

20XX 年度修士論文

少数症例下の腹部 CT 多臓器領域分割に向けた
解剖構造保持拡散データ拡張

中部大学大学院 工学研究科
情報工学専攻 博士前期課程

EX00000 情報太郎

指導教授 宇佐美 裕康

目 次

第 1 章	緒言	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	2
1.3	本研究の貢献	2
1.4	本論文の構成	2
第 2 章	背景・関連研究	3
2.1	腹部 CT 多臓器分割	3
2.2	拡散モデルによるデータ拡張	4
2.3	解剖構造の保持	4
2.4	本研究の位置づけ	4
第 3 章	問題設定	5
3.1	対象データと仮定	5
3.2	多臓器分割	5
3.3	合成対の生成と採択	6
3.4	評価課題	6
第 4 章	提案手法	7
4.1	全体構成	7
4.2	学習目的関数	7
4.3	実装条件	8
第 5 章	実験・評価	9
5.1	データと評価手順	9
5.2	比較条件	9
5.3	結果	10
5.4	失敗例と考察	10

第 6 章	結言	11
6.1	本研究のまとめ	11
6.2	研究の限界	12
6.3	今後の課題	12
	生成 AI 等の利用に関する申告	13
	謝辞	14
	参考文献	15

目 次

4.1	解剖構造保持拡散データ拡張の処理フロー	8
-----	-------------------------------	---

表 目 次

5.1	腹部 CT 多臓器分割の架空結果.	10
-----	---------------------------	----

第 1 章 緒言

[架空の記入例・提出不可]

1.1 研究背景

腹部 CT における多臓器領域分割は，臓器体積の計測，治療計画および画像解析の前処理に用いられる．U-Net[1] は画像の局所情報と意味情報を統合し，3D U-Net[2] はこの考え方を体積データへ拡張した．一方，施設ごとの撮像条件，造影相およびアノテーション方針の違いにより，十分な症例を同一条件で収集することは容易でない．特に小臓器や細い構造では，症例不足が分割結果の不安定さとして現れる可能性がある．

幾何変換や濃度変換によるデータ拡張は，画像とラベルへ同じ変換を適用できる反面，実データにない形状や濃度分布を新たに生成する能力は限られる．Denoising Diffusion Probabilistic Models[3] および潜在拡散モデル [4] は高品質な画像生成を可能にするが，医用画像へ適用する際には，視覚的に自然な画像が必ずしも臓器の解剖学的妥当性を満たすとは限らない．また，条件ラベルと生成画像の境界が対応しなければ，拡張データが分割器へ誤った教師情報を与える．

1.2 研究目的

本研究の目的は，少数症例下の腹部 CT 多臓器分割を対象として，画像と臓器ラベルの対応を保つ条件付き潜在拡散データ拡張を構成し，解剖構造の検査を通過した合成対だけを分割学習へ利用する方法を検討することである．臓器体積，左右臓器の位置関係および臓器間重複を検査し，実画像のみ，幾何拡張，検査を伴わない拡散拡張と患者単位で比較する．評価では臓器平均 Dice 係数と 95 パーセンタイル Hausdorff 距離（HD95）を併用し，重複精度と境界誤差を分けて確認する．

1.3 本研究の貢献

本例で想定する貢献は 3 点である．第 1 に，腹部 CT と多臓器ラベルを条件とする潜在拡散データ拡張へ，臓器間関係を検査する採択処理を導入した．第 2 に，実画像と採択合成画像を用いる分割器へ，解剖学的に不自然な予測を抑制する整合性項を組み込んだ．第 3 に，患者単位のデータ分割，Dice と HD95，除去実験および失敗例を含む評価設計を示した．

これらの貢献，症例設定および性能は，修士論文の書き方を示すための架空例であり，臨床的有效性を主張するものではない．

1.4 本論文の構成

第 2 章では多臓器分割と拡散モデルによるデータ拡張を整理し，第 3 章で対象データ，生成対の採択条件および評価課題を定義する．第 4 章では解剖構造保持拡散拡張と分割学習の目的関数を示す．第 5 章で架空の比較実験と失敗例を報告し，第 6 章で得られた知見，限界および今後の課題を述べる．

第 2 章 背景・関連研究

[架空の記入例・提出不可]

