

第1回評価検討会での 質疑及びその後の委員からの要請について

1. 将来ビジョン（日本が目指す産業・社会の姿）の明確化

- ① 開発戦略や研究内容を決定する上での基本方針となる将来ビジョンについて、何のための人工知能か、どんなことをする人工知能か、人工知能を使ってどんな産業・社会を実現するのかを、プロジェクトの実施内容に照らし合わせる形で、明確にしていきたい。

2. 開発戦略、実施内容等の妥当性

(1) 研究開発の全体像（開発戦略）の策定

- ① AIPプロジェクトの研究開発スケジュールや短中長期の目標を、ターゲットとする産業・社会的課題とともに説明いただきたい。まだ決まっていなければ、いつ決まるのか。
- ② 掛け声だけで研究の軸が見えない。「世界をリードする革新的技術」とはどこが革新的なのか。「欧米とは違うアプローチ」とはどんなアプローチを考えているか。センター長として特に何がしたいのかを示してほしい。
- ③ 人工知能技術全体を俯瞰したうえで、国内外の研究動向はどうなっているかを示してほしい。それに対し、我が国の強み・弱みをどう考え、AIPプロジェクトでは何に取り組むのか、センター長の意見を伺いたい。

(2) プラットフォームの明確化

- ① プロジェクト名称にもなっている「プラットフォーム」とは何か。事前評価時には、プラットフォーム構築が主要研究項目の1つになっていたが、その姿はいまだ示されていない。何が成果物になるのか。
- ② 第5期基本計画やCSTIのシステム基盤技術検討会で示されたプラットフォームと、AIPプロジェクトで構築するプラットフォームの関係を示してほしい。

(3) 効果的な研究開発テーマの選定

- ① センター長が着眼している「高精度・低コストの学習」について、具体的なアイデアはあるのか。当該分野の海外・民間の研究動向はどうなっているのか。
- ② 社会実装には製品に対する説明責任が問われるなか、説明困難な学習技術に対する説明責任をどのように構築しようと考えているのか。

(4) 人材活用及び人材育成について

- ① 戦略的創造研究推進事業の検討状況（研究テーマの選定等）はどうなっているか。
- ② 海外人材も含めた人材活用及び人材育成の方針や規模を示していただきたい。

3. 研究開発マネジメントの妥当性

(1) AIPセンターにおける運営体制の整備

- ① センター長に与えられている“大きな”権限と責任について、具体的に示してほしい。また、それを果たすために、センター長をどのようにサポートするのか。

(2) 産業界と密に協働するための方策の具体化

- ① 解決すべき課題や目標の設定にあたり、産業界のニーズや要請を取り込む方策をどう考えているか。
- ② 産業界との協働会議における検討状況を説明いただきたい。

(3) 実効的な3省連携の具体化

- ① 人工知能技術戦略会議、研究連携会議の役割や権限はどうなっているか。例えば、研究テーマの重複や不足分は誰がを見つけ、誰が3省の相乗効果を図るように全体最適を図るのか。研究開発戦略等に対する責任は誰がとるのか。
- ② これまでの人工知能技術戦略会議や研究連携会議、産業界との協働会議ではどのような議論があったのかを具体的に教えてほしい。
- ③ 理研AIPセンターと産総研AIセンターの拠点集約化の見通しはどうなっているか。

1. 将来ビジョン（日本が目指す産業・社会の姿）の明確化

- ① 開発戦略や研究内容を決定する上での基本方針となる将来ビジョンについて、何のための人工知能か、どんなことをする人工知能か、人工知能を使ってどんな産業・社会を実現するのかを、プロジェクトの実施内容に照らし合わせる形で、明確にしていきたい。

将来ビジョンとそのために必要となる人工知能技術

※「将来ビジョン」としては、「人工知能技術戦略会議」において検討を進めていただいているが、文科省・理研としては、以下のテーマを念頭に関連する技術的課題を検討している。

- **我が国が近い将来に直面する課題解決に資する知見の獲得並びに技術の開発をターゲットとして、現在の人工知能(AI) / ビッグデータ解析 / IoT等の諸技術を凌駕する情報科学に関する“次世代基盤技術”の構築に向けて、汎用研究と目的指向研究の両面から推進。**

超高齢社会への対応

- 医療：高難度手術の支援 ← 動画認識、センサ情報解析、アクチュエータ制御解析
予後予測 ← 電子カルテの自然言語処理、CT・MRIなどの画像認識、ビッグデータ解析
介護：認知機能の維持向上 ← 表情・動作の画像・動画解析、音声認識、危険予知

老朽化が進むインフラへの対応

- 検知：危険個所の自律的特定 ← ドローンの自律飛行、画像・打診音認識、ビッグデータ解析

甚大な自然災害への対応

- 予測：異常気象の予測 ← ビッグデータ解析とシミュレーションの統合(データ同化)
防災：被害を最小限に抑えるスマートシティの実現 ← 行動予測、避難時の最適誘導

細分化が進む科学研究への対応

- 発見：論文や実験結果等から新たな成果の発掘 ← 自然言語処理、超多重検定、能動学習

理研AIPが目指すターゲットの例

近い将来に直面する課題解決に資するための研究開発を推進。

以下のテーマを念頭に、関連する基礎研究上の技術的課題を検討している。これらについて、産総研等との連携、SIP等の事業との連携、その他、国内外の研究機関・産業界等との連携に関し、一部調整を進めている。

