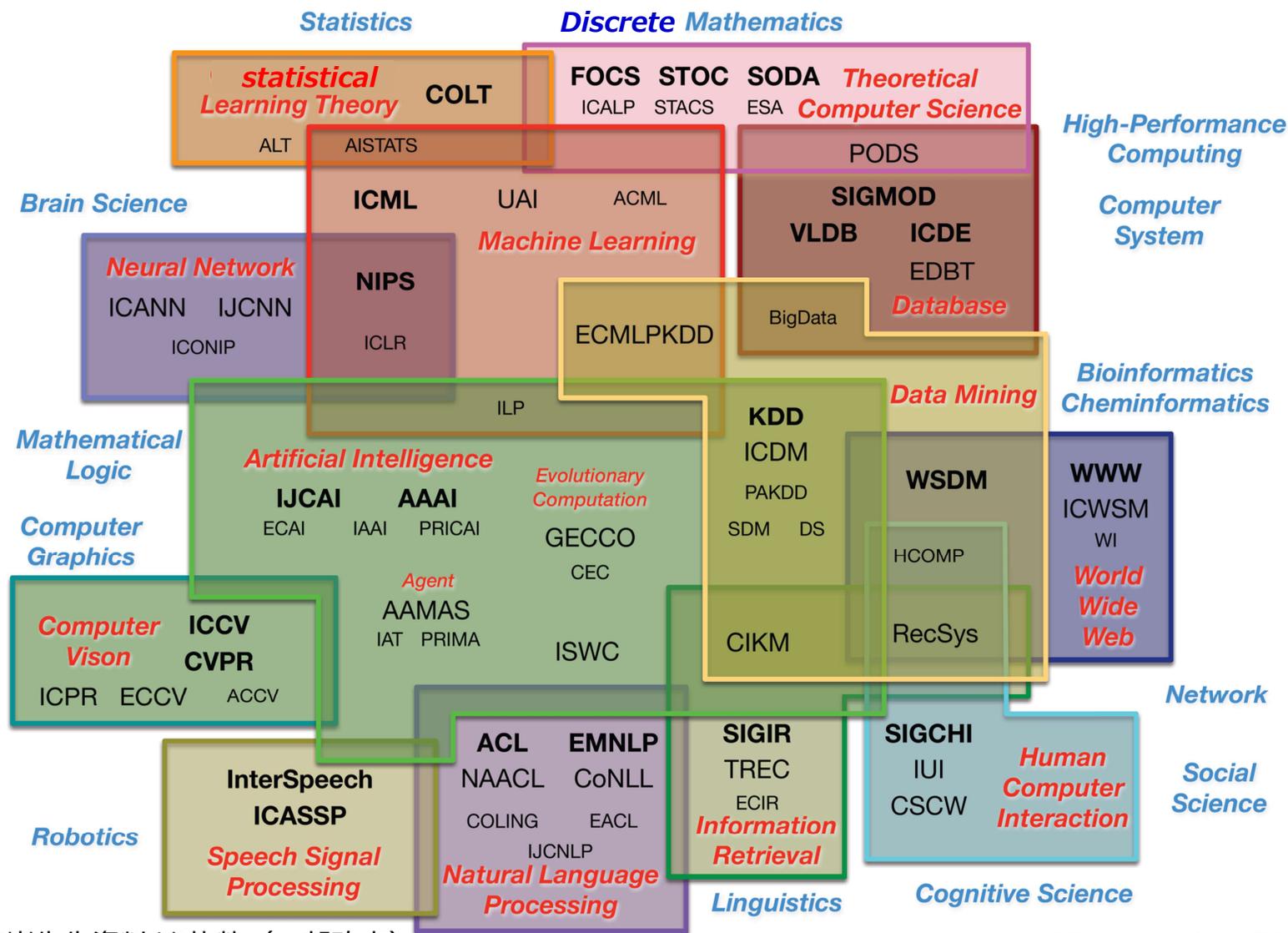


<http://gigazine.net/news/20160317-google-alphago/>

- 様々な**情報技術 (Information Technology)**が人工知能によって高度化されつつあり，研究開発競争が世界的に行われている

# 「人工知能」に関する国際会議 6

■ 基礎数学から実世界応用まで，様々な学会が存在



※産総研・神島先生資料より抜粋（一部改変）

# 機械学習の国際会議の動向

7

## ■ 参加者数が激増:

	2013	2014	2015	2016	2017
ICML	900	1200	1600	3000+	2400 (Sydney)
NIPS	1200	2400	3800	6000+	7500+ (California)

- ICML: International Conference on Machine Learning
- NIPS: Neural Information Processing Systems

## ■ 企業のスポンサーも非常に活発:

- 2000年台前半～: アメリカのIT企業 (Google, IBM, Yahoo!, Microsoft...)
- 2000年台後半～: 世界中のIT企業 (Amazon, Facebook, LinkedIn, Tencent, Baidu, Huawei, Yandex...)
- 2010年台: 製造・金融など様々な業種のスタートアップ～大企業

# ICML2016の採択論文の分布

8



# 研究業界の動向のまとめ

9

- 機械学習・画像処理・自然言語処理など、広い意味での人工知能に関する国際会議で、日本の存在感は薄い：
  - 日本の国際会議での論文占有率は数%程度
  - 日本人の研究者数も数%程度
  - 中国・韓国は、欧米の大学・企業に所属している学生・研究者が多数いるため、コミュニティに深く溶け込んでいる
- 現在はアメリカ一強：
  - 中国が猛烈な勢いで追い上げている



