



力学系機械学習の 新潮流 - 治水への展開 -

新潟大学 工学部 / 創生学部
多次元信号・画像処理研究室
PI 村松 正吾



2つの物理モデリング手法

ARCEはここを広げる！

第一原理
(解析的)

- 簡潔
- 杓子定規

解釈性

Some data
Some physics

データ駆動
(数值的)

- 臨機応変
- 冗長

汎用性

現象に対する
知識・経験を活かせる

道具に対する
知識・経験を活かせる

計測法の開拓 + 制御法の確立

サブプロジェクトその1 河川流路制御CPSの構築

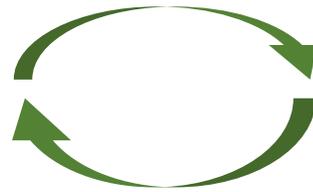
- 流路変動がもたらす影響に着目
 - 水流と河床移動の物理を解明
 - **河床状態の計測・制御法を確立**

フィジカル空間



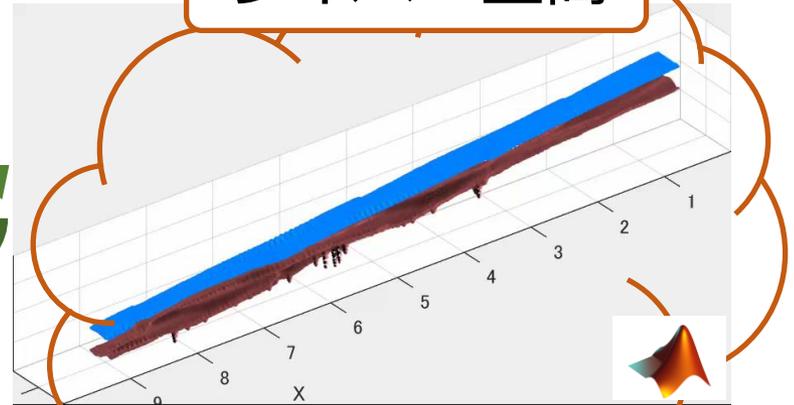
蛇行の発現による堤防破壊
(北海道音更川, 2011年)

多角的な
情報収集



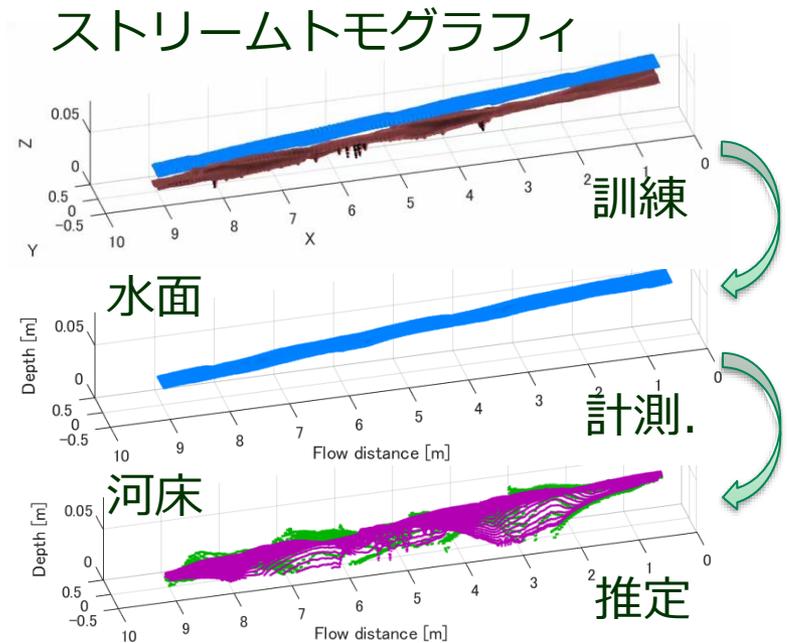
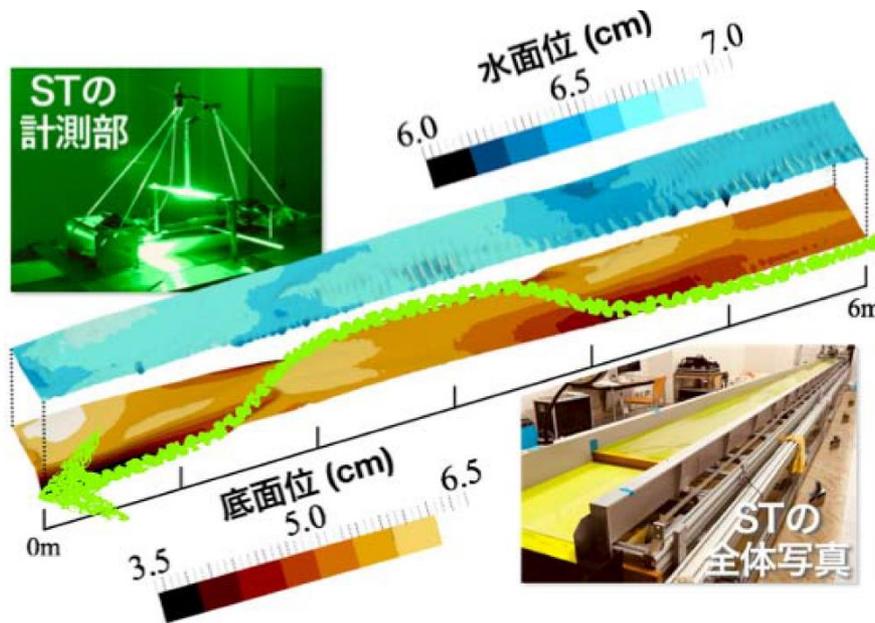
河床状態を
能動制御