超高齢社会への対応

画像認識

センサー

アクチュエータ



ビッグデータ解析

機械学習

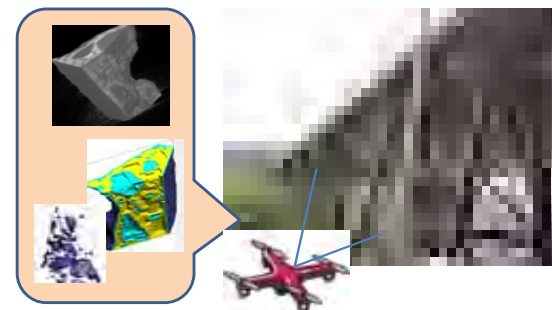
推論

- 動画認識・センサ情報解析・アクチュエータ制御技術を融合し、高度な手術を支援
- 機械学習による電子医療記録の自動解析・予後予測
- 会話を通じて高齢者の認知機能を維持向上

老朽化が進むインフラへの対応

ビッグデータ解析

機械学習



自律操縦

画像認識

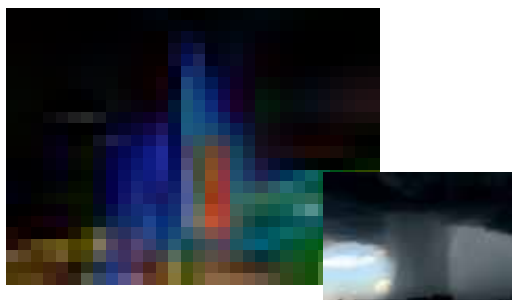
音声認識

- 自動操縦ドローンを駆使し、動画や打診音から橋梁などの危険個所を自律的に特定

甚大な自然災害への対応

観測技術

シミュレーション



データマイニング

データ同化

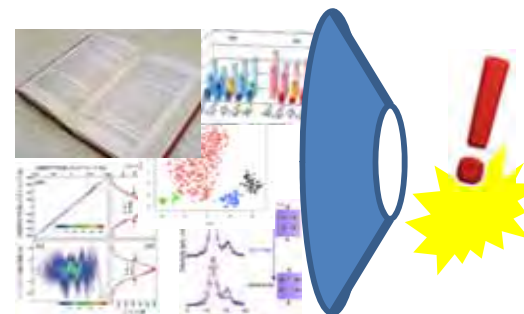
機械学習

- ビッグデータ解析技術とシミュレーション技術を統合し、甚大災害をもたらす異常気象を適確に予測し、被害を最小限に抑え迅速に復旧できる社会システムを構築

細分化が進む科学研究への対応

ビッグデータ解析

機械学習



能動学習

ハイズ最適化

- 論文・特許・実験結果をもとに科学研究の発展を支援
- これまで埋もれていた発見を見逃さない技術を開発
- 次に実験すべき項目を過去のデータに基づいて決定
- マテリアルズ・インフォマティクスなどへの応用

2 . 開発戦略、実施内容等の妥当性 (1) 研究開発の全体像 (開発戦略) の策定

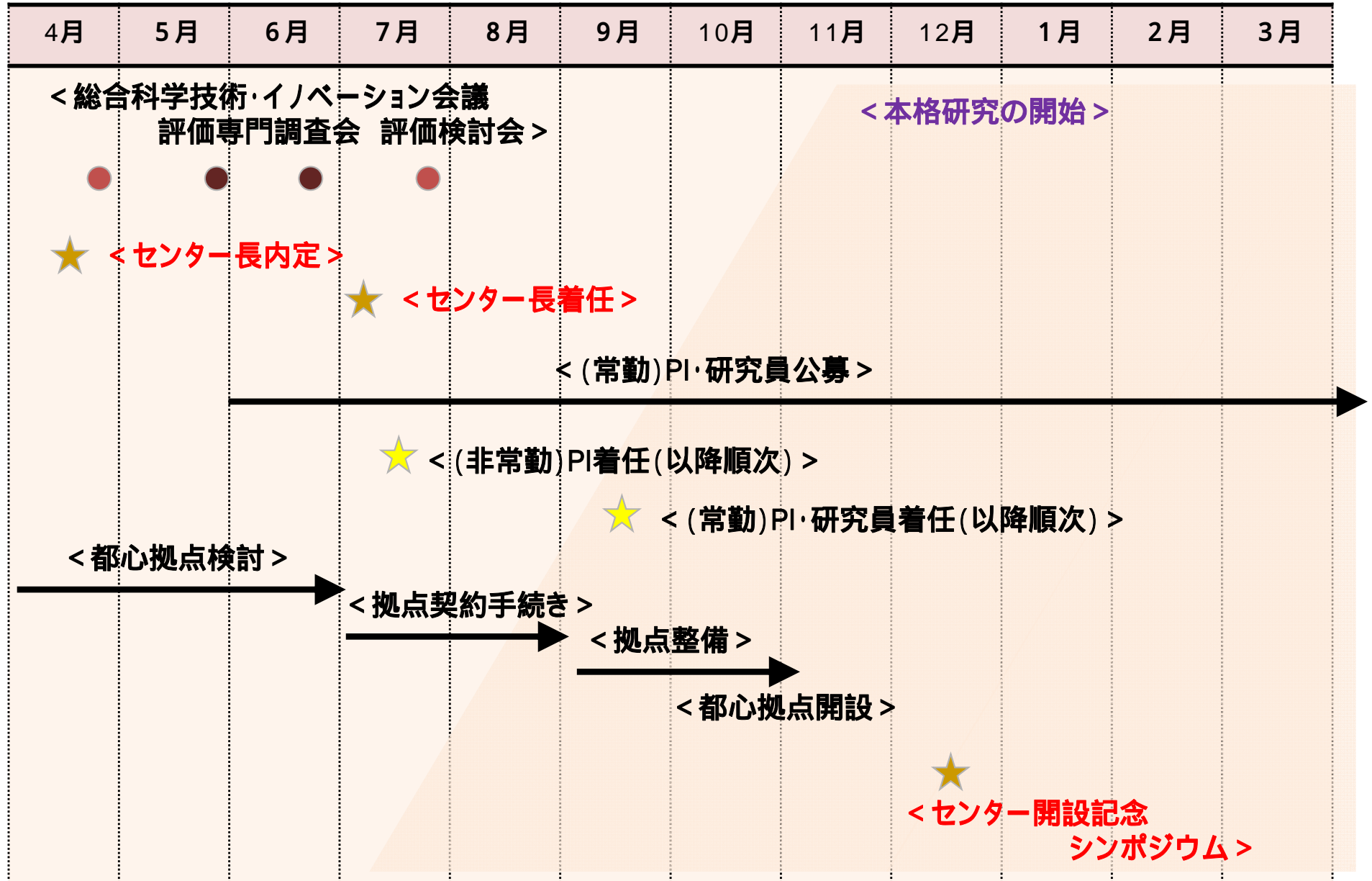
① AIPプロジェクトの研究開発スケジュールや短中長期の目標を、ターゲットとする産業・社会的課題とともに説明いただきたい。まだ決まっていなければ、いつ決まるのか。

