



「次世代人工知能・ロボット中核技術開発」
(人工知能分野) 中間成果発表会
— 人間と相互理解できる人工知能に向けて —

計算神経科学に基づく 脳データ駆動型人工知能の研究開発

平成29年3月29日

国際電気通信基礎技術研究所

石井 信

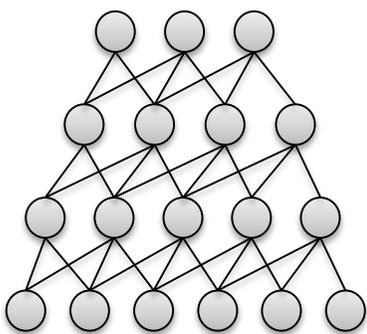
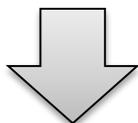
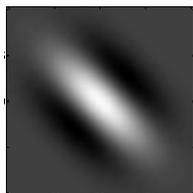
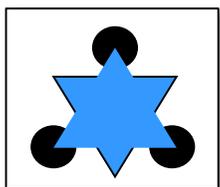
共同研究機関： 東京大学新領域創成科学研究科 京都大学情報学研究科

人工視覚野 (ロボットの眼)

視覚認知の実現

霊長類の実験からの受容野

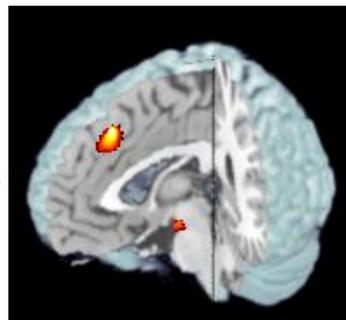
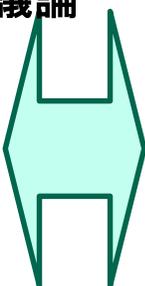
ヒューマノイド
上で統合



双方向
深層ネット
ワーク



類似性を
議論



ヒトに画像提示

画像特徴量による
デコーディング



ImageNetなど大規模画像DB

一般物体デコーディング
(脳活動からの一般物体認識)

CB-i Humanoid Robot

Eyes

配置
4本のビデオカメラ。

Ears

構造
2本のマイクロフォン。

Hands

手首
6自由度を有する。フェースサークルの
パッド等を備えることが可能。
両指、赤外線アポロアセンブリ、
そのほかCB-iの専用部品。

Arms

腕部
7自由度を有する。
3本の物体の持ち上げ可能。

Pelvis

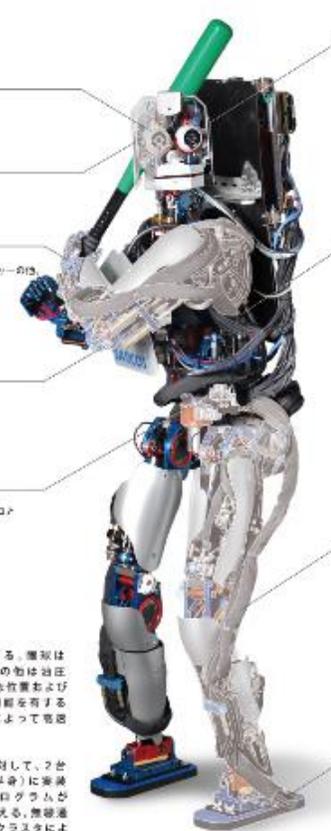
骨盤部
回転機構を有する。シャイロ
位置検出センサーを搭載。

Height : 155 cm

Weight : 85 Kg

全身51自由度を有する。関節は
電動、ハンドは空気、その他は圧
縮空気。各自由度は専用のモーターおよび
コイルバック制御機構を有する
マイクロコントローラによって電圧
に制御される。

各マイクロコントローラに対して、2台
の演算PC(上半身・下半身)に接続
された上位運動制御プログラムが
実時間で運動指令を与える。無感運
動制御も可能。詳細のPCクラスターに
よる制御が可能。

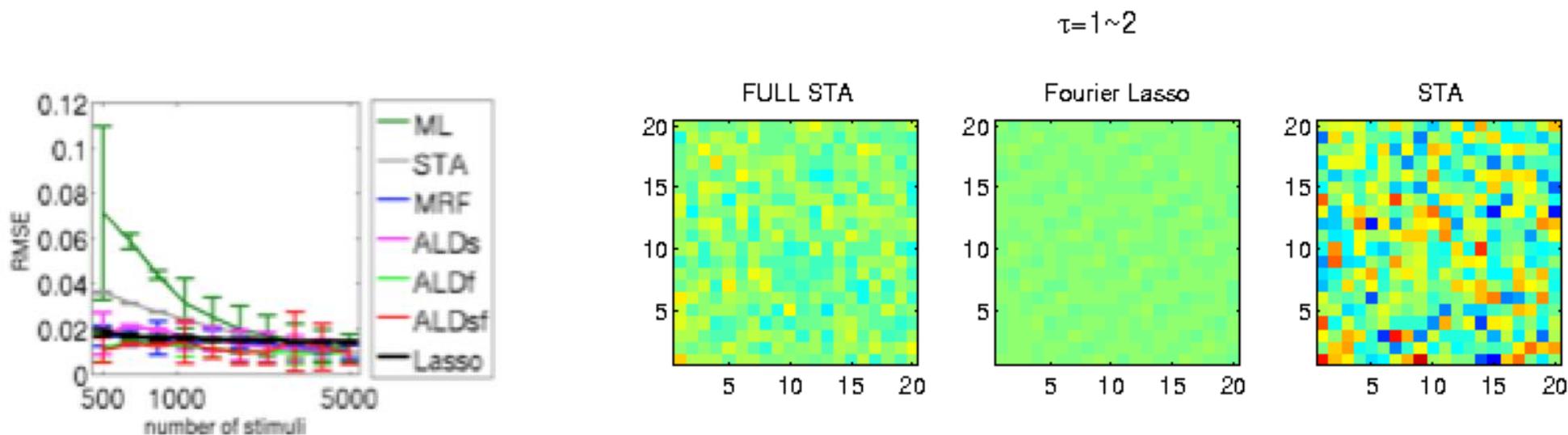


スパースモデリングによる受容野同定法 NEDO

（東京大学 岡田真人）

東京大学
THE UNIVERSITY OF TOKYO

- スパイクデータからデータ駆動的に受容野を同定するためのスパースモデリング法を開発
- 従来の最先端手法(Park and Pillow, 2011)に対して、精度・安定性の両者において優位性を示した。

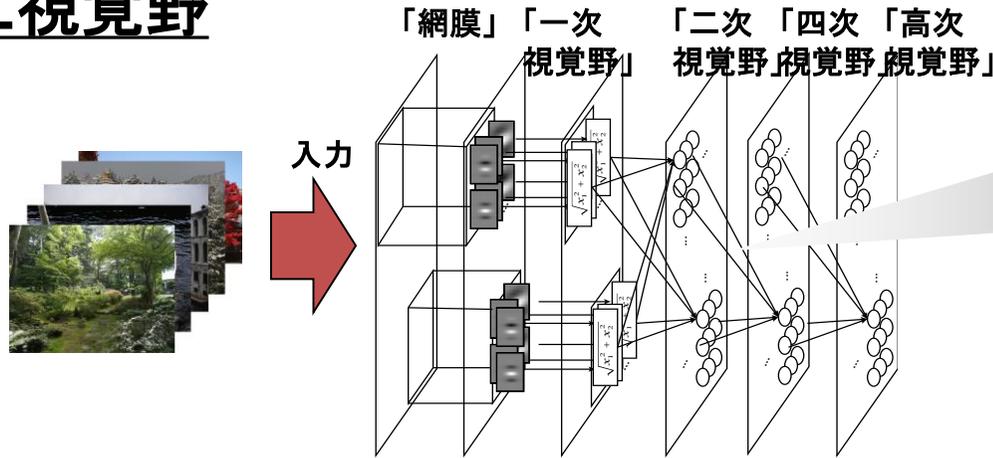


提案手法は、約5倍高効率でありながら、同等以上の性能を実現

- (a) データ数 $N=15000$ の場合の従来法の結果
(b) $N=500$ とした場合の提案法による結果
(c) $N=500$ とした場合の従来法による結果

