



第30回 CCSEワークショップ

機械学習を用いた 遠隔放射線測定技術の開発

2019/3/11

佐々木美雪^{1,2}, 眞田幸尚¹, 山本章夫²

¹日本原子力研究開発機構 福島環境安全センター

²名古屋大学

3.11以前

汚染ゼロの中、汚染されている場所
(ホットスポット)を発見することが目的

➡ 高感度で**点**を測定



3.11以後

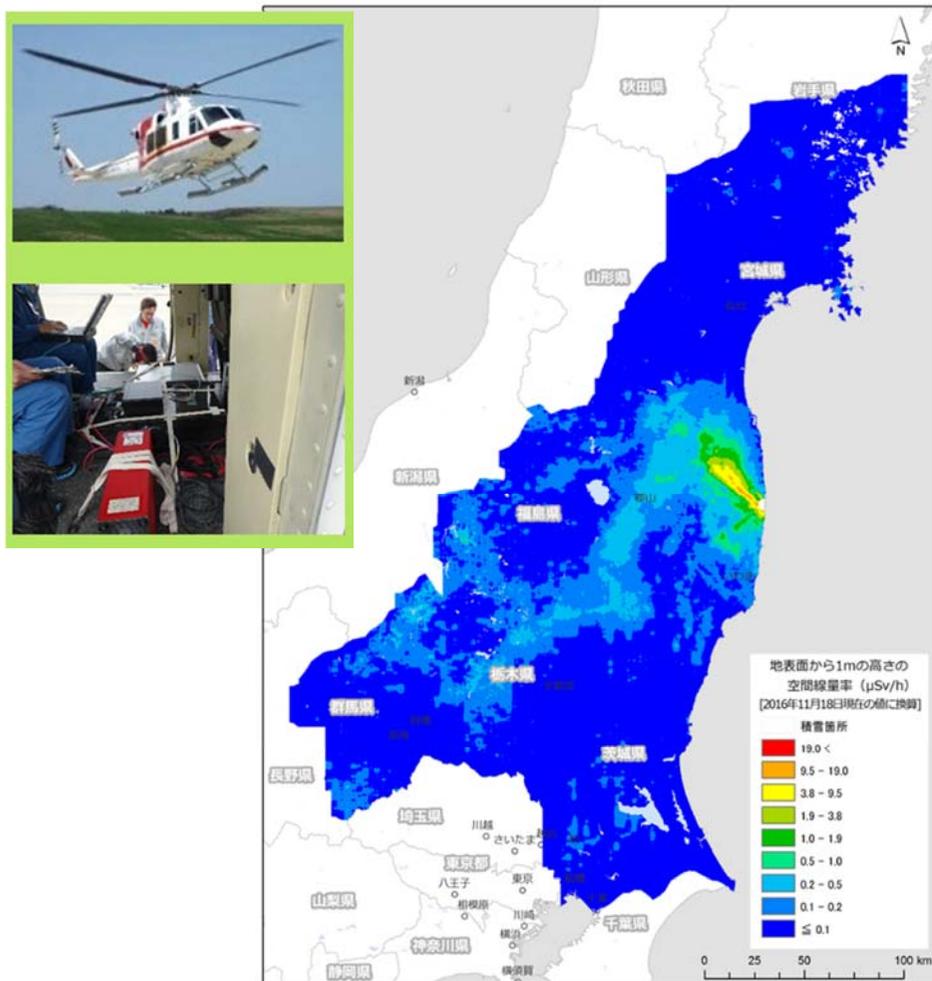
(事故直後)
周囲が広く汚染されており、
汚染分布を確認することが目的

➡ 感度よりも**面**を測定



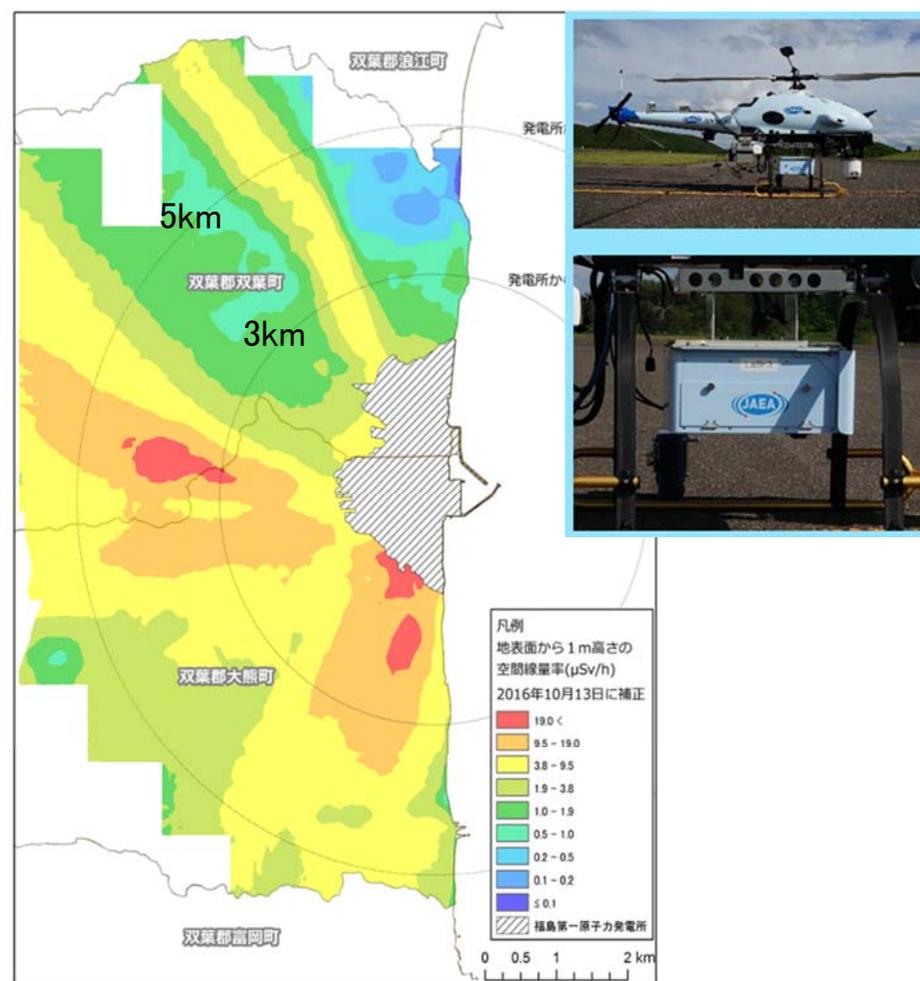
無人機技術の発展

有人ヘリコプターによる測定結果



原子力規制庁からの委託事業
第11次航空機モニタリング及び東日本第7次航空機モニタリング結果
2016年11月18日に減衰補正

