

人工知能分野の現状と 理研AIPセンターの取り組み



理化学研究所 革新知能統合研究センター
東京大学 大学院新領域創成科学研究科



東京大学
THE UNIVERSITY OF TOKYO

杉山 将



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:

- 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
(独ブ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. 人工知能研究のこれまで
2. 人工知能研究の現状
3. 理研AIPセンターの取組み
4. 機械学習研究の最新の取組み

人工知能

5

- 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
- 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

第3次人工知能ブーム

6

- 現在は「第3次人工知能ブーム」と言われている
- 人工知能研究の歴史：
 - 第1次ブーム(1960年頃): 記号処理, 論理推論
 - 第2次ブーム(1980年頃): エキスパートシステム
- (伝統的な)人工知能研究者：
 - 国内でも, 第二次ブームの頃に大きな国家プロジェクトが推進されたが, 実用化には至らず, 人工知能研究の冬の時代に突入した
 - これまでの地道な努力が第3次人工知能ブームにつながった！

- 第3次人工知能ブームは、ヒトの脳を模した人工神経回路網 (Artificial Neural Network) に基づく深層学習 (Deep Learning) が牽引
- 神経工学 (Neuro-Engineering) 研究の歴史：
 - 第1次ブーム (1960年頃) : パーセプトロン (1層)
 - 第2次ブーム (1990年頃) : 誤差逆伝播法 (多層)
- 神経工学研究者：
 - 脳を模した学習システムを作りたいが、ヒトの学習機能は未だ解明できておらず、ニューラルネット研究の冬の時代に突入した
 - これまでの地道な努力が深層学習ブームにつながった！

第3次人工知能ブームの 起爆剤

8

- (伝統的な)人工知能研究者は、
深層学習の研究はしてこなかった
- 神経工学研究者は、第2次神経工学ブーム
の研究成果を実用につなげられなかった
- 何が第3次AIブームの起爆剤なのか？

機械学習

9

- 近年の人工知能システムの背後では、コンピュータにヒトのような学習能力を持たせる**機械学習 (Machine Learning)**の技術が用いられている
- **コンピュータ科学 (Computer Science)**の理論が「第3次人工知能ブーム」を牽引：
 - 技術的には、第1次・第2次人工知能ブームと、第3次人工知能ブームにはほとんどが関係ない
 - 第3次ブームは「**機械学習ブーム**」と呼ぶべき
 - 米、中などの巨大IT企業が、巨額の資金を武器に機械学習ブームを大きく加速