サイバー空間



研究成果その1 水面計測からの河床状態推定

■ 信号復元技術の応用



[Kaneko+, IEEE ICASSP2019, 英]

[Kobayashi+, IEEE ICASSP2023, 希]

データ駆動手法による予測結果

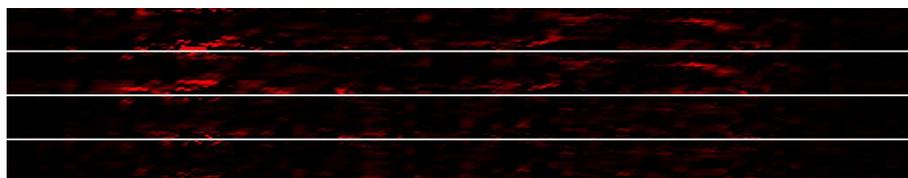
■ 空間分布のモード分解と時間発展を分析

[Kobayashi+, IEEE ICASSP2023]

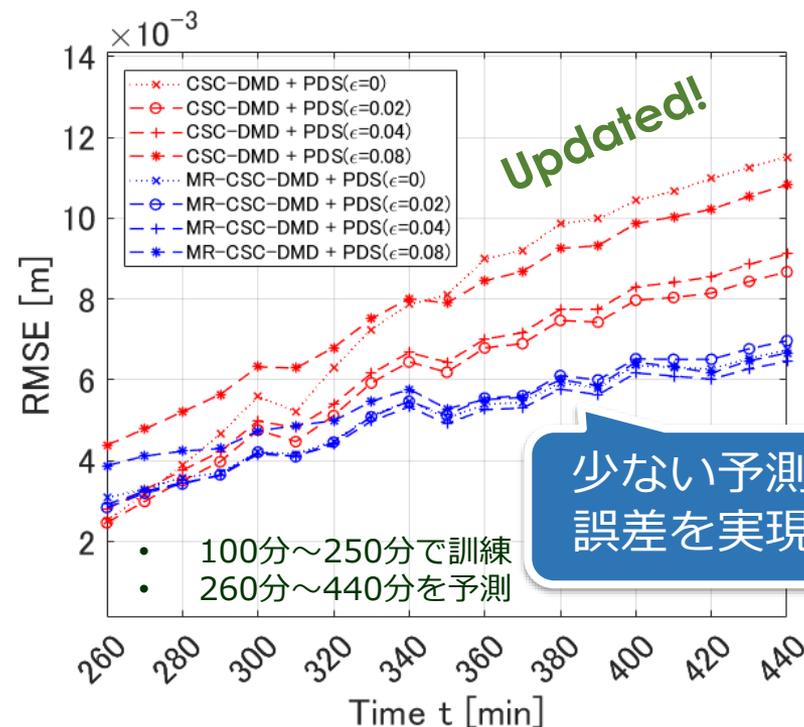
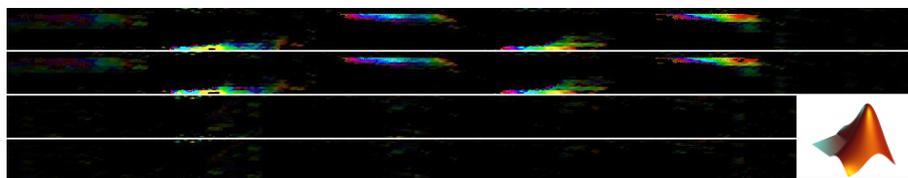
定数モード



