

1 はじめに

直腸がんであると診断された際には、リンパ節へのがん転移の有無を確認する病気診断が重要となる。しかし、画像診断は医師の経験に依存した診断精度のばらつきが生じる。そのため、機械学習による診断支援が望まれており、先行研究では生成モデルを用いた学習用データの少なさを補う手法を提案している [1]。しかし、生成モデルによって意図しない画像が生成される課題が指摘されている。本研究では、この課題の解決によるリンパ節分類精度向上を目的に、先行研究で用いた Diffusion モデル (DDIM) とは異なる Diffusion モデル (DDPM) を導入する。また、意図しない画像を除外する二つの選別手法を提案する。

2 二つの生成モデルによるデータ拡張の比較

DDIM と DDPM により生成した画像をデータ拡張に使用し、分類結果から生成モデルの比較を行う。がん転移なしリンパ節 (G1) に対してがん転移ありリンパ節 (G3) はデータが少ないため、次の手順で学習を行う。

- G1 と G3 両方を訓練データとして学習する。
- G3 のみを訓練データとして追加で学習する。

生成した画像の例を図 1, 2 に示す。どちらも大きさなど G3 の特徴を満たすリンパ節のような形状が存在する画像が生成できた。生成した画像でデータ拡張して、Vision Transformer (ViT) の学習を行い、分類実験を行った。それぞれのモデルに対する分類結果を表 1, 2 に示す。生成枚数によらず DDPM の方が Recall と F 値が高く、G3 の分類精度が高い。G3 の見落としを防ぐことが重要であるリンパ節分類においては DDPM によるデータ拡張の方が有効であるといえる。

表 1: DDIM でのデータ拡張による分類結果

拡張枚数	Accuracy	Precision	Recall	F 値
各クラス 500 枚	0.8500	0.9613	0.7333	0.8269
各クラス 1,000 枚	0.8583	1.000	0.7167	0.8299
各クラス 5,000 枚	0.9333	1.000	0.8667	0.9279

表 2: DDPM でのデータ拡張による分類結果

拡張枚数	Accuracy	Precision	Recall	F 値
各クラス 500 枚	0.8333	1.000	0.7667	0.8636
各クラス 1,000 枚	0.8667	0.8709	0.8667	0.8675
各クラス 5,000 枚	0.9833	0.9844	0.9833	0.9833



図 1: DDIM による生成

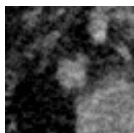


図 2: DDPM による生成

3 二つの選別手法の提案と比較

U-Net で生成画像からリンパ節検出を行い、G1, G3 として適切であることを判定する手法と、DreamSim を用いて生成画像のリンパ節部分が G1 と G3 どちらに類似しているかを比較することで、適切な画像であることを判定する手法を提案する。DDIM と DDPM により G1 と G3 を 10000 枚ずつ生成し、二通りの手法で選別する。選別後に ViT の学習を行った結果を表 3-6 に示す。選別を行うことで同じデータ拡張数では分類精度が向上していることが確認できる。また、DreamSim による選別の方が U-Net による選別より分類精度が高いことから、より適切な画像を選別しているのは DreamSim による選別であるといえる。

表 3: 生成：DDIM, 選別：U-Net での分類結果

拡張枚数	Accuracy	Precision	Recall	F 値
各クラス 500 枚	0.8750	0.9599	0.7833	0.8624

表 4: 生成：DDIM, 選別：DreamSim での分類結果

拡張枚数	Accuracy	Precision	Recall	F 値
各クラス 500 枚	0.9083	1.000	0.8167	0.8988

表 5: 生成：DDPM, 選別：U-Net での分類結果

拡張枚数	Accuracy	Precision	Recall	F 値
各クラス 500 枚	0.8917	1.000	0.7833	0.8782
各クラス 1000 枚	0.9000	0.9143	0.8834	0.8983

表 6: 生成：DDPM, 選別：DreamSim での分類結果

拡張枚数	Accuracy	Precision	Recall	F 値
各クラス 500 枚	0.9083	0.9821	0.8333	0.9007
各クラス 1000 枚	0.9250	0.9458	0.9000	0.9204

4 まとめ

本研究では、先行研究にて指摘された課題に対し、DDPM の導入と二つの選別手法を提案した。DDIM と DDPM によるデータ拡張後の分類精度を比較することで DDPM によるデータ拡張の有効性を示した。さらに、選別を行うことで同じ拡張枚数では分類精度の向上が確認できた。今後の展望として、選別の基準を変更することで、分類精度に最も寄与するデータの質と数の最適なバランスを調査することが挙げられる。

参考文献

- [1] K. Suzuki, Y. Iwahori, K. Funahashi, M. K. Bhuyan, A. Ouchi and Y. Shimizu, “Data Augmentation Method for Classification of Lymph Node Metastasis using Diffusion Model,” Proceedings of the International Conference on Image Processing and Robotics, 2024.