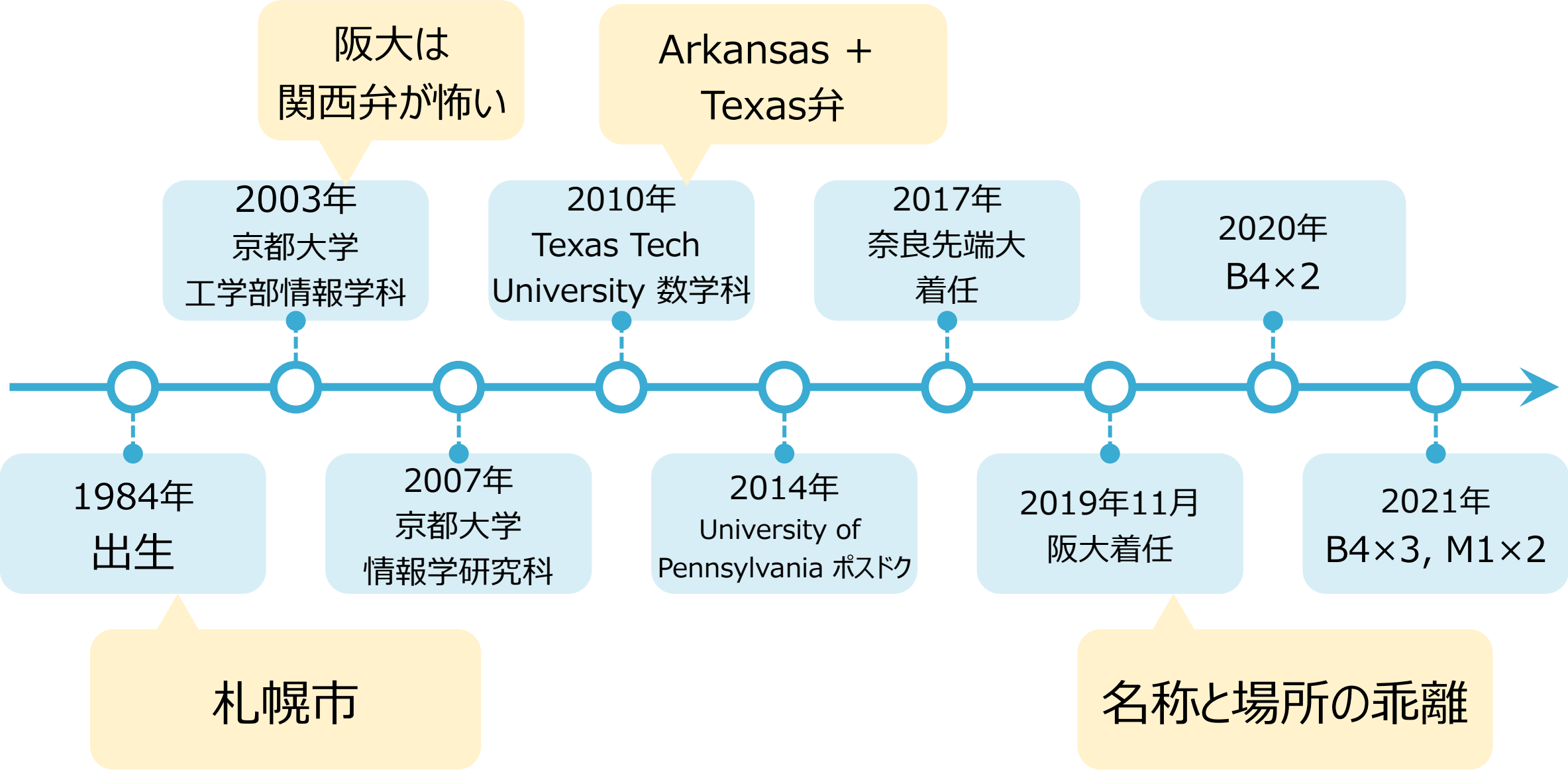


小蔵チーム

小蔵チーム説明資料

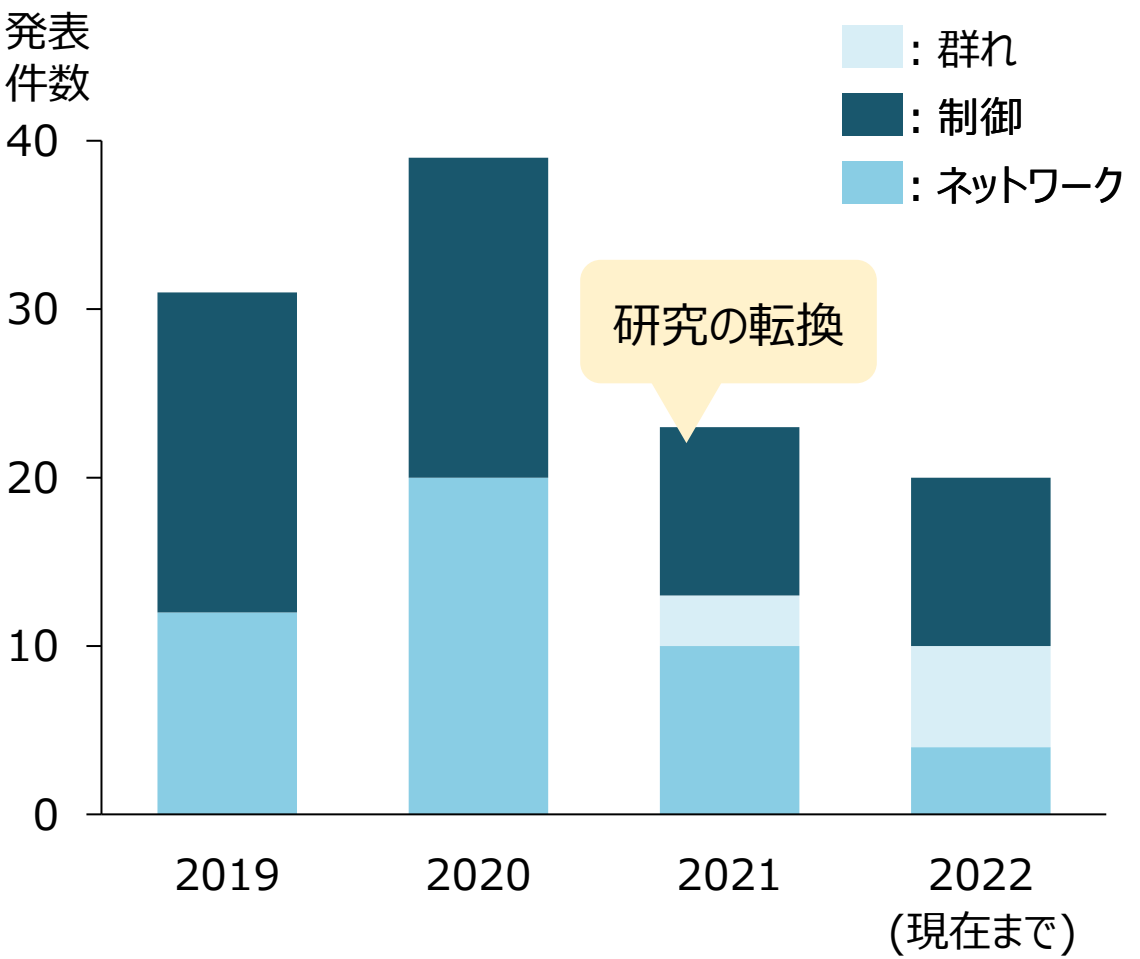
2022年4月更新

- 1 チーム概要 : 小蔵チームはどんなところなのか？
- 2 研究概要・見通し : 主な研究は何か/何を目指しているのか？
- 3 ビジョン・ミッション : なんのために研究を実施しているのか？
- 4 チーム文化・組織 : ビジョンのため、どんな文化・組織であるのか？
- 5 研究環境 : 研究推進のため、どのような仕組みがあるのか？
- 6 メンバー募集 : 将来のため、どんなメンバーを募集しているのか？



群れ・制御・ネットワークの3区分で構成

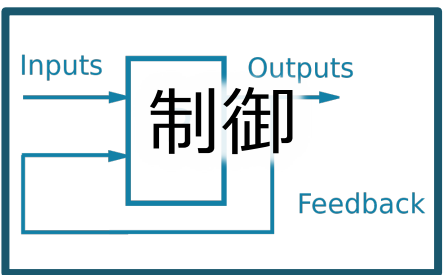
発表件数の推移（論文や口頭発表など）



研究内容



阪大で立ち上げた研究。群れ行動やそのモデルの解析と制御。



古典的制御理論 + 機械学習を用いた次世代の制御理論



ネットワーク科学。主に感染症伝播のモデリング、解析、制御。

メンバーの活躍と研究費の獲得

メンバーの活躍（一部）

H君の卒業論文
Mathematical Biosciences and Engineering 採録

Fさんの卒業論文
SICE制御部門マルチシンポ
→ **Advanced Robotics 投稿**

L君の研究
自律分散システムシンポジウム
→ **IEEE Systems Journal 投稿**

研究費獲得

科学研究費補助金
基盤研究B (代表)