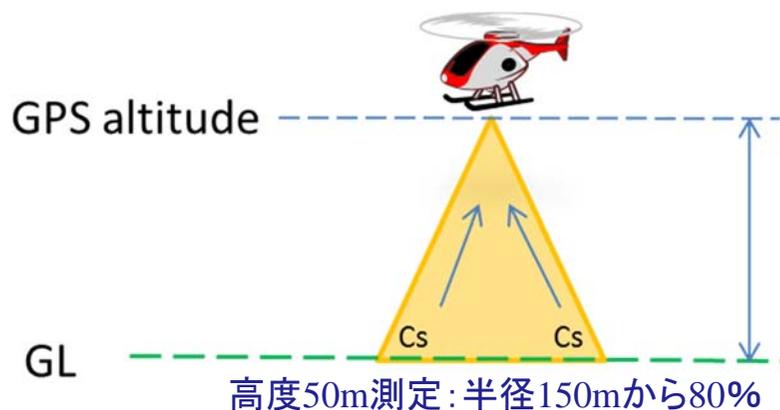
無人ヘリコプターによる測定結果



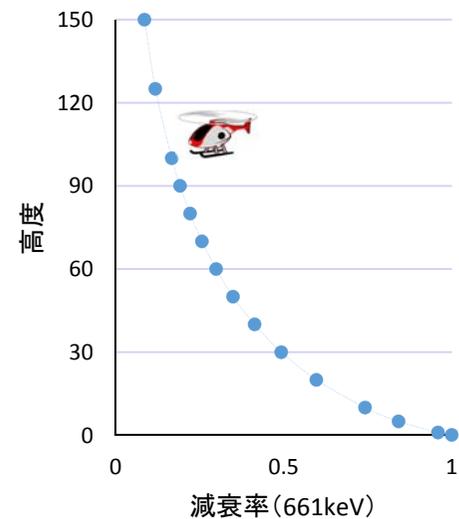
原子力規制庁からの委託事業
第7回無人ヘリコプターモニタリング結果
2016年10月13日に減衰補正
背景地図：ArcGISデータコレクションスタンダードパック (ESRI, Co. Ltd.)

従来の換算方法

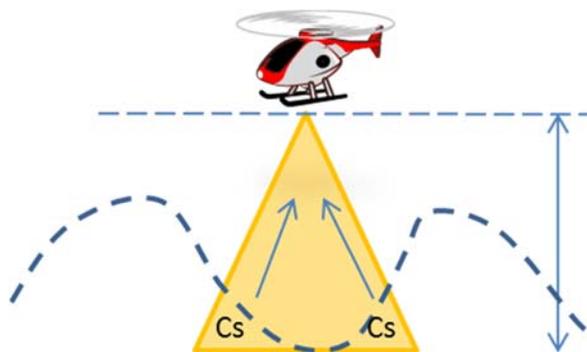
The flat surface model: FSM



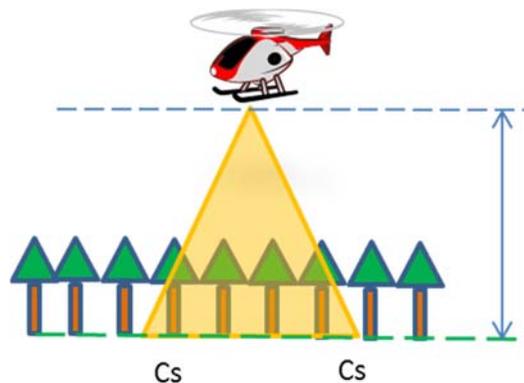
平面・線源均一のモデルを仮定して換算
測定高度から減衰率を算出し、地上値へ換算



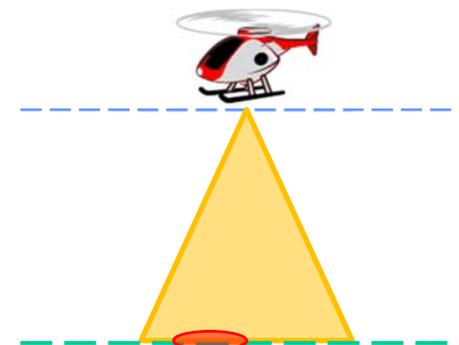
実際は…



地形の凹凸



遮蔽物(樹木等)



