

生きる、を支える科学技術



日本の地震観測と その観測データへの 機械学習の適用

久保 久彦 (防災科学技術研究所)



主任研究員

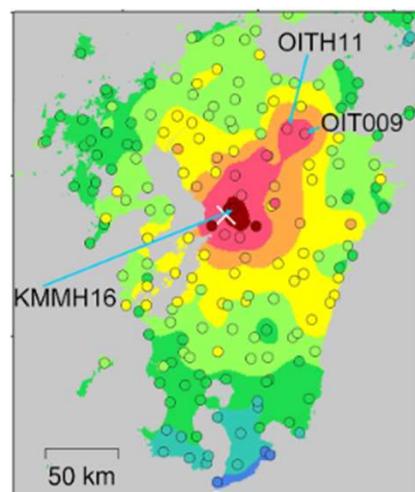
久保 久彦

博士 (理学)

所属：国立研究開発法人 防災科学技術研究所
地震津波火山ネットワークセンター

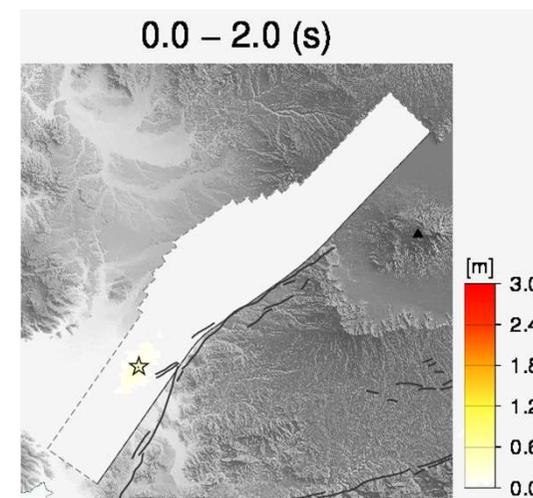
専門：強震動地震学

2016年熊本地震による強い揺れの分布



Suzuki et al. (2017)

2016年熊本地震の断層破壊過程

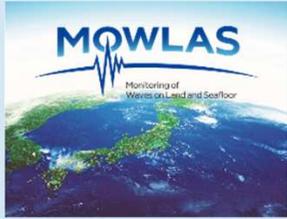


Kubo et al. (2016)

ここ数年、地球物理データへの機械学習の導入にも努めている

はじめに

地球科学ビッグデータ



AI・機械学習



物理モデル・ドメイン知

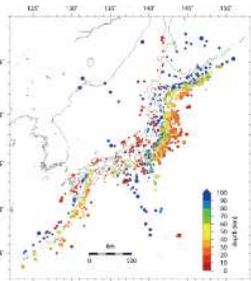
$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \nabla\phi + \nabla \times \boldsymbol{\psi} \\ \nabla \cdot \boldsymbol{\psi} &= 0 \\ \ddot{\phi} &= \frac{\phi}{\rho} + \alpha^2 \nabla^2 \phi \\ \ddot{\boldsymbol{\psi}} &= \frac{\boldsymbol{\psi}}{\rho} + \beta^2 \nabla^2 \boldsymbol{\psi} \end{aligned}$$



新たな科学的発見
 これまでになかった予測の実現

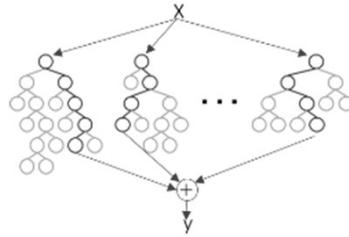
地震による揺れの強さを予測するためのハイブリッドアプローチ (Kubo *et al.* 2020)

地震動ビッグデータ



強震観測網K-NET・KiK-net
 による約19万の強震記録

機械学習

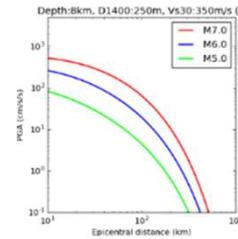


データに合わせて柔軟かつ
 高精度な予測が可能

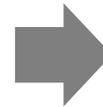


既往の予測式

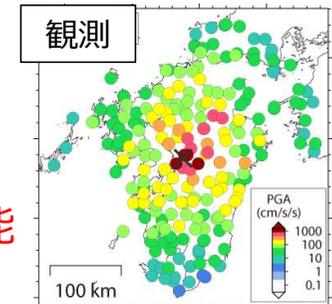
$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$$



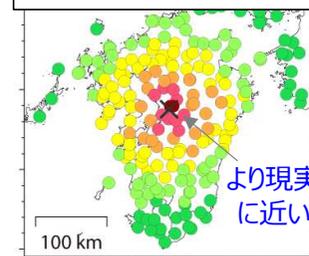
物理モデルに基づいており、
 まれな事象でも安定



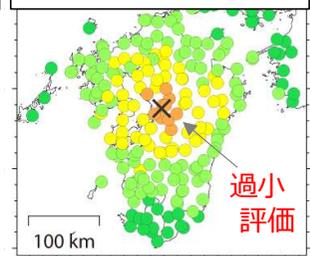
予測性能
 向上



予測 (ハイブリッド)



予測 (機械学習のみ)



* 2016年熊本地震での予測例

本日の発表内容

▶ 日本における地震観測
防災科研による観測を中心に

地震データへの機械学習の適用
地震の揺れの強さの予測における適用事例

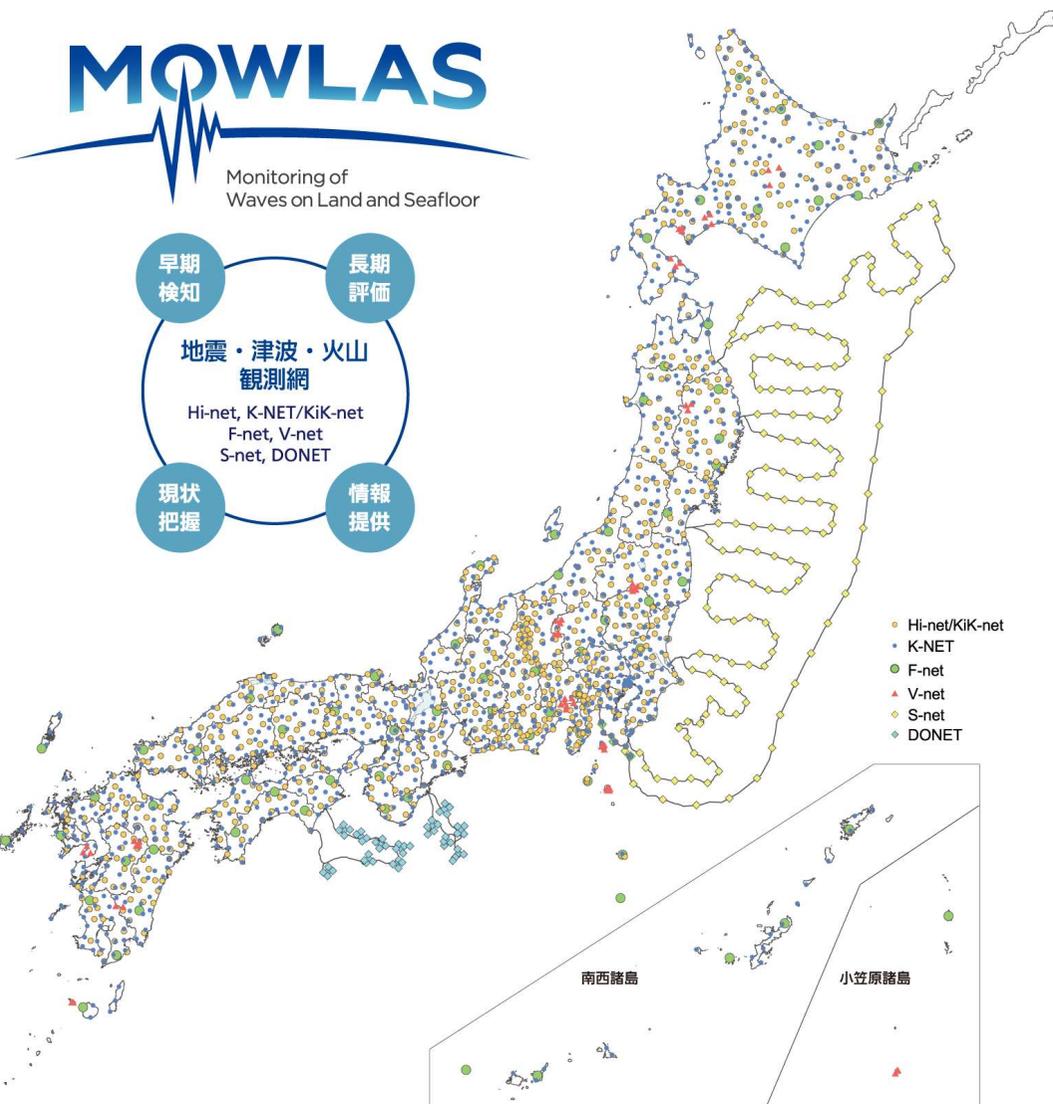


MOWLAS

陸海統合地震津波火山観測網



全国の陸と海を網羅する地震・津波・火山の7観測網



● **高感度地震観測網 (Hi-net)**
極めて小さな揺れを観測 (約800ヶ所)



● ● **強震観測網 (K-NET・KiK-net)**
強い揺れを観測 (約1000ヶ所+約700ヶ所)



● **広帯域地震観測網 (F-net)**
様々な周期の揺れを観測 (73ヶ所)



▲ **火山観測網 (V-net)**
全国16火山に展開 (55ヶ所)



● **日本海溝海底地震津波観測網 (S-net)**
日本海溝をカバーする海底観測網 (150ヶ所)



● **地震・津波観測監視システム (DONET)**
南海トラフをカバーする海底観測網 (51ヶ所)



陸域

海域

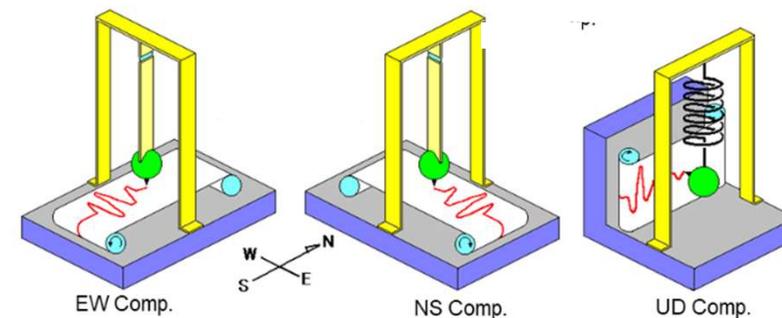
地震のデータって？



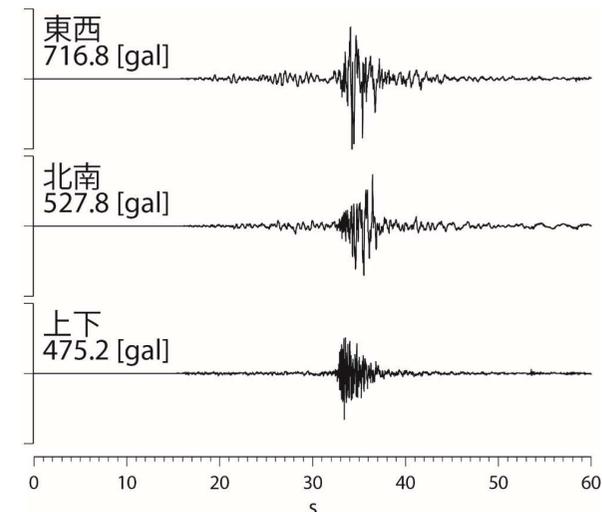
- 震度情報
- 震源情報
- 緊急地震速報
- ハザードマップ

...

地震計で地面の動きを捉える



地震の基礎知識と観測
http://www.hinet.bosai.go.jp/about_earthquake/



日本の地震観測の契機：阪神・淡路大震災

1995年1月17日 兵庫県南部地震（Mj 7.3）による阪神・淡路大震災

死者：6,434名、行方不明者：3名、負傷者43,792名

住宅被害：全壊104,906棟、全半壊合計約25万棟

地震防災対策特別措置法

1995年6月：地震調査研究推進本部 発足

→地震による災害の軽減に資する地震調査研究の推進

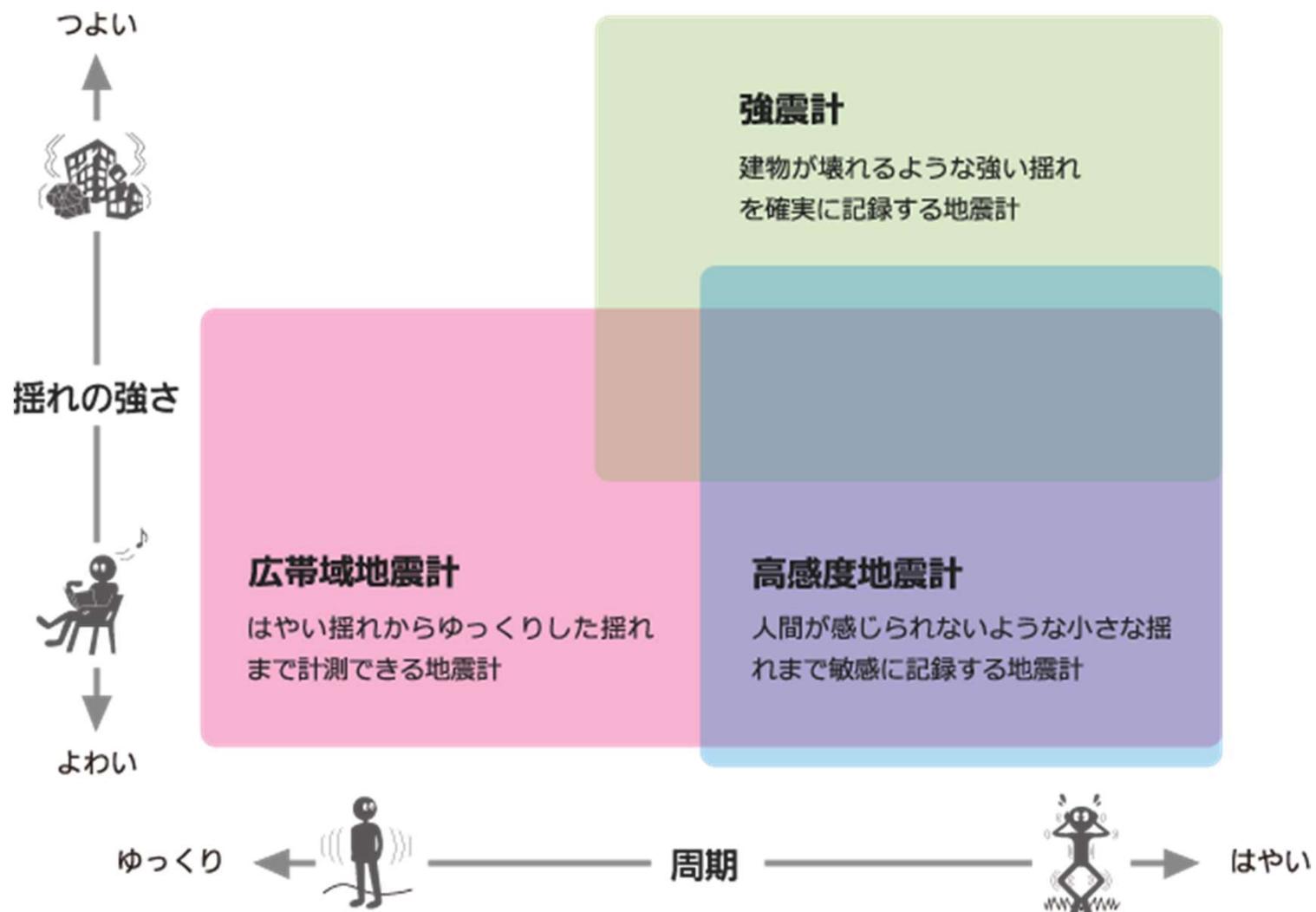
地震に関する基盤的調査観測計画

地震観測網（防災科研）

GPSネットワーク（国土地理院）

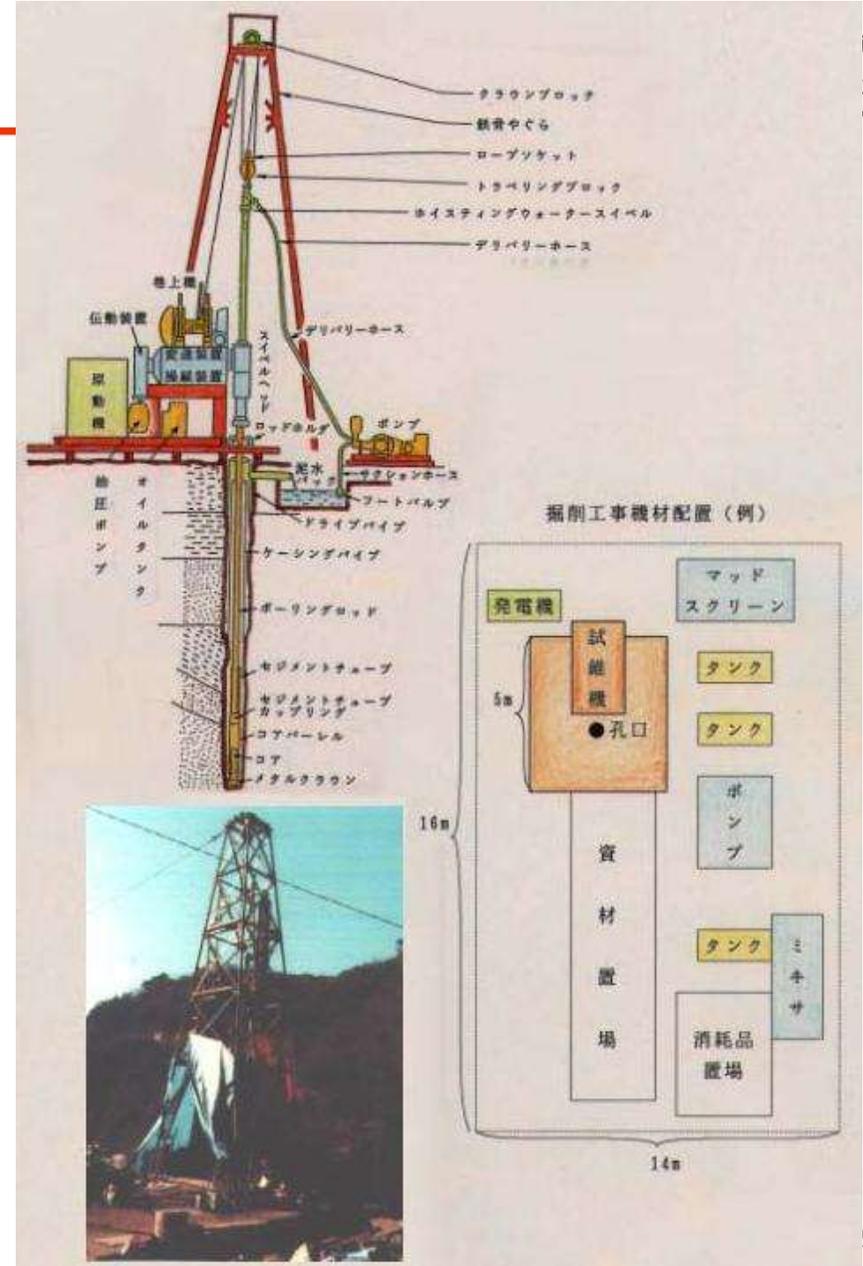
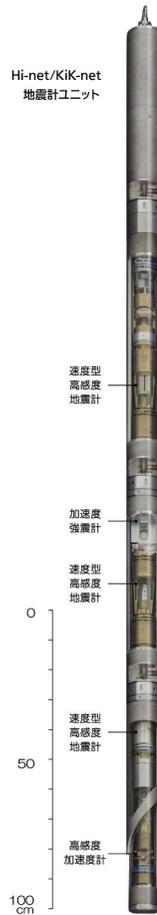
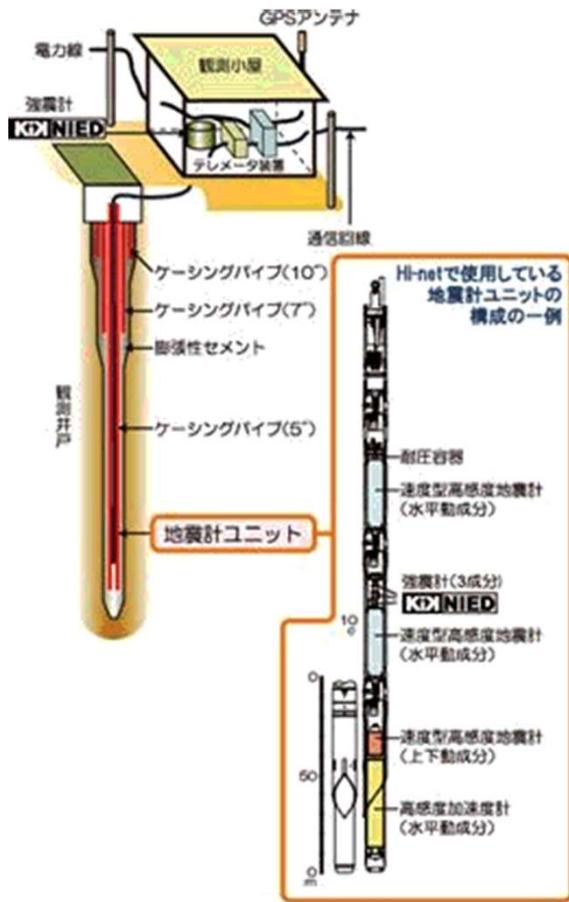
活断層調査（産総研）