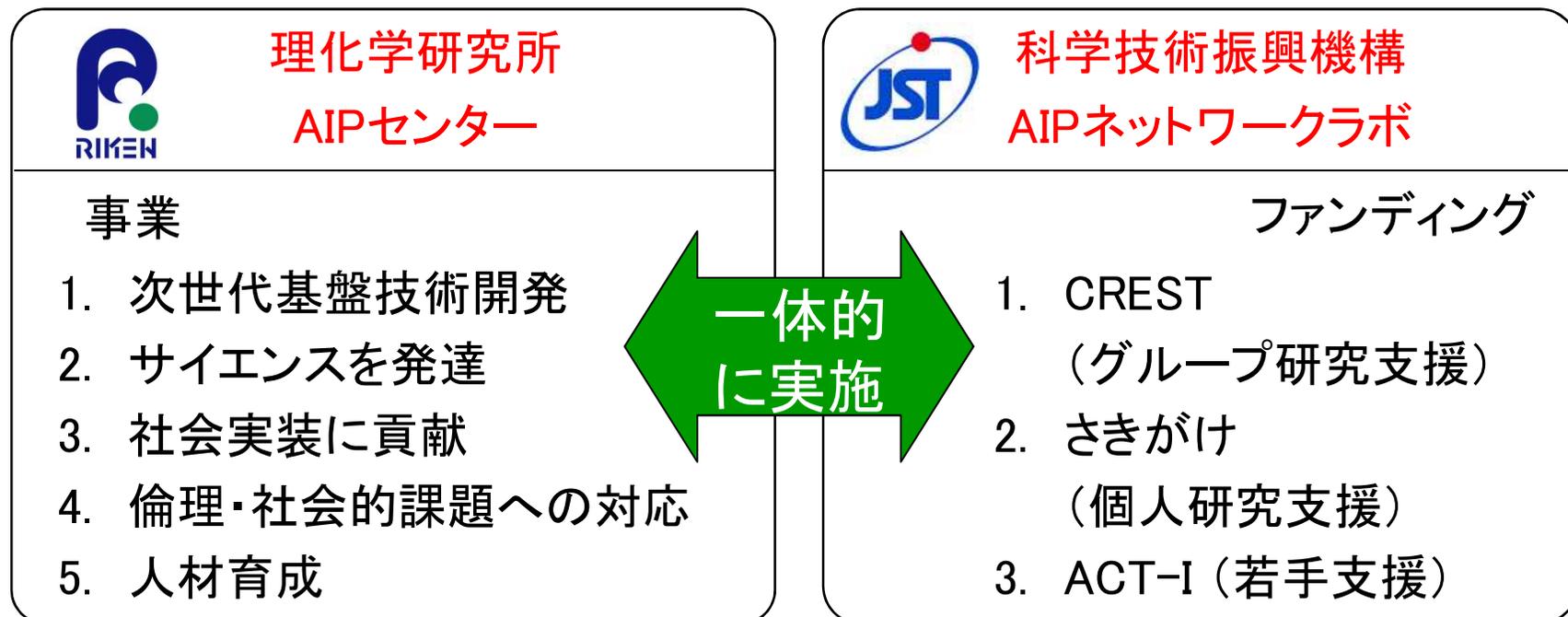
# 発表の流れ

10

1. 人工知能研究の現状
2. 理研AIPセンターの取組み
3. 機械学習研究の最新の取組み
4. まとめと今後の展望

# 文科省AIPプロジェクト： 人工知能/ビッグデータ/IoT/ サイバーセキュリティ統合プロジェクト

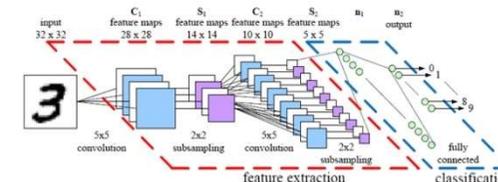
- 理化学研究所は、2016年4月14日付で  
**革新知能統合研究(AIP)センター**を設置



# AIPセンターの研究戦略1: 10年後を見据えた基礎研究を推進

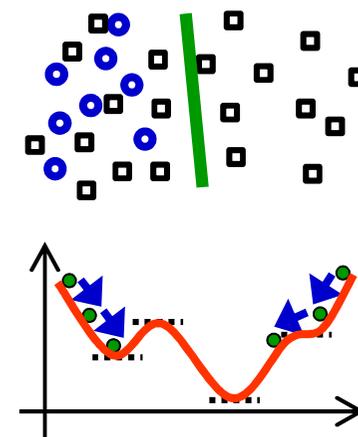
- 主要な応用研究は予算規模の勝負になりつつあるが、**基礎研究は個人勝負**:

- AlphaGoはDeepMindの少数の研究者の成果
- 現在大流行している深層学習も、10年前は冷ややかに見られていた



- **日本には優秀な理論研究者がいる**:

- **深層学習の原理**を理論的に解明し、更なる性能・効率の向上につなげる
- 深層学習で太刀打ちできない難題解決を目指した**次世代AI基盤技術**を開発する



# AIPセンターの研究戦略2: 応用研究は強力なパートナーと連携

## ■ 日本が強いサイエンス分野をAIで更に強化:

- **再生医療**: 京都大学iPS細胞研究所
- **モノづくり**: 名古屋大学価値創造研究センター
- **マテリアル**: 物質・材料研究機構



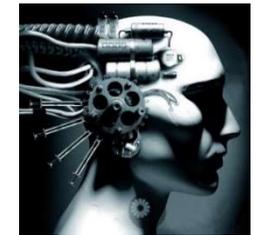
## ■ 国内で取り組む必要のある社会的課題:

- **高齢者ヘルスケア**: 国立がん研究センター, 東北メディカル・メガバンク機構
- **防災・減災**: 防災科学技術研究所, 内閣府SIP防災
- **橋梁・トンネル等の検査**: 内閣府SIPインフラ



# AIPセンターの研究戦略3： AIの社会的影響を分析

14



- 人工知能技術が社会に浸透する際の倫理的・法的・社会的影響や技術的特異点(シンギュラリティ)の影響の分析
- 人工知能の倫理的課題を数理的に解決：
  - プライバシ: 暗号化データ上で動作する人工知能, 匿名化等によるデータ流通促進
  - セキュリティ: 人工知能への敵対的攻撃に対する耐性
  - 公平性: 予測・意思決定における公平性の保証

# AIPセンターの研究戦略4： 人材育成を重視

15

- **現状**：日本のAI研究者は層が薄い
- **高度な研究開発人材**を育成：
  - 国内大学の非常勤研究者経由で学生を
  - 産業界の研究者・エンジニアを  
(幅広い分野の企業と連携)
  - 海外の大学・研究所から学生・研究者を  
(米・加・英・独・仏・中・韓・豪・以などの  
組織と連携)



