[2b-R-22] 時系列早期分類の確率的定式化と時系列基盤モデルの活用

第28回情報論的学習理論ワークショップ (IBIS2025)
The 28th Information-Based Induction Sciences Workshop
2025-11-12～15, 那覇（那覇文化芸術劇場なはーと）

東口慎吾
大阪大学 産業科学研究所
shingo88@sanken.osaka-u.ac.jp

勝木孝行
IBM東京基礎研究所
KATS@jp.ibm.com

坂井智哉
IBM東京基礎研究所
Tomoya.Sakai2@ibm.com

Haoxiang Qiu
IBM東京基礎研究所
Haoxiang.Qiu@ibm.com

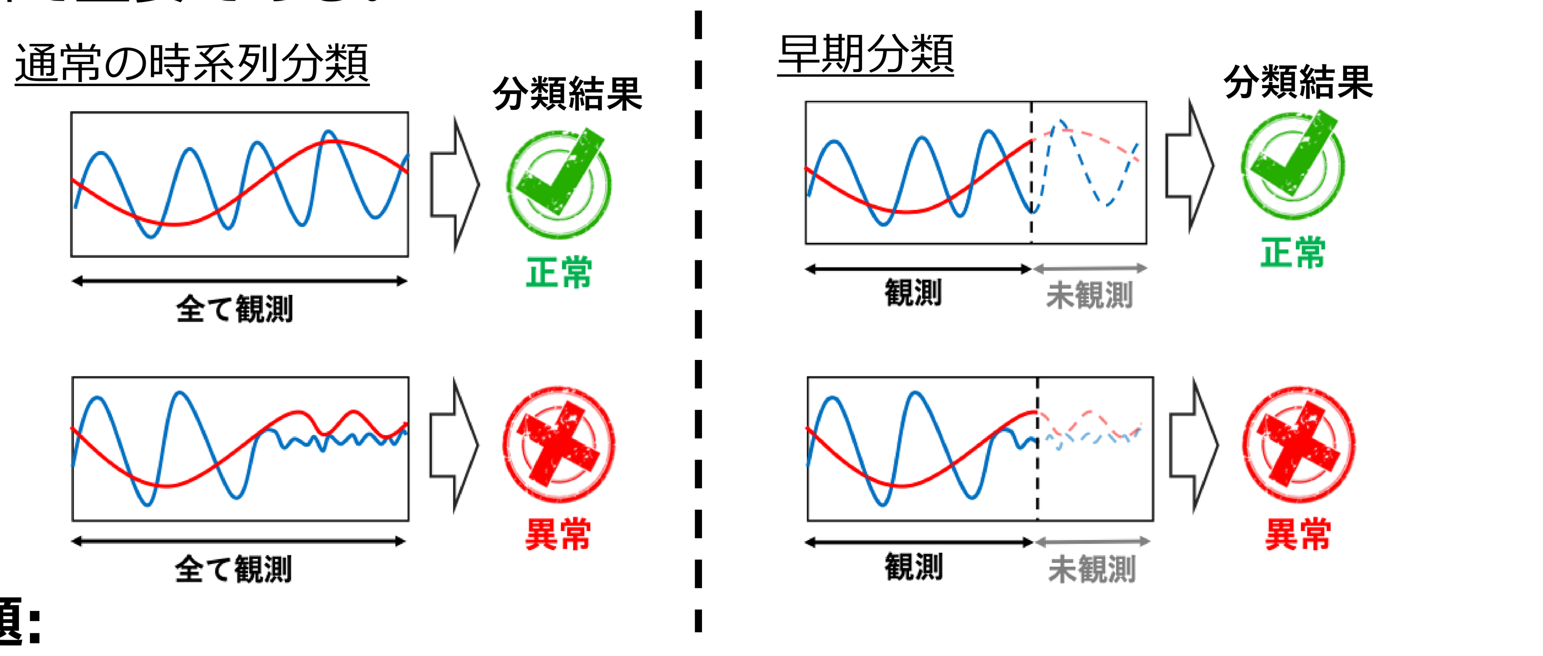
櫻井保志
大阪大学 産業科学研究所
yasushi@sanken.osaka-u.ac.jp

