

K-22

ディープラーニング技術を用いた画像判定による小臼歯の分類モデルの改良 Improvement of Classification of Premolars by Image Judgment Using Deep Learning Technology

○貴田宇宙¹, 栗飯原萌², 金子美泉², 内木場文男²*Sora Kida¹, Megumi Aibara², Minami Kaneko², Fumio Uchikoba²

Abstract: Human teeth are the hardest tissue in the human body and often remain intact in the event of an accident or disaster, greatly aiding in the identification of human remains. We thought that we could contribute to speeding up the identification process by constructing a system using deep learning technology. In this study, we aim to improve the accuracy of discriminating tooth types by improving the model used until last year.

1. はじめに

人間の歯は、人体の中で最も硬い組織であり、事故や災害時にも原形をとどめて残っていることが多く、遺体の個人識別に大きく役立つ。しかし、現在は遺体の歯の状態の記録や生前資料との照合等すべてが人の手に頼っており、膨大な時間と人手を要することが難点である。^[1]

そこで我々は、ディープラーニング技術を用いて歯種の判別や歯の状態の解析を行い、照合から個人の特定までできるシステムを構築することで、身元確認作業の迅速化に貢献できるのではないかと考えた。本研究では、昨年までのモデルの改良を行い、歯種の判別精度の向上を目指す。

2. 昨年までの研究

(1) サンプル画像の収集方法

サンプル画像の収集には、日本大学松戸歯学部の近藤信太郎先生、五十嵐由里子先生にご協力いただき、実際の歯を型取った石膏の模型を使用する[Fig1]. 以下にサンプル画像の収集手順を示す。

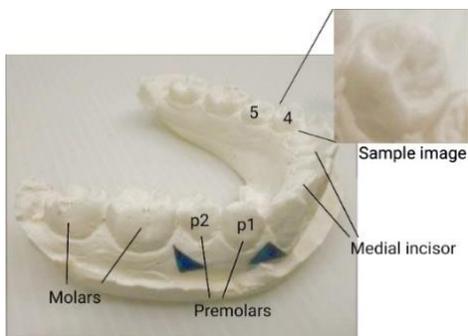


Fig1. Teeth model

① 使用する歯の頬側, 咬合面, 舌側がすべて捉えられるよう動画を撮影

② 動画をフレームごとに画像に切り出す

(2) 実験内容

歯種判別の第一段階として、下顎左側中切歯(Medial incisor)と下顎左側第一大臼歯(Molars)の判別を行った。この2種を用いた理由は、明らかに歯の形状が異なり、専門家でなくとも容易に判別できるからである。判別を行った結果、どちらも100%の精度で判別できており、使用した実験装置が歯種判別に有効であることが確認できた。

次に、歯種判別の第二段階として、下顎左右側第一、第二小臼歯(Premolars)の画像判別モデルを作成した。下顎左側第一小臼歯は4、下顎左側第二小臼歯は5、下顎右側第一小臼歯はp1、下顎右側第二小臼歯はp2である。この4種を用いた理由は、形状がとても似ており、専門家でないと判別が難しいからである。

作成したAIモデルのテスト結果をTable1に示す。赤字は正しい歯、青字は左右が異なる歯、オレンジのハッチングは最も一致率の高かったものを示している。本モデルは、咬合面を頬側、舌側より多く学習データとして与えた。咬合面に着目した理由は、頬側や舌側に比べ相違点が見えやすいからである。

Table1. Coincidence rate

		Types of teeth			
		4	5	p1	p2
Coincidence rate	4	51.87%	43.59%	53.79%	27.86%
	5	0.24%	8.18%	0.81%	5.93%
	p1	0.02%	0.06%	0.21%	4.39%
	p2	47.87%	47.71%	45.06%	61.81%

正しい歯との一致率(赤字のみ)の平均は30.52%、左右関係なく種類のみ的一致率(赤字+青字)の平均は57.38%であった。以上の結果から、最も一致率の高かった箇所だけを見れば、左右の判別はできていない

