



第14回原子力機構報告会

# 機械学習が開く 放射線計測の未来

令和元年11月12日

国立研究開発法人日本原子力研究開発機構

福島研究開発部門 福島研究開発拠点

福島環境安全センター 放射線監視技術開発グループ

佐々木 美雪

## 遠くからの測定でより詳しい放射線源の分布を知りたい

### 新たな換算手法による三次元的な分布の推定

STEP-1

#### 逆問題解析

パラメータを用いて  
測定値から最適化する

パラメータ作成が必要

STEP-2

#### 機械学習

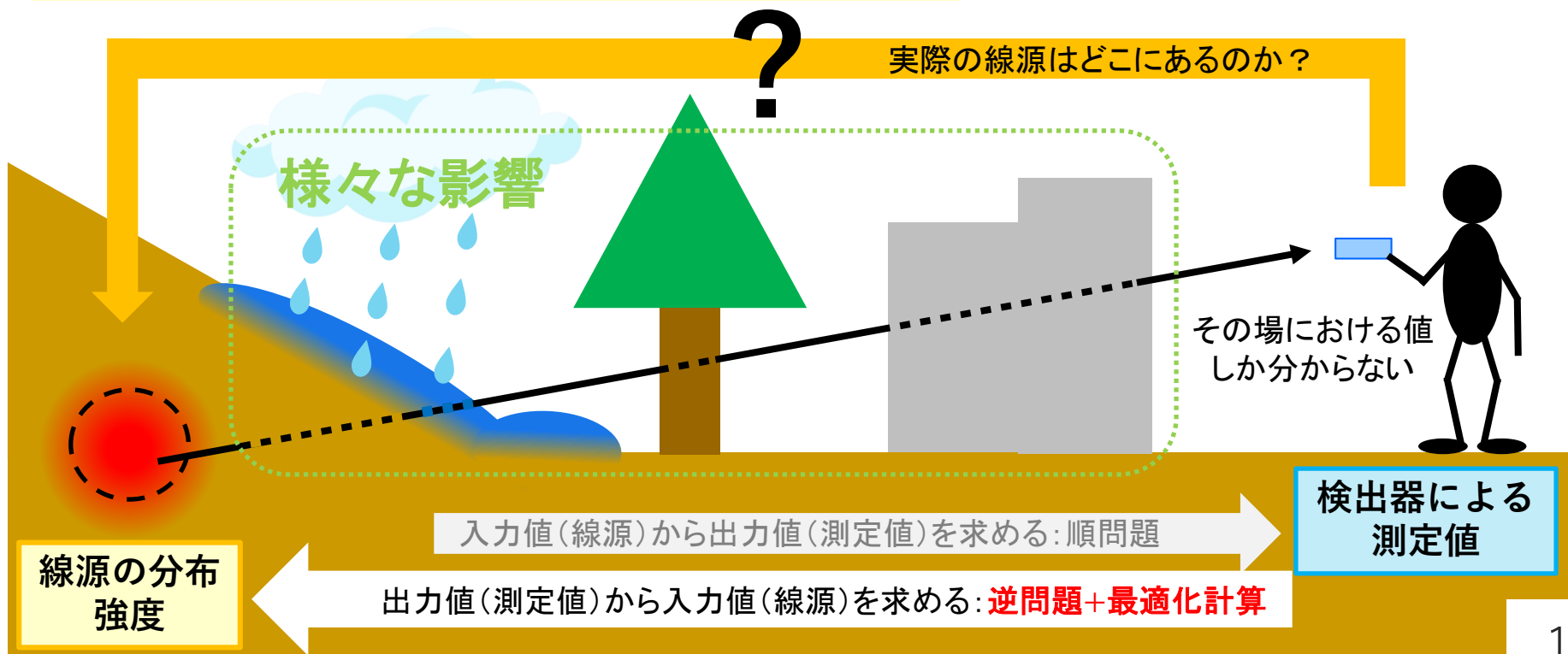
多くの測定データで  
学習し推定する

パラメータ作成の自動化

### 将来目標

#### リアルタイムでの 分布の可視化

放射線測定の高精度化  
被ばく評価、防災ツール



## 課題

原子力発電所事故後の避難指示区域における効率的かつ精度の高いモニタリングによる帰還住民の被ばく線量の現実的かつ信頼性の高い評価が求められる  
(安全の追及)

## 解決策

### 逆問題、機械学習の手法を適用

これまで取得した多くのデータセットを活用して線源分布推定の精度を向上させる  
⇒ 上空測定値への適用

## 将来成果

- ・原子力施設における放射線測定の高精度化
- ・原子力防災における測定ツールへの応用

### 将来ビジョン「JAEA 2050 +」 具体的テーマ

安全の追求

革新的原子炉システムの探求

放射性物質のコントロール

デコミッショニング改革

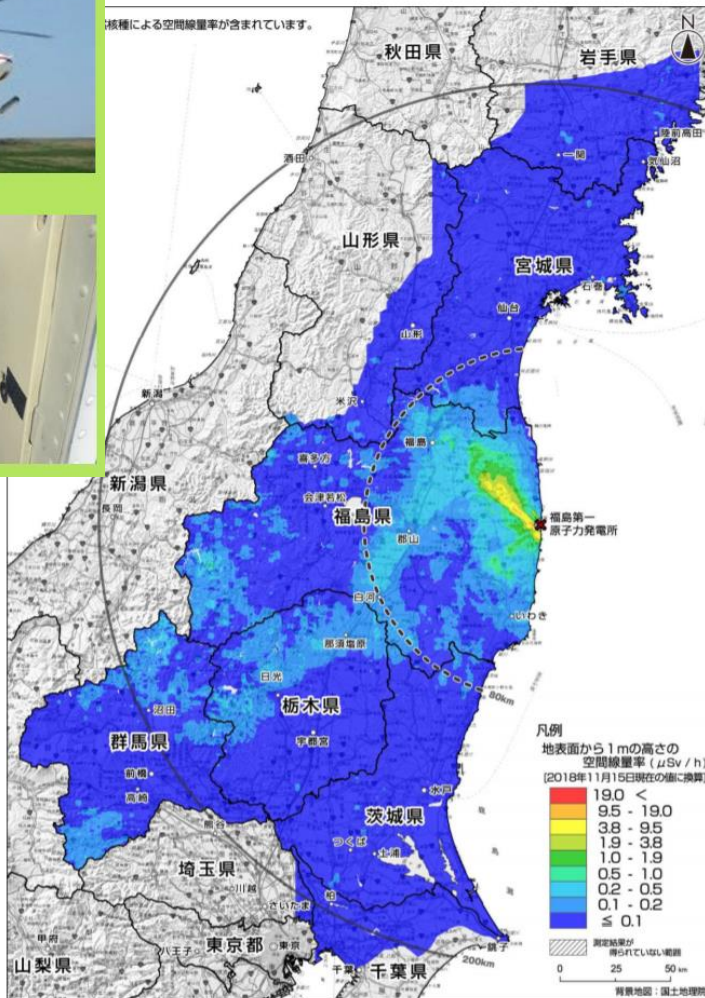
高度化・スピノフ

新知見の創出

## 有人ヘリコプターによる測定結果

福島県及びその近隣県における空間線量率の分布マップ  
(平成30年11月15日時点(事故から約92か月後))