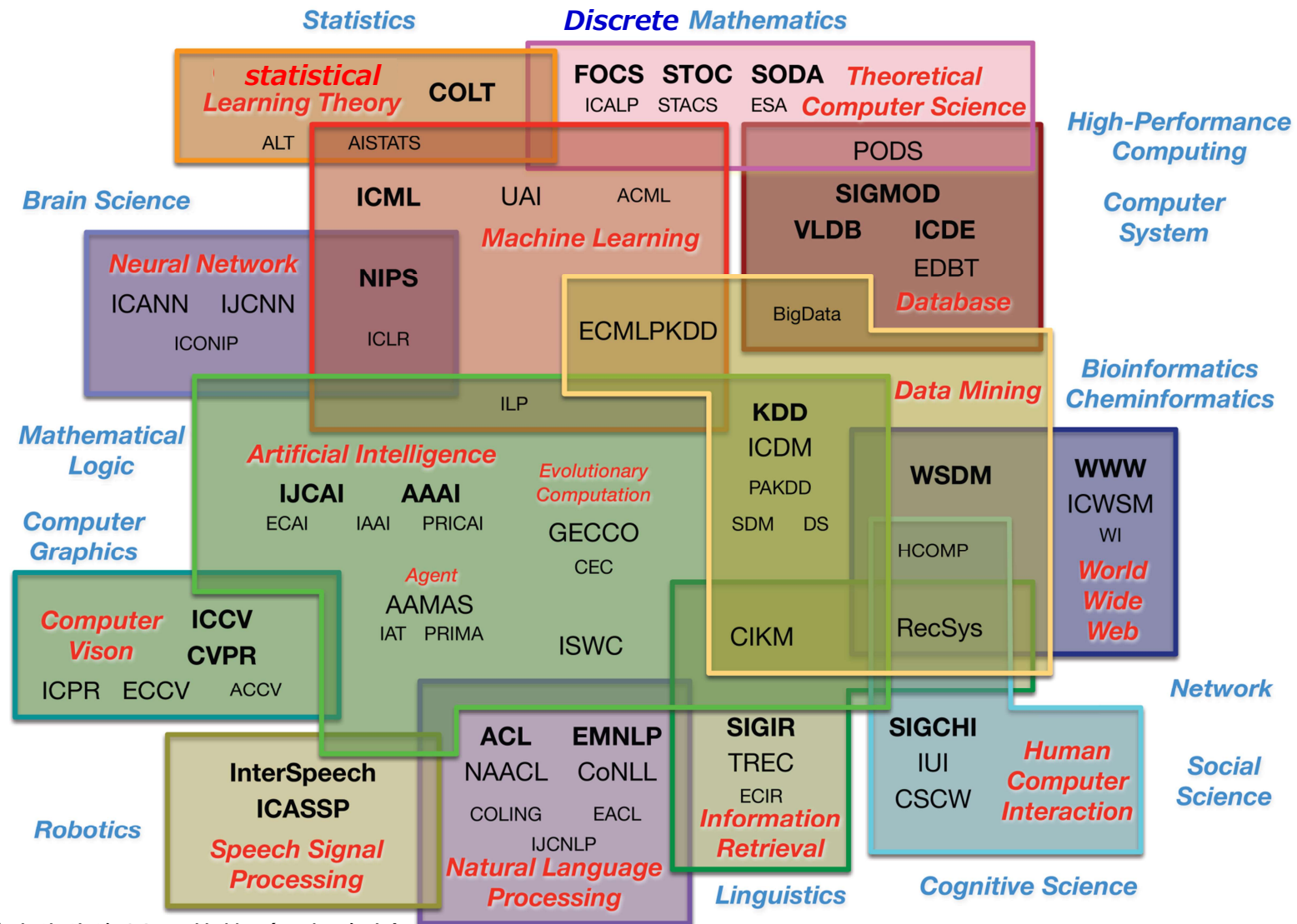
発表の流れ

10

1. 人工知能研究のこれまで
2. 人工知能研究の現状
3. 理研AIPセンターの取組み
4. 機械学習研究の最新の取り組み

「人工知能」に関する国際会議¹¹

■ 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)

ML, DM, and AI Conference Map, Copyright © 2015 Toshihiro Kanishima All Rights Reserved, Updated 2015/02/22

機械学習の国際会議の動向

12

■ 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)

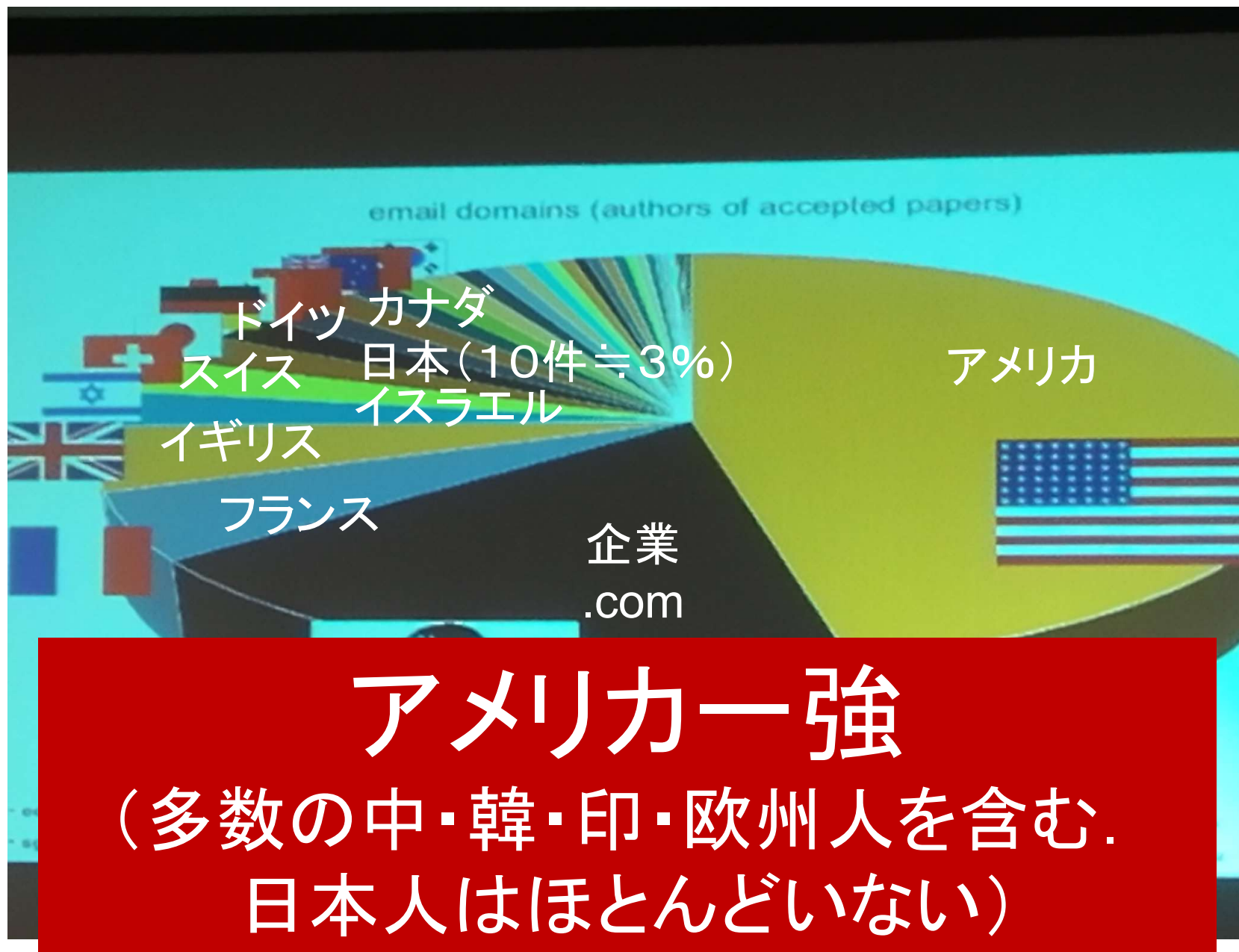
- ICML: International Conference on Machine Learning
- NIPS: Neural Information Processing Systems

