

# 三次元2値画像におけるラベル付け処理の高速化に関する研究

中山 尚規

指導教員：何 立風

## 1 はじめに

パターン認識やコンピュータビジョンにおいて、2値画像中の独立な対象物（連結成分）に別々のラベルを付けるラベル付けは、対象物の形状やサイズ（面積や体積）などの特徴を知るために欠くことのできない最も基本的かつ重要な処理の一つである [1] [2]。ラベル付けは、エッジ検出やノイズ平滑化などの他の基本的画像処理手法と比べて演算時間が長い。また、コンピュータ技術及び計測技術の発展により、三次元画像は医療分野をはじめ、様々な分野に応用が広がっている。三次元2値画像のラベル付けの高速化は必要不可欠であると考える。

## 2 先行研究

何らは図2のマスクを用い、各画素の隣接数順にチェックする三次元2値画像における高速ラベル付けアルゴリズムを提案した [3]。このアルゴリズムでは、 $v_9 \rightarrow v_3 \rightarrow v_6, \dots, u_{13}$ の順にマスク中の画素をチェックし、マスク中に存在する同等ラベルを併合する。この処理はすべての対象物画素に対して行う。

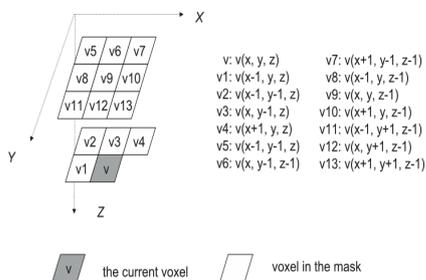


図1: 三次元2値画像における26連結マスク

## 3 提案手法

図2のような $v$ と $u$ が重なるマスクを用い、 $v$ の処理を行なった後 $v$ の処理で判明した情報を用いて $u$ の処理を行う。この方法を用いることで都度 $v_9 \rightarrow v_3, v_6, \dots, v_{13}$ のチェックをしていたが、最大6回最小0回平均2.33回のチェックでラベル付けを行うことができる。

例を出す、 $v$ が注目対象物画素である時、最も隣接画素数が多い $v_9$ をチェックし、対象物画素であれば $v$ に $v_9$ の暫定ラベルを付与する。 $x$ 軸方向に1マス進め $u$ が注目対象物画素である場合、 $u_1, u_8$ と隣接していない画素 $u_4, u_7, u_{10}, u_{13}$ が存在する。最も隣接画素数が多い $u_{10}$ から

対象物画素であるか背景画素であるかをチェックする必要がある。 $u_{10}$ が対象物画素かつ $u_3, u_6, u_9, u_{12}$ がすべて背景画素である場合、 $u$ を介して初めてラベルの統合を行う必要があるため、 $u_{10}$ と $u_1$ のラベルを統合する( $u_3, u_6, u_9, u_{12}$ のいずれかが対象物画素である場合、連結性の解決が必要な場合は既にラベルの統合が完了している)。そうでない場合、次に隣接画素数の多い $u_4, u_7$ のチェックをする。この場合隣接画素数が同じであるためどちらからチェックしても良い。本論文では $u_4$ から行う。 $u_4$ が対象物画素かつ $u_6, u_9$ が背景画素である場合 $u_4$ と $u_1$ のラベルを統合する。また、 $u_{13}$ が隣接していないため、 $u_{13}$ もチェックする必要がある。対象物画素であればラベルを統合する。 $u_4$ が背景画素であった場合、 $u_7$ をチェックし、最終的に $u_{13}$ をチェックし終了とする。次に $v_9 \rightarrow v_3, v_6$ をチェックし背景画素である場合を考える。 $v_1$ が対象物画素の時 $v$ に $v_1$ の暫定ラベルを付与し、隣接していない $v_4, v_7, v_{10}, v_{13}$ をチェックする。今回も同様に隣接画素数の多い順にチェックするため $v_{10}$ から行う。 $v_{10}$ が対象物画素で $v_{12}$ が背景画素である場合 $v_1$ と $v_{10}$ のラベルを統合する。注目画素を $x$ 軸方向に1つ進め $u$ が対象物画素である場合、 $u_9$ が対象物画素であることは分かっているため $u$ に $u_1$ の暫定ラベルを付与するだけでチェックすることなく終了できる。これは $u_3, u_6, u_9, u_{12}(v_4, v_7, v_{10}, v_{13})$ の画素が重要であり、 $v_{10}, v_4$ かつ $v_{13}, v_7$ かつ $v_{13}$ が対象物画素であればマスク内のすべての画素と隣接しているため、 $u$ に暫定ラベルを付与するだけでラベルの統合のための画素チェックを行う必要がない。

