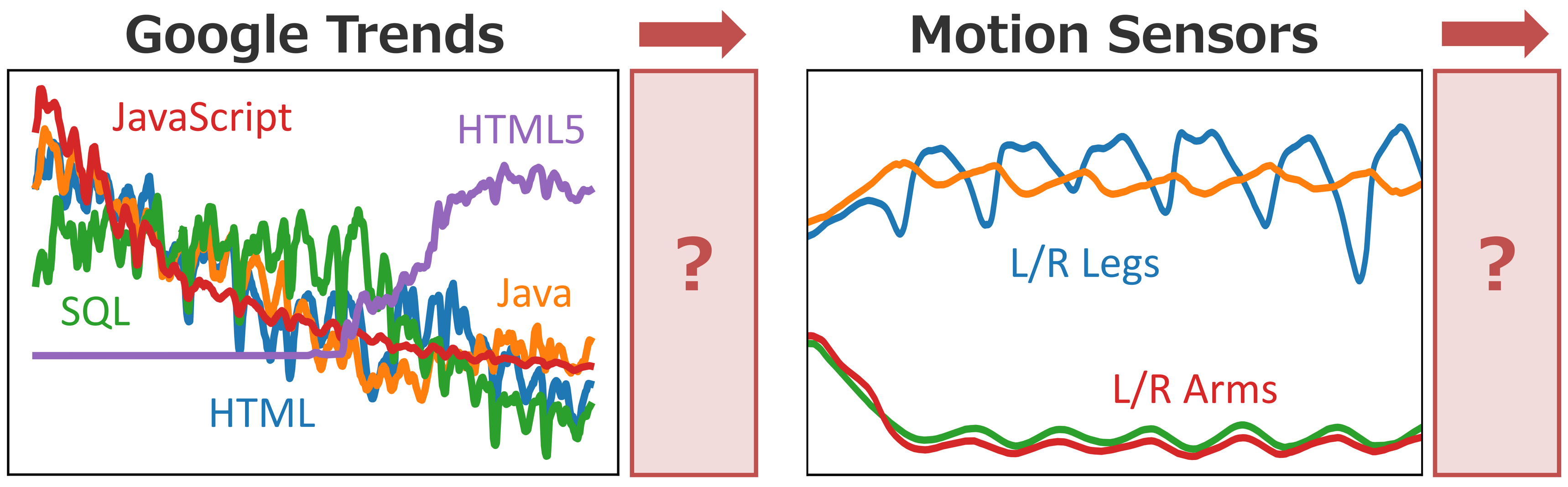
動的モード分解を活用した高速将来予測アルゴリズム

大阪大学 OSAKA UNIVERSITY
千原 直己†,‡ 松原 靖子† 藤原 廉†,‡ 櫻井 保志†
† 大阪大学 産業科学研究所 ‡ 大阪大学大学院 情報科学研究科
SANKEN 大阪大学 産業科学研究所