■ 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

13



研究業界の動向のまとめ

14

- 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

- 現在はアメリカー強:

- 中国が猛烈な勢いで追いつけている

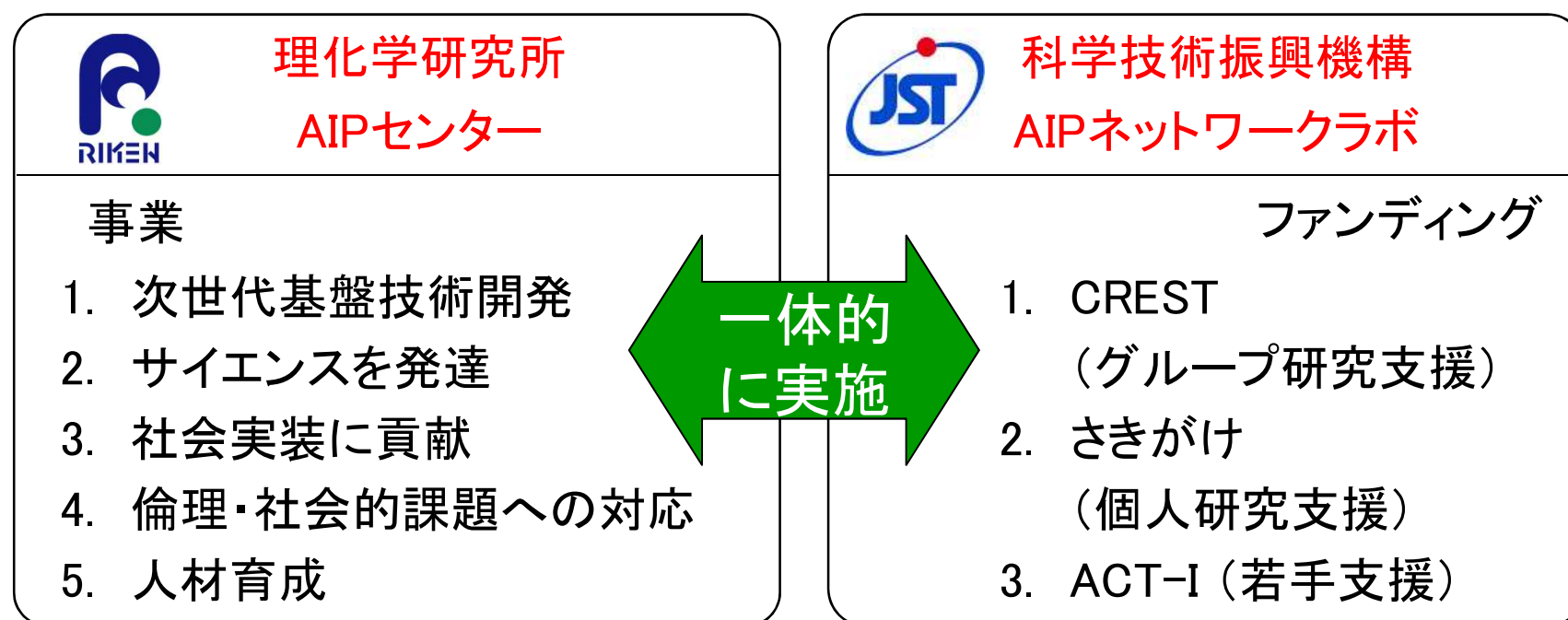
発表の流れ

15

1. 人工知能研究のこれまで
2. 人工知能研究の現状
3. 理研AIPセンターの取組み
4. 機械学習研究の最新の取り組み

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

19

- 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

20

- **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・豪などの
組織と連携)

AIPセンターの研究体制

21

2017年12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:22名, 研究員等:82名, 研修生等:62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:78名, 研修生等:47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:8名)

総勢
410名
以上

NEC
富士通
東芝
連携センター
(PI:5名,
研究員等:
45名,
研修生等:
2名)

AIPセンターの研究拠点

22

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 DGX-1を24台（半精度4PFLOPS）
 - 世界最大級の商用DGX-1システム（2017年3月）
- 2017年6月のGreen500にて世界4位の電力効率
 - 10.602GFLOPS/W