想定される研究開発スケジュール



理研AIPの拠点構築に向けたスケジュール

平成28年度スケジュール(計画)



2 . 開発戦略、実施内容等の妥当性 (1) 研究開発の全体像 (開発戦略) の策定

② 掛け声だけで研究の軸が見えない。「世界をリードする革新的技術」とはどこが革新的なのか。「欧米とは違うアプローチ」とはどんなアプローチを考えているか。センター長として特に何がしたいのかを示してほしい。

- 欧米の巨大IT企業はビッグデータを用いたディープラーニング技術で先行
 - ・しかし、ラベル付きのビッグデータが収集困難／不可能な応用分野も多い（例：医療診断，橋梁検査）
 - ⇒ 現在の技術の限界を見究めるとともに、全く新しいアプローチを模索する必要がある

- 日本の限られた予算で、欧米の巨大IT企業に対抗できるのか？
 - ・それらの巨大企業は、先端的な技術を持つベンチャー企業の買収によって新技術を吸収している
 - ⇒ 日本でも独自の尖った技術を開発すれば、フロントランナーになれるチャンスがある

- 優秀な理論研究者を結集し、ディープラーニングとは異なる独自の尖った基礎技術を網羅的に開発し、洗練させ、応用していく。例えば：
 - ・異常値・雑音を含むデータに対する超ロバスト学習の実現
（（非凸最適化にもかかわらず）性能が理論的に保証される学習アルゴリズム）
 - ・マルチモーダルデータに対する最適な学習アルゴリズムの実現
（最適な予測性能が得られる理論保証のある学習アルゴリズム）
 - ・ストリーミングデータに対するリアルタイム学習の実現
（データ独立性などの強い仮定が無くても性能が理論的に保証される学習アルゴリズム）

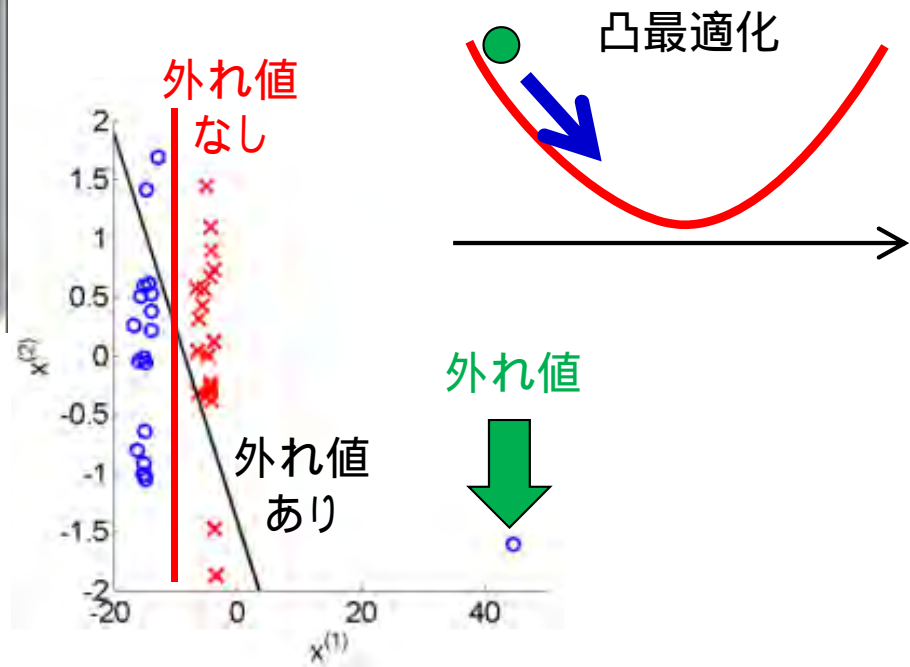
異常値・雑音を含むデータに対する超ロバスト学習の理論

□ 通常のサポートベクトルマシン(SVM): 凸なので最適化しやすいが, 異常値・雑音に弱い

ν -SVM (凸最適化)