※核種による空間線量率が含まれています。



## 無人ヘリコプターによる測定結果

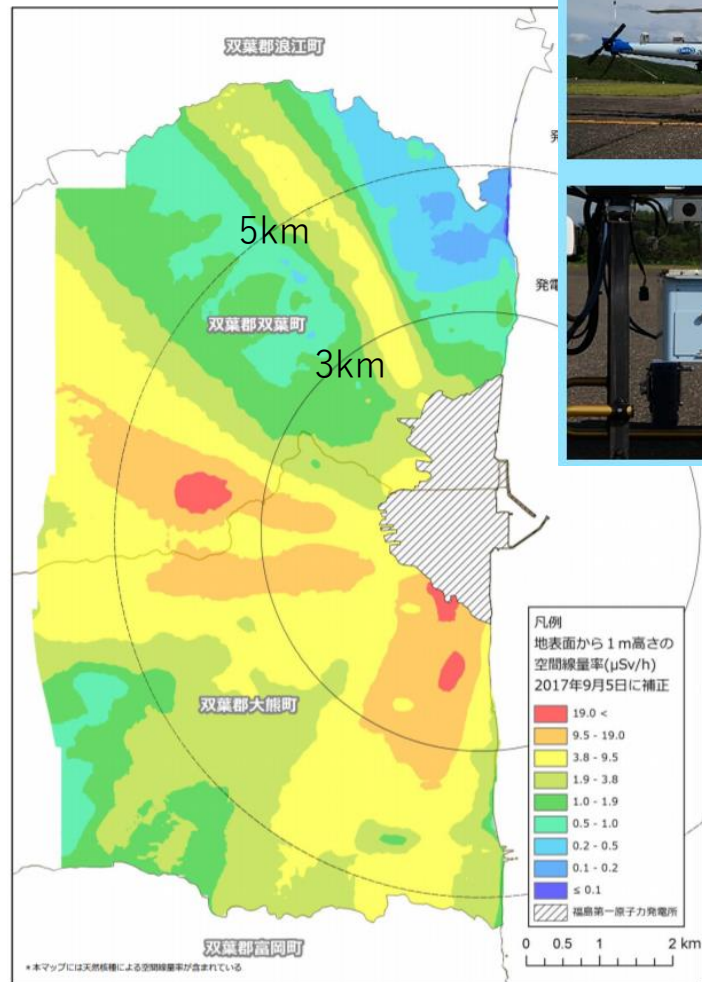
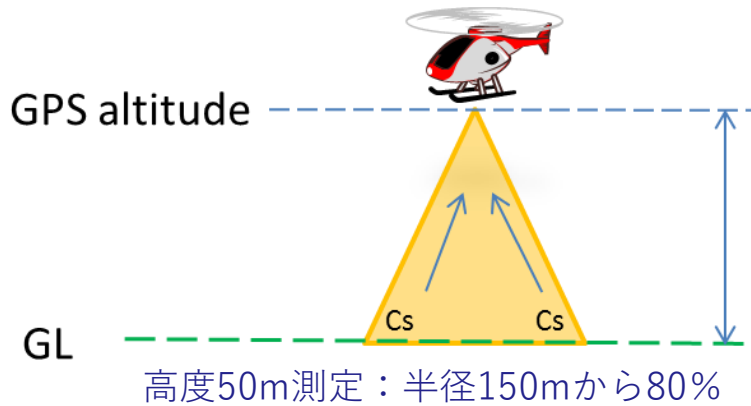


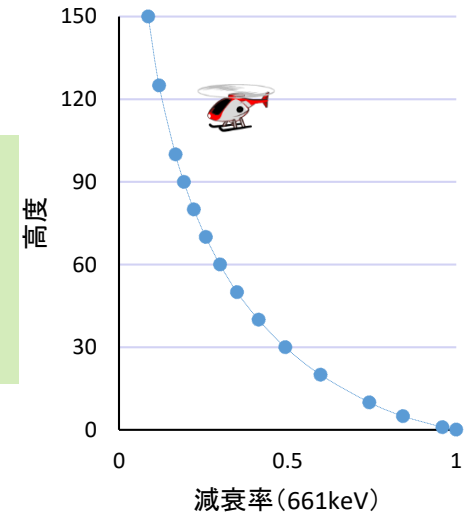
図-3 第9回モニタリングの空間線量率マップ

(背景地図は、ArcGIS データコレクションスタンダードパック (ESRI, Co. Ltd.) を使用)