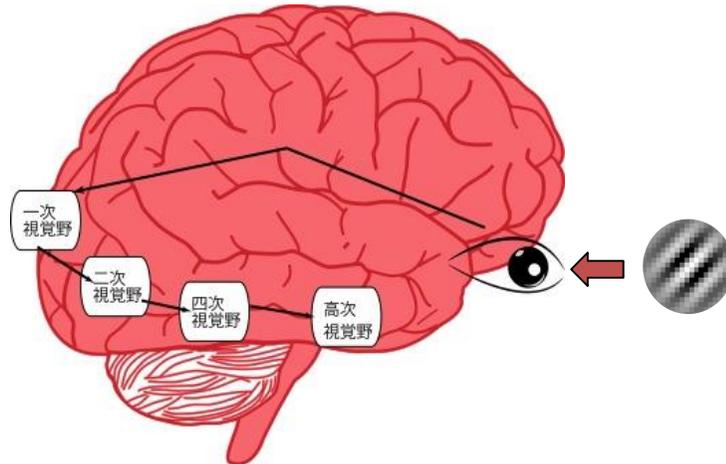
自然画像から学習

人工視覚野



サルの電気生理による受容野特性と比較

霊長類の視覚系を模して階層的モデルを設計



脳の視覚野

双方向性を有する人工視覚野モデルを、自然画像に基づき「データ駆動的」に構築することで、脳の視覚情報処理機構を解明すると共に、高度な視覚認知機能の再現を目指す。

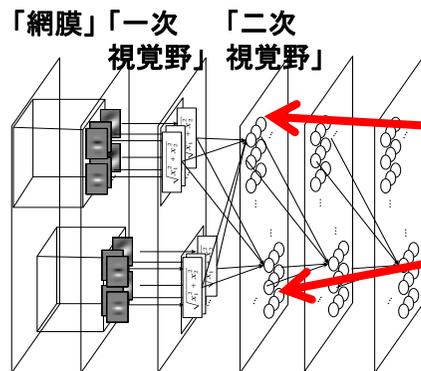
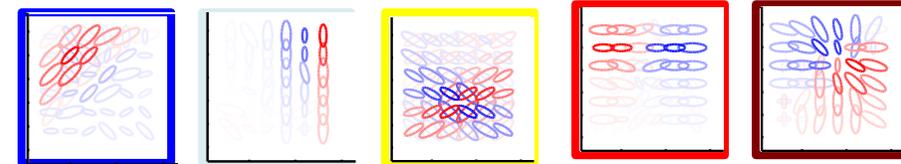
二次視覚野のモデル

(Hosoya & Hyvärinen, 2015; 2016)

- 一次視覚野に続く視覚系の「第2ステージ」
- 新しい学習法（階層的スパース符号化）を実装

モデル細胞の分類

モデル細胞の内部表現の可視化



各モデル細胞が最も反応しやすい画像特徴

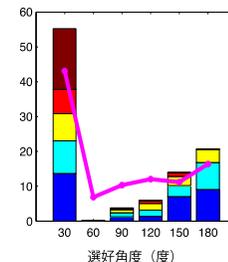
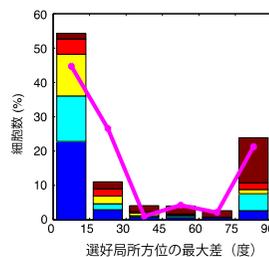


輪郭に選択的: ~75%
角に選択的: ~25%

生理学実験データとの比較

縞状の視覚刺激などに対する実際の神経細胞の反応データ

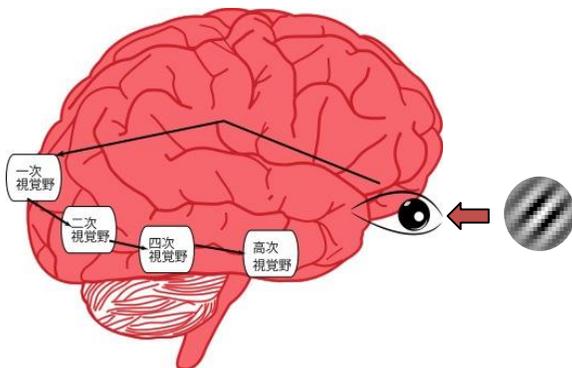
全く同じ視覚刺激などに対するモデル細胞の反応データ



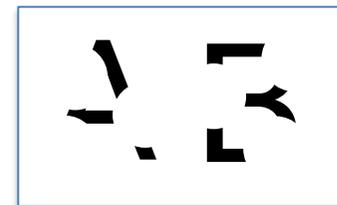
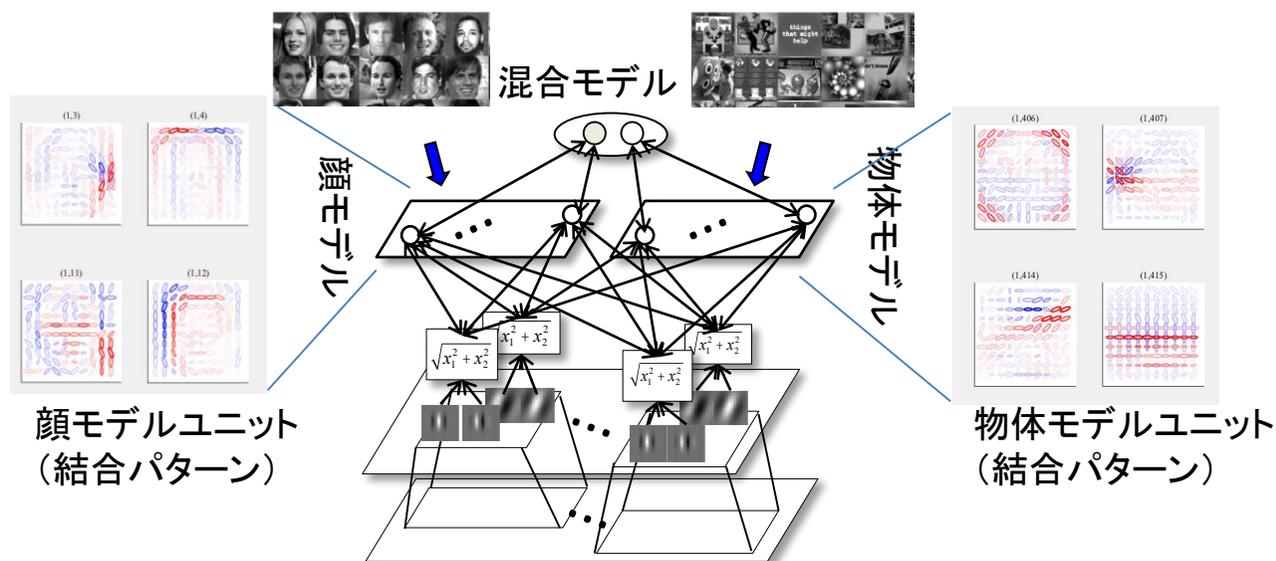
3つの実験データと定性的・定量的にマッチ

— V2

□ モデル細胞

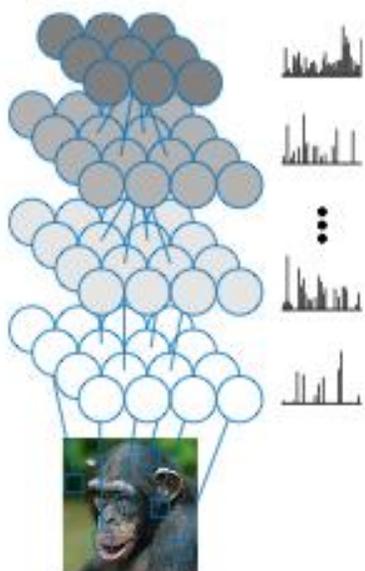


- 多階層のスパース符号化による四次視覚野モデル (Hosoya & Hyvärinen, 2015)
- 階層的な混合スパース符号化に基づく高次視覚野モデル (実施中)
- 階層モデルにおけるフィードバック機構を応用した隠れ視覚特徴の予測 (実施中)

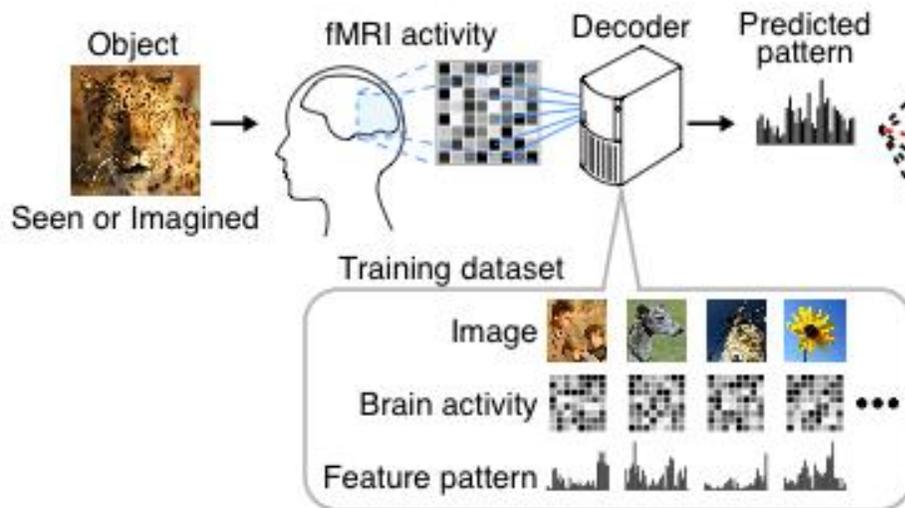


Horikawa & Kamitani, *Nature Communications* (in press)

