

振動駆動リザーバー計算による 軽量・高精度な時系列の予測と汎化

大阪大学 先導的学際研究機構
共生知能システム研究センター
准教授 河合 祐司

2025年1月30日

従来技術とその問題点：AI技術

- 現在の人工知能 (AI) 技術は**深層学習**が一般的
- 時系列の分類や予測
 - LSTM (Long Short-Term Memory) [Hochreiter & Schmidhuber, 1997]
 - GRU (Gated Recurrent Unit) [Chung et al., 2014]
 - Transformer [Vaswani et al., 2017]
- 大規模なデータと計算資源に依存
 - ビッグデータ
 - 大量のGPU
 - 大量の消費エネルギー

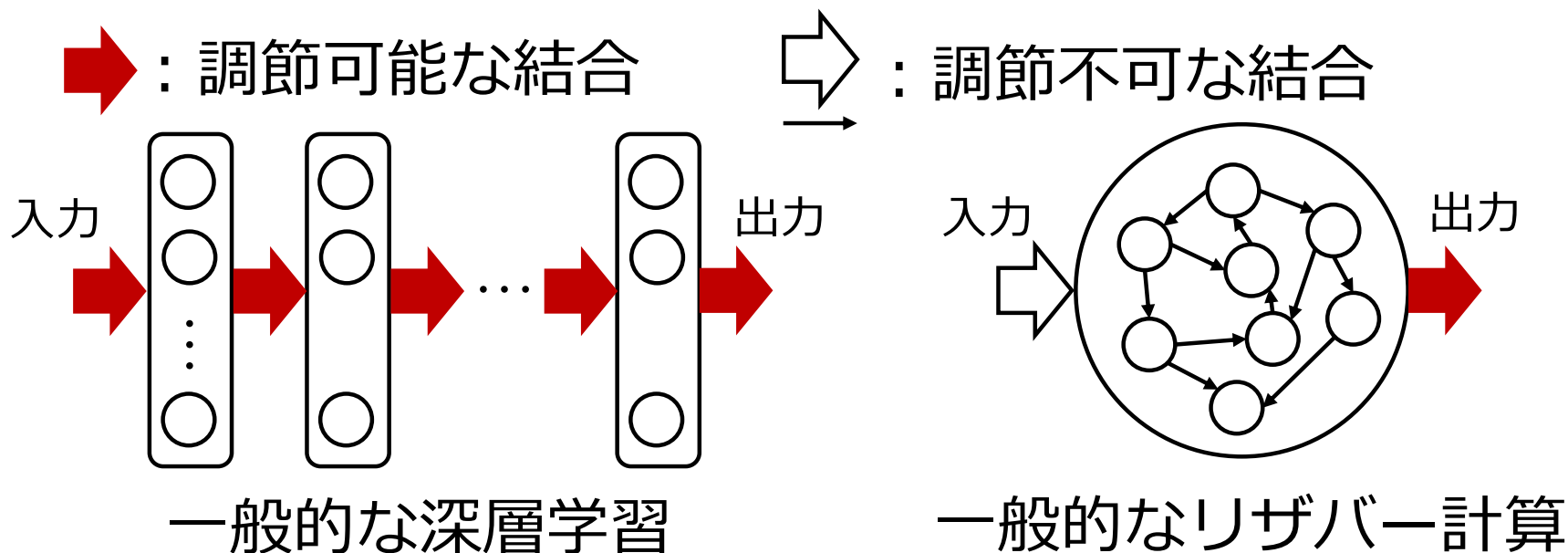
従来技術とその問題点:リザーバー計算1

読み出し（リードアウト）層の重みのみを調節するリカレントニューラルネットワーク

[Jaeger, 2001; Maass et al., 2002]

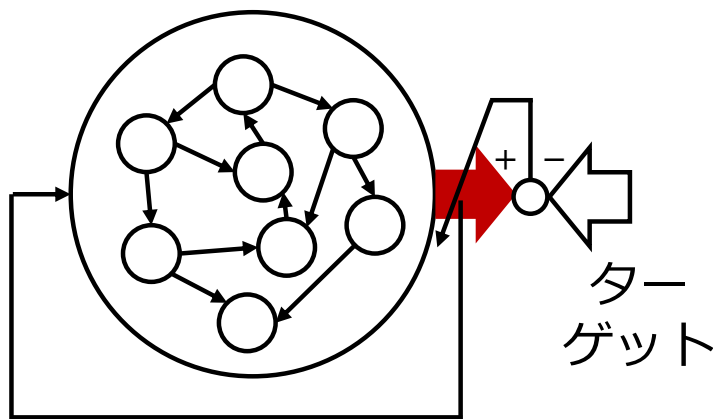
→ 軽量・高速な学習

深層学習に匹敵する学習性能 [E.g., Vlachas et al., 2020]