松原靖子
大阪大学 産業科学研究所
yasuko@sanken.osaka-u.ac.jp

井手剛
IBM T.J. Watson Research Center
tide@us.ibm.com

① 問題設定: 時系列データの早期分類

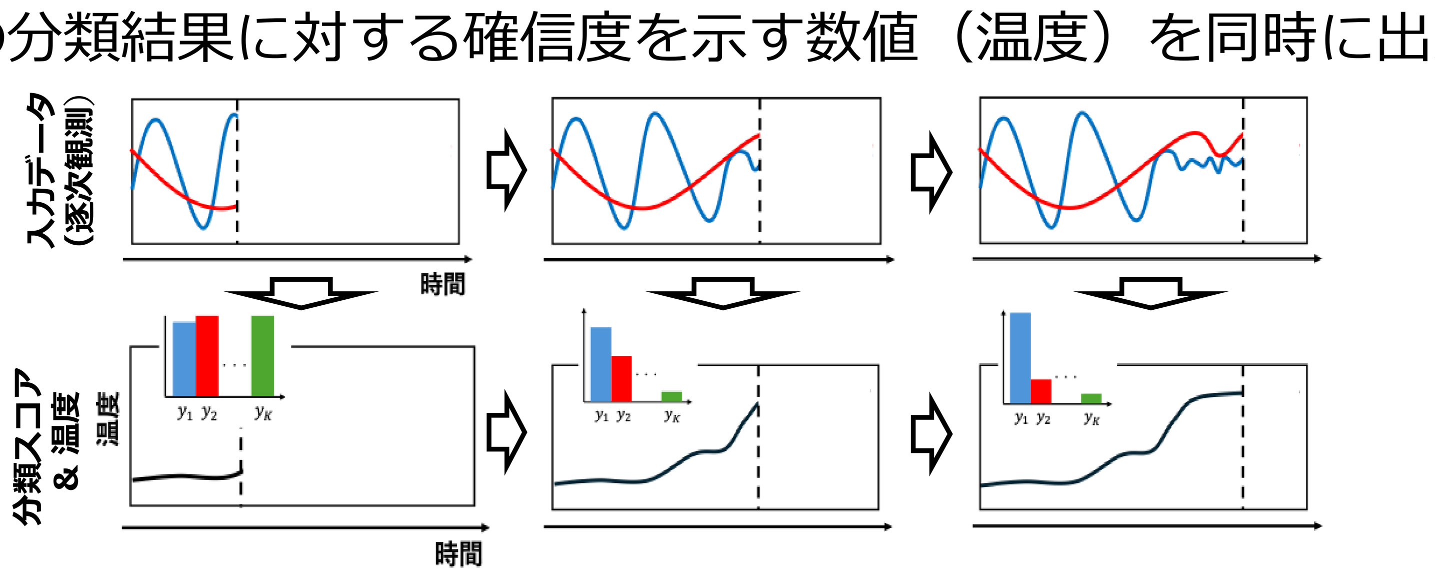
早期分類: 完全なデータが得られる前に、現在まで観測されたデータのみを用いて系列の分類ラベルを推定したい。
医療や工場設備のモニタリングなど、早期の意思決定が必要な場面で重要である。



課題:
1. 判定タイミングの決定
   どこまでデータを観測すれば信頼度の高い分類ができるか
2. 精度
   限られたデータで高い分類精度を出せるか

② アプローチ

温度付き分類: 各時刻において、分類スコアだけでなくその分類結果に対する確信度を示す数値（温度）を同時に出力



時系列基盤モデルの活用: 事前学習された基盤モデルを使って特徴抽出することで、限られたデータでも高い精度

③ 貢献

本研究は、**時系列早期分類問題を確率的に定式化**した最初の研究
既存手法では、分類と判定タイミングの決定の両立のために複雑な定式化が必要
提案手法では、温度付き分類問題として、
ELBOの最適化による簡潔な定式化で早期分類を実現できる

④ 早期分類の確率的定式化

問題定義

Given: 時系列とラベル $\{(X_i, y_i)\}_{i=1}^N$
Goal: 各時刻における分類スコアと温度を推定する

モデル

RNNを用いて潜在状態を逐次的に更新
分類/温度ヘッドを用いてそれぞれの時刻の分類スコアと温度を計算

RNN backbone $\boldsymbol{\theta}$: $\mathbf{h}_t = f_\theta(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t)$,