科学研究費補助金
基盤研究A (分担)

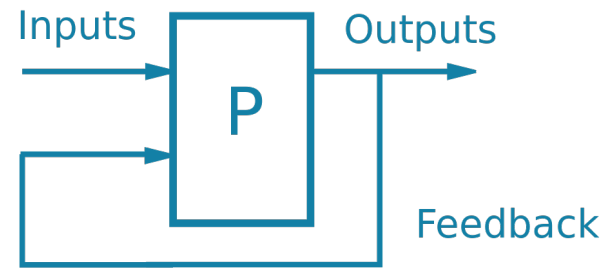
科学技術振興機構
ムーンショット目標8 (分担)

群れ



阪大で2020年から立ち上げ中。**生物やロボットから成る群れ**を自由自在に**操る**ための方法論の確立が目標。**制御理論とシミュレーションを両輪**として推進。Shepherding制御、魚群の制御、フェロモンロボティクス、ドローン群など。

制御



古典的な制御理論：切り替えシステムの解析、幾何計画による非負システムの設計など。
次世代の制御理論：**学習技術（深層展開）**を用いた制御系設計技術の開発。岸田先生、香港大学、立命館大学と協働。

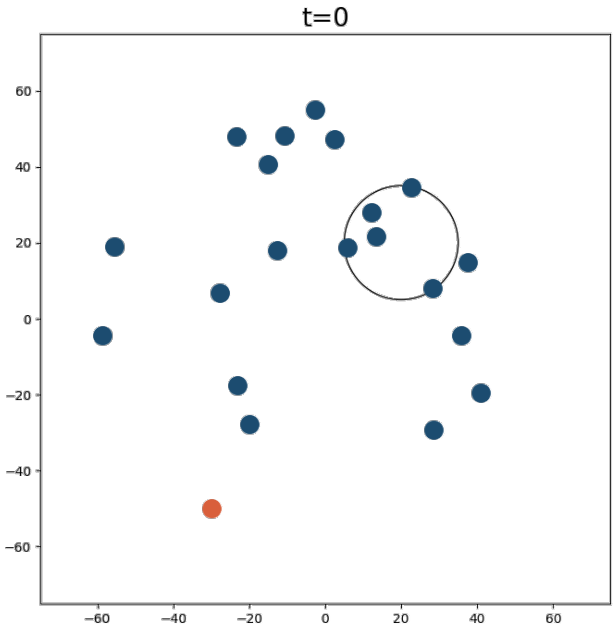
ネットワーク



複雑ネットワークの解析と制御。特に**感染症伝播**や製品開発プロセスのスケラブルな最適化および制御。著書「ネットワーク制御」（コロナ社）、解説記事「中心性を使った感染症の制御」（経済セミナー誌）など。ニューヨーク州立大学と協働。

群れ

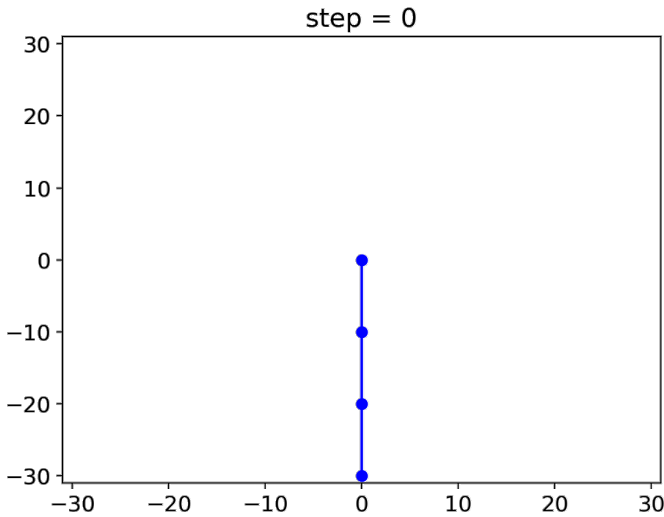
エージェントの種類を見分けながら誘導する shepherding アルゴリズム



藤岡, 小蔵, 若宮, “異種エージェントの混在した群れに対するモデルベースshepherding制御アルゴリズムの提案と評価,” 第9回計測自動制御学会制御部門マルチシンポジウム, pp. 1D1-3, 2022

制御

深層展開によるマルチリンクの振り上げ制御



相澤, 小蔵, 岸田, 若宮, “時相深層展開を用いたモデル予測制御の多重振り子系に対する有効性の検証,” 第66回システム制御情報学会研究発表講演会（発表予定）, 2022.