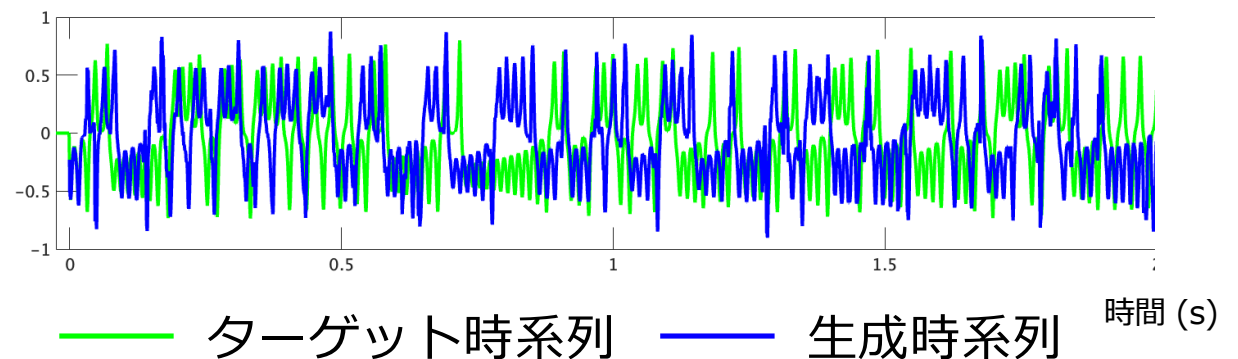


従来技術とその問題点：リザーバー計算2

- 入力が生み出す複雑なダイナミクスから所望の時系列を取り出す：記憶と非線形性
- 物理系での実装：物理リザーバー計算 [Tanaka et al., 2019]
- 出力のフィードバックによる時系列生成（予測）
[E.g., Sussillo & Abbott, 2009; Pathak et al., 2018]



