

E-14

## ディープラーニングを用いた、下顎左側中切歯と下顎左側第一大臼歯の画像判定 Image Judgment of Mandibular-Left-Central-Incisors and Mandibular-Left-First-Molars using Deep Learning

○組澤誠人<sup>1</sup>, 金子美泉<sup>2</sup>, 五十嵐由里子<sup>3</sup>, 近藤信太郎<sup>3</sup>, 内木場文男<sup>2</sup>\*Makoto Kumisawa<sup>1</sup>, Minami Kaneko<sup>2</sup>, Yuriko Igarashi<sup>3</sup>, Shintaro Kondo<sup>3</sup>, Fumio Uchikoba<sup>2</sup>

Abstract: This paper proposed a judgment image system using a deep learning training system by “DIGITS”. In this experiment, it was realized that two types of tooth images (Mandibular-Left-Central-Incisors and Mandibular-Left-First-Molars ) was judged. In the future work, this system is aimed to use for an individual discrimination.

### 1. 緒言

人間の歯の表面はエナメル質で覆われており、人体の中で最も固い組織である。そのため、腐敗しにくいという特徴がある。また、歯を見ればその人のことが分かると言われるほど、治療痕や歯の形状から多くの個人情報を読み取ることが出来る。以上のような歯の特徴より、検死など犯罪捜査の現場では解剖医による歯の調査や分析が行われる。捜査の現場に人工知能を導入することにより、人間よりも早く正確に捜査を行うことが出来るだけでなく、人間では思いつかないような発想や着眼点を得ることが期待できる。しかし、人工知能を医用に用いると言った論文<sup>[1]</sup>やコンピュータ支援診断 (Computer Aided Diagnosis: CAD) <sup>[2]</sup>に関する論文は、様々なものが存在したが、人工知能を歯科領域に応用した論文は見られなかった。

本研究では、歯の分類を人間に代わって人工知能で行うことが出来るのか、また人と人工知能の分類プロセスの違いの追求を目的とし、ディープラーニングを用いて歯種の判定を行った。

### 2. 実験に使用した PC の詳細

実験に用いた PC のスペックを Table 1 に示す。

Table 1. PC's specs used in this experiment

OS	Ubuntu 16.04.4 LTS
CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-1650 V4 @ 3.60GHz
MEM	32850476kB
GPU	Persistence-M
DIGITS-6.0	

ディープラーニング環境構築には DIGITS<sup>®</sup>を用いた。DIGITS<sup>®</sup>は NVIDIA<sup>®</sup>社が提供している web ベースのディープラーニングトレーニングシステムである。ディ

ープラーニングで使用するデータセットの作成, 学習モデルの作成, 学習過程の可視化などをサポートしている。DIGITS<sup>®</sup>は caffe<sup>®</sup>や TensorFlow<sup>®</sup>と言った深層学習フレームワークと提携している。なお, 本実験では, Deep Learning Box<sup>®</sup>と言う, NVIDIA<sup>®</sup>社製のディープラーニングワークステーションを用いた。Deep Learning Box<sup>®</sup>上の DIGITS<sup>®</sup>は caffe<sup>®</sup>を使用してディープラーニング出来るようにセットアップされている。

### 3. 画像判定方法

Figure 1 に本研究で用いた一般的な成人の歯列と名称を示す。

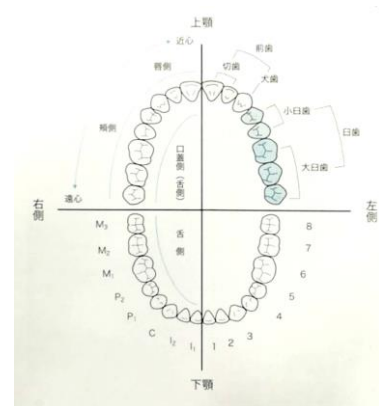


Figure 1. Dental columns and names

本研究では, 男性 12 人, 女性 12 人の計 24 人分の歯を石膏で型取ったモデルをサンプルとして用いた。歯型をビデオカメラで撮影し, 撮影した動画を 0.5 秒間隔でキャプチャーした画像から下顎左側中切歯と下顎左側第一大臼歯のみを 256×256 ピクセルのサイズでトリミングしたものを学習データ兼テストデータとし, 下顎左側中切歯を 605 枚, 下顎左側第一大臼歯を 1370 枚用意した。Figure 2 に下顎左側中切歯を Figure 3 に下顎左側第一大臼歯の一例を示す。

1 : 日大理工・学部・精密 2 : 日大理工・教員・精密 3 : 日大松戸歯学部・教員



Figure 2. Medium incisor



Figure 3. Molar

#### 4. 学習と分類

実験では, 学習データをそれぞれ"1"と"6"にラベル分けし, それを教師データとした. 最初は Epoch 数を 30 に設定し, 学習を行った. Epoch 数とは, 学習データを何回繰り返して学習させたかを示す数値のことである. Epoch 数 30 の場合の学習状況を可視化したグラフを Figure 4 に示す. Figure 4 と Figure 5 では loss が 0% に近づく程, accuracy が 100% に近づく程, 正確性が増す.