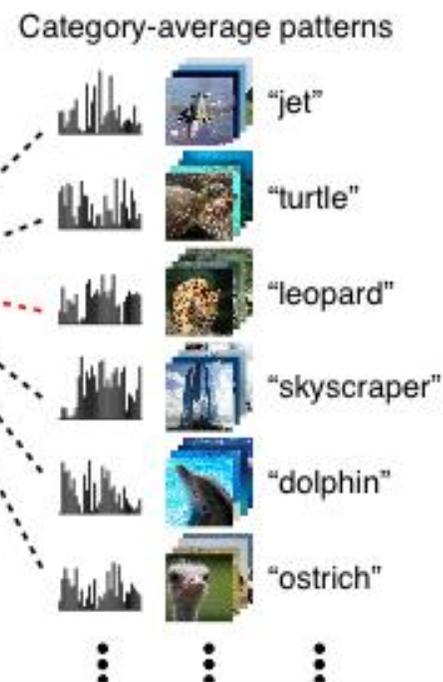
1. CNNによる 特徴抽出



2. 特徴量を予測する デコーダーの訓練



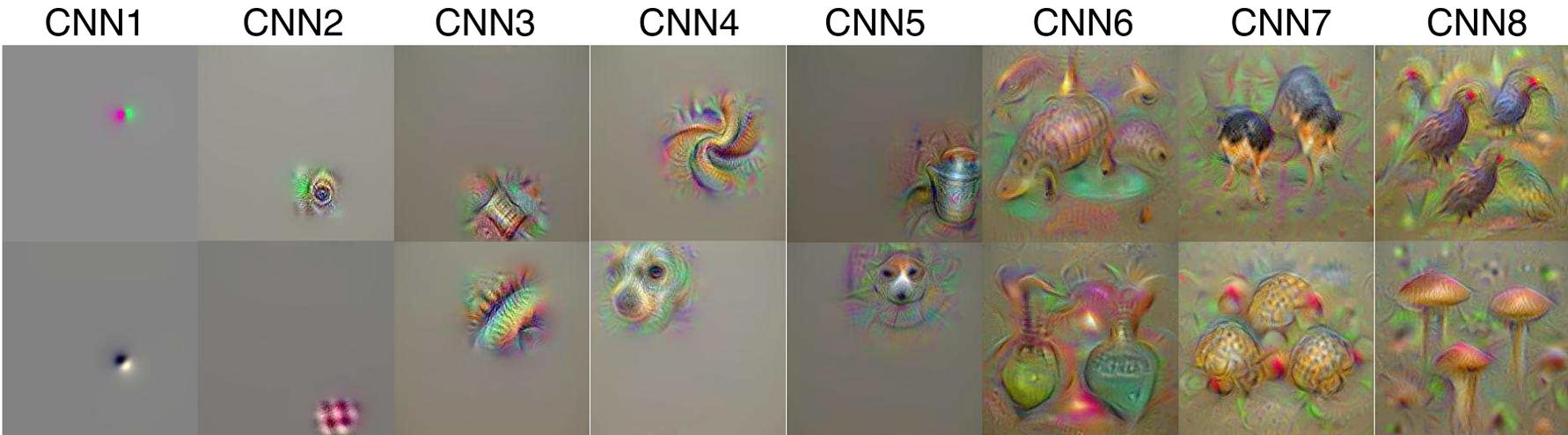
3. マッチングによる 物体カテゴリ同定



デコーダーの訓練に用いていない
未知のカテゴリも判別可能

画素最適化による 人工ニューロンの特徴の可視化

Preferred image computed for each CNN unit



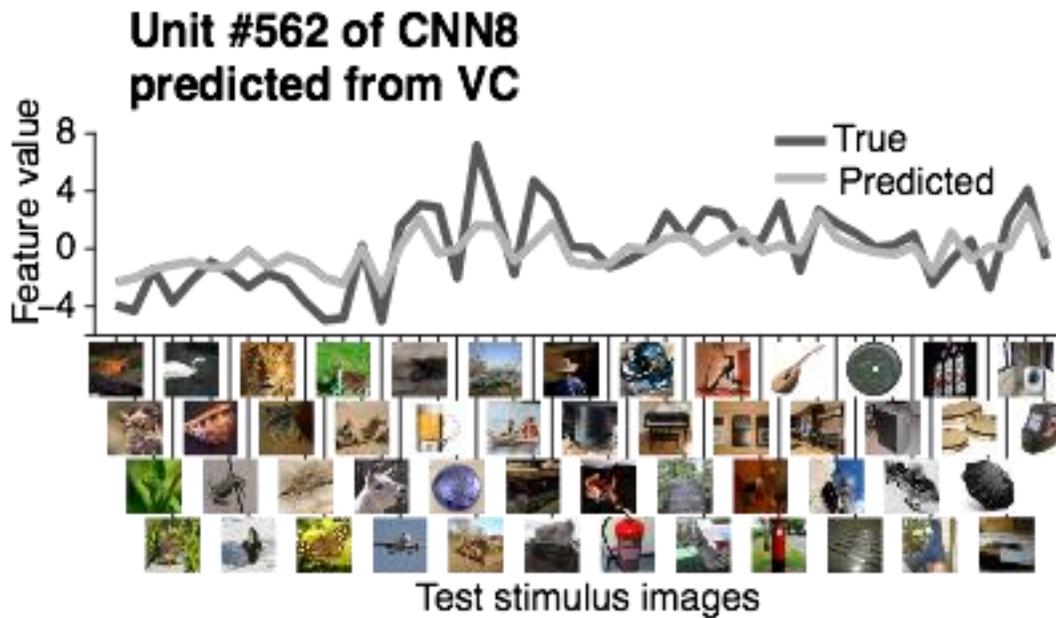
Critical features for neurons in each area

V2	V4	pIT	aIT

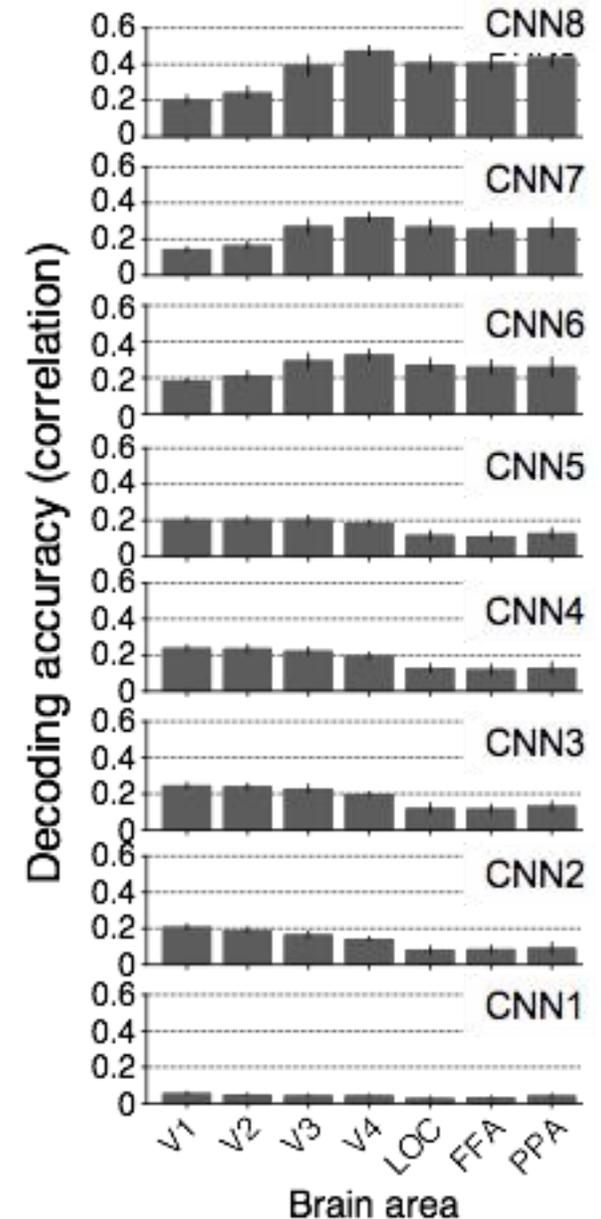
- 個々の人工ニューロンの
“preferred image” の可視化
- サルの応答特性と同様、高次領野
では複雑な特徴に反応

(Kobatake & Tanaka, 1994)