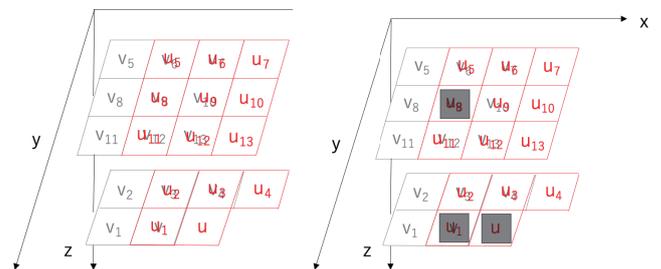


図2: 提案マスク

図3:  $v_9$ が対象物画素

## 4 評価実験

$64 \times 64 \times 64, 163 \times 163 \times 163, 204 \times 204 \times 204, 232 \times 232 \times 232, 256 \times 256 \times 256$ の五つのサイズのノイズ画像を用いて評価実験を行った。各サイズの画像において、1000階調までの白色雑音を加え、しきい値を0

から 1000 まで 25 ごとに変化させて 2 値化した合計 41 種類の 2 値画像を用意した。先行研究と提案手法お最大及び平均実行時間を図 4 に示す。

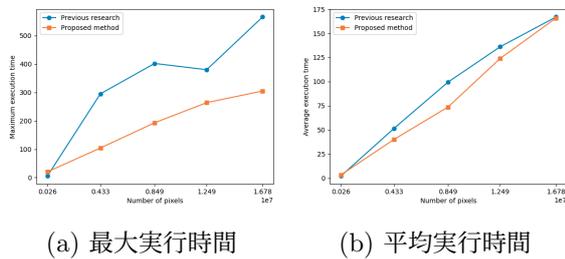


図 4: ノイズ画像の実行時間

Montreal Neurological Institute からダウンロードしたグレースケール (輝度値は 0 から 255)  $512 \times 512 \times 181$  サイズの頭部仮想 3D MR 画像 (ノイズなし, 照度一様) をしきい値 120 から 20 まで 10 ごとに減らして 2 値化した合計 11 種類の 2 値画像を用いて実験を行った。従来手法と提案手法のしきい値に対する実行時間を表 1 に示す。

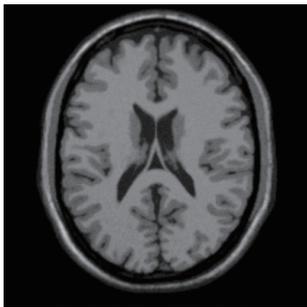


図 5: 3D MR スライス画像

表 1: 3D MR 頭部画像におけるしきい値に対する従来手法と提案手法の実行時間 (ms)

しきい値	連結成分数	従来手法	提案手法
120	385	172.2	156.1
110	355	170.4	158.8
100	1762	152.1	134.7
90	1089	163.7	157.7
80	527	160.8	153.1
70	880	183.0	172.5
60	1690	162.3	155.5
50	3220	182.6	154.0
40	3678	158.6	117.8
30	1699	155.8	155.3
20	1674	143.3	150.6

## 5 考察

ノイズ画像において  $64 \times 64 \times 64$  以外のサイズの三次元画像において最大・平均実行時間共に先行研究より速くラベル付けを行うことができた。最大実行時間においては  $v$  と  $u$  のマスクを用い連続した対象物画素にアプローチしているため、より長い時間を要すると考えられる対象物画素が多い三次元画像に有効的になっていると考えられる。平均実行時間もそれに応じて各画像サイズにおいて高速になっていることが分かる。連結成分数が多いしきい値 (40, 50) で実行時間の差が大きいことが分かる。これは、連結成分数が多いとラベル付けの複雑度が増すため、高速にラベル付けが可能な提案手法との差が大きくなるのだと考える。一方、連結成分数が同程度だがしきい値 (20, 30, 60, 100) によって従来手法と提案手法の差にばらつきが生じている。しきい値が小さいほど画像内の対象物画素の密度が大きいとされるため、マスク内の  $v_g$  の画素が対象物画素である可能性が高くなる。よって、注目画素が対象物画素である場合、常に  $v_g$  からチェックする従来手法との差が小さくなるのだと考えられる。このことから、5つのサイズのノイズ画像のラベル付けで最大の時間がかかっている三次元画像は連結成分数が多く、密度が大きいものであると考えられる。

## 6 おわりに

本研究では、三次元 2 値画像において注目対象物画素の一つ前の画素が対象物画素であった場合、一つ前の画素の処理で得た情報を用いて注目対象物画素のラベル付け処理を提案した。また、比較評価実験により、提案手法は従来手法より一部を除いて高速であることを示した。

## 参考文献

- [1] 鳥脇純一郎, 画像理解のためのデジタル画像処理, pp.45-47, 昭晃堂, 東京, 1988.
- [2] Lifeng He, X.Ren, B. Yao, X.Zhao, Y.Chao, The Connected-Component Labeling Problem: A Review of State-of-the-Art Algorithms, Pattern Recognition DOI: 10.1016/j.patcog.2017.04.018 2017.
- [3] 何立風, 巢宇燕, 鈴木賢治, 中村剛士, 伊藤英則, 三次元 2 値画像における高速ラベル付けアルゴリズム, 電子情報通信学会論文誌 D Vol. J92-D No. 12, pp.2261-2269, 2009.