



逐次的測定点追加による 放射線源分布推定精度の向上とその評価 Improving and Evaluating Radiation Source Distribution Estimation Accuracy through Sequential Addition of Measurement Points

石川 遥都, 松本 正晴, 山口 克彦
Haruto Ishikawa, Masaharu Matsumoto, Katsuhiko Yamaguchi
福島大学 Fukushima University

背景・目的

背景
機械学習を用いた放射線源分布を推定する手法
・スペクトルと線源位置を使った機械学習モデルを開発
○ 仮に区切った領域の全ての点を測定する条件では精度を確認
× しかし、実環境で全点測定は困難



本研究の目的
限られた仮の測定点から情報を取得。
追加配置を工夫し、少ない測定点で高精度推定を目指す

手法

手法全体

PHITS → NN+MC Dropout (3点) → 出力 (推定+不確かさ)
→ 4点目ニューラルネットワーク追加 (P1~P13) → 再推定 (4点)
→ 精度比較

ニューラルネットワーク

- ・入力=スペクトル (64分割)
- ・出力=線源分布 (Cs・Co強度, 32値)
- ・構造: 3点=192-192-32、4点=256-256-32

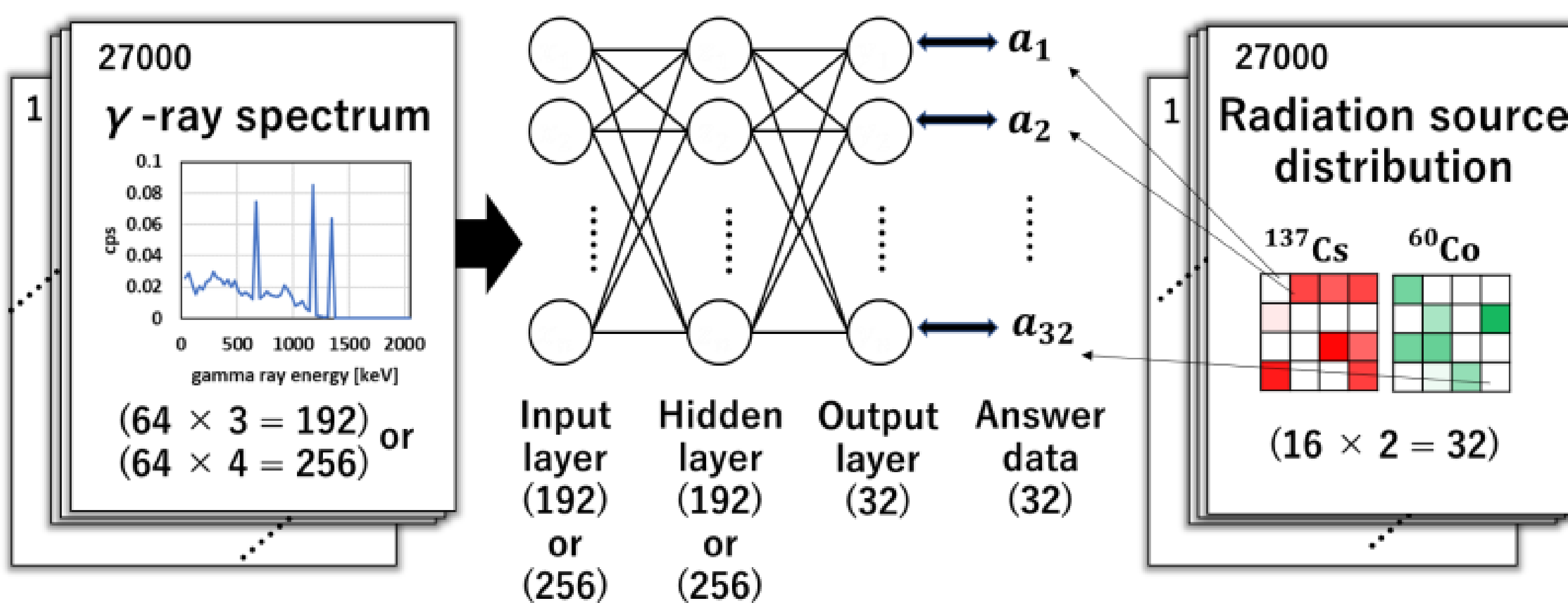


Fig.1 放射線源分布を推定するNNモデル

MC Dropout の導入

- ・Dropout (中間層: rate=0.1) を推定時にも適用
- ・ランダムにノードを切断し、複数回 (50回) 推定
- ・出力の分散 → モデルの不確かさ