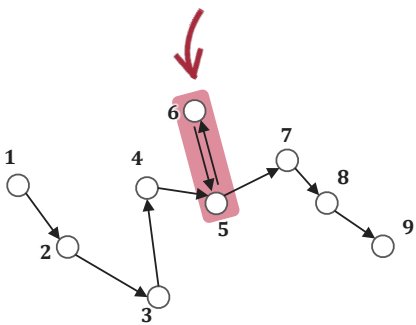
ネットワーク

非バックトラックを活用した複雑ネットワーク解析

はじめに

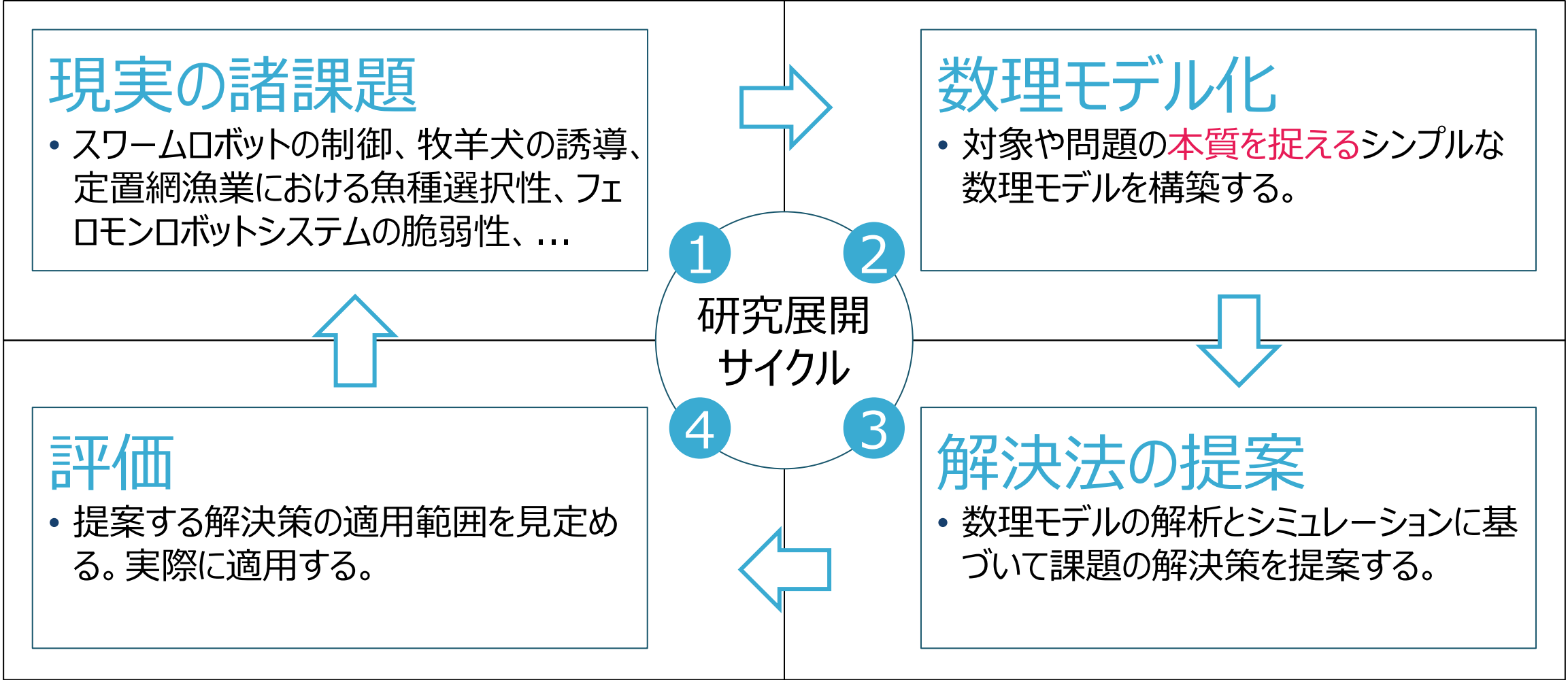
- このような経験はありませんか
- シミュレーション用プログラムの手戻り
 - お店に行ったが既に閉まっていた
 - 送ったメールがエラーで返ってきた