1: 日大理工・学部・精機 2: 日大理工・教員・精機

ものの、種類の判別はできていることがわかる。しかし、その歯種の判別ですら57%と改良の必要がある。

3. 実験装置

本研究では、「Caffe」および「DIGITS」を使用する。DIGITSでは、訓練データやモデルの管理が容易であるほか、CNNの各レイヤでどのような識別がなされているかを可視化することができる。

ハードウェアの構成を以下に示す。

CPU: Intel® Xenon® Processor E5-1650 v4 3.60GHz

6core/12thread

GPU: NVIDIA TITAN V 12GB

Memory: DDR4-2400 32GB(8GB×4)

OS: Ubuntu 16.04.4 LTS

DIGITS version: 6.0.0

Caffe version: 0.17.0

4. 実験方法

昨年度使用した咬合面のみを集めたデータセットにグレースケール化や彩度の調整を行い学習データを増やした。その後、増やしたデータに合うハイパーパラメータの調整を行った。これは、昨年度データ枚数に合ったパラメータを設定できておらず過学習になった場合の精度が大幅に低下していたためである。具体的には、ModelAでは適当な値を選定し、そこから学習率を変更したモデルをB、Aよりも精度が高かったBからエポック数を変化させたモデルをCとしている。

5. 結果

各パラメータを変えて学習させたModelA,B,Cのパラメータの表、作成したAIモデルのテスト結果の表を以下に示す。

Table2. Set of parameters

	Learning Model		
	A	B	C
Training epochs	5	5	8
Batch size	16	16	16
Base Learning Rate	0.003	0.0045	0.0045

Table3. Coincidence rate of A

		Types of teeth			
		4	5	p1	p2
Coincidence rate	4	0.17%	31.39%	62.50%	49.94%
	5	0.02%	4.73%	7.73%	0.08%
	p1	49.92%	2.20%	7.54%	0.07%
	p2	49.89%	61.68%	22.22%	49.91%

Table4. Coincidence rate of B

		Types of teeth			
		4	5	p1	p2
Coincidence rate	4	48.30%	21.63%	71.84%	29.60%
	5	10.39%	16.64%	12.34%	5.46%
	p1	9.16%	10.09%	11.06%	19.18%
	p2	32.15%	51.64%	4.77%	45.77%

Table5. Coincidence rate of C

		Types of teeth			
		4	5	p1	p2
Coincidence rate	4	25.09%	11.33%	66.11%	19.73%
	5	12.88%	9.61%	20.73%	10.53%
	p1	8.50%	4.99%	6.41%	6.65%
	p2	53.53%	74.07%	6.76%	63.09%

Table6. Average of coincidence rate

	Learning Model		
	A	B	C
Coincidence rate	15.59%	30.44%	26.05%
Type coincidence rate	59.13%	64.97%	65.85%

すべての歯で正しい種類との一致率が一番高くなっているBでは、昨年に比べ、正しい歯の判別精度はほとんど変わらなかったものの、歯種の判別精度は7.6%上昇した。

6. 結論

ハイパーパラメータを調整することで、判別精度が若干であるが上昇した。このことから、パラメータを調整することの必要性を確認できた。しかし、大きな変化が見られなかったことから、今後はデータの量と質について見直していきたいと考えている。具体的には、ノイズ注入やランダム除去などを用いて量を増やし^[2]、撮影方法などを再検討し、臨在歯が映っていないような、判別のしやすいデータを収集する。

7. 謝辞

本研究におきまして、日本大学松戸歯学部近藤信太郎教授並びに五十嵐由里子専門講師には、歯のサンプル画像収集にご協力いただきました。心より感謝申し上げます。

8. 参考文献

- [1] 日本歯科医師会副会長 柳川忠廣：「警察歯科医」
- [2] Connor Shorten and Taghi M. Khoshgoftaar：“A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning”, Journal of Big Data, Vol.6, No.60, pp7-16, 2019