線量勾配

[目的] 空間での放射線測定結果を逆推計し、線源を特定する
 (エアボーンに限らず様々な放射線計測分野に応用可能)

大項目	小項目	2017	2018	2019	2020
逆問題解析手法	地形補正手法	基礎アルゴ	ソフトウェア化	実データ適用最適化 *モニタリング適用	
	逆問題アルゴ	基礎アルゴ			
	パラメータ最適化・精度検証		パラメータ設定		ソフトウェア化
機械学習解析手法	基礎検証		基礎検討		
	パラメータ最適化・精度検証			航空機適用	地上測定適用

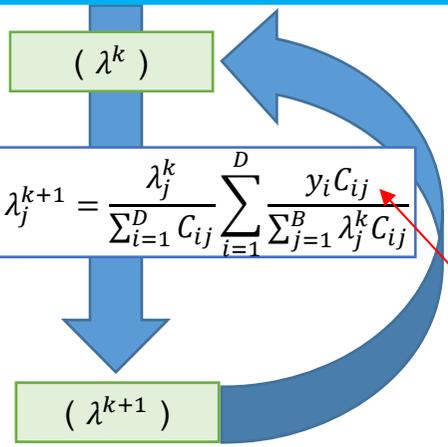
[参考文献]

- 1) Azusa Ishizaki, Yukihisa Sanada, Mutsushi Ishida, Masahiro Munakata, Application of topographical source model for air dose rates conversions in aerial radiation monitoring., J. Environ. Radioact., 180, 82-89, 2017.
- 2) Miyuki Sasaki Azusa Ishizaki, Yukihisa Sanada Development of analysis method for airborne radiation monitoring using the inverse problem solutions Prog. Nuc. Sci. Tech. 6 63-67 2019
- 3) M. Sasaki^{1,*}, Y. Sanada, and A. Yamamoto², Application of the forest shielding factor to the Maximum-likelihood expectation-maximization method for airborne radiation monitoring, Rad. Prot. Dsim. in press.
- 4) 舟木 泰智、高原 省五、佐々木 美雪、吉村 和也、中間 茂雄、眞田 幸尚, 特定復興再生拠点区域におけるモニタリング及び被ばく評価手法の検討, JAEA-Research 2018-016 2018

Input data

測定ポイントデータ
 X, Y, 高さ, Total count

計算ポイントデータ (推定値を算出するポイント)
 X, Y, DEM, DSM, Aspect, Slope, λ^0 (初期値)



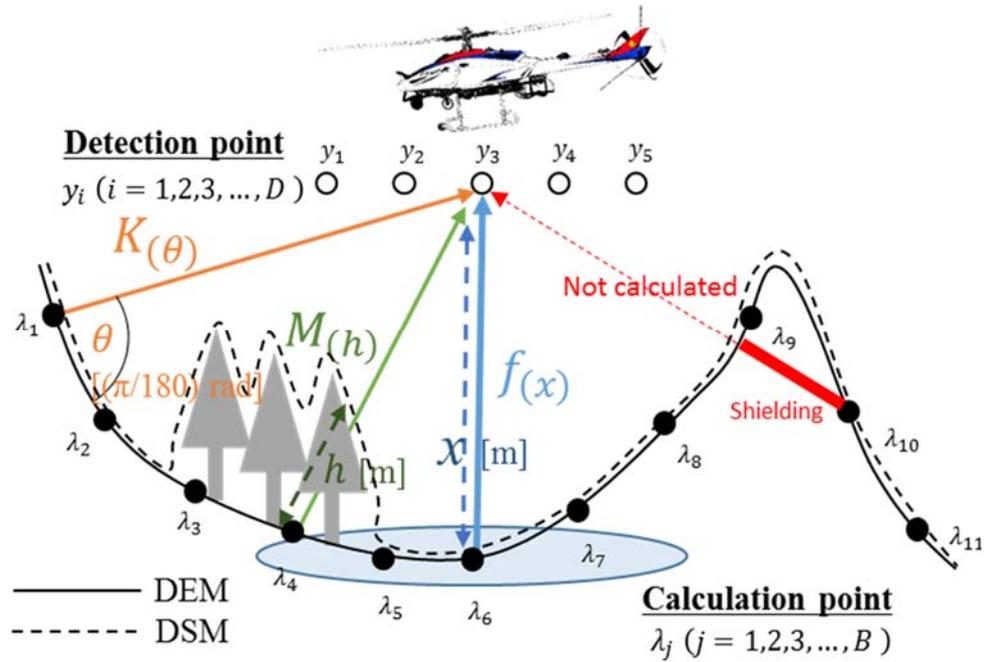
$$\lambda_j^{k+1} = \frac{\lambda_j^k}{\sum_{i=1}^D C_{ij}} \sum_{i=1}^D \frac{y_i C_{ij}}{\sum_{j=1}^B \lambda_j^k C_{ij}}$$