研究背景

様々な事象により**時系列データ**は生成されている

- e.g., オンライン活動、Internet of Things (IoT)
- **市場分析**や**自動運転**など、多数の応用先が存在する

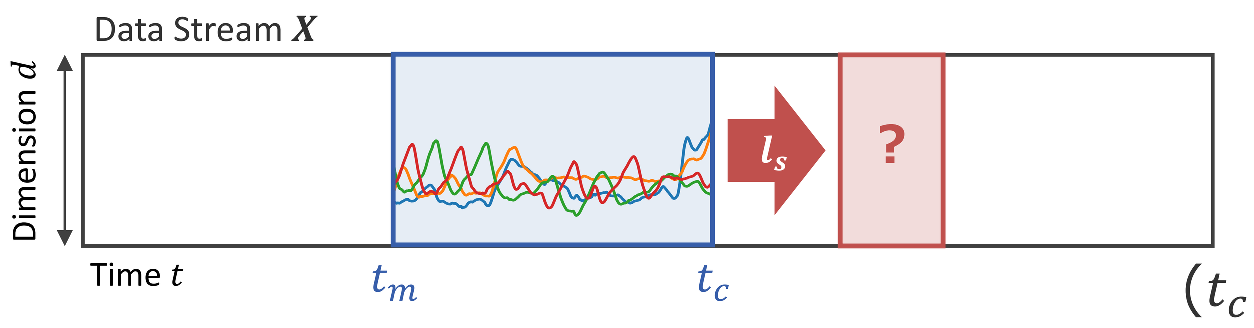


高速な**時系列予測手法 ModeCast**の提案

問題定義 - リアルタイム予測とは

Given: データストリーム $\boldsymbol{X}$, i.e., $\boldsymbol{X} = \{\boldsymbol{x}(1), \dots, \boldsymbol{x}(t_c), \dots\}$

Goal: l_sステップ先の予測, i.e., $\boldsymbol{V}^F = \{\boldsymbol{v}(t_c + l_s), \dots\}$



(t_c: 現在時刻)

動的モード分解 (Dynamic Mode Decomposition)

概要

- **未知の非線形動的システム**から**潜在的**な**ダイナミクス**を抽出
- **予測**に効果的な**固有値**に基づいた**時系列パターン**を表現
- **数値流体力学**の分野にて初めて提案された [Schmid 2010]

理論的背景

- **Koopman Theory** [Koopman 1931] に基づいている

未知な非線形動的システム

$$\frac{d}{dt}\boldsymbol{x} = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$$

近似

線形動的システム

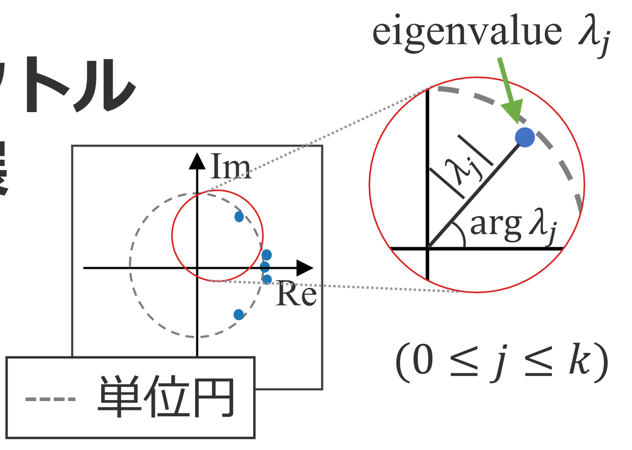
$$\boldsymbol{x}_{t+1} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_t$$

- 遷移行列 $\boldsymbol{A}$ は複素数範囲の 2 種類の行列にて構成される

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\Phi}^{\dagger}$$

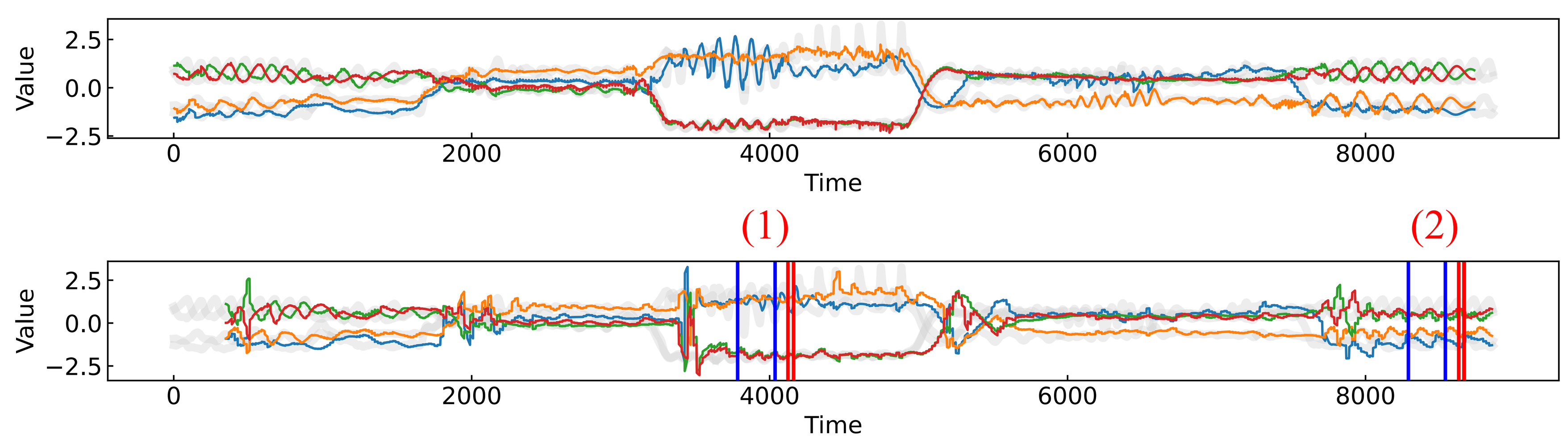
- 動的モード $\boldsymbol{\Phi}$: k 次元空間の**基底ベクトル**
- 固有値行列 $\boldsymbol{\Lambda}$: 動的モードの**時間発展**