AIPセンターの取組のまとめ

24

- **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）

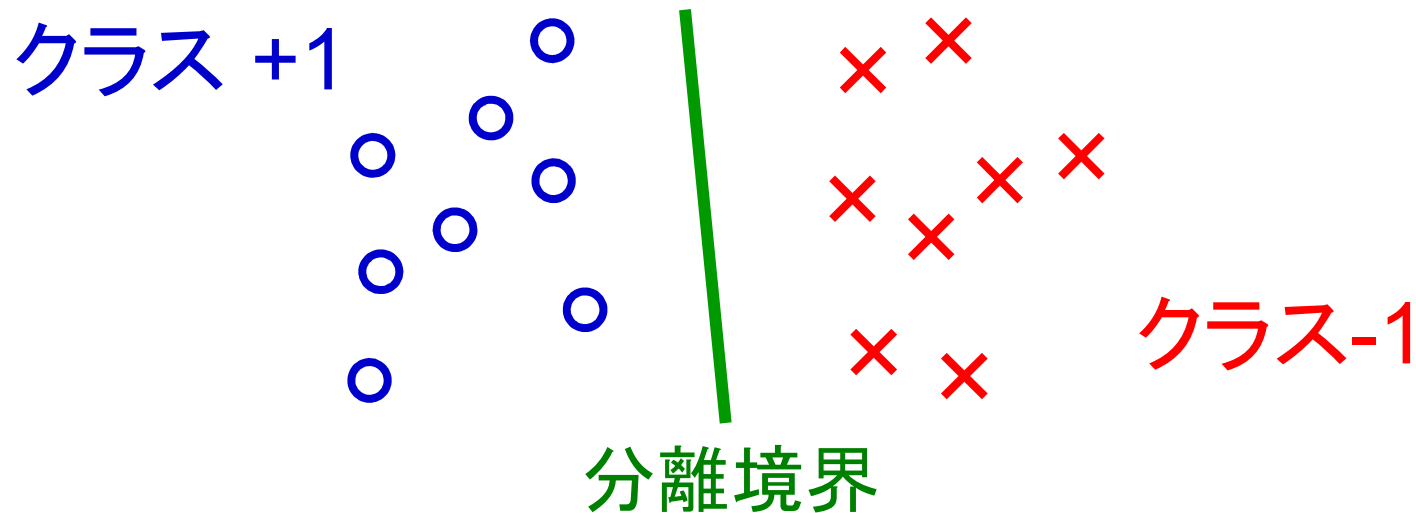
1. 人工知能研究のこれまで
2. 人工知能研究の現状
3. 理研AIPセンターの取組み
4. 機械学習研究の最新の取組み

ビッグデータを用いた機械学習 26

- 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

27

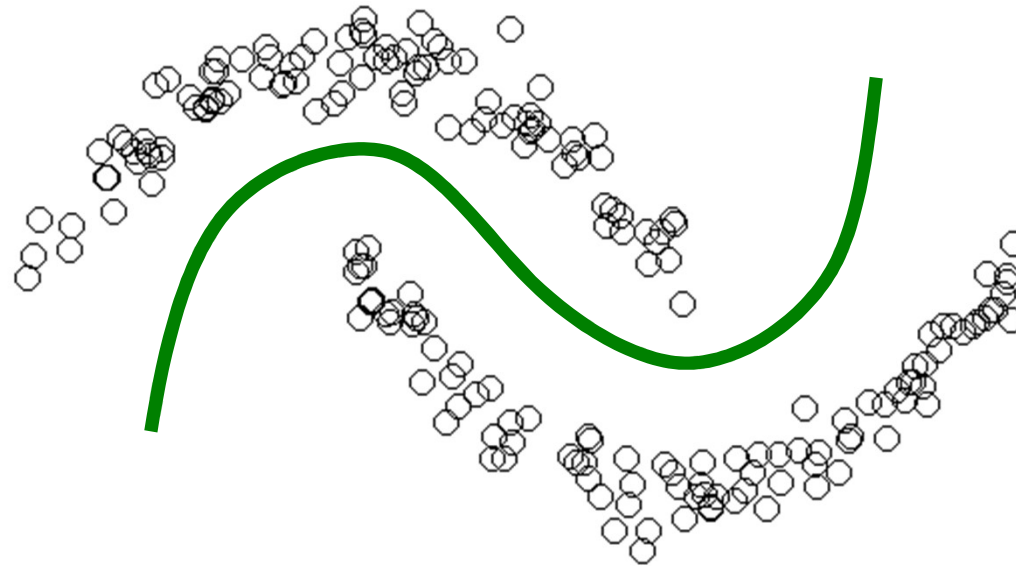


- 大量のラベル付きデータを用いれば、精度良く分類境界が学習できる
- ラベル付きデータ数 n に対して、分離境界の推定誤差は $1/\sqrt{n}$ の速さで減っていく