(λ^{k+1})

空間線量換算係数

地上1m空間線量率

Output data



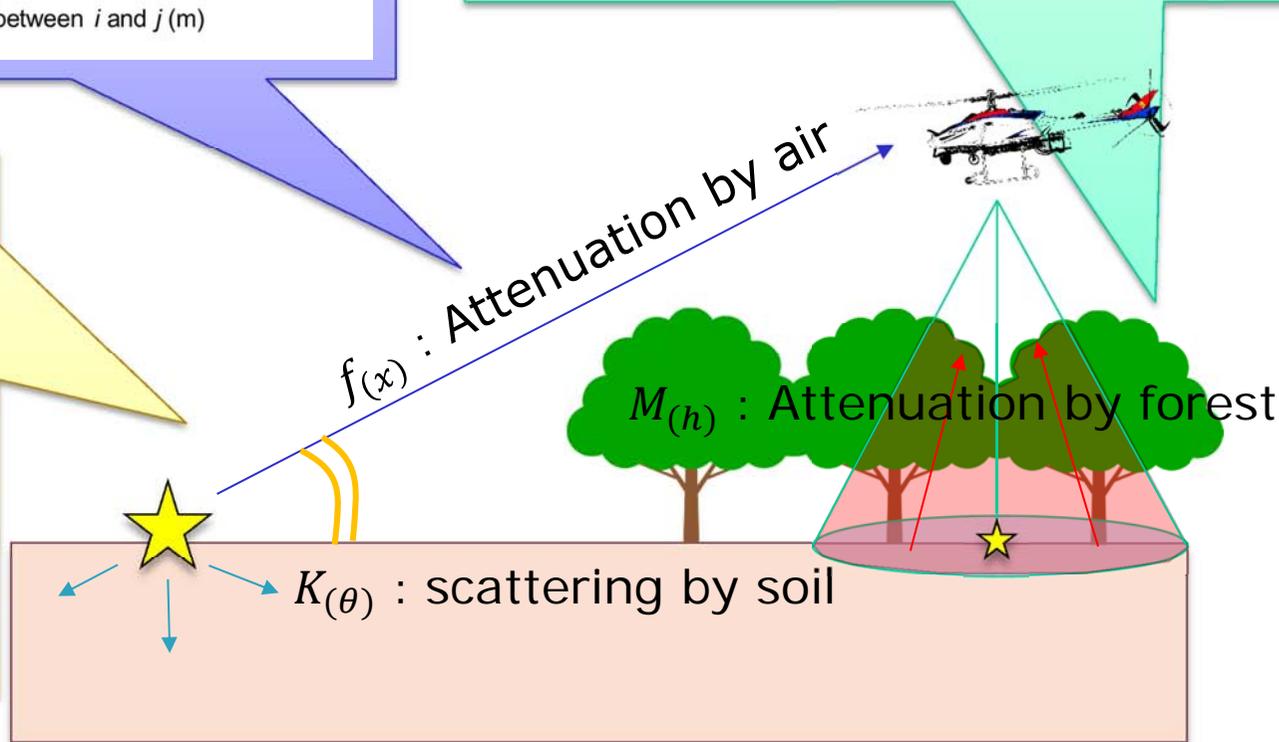
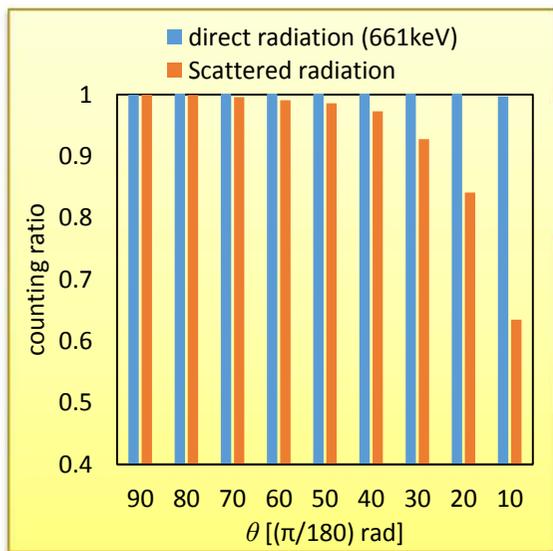
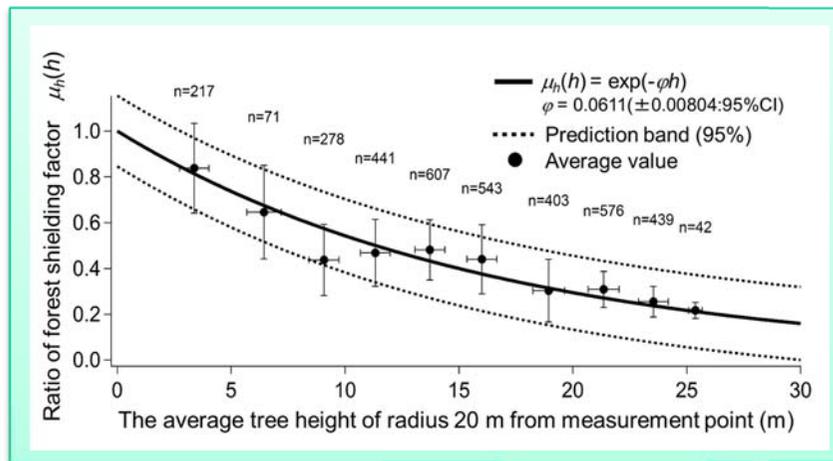
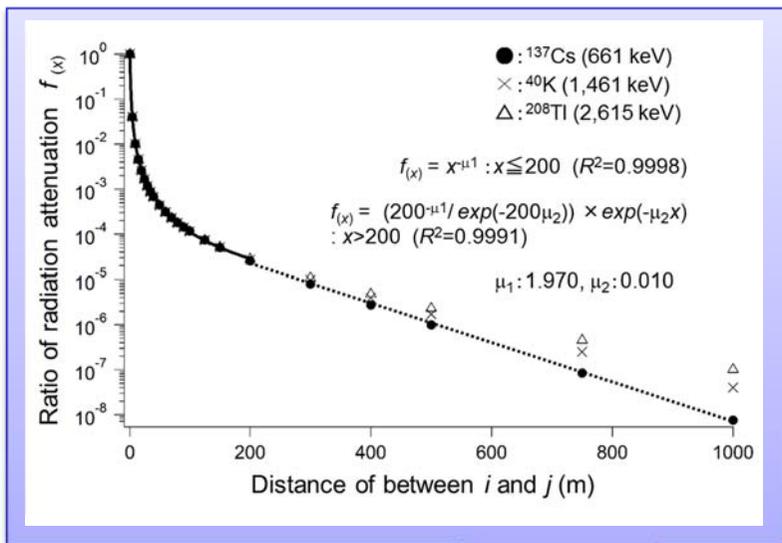
計算で重要なパラメータ