2.1 腹部 CT 多臓器分割

医用画像の領域分割では，画像の各画素またはボクセルを解剖構造のクラスへ割り当てる．U-Net[1] は，縮小経路で抽出した文脈情報と拡大経路の位置情報を skip connection で結合する．3D U-Net[2] は 3 次元畳み込みを用い，スライス間の連続性を含む体積情報からボクセル単位の予測を行う．腹部 CT では，肝臓のような大きな臓器と，膵臓や細い血管のような小さく境界が不明瞭な構造を同時に扱うため，クラス不均衡と境界位置の不確実性が生じる．

分割器の評価には，予測領域と正解領域の重複を測る Dice 係数が広く用いられる．ただし，少数の離れた誤検出があっても体積の大きな臓器では Dice への影響が小さい場合がある．そこで本例では，境界間距離の上側分位点を表す HD95 も併記し，領域重複と局所的な境界逸脱を別の軸で評価する．

2.2 拡散モデルによるデータ拡張

Denoising Diffusion Probabilistic Models[3] は，データへ段階的に雑音を加える前向き過程と，雑音からデータを復元する逆過程を学習する生成モデルである．高解像度の 3 次元体積を画像空間で直接生成すると計算量が大きいため，本例では潜在表現上で拡散過程を学習する潜在拡散モデル [4] の考え方をを用いる．臓器ラベルを条件として与えることで，指定した構造に対応する CT 体積を生成する架空の構成を想定する．

分割学習用のデータ拡張では，生成画像の写実性だけでなく，条件ラベルと画像中の臓器境界が対応している必要がある．生成された臓器の位置や体積が学習分布から大きく外れる場合，合成対をそのまま加えると分割器が解剖学的に不自然な対応を学習する可能性がある．したがって，生成品質と教師ラベルの妥当性を分けて検査し，不適切な合成対を学習前に除く設計が必要となる．

2.3 解剖構造の保持

腹部臓器には，左右の腎臓の位置関係，臓器ごとの体積範囲，互いに重複しない領域等の制約がある．本例では，これらを厳密な解剖モデルとして固定せず，学習集合から得た分布と明示的な非重複条件を合成対の品質管理に用いる．さらに，分割器の予測に対しても，隣接関係からの過度な逸脱を抑制する正則化項を加える．生成時の採択と分割時の正則化は目的が異なるため，除去実験によって個別の寄与を確認する．

2.4 本研究の位置づけ

本研究は，U-Net[1] および 3D U-Net[2] の分割構造そのものを新規提案するものではない．また，拡散モデル [3] や潜在拡散モデル [4] の一般的な生成能力を比較する研究でもない．少数症例の腹部 CT 分割に用途を限定し，合成画像と条件ラベルの解剖学的対応を検査した上で，採択済み合成対を分割学習へ接続する点に焦点を置く．本章の適用条件と差分は架空の記入例であり，既存研究に対する実在の新規性主張ではない．

第 3 章 問題設定

[架空の記入例・提出不可]

3.1 対象データと仮定

患者 i の造影腹部 CT 体積を $x_i \in \mathbb{R}^{H \times W \times D}$, 対応する多臓器ラベルを $y_i \in \{0, \dots, K\}^{H \times W \times D}$ とする. クラス 0 は背景, クラス $1, \dots, K$ は対象臓器を表す. 同一患者のスライスまたはパッチが学習, 検証, 評価の複数集合へ入らないよう, 患者単位で集合を固定する. 拡散モデルと分割器は学習集合だけで最適化し, ハイパーパラメータおよび合成対の採択閾値は検証集合で決定する.

本例は門脈相に相当する単一の造影相を想定し, CT 値の正規化後に共通のボクセル間隔へ再標本化する. 臓器ラベルは専門家確認済みであるという架空の前提を置くが, 実研究では評価者数, アノテーション手順, 評価者間一致度および倫理審査情報を明記する必要がある. また, 生成画像は学習用のデータ拡張にだけ使用し, 診断画像として提示しない.