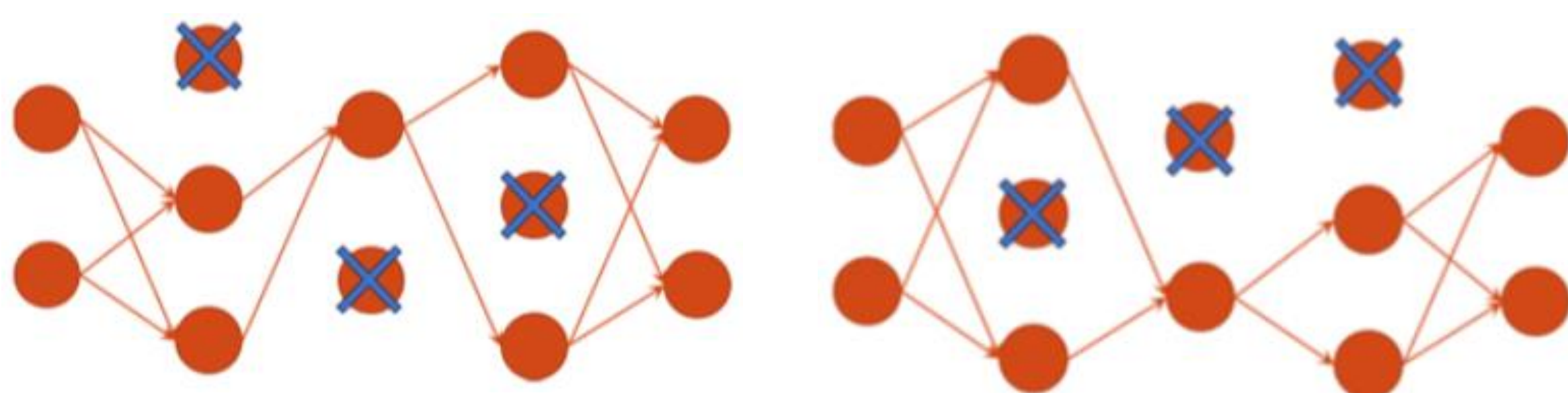


Fig.2 MC dropout の模式図

測定点配置

- ・固定測定点: 左上・右上・左下の3点
- ・追加測定点: 残り13点から1点ずつ逐次追加 (P1~P13)
- ・まず固定3点で推定+不確かさを算出
- ・その後、4点目を追加して再推定