教師なし分類

28

- 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

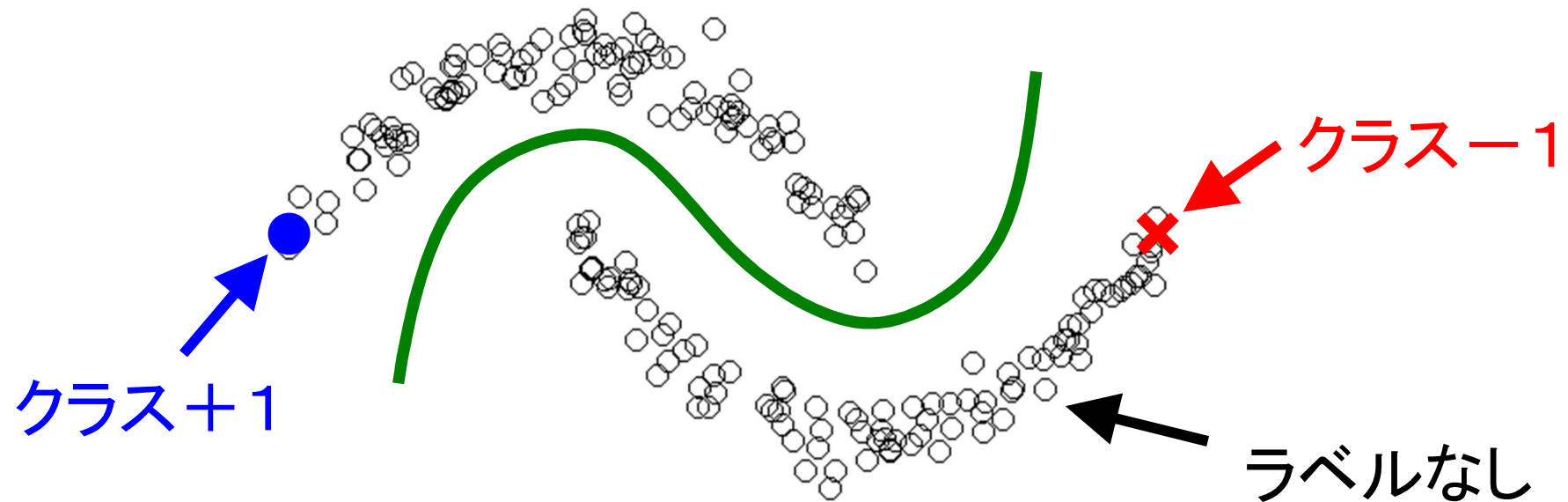


- 教師なし分類はただのクラスタリングに過ぎない
- データがクラス毎にクラスタに分かれていないと、正しく分類できない

半教師付き分類

29

- 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

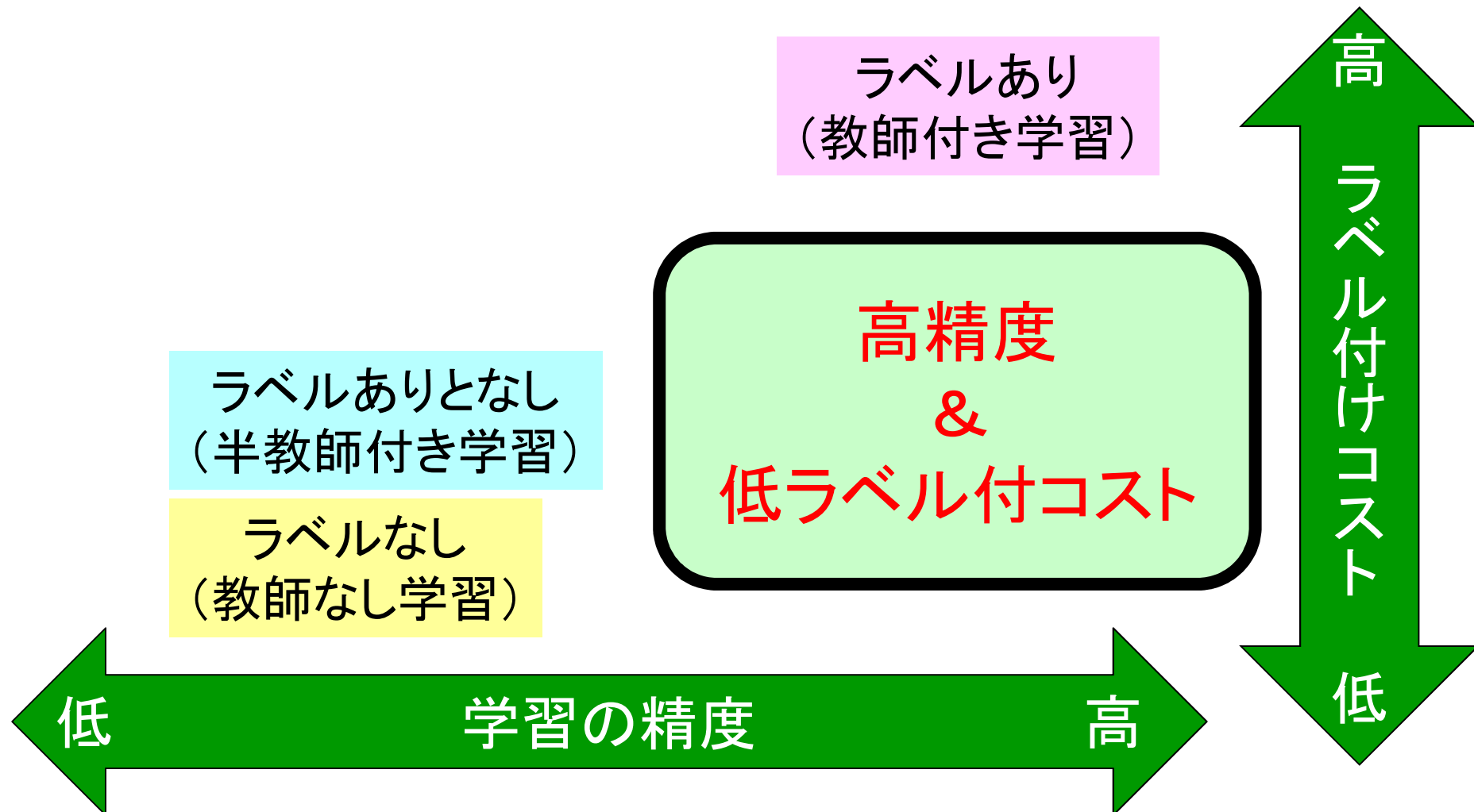


- 同じクラスタに属するデータが同じラベルを持つとき、うまく分類できる
- そのような仮定が常に成り立つとは限らない

分類問題の分類

30

- 高精度でラベル付コストの低い分類手法が重要！

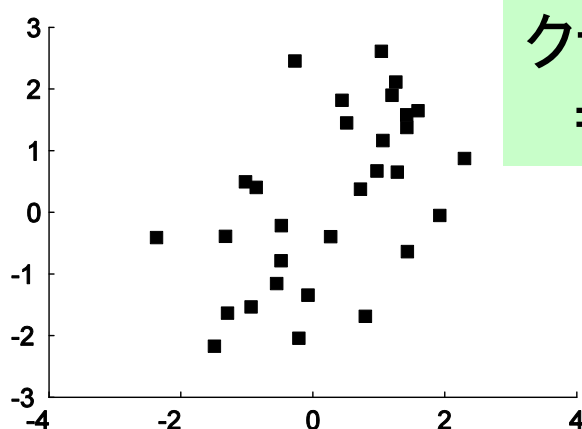


