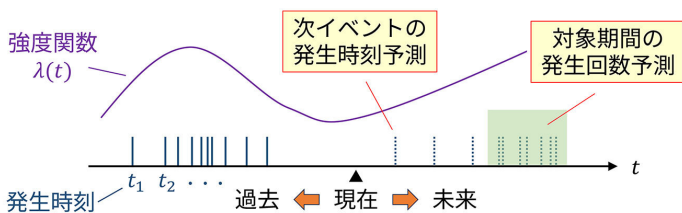


<p><b>どんな研究</b></p>	<p>ある出来事（イベント）の発生時刻を予測できれば、あらかじめ備えることでリスクを軽減、あるいはその機を最大限活用することができます。本研究では、点過程と機械学習を用いて、過去のイベントデータに基づき将来の<b>イベント発生時刻を効率良く予測する技術</b>を紹介します。</p>
<p><b>どこが凄い</b></p>	<p>従来技術は高精度である一方、学習に多大な計算時間を要します。私たちは、学習処理の中で従来の対数尤度に代えて点過程二乗誤差を採用することで、<b>予測精度を保ったまま、最大数百倍程度の大幅な学習の高速化</b>を達成しました。これにより、大規模データへの適用が可能となります。</p>
<p><b>めざす未来</b></p>	<p>機械学習によるイベント予測は、日々増え続けるデータにより予測が正確になる一方、計算処理の負荷は増大しています。大量の観測データを高速に処理できる本技術により、設備故障や需要変動などが<b>「いつ起きるか」を正確に捉え、先回りの判断を支えるサービスの実現</b>をめざします。</p>

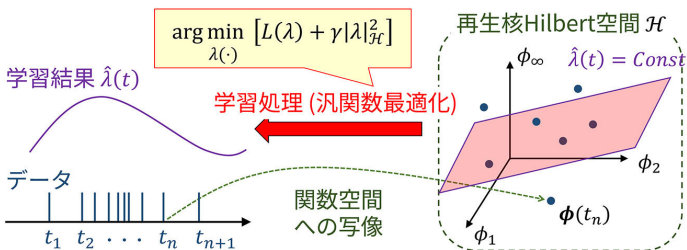
**イベント時系列解析**

- 分析対象とするイベントが**いつ・どこで発生したか**を記録したデータは**イベント時系列データ**と呼ばれます。  
例) 機器故障、事故、地震、感染、購買行動、SNS投稿
- 点過程はイベント時系列データを解析する標準ツールであり、**強度関数（イベントの発生確率）**をデータから学習することで、イベントの発生タイミングに関する様々な解析・予測を可能とします。



**カーネル法に基づく強度関数の学習**

カーネル法は、予め関数の形状を決め打ちすることなく、データに合わせて柔軟に関数を学習できる機械学習法です。



**解決すべき課題**

強度関数をカーネル法に基づき学習する際、データへの適合度を測る指標である**損失関数**（上図の $L(\lambda)$ ）として対数尤度関数が広く用いられてきましたが、**学習に要する計算コストが非常に高く、大規模なデータへの適用が困難**でした。

**提案法：点過程二乗誤差関数の導入**

損失関数として、従来の対数尤度関数の代わりに、より**非線形性の弱い点過程二乗誤差関数**を採用することで、計算コストの低い新たなカーネル法を提案しました。

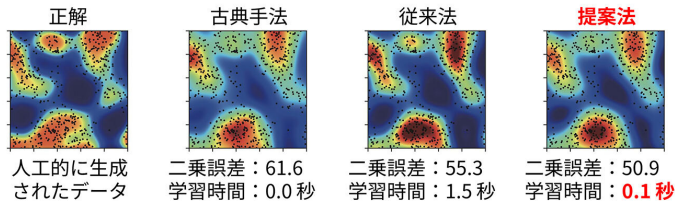
従来法：負の対数尤度関数  $\int_{\mathcal{T}} \lambda(t) dt - \sum_{n=1}^N \log(\lambda(t_n))$

提案法：点過程二乗誤差関数  $\int_{\mathcal{T}} \lambda(t)^2 dt - 2 \sum_{n=1}^N \lambda(t_n)$

**特長**：従来法では、計算量が最大でデータ数の三乗に比例する最適化問題を解く必要があります。これに対し提案法では、二乗誤差関数の性質を活用することで**この高コストな最適化問題を不要**とし、大幅な高速化が実現されます。

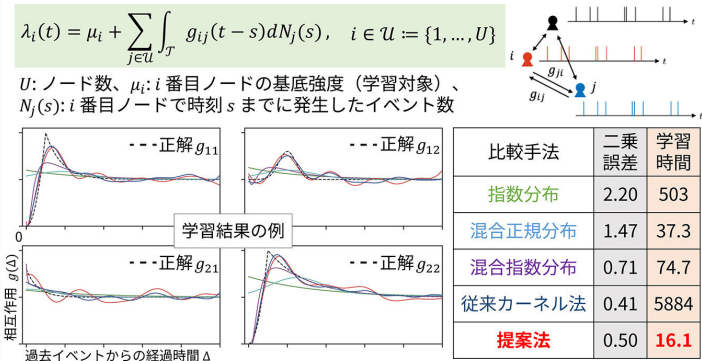
**■ 非定常ポアソン過程への適用 [1]**

時刻・位置に応じて変動する強度関数を学習する問題



**■ ホークス過程への適用 [2]**

複数のイベント系列間の相互作用関数  $g_{ij}(\Delta)$  を学習する問題



**関連文献**

[1] H. Kim, T. Iwata, A. Fujino, "K<sup>2</sup>IE: Kernel method-based kernel intensity estimators for inhomogeneous Poisson processes," in *Proc. The 42nd International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2025.

[2] H. Kim, T. Iwata, "A representer theorem for Hawkes processes via penalized least squares minimization," in *Proc. The 14th International Conference on Learning Representations (ICLR)*, oral, 2026.

**連絡先**

金 秀明 (Hideaki Kim) 協創情報研究部知能創環境研究グループ