企業との連携センター  
の設置



Berlin Big Data Center  
と覚書を締結  
(2017年3月15日)

# AIPセンターの研究体制

16

2018年2月1日現在

世界を取り巻く広範な人工知能の応用分野  
(企業・大学・研究所・理研内他センターなど)

**目的指向基盤技術研究グループ:**  
実世界の複雑な問題を解決可能な形に抽象化  
(PI:23名, 研究員等:92名, 研修生等:76名)

**汎用基盤技術研究グループ:**  
抽象化された問題を解決する汎用技術の開発  
(PI:20名, 研究員等:93名, 研修生等:54名)

**社会における人工知能研究グループ:**  
人工知能の普及に伴う社会的影響を分析  
(PI:8名, 研究員等:19名, 研修生等:7名)

NEC  
富士通  
東芝  
連携センター  
(PI:5名,  
研究員等:  
56名,  
研修生等:  
2名)

総勢  
470名  
以上

# AIPセンターの研究拠点

17

日本橋一丁目ビルディング15階  
東京駅徒歩6分，日本橋駅直結  
人工知能研究は国・産学官の  
垣根を超えた情報交換が重要  
アクセスのよい場所にオフィスを  
構えることが，研究の飛躍的な  
発展に不可欠



COREDO  
日本橋の上



入口

自由にディスカッションできるスペースを設置





NVIDIA副社長ビル・ダリー氏と(2017年2月27日)

<https://blogs.nvidia.co.jp/2017/03/06/fujitsu-ai-supercomputer/>



- **NVIDIA DGX-1を24台** (半精度4PFLOPS)
- 2017年6月のGreen500にて**世界4位の電力効率**
  - 10.602GFLOPS/W
- 現在, 更に増強中

# AIPセンターの取組のまとめ

19

- **短～中期の取組**：現在のAI先端技術を活用して
  - **日本が強い分野を強化** (iPS細胞, モノづくり, 材料等)
  - **国内の社会課題を解決** (医療, 防災, インフラ検査等)
  - **AIP分野のELSIの分析・発信** (倫理・法・情報流通等)
  - **国内大学・企業の人材育成** (先端研究OJT, 教育)
  - **深層学習の原理の解明** (更なる性能・効率の向上)
- **中～長期の取組**：次世代のAI基盤技術を開発して
  - **深層学習で太刀打ちできない難題を解決**  
(限定情報学習, 因果推論, 並列探索等)
  - **新産業の創生** (産業界と連携して, 高度な数学に基づく次世代AI基盤技術をいち早く実用化)



# 発表の流れ

20

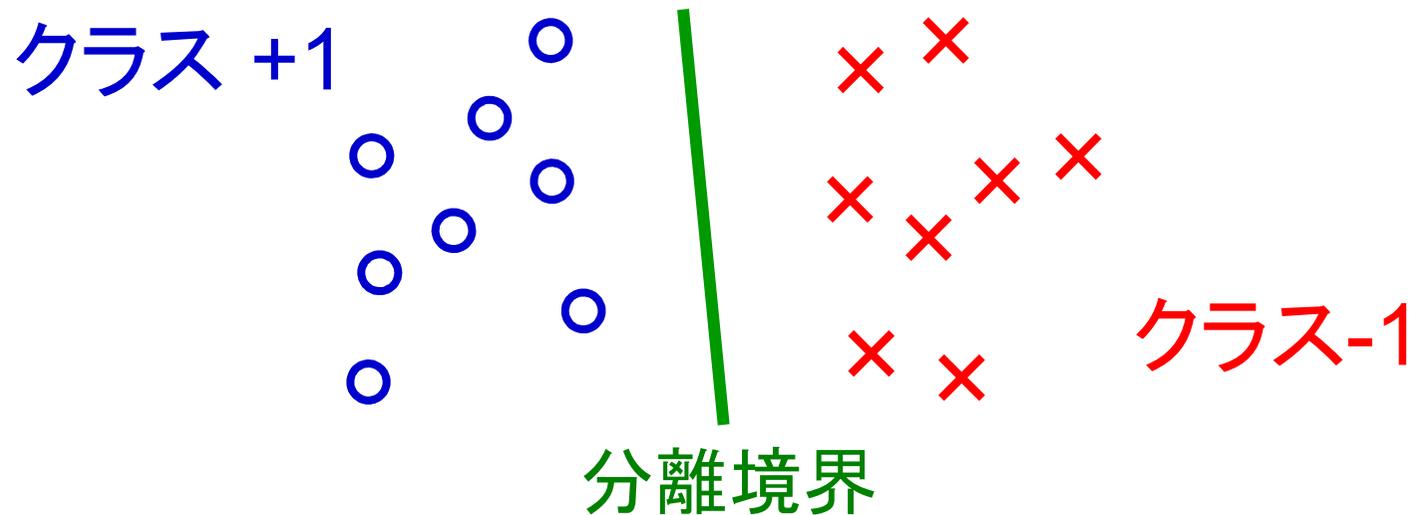
1. 人工知能研究の現状
2. 理研AIPセンターの取組み
3. 機械学習研究の最新の取組み
4. まとめと今後の展望

# ビッグデータを用いた機械学習 21

- 画像認識, 音声認識, 機械翻訳などで, 人間と同等かそれ以上の性能を達成
- しかし, 応用分野によっては, 教師付きビッグデータを簡単に取れない
  - 医療データ解析
  - インフラの管理
  - 自然災害の防災・減災
  - 機能材料の開発
- 限られた情報からの学習が重要！