$$\min_{f,b,\rho} -\nu\rho + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \underbrace{\max\{\rho - y_i(f(x_i) + b), 0\}}_{\text{ヒンジ損失}} + \underbrace{\frac{1}{2}\|f\|_{\mathcal{H}}^2}_{\text{正則化項}}$$

ν : サポートベクトルの割合 (モデルの次元). $\nu \in (0, \nu_{\max}] \subset (0, 1]$.



□ ロバストなサポートベクトルマシン:
非凸なので最適化しにくい, 異常値・雑音に強い

robust (ν, μ) -SVM. ν : サポートベクトルの割合, μ : 外れ値の割合

$$\min_{f,b,\rho,\eta} -\nu\rho + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \eta_i \cdot \max\{\rho - y_i(f(x_i) + b), 0\} + \frac{1}{2}\|f\|_{\mathcal{H}}^2$$

subject to $\eta_i \in \{0, 1\}, \sum_{i=1}^m \eta_i \geq m(1 - \mu)$ (i.e., #outlier $\leq m\mu$)

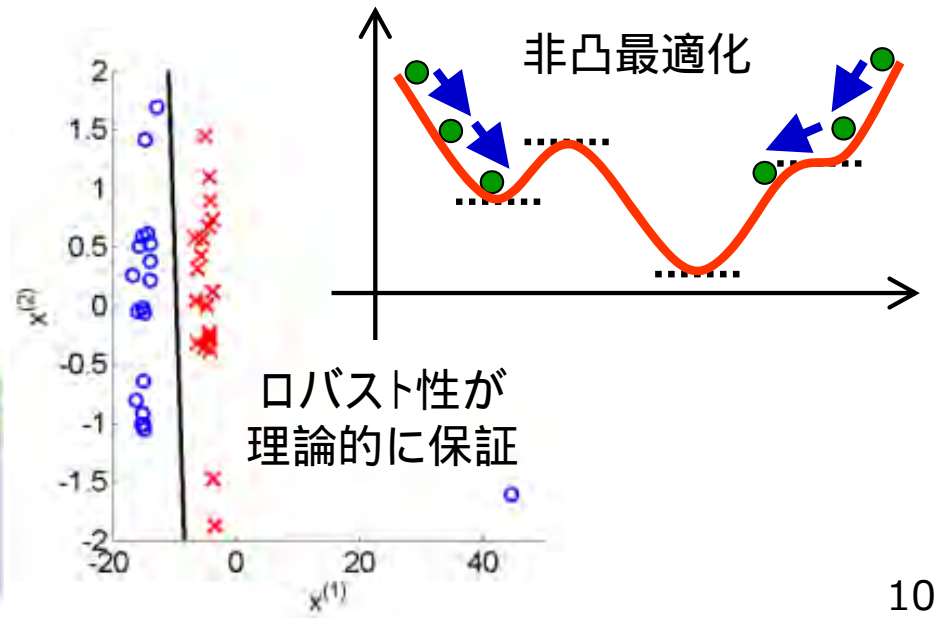
非凸最適化. DC(Difference of Convex) アルゴリズムを適用可

局所解でもロバスト性が理論的に保証

Theorem (有界カーネルのとき)

[BP of robust (ν, μ) -SVM] = μ BP: Breakdown point

$\iff 0 < \nu < 2(r_D - 2\mu), r_D = \frac{1}{m} \min\{\#pos, \#neg\}$



マルチモーダルデータに対する最適学習の理論

□ マルチモーダルデータに対するナイーブな学習

$$n^{-\frac{2\alpha}{2\alpha+Kp}}$$

次元の呪いを受ける

K: モダリティ数
 p: 各モダリティの次元数
 α: 関数空間の複雑さ

□ マルチモーダルモデルを用いた学習:

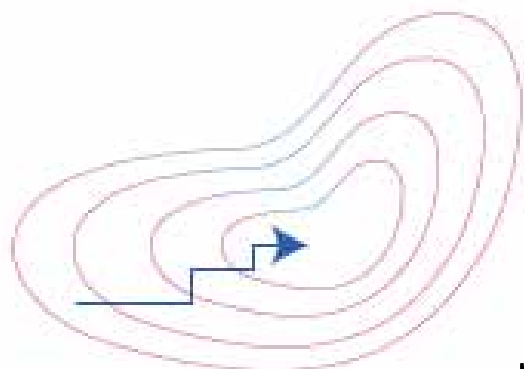
$$f(x^{(1)}, \dots, x^{(K)}) = \sum_{r=1}^d f_r^{(1)}(x^{(1)}) \times \dots \times f_r^{(K)}(x^{(K)})$$