分類スコアの分布: $p(y_t = k \mid \mathbf{x}_{1:t}, \phi, \beta_t) = \dfrac{\exp(\beta_t s_{t,k})}{\sum_{j=1}^K \exp(\beta_t s_{t,j})}$ 温度付きsoftmax

$$= \mathrm{softmax}_{y_t}(\beta_t, \mathbf{h}_t, \phi)$$

$\beta > 1$: 確信度が高い
$\beta = 1$: 中立（通常のsoftmaxと一致）
$\beta < 1$: 確信度が低い

分類ヘッドの出力: $s_{t,k} = [g_\phi(\mathbf{h}_t)]_k$

温度の事前分布（ガンマ分布）: $p(\beta_t) = \mathrm{Gamma}(a_0 + \lambda t, b_0)$

温度の事後分布: $q(\beta_t \mid \mathbf{x}_{1:t}, \psi) = \mathrm{Gamma}(\hat{a}_t(\mathbf{h}_t, \psi), \hat{b}_t(\mathbf{h}_t, \psi))$

$$\mathbb{E}[\beta_t] = \frac{a_0 + \lambda t}{b_0}$$

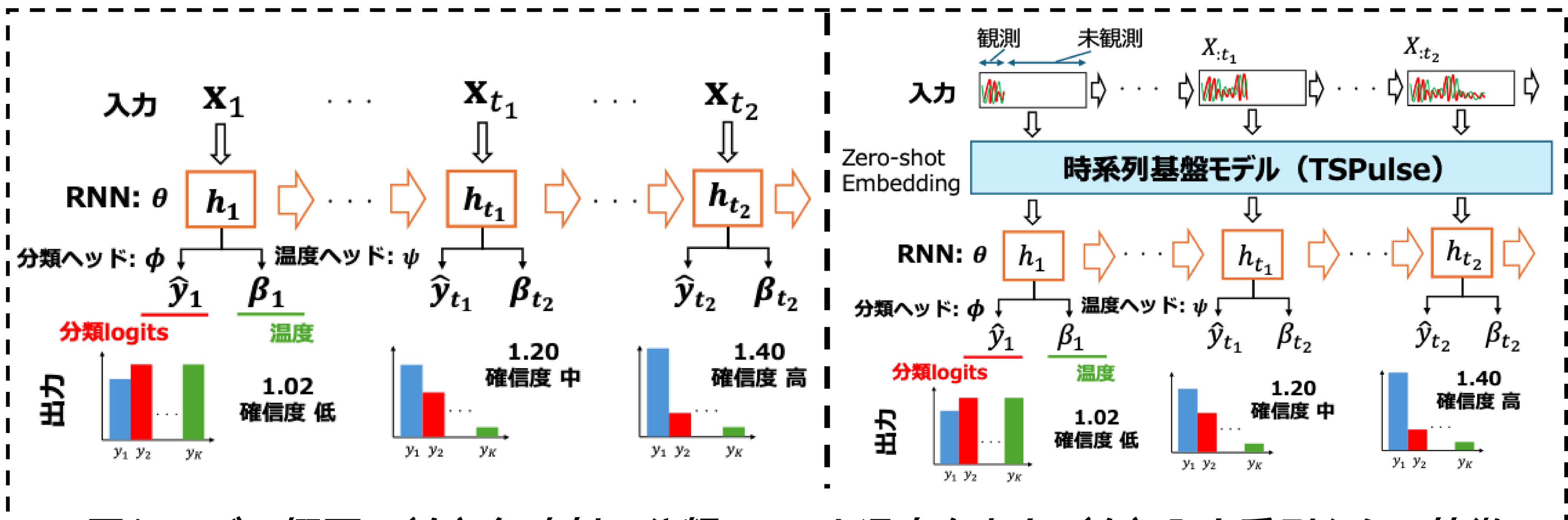


図1: モデル概要。（左）各時刻で分類スコアと温度を出力。（右）入力系列からの特徴抽出に時系列基盤モデルを活用した場合。

系列全体の定式化: $$p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi, \beta_{1:T}) = \prod_{t=1}^{T} \mathrm{softmax}_y(\beta_t, \mathbf{h}_t, \phi)$$

$$p(\beta_{1:T}) = \prod_{t=1}^{T} p(\beta_t)$$

$$q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi) = \prod_{t=1}^{T} q(\beta_t \mid \mathbf{x}_{1:t}, \psi) = q(\beta_t \mid \mathbf{h}_t, \psi)$$

目的関数: ELBOの最大化

$$\begin{aligned}
&\log p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi) \\
&= \log \int p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi, \beta_{1:T}) p(\beta_{1:T}) d\beta_{1:T} \\
&= \log \int q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi) \frac{p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi, \beta_{1:T}) p(\beta_{1:T})}{q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi)} d\beta_{1:T} \\
&\geq \int q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi) \log \frac{p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi, \beta_{1:T}) p(\beta_{1:T})}{q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi)} d\beta_{1:T} \\
&= \mathbb{E}_q[\log \frac{p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi, \beta_{1:T}) p(\beta_{1:T})}{q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi)}] \\
&= \mathbb{E}_q[\log p(y \mid \mathbf{x}_{1:T}, \phi, \beta_{1:T})] - \mathrm{KL}[q(\beta_{1:T} \mid \mathbf{x}_{1:T}, \psi) \,||\, p(\beta_{1:T})] \\
&= \sum_{t=1}^{T} \mathbb{E}_q[\log \mathrm{softmax}_y(\beta_t, \mathbf{h}_t, \phi)] - \mathrm{KL}[q(\beta_t \mid \mathbf{h}_t, \psi) \,||\, p(\beta_t)] \\
&= \mathcal{L}_{\mathrm{ELBO}}(\theta, \phi, \psi)
\end{aligned}$$