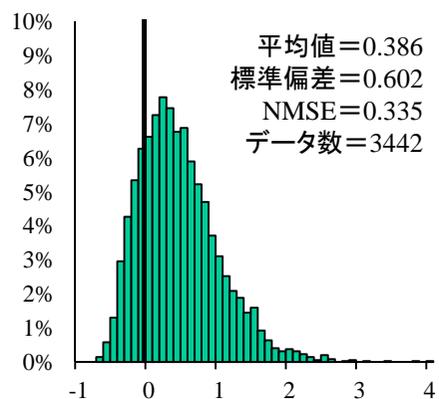
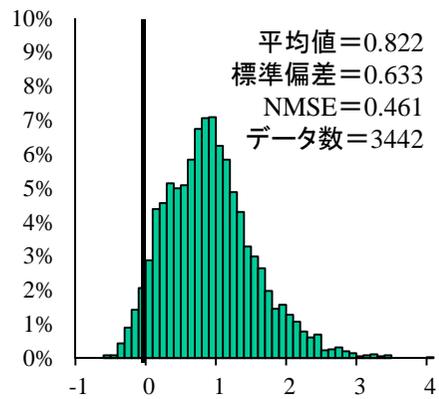
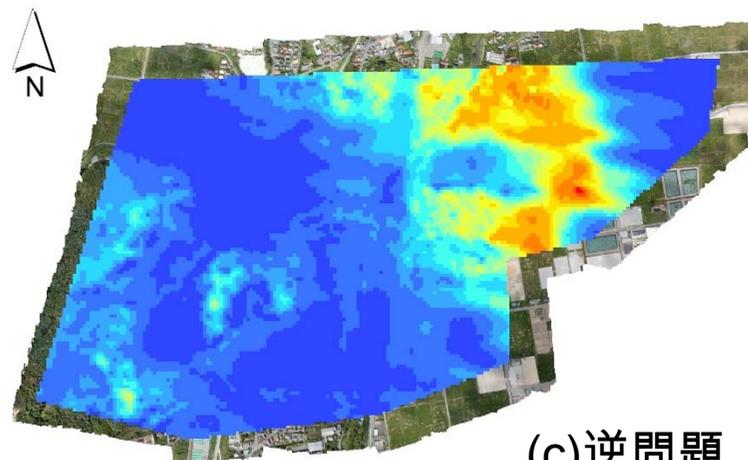
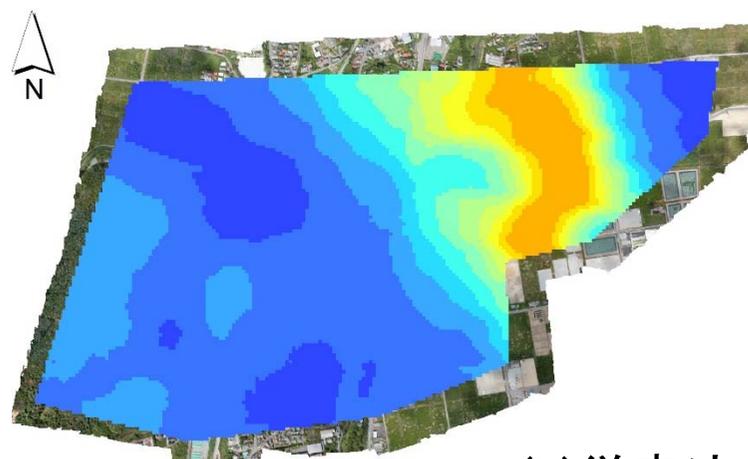
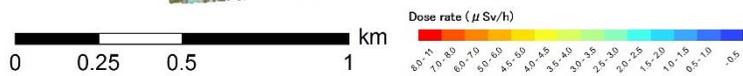
検出確率: $C_{ij} = f(x) \times K(\theta) \times M(h)$