減衰モード



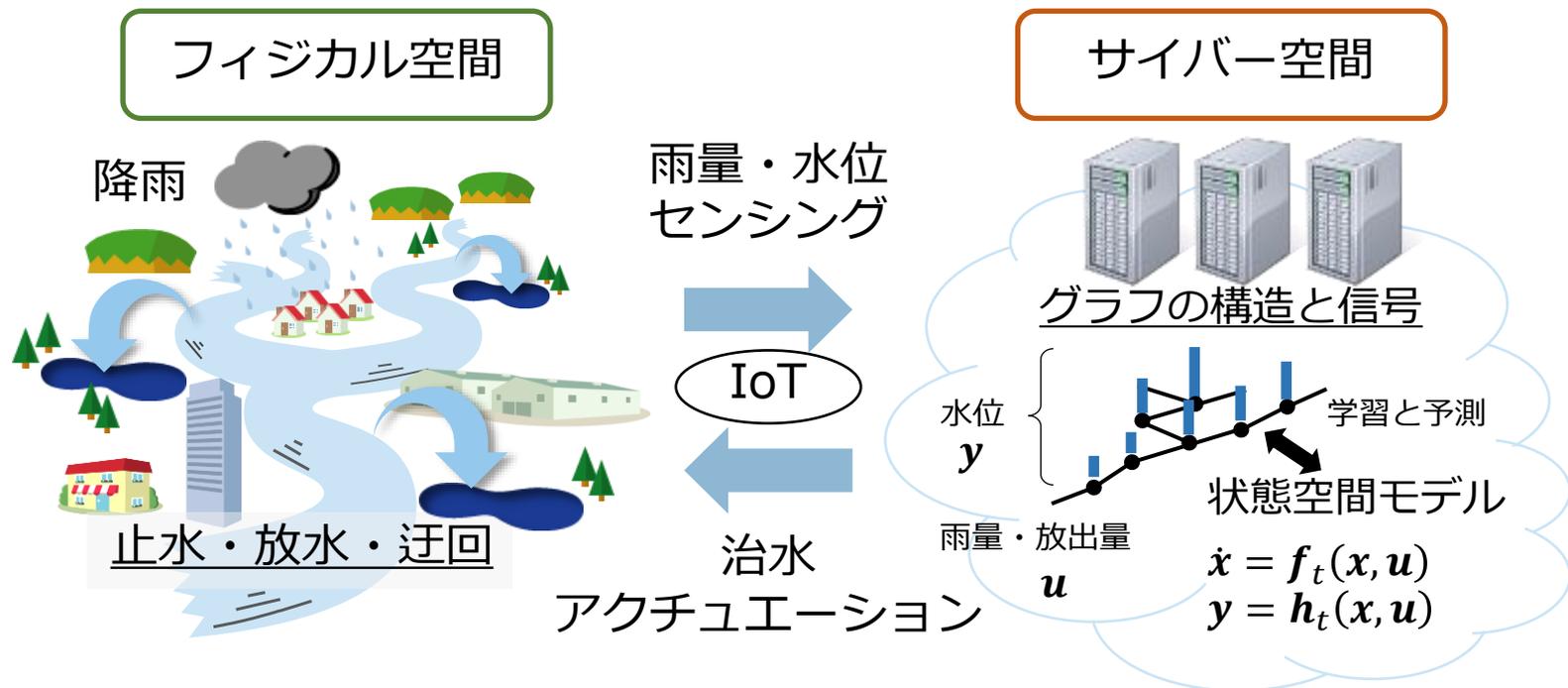
振動減衰モード



サブプロジェクトその2

流域治水のための水位分布制御

- 多地点河川水位の解析と予測 + **制御!**
 - 流域治水とサイバー・フィジカル・システム(CPS)