三種類の地震計



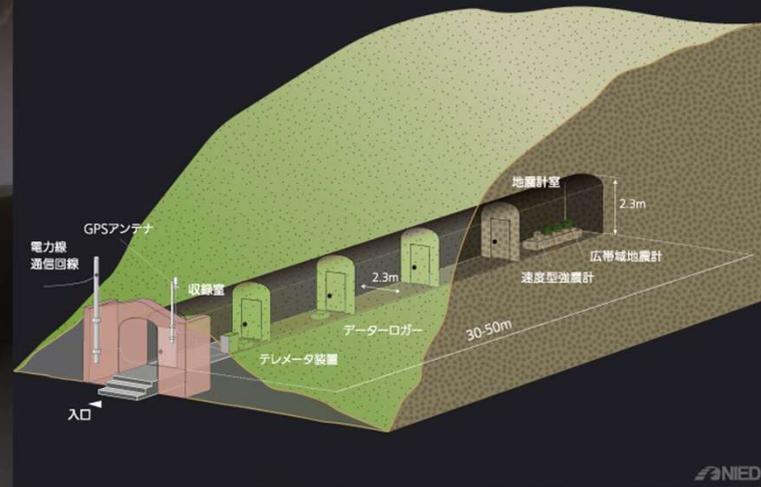
高感度地震観測網 Hi-net

極めて微弱な揺れを観測 (~800ヶ所)
深さ100~3,500mの井戸の底に設置

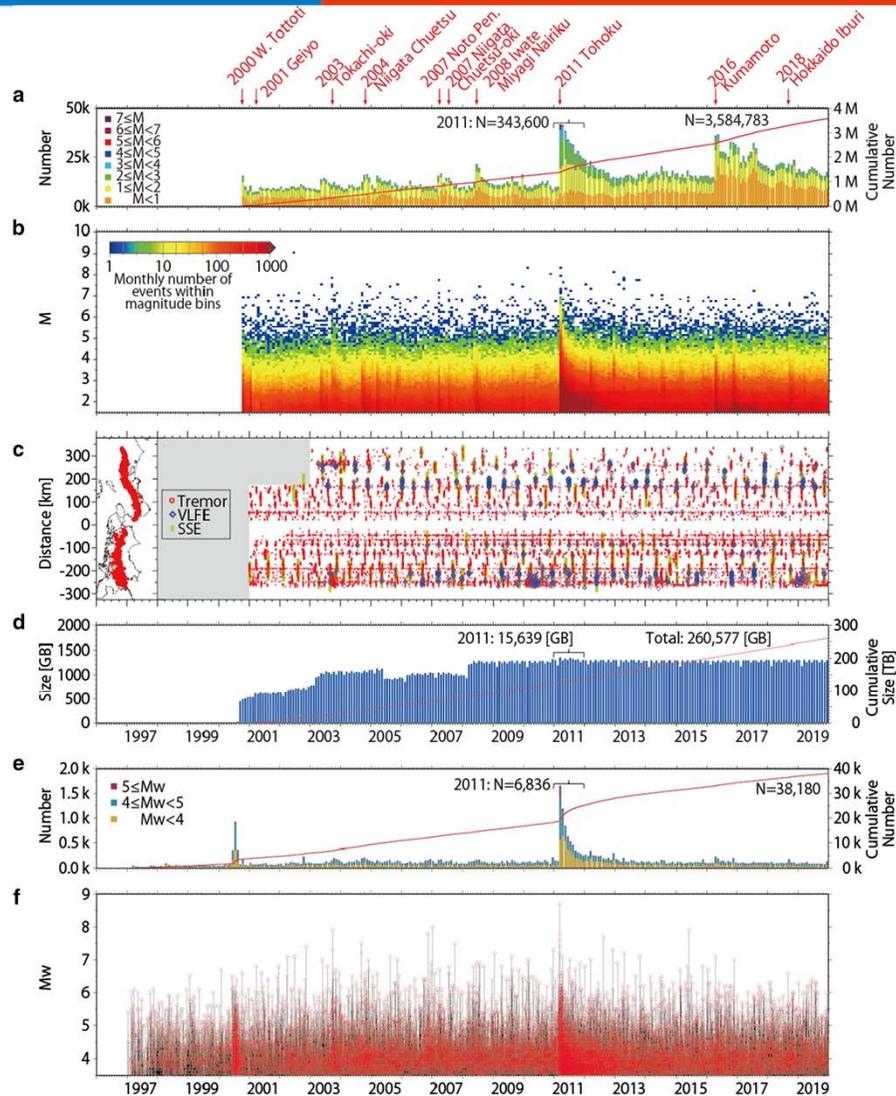


広帯域地震観測網 F-net

様々な周期の揺れを観測（73ヶ所）
奥行き数十mのトンネルの奥に設置



データサイズ : Hi-net & F-net



Hi-netが検知した地震の数

Hi-netが検知した地震のマグニチュード

スロー地震の時空間分布

Hi-net波形記録のデータ量

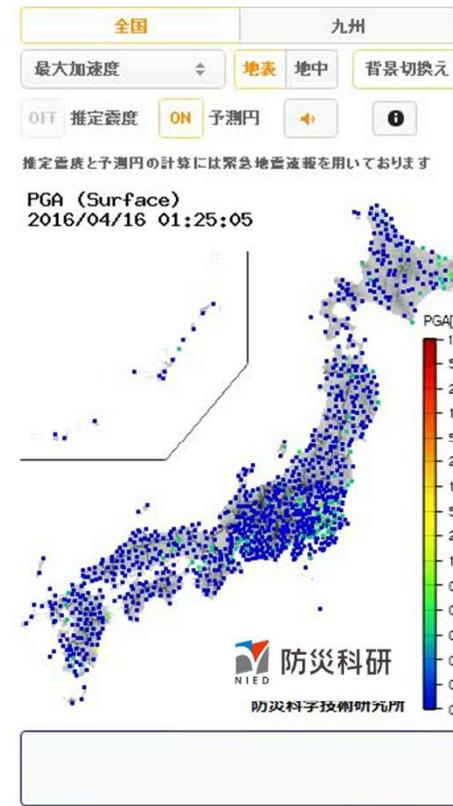
F-netがメカニズム解を決めた地震の数

F-netがメカニズム解を決めた地震のマグニチュード

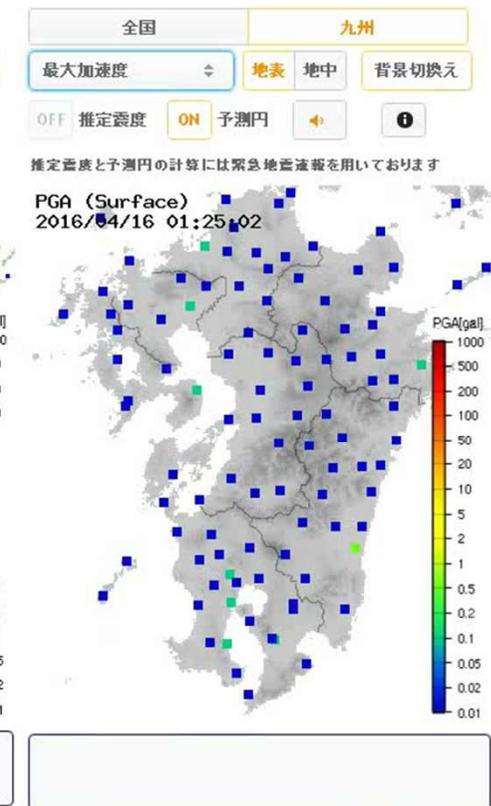
強震観測網 K-NET, KiK-net

強い揺れを確実にとらえる

~1700ヶ所に展開 (K-NET ~1000、KiK-net ~700)

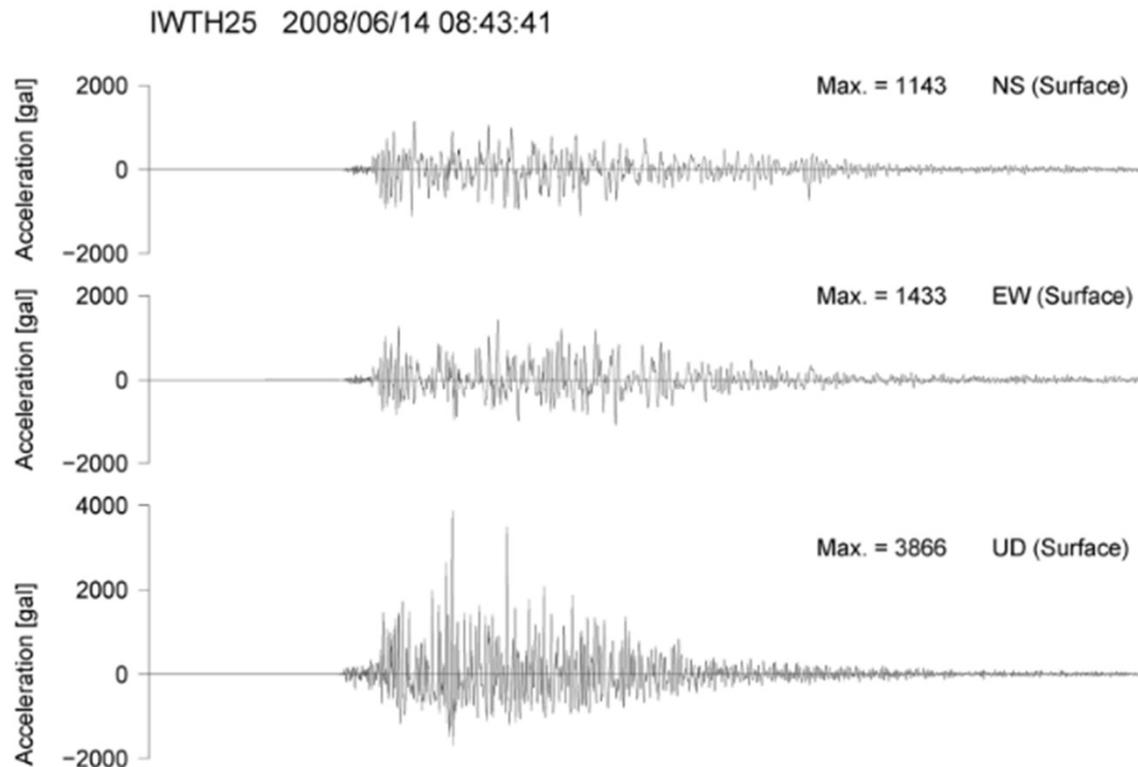


2016年熊本地震での例

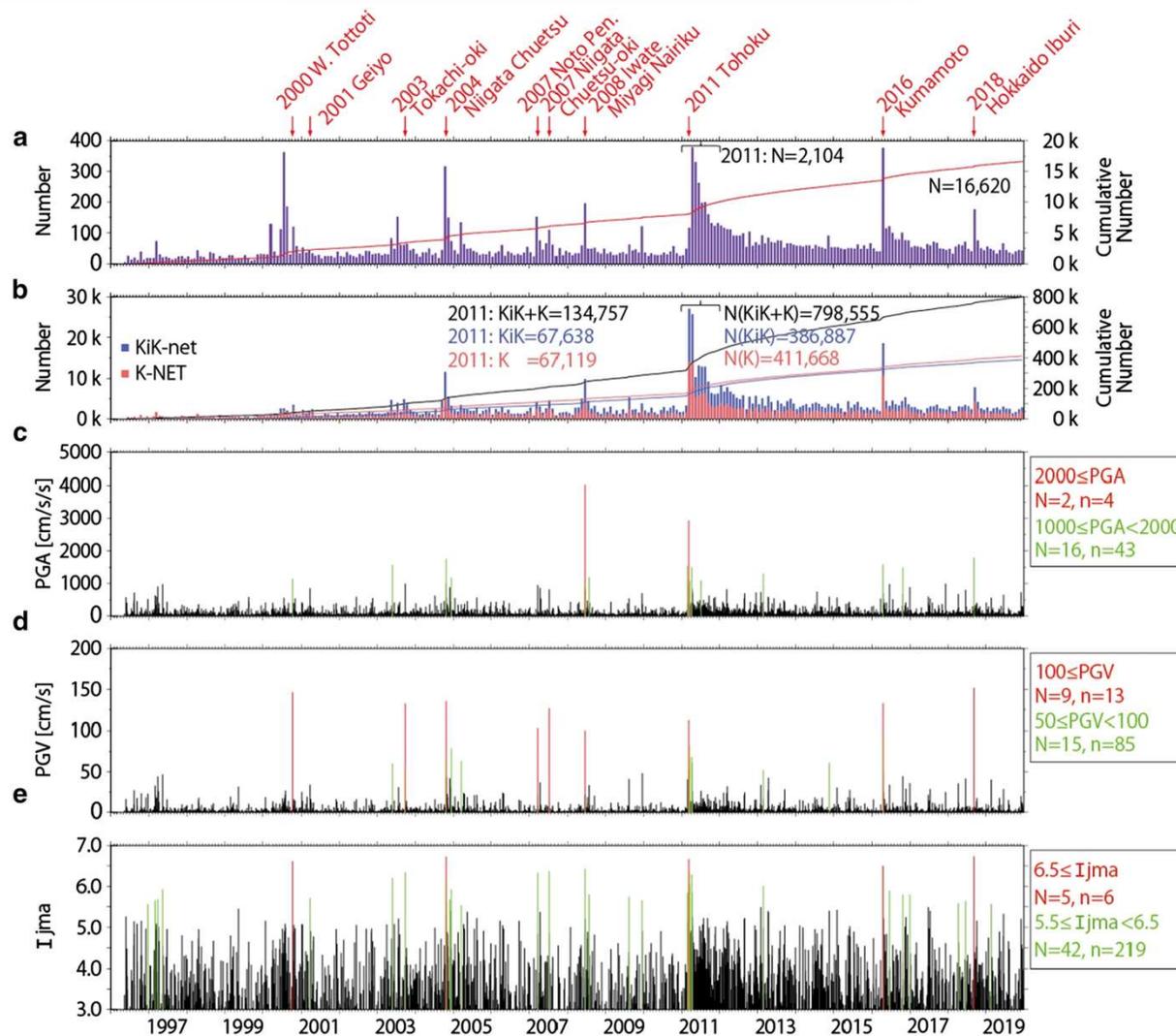


強震観測網 K-NET, KiK-net

2008年岩手・宮城内陸地震時における KiK-net一関西 (IWTH25) での強震記録



データサイズ : K-NET & KiK-net



収録されている地震の数

収録されている記録の数

観測された最大加速度

観測された最大速度

観測された震度

基盤的火山観測網 V-net

16火山に整備

地震計や傾斜計、GNSSなど様々な観測機器でモニタリング

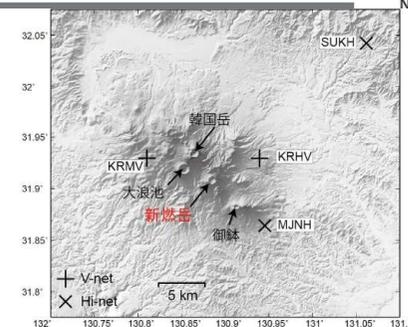


図1 観測点分布図。霧島山の近くには万膳 (KRMV)、奥守台火山観測施設 (KRHV)、高感度地震観測網の郡城北 (MJNH)、須木 (SUKH) 観測点が設置されている。この地図の作成にあたっては、国土院発行の数値地図 50mメッシュ (標高) を使用した。

2018年新燃岳噴火活動の例

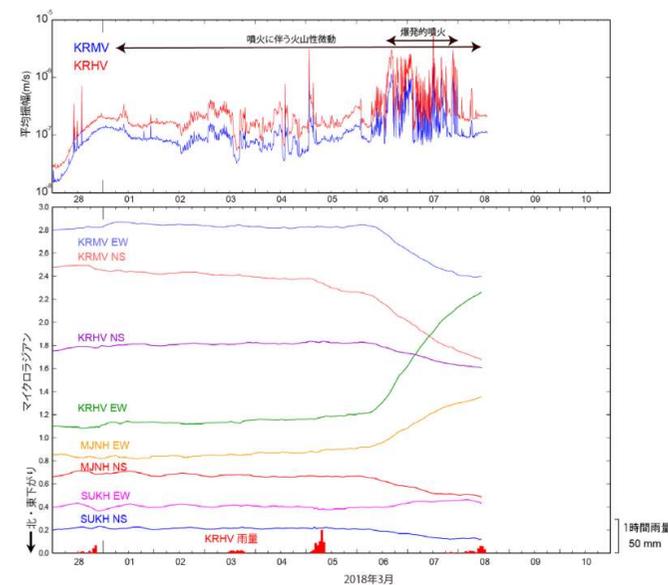
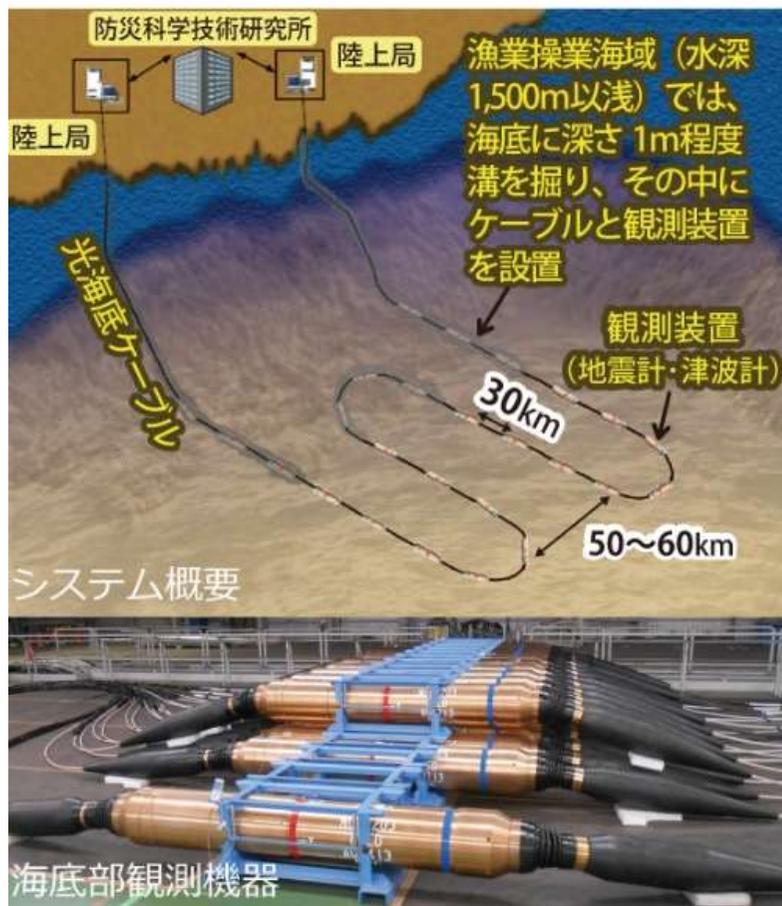