・交互方向最適化学習法

Update $f_r^{(k)}$ for a certain index (r, k) while other components are fixed:

$$F(\{f_r^{(k)}\}_{r,k}) := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{r=1}^d \prod_{k=1}^K f_r^{(k)}(x_i^{(k)}) \right)^2 \quad (\text{Empirical error})$$

$$\hat{f}_r^{(k)} \leftarrow \arg \min_{f_r^{(k)}} \left\{ F(f_{r,k} | \{\hat{f}_{r',k'}\}_{(r',k') \neq (r,k)}) + \underbrace{R(f_r^{(k)})}_{\text{regularization}} \right\}$$



$$d^* K n^{-\frac{2\alpha}{2\alpha+p}}$$

次元の呪いを受けない

minimax最適値を漸近的に達成

・ベイズ推論:

$$\underbrace{p(f|D_n)}_{\text{Posterior}} \propto \underbrace{p(D_n|f)}_{\text{Likelihood of data } D_n} \underbrace{p(f)}_{\text{Prior}}$$

• For all $(r, k) \in [d] \times [K]$,

$$\lambda_r^{(k)} \sim \text{Exp}(1) \quad (\text{scaling parameter})$$

$$f_r^{(k)} \sim \text{GP}_{r,k}(\cdot | \lambda_r^{(k)})$$

where $\text{GP}_{r,k}(\cdot | \lambda_r^{(k)})$ is a Gaussian process with a kernel $k_{r,k}/\lambda_r^{(k)}$.

• Prior of the rank $d = 1, \dots, d_{\max}$: $\pi(d) \propto \xi^d$ for $0 < \xi < 1$.

ストリーミングデータに対するリアルタイム学習の理論

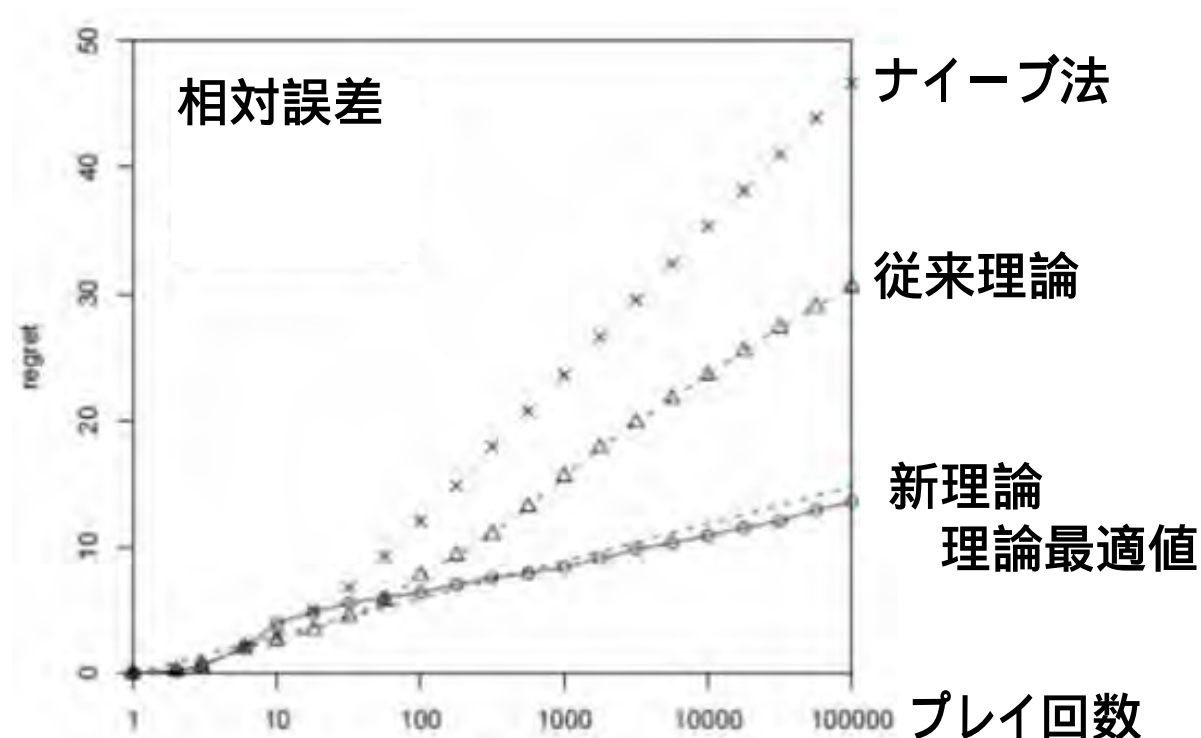
- **敵対的・非規則的に**与えられるデータに対する逐次学習(例: 囲碁, オンライン広告の最適配信, 目的地までの最速ルートの探索, 機械学習法の自動チューニング)
- 数学的定式化: **多腕バンディット問題**
 - ・ 当たり確率が裏で操作されている多数のスロットマシンから, 最大の利益を得たい