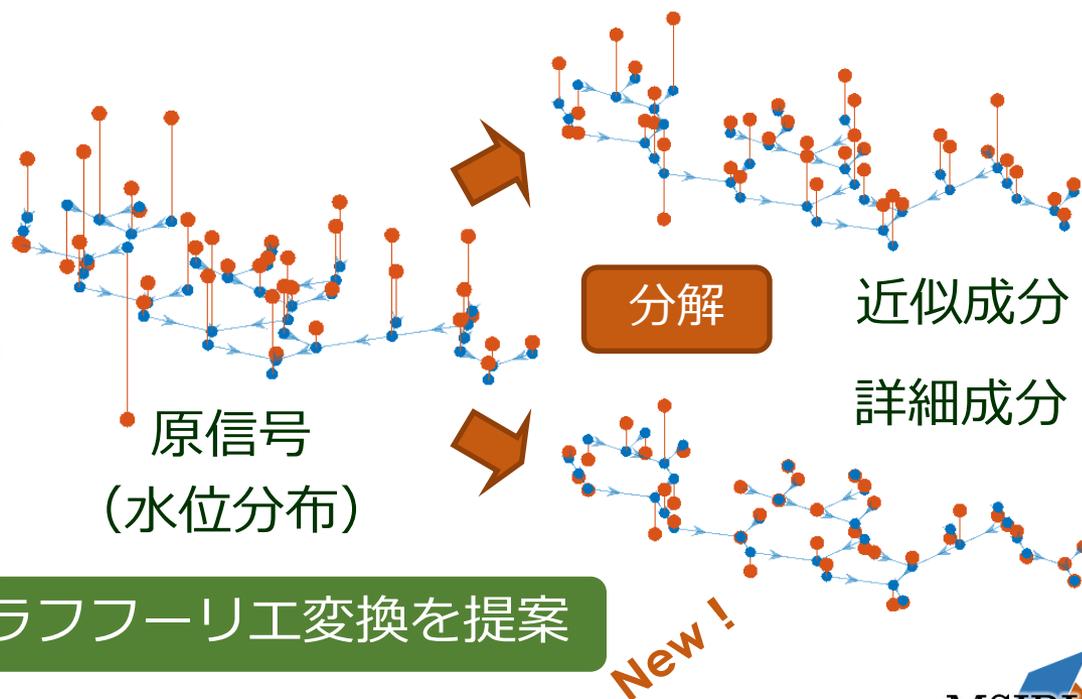


研究成果その2

有向グラフ信号処理の再構築

■ 基礎理論から分析法を再構築

[Kitamura+, IEEE ICIP2023, 馬]

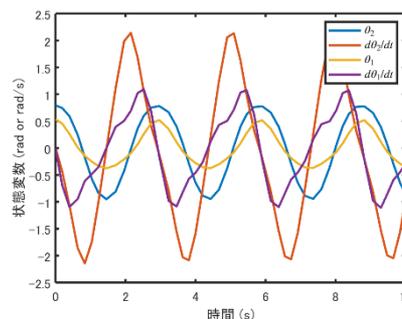
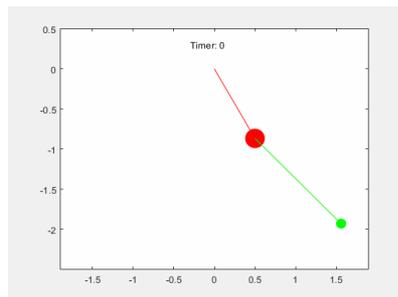


