

Machine learning tools reveal fault physical characteristics

Paul A. Johnson

Geophysics Group, Los Alamos National Laboratory

We analyze continuous seismic data with machine learning (ML), with the goal of identifying hidden signals connected to the earthquake cycle. In the laboratory, we find that continuous seismic waves originating in the fault zone are imprinted with fundamental information regarding the physics of the fault. Statistics of these low-amplitude, noise-like signals identified with supervised ML approaches can be used to estimate fault friction, fault displacement, and forecast upcoming failure with great accuracy. These results hold true for both stick-slip and slow-slip frictional regimes. Similarly, when we scale the approach to study slow-slip events in the Cascadia subduction zone, we find that continuous seismic waves contain information about the instantaneous fault displacement at all times. We find that direct application of these approaches to seismogenic faults highly challenging to date. As a result, we are testing generalization approaches where the ML model is trained on fault simulations and applied to laboratory faults. To date this is working well. Our current work in progress is to determine if such an approach may work in Earth

[参考訳]

機械学習ツールを用いた断層の物理的特性の解明

私たちは、地震の周期に関連する隠れたシグナルを特定することを目的として、機械学習 (ML) による連続した地震データの解析を行っている。実験室では、断層帯で発生する連続した地震波には、断層の物理に関する基本的な情報が刻み込まれていることがわかった。このような低振幅でノイズのような信号の統計を教師付き ML アプローチで同定すると、断層の摩擦や断層の変位を推定したり、将来の断層破壊を予測したりするのに用いることができ、しかも非常に高精度である。これらの結果は、スティックスリップとスロースリップの両方の摩擦領域 (**friction regime**) に当てはまる。同様に、カスケード沈み込み帯のスロースリップ現象にこのアプローチを拡大すると、どの時点においても、連続した地震波には瞬間的な断層変位に関する情報が含まれていることがわかる。現在のところ、これらのアプローチを地震性断層に直接適用することは非常に困難である。そのため、私たちは、断層シミュレーションに基づいて ML モデルを訓練し、実験室の断層に適用するという一般化アプローチを試みている。現在のところ、これはうまくいっている。目下の課題は、このようなアプローチが地中でも機能するかどうかを判断することである。