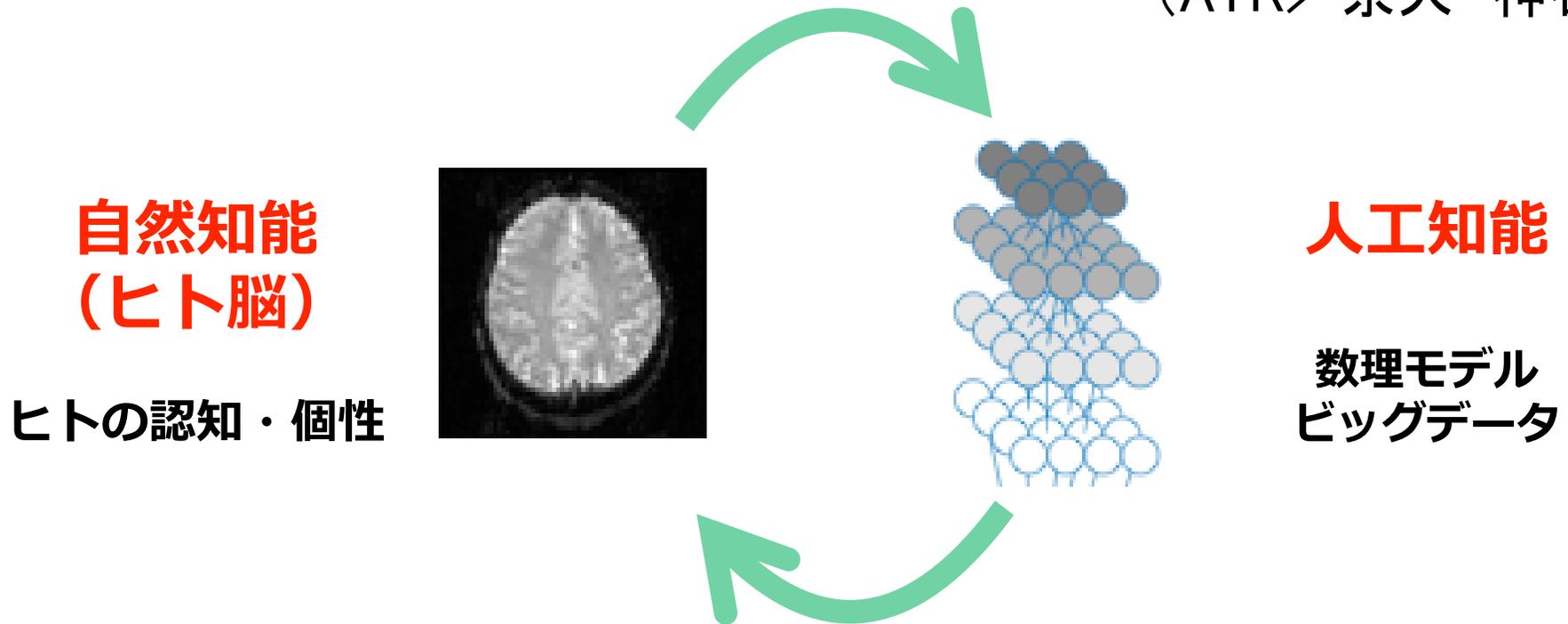
ATR ヒト視覚系と深層ネットワークとの階層的相同性 (ホモロジー)



- 高次／低次の脳部位から高階層／低階層の人工ニューロンの活動が良く予測できる
- ヒト脳活動を人工視覚野への信号に「翻訳」して利用する技術へ

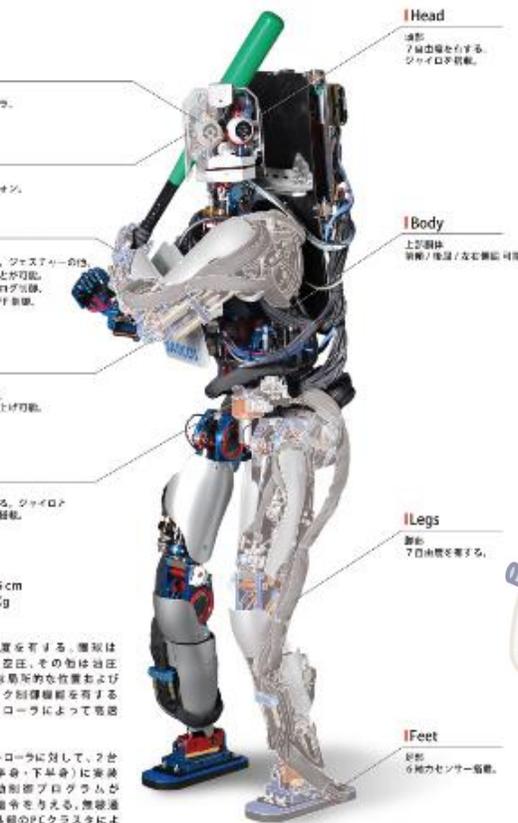


(ATR/京大 神谷之康)



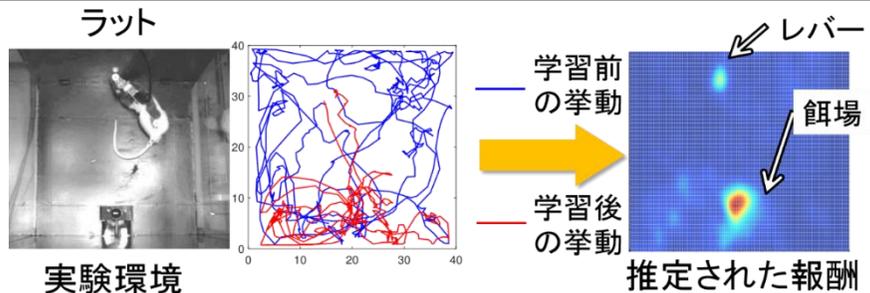
- 脳データを利用して、人工ニューラルネットをチューニング・個人化
- 人工ニューラルネットを利用して、脳をモデル化・ビッグデータと接続

Humanoid Robot

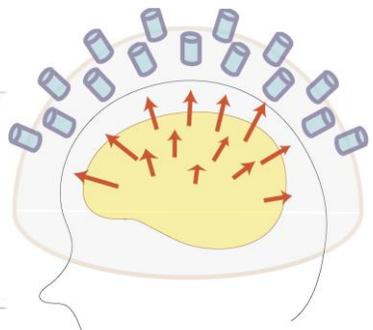


ヒューマノイド
上で統合

人工運動野 (ロボットの身体)