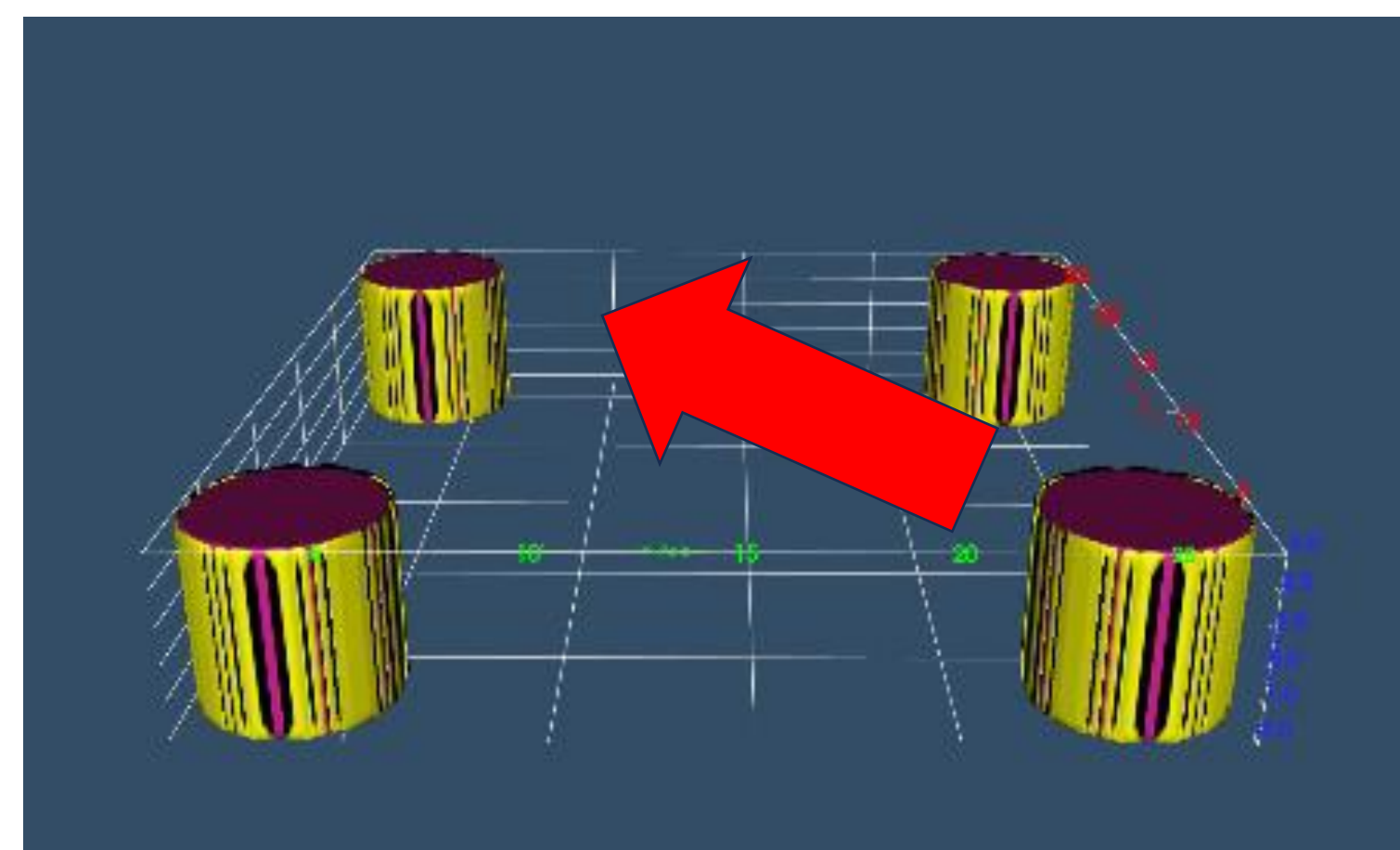


Fig.3 PHITSで模擬した体系

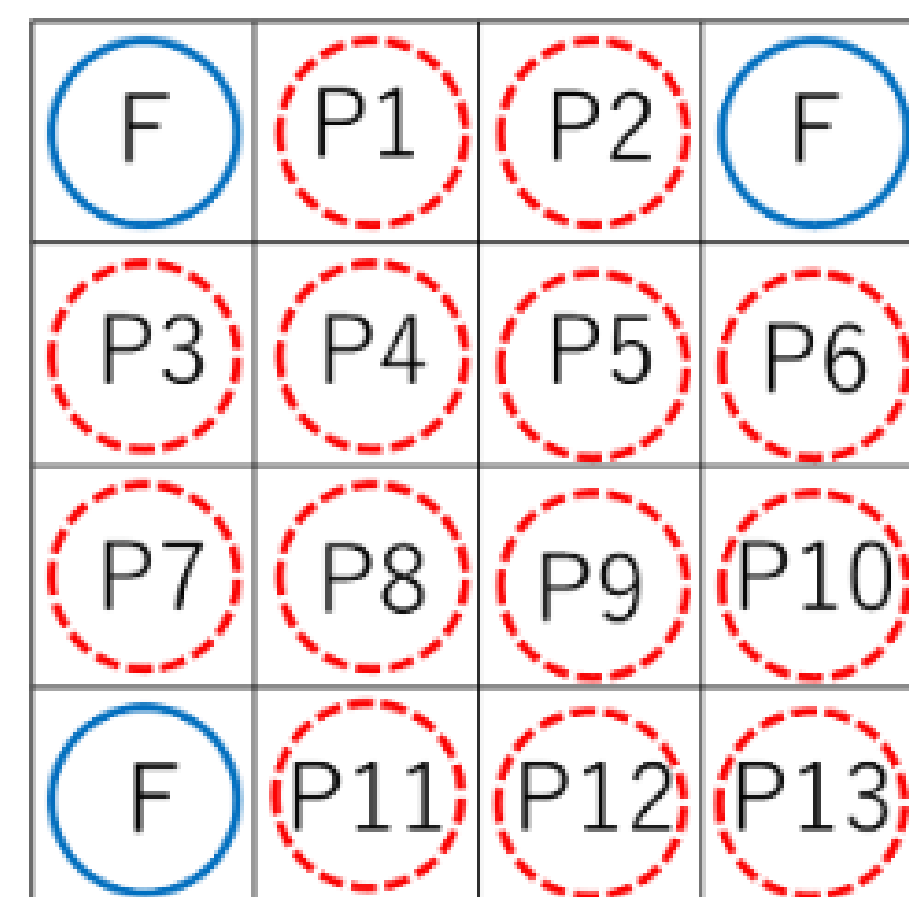


Fig.4 28 cm × 28 cm の平面メッシュと対応ラベル

追加点の位置による推定精度変化を比較し、
不確かさの大きい位置への追加が、精度向上の指標となるか検証

結果

学習曲線