$$\hat{\mathcal{L}}_{\mathrm{ELBO}} = \sum_{t=1}^{T} \mathbb{E}_{\hat{\beta}_t \sim \mathrm{Gamma}(\hat{a}(h_t,\psi), \hat{a}(h_t,\psi))}[\log \mathrm{softmax}_y(\hat{\beta}_t, h_t, \phi)]$$

Reparameterization trick

$$- \mathrm{KL}[\mathrm{Gamma}(\hat{a}(h_t, \psi), \hat{a}(h_t, \psi)) \,||\, \mathrm{Gamma}(a_0 + \lambda t, b_0)],$$

ガンマ分布のKLダイバージェンスは解析的に計算可能

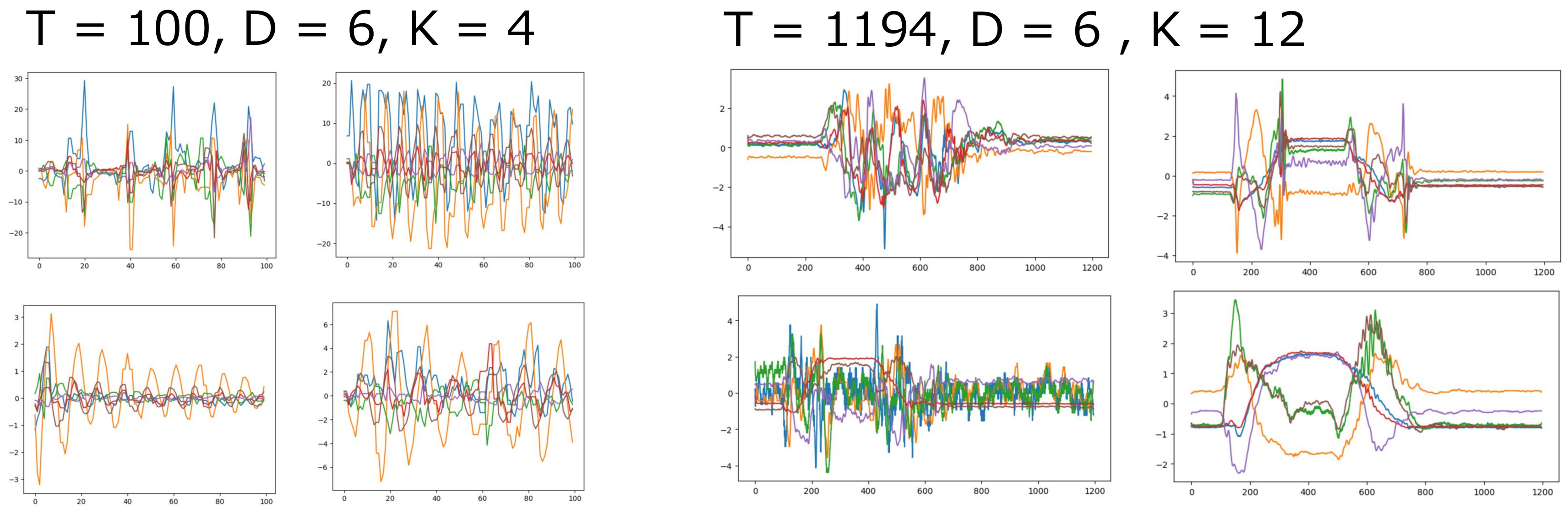
$$\mathrm{KL}(\hat{a}, \hat{b}, a, b) = (\hat{a} - a)\psi(\hat{a}) - \ln\Gamma(\hat{a}) + a \ln \frac{\hat{b}}{b} + \ln\Gamma(a) + \hat{a}(\frac{b}{\hat{b}} - 1)$$