逆強化学習によるラットの報酬の推定



類似性を
議論

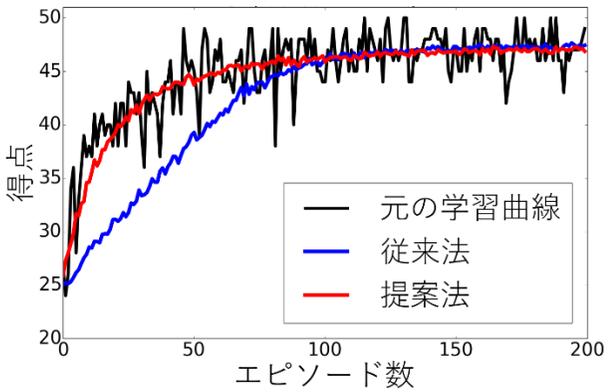


深層学習 + 逆強化学習

模倣学習・徒弟学習

順逆強化学習 + モジュール構造

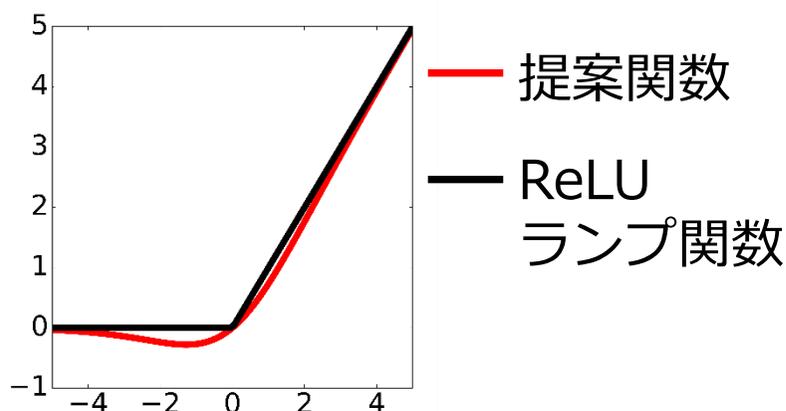
多次元特徴量による
デコーディング



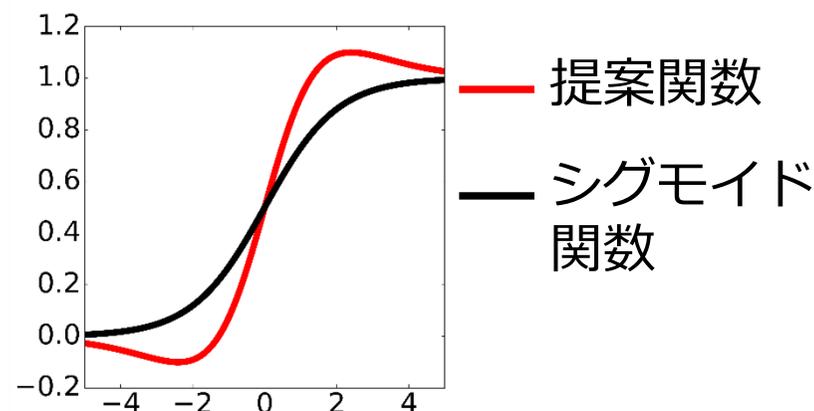
学習中の相手に対する
模倣(徒弟)学習

- 制限ボルツマンマシンに着想を得た非単調増加な活性化関数を開発

畳み込み層の活性化関数

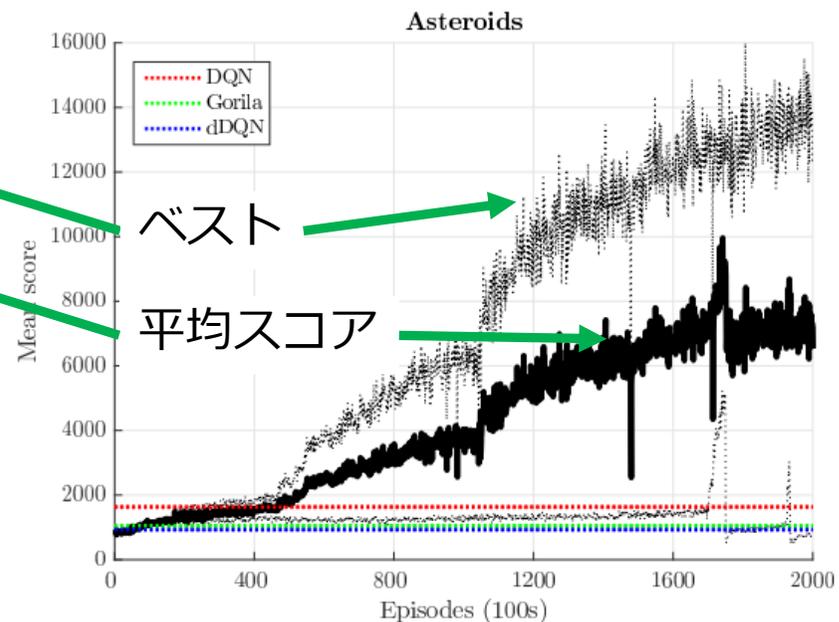
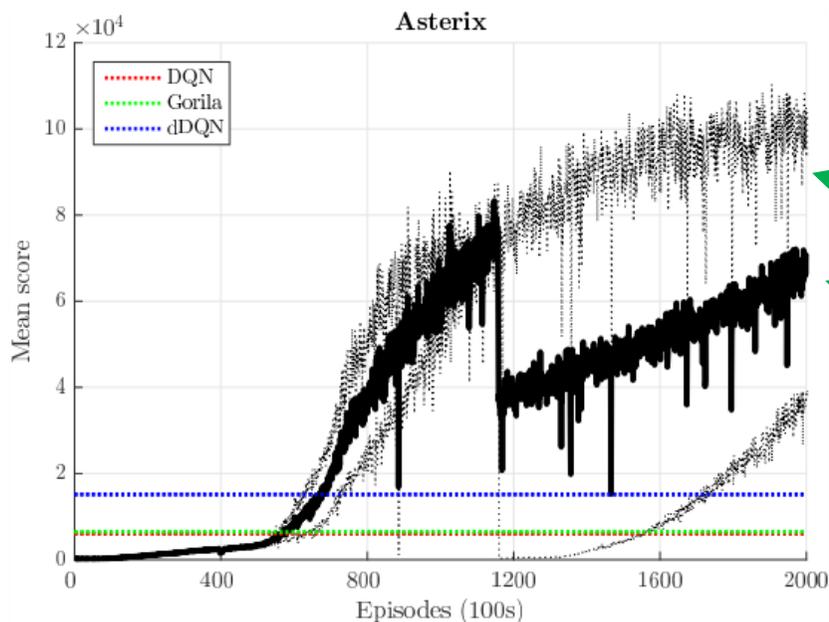


全結合層の活性化関数

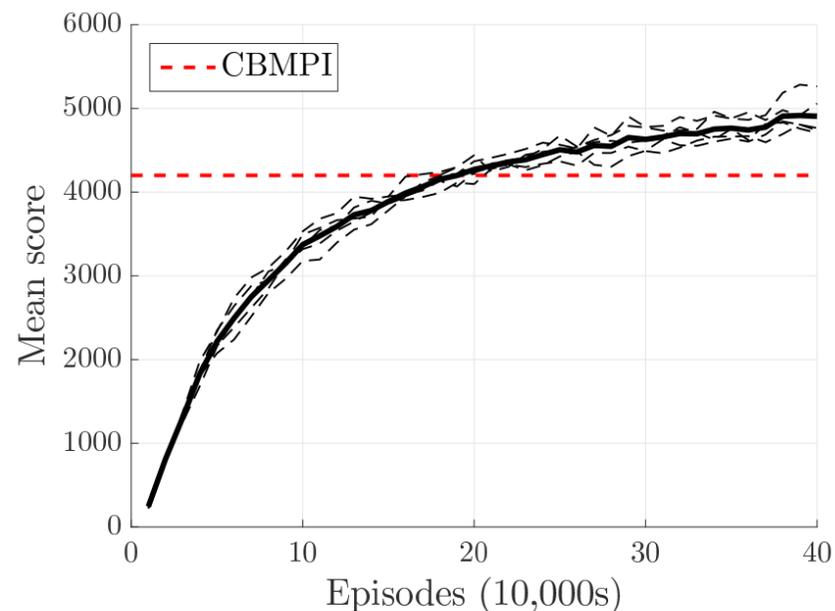
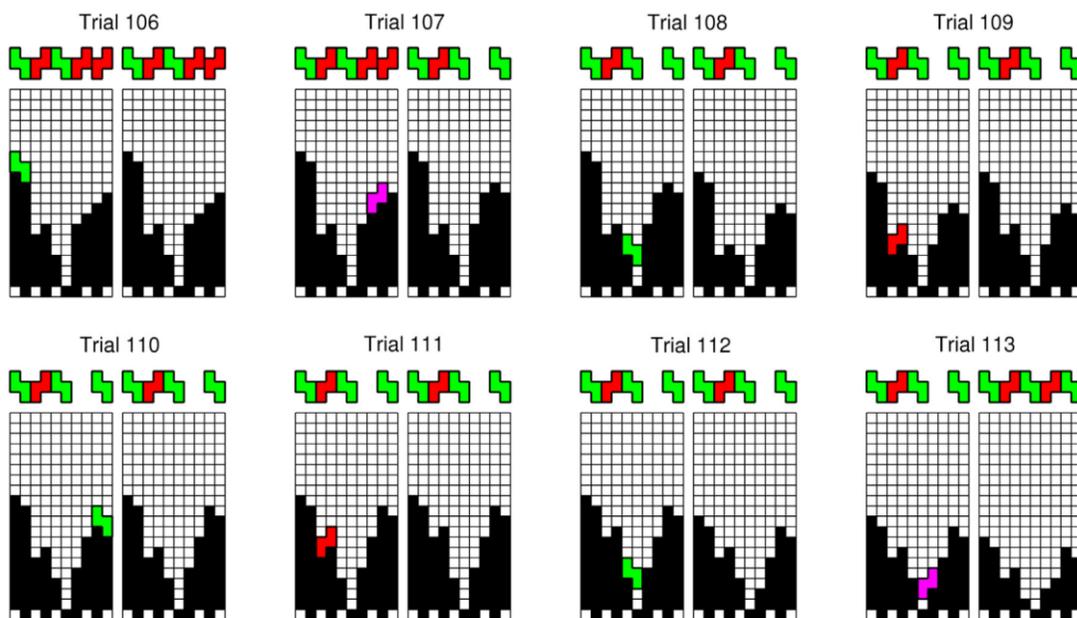


- 6種類のAtari 2600ゲームにおいて、深層強化学習 Deep Q Network (DQN)との相対的な性能を比較

手法	平均	中央値
開発手法	330%	125%
DQNの拡張(並列化)	102%	104%
DQNの拡張(DDQN)	128%	105%



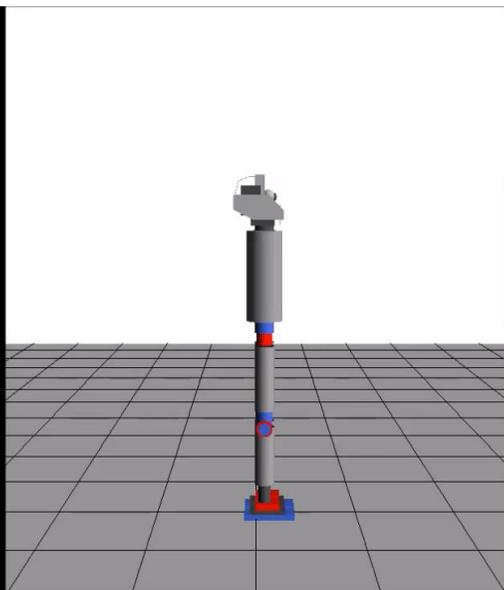
- これまでの最高性能(CBMPI, Sherrer et al. 2015)を超える性能を達成