それは**バックトラック**です

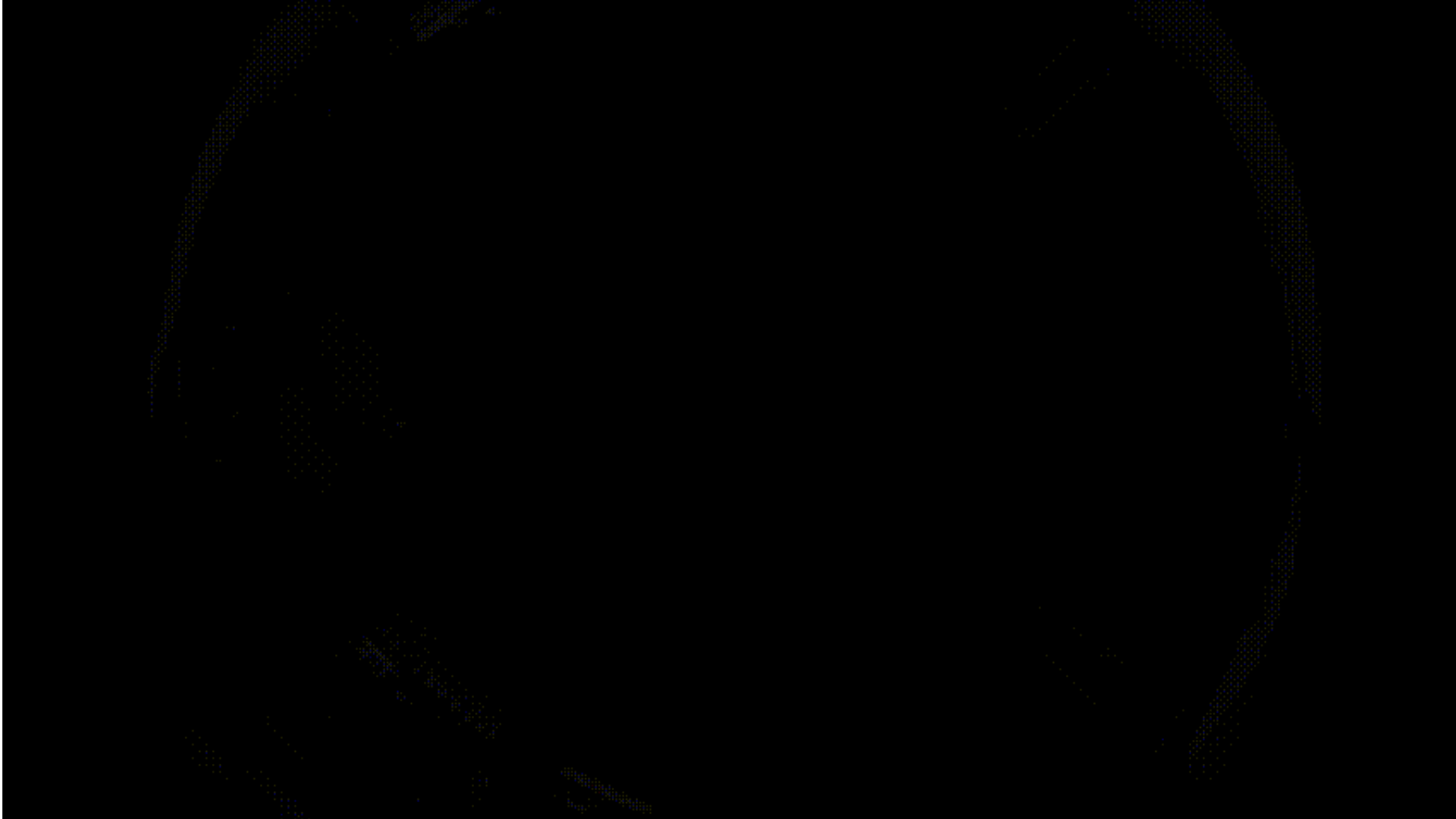


小蔵, “非バックトラックを活用した複雑ネットワーク解析,” 2022年電子情報通信学会総合大会, チュートリアルセッション, 2022.

数理モデルを用いた問題解決



全てのものを思い通りに動かせる世界



[YouTube 東京2020オリンピック 夜空を彩ったドローンたち 170,939回視聴 2021/07/25](#)

1 大規模系の

：スワームロボット、生物群、群衆、SNS

2 制御を

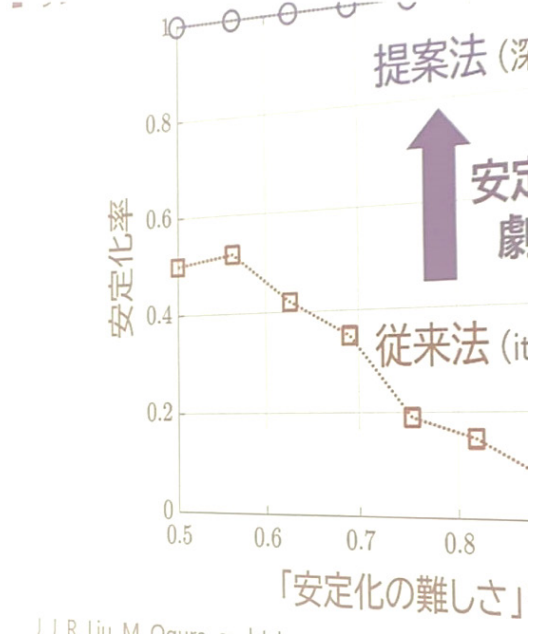
：望ましくない挙動を回避、望みの挙動を実現

3 情報と数理で実現

：シミュレーションと理論の両側面からアプローチ

制御からバイオに働きかける。生物から学んで制御する。

“未来を創る制御を実現する”