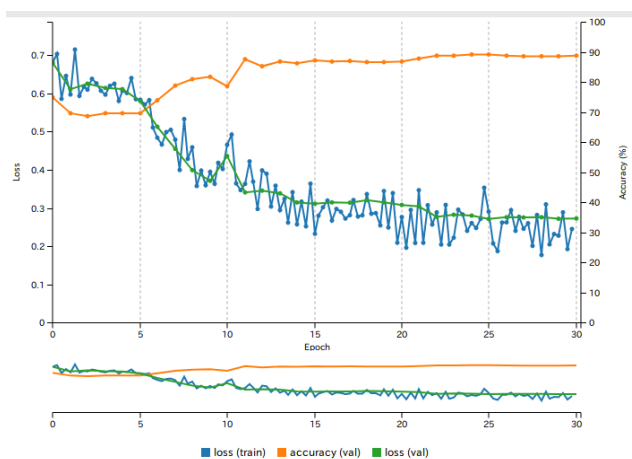


Figure 4. Learning situation of Epoch value 30

その後, 生成した学習モデルを用いて画像の判定を行った. 今回の研究では学習データの中から無作為に 1 枚選んだ画像をテストデータとした. 結果を Table 2 に示す. この結果より, Epoch 数 30 の場合は分類精度が高くないことが分かった.

Table 2. Discrimination result when Epoch value is 30

Epoch value 30	Discrimination result of "1"	Discrimination result of "6"
Match rate with "1"	51.28%	51.72%
Match rate with "6"	48.72%	48.28%

次に, Epoch 数を 60 に設定し, 再び学習を行い, その後 Epoch 数 30 の際に判定したときに用いたテストデ

ータと同じデータで再び判定した. 学習状況を可視化したグラフを Figure 5 に, 分類結果を Table 3 に示す.

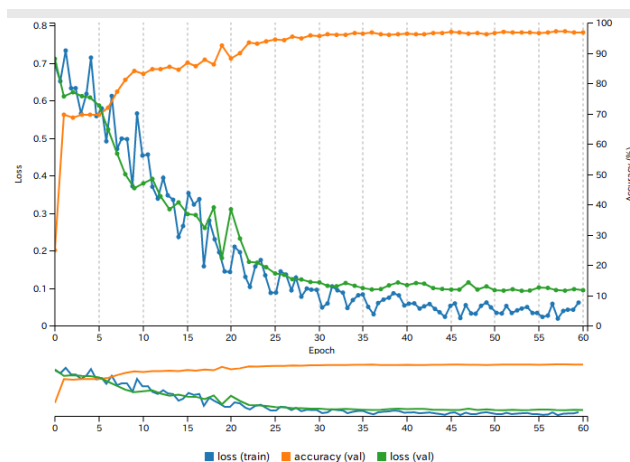


Figure 5. Learning situation of Epoch value 60

Table 2 と Table 3 を比較すると, Epoch 数 60 に設定すると格段に判定精度が向上し, Epoch 数 30 のときに確認された分類ミスも改善された.

Table 3. Discrimination result when Epoch value is 60

Epoch value 60	Discrimination result of "1"	Discrimination result of "6"
Match rate with "1"	99.97%	94.83%
Match rate with "6"	0.03%	5.17%

#### 5. まとめ

実験から, 画像の判定精度は Epoch 数に大きく依存する事が分かった. しかし, Epoch 数の値を大きくすると学習に要する時間も増え, 高性能な GPU を持つ PC を用意する必要がある. 従って, 判定精度と所要学習時間を両立する Epoch 数を設定することが大切だと考えられる. 今後は学習データの枚数を等しくし, 学習データの差による判定精度への影響も調べる. また, 全ての歯で判定を行えるようにすることで, 個体識別で十分に使用できるレベルのシステムにしていく.

#### 6. 参考文献

- [1] 古崎晃司, 堀口裕正, 奥村貴史, 津本周作: 「人工知能の医療応用」, 学会誌「人工知能」, Vol.33, No.6, 2018 年 11 月
- [2] 藤田広志: 「医用画像のためのコンピュータ支援診断システム開発の現状と将来」, 日本写真学会誌, Vol.66, No.5, 2003 年