図2 2018年2月28日以降に霧島山で観測された火山性微動と傾斜変動。(上図) 万膳 (KRMV)、奥守台火山観測施設 (KRHV) の短周期地震計上下動成分の10分間平均振幅 (0.1~2Hzのバンドパスフィルターをかけている)。(下図) 基盤的火山観測網 (V-net) 及び高感度地震観測網 (Hi-net) 4観測点の傾斜変動 (1時間値、潮汐を補正している)。爆発的な噴火が発生した3月6~7日には地震計の振幅の増大と明瞭な傾斜変動が観測されている。

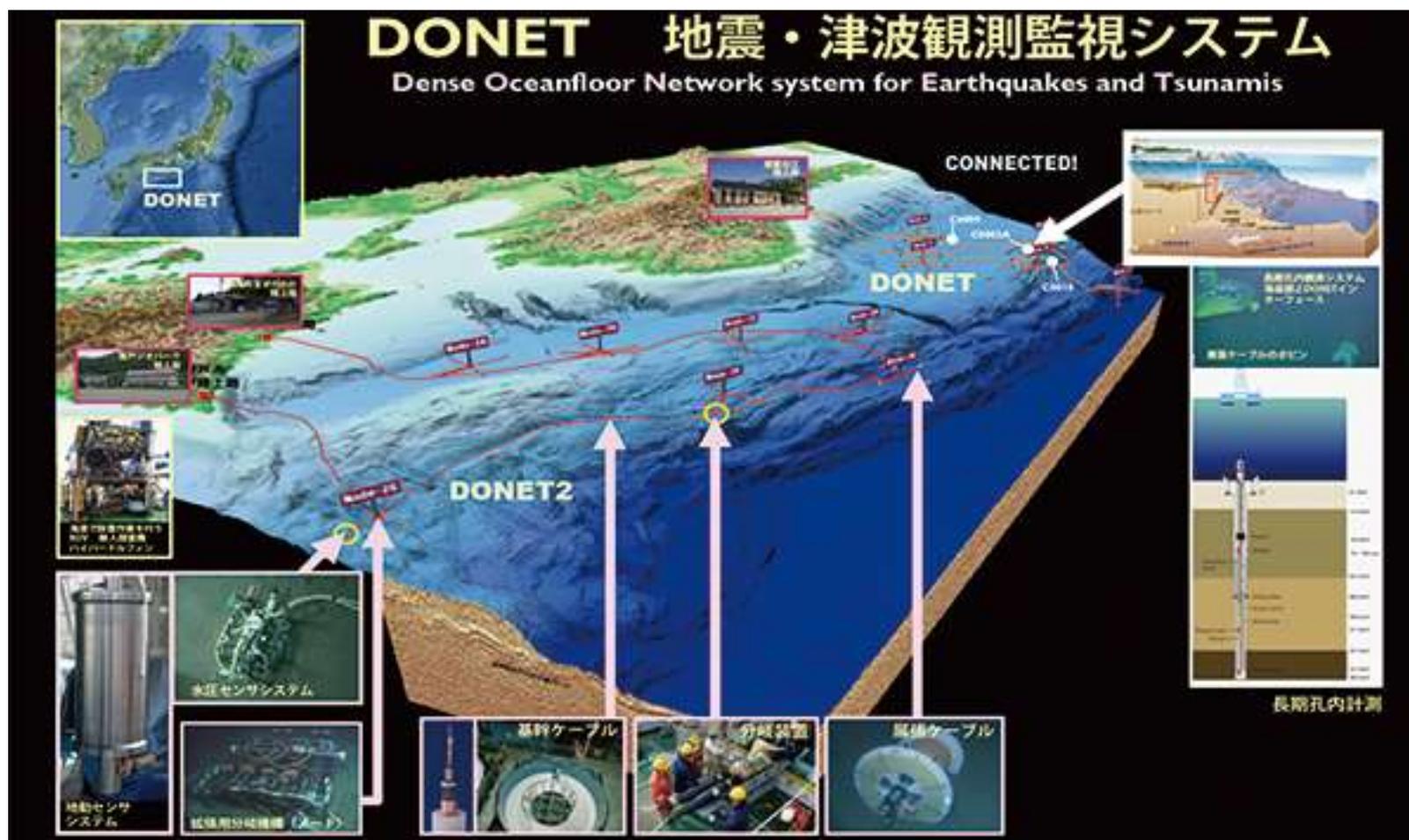
日本海溝海底地震津波観測網 S-net

北海道沖から千葉県房総半島沖までの海底
150ヶ所で地震や津波を常時観測



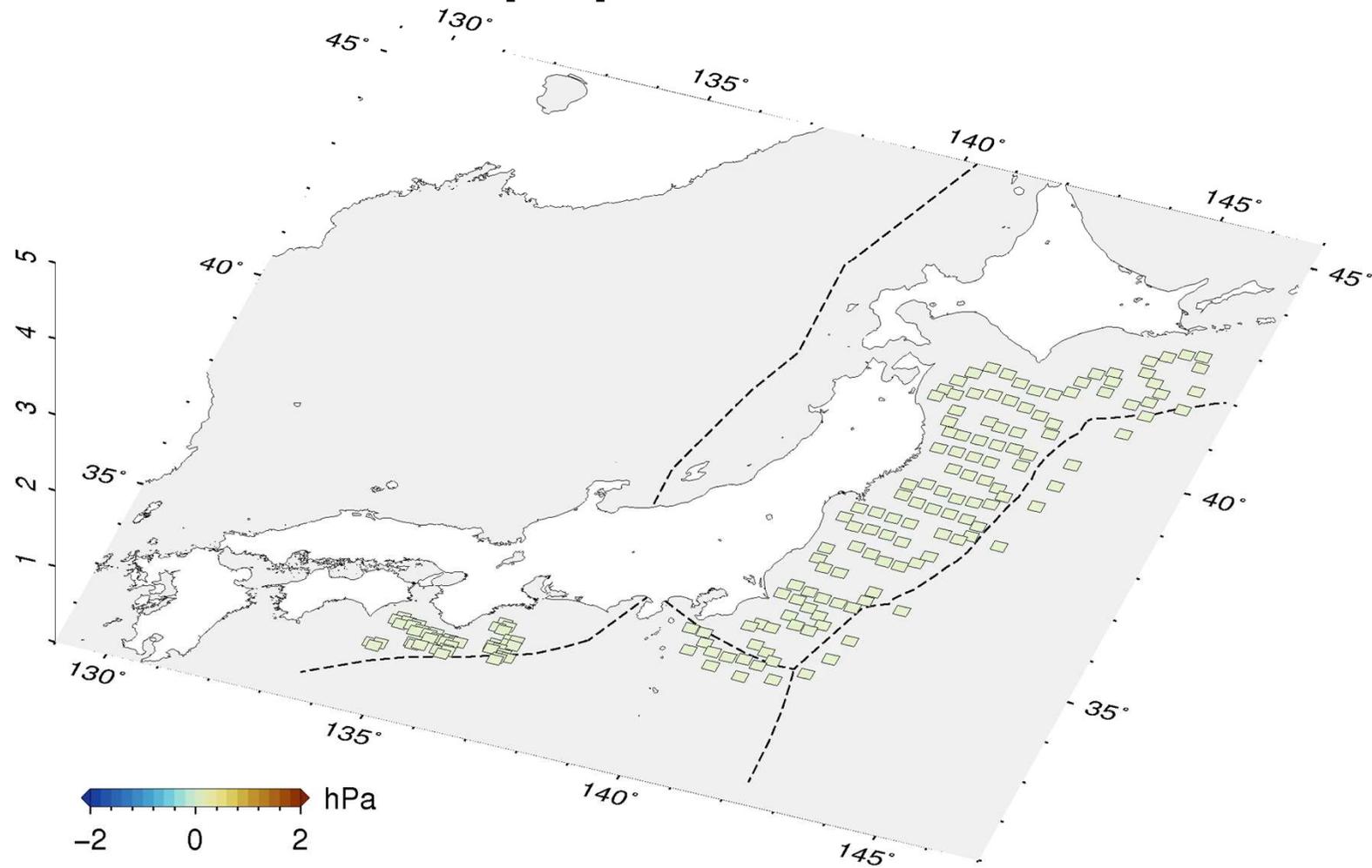
地震・津波観測監視システム DONET

南海トラフ海域の熊野灘と紀伊水道沖に設置（51観測点）
多種類のセンサーで地震や津波を常時モニタリング

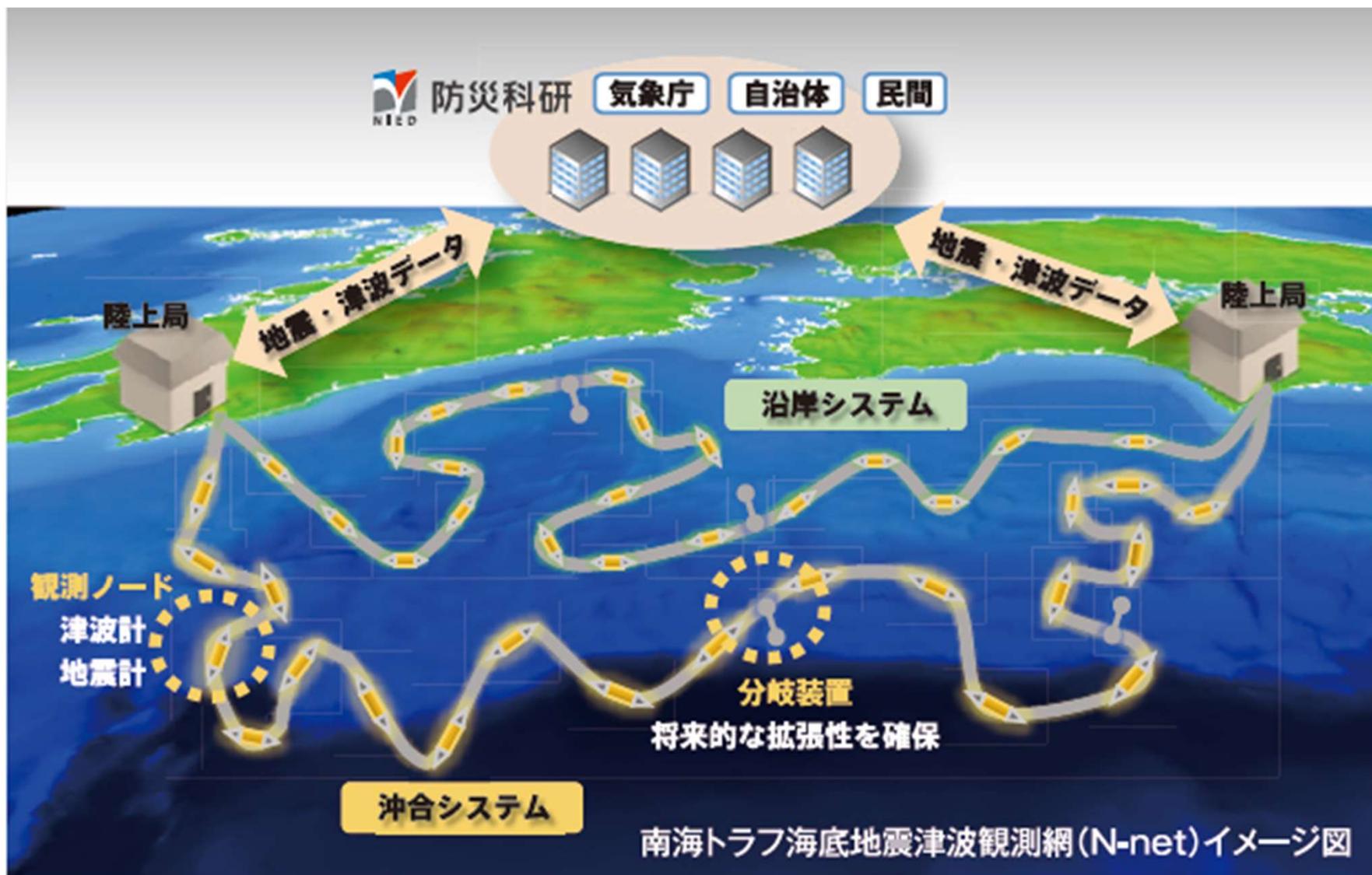


2022年トンガ火山噴火における観測記録

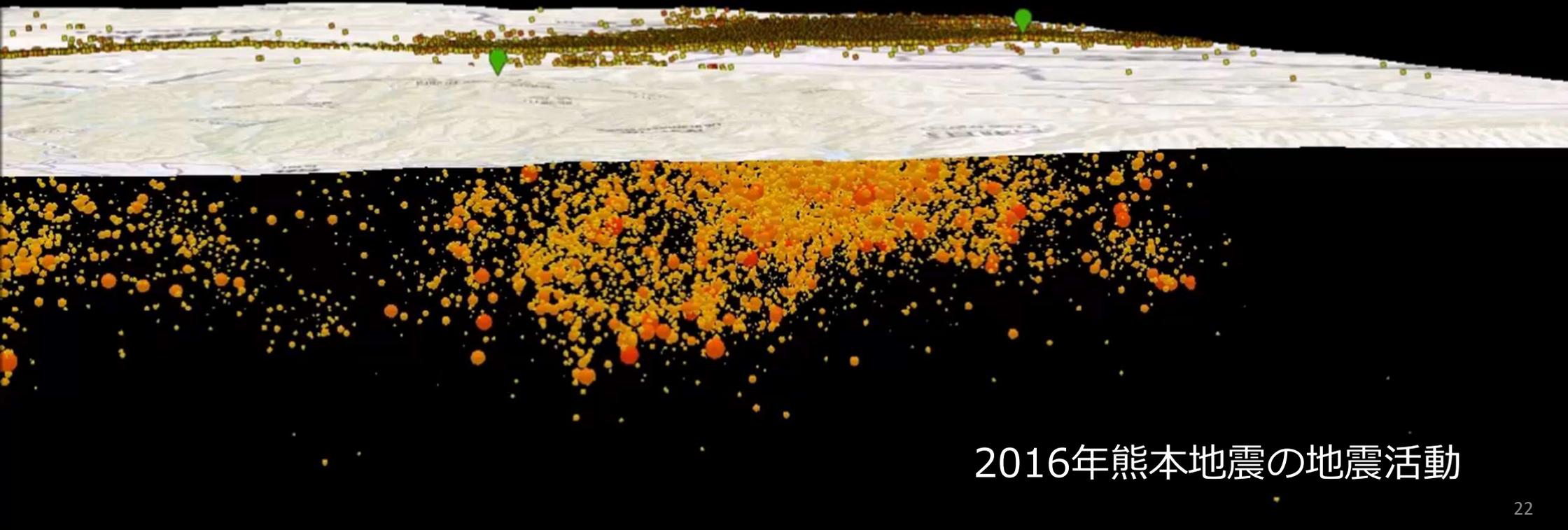
2022-01-15 19:00:00 [JST]