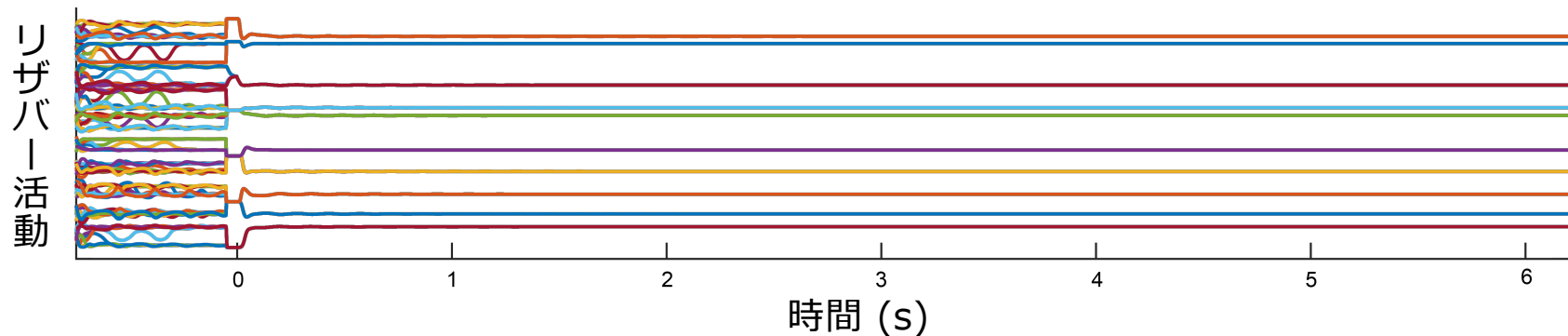
カオス時系列（ローレンツ系）の学習結果



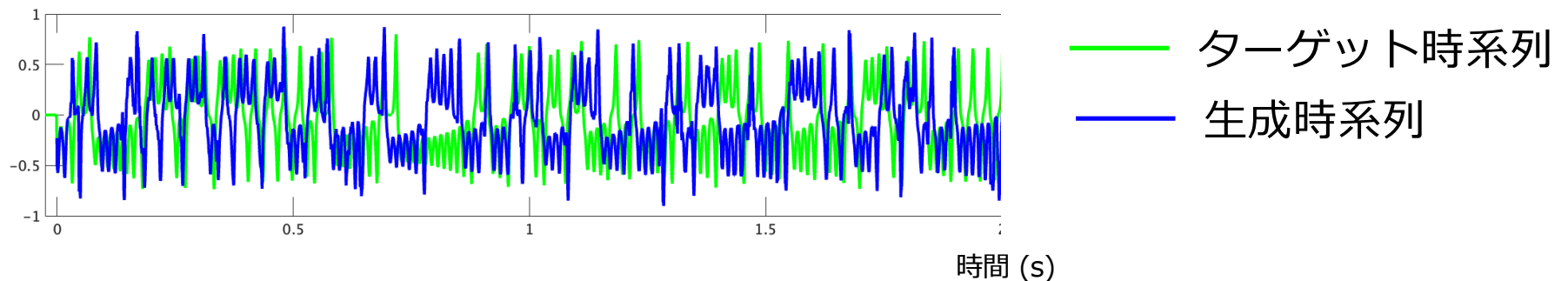
従来技術とその問題点：リザーバー計算3

問題点：

- 入力やフィードバックがない期間があるとリザーバー層の活動が停止し，学習が困難になる

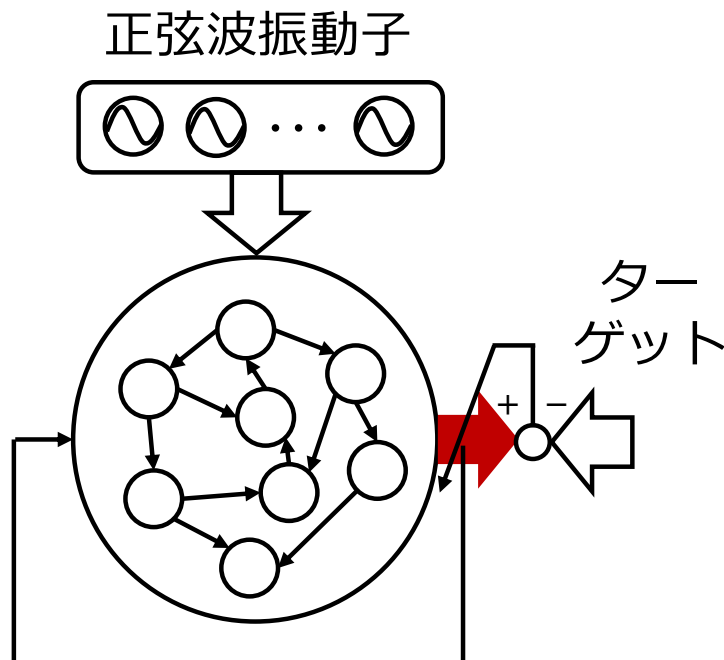


- リザーバー層の活動のカオス性（不安定性）により，ターゲット時系列を正確に再現できない



新技術の特徴

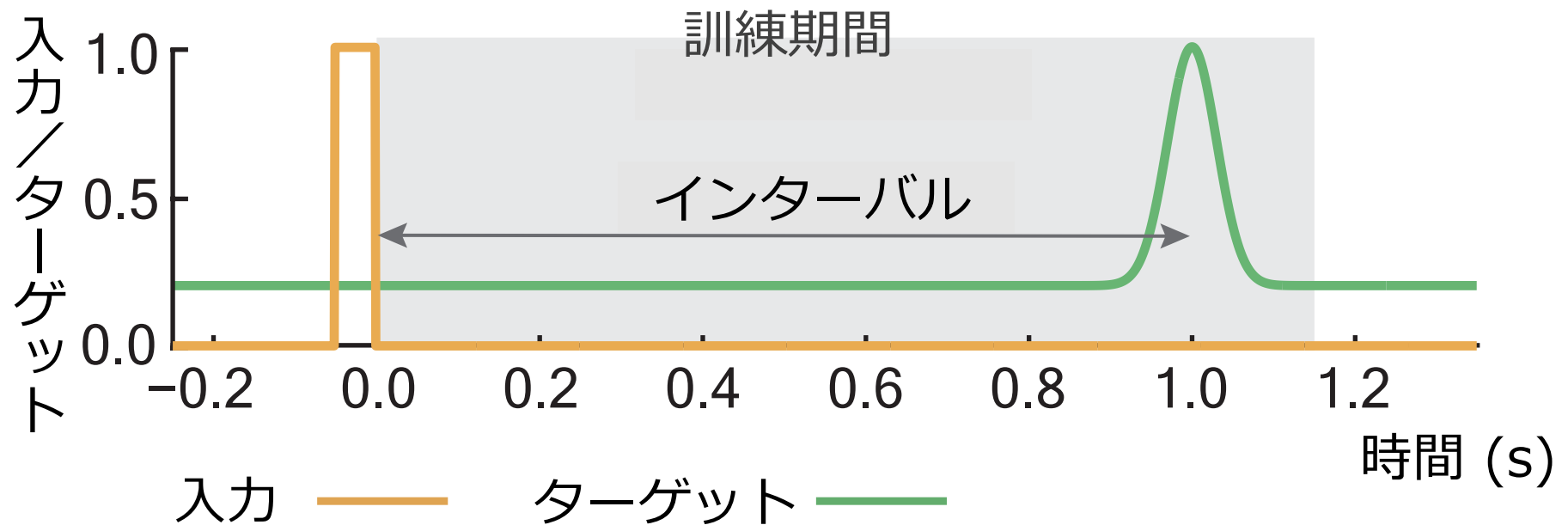
- **振動信号**をリザーバー層に入力
 - 入力のない期間のリザーバー層の活動を維持
 - リザーバー層の活動の不安定性を抑制することで、ターゲットに正確な時系列を生成