新手法1: 教師なし分類

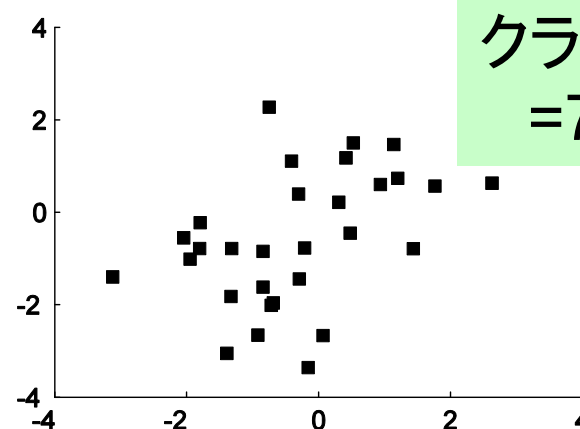
31

du Plessis, Niu & Sugiyama (TAAI2013)

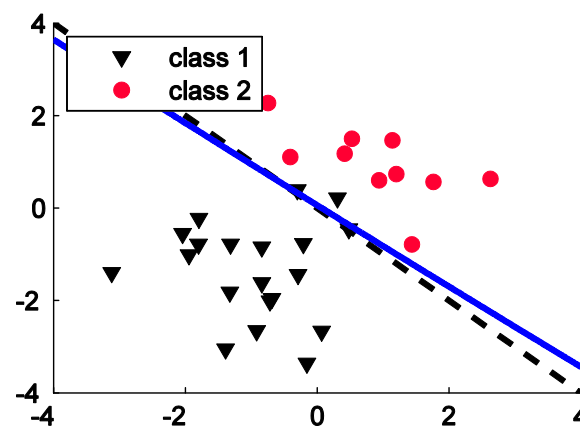
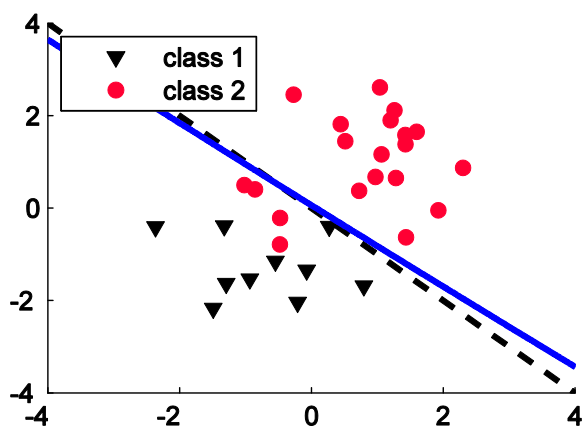
- クラスタ構造がない場合でも, **クラス比の異なる** ラベルなしデータが2セットあれば, 教師付き学習と同じ収束率を達成可能



クラス比
=3:7



クラス比
=7:3



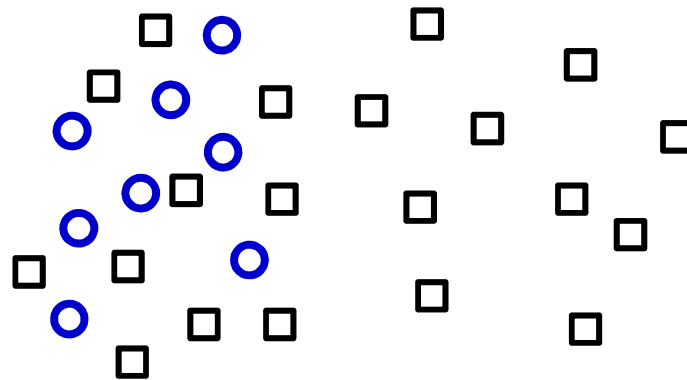
新手法2: 正例とラベルなし データからの分類

32

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)