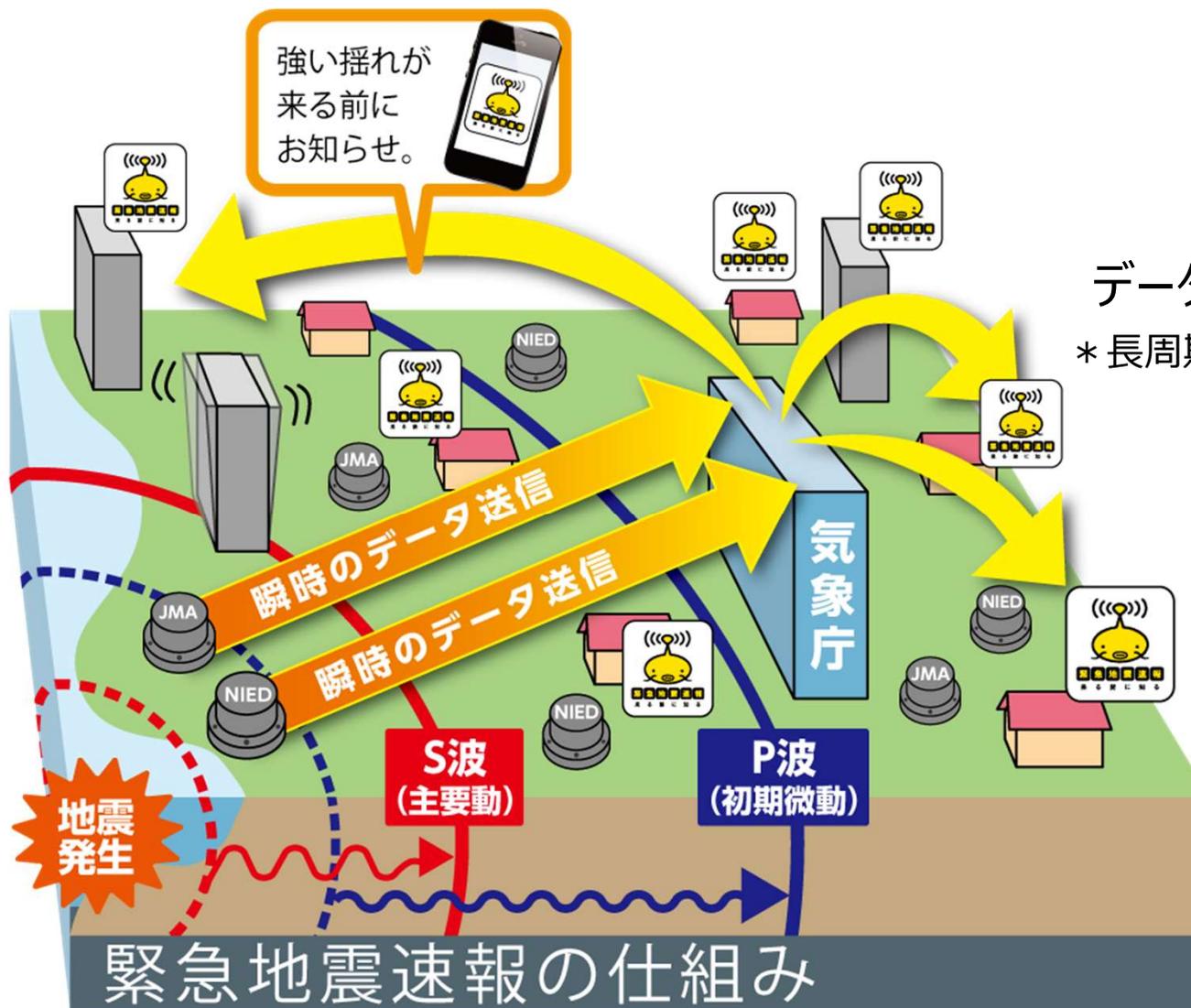
西日本の観測空白域に新たな海域観測網を構築中



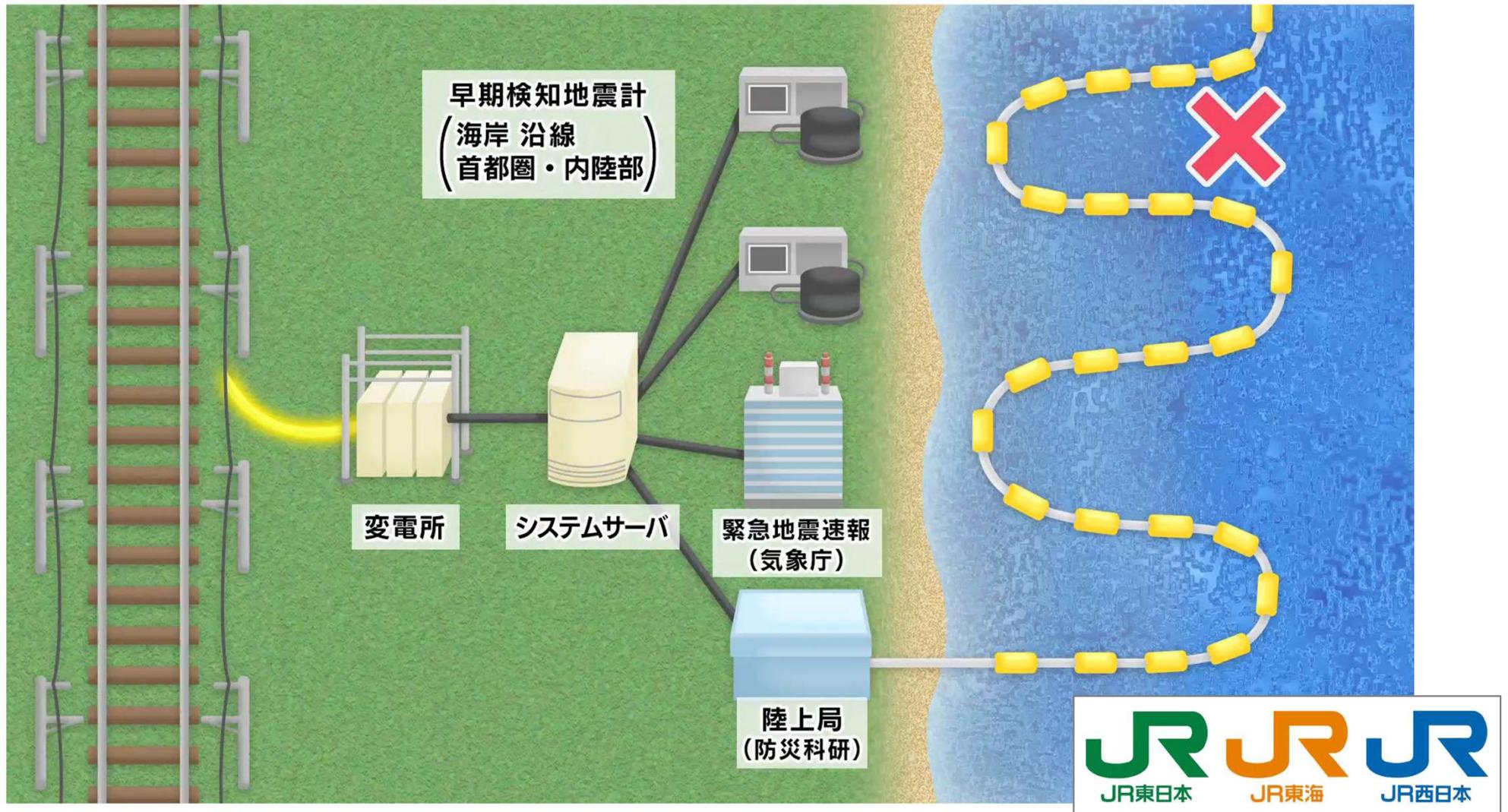
MOWLASデータの活用例：自然現象の理解



MOWLASデータの活用例：緊急地震速報



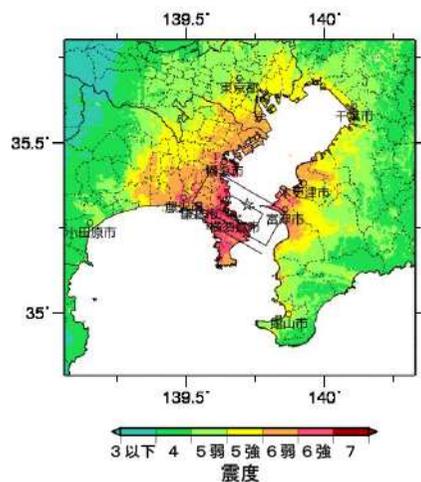
MOWLASデータの活用例：新幹線の地震防災対策



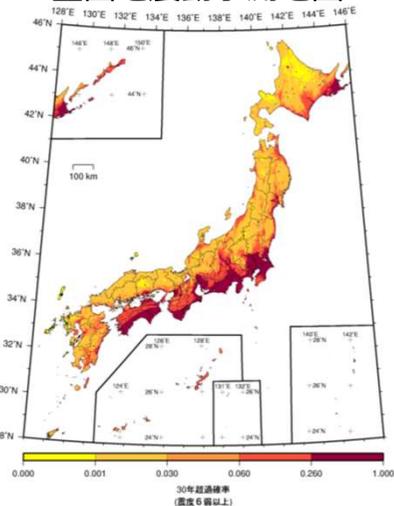
MOWLASデータの活用例

ハザード評価

個別の断層における予測例



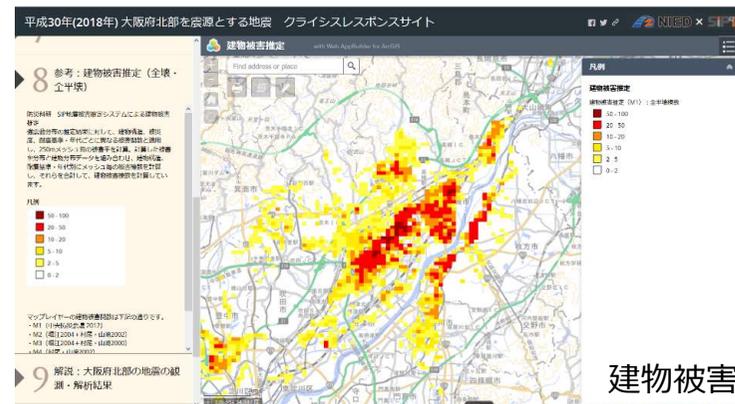
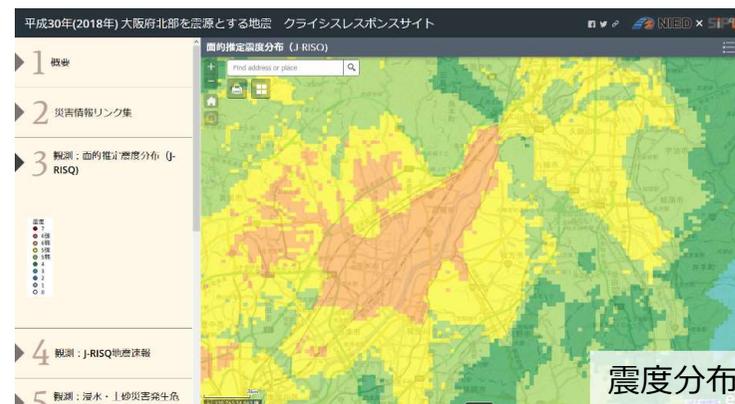
全国地震動予測地図



J-SHISにてweb公開

リアルタイム被害推定

2018年大阪府北部地震の例

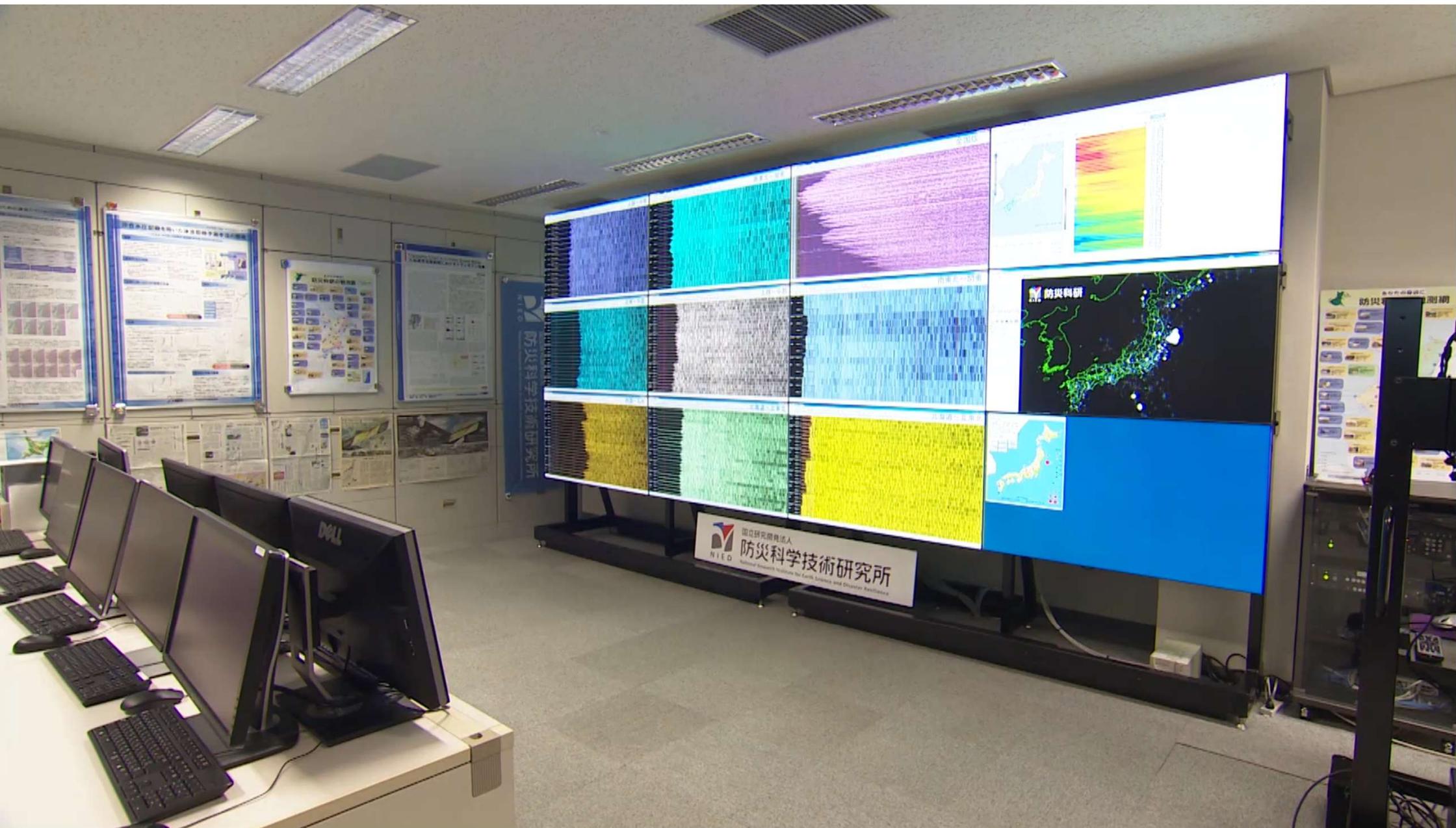


防災クロスビュー: bosaiXviewにてweb公開

防災科研は全国を網羅する陸海統合地震津波火山観測網
MOWLASを整備・運用している。

MOWLASは地震・津波・火山をモニタリングする**社会インフラ**として利用されている。

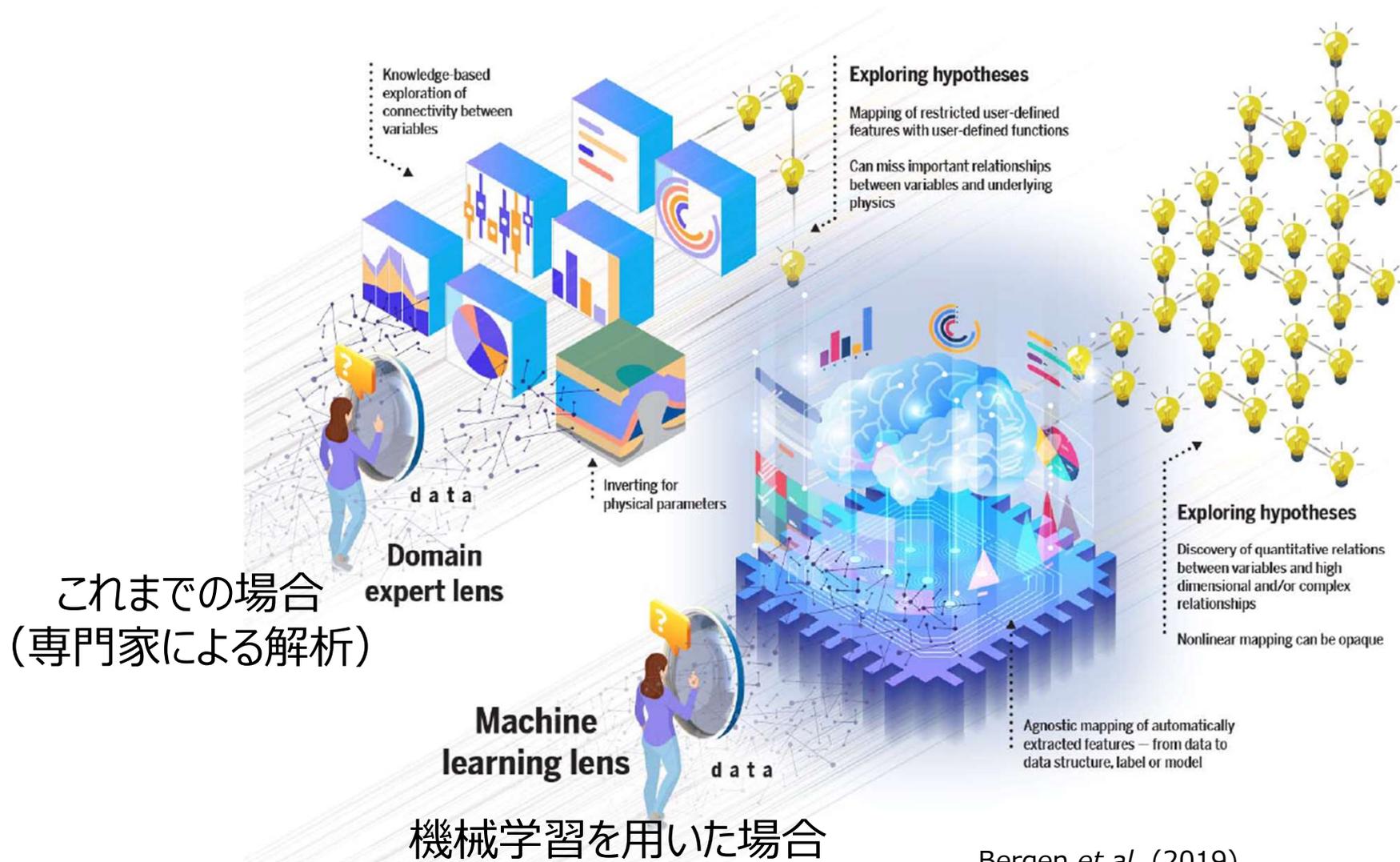




本日の発表内容

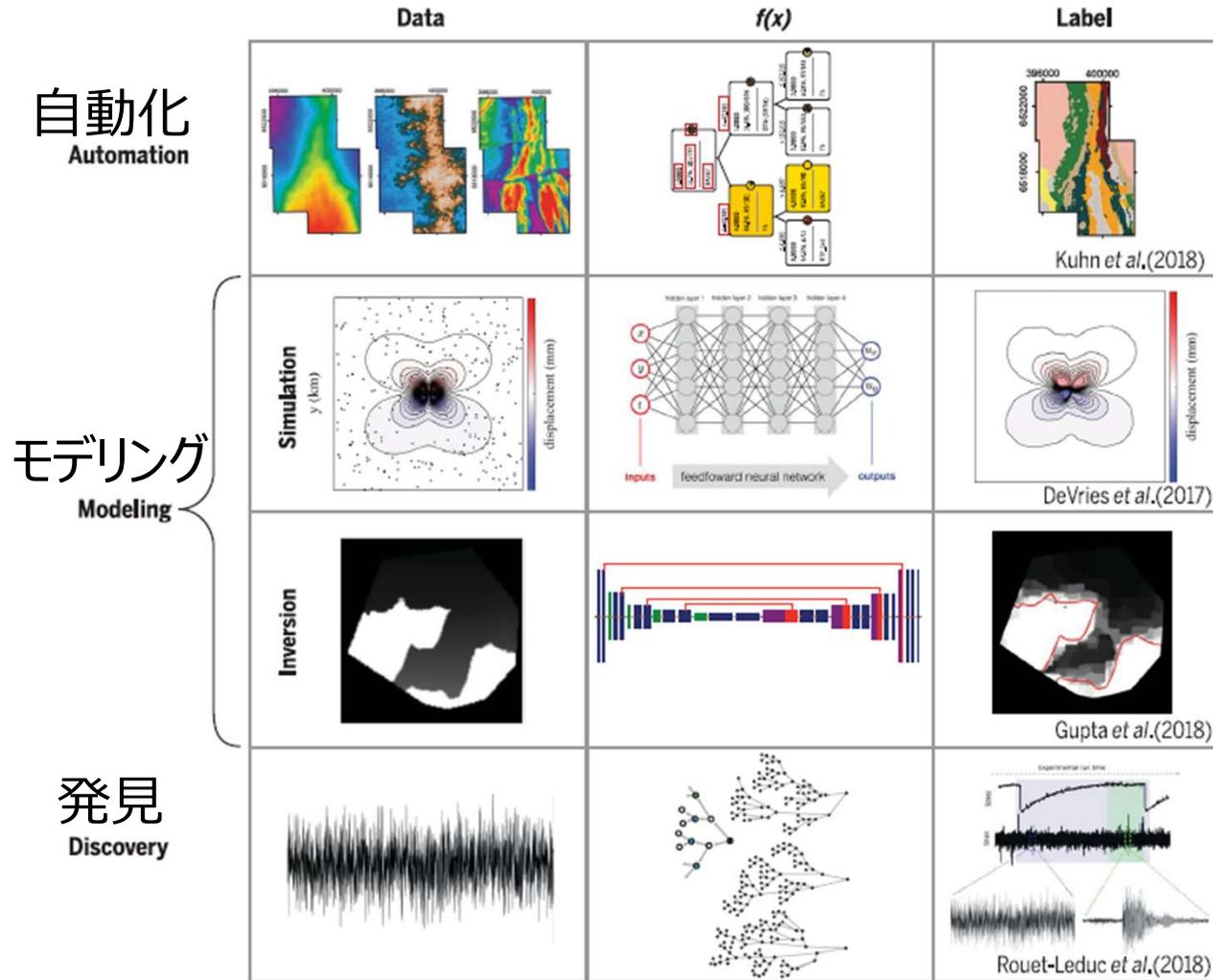
日本における地震観測
防災科研による観測を中心に

▶ 地震データへの機械学習の適用
地震の揺れの強さの予測における適用事例



Bergen et al. (2019)

地球科学における機械学習の使われ方



Bergen et al. (2019)

www.nature.com/scientificreports

**SCIENTIFIC
REPORTS**
nature research

Check for updates

OPEN **Hybrid predictor for ground-motion intensity with machine learning and conventional ground motion prediction equation**

Hisahiko Kubo , Takashi Kunugi, Wataru Suzuki, Shingo Suzuki & Shin Aoi 

The use of strongly biased data generally leads to large distortions in a trained machine learning model. We face this problem when constructing a predictor for earthquake-generated ground-motion intensity with machine learning. The machine learning predictor constructed in this study has an underestimation problem for strong motions, although the data fit on relatively weak ground motions is good. This underestimation problem is caused by the strong bias in available ground-motion records; there are few records of strong motions in the dataset. Therefore, we propose a hybrid approach of machine learning and conventional ground-motion prediction equation. This study demonstrates that this hybrid approach machine learning technology and physical model reduces the underestimation of strong motions and leads to better prediction than either of the individual approaches applied alone.