- 周波数の異なる複数（10個程度）の振動子
- 初期位相はランダムかつ試行間で固定
- 逐次最小二乗法によるリードアウト結合の学習

従来技術との比較：タイミング課題1

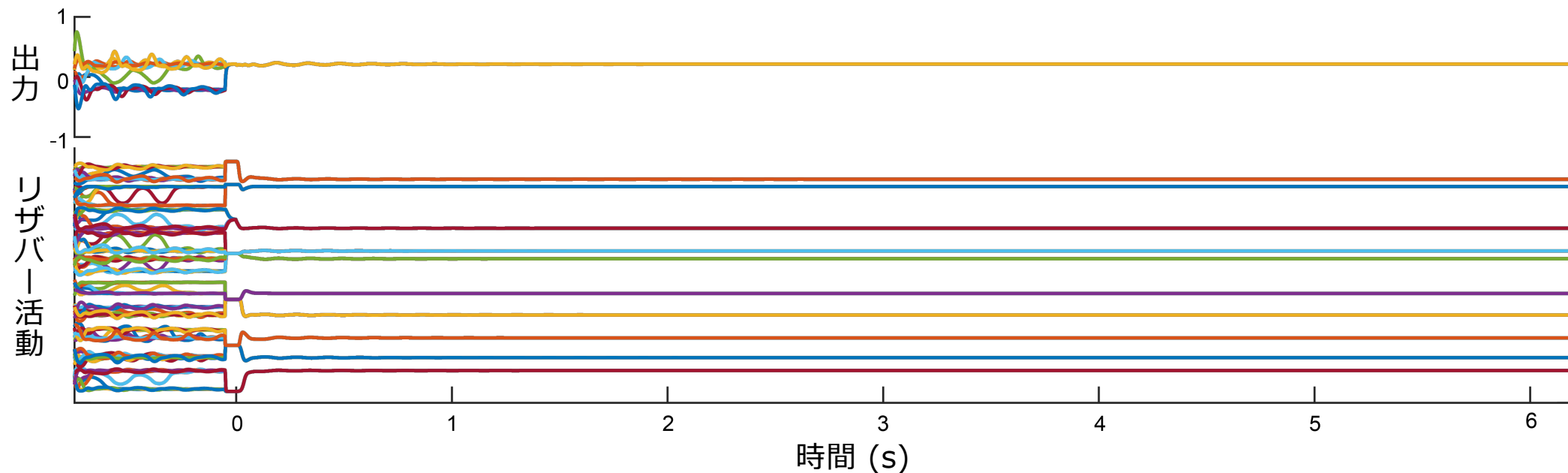
単純なベンチマークテスト：
インターバル = 1秒の例



従来技術との比較：タイミング課題2

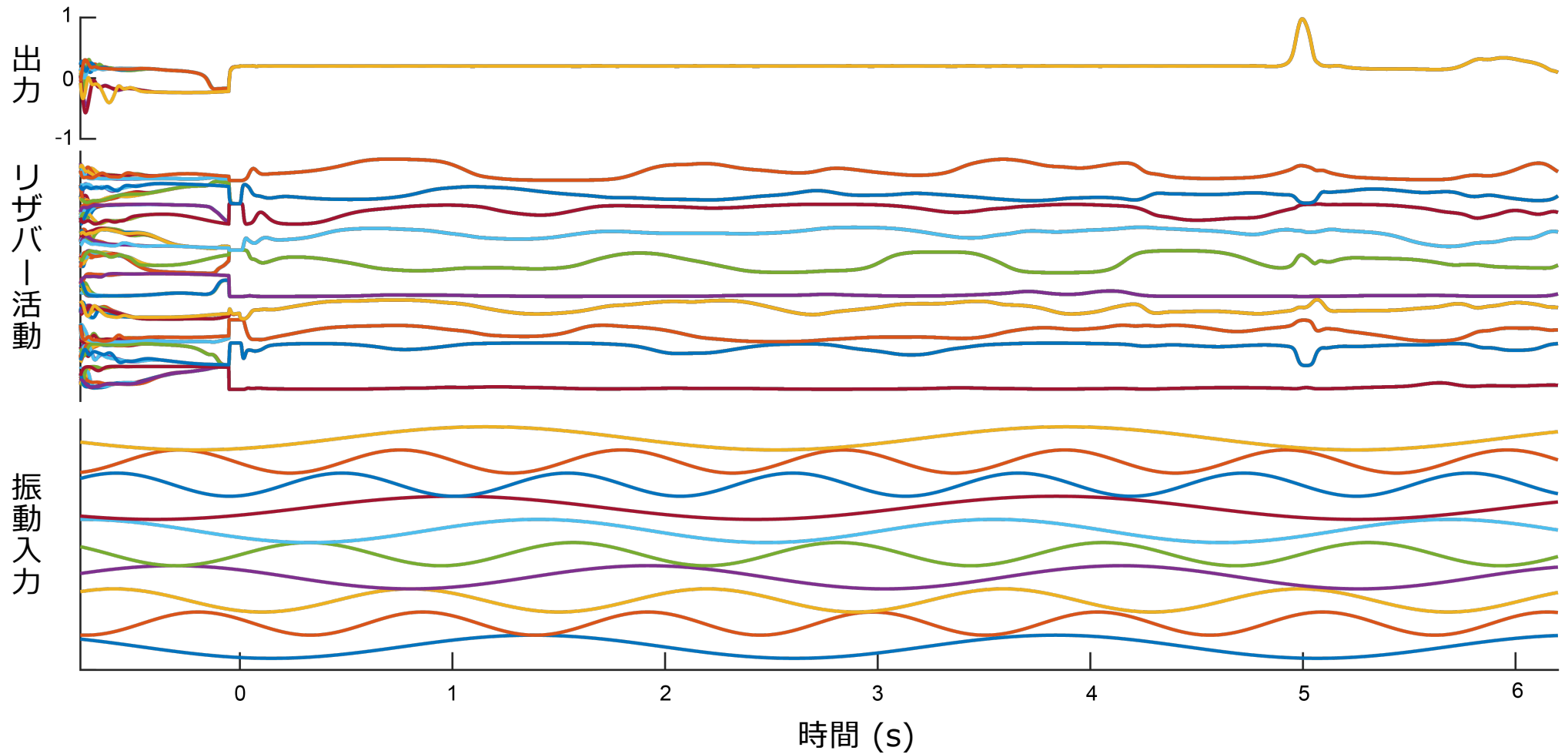