# 2クラスの教師付き分類

22

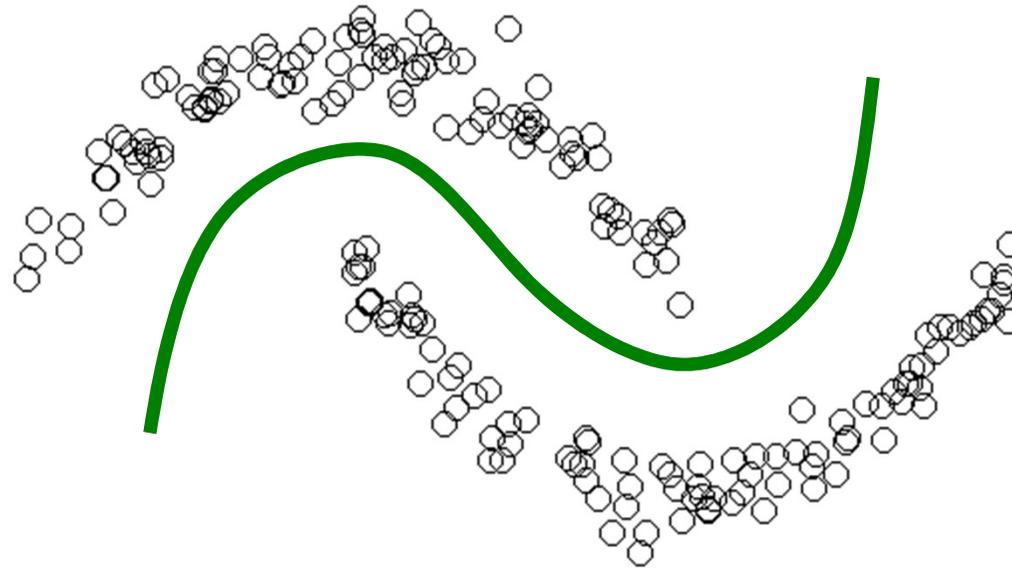


- 大量のラベル付きデータを用いれば、精度良く分類境界が学習できる
- ラベル付きデータ数 $n$ に対して、分離境界の推定誤差は $1/\sqrt{n}$ の速さで減っていく