- **ナイーブ法**: これまでのデータに基づいて, 平均利益が一番高い台を選ぶと, 裏をかかれて損をしてしまう

- **従来理論**: 利益の平均 + 標準偏差が最大の台を選んでプレイすると良い

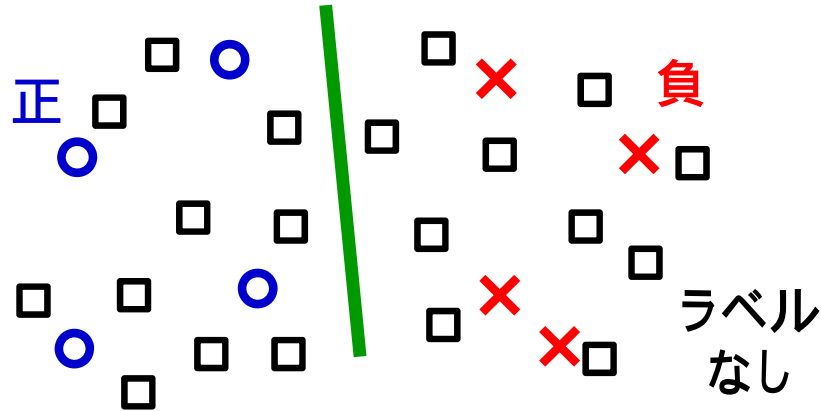
- **新しい理論**: 当たり確率が低いとわかっている台を意図的に一定回数選んでプレイすると良い



2. 開発戦略、実施内容等の妥当性 (3) 効果的な研究開発テーマの選定

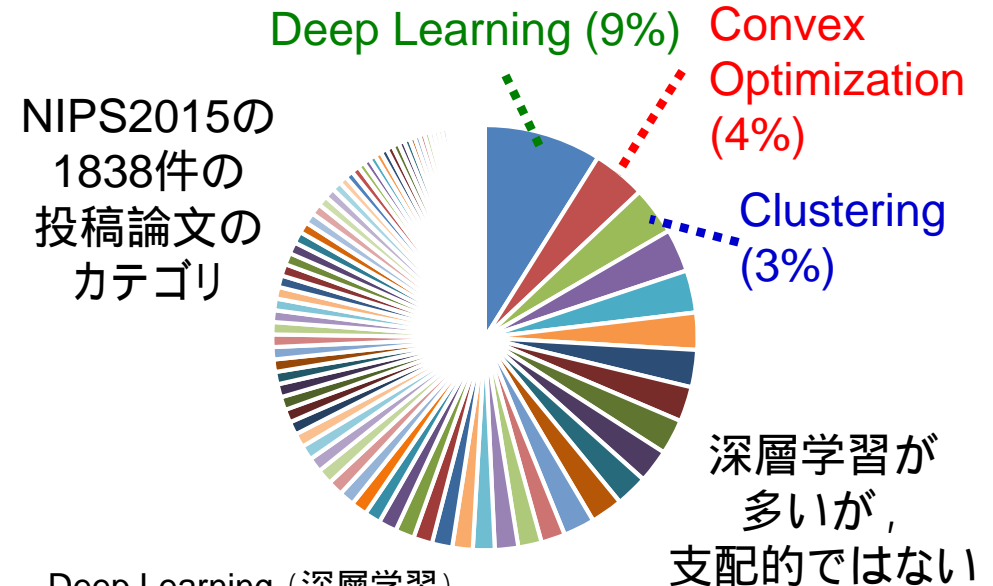
- ① センター長が着眼している「高精度・低コストの学習」について、具体的なアイデアはあるのか。当該分野の海外・民間の研究動向はどうなっているのか。

高精度・低コストの学習の実現



- 標準的なパターン認識問題: 正と負のラベルの付いた学習データを用いて分類器を学習
→ ラベル付きデータを大量に集めるのには多大なコストがかかる、もしくはそもそもラベル付きデータを大量に集めることができない
 - 低コストの学習パラダイムの例:
 - ・ 正のラベル付きデータと、ラベルなしデータだけから(負のラベル付きデータは使わない)分類器を学習する手法
 - ・ ラベルなしデータだけから分類器を学習する手法(単なる教師なしクラスタリングとは全く異なるアプローチ)
 - ・ 少量の正と負のラベル付きデータと、ラベルなしデータから分類器を学習する手法(これまでの半教師付き学習とは全く異なるアプローチ)
- このような設定のもとで、正と負の学習データを用いて分類器を学習する標準的な手法と同等な性能を達成できるような学習理論の構築、および、実用的なアルゴリズムを開発する。

深層学習以外の多様な手法の可能性



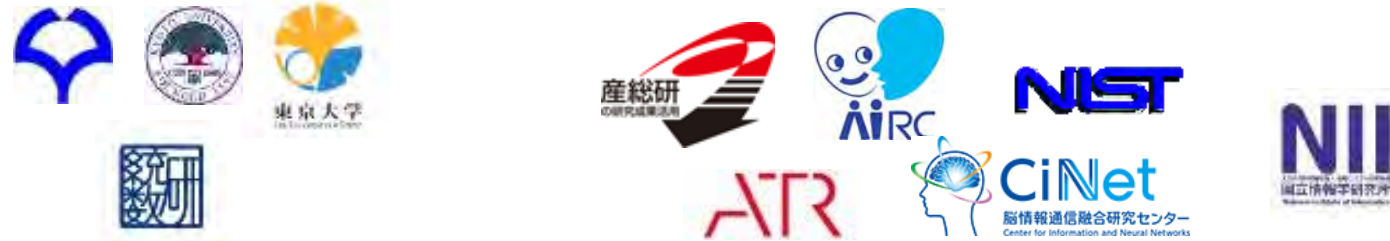
- Deep Learning (深層学習)
- Convex Optimization (凸最適化)
- Clustering (クラスタ分析)
- Kernel methods, SVM (カーネル法、サポートベクターマシン)
- Gaussian processes (ガウス過程)
- Probabilistic Graphical models (確率的グラフィカルモデル)
- Bayesian methods (ベイズ法)
- Dimensionality reduction (次元削減)
- Manifold learning (多様体学習)
- Model selection (モデル選択)
- Relational learning (関係学習)
- Structured learning (構造データ学習)