$f(x)$: 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)



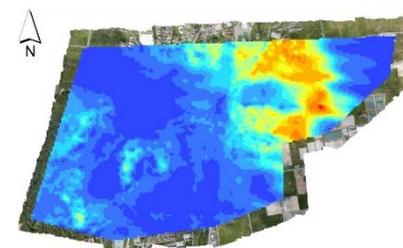


従来法解析

- ・計算速度: ◎
- ・換算精度: △
- ・キャリブレーション測定が必要

逆問題解析

- ・計算速度: ▲ (右の換算で2日程度)
- ・換算精度: ○
- ・キャリブレーション測定が必要



基礎研究

- ・換算精度の向上

防災研究

- ・素早い測定と結果の提供
- ・リアルタイムの換算

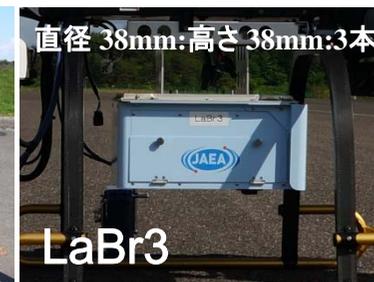
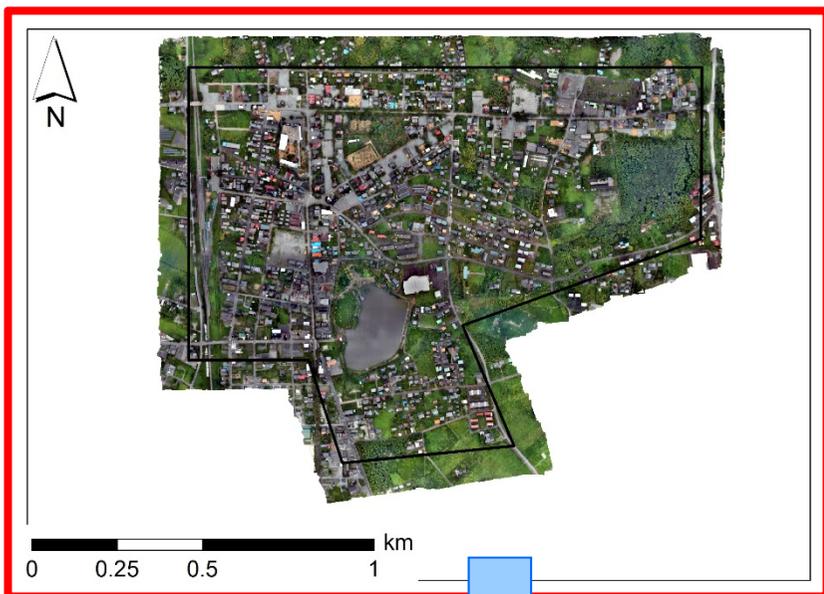