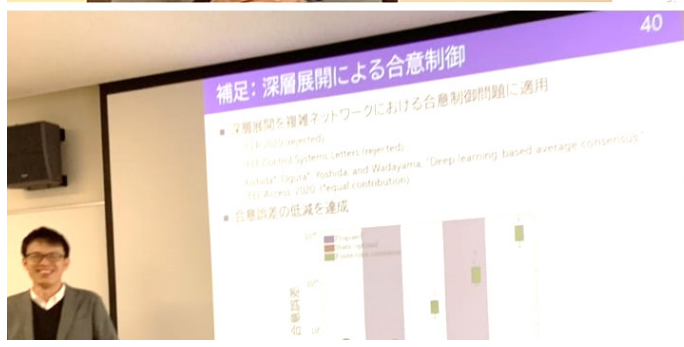


■ 既存の制御理論の枠を打ち破る

(作成中)

■ 制御で社会に対して貢献する

(作成中)



小蔵, “制御理論からバイオ情報へ,” 第39回 情報科学研究科ランチセミナー, 2020.

6名のメンバーがチームを牽引

Junpei AIZAWA

相澤 純平

制御/M1

時相深層展開を用いた
モデル予測制御のマルチ
リンク系や脳ダイナミクス
への適用。

Yaosheng DENG

邓 尧声

群れ/M1

Shepherding 型 制 御
による群れの分離。

Taisei HAYASHI

林 大誠

群れ/M1

アリの採餌行動に着想を
得たマルチエージェントシ
ステムの外乱に対するロ
バスト性の解析。

Anna FUJIOKA

藤岡 杏奈

群れ/M1

混入エージェントを検出
する shepherding ア
ルゴリズム。

Li AIYI

李 艾義

群れ/M2

複数の牧羊犬エージェン
トによる自立分散型の
shepherding誘導。

Hirotanda WADA

和田 弘匡

制御/M2

深層展開を用いたモデル
ベース制御系設計。

研究の推進とメンバーの成長を実現

■：研究時間 ■：研究環境 ■：成長機会



毎週のミーティング



完全週休 2 日制



9時5時勤務



フラットな関係性



学会後の打ち上げ



備品の購入



発表原稿の添削



ゼミナール補助



学会での発表

チームの考え方に共感してくれる方を募集しています

チームでパフォーマンスが発揮できる人材

柔軟、まじめ、好奇心

- 経験にとらわれずに取り組むことができる
- 新しいことに興味がある
- 地道な努力を続けることができる
- 短期・中期・長期の目標を持っている
- 謙虚である

チームではパフォーマンスの発揮が難しい人材

小蔵と合わない気がする人

- 指摘は単刀直入にしてほしい → 若宮チーム
- 話の途中で脱線してほしくない → 若宮チーム
- 朝にメールを送ってほしくない
- 午後5時以降も対応してほしい → 平井チーム
- エネルギッシュに指導をしてほしい → 平井チーム