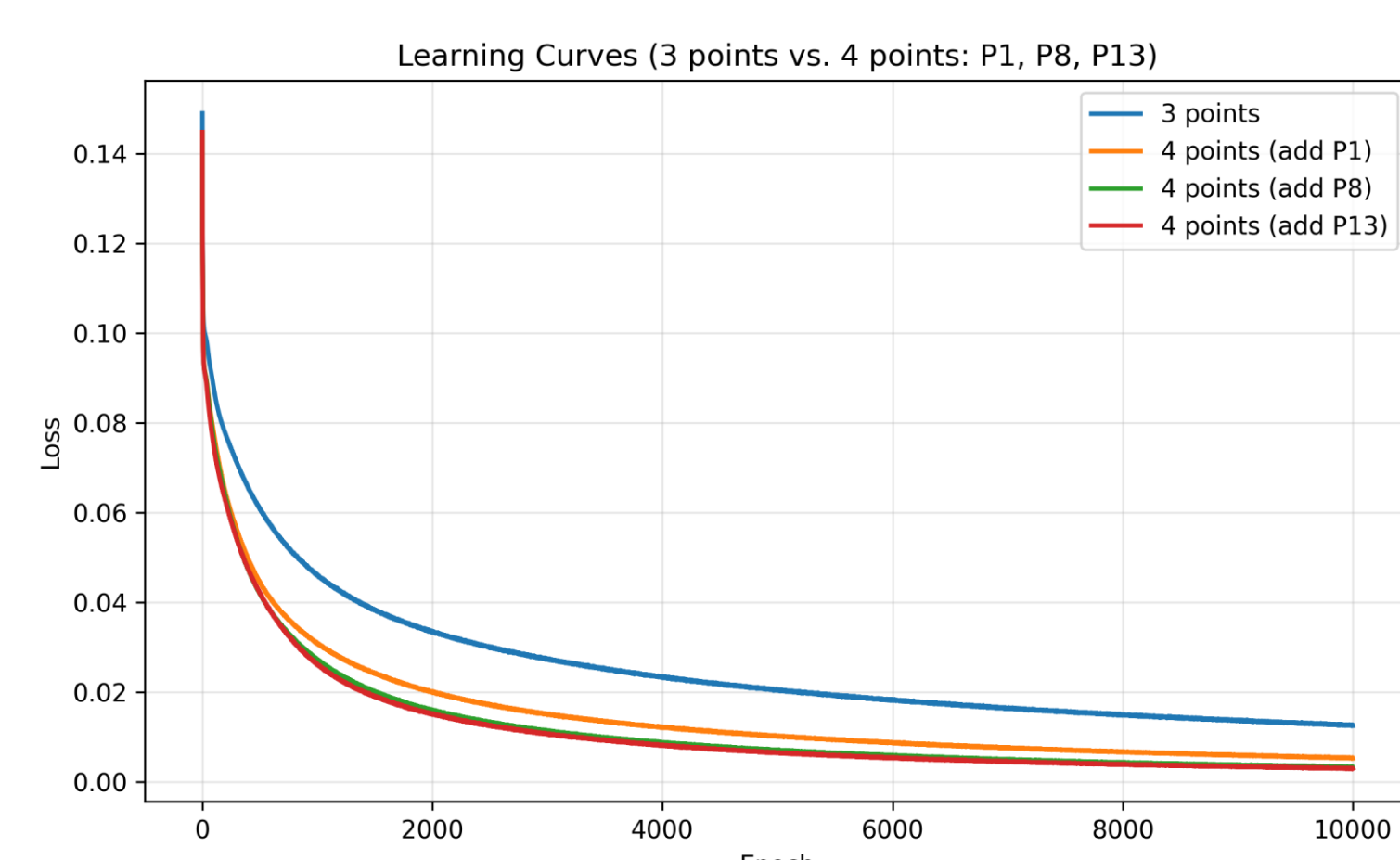


Fig.5 固定点における3点での学習曲線と、4点目を追加した場合の代表例として取り出した P1, P8, P13 の学習曲線

いずれの場合も、4点目の追加により誤差はわずかに低下しつつ、学習の挙動は安定していた。他のパターンでも同様の傾向が確認された。

3点測定による推定結果と不確かさ (線源パターンA)