⑤ 実験

Dataset

モーションキャプチャデータセットを使用

1. BasicMotions
   T = 100, D = 6, K = 4
2. Cricket
   T = 1194, D = 6 , K = 12

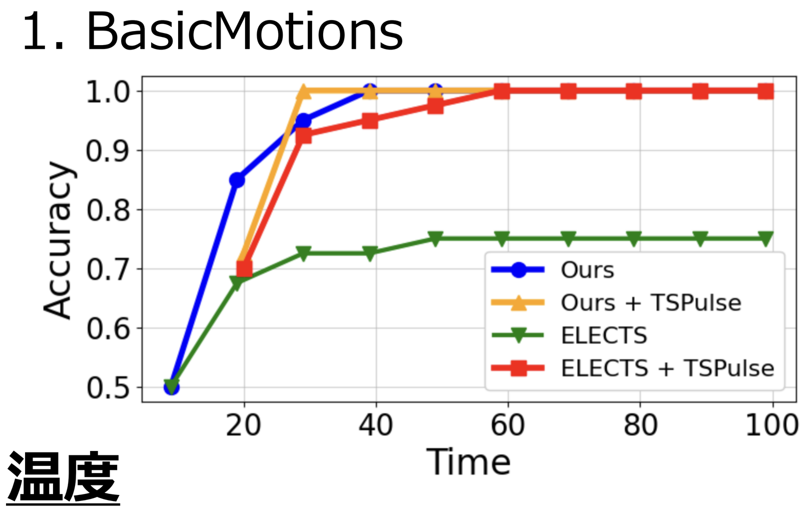


比較手法

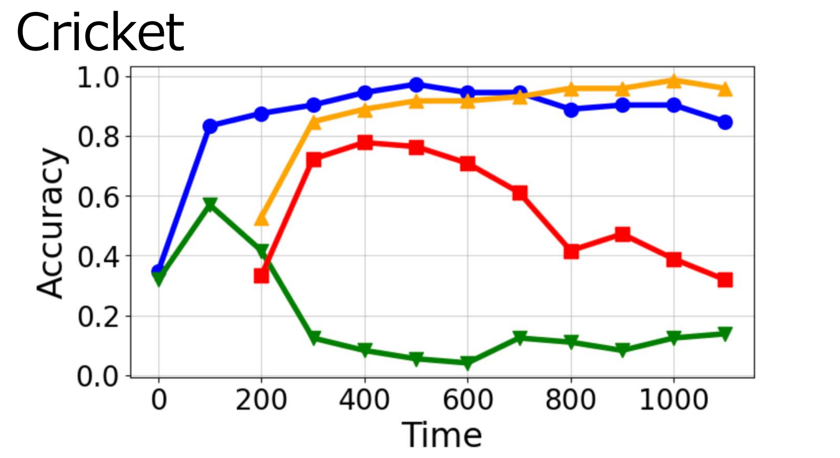
ELECTS: RNNベースで各時刻に分類スコアと信頼度を出力する手法

分類精度

1. BasicMotions

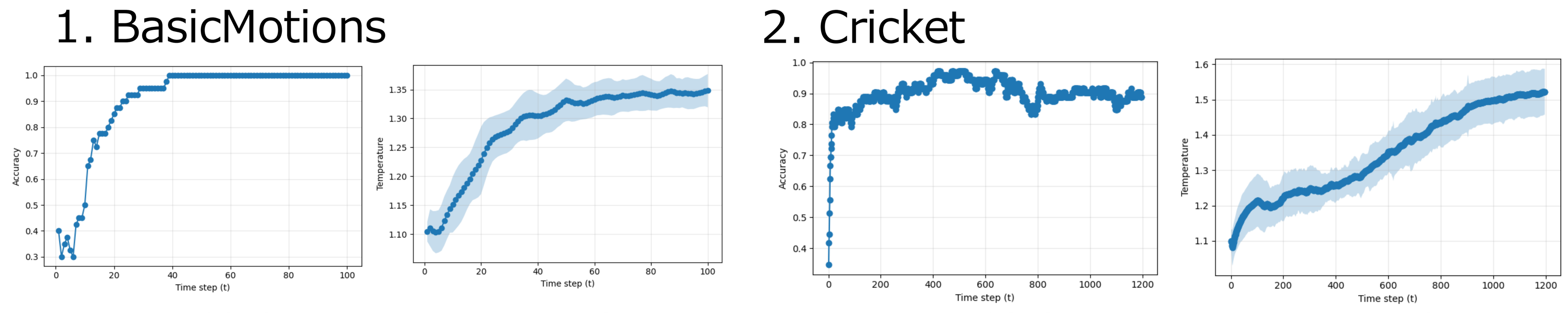


2. Cricket



温度

1. BasicMotions
2. Cricket



分類精度　温度　分類精度　温度