従来のリザーバー計算

インターバル = 5秒の例

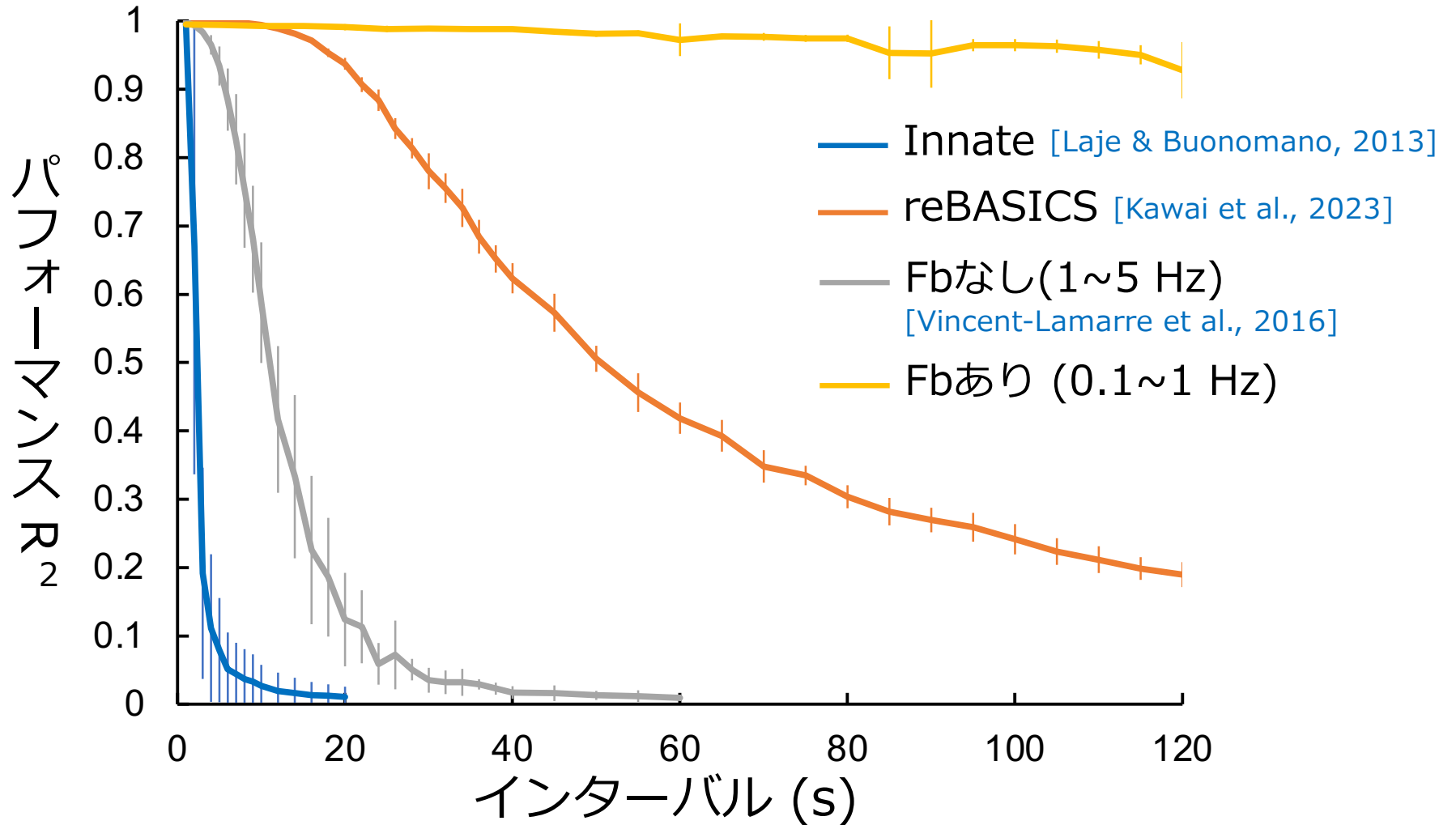


従来技術との比較：タイミング課題2

振動駆動リザーバー計算（0.1~1 Hzの振動入力）



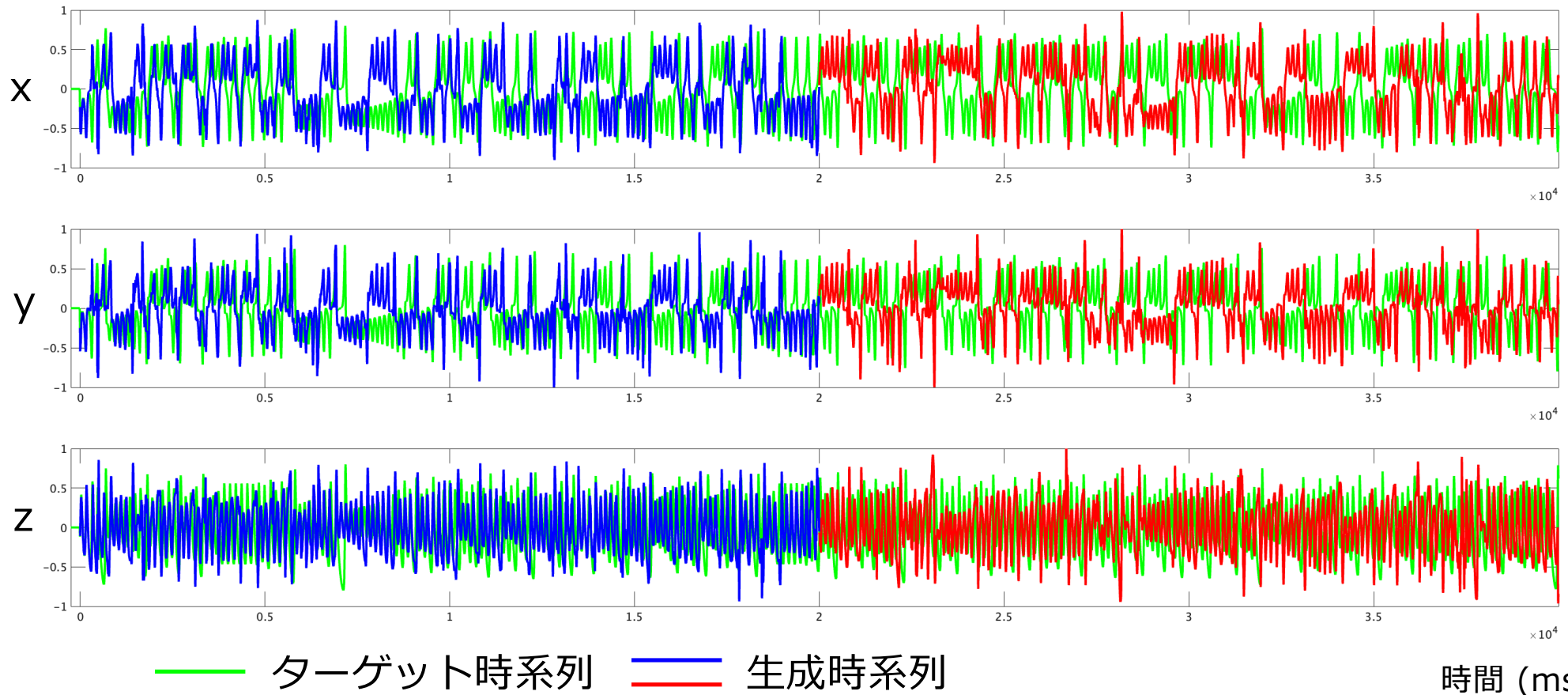
従来技術との比較：タイミング課題3



従来技術との比較: ローレンツ課題1