機械学習による換算

- ・計算の軽量化
- ・換算精度の向上
- ・リアルタイムの換算



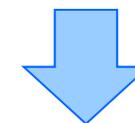
- ・学習データセットの作成
- ・換算の適用及び精度の検証



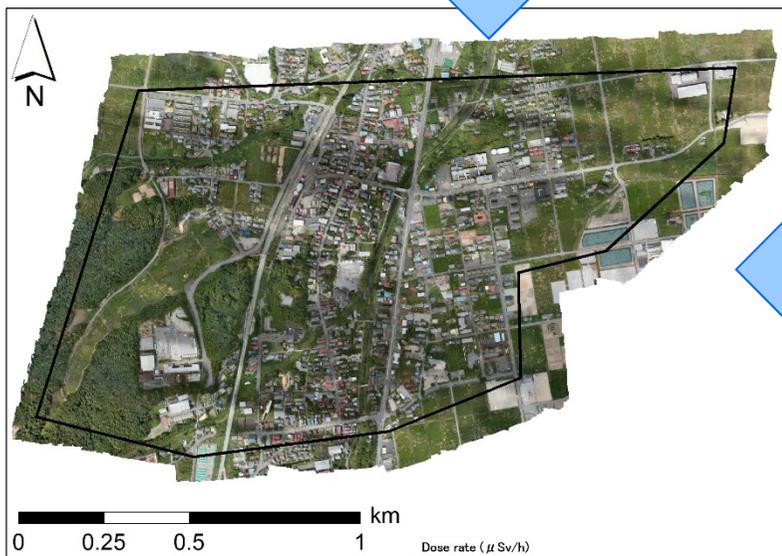
測定高度: 50m程度、測線幅: 50m程度、測定速度5m/s



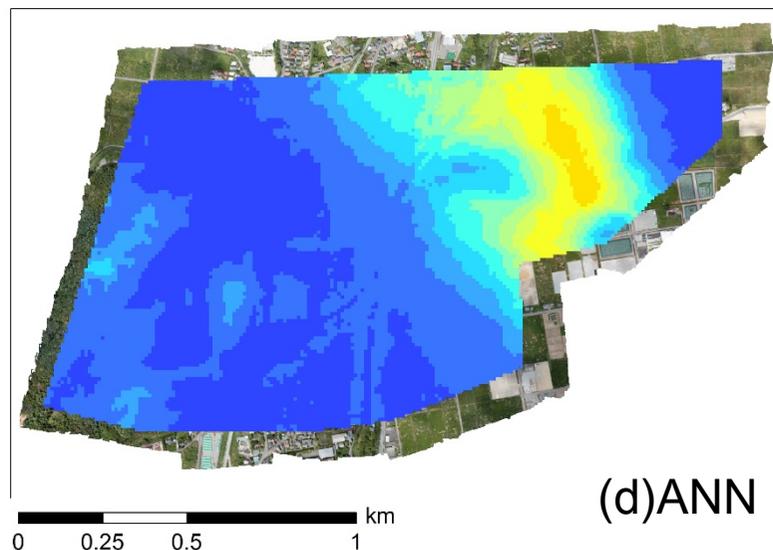
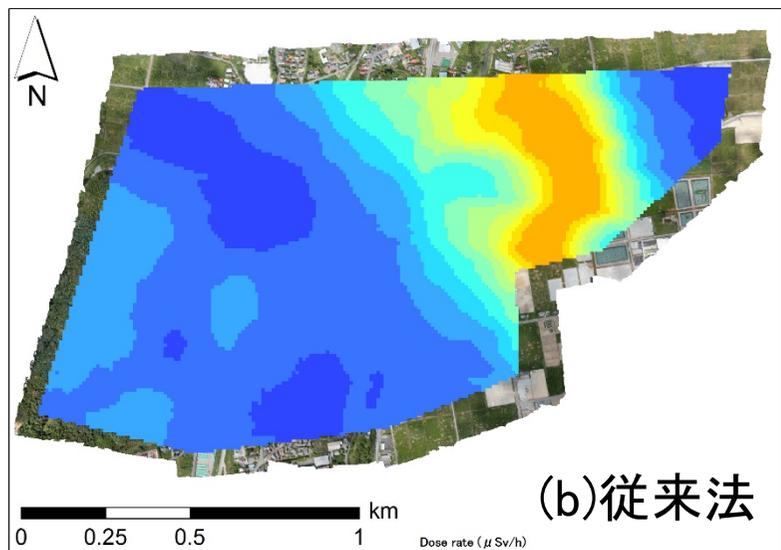
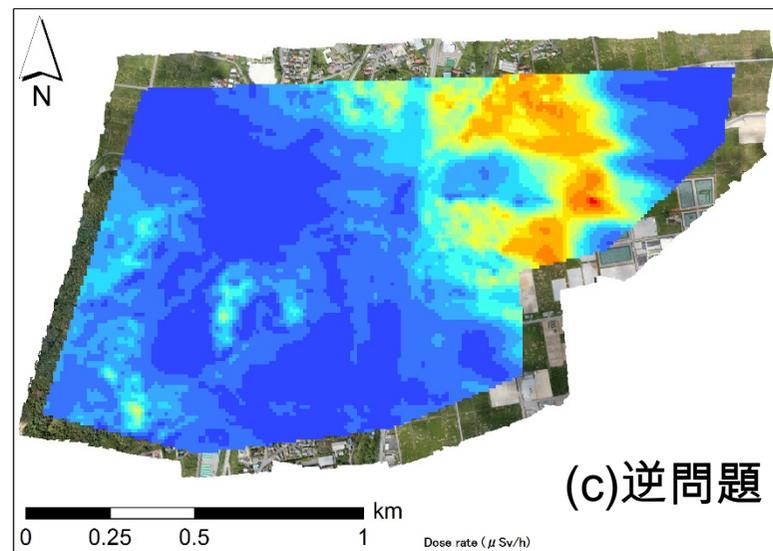
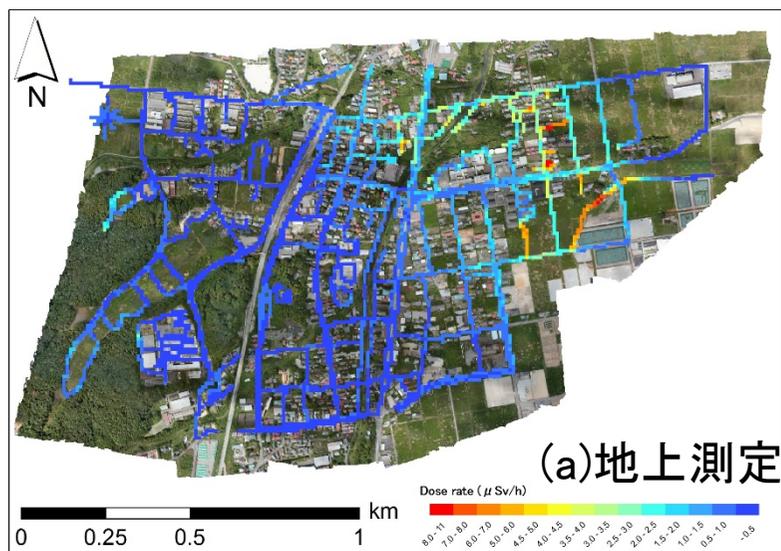
2エリアの
測定データで
学習(約4000データ)