## 従来の換算方法

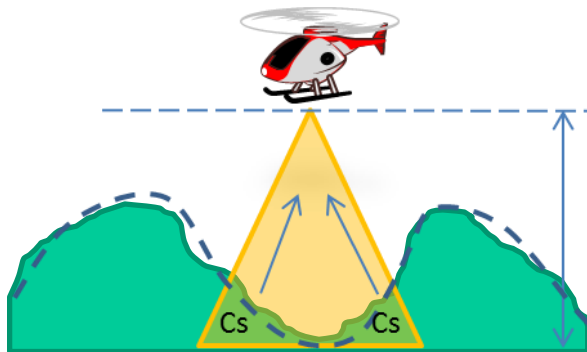


平面・線源均一のモデルを仮定して換算  
測定高度から減衰率を算出し、地上値へ換算

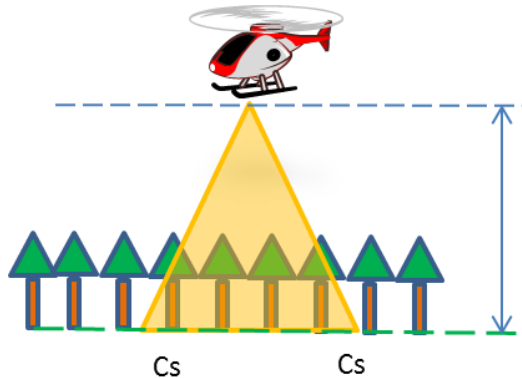


## 実際は...

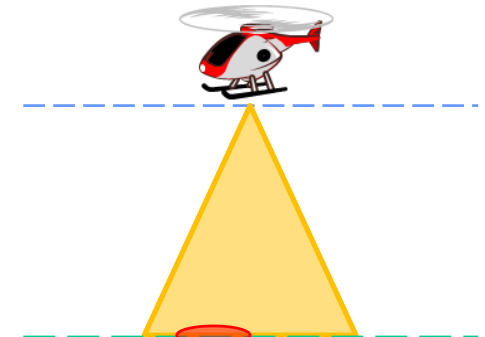
これらの影響を受けることで、地上測定値と上空測定値の間にのズレが生じる



地形の凹凸



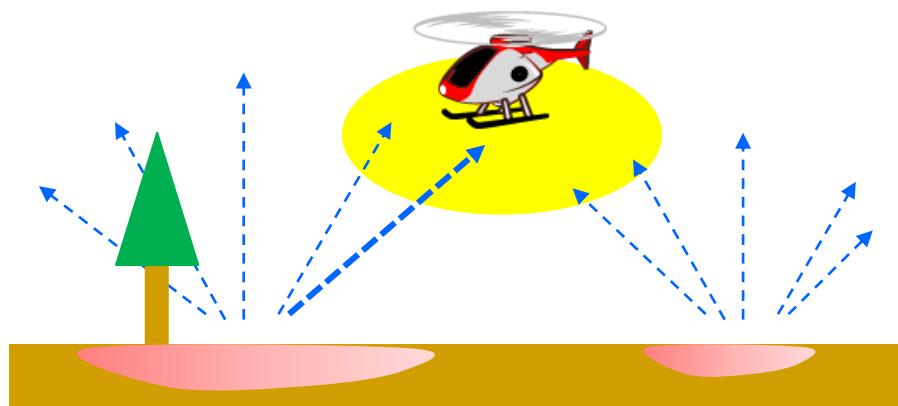
遮蔽物（樹木等）



線量の分布

細かなパラメータを考慮した計算による精度の向上

## 逆問題解析による換算



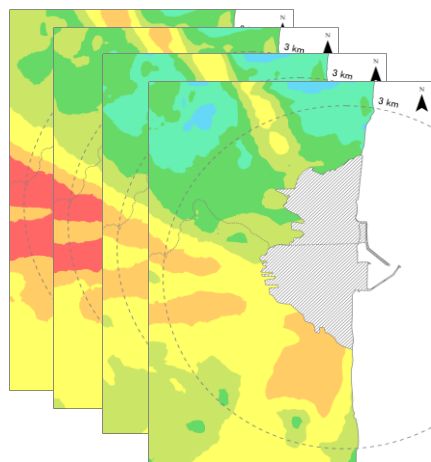
放射線が「**何によって**」「**どのくらい**」遮蔽され検出器まで来るのかを一つひとつ**理論的**に計算する