# 教師なし分類

23

- ラベル付きデータの収集にはコストがかかるため、容易に入手できるラベルなしデータを用いる

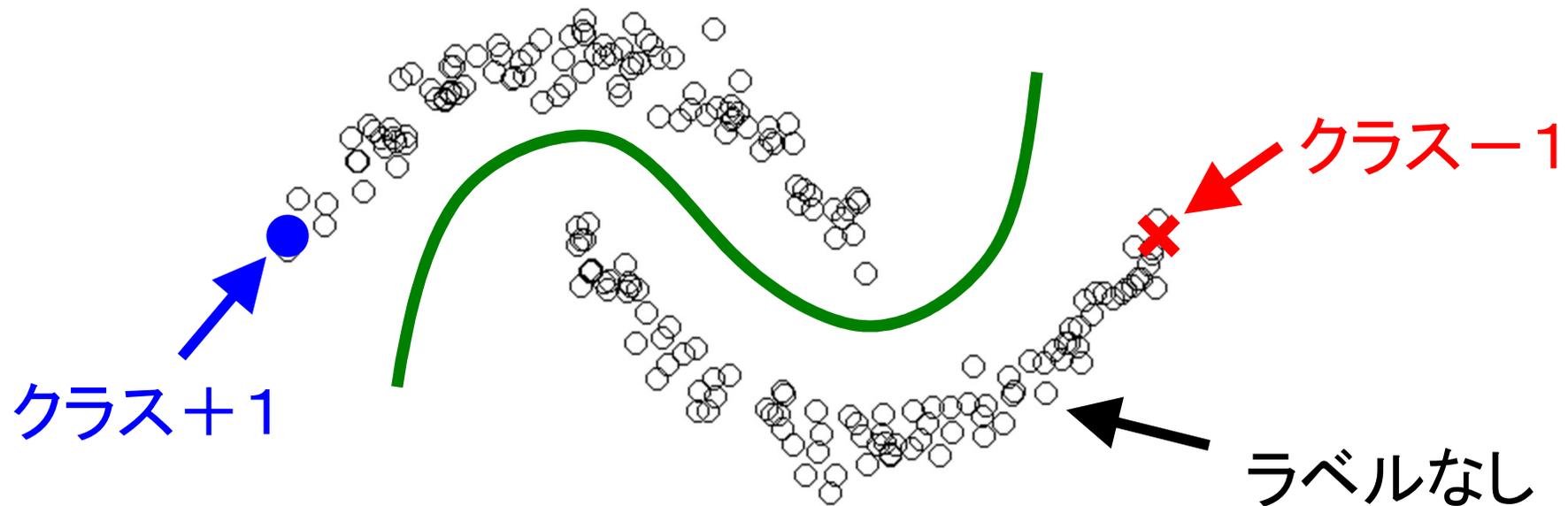


- 教師なし分類はただのクラスタリングに過ぎない
- データがクラス毎にクラスタに分かれていないと、正しく分類できない

# 半教師付き分類

24

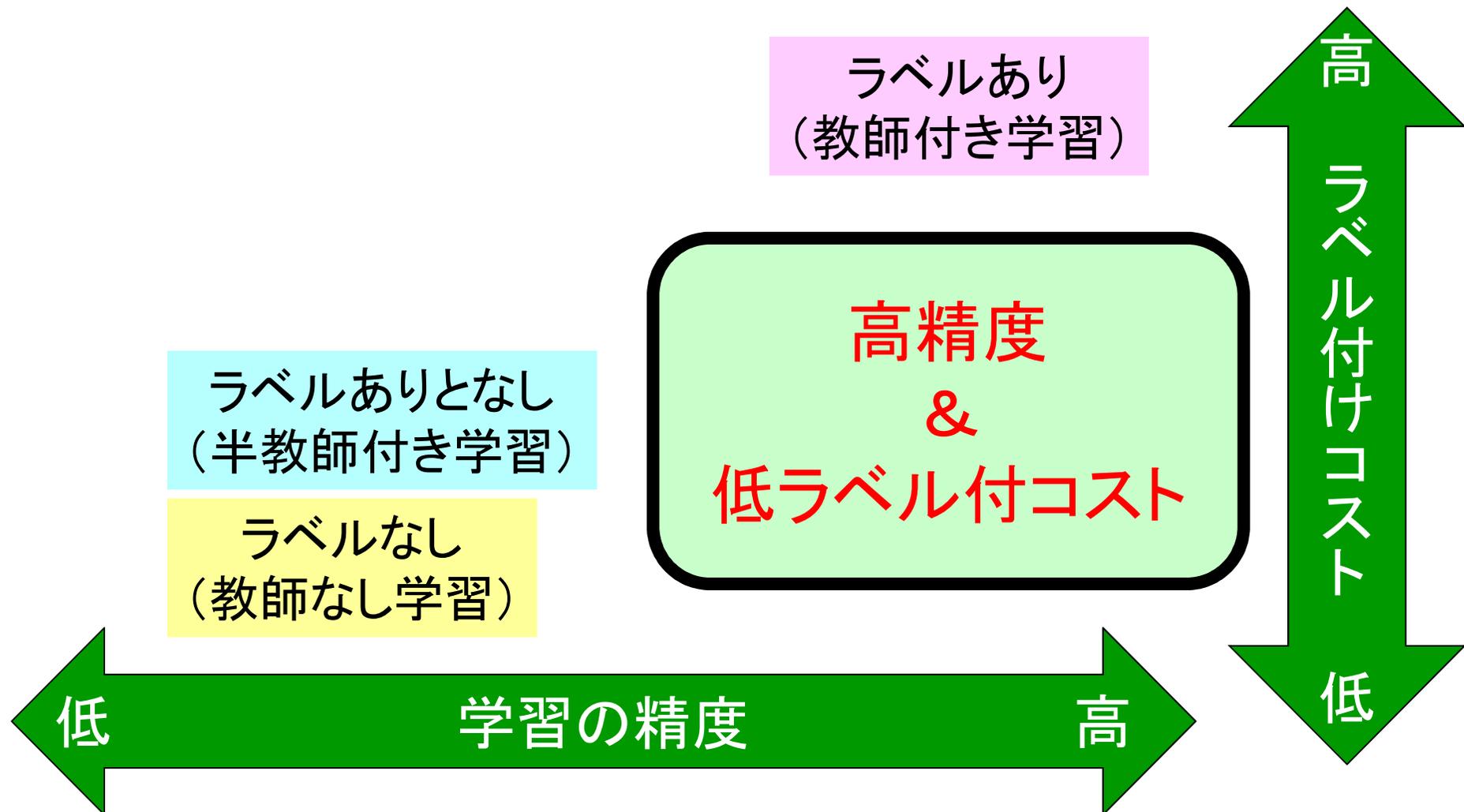
- 少量のラベル付きデータと大量のラベルなしデータを利用
- ラベルなしデータがなすクラスタ構造に従って分類



- 同じクラスタに属するデータが同じラベルを持つとき, うまく分類できる
- そのような仮定が常に成り立つとは限らない

# 分類問題の分類

- 高精度でラベル付コストの低い分類手法が重要！

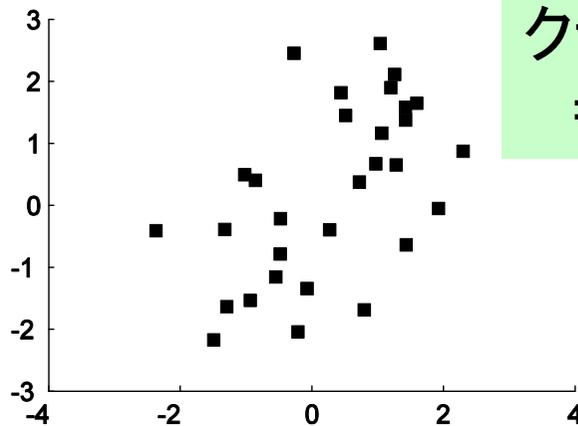


# 新手法1: 教師なし分類

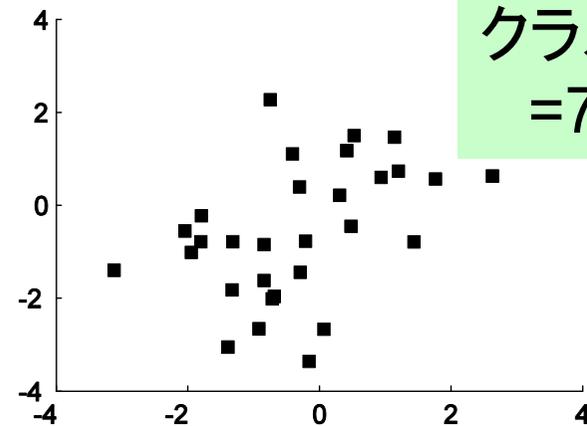
26

du Plessis, Niu & Sugiyama (TAAI2013)

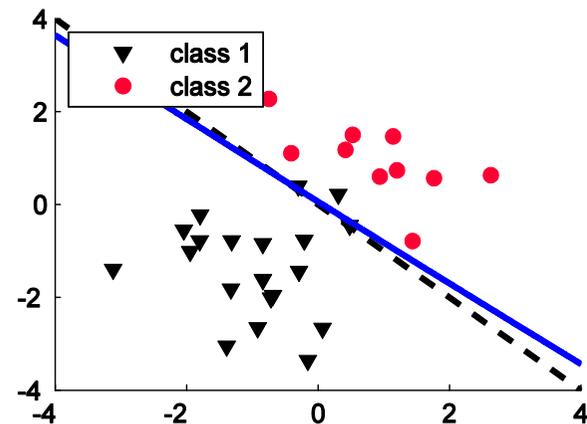
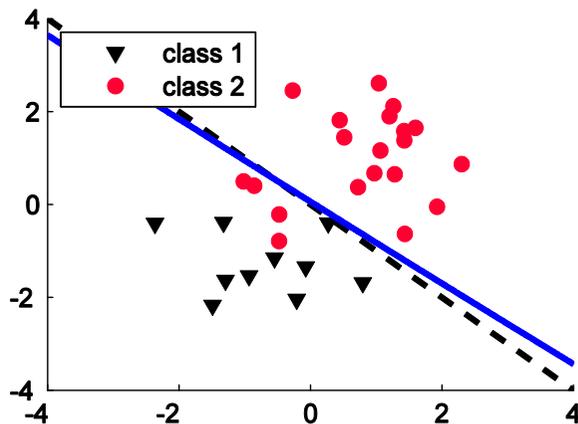
- クラスタ構造がない場合でも, **クラス比の異なる** ラベルなしデータが2セットあれば, 教師付き学習と同じ収束率を達成可能



