

FDG-PET画像および臨床情報を用いた深層学習による放射性ヨード不応性分化型甲状腺癌の予測

李志鵬¹, 渡邊 史郎^{1,2}, 平田健司^{1,2}

¹北海道大学大学院医学研究院 画像診断学教室 ²北海道大学病院 核医学診療科

Background & Purpose

放射性ヨード不応性分化型甲状腺癌（RAIR-DTC）は、予後不良と関連する重要な臨床課題である。¹⁸F-fluorodeoxyglucose positron emission tomography (FDG-PET)は腫瘍の脱分化および代謝活性を反映する機能画像として知られている。近年、深層学習を用いた医用画像解析は、腫瘍診断および予後予測モデルの構築に応用されている。しかし、FDG-PET画像と臨床情報を統合した深層学習モデルによるRAIR発生予測については十分に検討されていない。

本研究では、FDG-PET画像および臨床情報を入力とするマルチモーダルモデルを構築し、RAIR発生の予測可能性を検討した。

Methods

北海道大学病院核医学診療科においてFDG-PET/CT検査および放射性ヨード治療を受けた分化型甲状腺癌患者127例を対象とした。

評価項目：経過観察中のRAIR発生。RAIRの判定は2015年ATAガイドラインに基づいて行った¹。

FDG-PET最大値投影画像（MIP）を深層学習モデルの入力画像として使用した。生理的FDG集積の影響を低減するため、脳および膀胱の影響を除外するため、MIP画像を統一的にトリミングした。

画像は前処理を行った後、高集積領域を中心としたランダムサンプリング（64×64）を用いて、各画像から複数の画像パッチを抽出した。

Figure 1. ROC curves of different models on the test dataset.

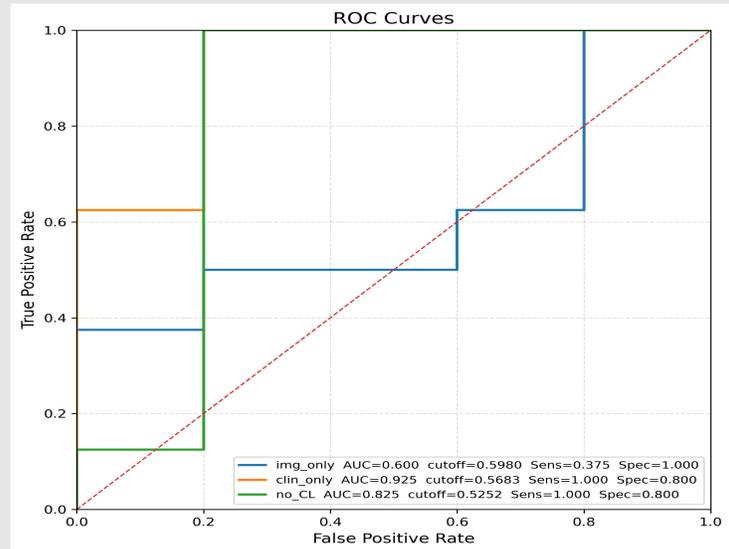
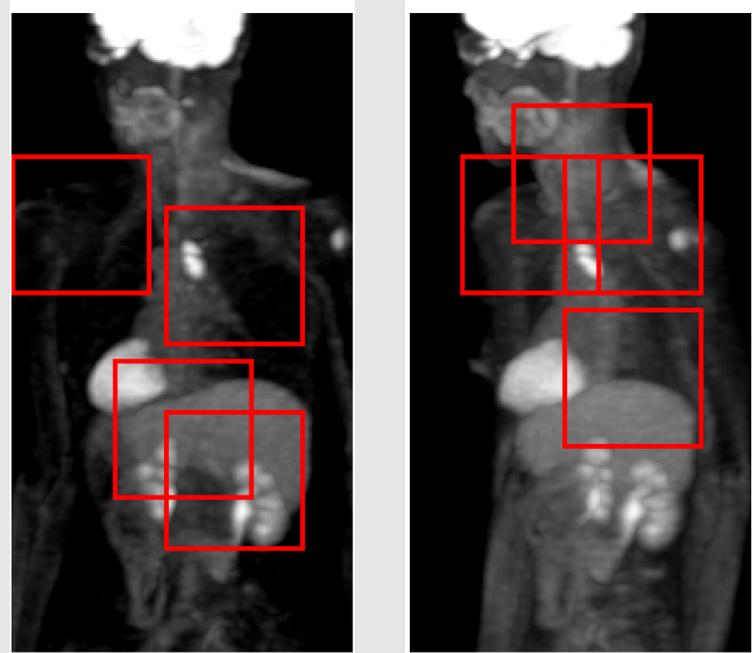
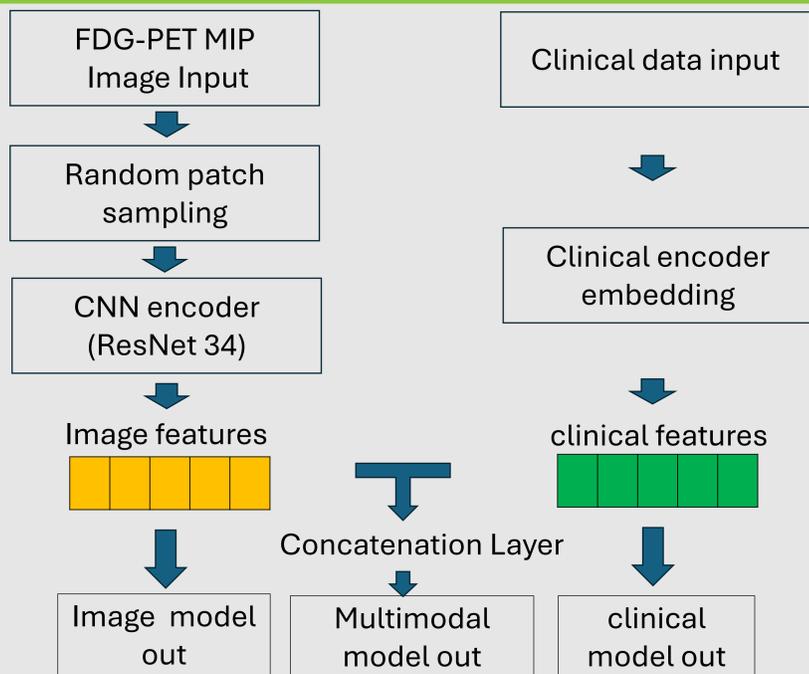