地震：地下に蓄えられたひずみが岩石の破壊で一挙に解放され、地震波を生ずる現象

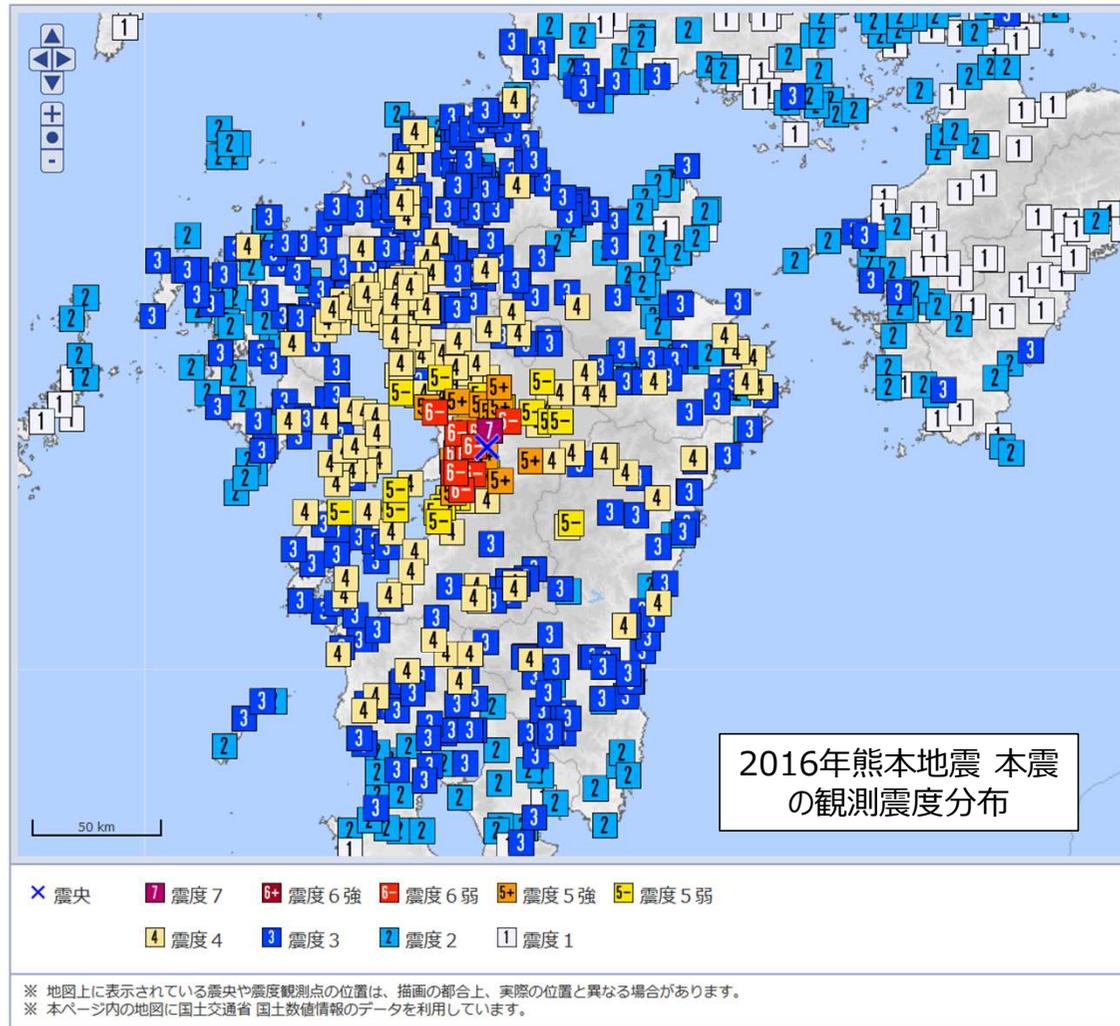
地震動：伝わってきた地震波によって地盤が振動する現象（要は地震による地面の揺れ）

強い地震動（**強震動**）は建物や人に被害をもたらすときもある。

1995年阪神淡路大震災における強震動による被害の様子



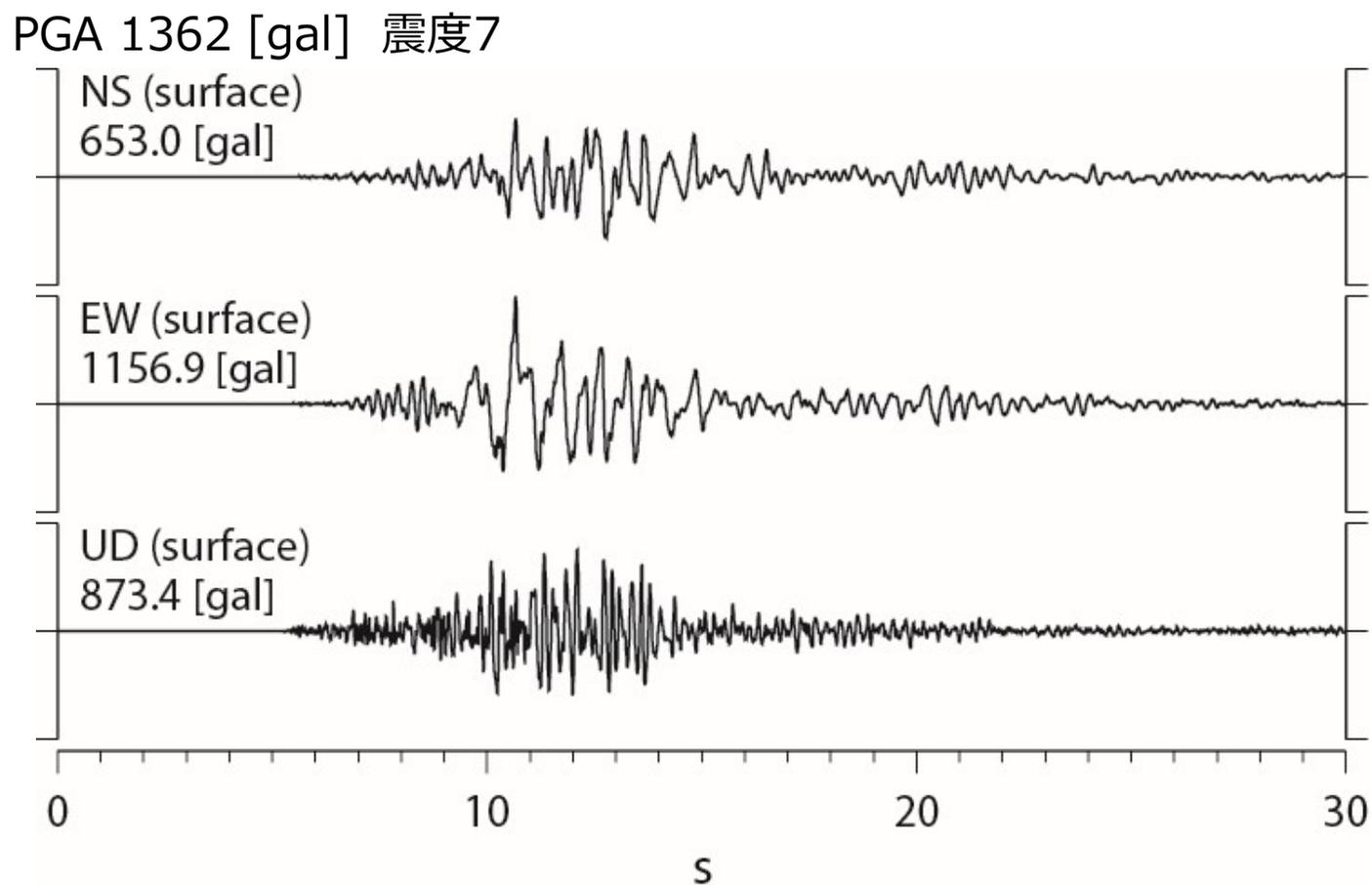
地震による揺れの強さ



気象庁HPより

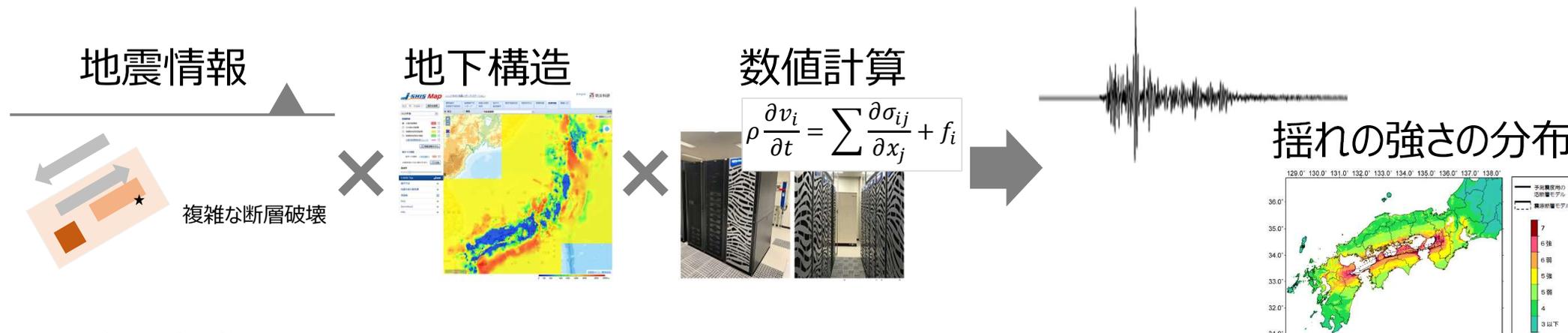
地震による揺れ

2016年熊本地震 (M7.3) におけるKiK-net益城観測点 (熊本県益城町) での加速度波形記録 (地表)

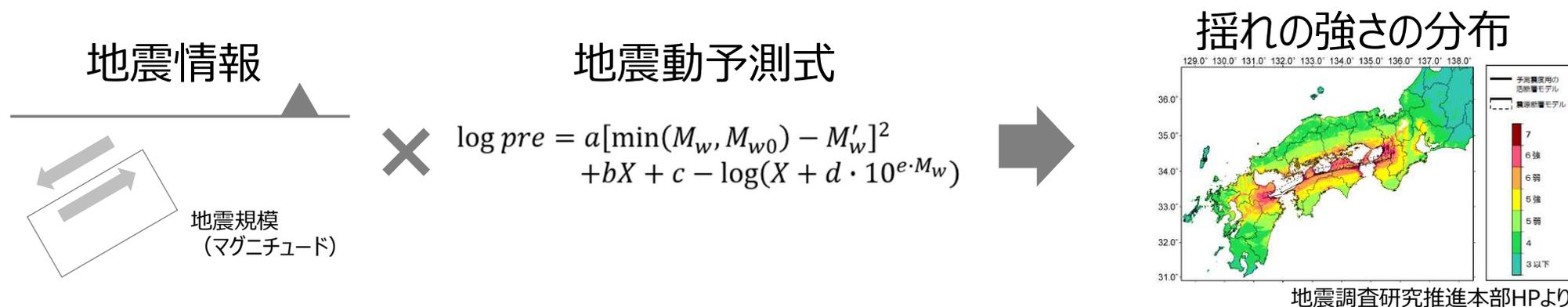


地震による揺れの予測

① 数値シミュレーションベース



② 経験式ベース



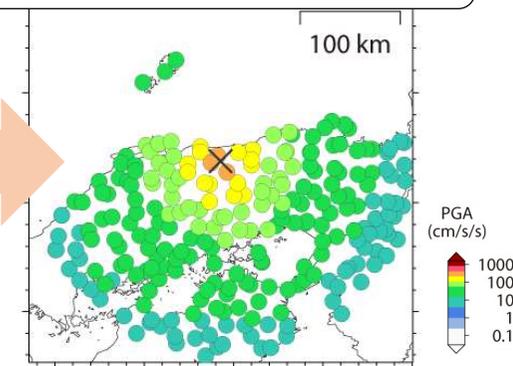
地震による揺れの強さの予測（これまで）

地震情報
(位置・規模など)

地震動予測式

$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$$

揺れの強さの予測

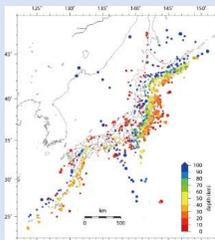


回帰

地震動データ



震源情報



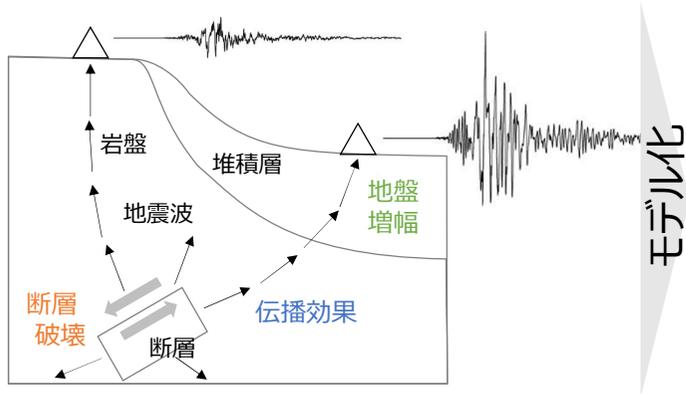
地盤情報



.....

地震動予測式

地震の揺れに関係する効果を地球物理学の知見に基づいてモデル化し、地震動強さの指標と各種パラメータを結び付けた関数形を仮定した上で、過去記録を用いた回帰分析を行うことで得られる方程式



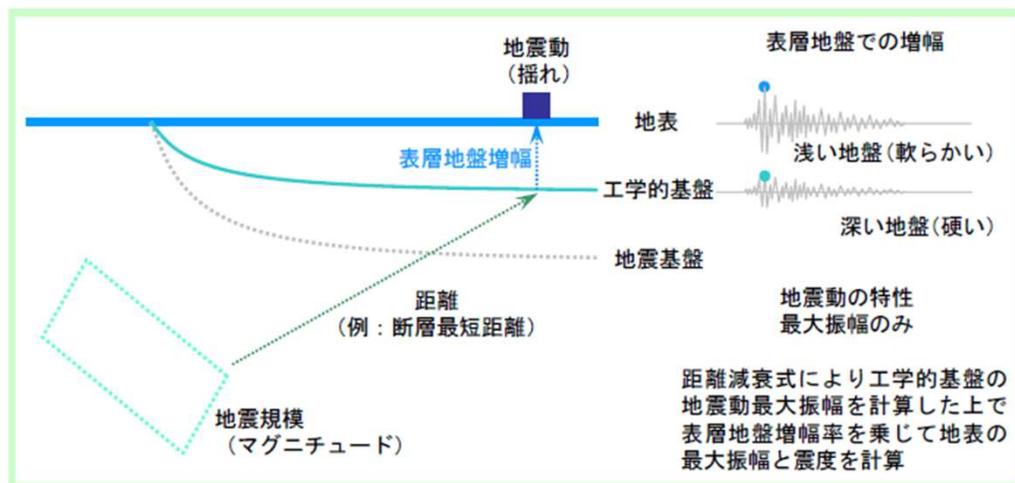
$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w}) \left. \vphantom{\log pre} \right\} \begin{array}{l} \text{断層破壊と} \\ \text{伝播効果を考慮} \end{array}$$
$$+ p_d \cdot \log[\max(D_{1400 \min}, D_{1400})/D_0] \left. \vphantom{\log pre} \right\} \text{地盤増幅を考慮}$$
$$+ p_s \cdot \log[\min(V_{sma}, V_{s30})/V_0]$$

モーメントマグニチュード M_w 、断層最短距離 X 、
30m平均S波速度 V_{s30} 、S波速度1400 m/s層の深さ D_{1400}

Morikawa & Fujiwara (2013)