動力学モデリングの新潮流

- 防災を目的とした CPSの構築
 - 物理現象の状態の把握, 予測, 制御が必要
 - 物理法則や制約を事前知識として利用する機械学習は重要
- 物理学に基づく機械学習(PIML)
 - 2021年6月
Nature Review Physics, Karniadakis *et al.* “Physics-Informed Machine Learning,”
 - 2023年1月~3月
IEEE Signal Processing Magazine
“Physics-Driven Machine Learning for Computational Imaging” Part I & Part II
 - 2023年10月~12月
IEEE Control Systems “Data-Driven Control” Part I & Part II

■ 動的システムの同定

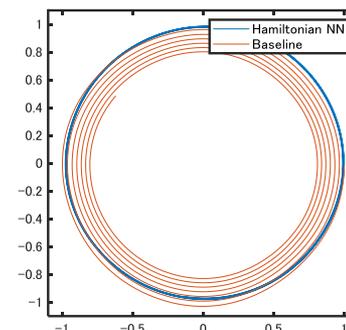
$$\dot{x} = f(x, t)$$



データ
駆動

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \dot{\theta}_1 \\ \theta_2 \\ \dot{\theta}_2 \end{pmatrix} = f \left(\begin{pmatrix} \theta_1 \\ \dot{\theta}_1 \\ \theta_2 \\ \dot{\theta}_2 \end{pmatrix}, t \right)$$

物理学と人工知能 (AI)



- 2018年 Chenら (トロント大) NeurIPS2018 NODE (Neural Ordinary Differential Equations)

$$\mathbf{x}_{k+1} \approx \mathbf{x}_k + \Delta t \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, k\Delta t) \iff \mathbf{x}(t + \Delta t) = \mathbf{x}(t) + \int_t^{t+\Delta t} \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), t) dt$$

前進オイラー法とResNet との類似性に着目し, $\mathbf{f}(\mathbf{x}, t)$ を学習



- 2020年 PINN (Physics-Informed Neural Networks) 損失関数が偏微分方程式 (PDE) を満たすよう設定

- 2023年5月 人工知能学会誌 38巻3号 特集: 「AI とシミュレーション」



展開

- 拡散モデル (生成AI)
 $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{D}\nabla^2 \mathbf{x}$
- ハミルトニアンNN
 $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{G}\mathbf{H}(\mathbf{x})$

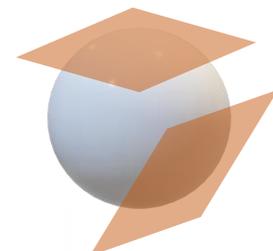
利用可能なツール

- Deep Learning Tbx (MATLAB)
- NeuroMANCEER (PyTorch)

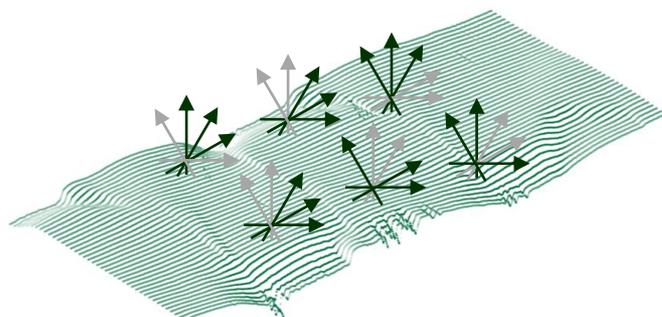
次元削減手法の提案

畳み込み構造からの脱却

■ 可変構造を持つユニタリ変換の提案

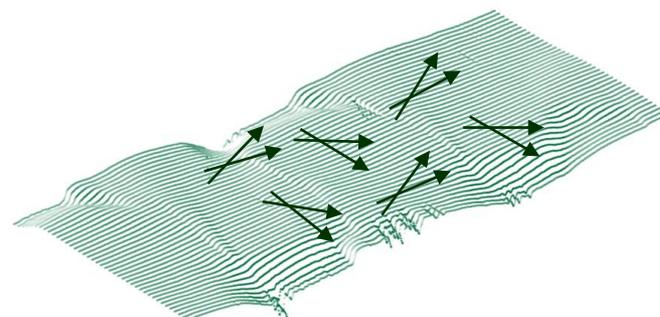


畳み込み構造
(固定フィルタバンク)



スパース近似では軸を選択
CNNは非線形処理と併用

接ベクトル構造
(可変フィルタバンク)