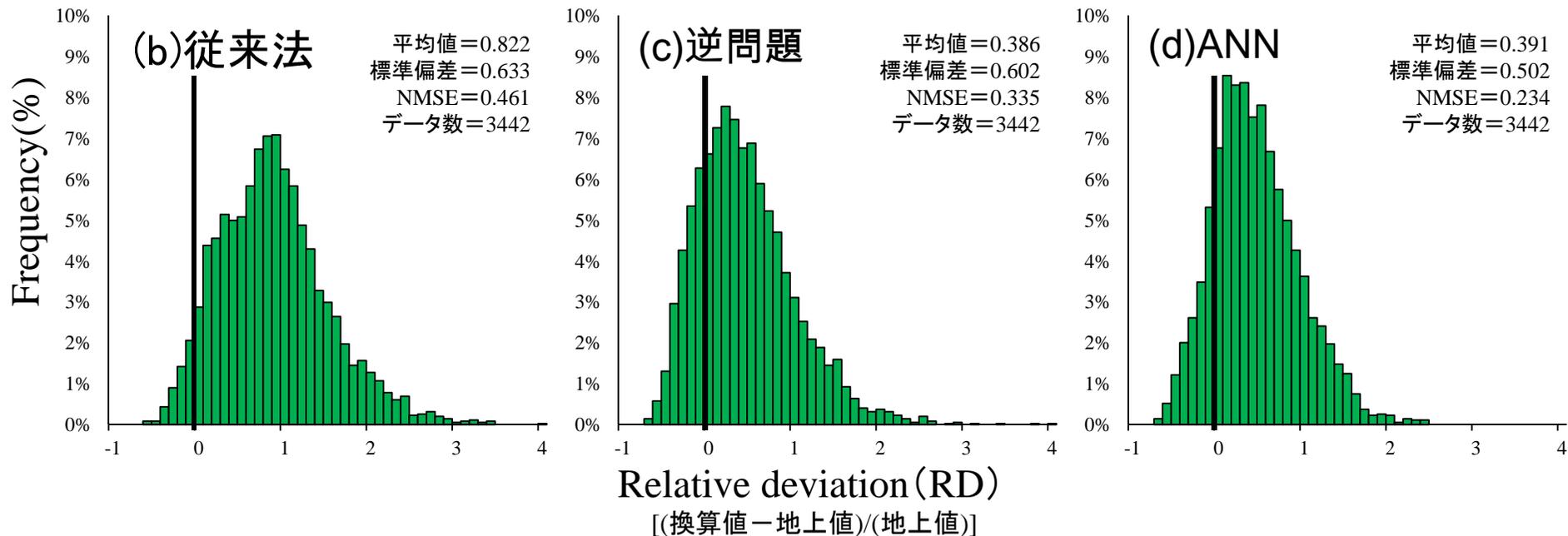
1エリアに適用
地上測定値、従来法、
逆問題解析と比較



WEB掲載印刷 ×



※ArcGISを用いて作成(Environmental Systems Research Institute Inc., California, USA)



従来手法及び逆問題解析手法に比べ、ANNを用いた換算ではより地上値に近い換算値を得ることが出来た

地上値とANN換算値比較

データ	相関係数 (R)	絶対誤差の平均	二乗平均平方根誤差 (RMS)	正解率 (20%)
学習データ	0.940	0.313	0.441	0.990
学習データ70%	0.940	0.315	0.443	0.989
学習データ30%	0.941	0.309	0.437	0.992
3エリア	0.861	0.437	0.719	0.931
エリア①(テスト)	0.838	0.371	0.649	0.937
エリア②(学習)	0.873	0.568	0.918	0.879
エリア③(学習)	0.706	0.338	0.458	0.990

- ・上空からの放射線測定における地上1m空間線量率への換算にニューラルネットワーク(ANN)を適用した。
- ・従来手法及び逆問題解析手法に比べ、ANNを用いた換算では、より地上値に近い換算値を得ることが出来た。

【課題】

- ・教師データが歩ける場所に限られたデータ(データセットの不足)
 - ⇒地上測定データは人が入れる場所のみ
 - ・・・線源試験データやシミュレーションデータ等の教師データを用いた保管が必要
- ・検出器ごとによってパラメータが異なる
 - ⇒検出器によって発光量や自己汚染度等が異なる
 - ・・・データを正規化する必要がある

今後、データの取得、データセット及びネットワークの最適化を行うことで、より精度の高い換算値の取得が期待できる。