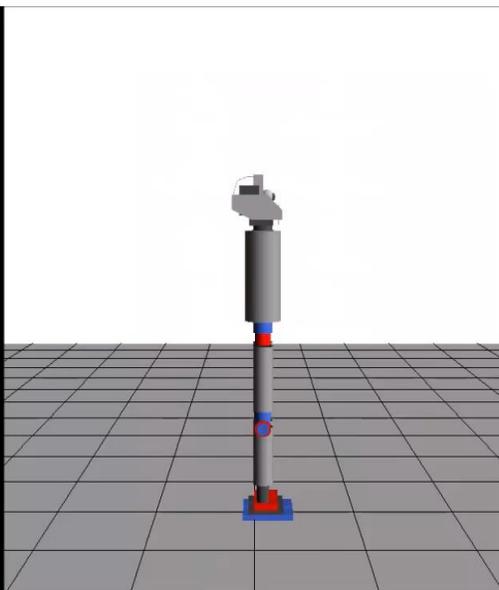
ATR 多自由度ロボットは動的な動作目的 の変化への対応が必要



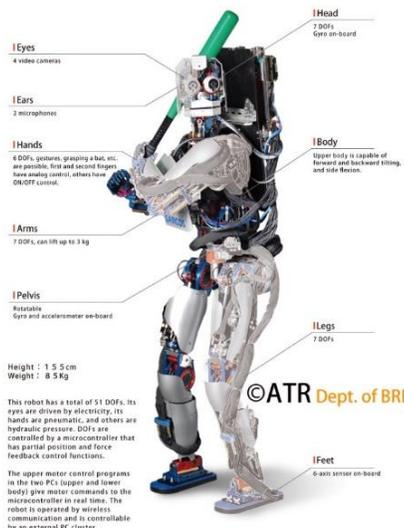
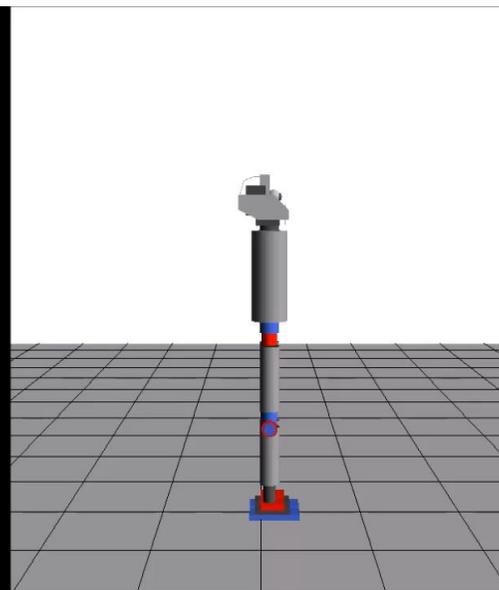
Crouching



Jumping

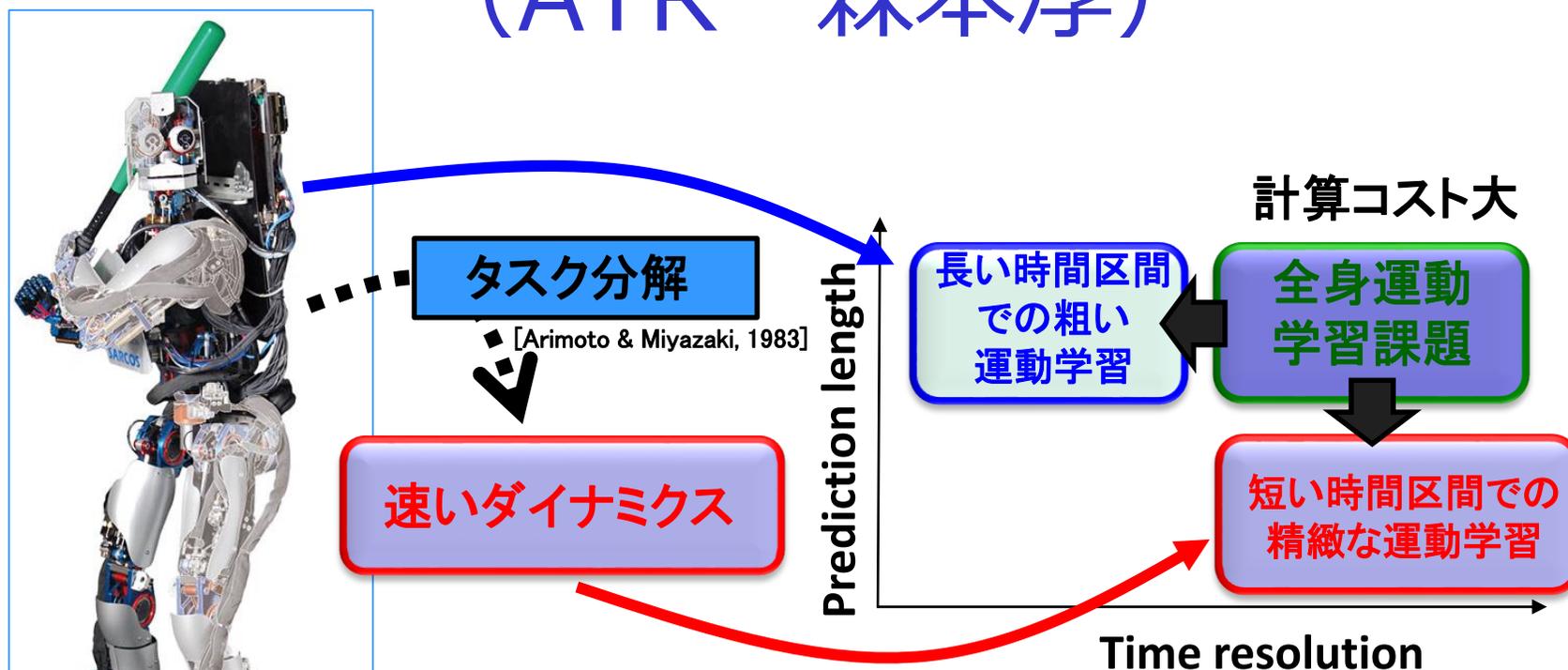


Backflip



- 逐次運動軌道学習アルゴリズムによる動的動作生成。
- 一つのアルゴリズムで動作目的に合わせた多様な動作生成が可能。
- 動的な動作目的の変化にも対応。
- 一方で、計算コスト大。リアルタイム計算が困難。

階層的強化学習法による 運動学習アルゴリズム (ATR 森本淳)

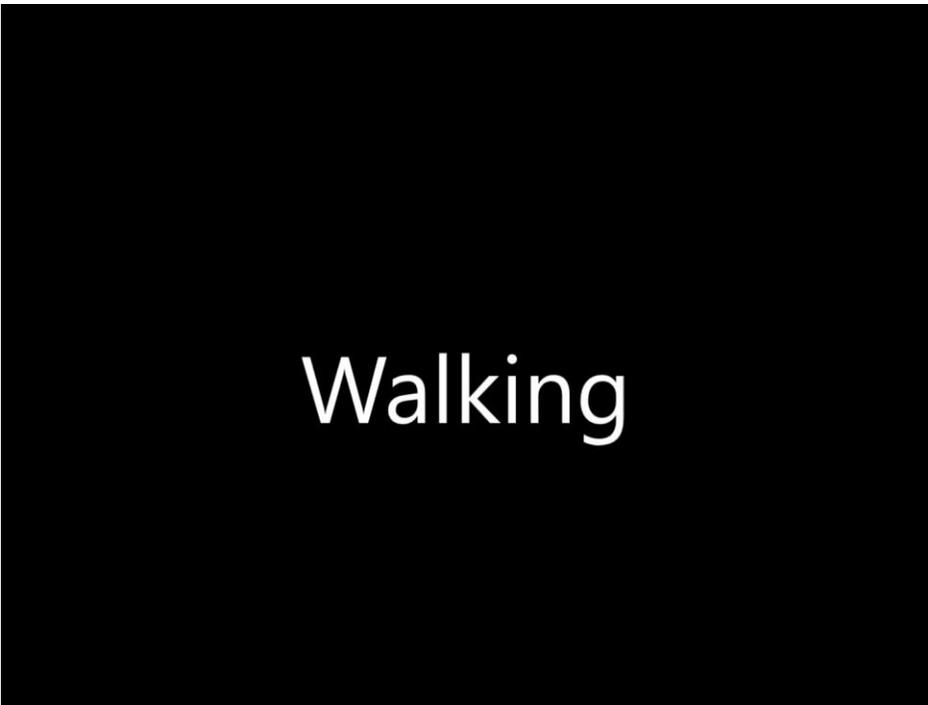


上位階層:

- 粗い時間ステップサイズで、長い時間区間での運動学習。
- 長期的な制御入力の影響を考慮。

下位階層:

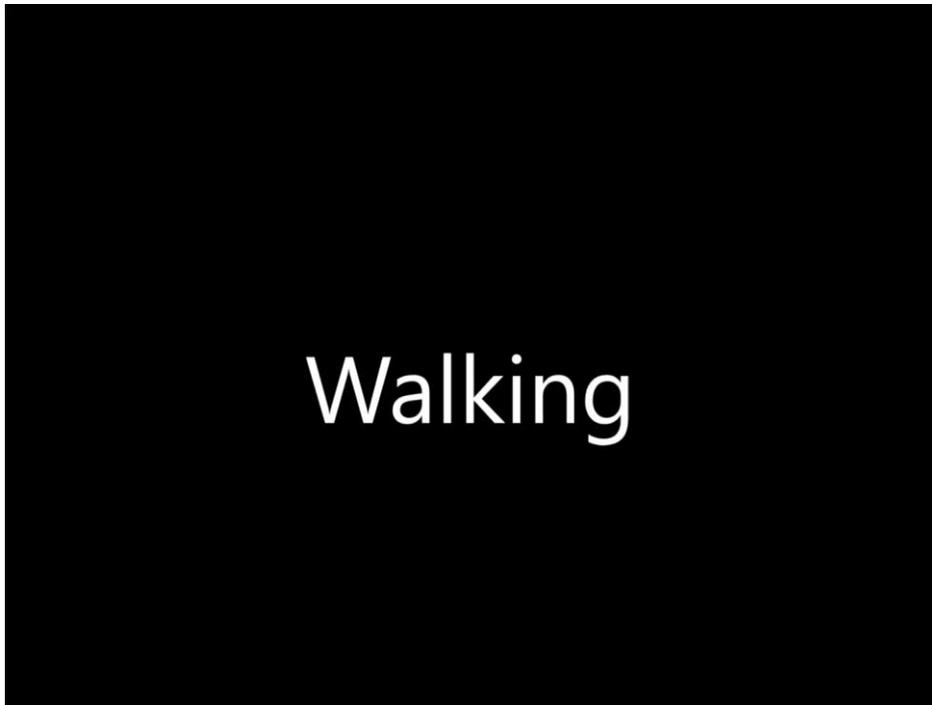
- 細かい時間ステップサイズで、短い時間区間での運動学習。
- 短期的で精緻な制御入力の影響を考慮。



Walking

階層性が無い場合

- 実時間での計算が間に合わず、妥当な運動を生成することができていない。



Walking

階層性を導入した場合

- 実時間で、多様な動作を生成することができるようになった。

ATR 順逆強化学習の高度化に向けて

ヒトの脳に学び、ヒトの動作に学ぶ効率的な運動学習アルゴリズムの開発



逆強化学習

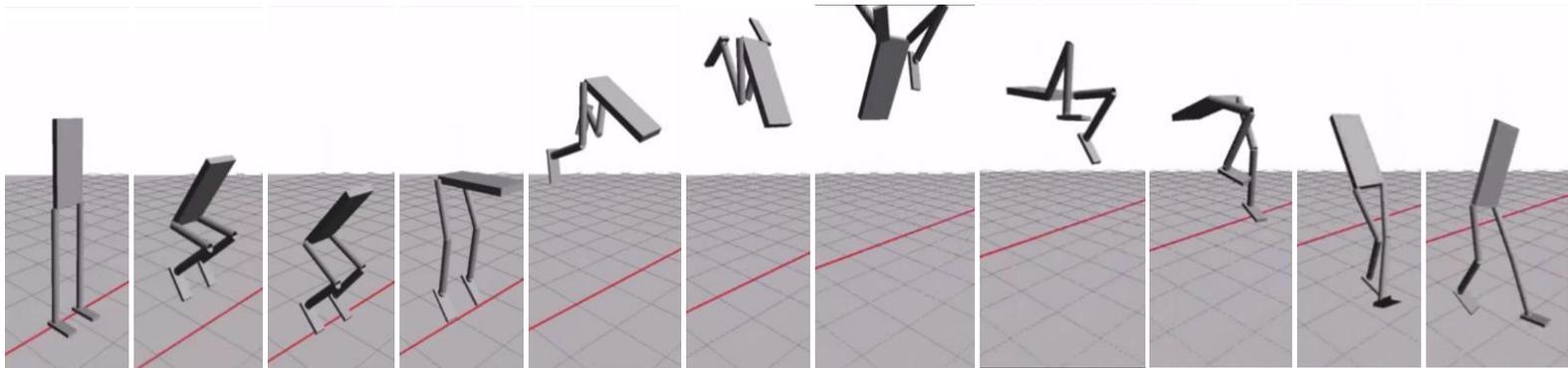
動作系列からの
報酬関数の推定



$$r(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t)$$

順強化学習

報酬関数からの
動作生成



能動学習を用いた物体追跡 (京大 大羽成征)