接空間を入力や位置により
周囲と関連付けて制御

各フィルタカーネルは局所座標系の軸に対応

局所構造化辞書

連続 : $\dot{x} = \mathbf{F}x \Rightarrow x(t) = \exp(\mathbf{F}t) x(0)$

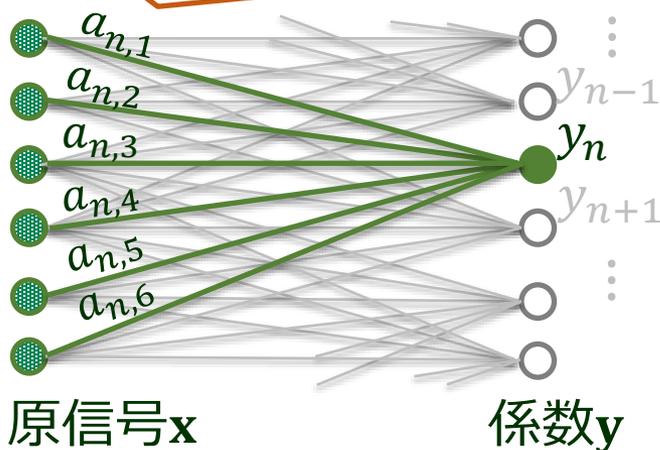
離散 : $x_{k+1} \approx (\mathbf{I} + \Delta t \mathbf{F}) x_k, x_k := x(k\Delta t)$

ハミルトン系 : $\dot{x} = \mathbf{G}H(x)$

$\mathbf{G}^H = -\mathbf{G} \Leftrightarrow \mathbf{A} = \exp(\mathbf{G})$: ユニタリ行列