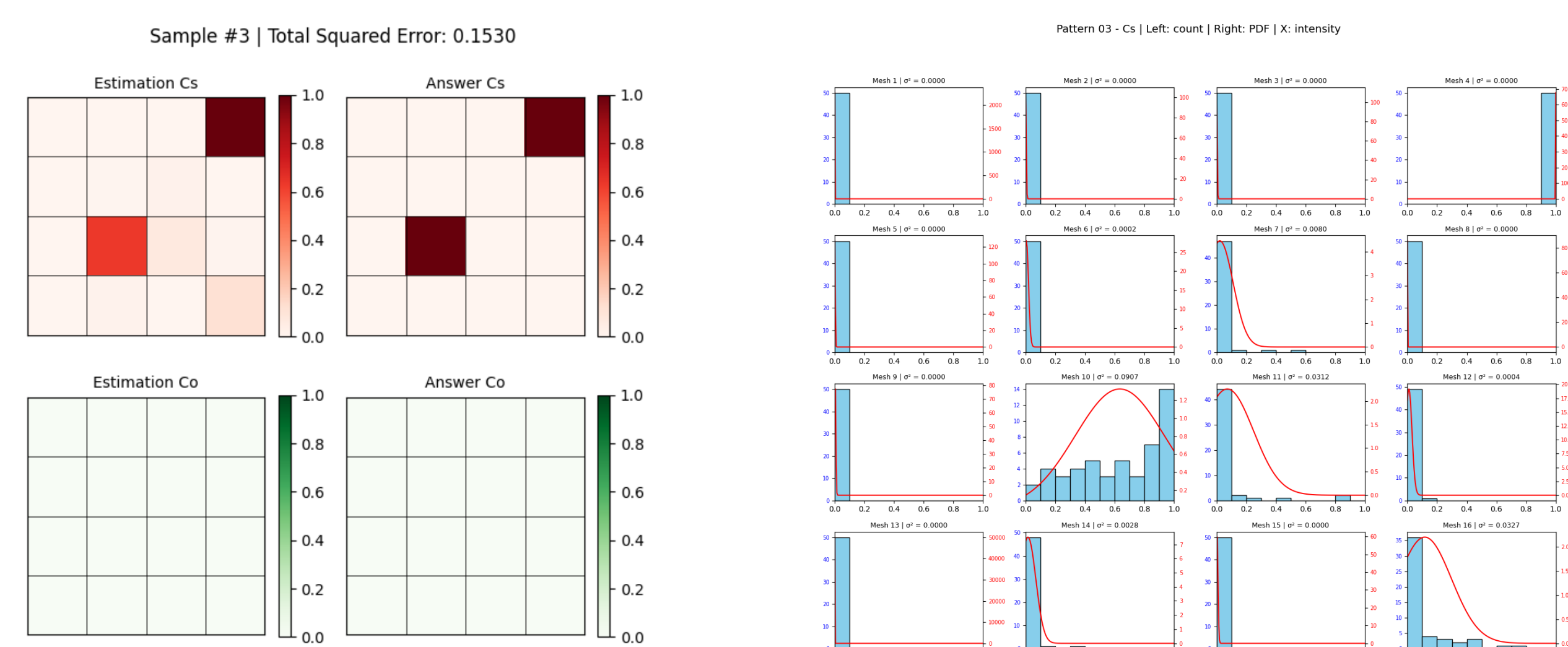


Fig.6 左: 推定結果、右: 正解分布

Fig.7 各メッシュ上の分散 (不確かさ)

4点目追加後の推定値 (P1~P13, 線源パターンA)

PatternA	P1	P2	P3	P4	P5	P6
Loss	0.002	0.02	0.006	0.02	0.007	0.03
P7	P8	P9	P10	P11	P12★	P13
0.005	0.009	0.02	0.003	0.007	0.0005	0.02