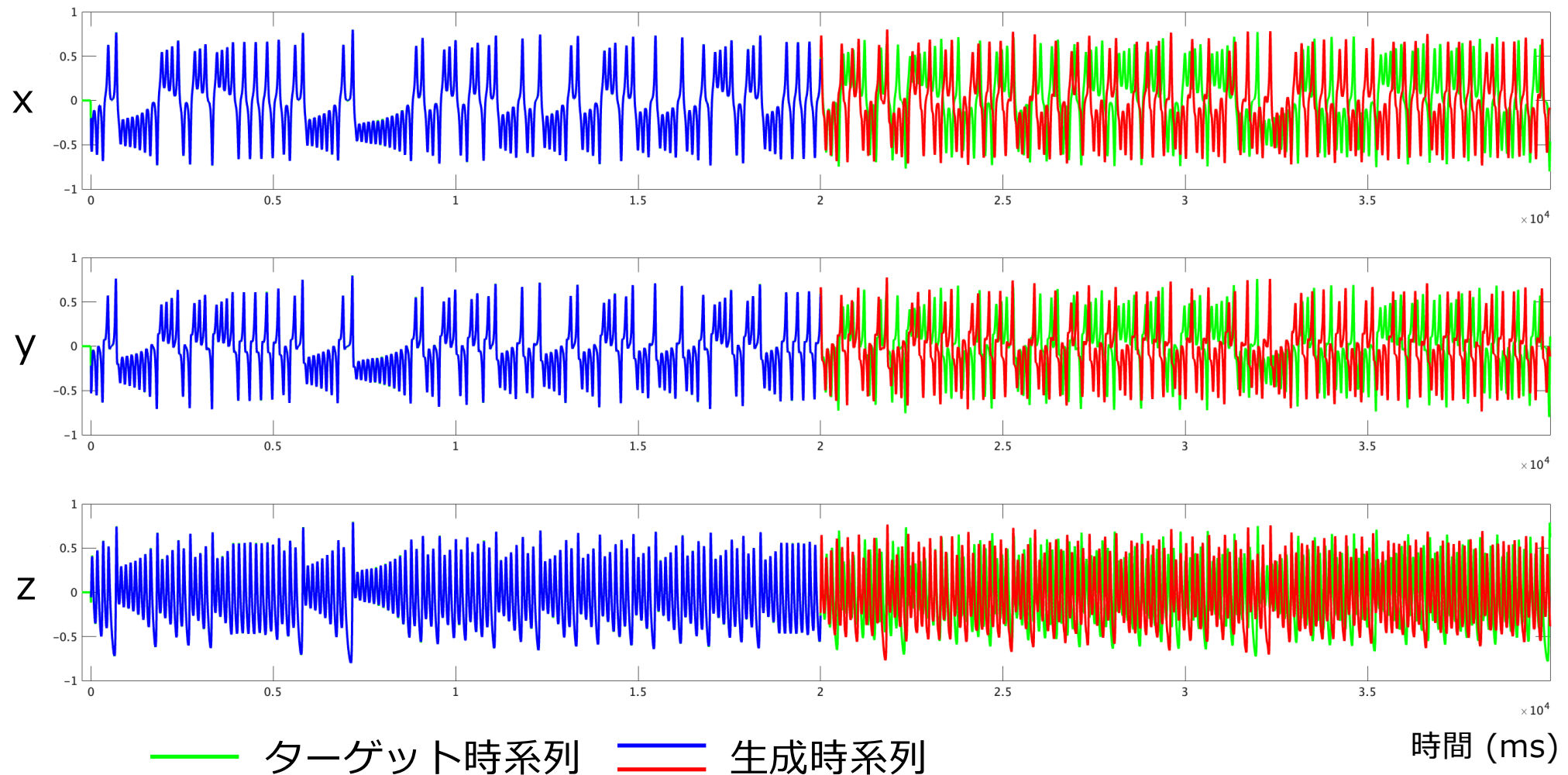
従来のリザーバ計算

3次元のローレンツ系の20秒の学習・40秒の生成



従来技術との比較：ローレンツ課題2

振動駆動リザーバ計算（25~50 Hzの振動入力）



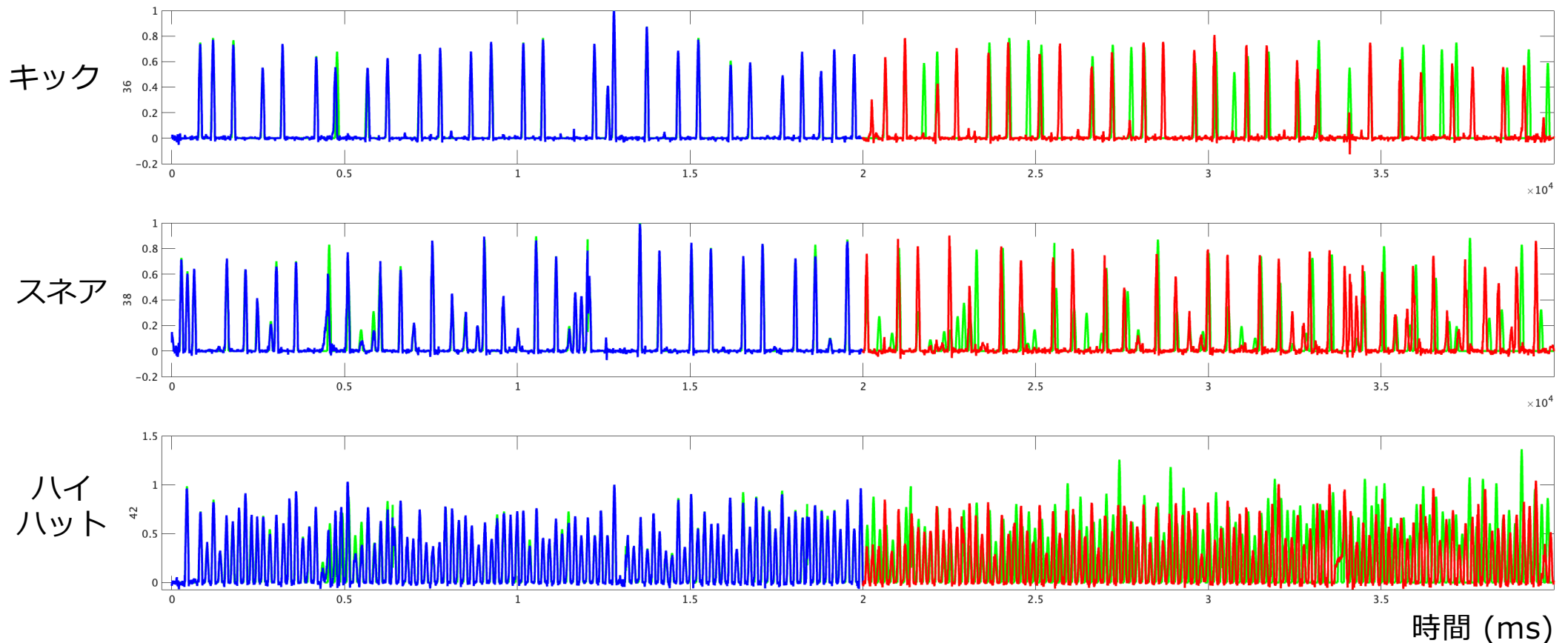
従来技術との比較: ドラム演奏生成

Groove MIDI Dataset [Gillick et al., 2019]