研究の発展に向け、あらゆるポジションを募集しています

群れ

漁業

- 定置網漁業に対する情報科学・制御工学的なアプローチ

Shepherding

- モデルベースのshepherding制御
- モデルフリーの適応的shepherding制御

制御

方向微分×深層展開×制御

- 方向微分を用いた省計算量型の深層展開を用いたモデル予測制御

NeuralODE×制御

- NeuralODEを用いたむだ時間システムのフィードバック安定化制御

ネットワーク

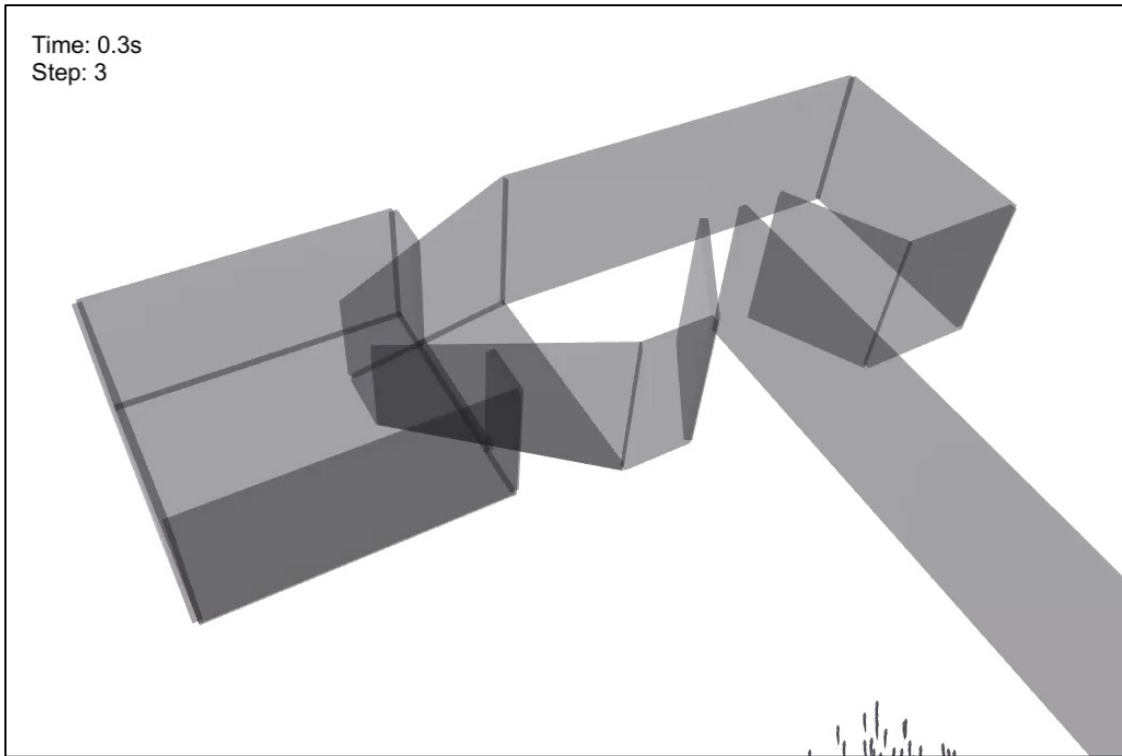
群れ×multiplex network

- （具体的な部署）：（部署の詳細）

深層展開×合意制御

- 木構造ネットワークにおける深層展開を用いた合意制御

“持続可能な漁業をめざす”



Takahashi, Komeyama, Simulation of the capture process in set net fishing using a fish-schooling behavior model. *Fish Sci* 86, 971-983 (2020).

課題：定置網漁業の危機

(作成中)

目的：制御で社会に対して貢献する

(作成中)

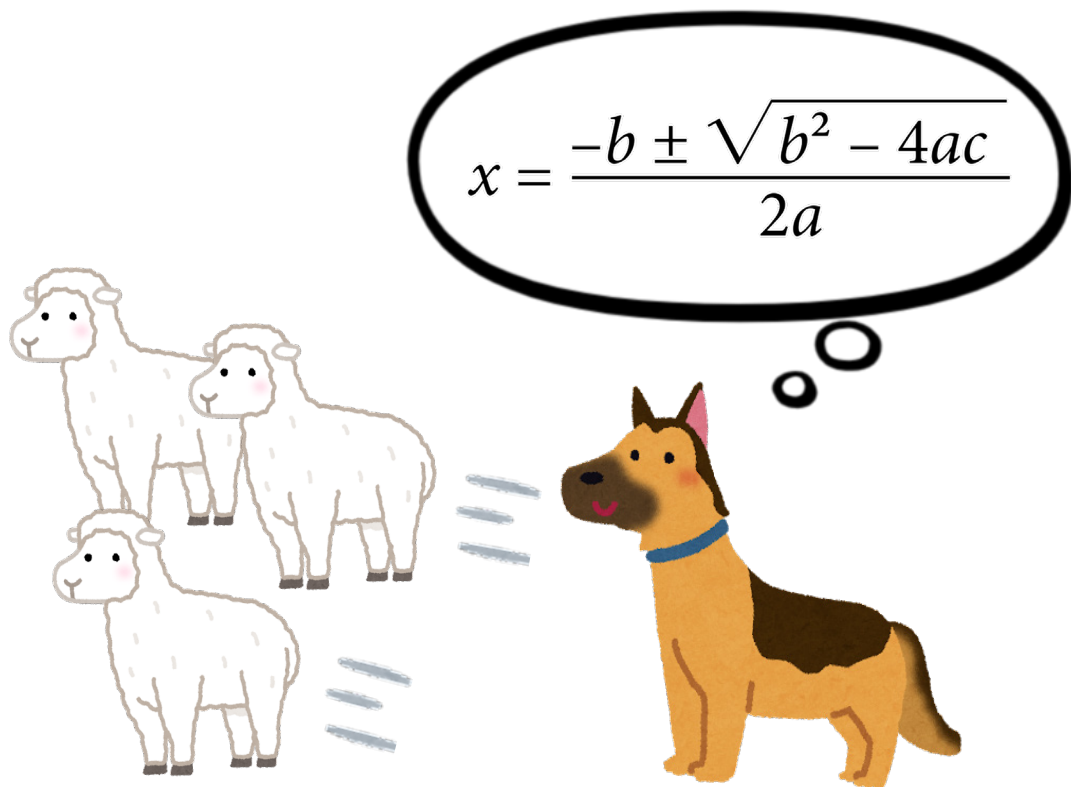
“群れ制御で数理モデルを活用する”