* 異常震域の補正項がない場合

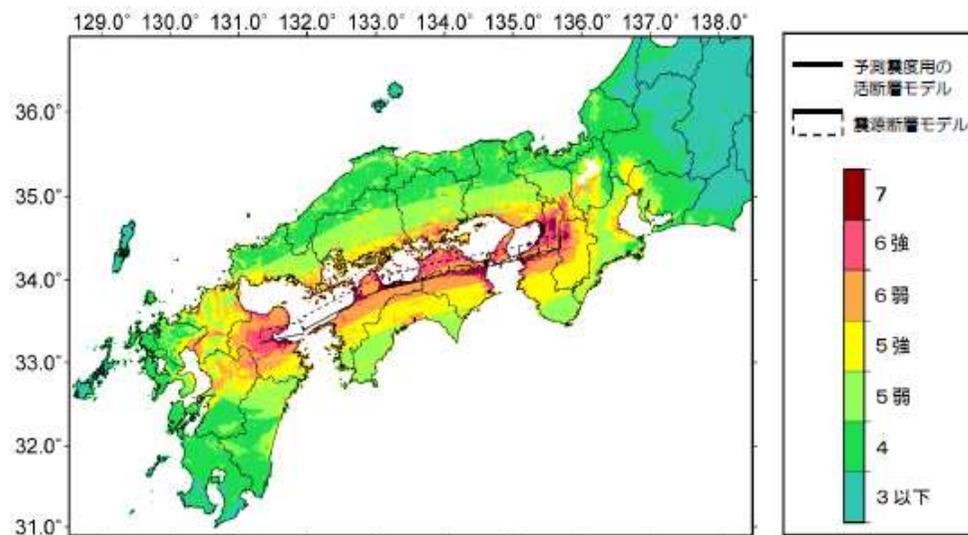
地震動予測式の活用：地震ハザード評価



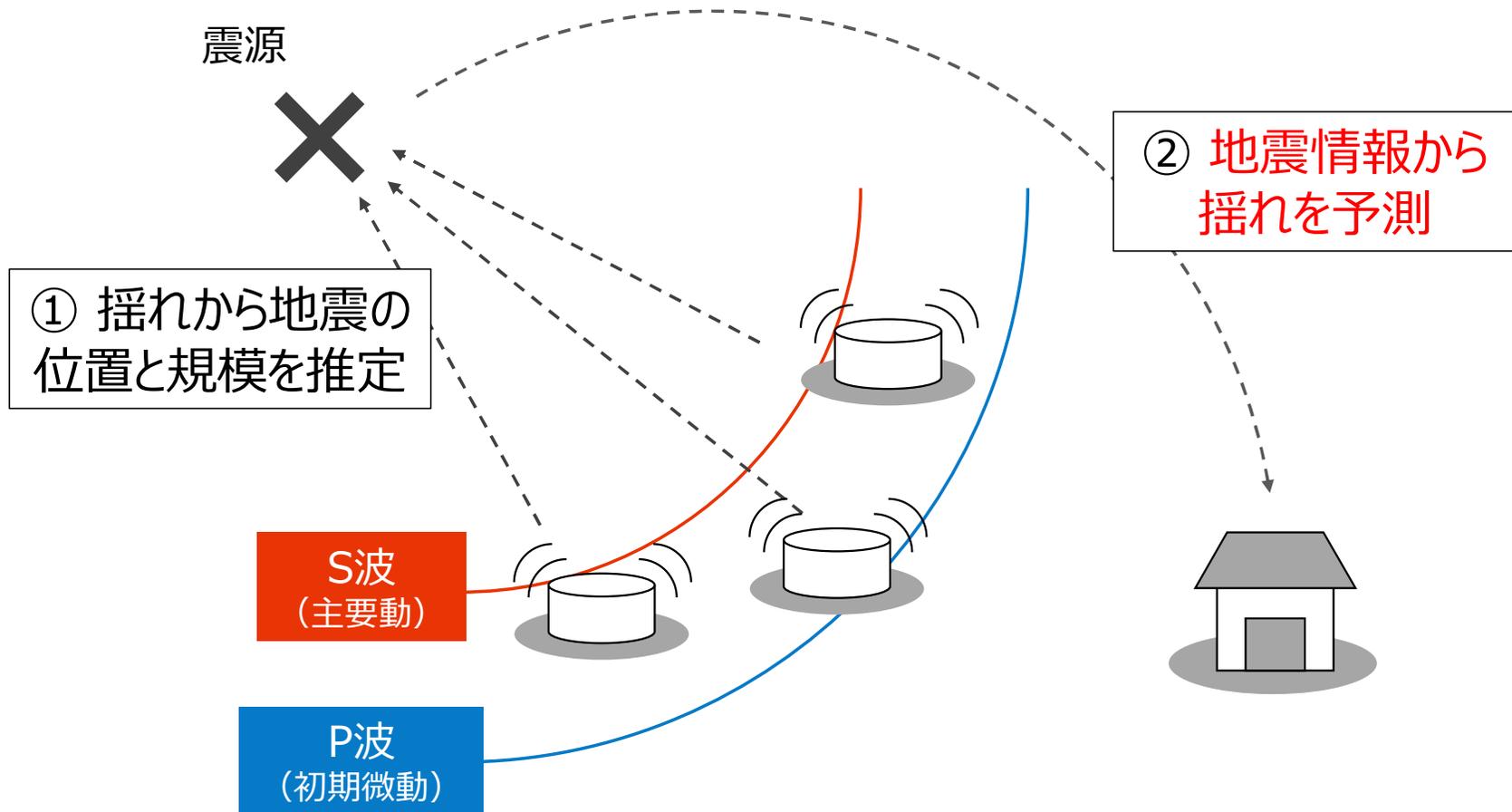
地震動予測式に基づく「簡便法」による地震動予測の概要

地震調査研究推進本部HPより

中央構造線断層帯（金剛山地東縁－由布院）の全区間同時活動を仮定した場合の推定震度分布（簡便法を適用）



地震動予測式の活用：緊急地震速報



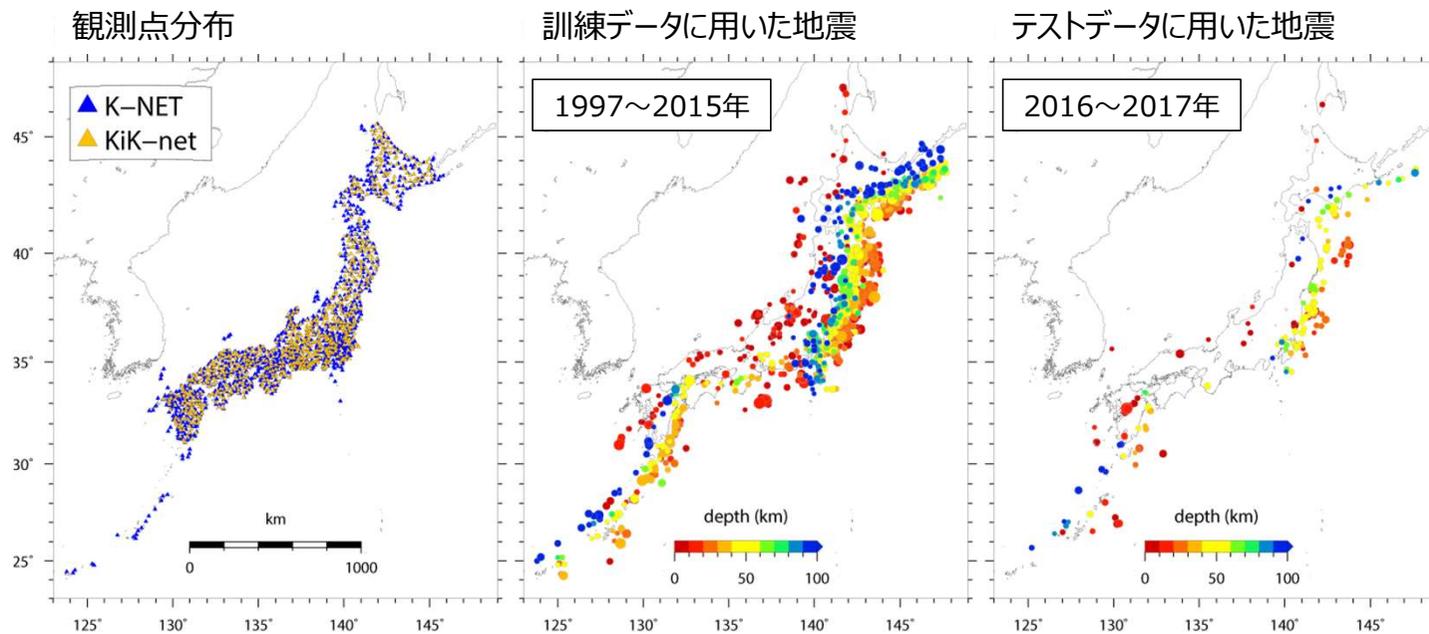


訓練データ・テストデータ

訓練データ：K-NET・KiK-netによる**186,310**記録

* 震央距離200km以下のみ記録で構成

* 1997~2015年 & $4.5 \leq M_w \leq 7.5$ & 深さ200km以浅の地震：**2082**イベント

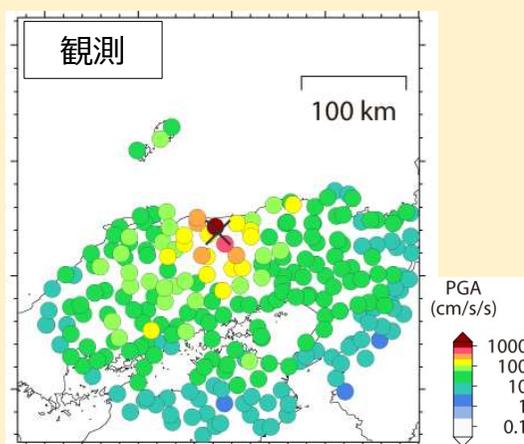


またテストデータとして、2016~2017年の22,323記録 (208イベント) を用意

目的変数&説明変数

目的変数：

地表最大加速度 PGA



防災科研 強震観測網
K-NET, KiK-net

説明変数：

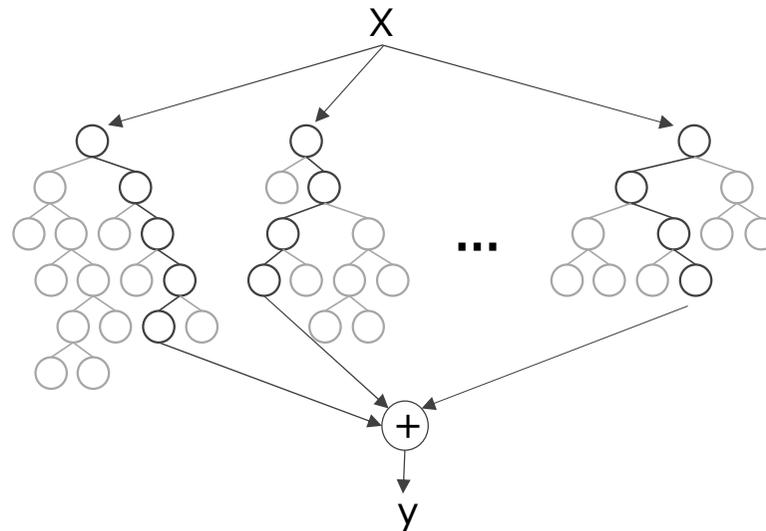
- 震央距離 (震源と予測地点の間の水平距離) 防災科研 広帯域地震観測網 F-net
- モーメントマグニチュード M_w (地震の規模)
- 震源深さ (地震が発生した深さ)
- 予測地点の地下においてS波速度が1400m/sに達するまでの深さ (地下の堆積層の厚さに対応)
- 予測地点の地下深さ30mまでの平均S波速度 (表層付近の地盤の軟弱さに対応)

防災科研
地震ハザードステーション



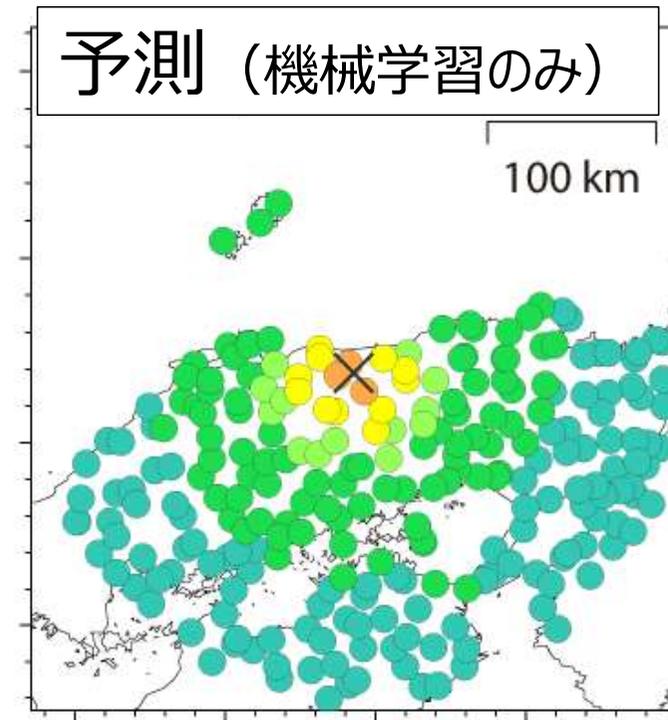
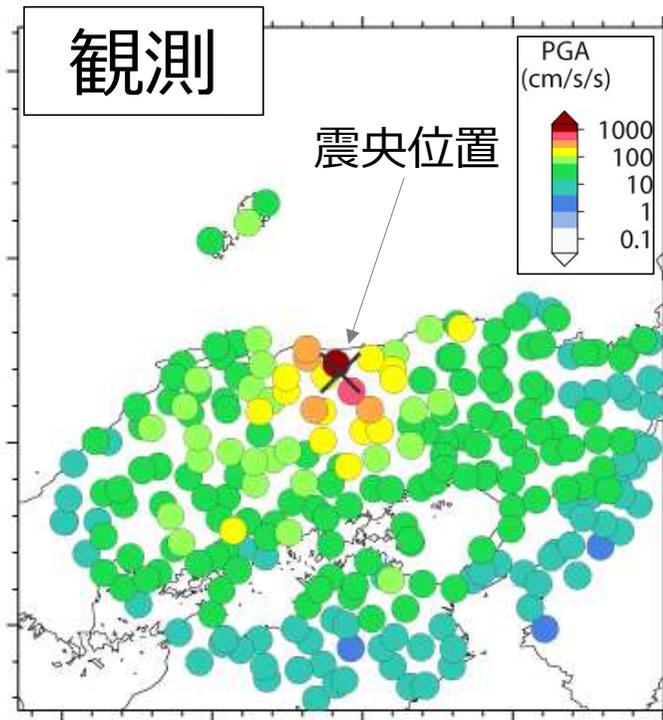
Extremely Randomized Trees :

木構造を用いて分類や回帰を行う決定木を弱学習器として複数用いる形でアンサンブル学習を行うランダムフォレストの派生アルゴリズムの一つ。



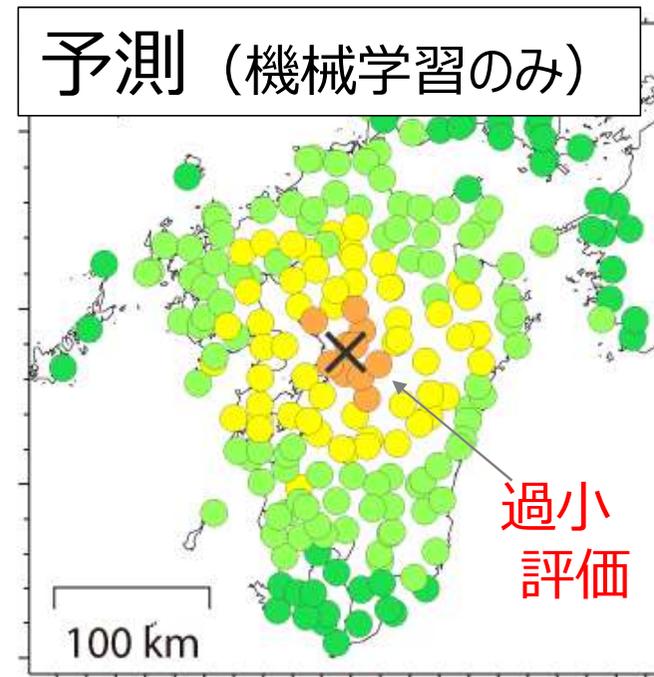
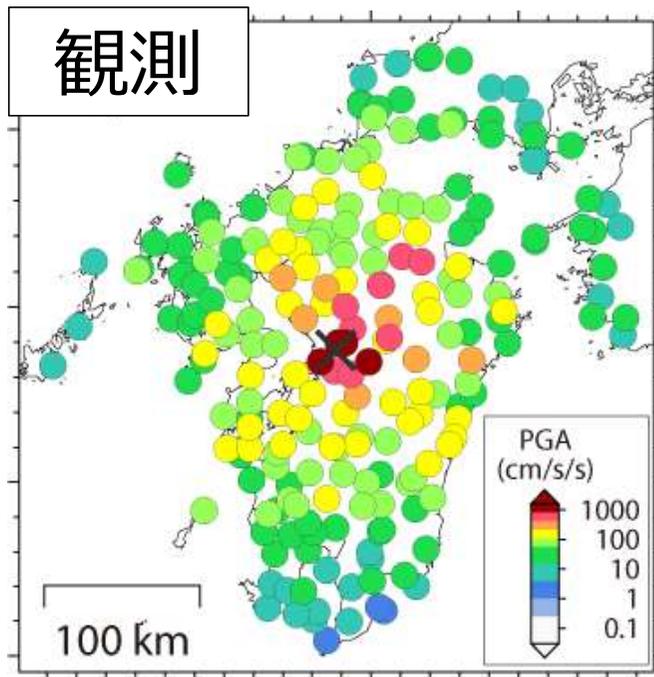
ランダムフォレストのアルゴリズム構造の概要

予測例：鳥取県中部の地震（2016/10/21, M_w 6.2）



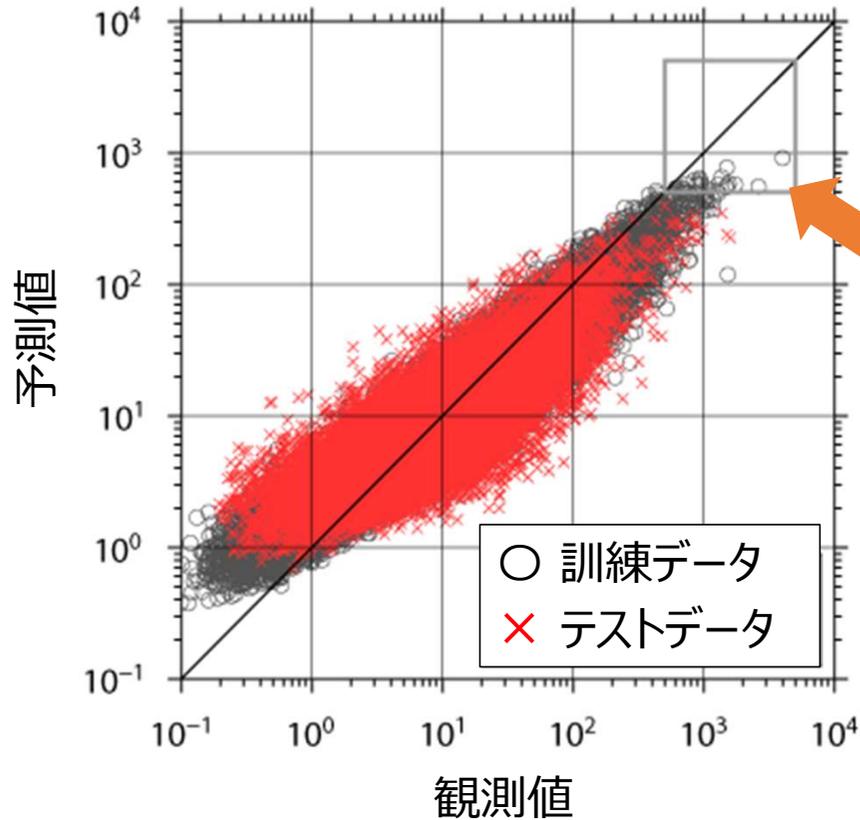
* テストデータに含まれる地震で検証

予測例：平成28年熊本地震（本震、 M_w 7.1）



* テストデータに含まれる地震で検証

観測値と予測値の比較



強い揺れの過小評価

強い揺れは建物などの被害に直結するものであり、
防災・減災上看過できない

データに基づいて予測・識別を行うため、データに大きな偏りがある場合、機械学習アルゴリズムの出力にバイアスが生じる可能性がある。

例：顔認識アルゴリズム

ジェンダー・肌の色によって認識性能が異なることが指摘されており、訓練データの偏りが原因とみられている。

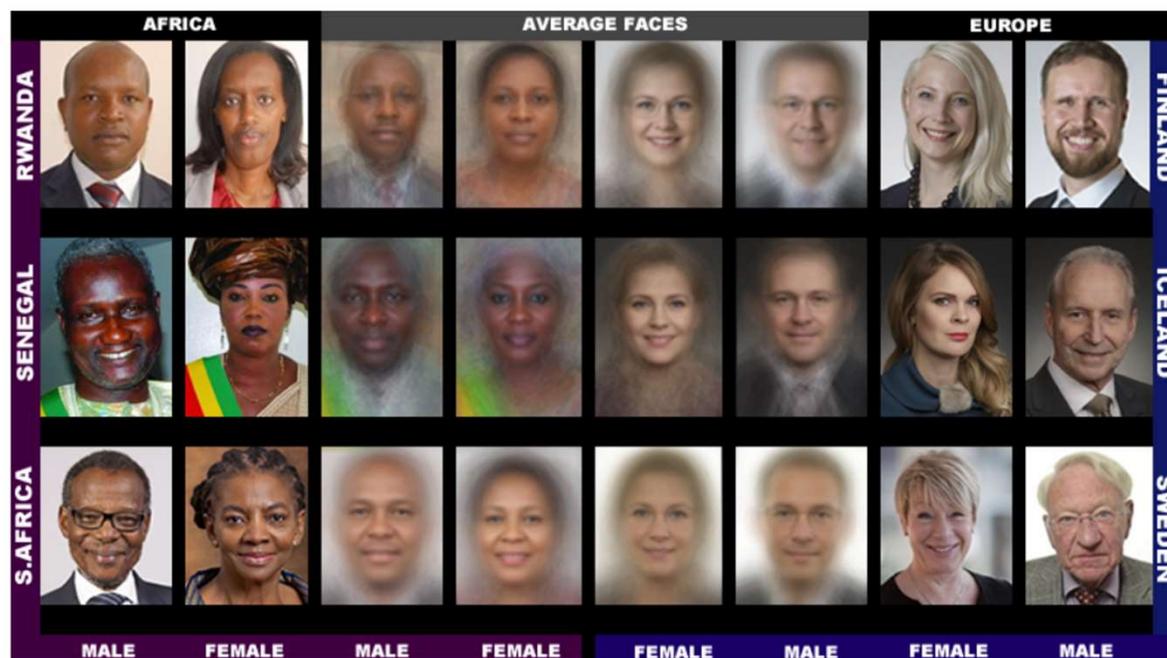
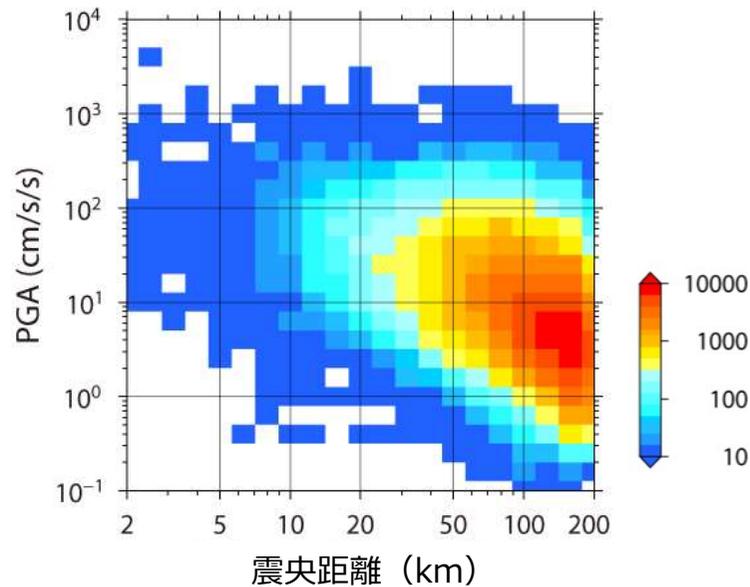


Figure 4: Gender classification confidence scores from IBM (IBM). Scores are near 1 for lighter male and female subjects while they range from $\sim 0.75 - 1$ for darker females.