$|\lambda_j|$: 減衰率
$\arg(\lambda_j)$: 振動数
$\Rightarrow$ **解釈可能な ダイナミクス**

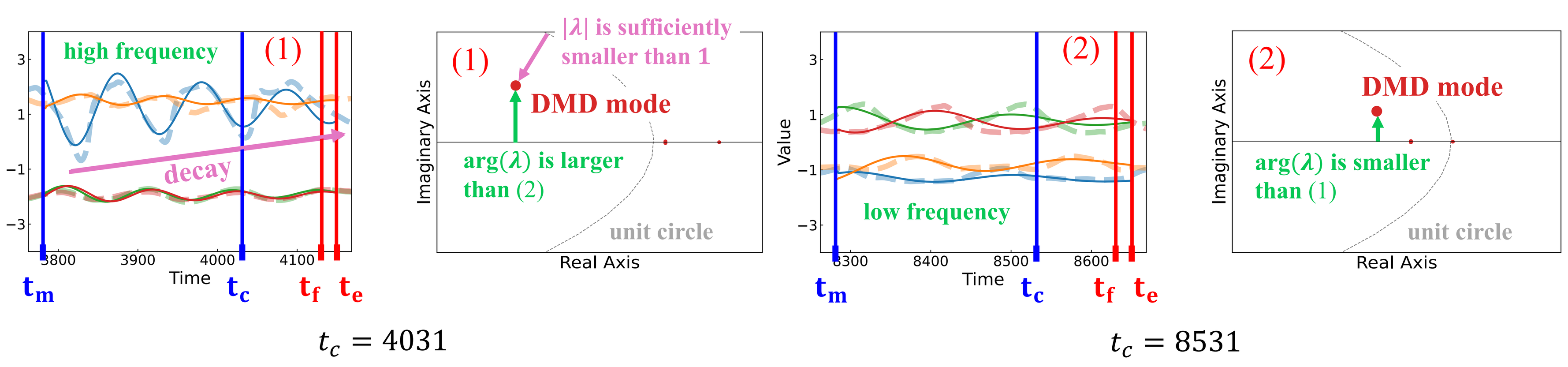


具体例 - センサストリームに対する解析結果

- **フィッティング結果** (上) & **予測結果** (下)



- 異なる2点における**スナップショット**



モデル - 達成目標は以下のとおり

- 時系列データ中の**複数のパターン** (i.e., **レジーム**) を捉える
- **データストリーム** $\boldsymbol{X}$ **の要約を数式的**に表現する

1. 遅延座標への射影

- **次元拡張**により**高精度**な**ダイナミクスの抽出**を助成

理論的背景

- **Takens' Theorem** [Takens 1981] に基づいている

$$\boldsymbol{X}_{\text{aug}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_1 & \boldsymbol{x}_2 & \cdots & \boldsymbol{x}_{n-h+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{x}_h & \boldsymbol{x}_{h+1} & \cdots & \boldsymbol{x}_n \end{bmatrix}$$