プロドラマーの演奏 (今回はfunk) の20秒を学習

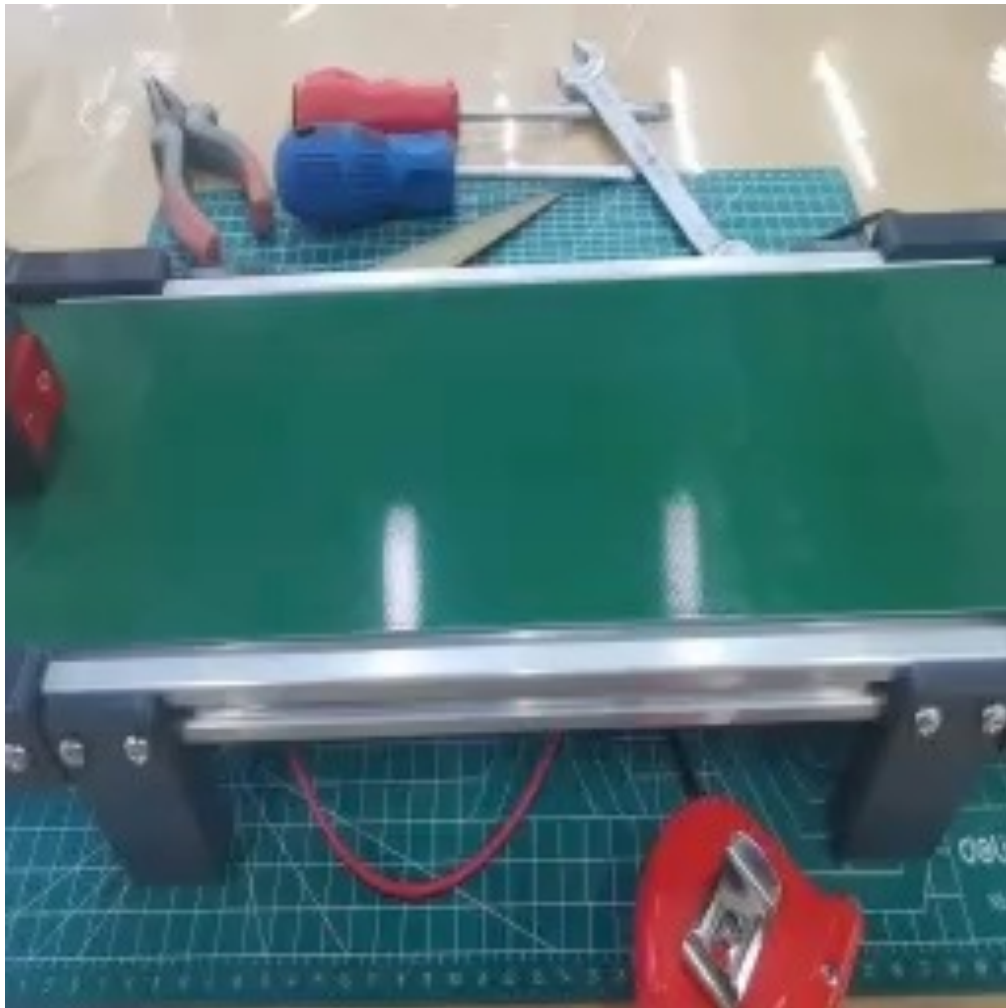
→ 40秒の生成

— ターゲット時系列 — 生成時系列



従来技術との比較：異常検知1

IPAD: Industrial Process Anomaly Detection Dataset



[Liu et al., 2024;
https://ljf1113.github.io/IPAD_VAD/]