クラス比  
=3:7



クラス比  
=7:3

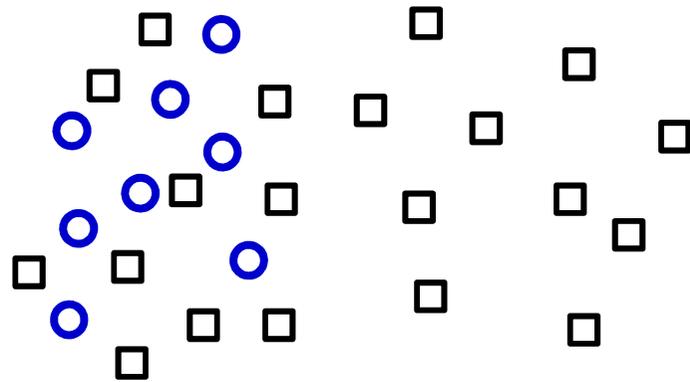


# 新手法2: 正例とラベルなし データからの分類

Niu, du Plessis, Sakai, Ma & Sugiyama (NIPS2016)  
du Plessis, Niu & Sugiyama (NIPS2014, ICML2015)

- 負例が全くななくても, 正例とラベルなしデータだけから, 教師付き学習と同じ収束率を達成可能

クラス +1



ラベルなし

(クラス +1と

クラス -1の混合)

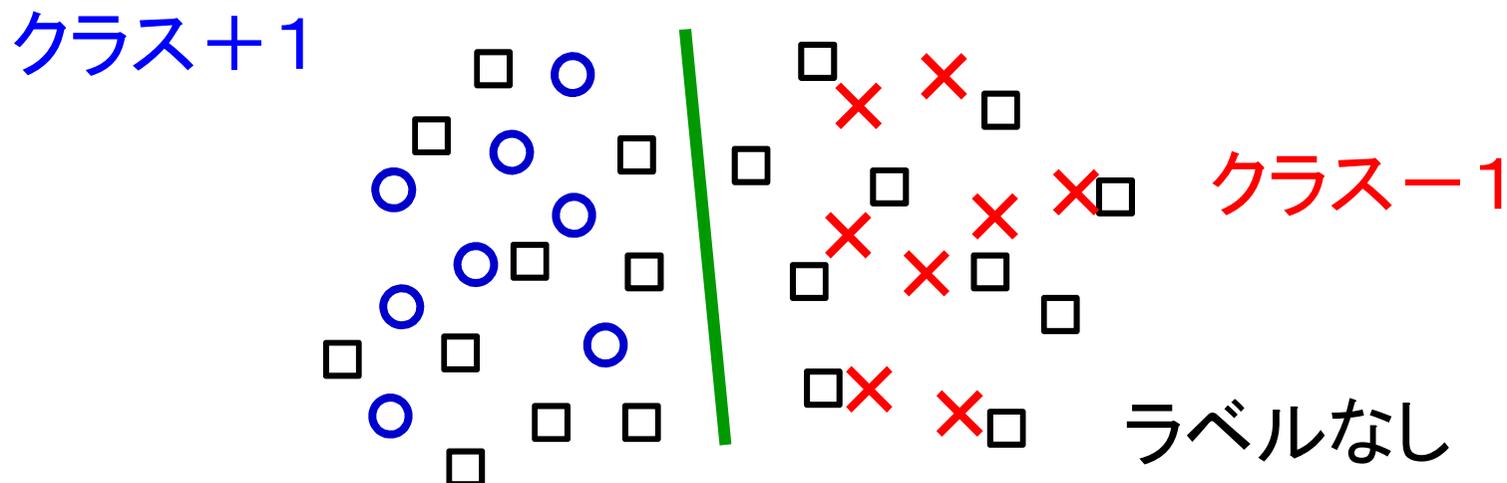
- 例:

- クリック vs. 非クリック
- 友達 vs. 非友達

# 新手法3: 半教師付き分類

28

Sakai, du Plessis, Niu & Sugiyama (ICML2017)



- 「正例とラベルなしデータからの分類」と「正例と負例からの分類」を組み合わせる

$$R_{\text{PU+PN}}^{\gamma}(f) = \gamma R_{\text{PU}}(f) + (1 - \gamma) R_{\text{PN}}(f) \quad 0 \leq \gamma \leq 1$$

- 提案法では、ラベルなしデータからもラベルの情報が抽出できる！

$$R_{\text{PU+PN}}^\gamma(f) = \gamma R_{\text{PU}}(f) + (1 - \gamma) R_{\text{PN}}(f) \quad 0 \leq \gamma \leq 1$$

## ■ 汎化誤差上界:

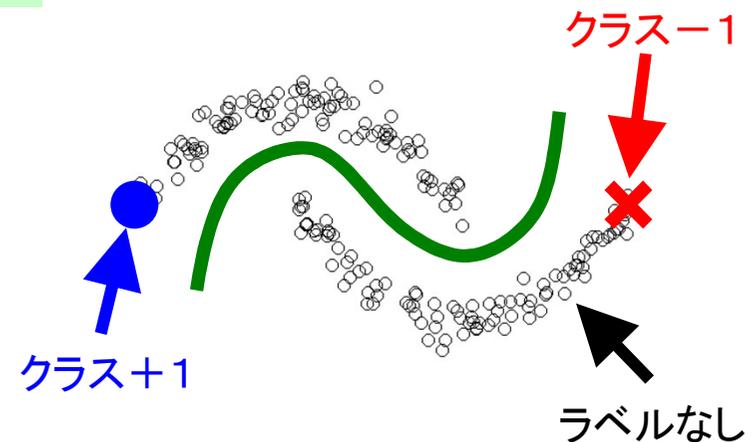
$$R_{\ell_{0/1}}(f) \leq 2\hat{R}_{\text{PU+PN}}^\gamma(f) + C(\delta) \left( \frac{(2 - \gamma)\pi}{\sqrt{n_{\text{P}}}} + \frac{\gamma(1 - \pi)}{\sqrt{n_{\text{N}}}} + \frac{(1 - \gamma)}{\sqrt{n_{\text{U}}}} \right)$$

with probability  $1 - \delta$

$n_{\text{P}}, n_{\text{N}}, n_{\text{U}}$  : 正, 負,  
ラベルなしデータの数

$\hat{R}_{\text{PU+PN}}^\gamma$  :  $R_{\text{PU+PN}}^\gamma$  の経験近似

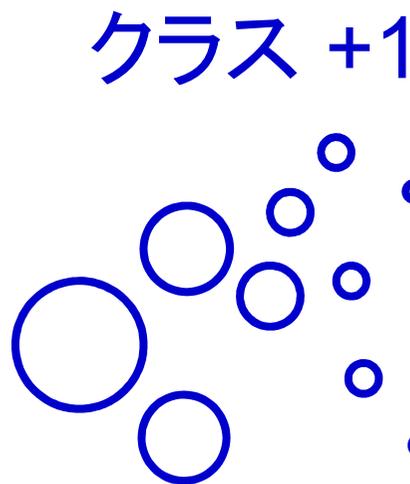
## ■ クラスタ仮定がなくても ラベルなしデータが 活用できる!