パラメータを増やすことで、換算精度の向上は期待できるが、多くのパラメータの作成には大きな労力が必要

パラメータは手動で作成

## 機械学習を用いた換算

福島の実環境における測定の実験



ビッグデータ

上空での測定値  
写真情報  
地形データ



比較

更新

【正解値】  
地上測定値

【アウトプット】  
地上1m空間線量率

ニューラルネットワーク

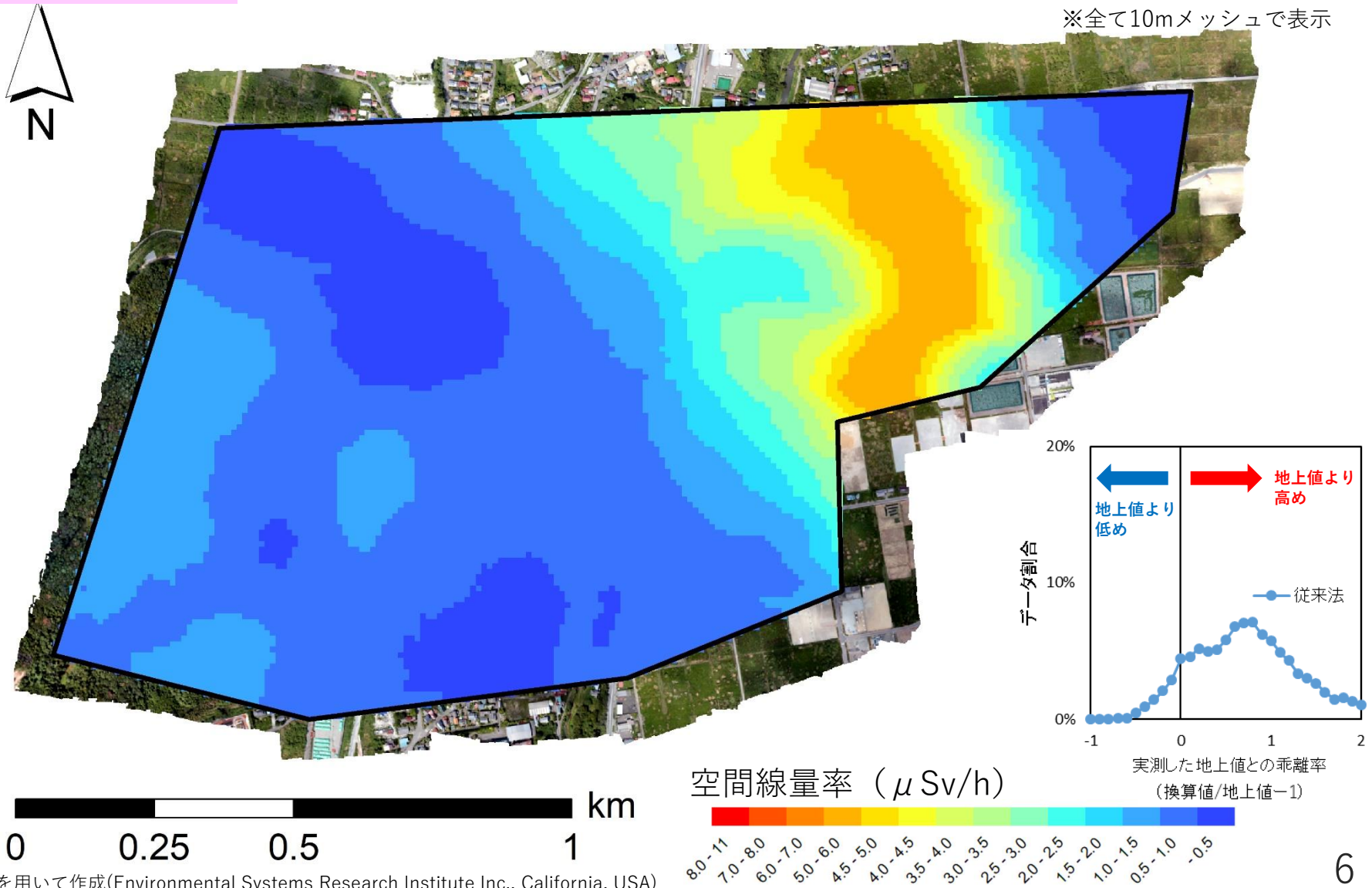
パラメータは自動で作成

【インプット】  
上空測定データ、地形データ