表1: 線源パターンAにおける可変測定点 (P1~P13) ごとの推定精度 (★が最小)

3点測定による推定結果と不確かさ (線源パターンB)

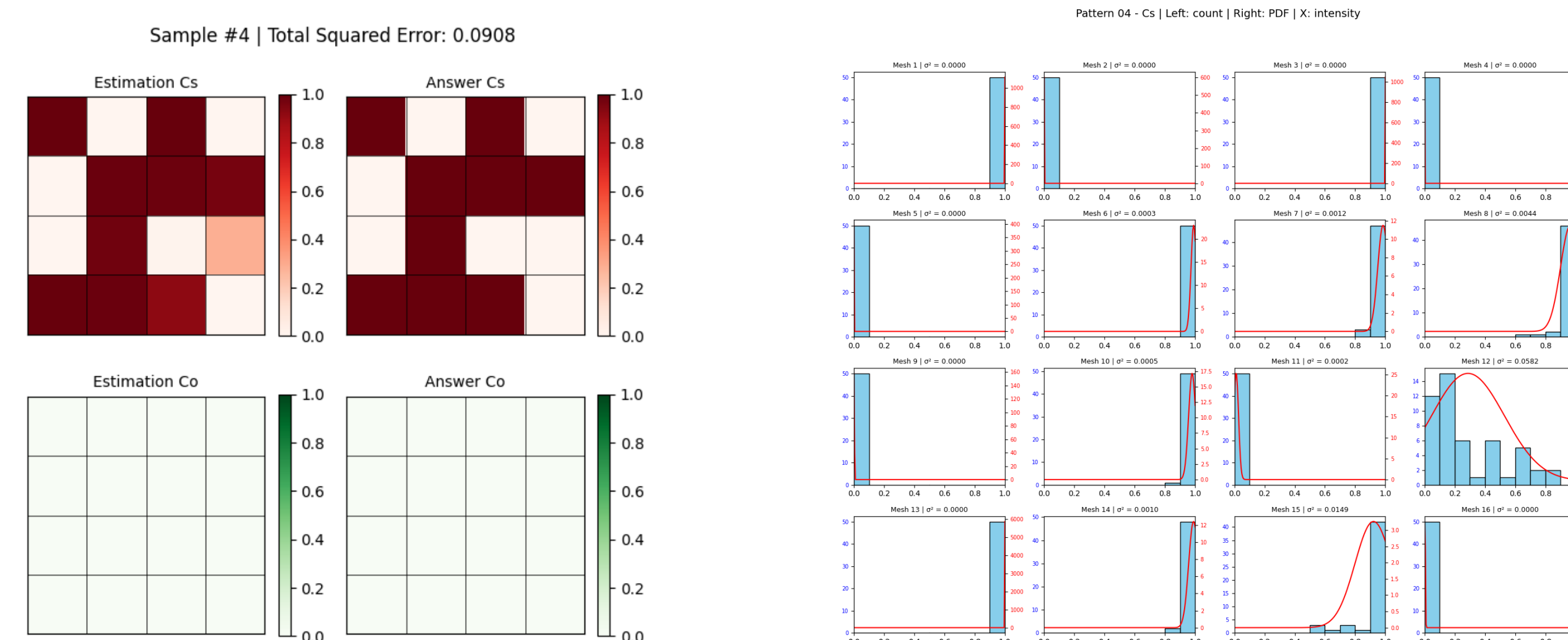


Fig.8 左: 推定結果、右: 正解分布

Fig.9 各メッシュ上の分散 (不確かさ)

4点目追加後の推定値 (P1~P13, 線源パターンB)

PatternB	P1	P2	P3	P4	P5★	P6
Loss	0.01	0.002	0.003	0.001	0.0002	0.0007
P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13
0.04	0.003	0.006	0.03	0.0009	0.0005	0.008

表2: 線源パターンBにおける可変測定点 (P1~P13) ごとの推定精度

まとめ

- ・仮説「不確かさが大きい領域に4点目を追加すれば精度向上」→×
- ・ただし、推定を誤っている領域では不確かさが大きくなる相関を確認した

今後の展開

- ・不確かさの大きい領域と、追加点で最も精度が向上する位置の関係を解析
- ・そこに何らかのつながりがあるかを検証
- ・少ない測定点で効率的に精度を高める手法へ発展を目指す