Buolamwini & Gebru (2018)

地震動予測において学習対象となる地震動データも大きな偏りを持つ：

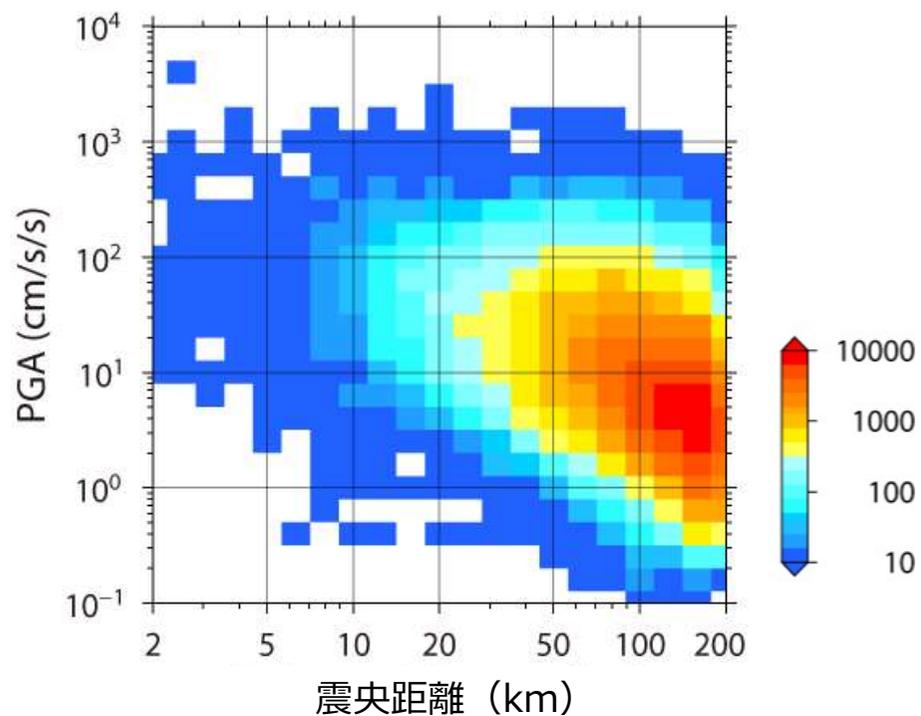
データ個数の分布：震央距離 vs PGA



- 震度7のような強い揺れの記録は非常に少ない
- 弱い揺れの記録は豊富

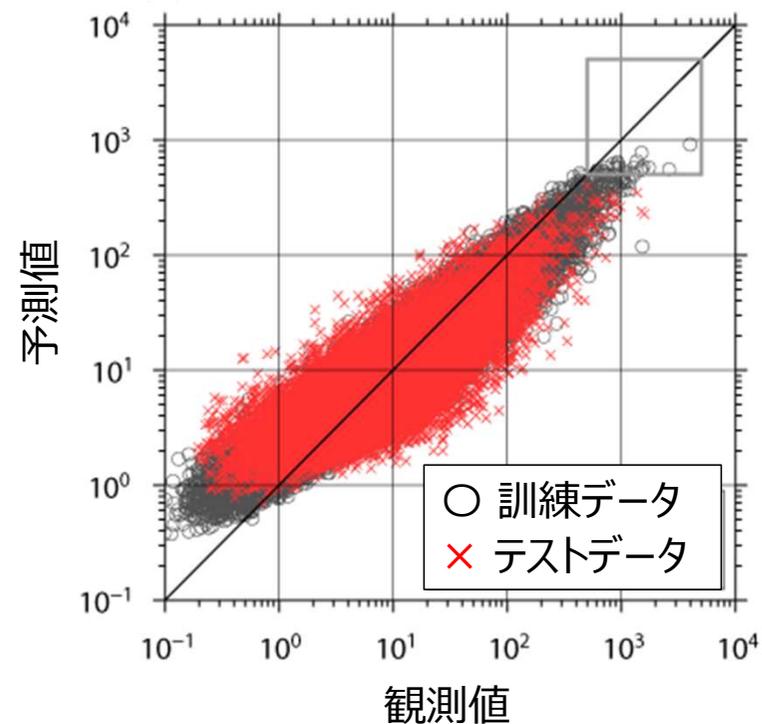
強い揺れの過小評価の原因

強い揺れほど、記録が少ない

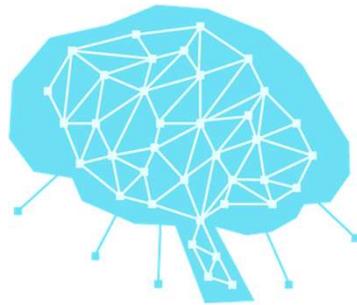


訓練データの分布：震央距離 vs PGA

強い揺れの過小評価



機械学習



VS

物理モデル

$$\mathbf{u} = \nabla\phi + \nabla \times \boldsymbol{\psi}$$

$$\nabla \cdot \boldsymbol{\psi} = 0$$

$$\ddot{\phi} = \frac{\phi}{\rho} + \alpha^2 \nabla^2 \phi$$

$$\ddot{\boldsymbol{\psi}} = \frac{\boldsymbol{\psi}}{\rho} + \beta^2 \nabla^2 \boldsymbol{\psi}$$

大量のデータを学習

ヒトが蓄積してきた知見に基づく

高精度な予測・識別

ある程度の予測・識別性能

柔軟性が高い

柔軟性は低め

ブラックボックス

式ベースなので、ホワイトボックス

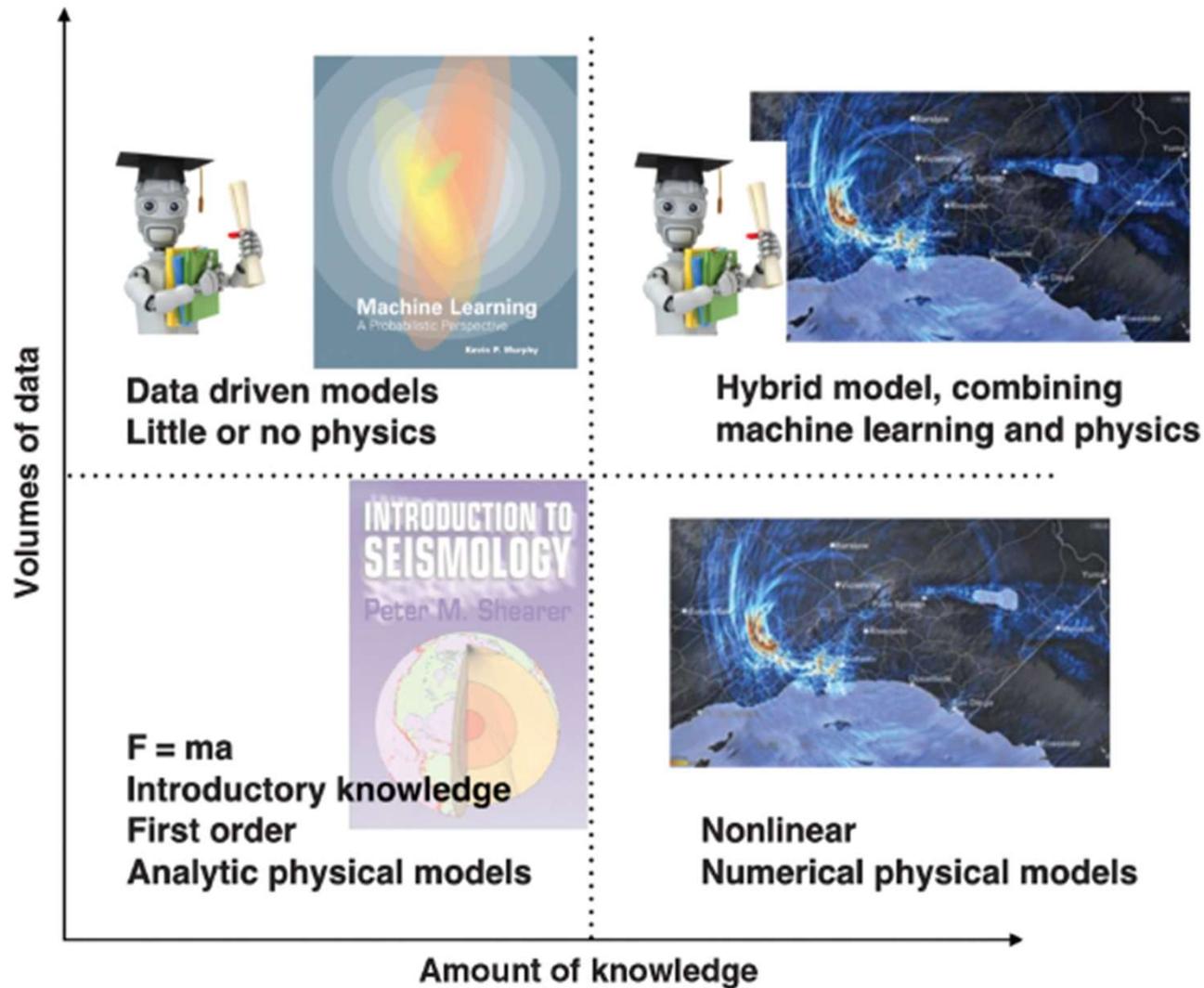
頻度が低い事象は苦手

頻度が低い事象でも対応可

近年ディープラーニングが大流行

数値シミュレーションの基礎となる

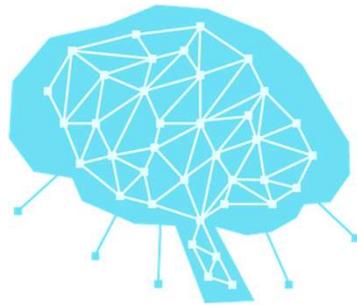
機械学習と物理モデルのハイブリッド



Kong *et al.* (2018)

機械学習と物理モデルのハイブリッド

機械学習



物理モデル

$$\mathbf{u} = \nabla\phi + \nabla \times \boldsymbol{\psi}$$

$$\nabla \cdot \boldsymbol{\psi} = 0$$

$$\ddot{\phi} = \frac{\phi}{\rho} + \alpha^2 \nabla^2 \phi$$

$$\ddot{\boldsymbol{\psi}} = \frac{\boldsymbol{\psi}}{\rho} + \beta^2 \nabla^2 \boldsymbol{\psi}$$

大量のデータを学習

ヒトが蓄積してきた知見に基づく

高精度な予測・識別

ある程度の予測・識別性能

柔軟性が高い

柔軟性は低め

ブラックボックス

式ベースなので、ホワイトボックス

頻度が低い事象は苦手

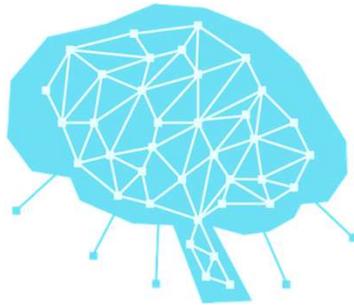
頻度が低い事象でも対応可

近年ディープラーニングが大流行

数値シミュレーションの基礎となる

機械学習と地震動予測式のハイブリッド

機械学習



地震動予測式



$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$$

データに基づく高精度な予測

ある程度の予測

柔軟性が高い

柔軟性は低め（式の関数が固定）

頻度が低い事象は苦手

低頻度の事象でも比較的安定

ハイブリッド予測アプローチ

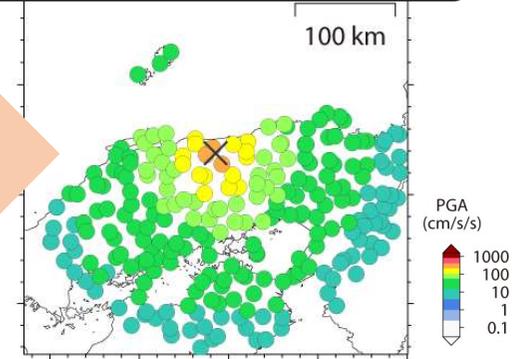
地震情報
(位置・規模など)

ハイブリッドアプローチ

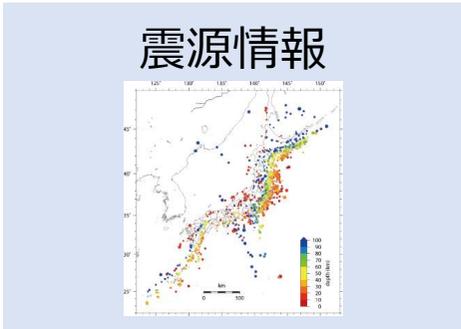


× $\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$

揺れの強さの予測

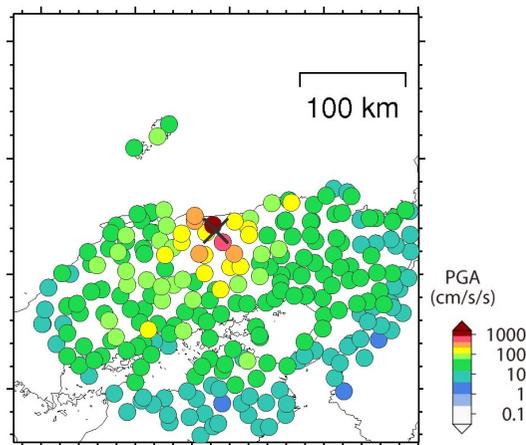


学習

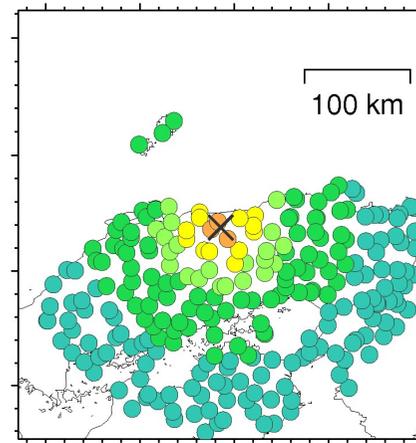


.....