過去データにより各状態に**位相情報**が付与される

2. 潜在的な時系列パターン

- **動的システム**にて**レジーム**を表現

潜在的な時間発展　固有値行列

$$\frac{d\boldsymbol{s}(t)}{dt} = \boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{s}(t)$$

$$\boldsymbol{v}(t) = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{s}(t)$$

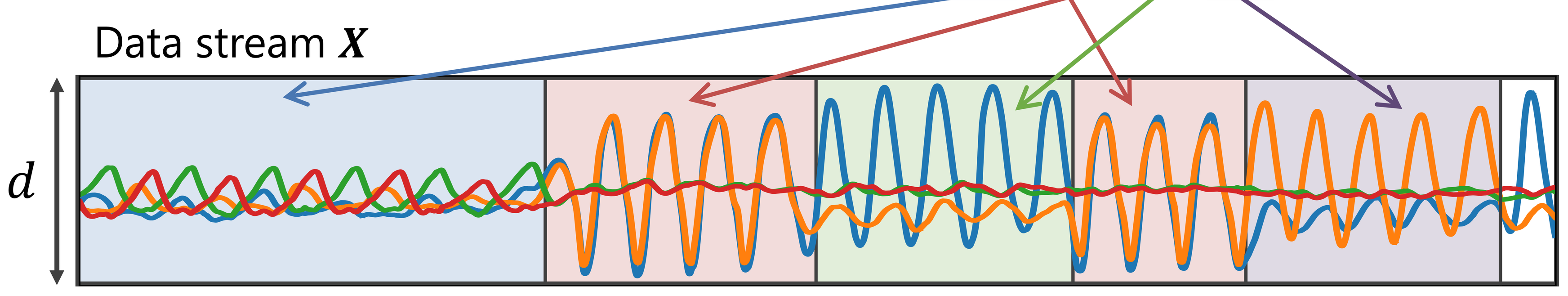
レジームによる推定値　動的モード

$\boldsymbol{s}(t) \in \mathbb{C}^k$	k次元ベクトルの潜在値
$\boldsymbol{v}(t) \in \mathbb{R}^{dh}$	dh次元ベクトルの推定値
$\boldsymbol{\Lambda} \in \mathbb{C}^{k \times k}$	潜在的な時間ダイナミクス
$\boldsymbol{\Phi} \in \mathbb{C}^{dh \times k}$	k次元部分空間への射影行列

→ **レジーム** $\theta = \{\boldsymbol{\Lambda}, \boldsymbol{\Phi}\}$

3. レジームの動的遷移

- 要約のために**レジームセット** $\boldsymbol{\Theta} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r\}$を利用