3.2 多臓器分割

分割器 f_θ は CT 体積 x_i を入力し, 各ボクセルのクラス確率を出力する. 臓器 k の予測領域を $\hat{Y}_{ik}$, 正解領域を Y_{ik} とすると, 患者 i , 臓器 k の Dice 係数を

$$\text{Dice}_{ik} = \frac{2|\hat{Y}_{ik} \cap Y_{ik}|}{|\hat{Y}_{ik}| + |Y_{ik}|} \quad (3.1)$$

と定義する．主要指標は，評価患者ごとに求めた臓器平均 Dice 係数と HD95 とする．大臓器だけで平均値が決まらないよう臓器別の値も併記し，患者単位の分布から不確実性を示す．式 (3.1) の分母が 0 となる対象は，本例の評価集合には含まれないと仮定する．

3.3 合成対の生成と採択

条件付き生成器 G_ϕ は，臓器ラベル y と雑音 z から合成 CT $\tilde{x} = G_\phi(y, z)$ を生成する．学習へ追加する単位は画像だけではなく，合成 CT と条件ラベルの対 $(\tilde{x}, y)$ である．各対について，臓器体積の学習分布からの逸脱，左右臓器の重心関係，排他的な臓器間の重複率を検査する．これらをまとめた判定関数 h により，

$$b = h(\tilde{x}, y) \in \{0, 1\} \quad (3.2)$$

を得る． $b = 1$ の合成対だけを分割器の学習へ加え， $b = 0$ は除外する．判定関数は臨床的正常を保証するものではなく，あらかじめ定めた範囲から明らかに外れる合成対を除く品質管理として位置づける．評価集合の臓器体積や位置関係を閾値決定に使用しない．

3.4 評価課題

主要比較条件は，実画像のみ，幾何拡張，採択処理を伴わない条件付き拡散拡張，式 (3.2) の採択処理と解剖整合性項を用いる提案法の 4 条件とする．各条件で分割器の構造，更新回数および評価集合を揃え，データ拡張方法だけを変更する．さらに，採択処理と整合性項を個別に除いた条件を設け，両要素の寄与を確認する．

性能差は平均値だけで判断せず，臓器別 Dice，HD95，失敗症例および合成対の採択率を確認する．外部施設での再現性，生成モデルからの学習症例の漏洩，臨床判断への影響は本例の評価範囲外であり，別の検証を要する．本章の症例条件，関数，閾値および比較設計はすべて架空である．

第 4 章 提案手法

[架空の記入例・提出不可]

4.1 全体構成

本研究では，少数症例下の腹部 CT 多臓器領域分割を対象に，条件付き潜在拡散モデルで画像と臓器ラベルの対応を保った合成対を生成する．3D U-Net[2] を分割器とし，潜在空間での生成には Rombach ら [4] の考え方をを用いる．処理全体を図 4.1 に示す．

図 4.1 の解剖整合性判定では，臓器体積，左右臓器の位置関係，臓器間重複率を検査する．閾値は学習集合と検証集合だけから決定し，評価集合に合わせて変更しない．これにより，生成画像の視覚的な自然さと，条件ラベルの幾何学的妥当性を分けて評価する．

4.2 学習目的関数

患者 i の CT 体積を x_i ，臓器ラベルを y_i ，分割器の出力を $f_\theta(x_i)$ とする．実画像と採択済み合成画像を同じミニバッチへ入れ，次の目的関数を最小化する．

$$\mathcal{L}(\theta) = \mathcal{L}_{\text{Dice}} + \lambda_{\text{ce}}\mathcal{L}_{\text{CE}} + \lambda_{\text{ana}}\mathcal{L}_{\text{ana}}. \quad (4.1)$$