観測記録

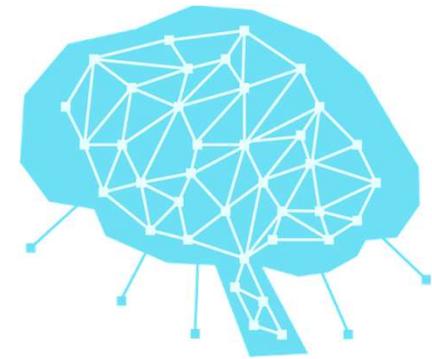


地震動予測式 による予測



学習

機械学習



Morikawa & Fujiwara (2013)の基礎式

$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$$

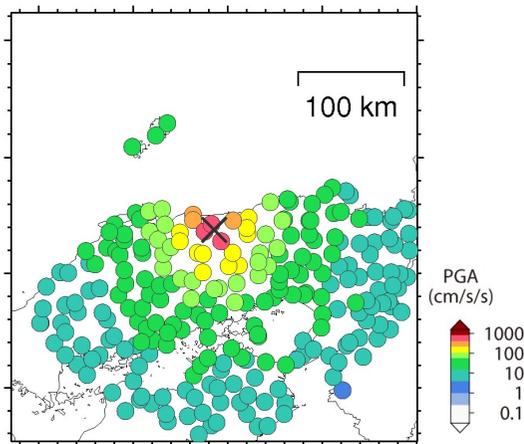
地震規模と震源からの距離のみを考慮

震央距離・地震規模・震源深さ
・地盤情報を説明変数とする

ハイブリッド予測アプローチ：予測

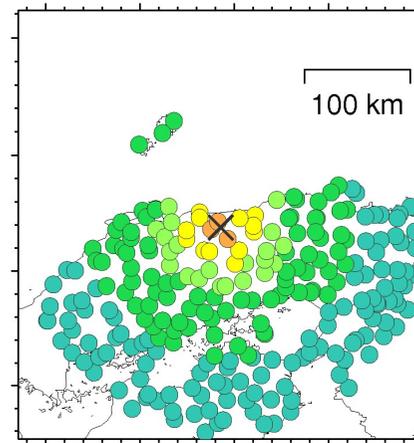
ハイブリッド予測

双方の長所を生かした予測へ



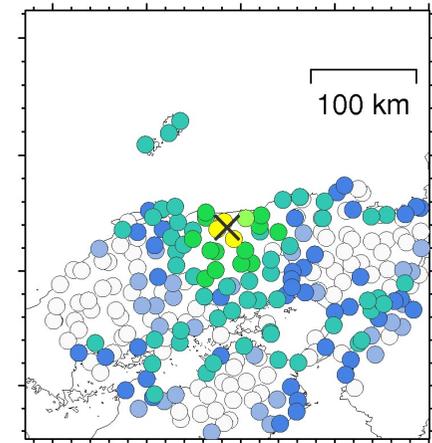
地震動予測式による予測

物理モデルに基づいており、
まれな事象でも安定



機械学習による予測

データに合わせて柔軟かつ
高精度な予測が可能



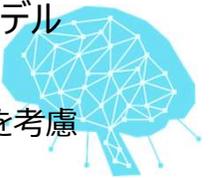
Morikawa & Fujiwara (2013)の基礎式

$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$$

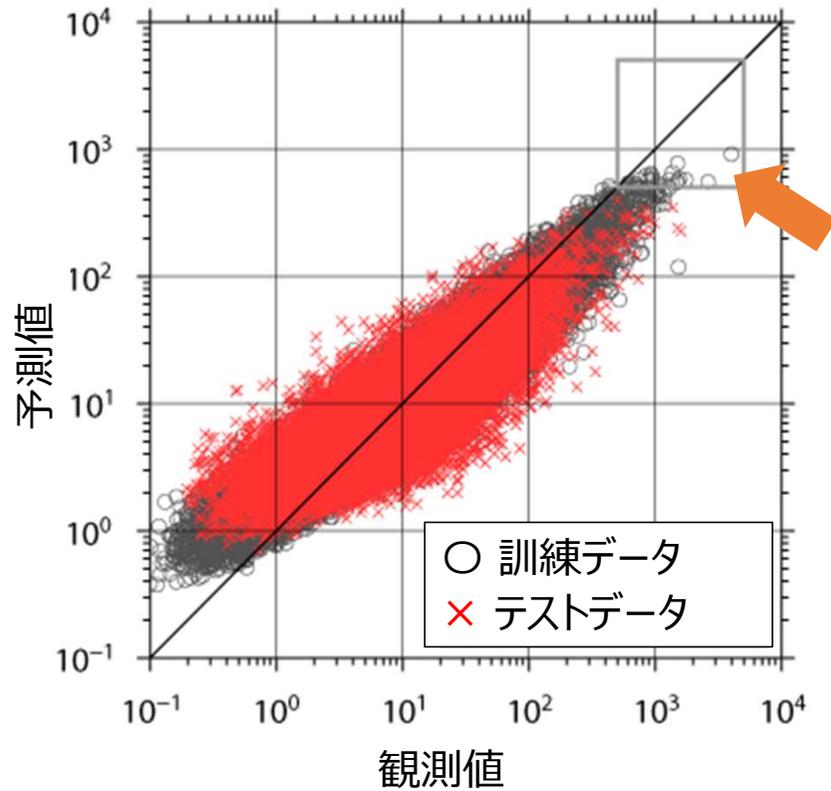
地震規模と震源からの距離のみを考慮

学習済み機械学習モデル

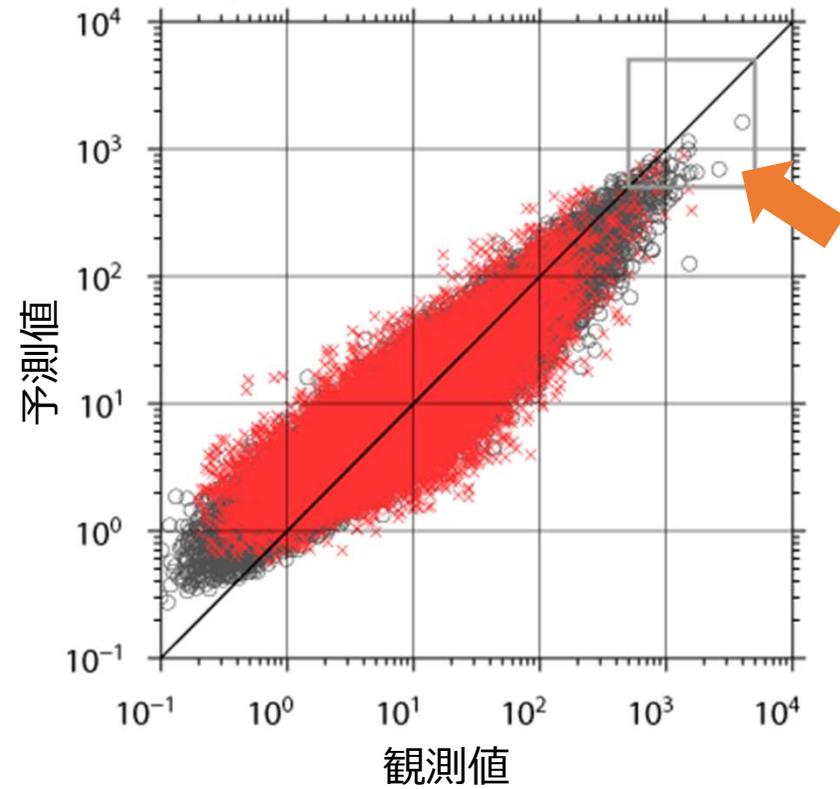
震央距離・地震規模
・震源深さ・地盤情報を考慮



機械学習のみ

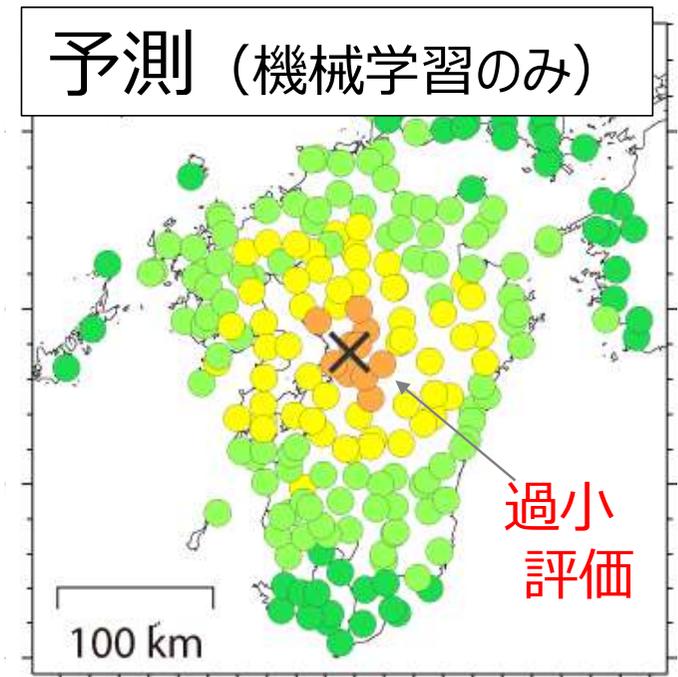
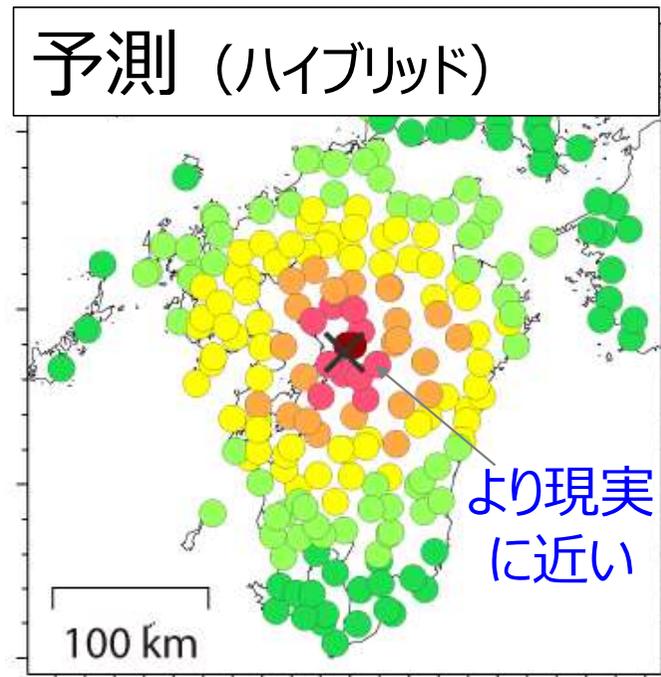
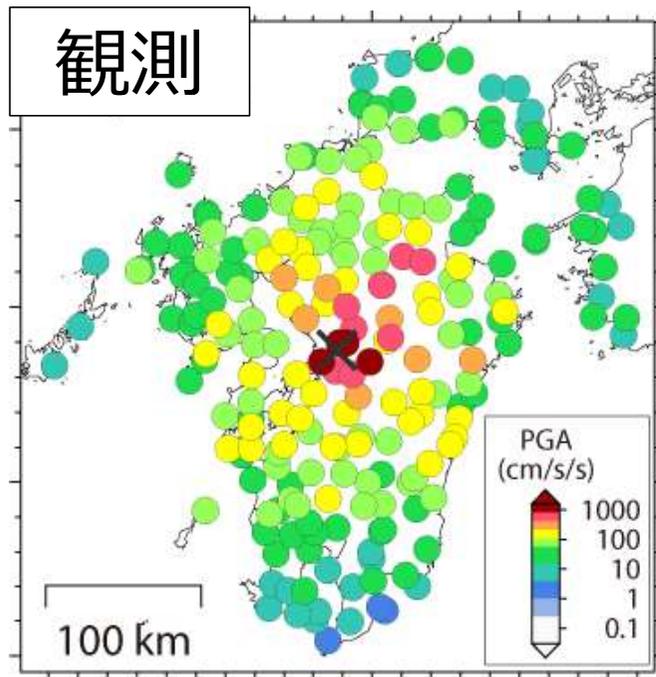


ハイブリッド



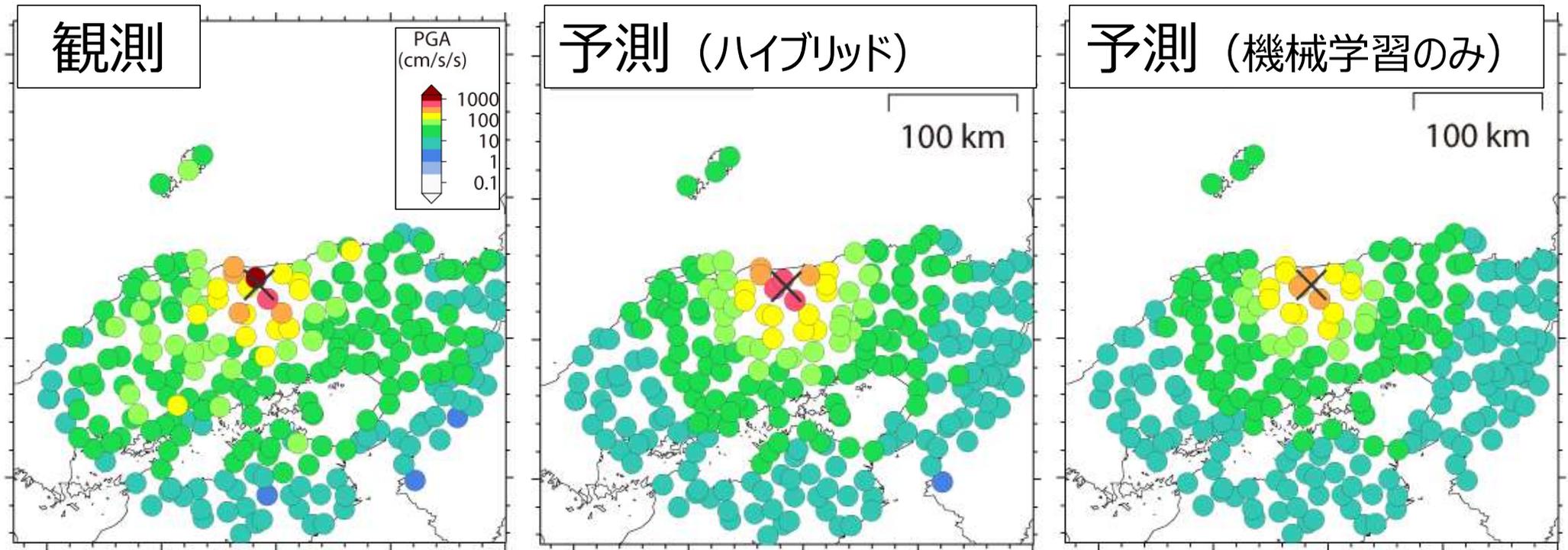
- 強い揺れの過小評価が改善
- データの合い具合も若干良化

予測例：平成28年熊本地震（本震、 M_w 7.1）



* テストデータに含まれる地震で検証

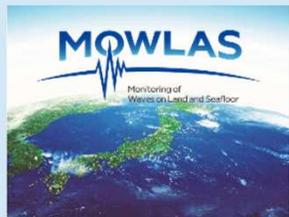
予測例：鳥取県中部の地震（2016/10/21, M_w 6.2）



* テストデータに含まれる地震で検証

まとめにかえて

地球科学ビックデータ



AI・機械学習



物理モデル・ドメイン知

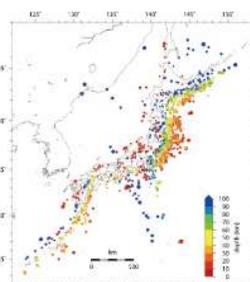
$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \nabla\phi + \nabla \times \boldsymbol{\psi} \\ \nabla \cdot \boldsymbol{\psi} &= 0 \\ \ddot{\phi} &= \frac{\phi}{\rho} + \alpha^2 \nabla^2 \phi \\ \ddot{\boldsymbol{\psi}} &= \frac{\boldsymbol{\psi}}{\rho} + \beta^2 \nabla^2 \boldsymbol{\psi} \end{aligned}$$



新たな科学的発見
 これまでになかった予測の実現

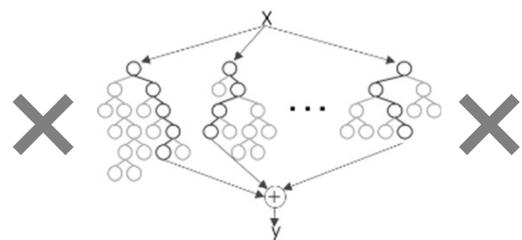
地震による揺れの強さを予測するためのハイブリッドアプローチ (Kubo *et al.* 2020)

地震動ビックデータ



強震観測網K-NET・KiK-net
 による約19万の強震記録

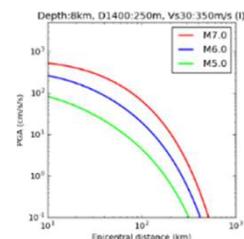
機械学習



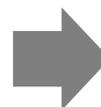
データに合わせて柔軟かつ
 高精度な予測が可能

既往の予測式

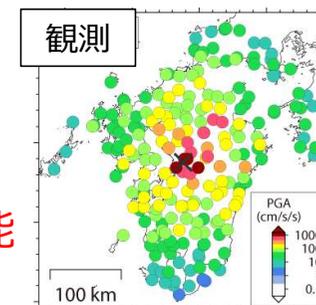
$$\log pre = a[\min(M_w, M_{w0}) - M'_w]^2 + bX + c - \log(X + d \cdot 10^{e \cdot M_w})$$



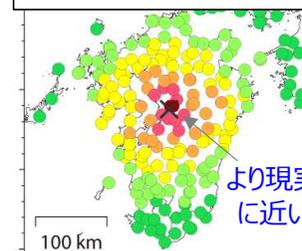
物理モデルに基づいており、
 まれな事象でも安定



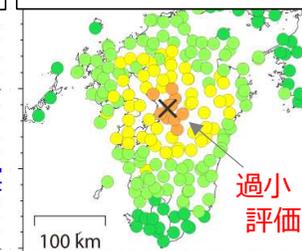
予測性能
 向上



予測 (ハイブリッド)



予測 (機械学習のみ)



* 2016年熊本地震での予測例

情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト（STAR-Eプロジェクト）

情報科学の知見を採り入れた新たな地震調査研究を推進するために、文部科学省で令和3年度から始まったプロジェクト。同プロジェクトでは、複数の研究課題を進めることによって、革新的創造的な研究成果の創出を目指すのみならず、情報科学と地震学の両分野の研究者が参加する研究フォーラムの開催、情報交換プラットフォームの運営など、両分野の連携を促進する取組により、次世代を担う若手研究者の育成も含めた、「情報科学×地震学」分野全体の発展を目指す。



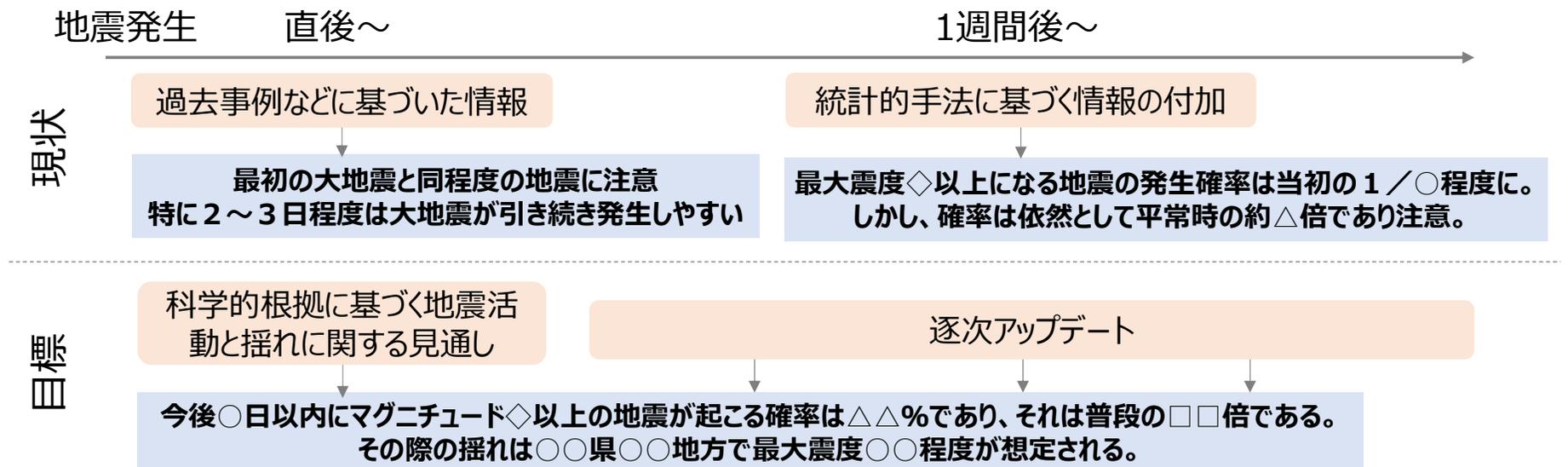
研究課題

- 人工知能と自然知能の対話・協働による地震研究の新展開（東京大学地震研ほか）
- 信号処理と機械学習を活用した地震波形ビッグデータ解析による地下断層の探索（産総研ほか）
- データ同化断層すべりモニタリングに向けた測地データ解析の革新（東北大ほか）
- **地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれにともなう揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発（防災科研ほか）**
- 長期から即時までの時空間予測とモニタリングの新展開（統計数理研究所ほか）

最近の取り組み

情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト（STAR-Eプロジェクト）

研究課題：地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれにともなう揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発（防災科研）



目標の実現に向けて必要なもの：

- 地震発生直後から適用可能な地震活動の時空間予測
- 地震動モデルに基づく高精度な面的地震動予測

地震学・地震工学・情報科学の研究者の協働
ビッグデータ × 情報科学 × ドメイン知
で実現

情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト（STAR-Eプロジェクト）

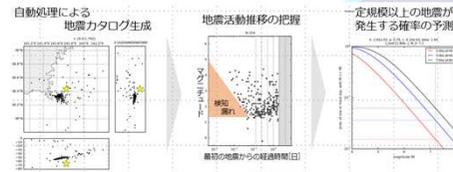
研究課題：地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれにともなう揺れの準リアルタイム時空間予測に関する研究開発（防災科研）



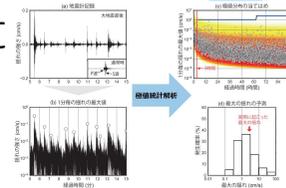
これまでに膨大な地震データが観測・蓄積されてきたが、複雑な自然現象を限られた資源で観測している以上、地震データは本質的に不完全であり、それに基づく予測には限界がある。本提案では、情報科学の知見を地震観測データおよび地震学・地震工学のドメイン知と組み合わせ、地震データの不完全性を打破する形での要素技術の研究開発を行うとともに、それらをつなげた予測アプローチの確立を図ることで、大地震直後の地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測の実現を目指す。

1. 大地震直後の地震カタログの不完全性に対応した地震活動の準リアルタイム予測の研究開発

1-A. 不完全性を予め考慮した上での地震カタログを用いた予測



1-B. 地震動データそのものを用いた将来に発生しうる揺れの強さの予測

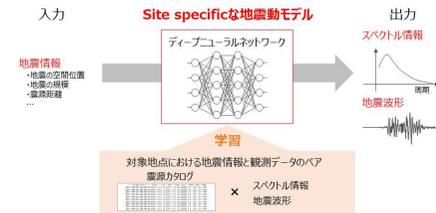


2. 観測データの機械学習に基づいた新たな地震動予測アプローチの研究開発

2-A. データ同化およびガウス過程回帰を用いた地震動の空間補間



2-B. Site specificな地震動予測モデルによる地震動生成



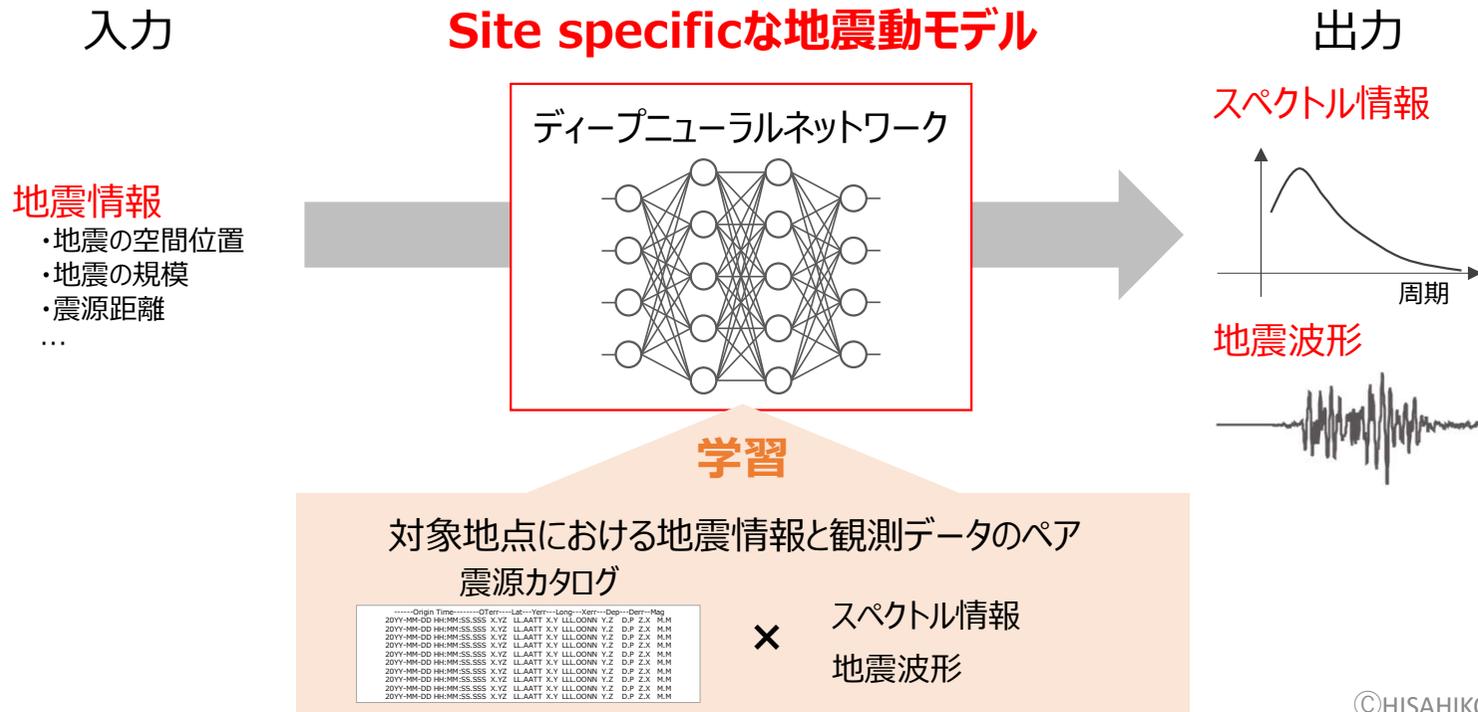
大地震直後の地震活動およびそれに伴う揺れの準リアルタイム時空間予測の実現

情報科学を活用した地震調査研究プロジェクト（STAR-Eプロジェクト）

研究課題：地震データの不完全性に対応した地震活動およびそれにともなう揺れの
準リアルタイム時空間予測に関する研究開発（防災科研）



個別地点における過去記録を深層学習した地震動予測モデルを用いて、**その地点に特化したスペクトル情報や地震波形を生成するSite specificな地震動生成技術**を開発する。



生きる、を支える科学技術

SCIENCE FOR RESILIENCE



防災科研