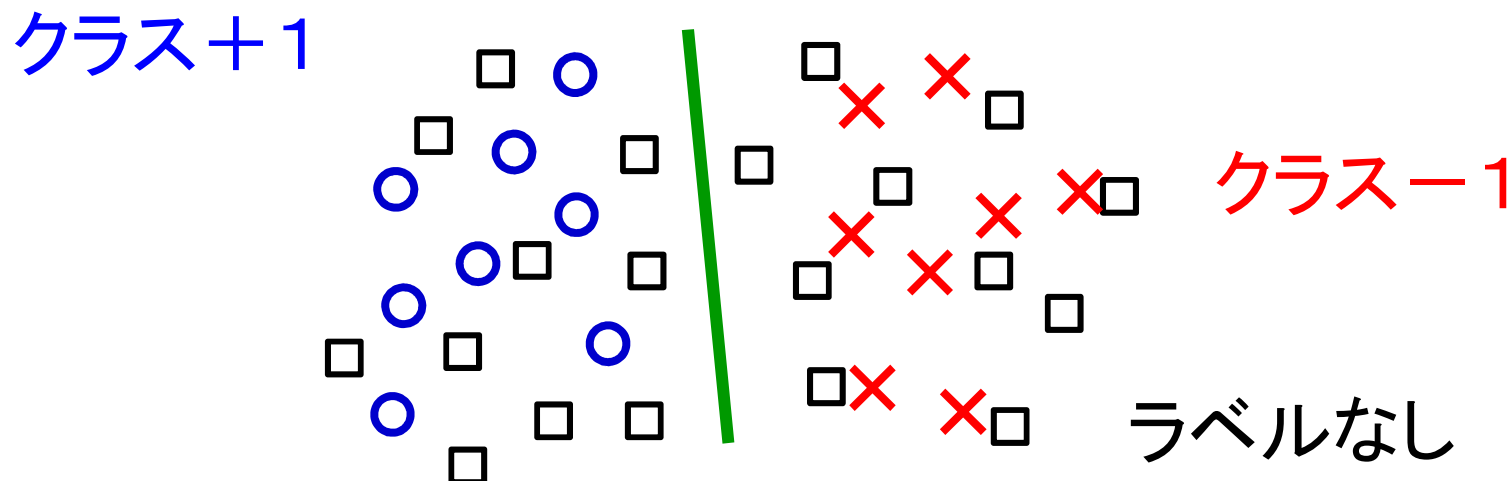
■ 例:

- 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

33

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:

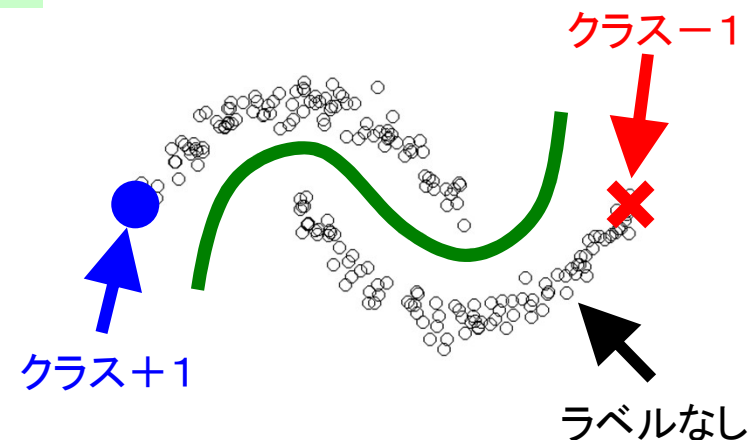
$$R_{\ell_{0/1}}(f) \leq 2\hat{R}_{\text{PU+PN}}^\gamma(f) + C(\delta) \left(\frac{(2 - \gamma)\pi}{\sqrt{n_{\text{P}}}} + \frac{\gamma(1 - \pi)}{\sqrt{n_{\text{N}}}} + \frac{(1 - \gamma)}{\sqrt{n_{\text{U}}}} \right)$$

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！

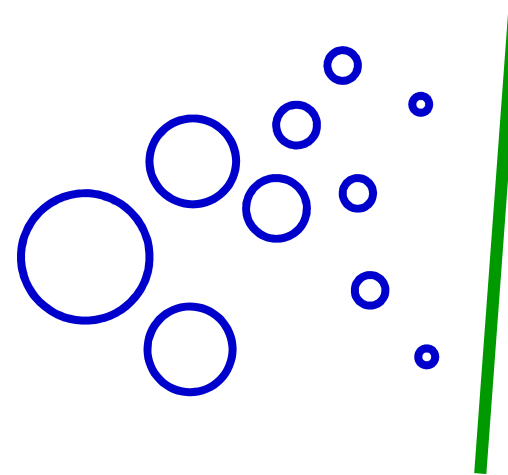


新手法4: 正信頼度からの分類 35

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！

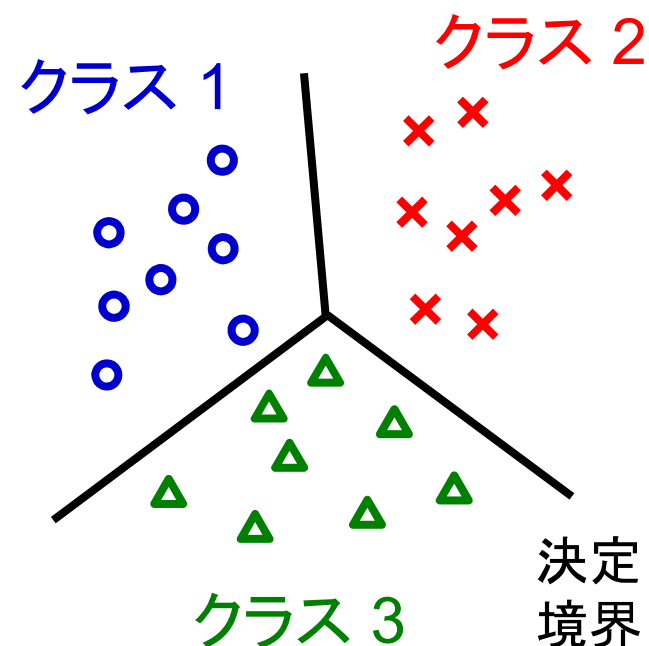
クラス +1



新手法5: 補ラベルからの分類 36

Ishida, Niu & Sugiyama (NIPS2017)