## 従来法

## 上空における放射線測定値 地上1m空間線量率換算結果

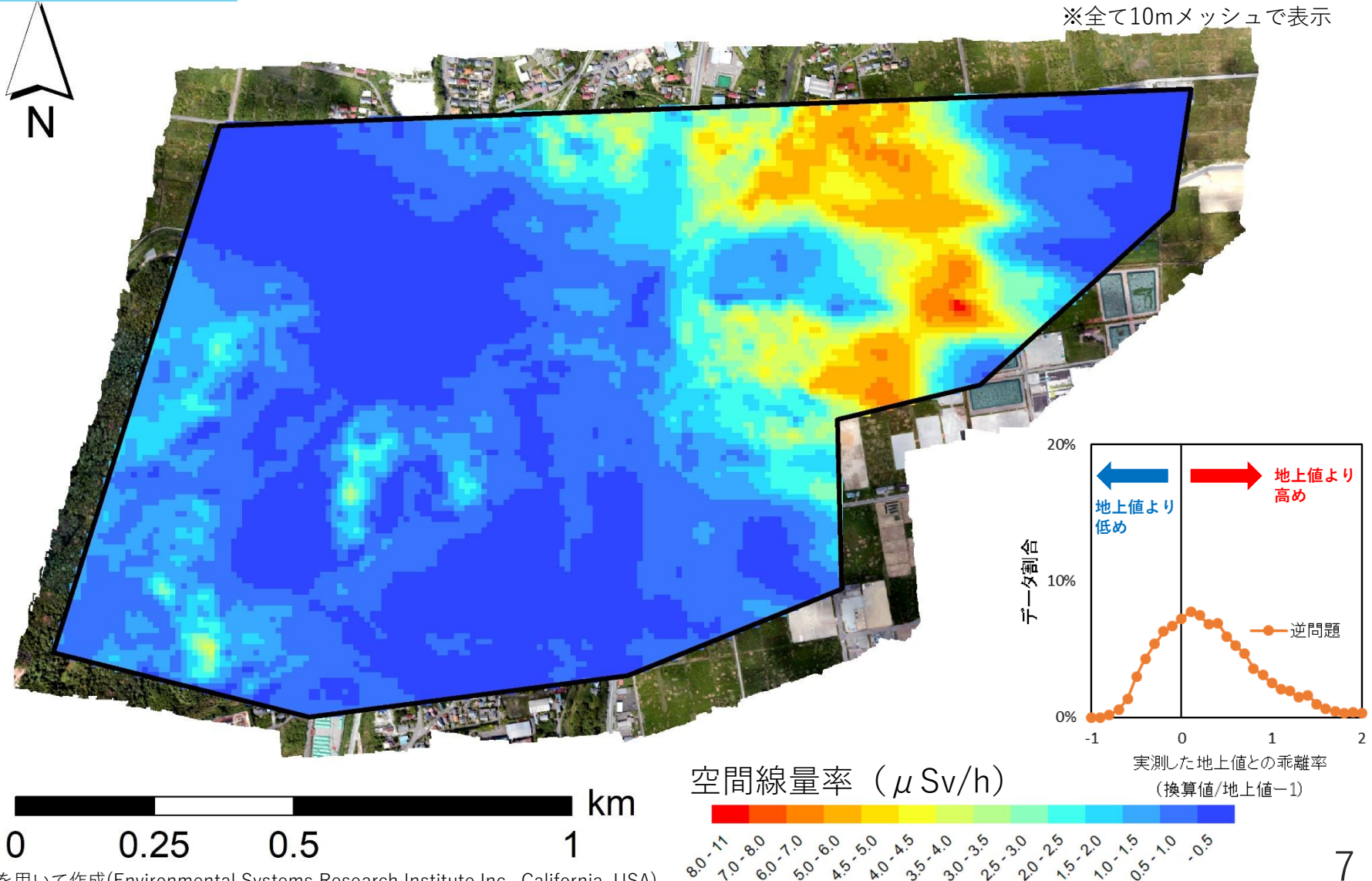
※全て10mメッシュで表示



## 逆問題解析

## 上空における放射線測定値 地上1m空間線量率換算結果

※全て10mメッシュで表示

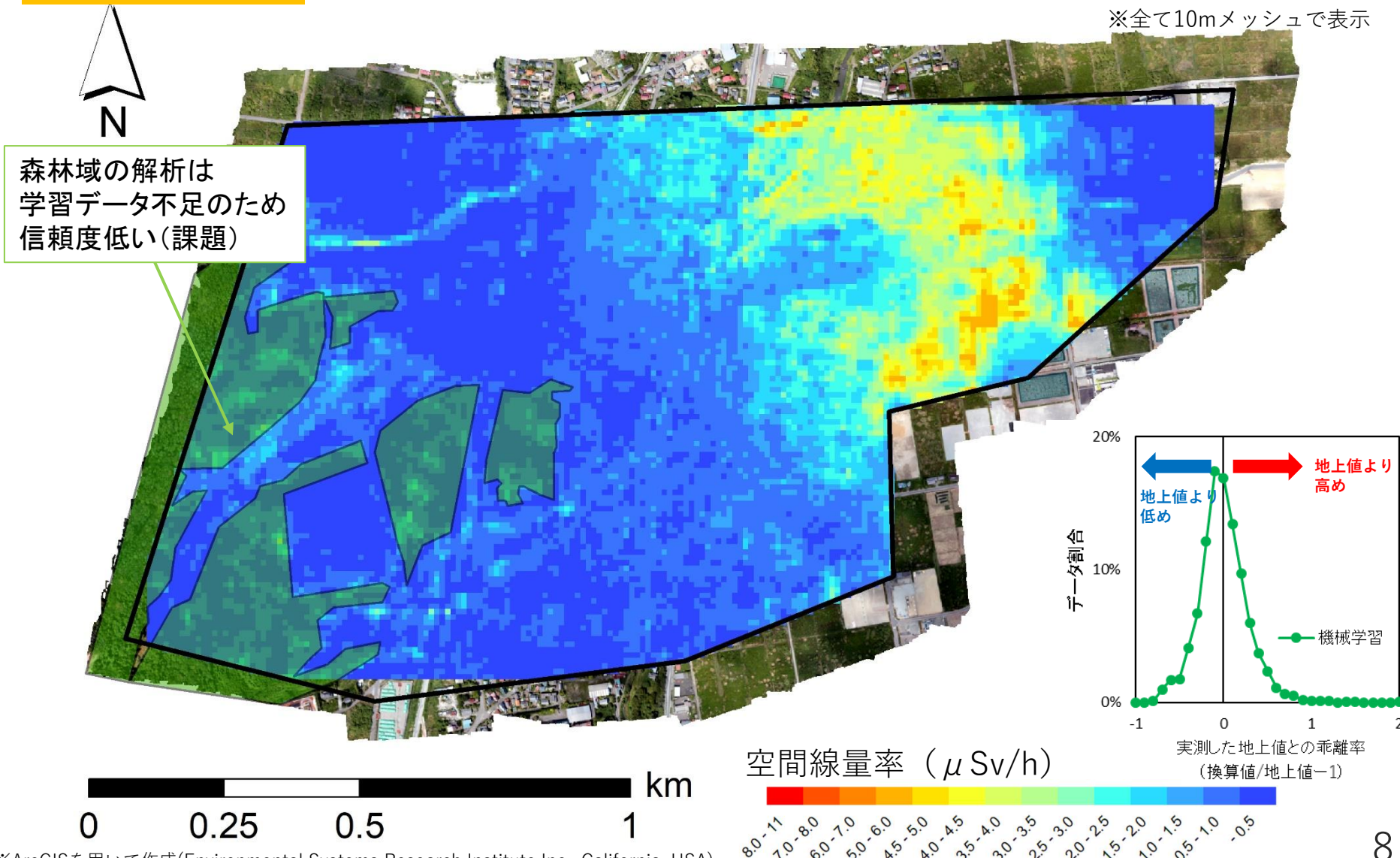




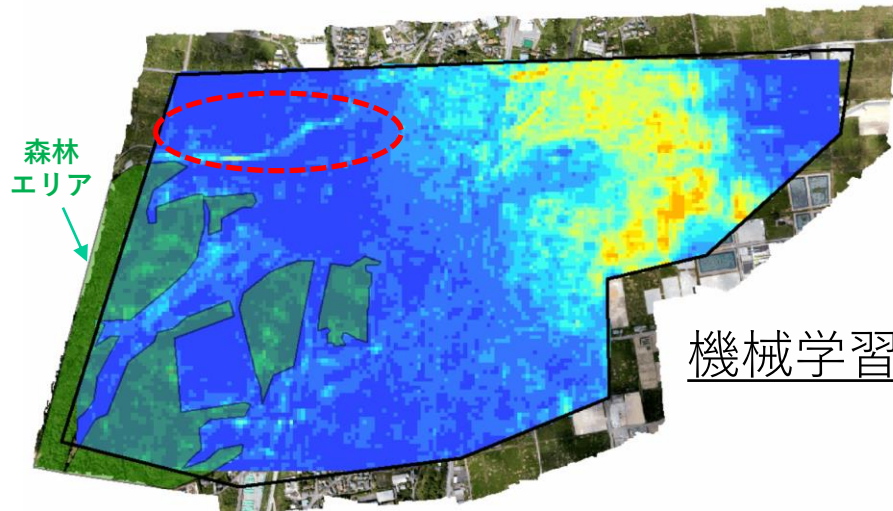
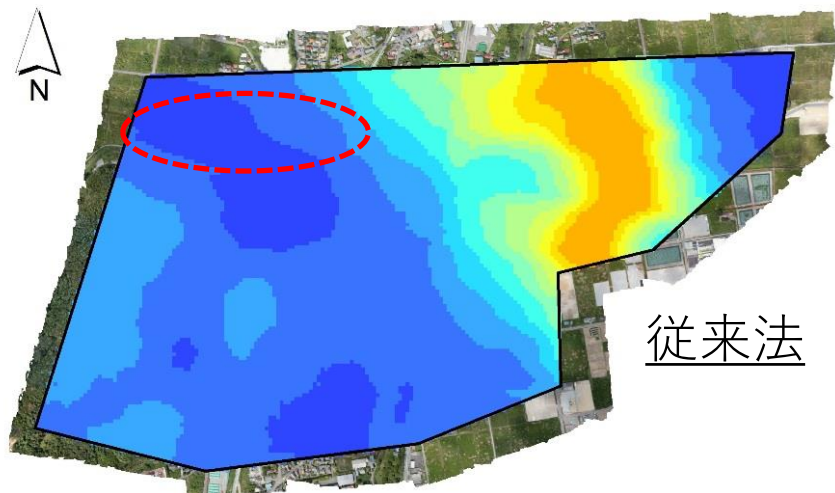
## 機械学習