25 FPS

1例 ≡ 平均228フレーム ≡ 9秒

学習データ：34例

テストデータ：16例

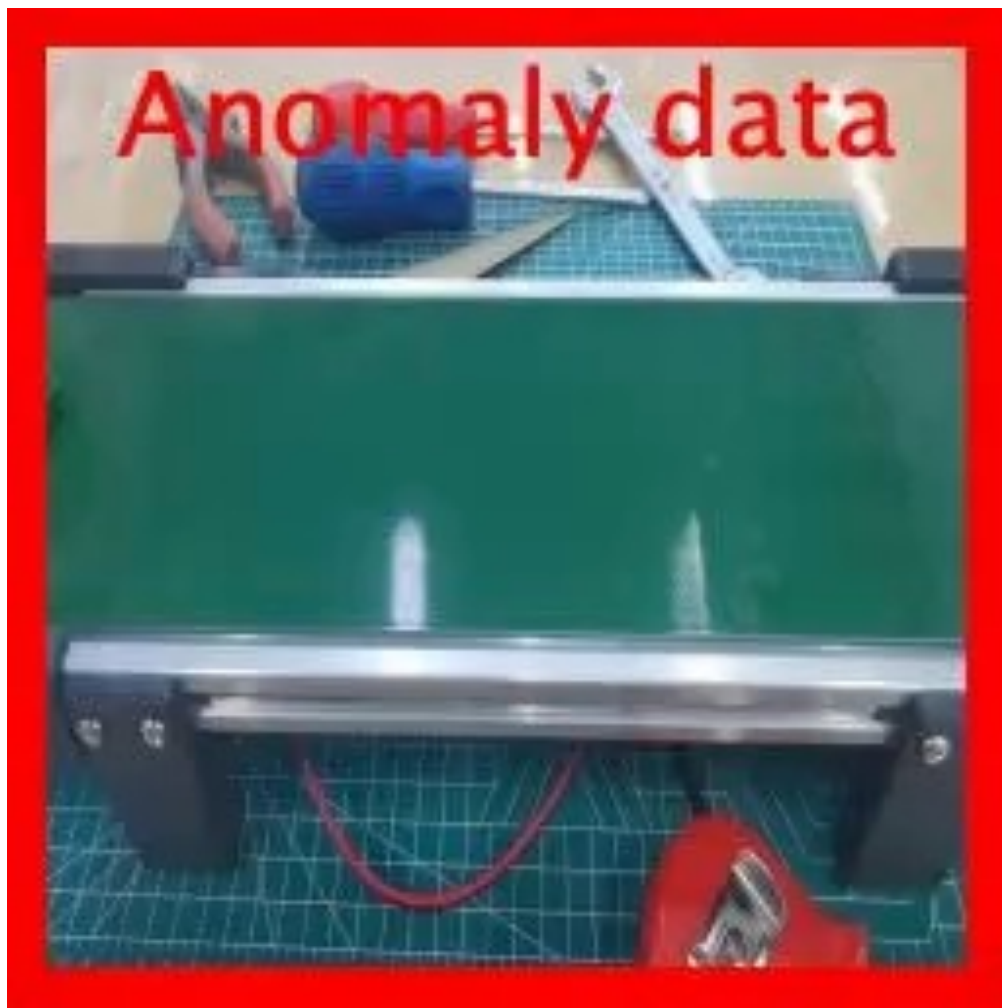
正常：8例，異常：8例

上下をカットして，主成分分析

→ 128次元の入力

予測誤差が閾値を超えると異常と判定

従来技術との比較：異常検知2



従来技術との比較：異常検知3

- リザバー計算：1000回の試行結果の平均（標準偏差）
- LSTM：100回の試行結果の平均（標準偏差）

モデル		AUC	Accuracy	F1	
レザバー	振動入力 あり	0.997 (0.0293)	0.995 (0.0317)	0.994 (0.0440)	
	振動入力 なし	0.981 (0.0607)	0.977 (0.0606)	0.974 (0.0741)	
	LSTM 学習率 = 0.005 反復 = 2000	8	0.929 (0.120)	0.929 (0.116)	0.911 (0.171)
		16	0.787 (0.158)	0.793 (0.134)	0.735 (0.225)
32		0.701 (0.120)	0.713 (0.118)	0.607 (0.240)	

想定される用途

- エッジ用の時系列処理AI
 - 訓練データを大量に収集不可な環境
 - 現場での軽量かつ高速な学習
 - スタートポイントのある課題
 - 入力がない（一定な）期間があってもOK
- 時系列の生成（予測）
 - 予測誤差に基づく異常検知
 - ソフトセンサ（例，産業プラントにおけるプロセス状態の予測・監視）

実用化に向けた課題

- 産業応用例・実用化例の集積
- 実際の現場での検証
- パラメータ（ネットワークサイズ, 振動入力
の周波数など）の最適化
- 処理の高速化（現在はpythonやmatlabを
用いたシミュレーションのみ）
- さらなる高速化・省エネルギー化に向けた
ハードウェア化
 - 物理リザーバー計算の活用

企業への期待

- 企業の有する環境・データを用いた実証実験
 - 現場のニーズに応じた時系列データの処理
- 組み込みAIの技術・ノウハウをもつ企業と共同研究・開発

企業への貢献、PRポイント

- 適切な課題と時系列データがあれば、すぐに本技術を適用可能
 - 軽量かつ高精度な時系列予測
 - 低コストでの導入
 - 省エネルギー・持続可能性への貢献
- リザーブ計算についての技術的なノウハウの提供が可能

本技術に関する知的財産権

- 発明の名称：レザバー学習装置、信号生成装置、学習方法、および信号生成方法
- 出願番号：特願2024-90870
- 出願人：大阪大学
- 発明者：河合祐司、森田堯、朴志勲、浅田稔

お問い合わせ先

大阪大学

共創機構 イノベーション戦略部門 知的財産室

<TEL> 06-6879-4861

<e-mail> tenjikai@uic.osaka-u.ac.jp