式 (4.1) の第 1 項と第 2 項は領域重複とボクセル分類を評価し，第 3 項は隣接すべき臓器

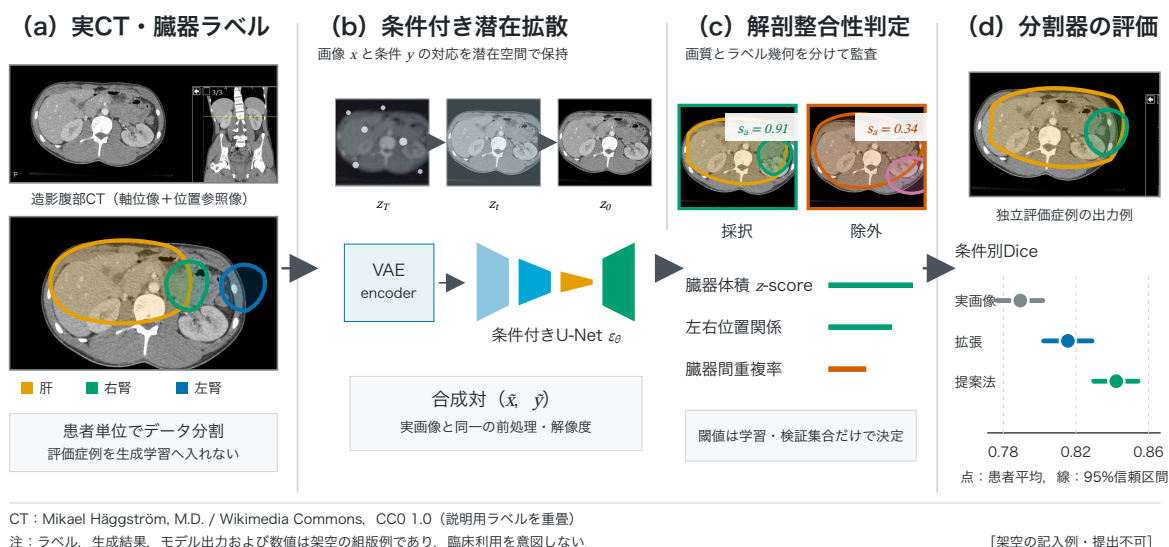


図 4.1: 解剖構造保持拡散データ拡張の処理フロー

の過度な離隔および重複を罰する架空の正則化項である．各係数は患者単位の検証集合で選択する．

4.3 実装条件

CT 値を架空の範囲 $[-150, 250]$ HU へ切り詰め, $[0, 1]$ へ線形正規化する．分割器への入力は $96 \times 96 \times 96$ ボクセルのパッチとし, AdamW, 初期学習率 10^{-4} , 最大 500 epoch で学習する．検証 Dice が 50 epoch 改善しない場合に停止し, 全条件で更新回数を揃える．

第 5 章 実験・評価

[架空の記入例・提出不可]

5.1 データと評価手順

造影腹部 CT 84 症例を用いた架空設定とし，患者単位で学習 50 例，検証 14 例，評価 20 例へ固定した．同一患者由来のスライスを複数集合へ混入させず，合成モデルと分割モデルの双方を学習集合だけで最適化した．評価指標には臓器平均 Dice 係数と 95 パーセンタイル Hausdorff 距離（HD95）を用いた．

実際の研究では，倫理審査の承認情報，匿名化手順，症例の選択・除外基準，撮像装置および造影相を明記する．本例の症例数と分割は，組版説明用の架空設定である．

5.2 比較条件

実画像のみ，幾何拡張，条件付き拡散拡張，提案法の 4 条件を比較した．条件付き拡散は Ho ら [3] と潜在拡散 [4] を参照した架空実装であり，提案法だけが図 4.1 の解剖整合性判定と式 (4.1) の整合性項を用いる．

表 5.1: 腹部 CT 多臓器分割の架空結果.

条件	Dice $\uparrow$	HD95 [mm] $\downarrow$
実画像のみ	0.781 ± 0.012	12.8 ± 1.4
幾何拡張	0.799 ± 0.010	11.6 ± 1.2
条件付き拡散拡張	0.812 ± 0.009	10.9 ± 1.0
提案法	0.826 ± 0.008	9.7 ± 0.9

5.3 結果

主要結果を表 5.1 に示す. 提案法は, 実画像のみと比較して Dice を改善し, HD95 を低減した.

表 5.1 では, 提案法が実画像のみと比べて平均 Dice を架空の 0.045 改善し, HD95 を 3.1 mm 低減した. 一方, 細い血管領域では条件間の差が小さかった. 式 (4.1) から解剖整合性項を除くと平均 Dice が架空の 0.011 低下し, 左右腎の接触を含む不自然な合成対が増えた.

5.4 失敗例と考察

改善が得られなかった症例では, 造影相の差, 部分容積効果, アノテーション揺らぎが重なっていた. 観測された性能差だけから拡散拡張の臨床的有效性を結論づけることはできない. 外部施設データでの再評価, 放射線画像に通じた評価者による盲検確認, 患者単位の信頼区間を追加し, 生成画像の多様性と個人情報漏洩リスクも別に監査する必要がある.