# 新手法4: 正信頼度からの分類 30

Ishida, Niu & Sugiyama (arXiv2017)

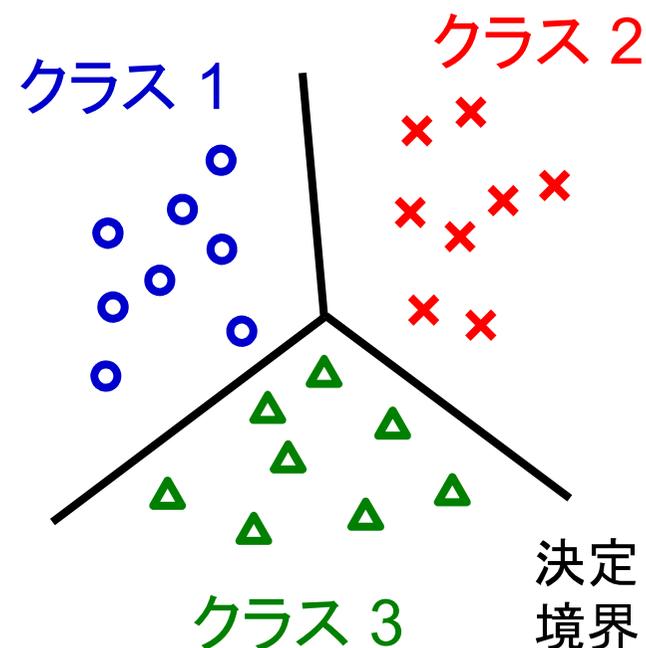
- 正クラスのデータしか取れない:
  - 他社のデータは取れず自社のデータしか取れない
  - 成功例は入手できても失敗例は入手できない
- **信頼度**さえ分かれば,  
正しく分類器を学習できる！



# 新手法5: 補ラベルからの分類 31

Ishida, Niu & Sugiyama (NIPS2017)

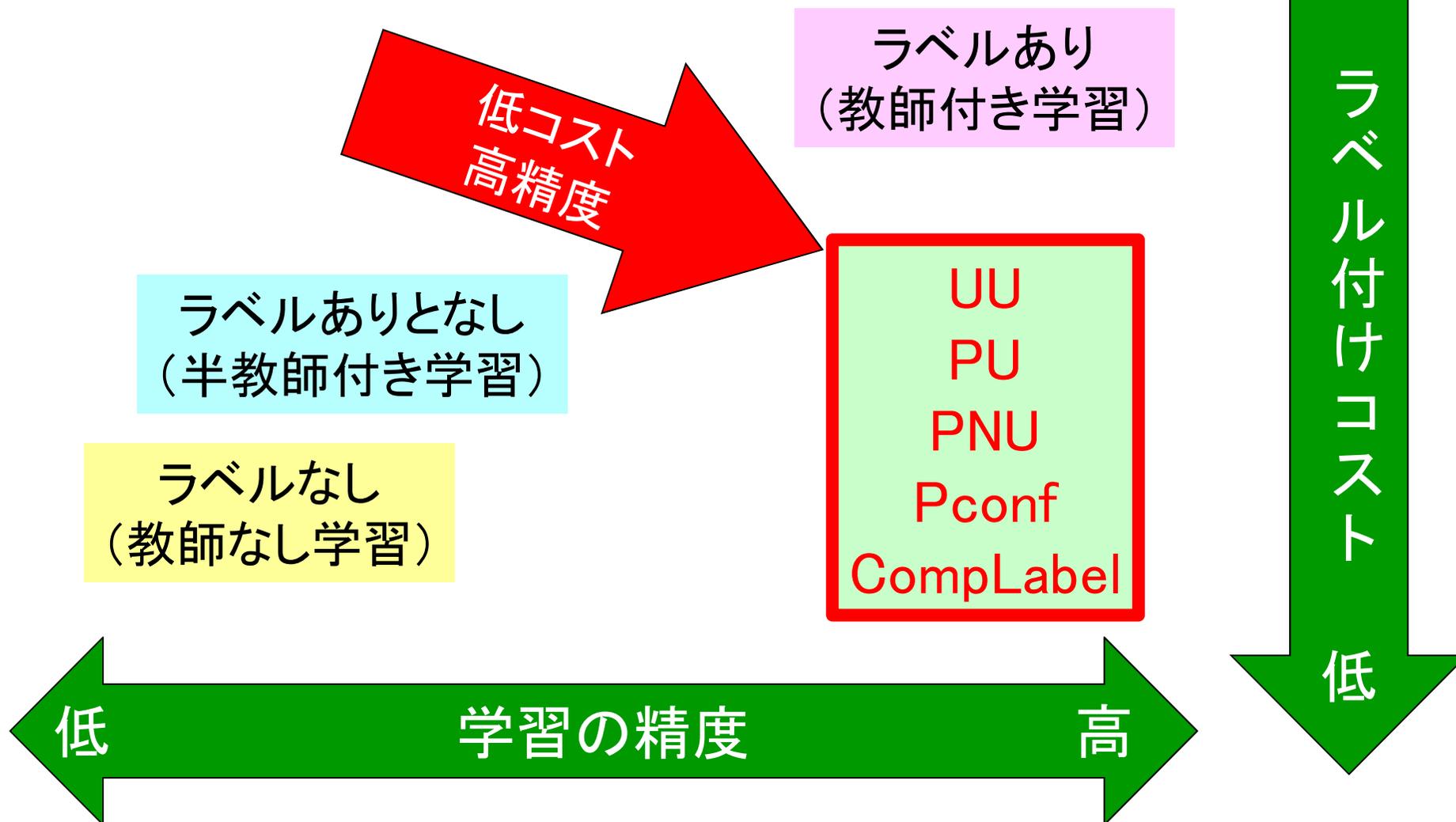
- 多クラスの訓練データのラベル付けは高コスト
  - 多数の候補クラスから正しいものを選ぶ必要がある
- 補ラベル:
  - パターンが属さないクラスのラベル(補ラベル)を与える
  - 補ラベルをつけるのは低コスト
- 「間違っただラベル」だけから、分類器を正しく学習できる！