課題：数理モデルの活用法が不明

牧羊犬－羊型の誘導はスワームロボットやマイクロロボットの誘導制御における活用が期待される。この型の誘導を数理モデル化した問題にshepherding問題がある。牧羊犬エージェントの機動法則が多く提案されているが、**羊エージェントの定量的な特徴**の利用方法が不明である。うまく利用できれば**従来の機動法則を性能面で大きく上回る**機動法則が可能となる。

目的：モデルの定量的特徴を活用した shepherding則の提案と評価

羊エージェントの定量的な特徴を活用した牧羊犬エージェントの機動法則を提案し、評価する。提案においては制御理論におけるモデルベース制御設計の理論を応用する。既存のモデルフリー機動法則との比較を通じて優位性を確認する。



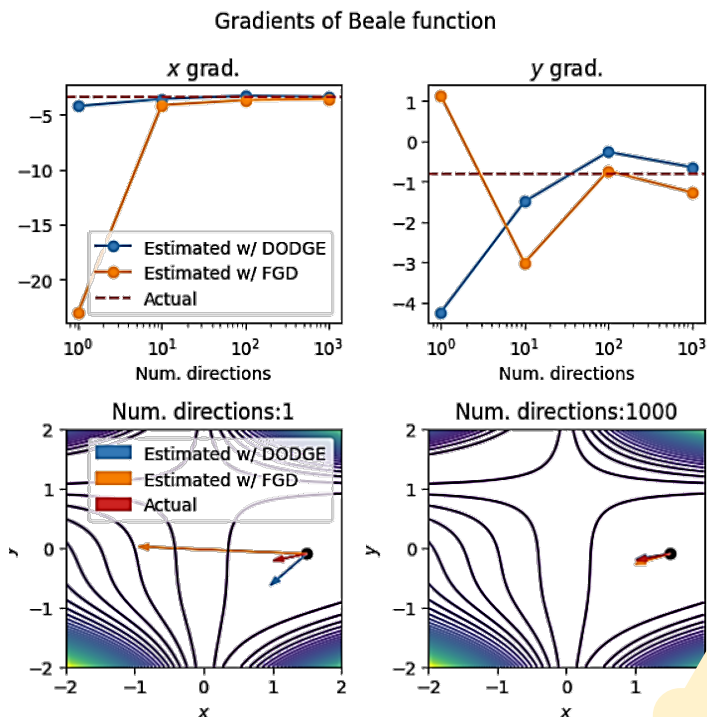
“リアルタイムの学習ベースモデル予測制御をめざす”

課題：深層展開の高計算量

深層展開を用いた制御系設計手法は、そのシンプルさと有効性から実アプリケーションへの広がりが期待される。しかしながら、制御対象が大規模な場合には、**誤差逆伝播における計算負荷**のために制御がリアルタイム性を失うことが知られている（A君卒論）。有効性を保ちながら計算量を削減することができる嬉しい。

目的：制御で社会に対して貢献する

近年、深層学習の分野において**方向微分**を用いた学習方法が提案されている。誤差逆伝播を行うより**低計算量**で済み、学習の加速が報告されている。この方向微分を深層展開を用いた制御系設計に組み込むことで、**上述の課題を解決**したい。



誤差逆伝播せずに
勾配を計算

Silver et al., "Learning by Directional Gradient Descent" ICLR2021

山本, [方向微分によるニューラルネットワークの勾配近似](#), 2022

絶賛メンバー募集中です

共感いただいた方は、
以下の情報も参照してみてください。
メンバー一同お待ちしております。

小蔵ウェブサイト

https://masakiogura.com/index_j.html

解説記事：フェイルセーフな
海外研究生活

http://dx.doi.org/10.11509/isciesci.62.11_449

小蔵チーム