2 . 開発戦略、実施内容等の妥当性

(1) 研究開発の全体像 (開発戦略) の策定

③ 人工知能技術全体を俯瞰したうえで、国内外の研究動向はどうなっているかを示してほしい。それに対し、我が国の強み・弱みをどう考え、AIPプロジェクトでは何に取り組むのか、センター長の意見を伺いたい。

		基礎理論 (離散構造・組合せ論)		機械学習・ 深層学習		知能ロボティクス		言語情報 処理応用		ビッグデータ 解析技術	
日本	基礎研究		↗		→		↗		→		→
	応用研究・開発		↗		→		↗		→		↗
	産業界		→		↗		↗		↗		↗
米国	基礎研究		↗		→		↗		→		↗
	応用研究・開発		↗		→		↗		→		↗
	産業界		↗		→		↗		→		↗
欧州	基礎研究		↗		→		↗		→		↗
	応用研究・開発		↗		→		↗		→		↗
	産業界		→		→		→		→		↗
中国	基礎研究		↘		→		→		↗		↗
	応用研究・開発		↘		↗		↗		→		↗
	産業界	×	↘		↗		↗		→		↗



		基礎理論 (離散構造・組合せ論)	機械学習・ 深層学習	知能ロボティクス	言語情報 処理応用	ビッグデータ 解析技術
日本	基礎研究	↗	→	↗	→	→
	応用研究・開発	↗	→	↗	→	↗
	産業界	→	↗	↗	↗	↗