# 限られた情報からの機械学習

32

- ラベル付けコストが低く、精度が高い機械学習手法が有用！





# 発表の流れ

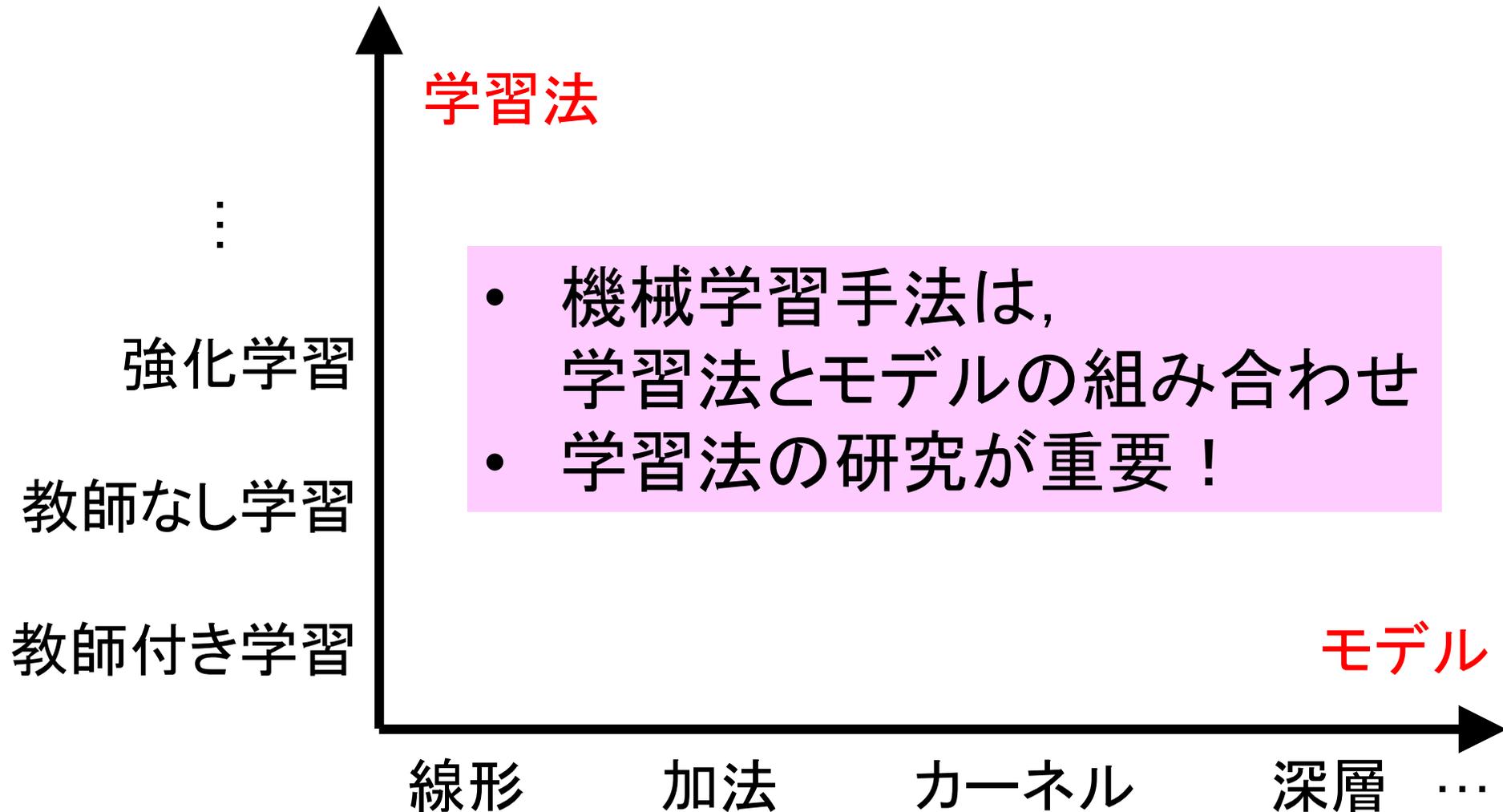
33

1. 人工知能研究の現状
2. 理研AIPセンターの取組み
3. 機械学習研究の最新の取組み
4. **まとめと今後の展望**

# まとめ

34

- 世間は「深層学習 & ビッグデータ」で賑わっているが、それが全てではない！



# 人工知能研究のこれから

35

## ■ 現状の機械学習によって、

- 音声認識
- 画像理解
- 言語翻訳

などの人工知能の**要素技術**は、ヒトと同等以上の性能を達成できるようになってきた

## ■ 近い将来、そこそこ知的な業務は、おおむね人工知能で代替可能になると思われる

## ■ 今後は、機械学習の**要素技術を統合**する技術が重要となる

# 今後の展望

36

## ■ 人工知能(過去):

- 1次ブーム(1960年頃):  
記号処理, 論理推論
- 2次ブーム(1980年頃):  
エキスパートシステム

## ■ ニューラルネット(過去):

- 1次ブーム(1960年頃):  
パーセプトロン(1層)
- 2次ブーム(1990年頃):  
誤差逆伝播法(多層)

## ■ 機械学習(現在):

- 1995年頃~: 統計・凸最適化
- 1995年頃~: ベイズ推論
- 2010年頃~: 深層学習

知能の要素技術を高度化

## ■ 汎用人工知能(将来):

知能の要素技術を統合?

