

APPLICATION NOTE

共焦点レーザー顕微鏡システム A1/AX 顕微鏡AIモジュール NIS.ai

Segment.aiを使用した、ウサギ骨小腔の形態の 自動抽出

硬い骨の中では、骨細胞どうしが神経細胞ネットワークのように細胞間ネットワークを構成している。北海道大学 大学院歯学研究院薬理学教室の飯村忠浩先生、佐藤孝紀先生らは、このネットワーク構造を可視化して計測し、そ の機能的意義を研究されている。しかし、骨細胞は骨細胞突起(細胞体から出る無数の細胞突起)と連続した構造を 持つため、従来の蛍光二値化法では、個々の細胞形態の抽出が困難であった。本アプリケーションノートは、顕微鏡 AIモジュールNIS.aiの機能の一つである「Segment.ai」を利用することにより、骨小腔のセグメンテーションを 自動化し、簡便に数を計測した例を紹介する。

研究の背景

骨には、骨を作る骨芽細胞、骨を壊す破骨細胞、そして骨のメカノセンサーとして機能する骨細胞がある。これらの細胞が協調することで骨の恒常性は維持されている。骨は絶えず形成と破壊を行い動的平衡を保っているが、このバランスが崩れると骨粗鬆症のような病気になる。 骨細胞は、硬い骨の中にあって、非常に緻密な細胞間ネットワークを構成している(図1)。この ネットワーク構造は非常に多彩で、骨への荷重の度合いや、骨の代謝回転(形成と破壊のター ンオーバー速度)との関連が考えられるが、まだ不明な点も多い。



実験の概要

骨細胞の数や形態を計測することは、骨の代謝病態を探るうえで重要な指標となる。飯村先生 らは、共焦点顕微鏡を使って、まず骨小腔(骨細胞を囲む骨の空洞)と骨細管(骨細胞突起を入れ る骨の空洞)のネットワークが、自家蛍光によって可視化できることを明らかにした(図1、参 考文献)。従来の二値化法では、連続した構造と輝度値をもつ骨小腔と骨細管を区別してセグ メンテーションするには、手作業での修正を行う必要があった(図2b)。今回、取得した画像に 「Segment.ai」を適用することにより、骨小腔の形態の自動抽出に成功した(図2c)。

図1. **骨小腔と骨細管のネットワーク** Villanueva染色したウサギ脛骨を自家 蛍光撮像。100倍対物レンズを用いて、 解像度0.04 µm/pixelで、Zスタック 撮影した画像をEnhanced Resolution 処理。Maximum intensity projection (MIP)で表示した。スケールバー: 20 µm



ハバース層板領域の内基礎層板領域

図2. 従来の二値化法とSegment.aiによる自動セグメンテーションの比較

骨髄

Villanueva染色したウサギ非脱灰骨切片を561 nmで励起し、その自家蛍光を共焦点顕微鏡で観察した。60倍対物レンズを使用し、Zスタック撮影した画像をMIPで表示している。スケールバー:50 µm

(a) 観察した骨は、組織学的に「ハバース層板領域」「内基礎層板領域」「骨髄」 で構成されることがわかる。

(b) 従来の二値化法によるセグメンテーションの結果(青色)。 骨細管や骨髄など、骨小腔以外の構造も検出している(矢印)。 正確な計測を行うためには、手作業 でのマスクの修正や削除が必要である。

(c) Segment.aiによるセグメンテーションの結果(オレンジ色)。 骨小腔の領域を学習したSegment.aiにより、目的の骨小腔のみが検出されている。

Segment.aiのワークフローは、3つのステップで構成される(図3)。Segment.aiの学習には、骨小腔の領域を手書きで二値化処理した「正解画像」と、二値化処理する前の「ソース画像」をセットにし、教師データとして用いた。

Segment.aiの精度に関わるパラメーターの一つとして教師データの「画像枚数」がある。本実験では、まず骨切片の様々な部位をランダムに多点撮影し、画像バリエーションを増やした。次に、これらの画像を用いて教師データを作成した。教師データは、画像枚数を変えて4種類作成し、これらのデータを用いてSegment.aiを学習させた。そして、学習を終えたAIに新しい画像を与え、期待通りの推論結果が得られるかどうかを評価した。

その結果、15枚以上の教師データを使用してSegment.ai を学習させることにより、95%の正確さで骨小腔が抽出で きることが明らかとなった(図4)。







図4. 正確なセグメンテーションに必要な教師データの画像枚数 教師データは、すべてZスタックをMIP表示した画像で、学習回数は 1000回に統一して条件検討を実施した。

- (a) 60倍対物レンズを用いて、骨切片をマルチポイント+Zスタックで ランダムに撮影し、Segment.aiの学習と推論用の画像に使用した。 スケールバー:1000 μm
- (b) 異なる画像枚数の教師データを用いて学習したSegment.aiの精度 を評価するために、「認識率」を算出し比較した。
- (c) Segment.aiが推論した結果を比較。上列の一部の拡大図を下列に 示す。少ない学習枚数では、骨小腔の誤認識(矢印)が見られるが、 学習枚数を増やすことにより、AIによるセグメンテーションの精度 が向上している。本実験では、15枚以上の画像を用いて学習すれ ば、正確にセグメンテーションできることが明らかとなった。 スケールバー:50 μm

まとめ

骨組織の解析法のスタンダードである骨形態計測法では、 骨切片の明視野画像を取得し、手動で計測するため熟練を 要する。蛍光画像を用いた輝度値の二値化による自動認識 を試みる場合も、正確にセグメンテーションするためには、 手作業に頼る必要があった。Segment.aiを使用すること により、手作業でのセグメンテーションは不要となり、主観 的な解析ではなく、客観的な評価が可能となる(図5)。たと え熟練者でなくとも正確な解析が行え、大量のデータ処理 が可能になるため、バイアスのない解析と作業の効率化が 期待できる(参考文献1,2)。



従来の二値化法(上列)とSegment.ai(下列)によるセグメンテーションの 比較。Segment.ailは、目的とする領域のみを抽出できている。矢印は誤っ た形態抽出を示す。スケールバー:50 μm

参考文献

- Takanori Sato, Aya Takakura, Ji-Won Lee, Kazuaki Tokunaga, Haruka Matsumori, Ryoko Takao-Kawabata, Tadahiro limura
- Microscopy (Oxf). 2021 Jun 8; dfab020
- Aya Takakura, Takanori Sato, Ji-Won Lee, Kyoko Hirano, Ryoko Takao-Kawabata, Toshinori Ishizuya, Tadahiro limura *Scientific Reports*, Volume 12, Article number: 16799 (2022)

製品情報

共焦点レーザー顕微鏡システム AX/AX R

AX/AX Rは、従来機比4倍の8K x 8K画素の高解像度画

像を実現。対角25 mmの広視野でサン プルの広範囲を一度に取得でき、光毒 性を低減します。AX Rのレゾナントス キャナーは、2K x 2Kの高解像度を 実現。毎秒720フレーム(2048 x 16画素)の高速取得により、 生きたサンプルの動態を逃 さずとらえます。



顕微鏡AIモジュール NIS.ai

画像統合ソフトウェア「NIS-Elements」を拡張する、画 像処理・解析モジュール。Enhance.aiとConvert.ai、 Segment.aiが含まれます。Segment.aiは、従来の二値化 ではターゲット抽出が難しいケースや手作業が必要なケー スに、新たなソリューションを提供します。



元画像



Segment.ai