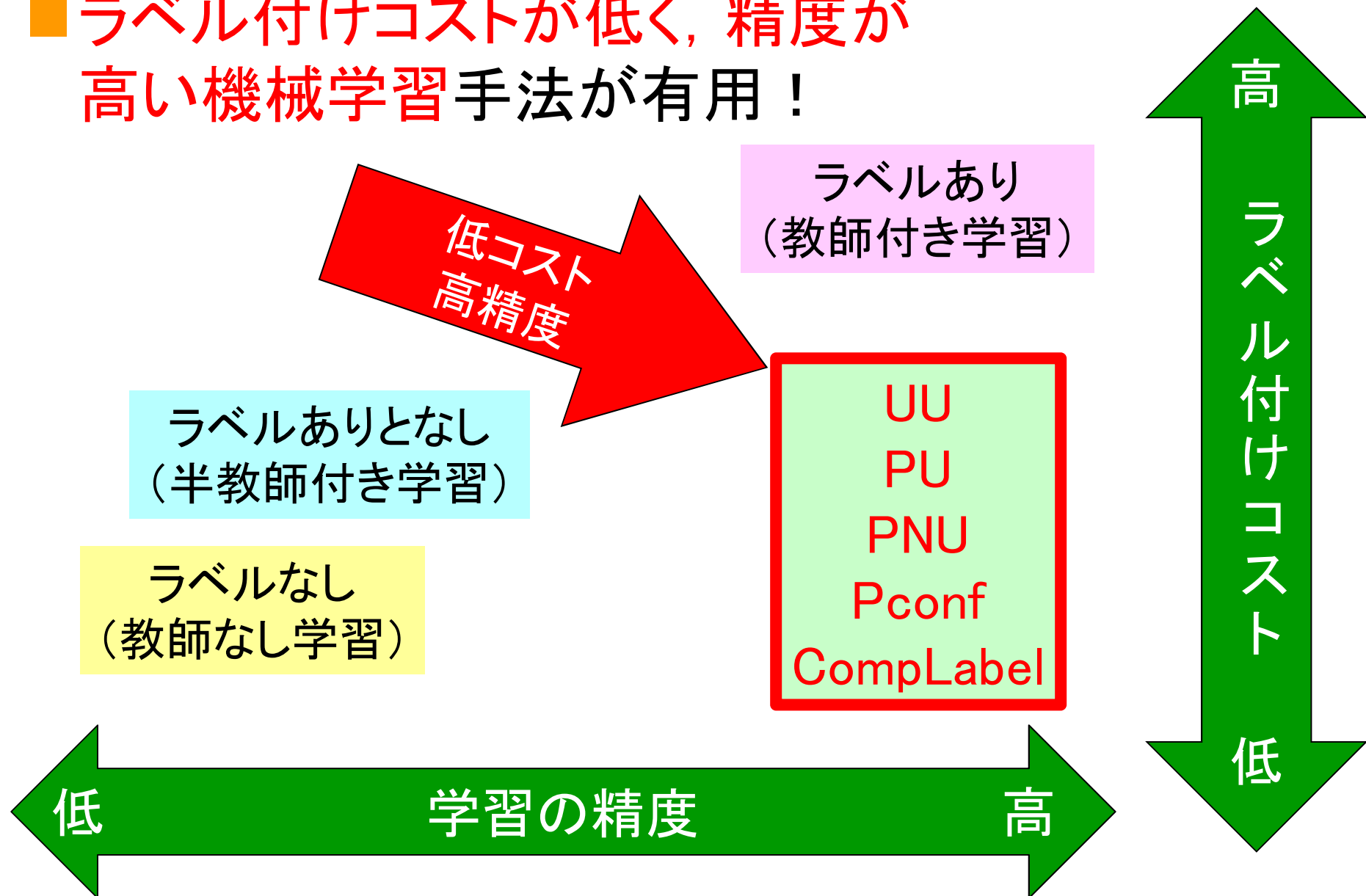
- 多クラスの訓練データのラベル付けは高コスト
 - 多数の候補クラスから正しいものを選ぶ必要がある
- 補ラベル:
 - パターンが属さないクラスのラベル(補ラベル)を与える
 - 補ラベルをつけるのは低コスト
- 「間違ったラベル」だけから、分類器を正しく学習できる！



限られた情報からの機械学習

37

- 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！



今後の展望

38

- 理研AIPセンターでは、
 - 新しい人工知能技術を開発
 - サイエンス研究を加速
 - 国内の社会課題を解決
 - 人工知能の倫理・法的課題を議論
 - 人工知能の人材育成に取り組んでいます



- 人工知能研究は、産学官の協調が必須！