AAAIトピックの変遷

AAAIのセッション・発表タイトルからトピックを抽出



Year	Topic01	Topic02	Topic03	Topic04	Topic05	Topic06	Topic07	Topic08	Topic09	Topic10	Topic11	Topic12	Topic13	Topic14	Topic15	Topic16	Topic17	Topic18	Topic19	Topic20	Topic21
1980	4.7%	5.0%	4.0%	4.1%	3.9%	4.4%	5.0%	3.0%	5.0%	5.0%	3.4%	3.4%	3.7%	5.2%	5.9%	4.4%	4.4%	4.0%	2.7%	3.9%	3.5%
1982	3.7%	5.1%	4.0%	4.7%	4.1%	5.7%	5.0%	3.8%	3.8%	7.0%	5.0%	3.4%	4.3%	6.7%	4.2%	3.0%	4.0%	4.4%	7.0%	3.9%	4.9%
1983	3.4%	4.1%	4.0%	3.7%	5.2%	5.7%	5.0%	3.0%	4.4%	6.0%	8.0%	4.2%	4.0%	5.7%	3.6%	3.0%	3.7%	3.2%	10.7%	3.4%	3.9%
1984	3.7%	6.0%	4.0%	3.8%	4.1%	5.7%	4.0%	3.6%	4.0%	6.2%	3.8%	3.7%	4.2%	6.7%	3.2%	3.0%	3.7%	3.4%	6.7%	5.0%	6.7%
1986	2.7%	6.4%	4.5%	4.9%	2.4%	8.7%	4.3%	3.1%	4.1%	5.1%	4.0%	2.0%	3.1%	12.8%	5.7%	2.6%	4.3%	2.7%	9.0%	2.0%	4.8%
1987	3.8%	4.1%	4.2%	3.8%	3.8%	7.7%	3.7%	2.6%	3.7%	4.6%	5.8%	3.6%	4.0%	11.2%	3.7%	3.3%	4.3%	3.8%	15.0%	2.7%	4.9%
1988	4.4%	4.1%	4.2%	4.4%	4.7%	5.1%	4.0%	3.4%	4.7%	5.4%	4.8%	3.4%	3.5%	6.0%	4.3%	3.8%	3.9%	4.0%	15.5%	4.6%	6.1%
1990	4.3%	4.7%	3.8%	4.1%	3.6%	10.5%	3.1%	3.4%	3.2%	5.0%	4.3%	4.1%	3.7%	9.3%	4.2%	3.7%	4.9%	3.9%	6.9%	3.8%	5.2%
1991	3.3%	4.0%	4.8%	3.5%	4.1%	7.8%	5.0%	3.6%	3.2%	5.7%	3.7%	3.3%	5.0%	9.0%	3.8%	6.0%	3.6%	4.1%	8.9%	3.4%	3.9%
1992	4.3%	4.2%	4.1%	3.7%	3.8%	5.8%	4.4%	4.3%	4.9%	5.3%	5.8%	3.8%	4.2%	5.7%	4.4%	4.1%	3.0%	4.9%	3.5%	5.7%	6.2%
1993	4.0%	4.6%	4.1%	4.1%	4.4%	5.8%	4.6%	4.6%	3.9%	6.2%	7.1%	3.9%	3.9%	7.8%	4.0%	4.0%	4.9%	3.9%	5.1%	3.9%	5.6%
1994	4.5%	4.4%	4.5%	4.3%	4.0%	6.8%	3.8%	3.6%	4.1%	4.8%	7.0%	4.7%	4.3%	7.2%	3.4%	4.0%	3.2%	4.2%	6.0%	3.4%	4.3%
1996	3.3%	4.1%	4.4%	4.2%	3.4%	6.7%	4.1%	4.1%	4.1%	3.8%	5.9%	4.0%	3.7%	7.1%	4.1%	5.1%	4.9%	3.7%	5.3%	8.2%	6.1%
1997	4.4%	4.9%	4.1%	3.8%	4.4%	4.9%	4.4%	3.6%	4.2%	5.0%	8.8%	6.2%	3.8%	5.5%	4.6%	3.7%	4.6%	4.8%	5.1%	5.8%	6.8%
1998	3.8%	3.7%	4.4%	4.8%	4.3%	4.8%	3.8%	4.9%	3.7%	6.6%	5.4%	6.4%	3.9%	6.8%	3.8%	4.9%	4.8%	4.3%	4.7%	5.1%	6.0%
1999	4.3%	4.1%	3.8%	4.2%	3.7%	4.8%	3.6%	4.3%	4.2%	4.6%	8.2%	5.5%	3.7%	6.7%	3.8%	4.4%	7.3%	4.1%	4.7%	4.8%	5.8%
2000	4.8%	6.1%	4.1%	5.2%	3.7%	4.2%	4.3%	4.5%	3.8%	3.6%	9.3%	5.2%	3.3%	5.3%	3.8%	5.1%	3.6%	3.4%	3.9%	5.6%	5.0%
2002	3.7%	4.3%	6.4%	3.9%	4.0%	4.5%	4.3%	5.0%	5.0%	4.8%	8.5%	5.7%	3.7%	5.2%	3.8%	5.8%	4.3%	3.5%	3.5%	4.4%	5.7%
2004	3.4%	4.0%	6.7%	3.8%	3.2%	3.4%	4.3%	6.7%	3.8%	3.9%	8.7%	6.8%	3.8%	6.0%	3.7%	7.0%	4.2%	3.2%	4.2%	5.9%	5.4%
2005	3.4%	4.9%	7.5%	3.4%	3.6%	4.5%	3.4%	3.7%	3.7%	4.3%	6.5%	6.0%	4.1%	7.8%	3.7%	6.0%	4.0%	3.2%	3.8%	6.8%	5.7%
2006	3.8%	4.1%	5.8%	3.2%	3.6%	3.7%	4.0%	7.1%	4.4%	5.0%	7.1%	5.3%	4.2%	5.8%	3.6%	7.2%	4.9%	3.5%	3.3%	5.8%	4.4%
2007	3.4%	3.8%	5.7%	4.9%	3.7%	4.2%	3.9%	5.9%	5.1%	5.0%	5.3%	6.6%	3.4%	6.2%	3.8%	7.7%	5.9%	3.3%	3.5%	4.4%	4.1%
2008	4.2%	4.8%	5.0%	3.7%	4.0%	5.4%	3.8%	6.0%	5.4%	5.4%	3.5%	4.4%	3.9%	4.4%	4.2%	9.4%	4.4%	4.6%	3.5%	3.7%	4.1%
2009	3.8%	4.8%	5.4%	4.9%	4.1%	4.8%	3.8%	8.2%	4.9%	4.8%	5.8%	6.7%	3.4%	5.1%	3.6%	8.6%	3.7%	3.7%	4.1%	3.6%	3.2%
2011	4.5%	4.0%	4.8%	4.0%	3.7%	3.2%	4.9%	8.7%	5.4%	3.2%	3.9%	6.4%	3.5%	8.5%	4.0%	7.4%	3.9%	3.5%	4.3%	6.0%	4.7%
2012	3.9%	3.6%	6.9%	4.7%	3.2%	3.2%	3.8%	7.8%	5.4%	4.4%	3.9%	7.8%	3.8%	5.9%	2.9%	10.6%	4.1%	4.0%	3.9%	4.7%	3.6%
2013	2.2%	3.8%	3.5%	2.9%	4.8%	2.8%	3.3%	11.6%	18.1%	3.8%	6.4%	3.3%	2.9%	3.9%	2.9%	6.9%	4.3%	3.6%	3.7%	5.3%	7.9%
2014	3.3%	4.8%	5.8%	4.7%	3.3%	3.9%	4.1%	7.0%	5.1%	4.0%	6.4%	6.7%	3.9%	5.4%	3.3%	11.0%	3.0%	3.1%	3.3%	3.3%	4.7%
2015	3.3%	3.8%	6.1%	4.1%	3.8%	4.3%	4.4%	7.3%	5.9%	3.3%	5.7%	8.6%	3.9%	4.5%	3.8%	11.3%	3.7%	3.6%	3.9%	3.9%	4.0%
2016	4.8%	4.5%	5.0%	4.0%	3.8%	4.7%	5.3%	8.4%	5.8%	5.4%	4.8%	4.8%	3.6%	4.2%	4.7%	6.9%	4.9%	3.9%	4.2%	3.8%	3.7%

最近の10年間においては、機械学習のトレンドが顕著となっている。