Figure 2. patch visualization.



FDG-PET MIP画像から抽出されたパッチの例。複数のパッチが高FDG集積を示す領域に対応しており、転移病変を含む領域にモデルが着目していることが示唆された。

Model Architecture



3種類のモデルを構築した：1) 臨床モデル； 2) 画像モデル； 3) マルチモーダルモデル（画像+臨床）。モデル評価には、全データの10%を独立したテストデータとして用い、残りのデータに対して5-fold cross-validationを実施した。

Results

独立テストセットにおいて、臨床モデルは良好な予測性能を示した（AUC = 0.93）。マルチモーダルモデルも比較的高い予測性能を示した（AUC = 0.83）。一方、画像単独モデルでは予測性能が低く（AUC = 0.60）、感度が低い傾向が認められた。

Table 1. Performance of different models on the test dataset.

Model Type	Test AUC	sensitivity	specificity
Clinical	0.93	1.00	0.80
Image	0.60	0.38	1.00
Multimodal	0.83	1.00	0.80

Discussion & Conclusion

FDG-PET画像および臨床情報を用いた深層学習によりRAIR予測の可能性が示唆された。

しかし、生理的FDG集積の影響により画像モデルの性能が制限され、マルチモーダル統合による十分な性能向上は得られなかった。

今後はパッチ抽出手法の改良および大規模データによる検証が必要である。

参考文献

1 Haugen BR, Alexander EK, Bible KC, et al. 2015 American Thyroid Association Management Guidelines for Adult Patients with Thyroid Nodules and Differentiated Thyroid Cancer: The American Thyroid Association Guidelines Task Force on Thyroid Nodules and Differentiated Thyroid Cancer. *Thyroid* 2016; 26: 1-133.