• 難しさ



- 追跡対象
[人物][物体]…
を事前に知らない
- 対象や背景の変化
[回転][変形]…
に高速追従する必要

- 毎秒24フレームで
学習と認識を
行う必要

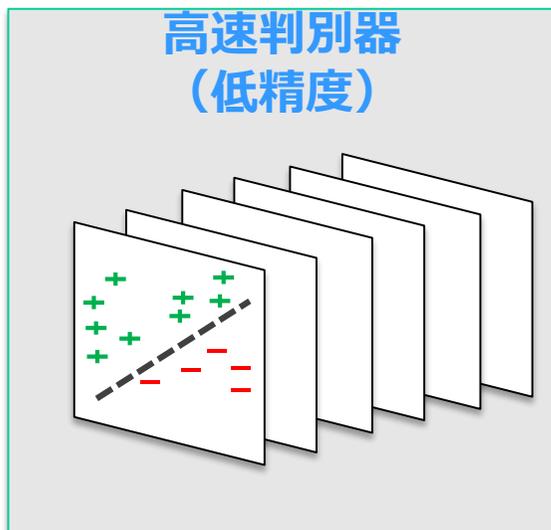


普通の深層学習
では速度不足！

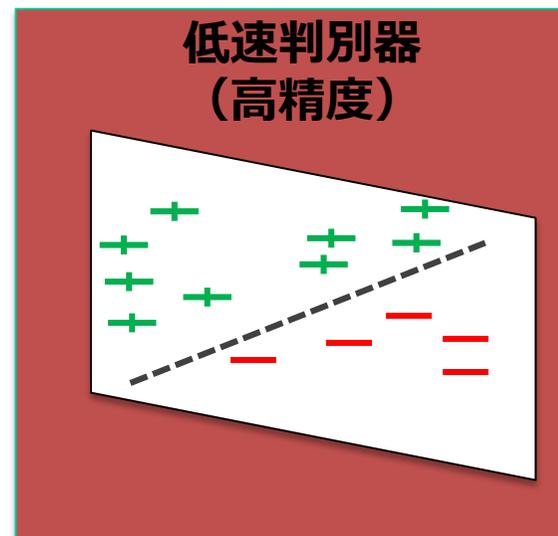


• われわれのアイディア

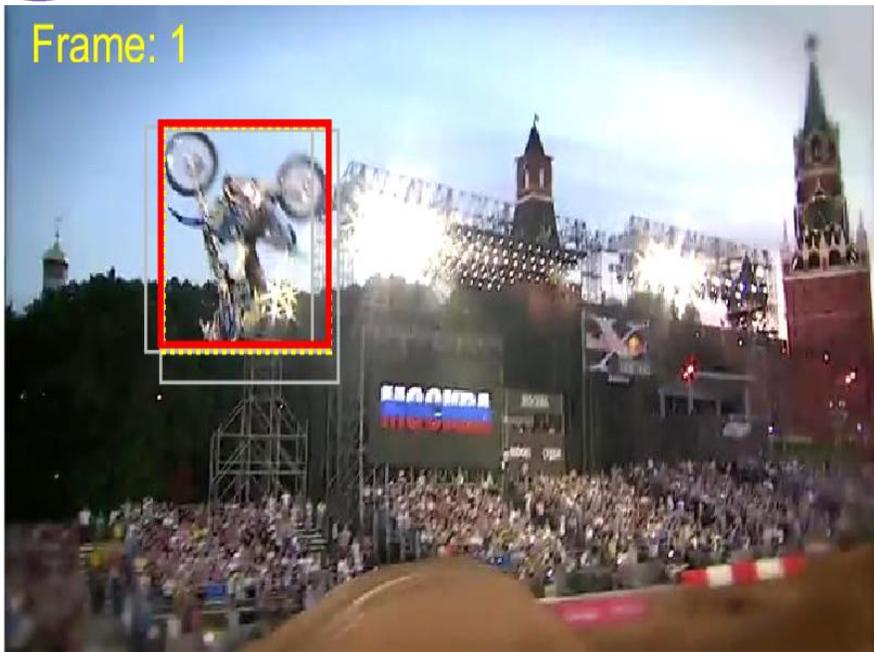
能動学習を行う多数の高速(低性能)判別器と、



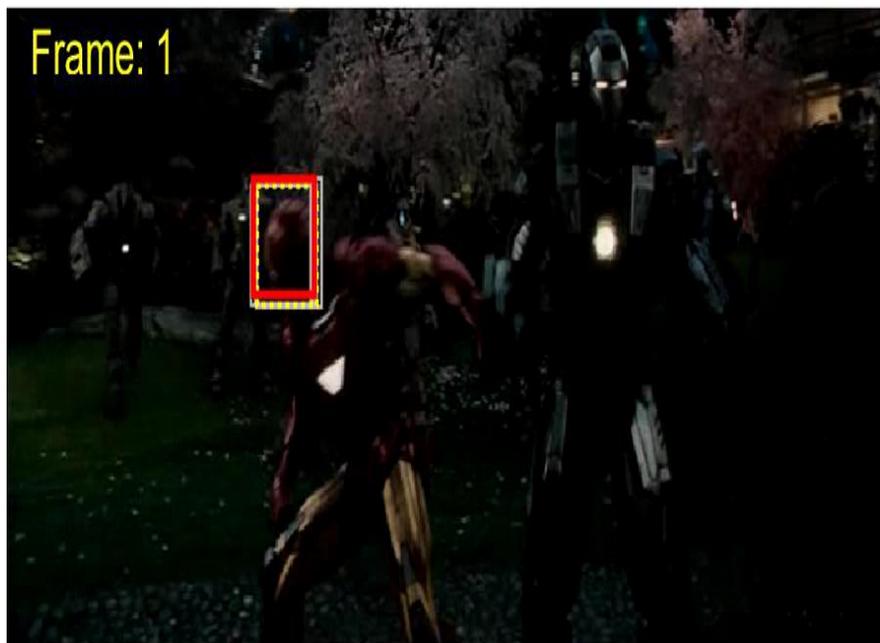
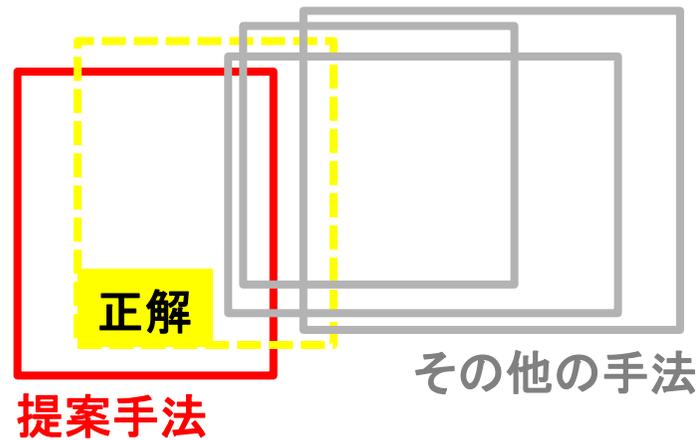
ひとつの高性能(低速)判別器のハイブリッド



実画像に対して実時間で追跡が可能



第一フレームでユーザーが選んだ対象を自動追跡する



一般物体追跡器 (ヒトを含む) の 性能を模倣する MIMIC tracker

パラメタ多過ぎ

非凸最適化は困難で
局所解に落ちやすい

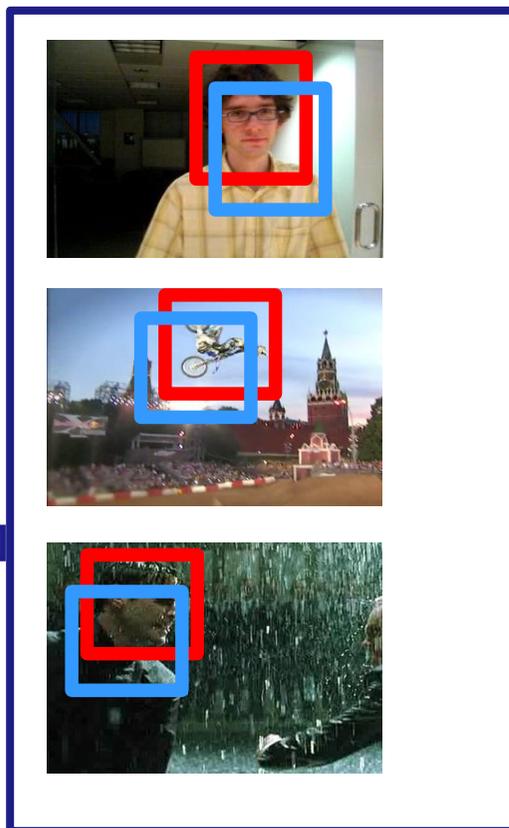


人間の追跡に学んで
特徴プールを選択

Dropout による正則化で
良い解に落とす



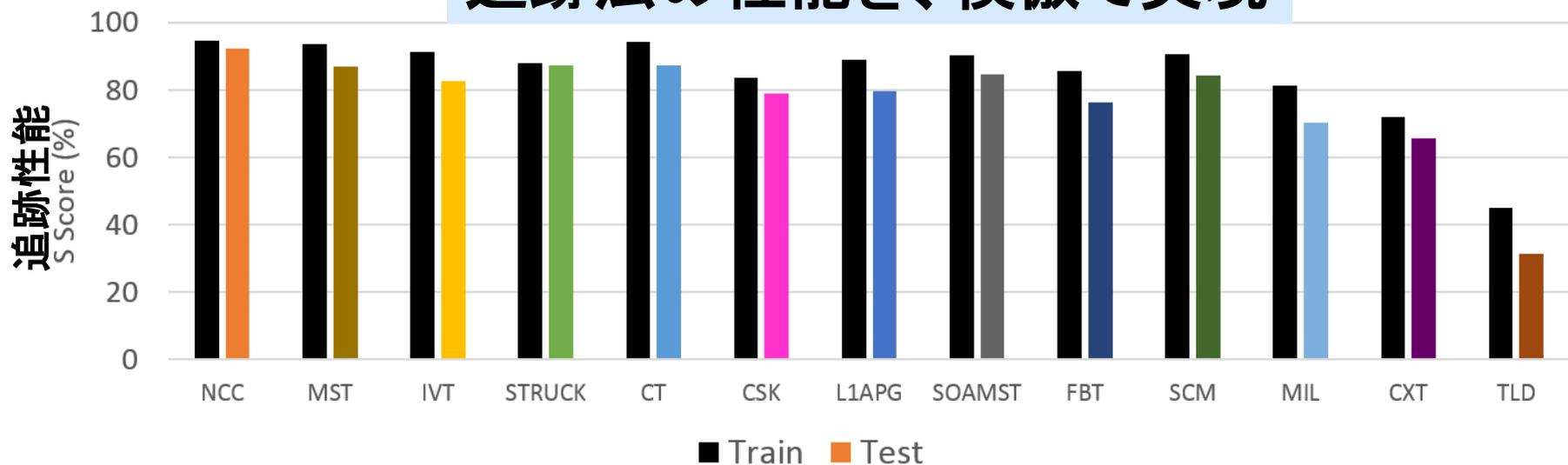
生徒



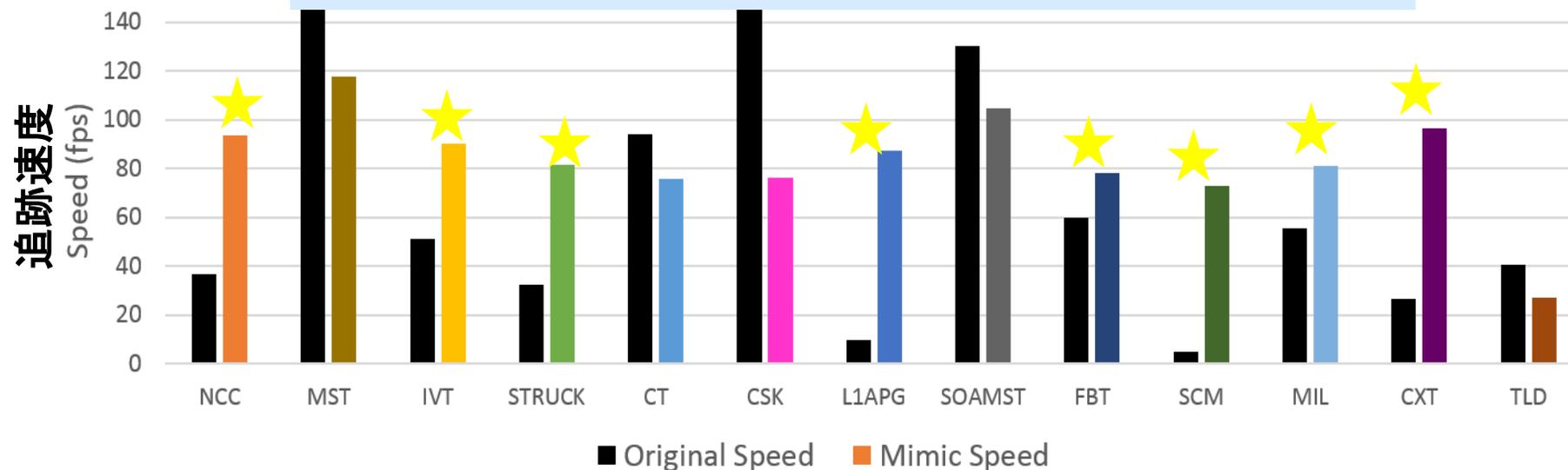
教師

差分から学習

追跡法の性能を、模倣で実現



計算コストの高い方法を、模倣で高速化



- 人工視覚野の開発
 - ほ乳類の受容野構造を同定するスパースモデリング
 - データ駆動的な人工視覚野モデル
 - 人工視覚野とヒト視覚野を対比可能な一般物体デコーディング
- 人工運動野の開発
 - 深層強化学習の高度化
 - ヒトの多様な運動を学習生成するための階層強化学習法
 - 実時間で動作する能動学習物体追跡とそれによる模倣