## 上空における放射線測定値 地上1m空間線量率換算結果

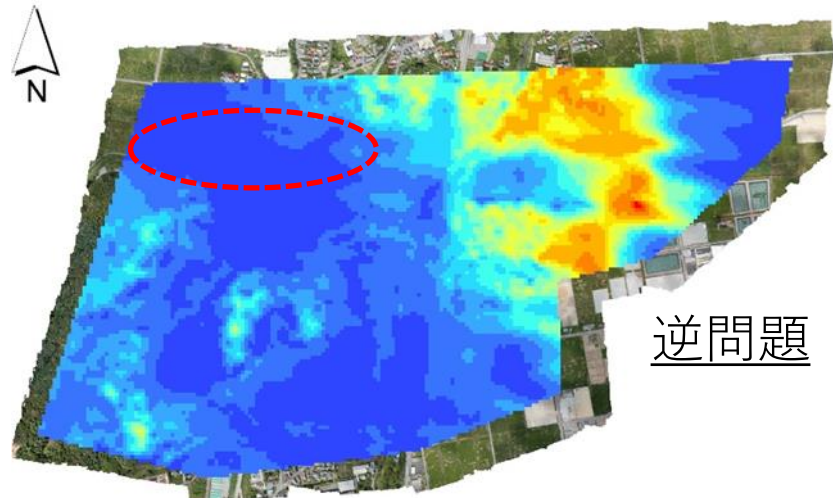
※全て10mメッシュで表示



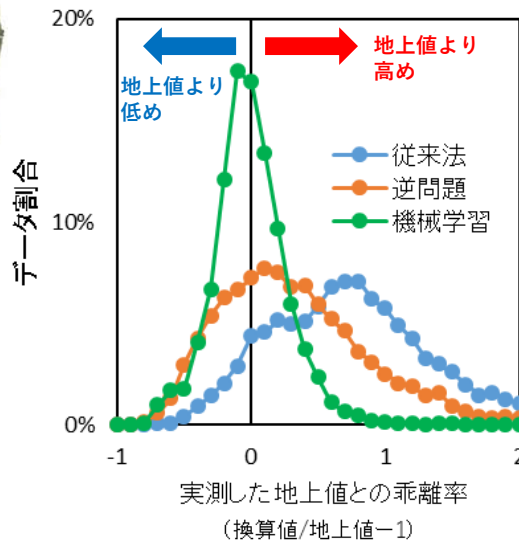
## 上空における放射線測定値 地上1m空間線量率換算結果



0 0.25 0.5 1 km ※全て10mメッシュで表示

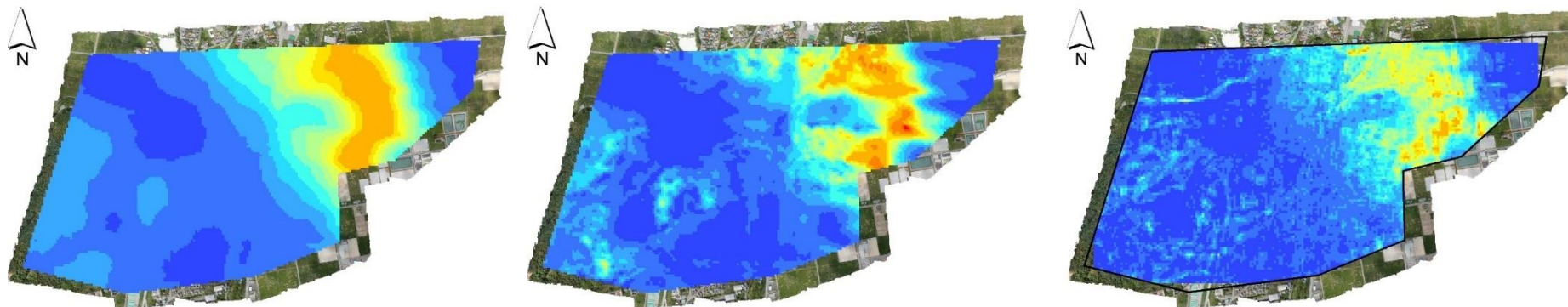


## 換算値と地上測定値の比較結果



機械学習では従来法に比べ、より地上測定値に近い換算結果を得ることができた。

しかし学習データが不足しているため、森林部等の換算結果の信頼性が低い。



換算手法	従来法 (FSM)	逆問題解析 (MLEM)	機械学習 (ANN)
換算精度	△	○ (理論的) パラメータを増やす ことで精度向上可能	◎ (統計的) 学習データを増やす ことで精度向上可能
計算時間	◎ (早い: 数秒)	△ (遅い: 数時間)	◎ (早い: 数秒)
利点	成熟度が高い	機械学習で学習データが 得られていない場所でも 換算可能	他に比べ最も 地上値に近い換算が可能 (学習データが十分であれば)
課題	リアルタイム換算 マップ化技術 (緊急時対応ツール)	パラメータの最適化 信頼性評価の標準化	学習データの不足 (森林、高線量エリア) 信頼性評価の標準化

## 達成状況

- ・ 逆問題解析
  - ・ 機械学習
- } による上空測定値の新たな換算手法の開発

従来法に比べ、より地上測定値に近い値を得ることができた

## 今後の取り組み

- ・ 機械学習においては、学習データが不足している森林エリア等におけるデータセットの取得及び、シミュレーションによる学習データの補完で精度を高める。
- ・ 逆問題解析においては、機械学習では信頼性が担保できないエリアにおいて、補完的な換算ができるアルゴリズムを作成する。
- ・ 各種換算値における信頼度の数値的評価手法の開発を進める。
- ・ さらに複雑な測定環境である地上測定への適用を進める。

放射線のリアルタイム可視化の実現

# 補足説明資料

## Input data

測定ポイントデータ

計算ポイントデータ (推定値を算出するポイント)

$(\lambda^k)$

$$\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i=1}^D C_{ij}} \sum_{i=1}^D \frac{y_i C_{ij}}{\sum_{j=1}^B \lambda_j^k C_{ij}}$$