第 6 章 結言

[架空の記入例・提出不可]

6.1 本研究のまとめ

本研究では、少数症例下の腹部 CT 多臓器分割を対象として、解剖構造を保持する条件付き潜在拡散データ拡張を検討した。臓器ラベルを条件として合成 CT を生成し、臓器体積、左右臓器の位置関係および臓器間重複を検査した上で、採択された合成対だけを 3D U-Net の学習へ追加した。また、分割学習の目的関数へ解剖整合性項を導入し、生成段階の品質管理と分割段階の構造制約を組み合わせた。

架空の患者単位評価では、提案法の臓器平均 Dice 係数は 0.826, HD95 は 9.7 mm であり、実画像のみの条件に対して Dice が 0.045 高く、HD95 が 3.1 mm 低かった。一方、細かい血管領域では条件間の差が小さく、すべての臓器で一様な改善は得られなかった。解剖整合性項を除いた架空の条件では平均 Dice が 0.011 低下したが、この差だけから生成画像の臨床的妥当性や外部施設での再現性を結論づけることはできない。

以上より、本例の条件では、合成対を無条件に追加するのではなく、ラベルとの対応と解剖構造を検査してから分割学習へ利用する設計が有効である可能性を示した。本章の症例数、性能値および解釈は、修士論文のための架空例であり、実在する研究成果ではない。

6.2 研究の限界

第 1 に，単一施設・単一造影相を想定しており，撮像装置，造影タイミングおよび再構成条件の変化を評価していない．第 2 に，臓器体積と位置関係による採択は粗い品質管理であり，局所境界の不整合や病変による正常解剖からの逸脱を適切に扱えない可能性がある．第 3 に，分割性能を Dice と HD95 で評価したが，放射線画像に通じた評価者による合成画像の盲検判定，臨床ワークフローでの有用性および生成モデルのプライバシー監査は実施していない．

6.3 今後の課題

今後は，施設と造影相を分けた外部評価を行い，症例分布が変化した場合の Dice，HD95 および校正誤差を確認する必要がある．次に，臓器間の接触面や血管分岐を扱える構造表現を導入し，採択判定の偽陽性と偽陰性を評価する．さらに，合成対の追加枚数を揃えた対照実験と患者単位の信頼区間を用いて，単なるデータ量の増加と解剖構造保持の効果を分離する．

実データへ適用する場合は，倫理審査，匿名化，利用範囲および生成データの保管方針を確定した後，学習症例の再同定可能性と暗記を監査する．これらを満たして初めて，データ拡張手法としての一般化可能性を判断できる．

生成 AI 等の利用に関する申告

[架空の記入例・提出不可]

本論文の作成にあたり，著者は OpenAI ChatGPT（GPT-5，2026 年 4 月 1 日から 7 月 15 日）を，研究課題の論点整理，Python コードの実装補助とリファクタリング，章構成の検討，文章表現の推敲および反証観点の洗い出しに使用した．生成 AI の出力はそのまま研究上の根拠として採用せず，実験設計，ソースコード，実行結果，数値，図表，主張，引用文献および最終稿を，著者が原資料，一次文献，実行ログおよび再実行結果と照合した．本架空例では，DICOM，NIfTI，患者情報，症例対応表，非公開 URL および認証情報を外部 AI サービスへ入力していない．生成 AI を著者として扱わず，本論文の正確性，研究公正，独創性および最終内容については著者が責任を負う．

AI 利用の範囲と人間による検証責任を分けて記録する形式については，宇佐美ら [5] の申告例を参考にした．

謝辞

[架空の記入例・提出不可]

本研究を進めるにあたり，研究計画の立案から評価設計，論文の推敲まで終始ご指導いただいた指導教員に深く感謝申し上げます。また，医用画像の取扱いと実験結果の解釈について有益なご意見をいただいた宇佐美研究室の皆様に感謝いたします。

参考文献

- [1] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 9351, Springer, 2015, pp. 234–241.
- [2] Ö. Çiçek, A. Abdulkadir, S. S. Lienkamp, T. Brox, and O. Ronneberger, “3D U-Net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2016*, ser. Lecture Notes in Computer Science, vol. 9901, Springer, 2016, pp. 424–432.
- [3] J. Ho, A. Jain, and P. Abbeel, “Denoising diffusion probabilistic models,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 33, Curran Associates, Inc., 2020, pp. 6840–6851.
- [4] R. Rombach, A. Blattmann, D. Lorenz, P. Esser, and B. Ommer, “High-resolution image synthesis with latent diffusion models,” in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Jun. 2022, pp. 10684–10695.
- [5] H. Usami, K. Hara, A. Tsuboi, and N. Matsuda, “LLM judges have dark current: A psychometric datasheet for LLM-as-a-judge evaluation,” *arXiv preprint arXiv:2606.15610v1*, 2026.

少数症例下の腹部 CT 多臓器領域分割に向けた
解剖構造保持拡散データ拡張

EX00000 情報太郎

(中部大学大学院工学研究科情報工学専攻)

20XX 年 2 月