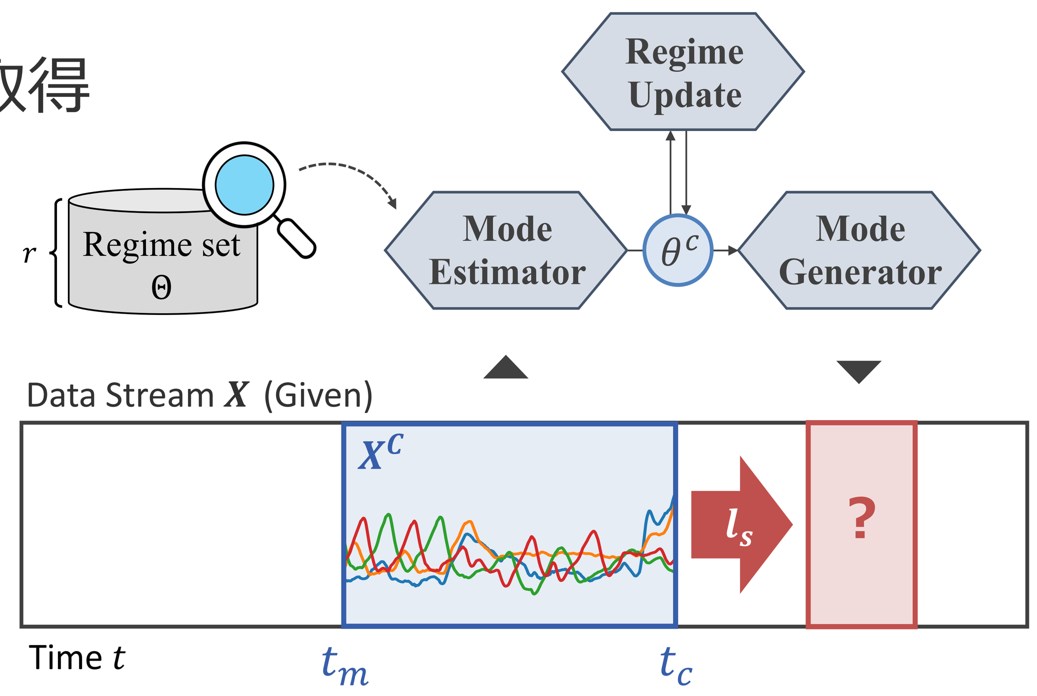
アルゴリズム - 4つのステップで構成される

Step1:
カレントウィンドウ $\boldsymbol{X}^C$ の取得

Step2: **ModeEstimator**
適切なレジーム θ^c を推定

Step3: **RegimeUpdate**
最新の観測 $\boldsymbol{x}(t_c)$ を用いたレジーム θ^c の更新

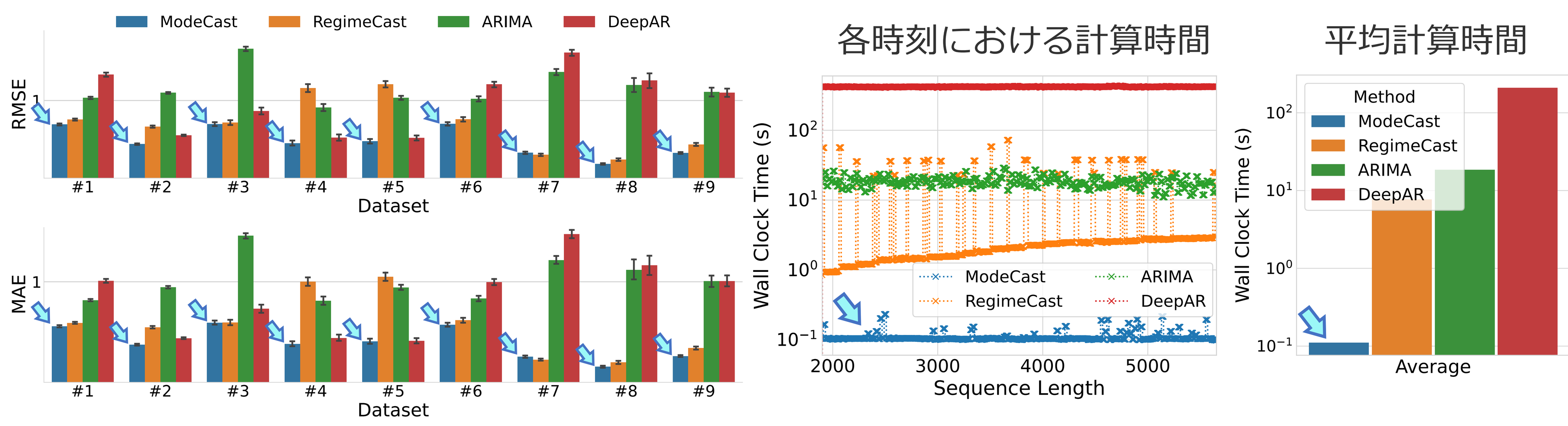
Step4: **ModeGenerator**
l_sステップ先の将来の予測



実験 - 正確性と計算時間に関する検証

9つのデータセットと3種類の比較手法

Q1. 正確性　**Q2. 計算時間**



高精度かつ高速な将来予測

まとめ - ModeCastは以下の特性を全て満たす

Effective: 複数のレジームに対応したリアルタイム予測を達成
General: 様々なデータに対して実用的である
Scalable: データの長さに依存せず、高速な処理が可能