計算で重要な  
パラメータ

$(\lambda^{k+1})$

空間線量換算係数

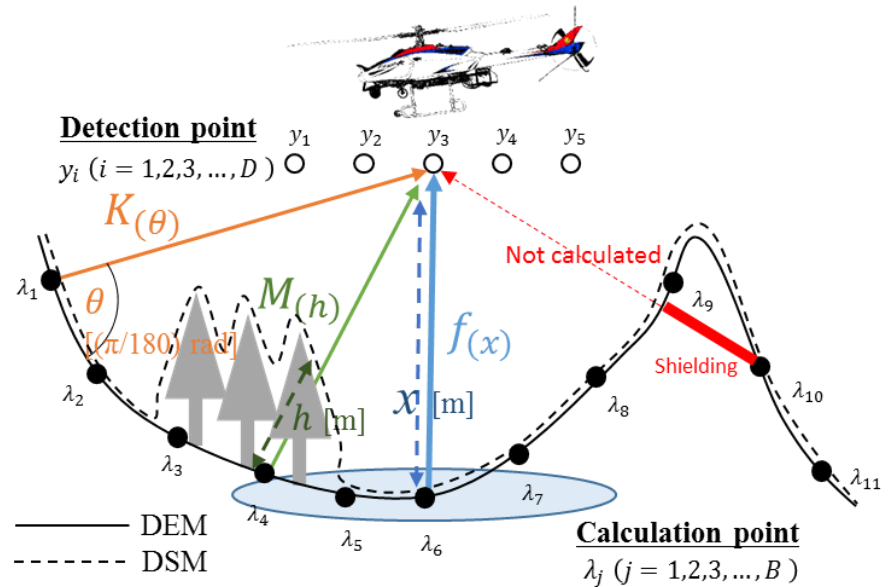
フィルタ

## Output data

地上1m空間線量率

## 逆問題解析

仮定した計算モデルが算出する値( $\lambda$ )が測定データ( $y$ )と一致するように地上値( $\lambda$ )の最適値を算出する



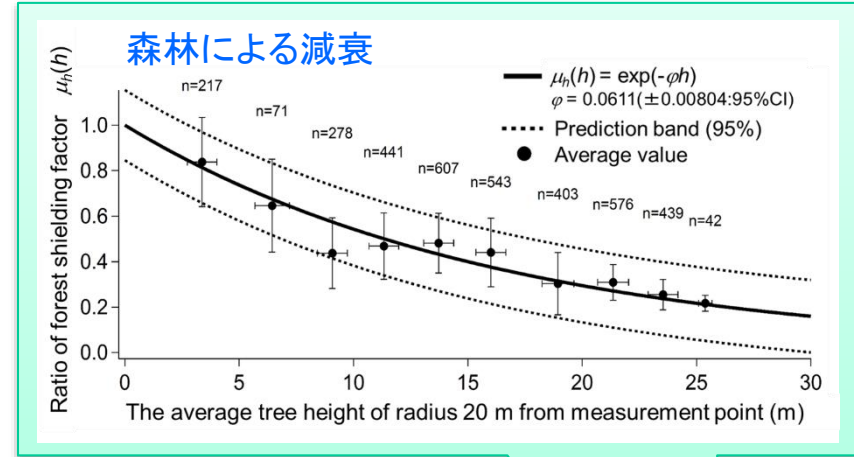
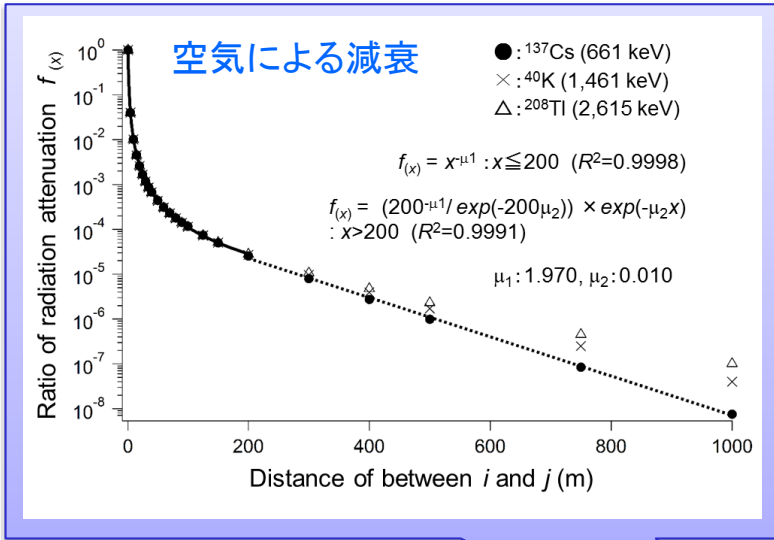
$$\text{検出確率: } C_{ij} = f(x) \times K(\theta) \times M(h)$$

放射線が地上から上空検出器にいたるまでに、どのくらい減衰するのか

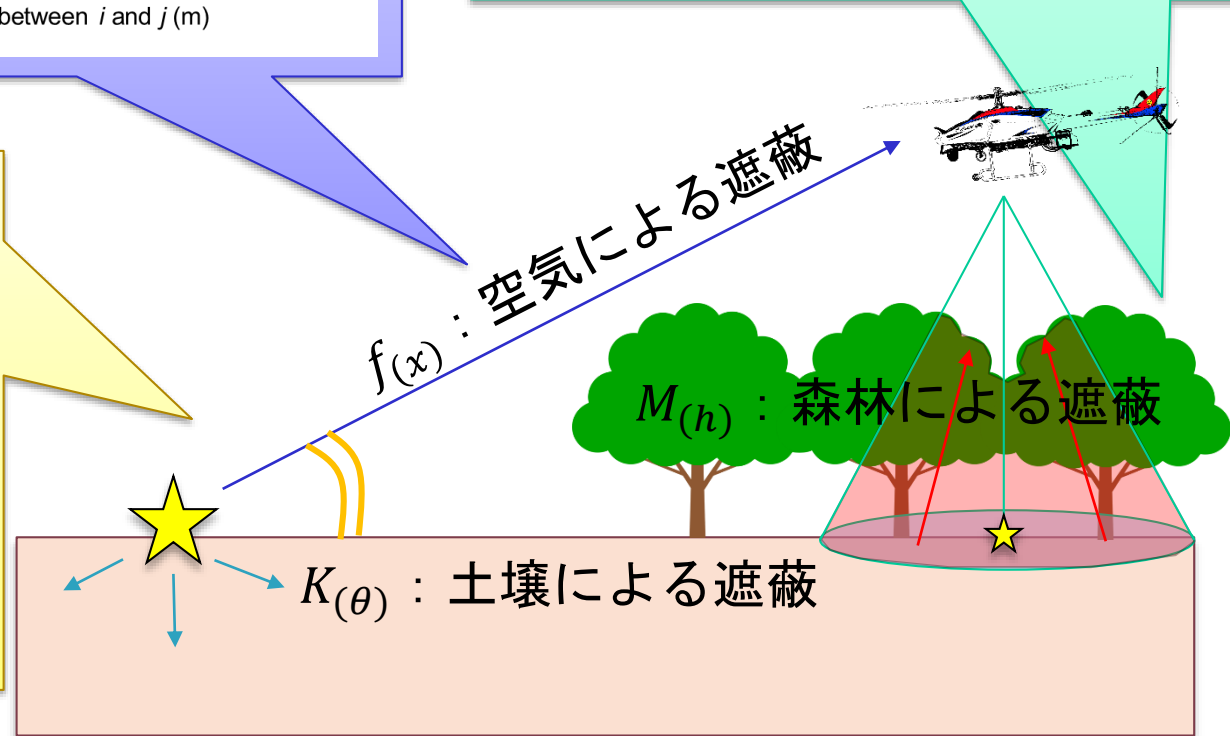
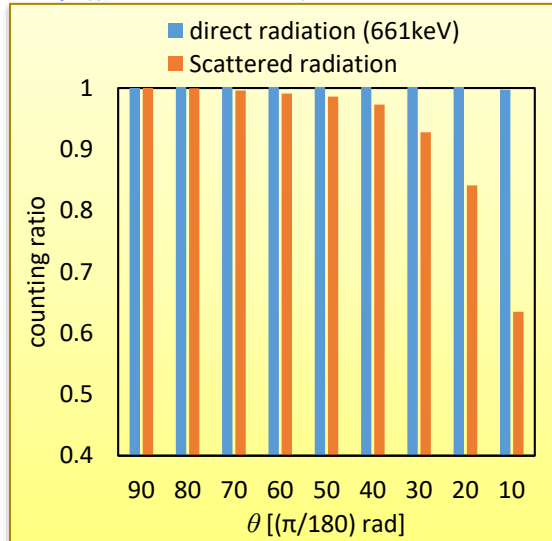
$f(x)$ : 空気による減衰 ( $i$ と $j$ の距離 $x$ (m)から算出)

$K(\theta)$ : 土壌散乱による減衰 ( $i$ と $j$ の地面とのなす角から算出)

