

講師：Tristan Hascoet（トリストラン ハスコエト）氏

理化学研究所 計算科学研究センター データ同化研究チーム 研究員

日時：7/6（月）17：00-19：00

Title: Differentiable river routing for end-to-end learning of hydrological processes

水文過程の end-to-end 学習に向けた differentiable river routing

Abstract: Deep learning has transformed rainfall-runoff modeling, yet large-scale hydrological simulations still commonly separate learned runoff generation from externally prescribed river routing. This separation limits the ability to train hydrological systems end to end from streamflow observations and to learn physically consistent dynamics across river networks. In this seminar, I will present DiffRoute, a differentiable river-routing framework that reformulates classical linear time-invariant routing schemes as a combination of transitive closure and block-sparse convolution operators. By exploiting the graph structure of river networks, DiffRoute enables GPU-accelerated routing, automatic differentiation, and seamless integration into modern deep-learning pipelines. I will show how classical routing concepts such as impulse response functions, Muskingum routing, Nash cascades, and diffusive-wave approximations can be expressed within a unified computational framework. The talk will then demonstrate the scalability and accuracy of this approach, including national-scale end-to-end learning of river discharge simulations and global scale routing parameter estimation. Finally, we will discuss key limitations of the proposed approach, and more broadly, remaining challenges in learning hydrological dynamics from sparse and noisy observations.

ディープラーニング（深層学習）は降雨流出過程のモデル化を大きく変革してきたが、大規模な水文計算では依然として、学習による流出生成と、外部から規定した河道追跡とを分離して扱うことが一般的である。この分離は、流量観測データから水文システム全体を end-to-end で学習することや、河道網全体にわたる物理的に整合的な水動態を学習することを困難にしている。

本セミナーでは、DiffRoute と呼ばれる differentiable river-routing の枠組みを紹介する。これは、従来の線形かつ時間変化しない追跡手法を、transitive closure および block-sparse 畳み込み演算子の組み合わせとして再定式化したものである。河道網のグラフ構造を活用することで、DiffRoute は GPU による高速計算、自動分化、そして最新のディープラーニングパイプラインとのシームレスな統合を可能にする。また、インパルス応答関数、Muskingum 法、Nash cascades、拡散波近似といった従来型の河道追跡概念を、統一的な

計算フレームワークの中でどのように表現できるかを示す。さらに、本手法の **scalability** と精度について、全国規模での河川流量シミュレーションの **end-to-end** 学習や、全球に対する河道追跡パラメータ推定の事例を通じて紹介する。最後に、本手法の限界点や、より一般的には、疎でノイズを含む観測データから水文動態を学習する上で残されている課題について議論する。