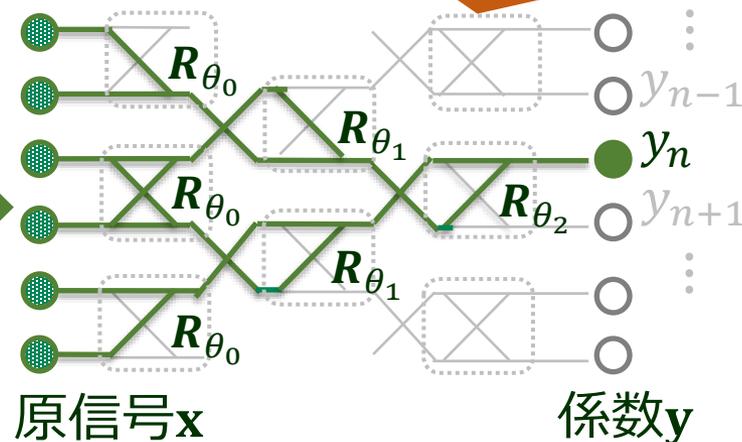
■ 畳み込みの構造化

フィルタ・カーネルの要素値



構造化

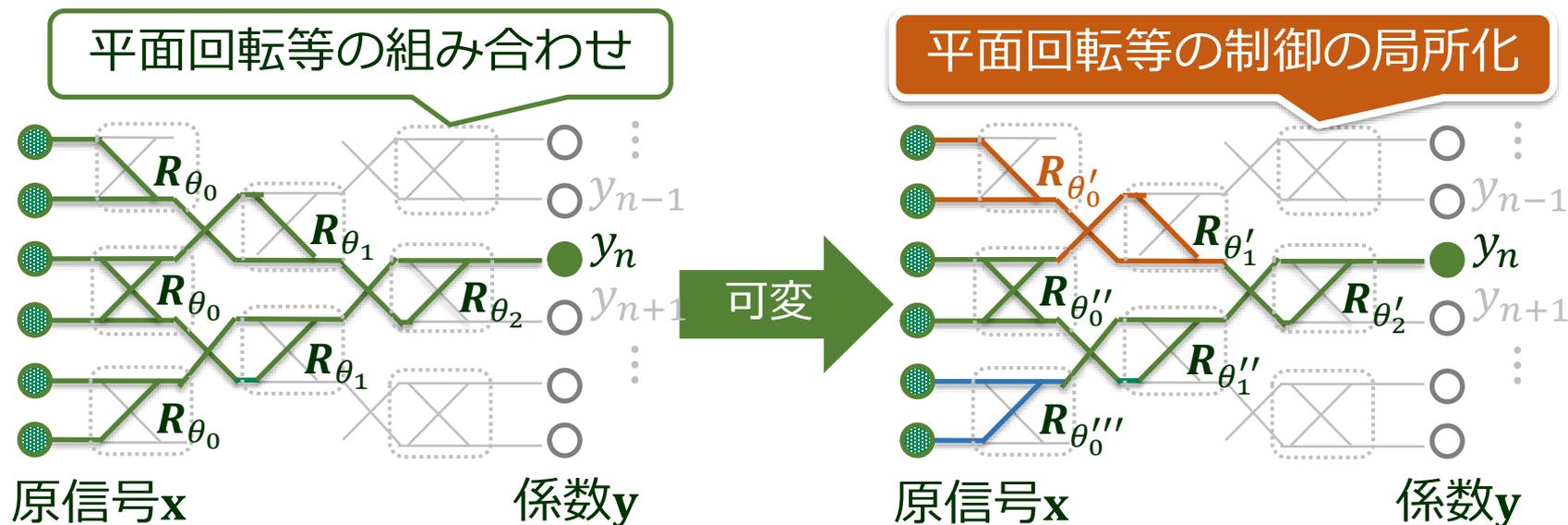
平面回転等の組み合わせ



畳み込み辞書 Φ_θ への構造制約により実現

シフト可変構造の導入

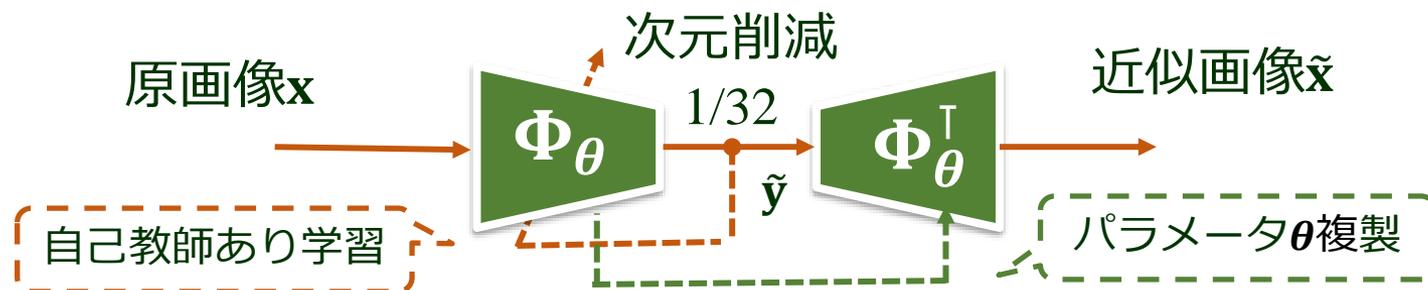
■ 畳み込み構造 → 接ベクトル構造



構造的にユニタリ性を保証したシフト変辞書 Φ_θ

次元削減の実験

- ブロック主成分分析(PCA)との比較
[Yasas+, VCIP2023, 韓]



まとめ

- MSIPLab 研究成果の紹介
 - 河川流路制御CPSの構築
 - 流域治水のための水位分布制御
- 力学系機械学習の動向
 - 動力学モデリング
 - 物理学と人工知能
 - 局所構造化ユニタリネットワークの提案

共同研究者・謝辞

- 共同研究者（あいうえお順）
大竹雄（東北大・工），小野峻佑（東工大・情報理工），田中雄一（阪大・工），永原正章（広島大・工），**早坂圭司**（新潟大・理），劉雪峰（新潟大・理），**安田浩保**（新潟大，災害・復興科学研究） ， 湯川正裕（慶應大・理工）
- MSIPLab 河川班メンバー
張晨, 北村帆高, 高橋 勇希, 小林栄裕, 内藤翼, 伊藤隆人, 人見成祐



- 本講演で紹介した研究成果の一部はJSPS科研費 19H04135, 19K22026, 20K20543, 21H04596, 22H00512の助成を受けた。