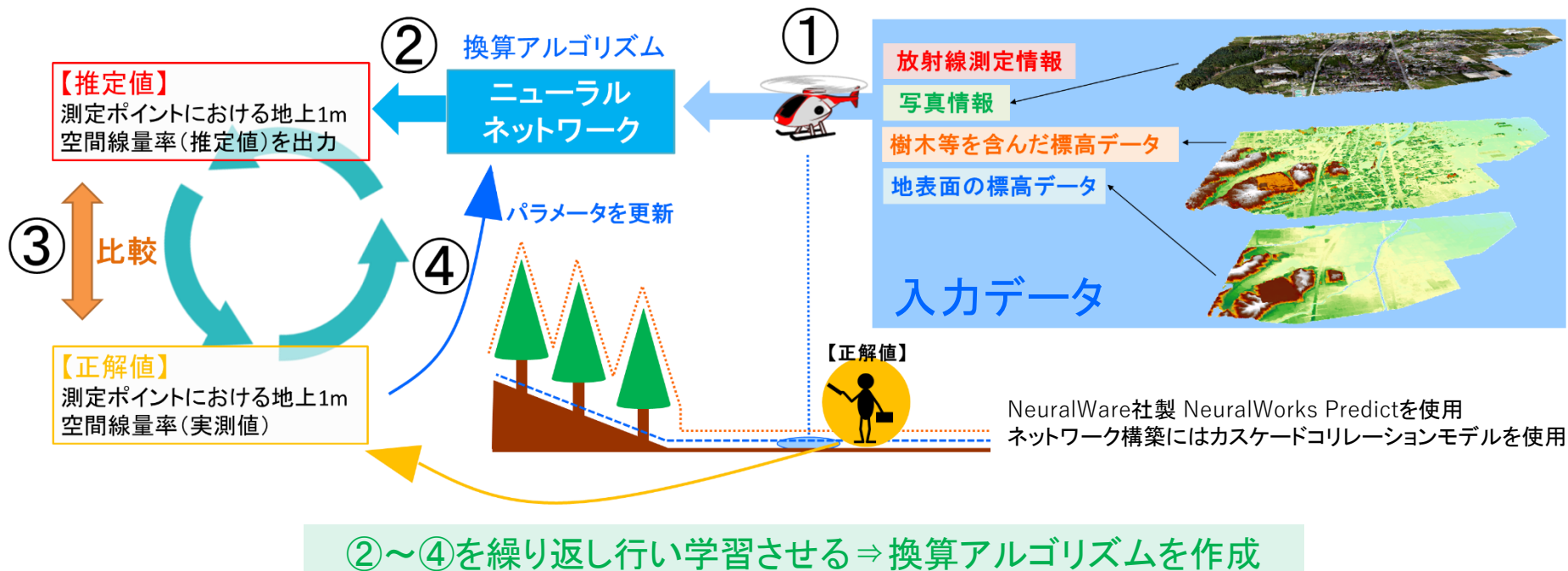
$M(h)$ : 樹木遮蔽による減衰 (樹高から算出)



### 土壌散乱による減衰



## 換算アルゴリズム作成の流れ



無人ヘリコプターによる放射線測定で3エリア(約1km×2km)におけるデータを取得。

2エリア分を学習データとして、ネットワークを作成。  
残りの1エリアに作成したネットワークで換算を実施。



・無人ヘリコプターで高度50m、測線幅50m、速度5m/sで測定

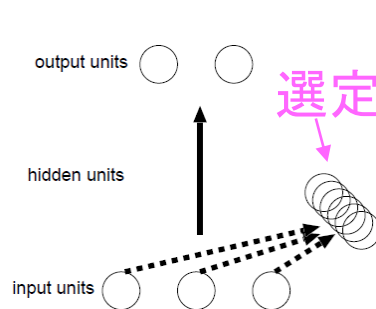
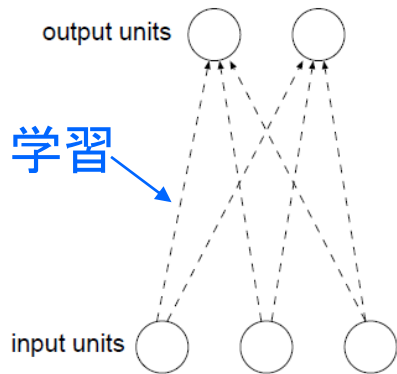


・LaBr3シンチレーション検出器(直径38mm;高さ38mm;計3本)  
・同時にオルソ撮影による地形データの取得



## ・カスケードコリレーション

2層の単純なネットワークから始めて徐々に複雑になるように、中間層ユニットを加えて行く手法。最初は、入力層ユニットは出力層ユニットと直接結合している。その2層のネットワークでは解けない場合、ある程度以上誤差が小さくなくなると、一つの間層ユニットがネットワークに加えられる。新しく追加された中間層ユニットでは、入力層ユニットからの結合係数は固定されており、学習しない。(誤差が中間層から入力層へと逆伝播しないという点がバックプロパゲーションの学習と大きな違い) 2つめの間層ユニットが加えられるときには、1つめの間層ユニットからの結合が固定され、同様に出力層と直接結合している部分だけが学習される。



複数の候補から、作成したネットワーク出力の正解値との誤差との相関が最大になるような結合係数を持った中間層ユニットを探し、追加する。

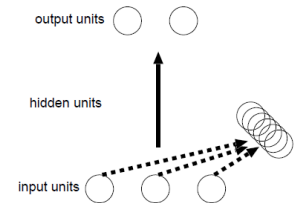
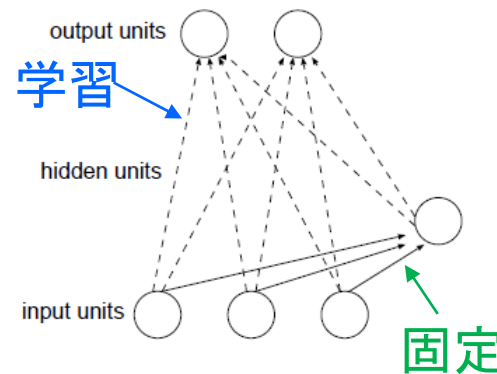


図 5: インพุットフェーズにおける学習

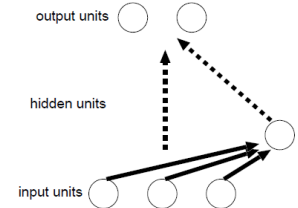


図 6: 新たな学習フェーズにおける学習

使用ソフトウェア: NeuralWare社製 NeuralWorks Predict

(参考)カスケードコリレーション, 浅川伸一より

<https://www.cis.twcu.ac.jp/~asakawa/waseda2002/cascor.pdf>

S. E. Fahlman and C. Lebiere. The cascade-correlation learning architecture. In D. Touretzky, editor, Advances in Neural Information Processing Systems, volume 2, pages 524-532. Morgan-Kaufman, 1990.

