

# 使用歯科器具判別器を用いた処置の言語化とその分類

## Verbalizing and classifying the dental treatments using dental instruments discriminator

岡 真太郎<sup>1</sup> 野崎一徳<sup>2</sup> 林 美加子<sup>1</sup>

Shintaro Oka<sup>1</sup>, Kazunori Nozaki<sup>2</sup>, Mikako Hayashi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 大阪大学大学院歯学研究科 口腔分子感染制御学講座（歯科保存学教室）

<sup>1</sup>Department of Restorative Dentistry and Endodontology,  
Osaka University Graduate School of Dentistry

<sup>2</sup> 大阪大学歯学部附属病院 医療情報室

<sup>2</sup> Division for Medical Information, Osaka University Dental Hospital

**Abstract:** In general dental clinic, dentists need to treat many patients safely within a restricted time. However, the excessive of dental routine work may lead to occur medical incident. Thus, we need a realistic solution to keep safety and quality of dental routine work. Taking it into account for the trend found in general society, we try to develop a general dental AI which can be in charge of recognition of dental treatment and suggestion of optimal method based on statistical analyses. To achieve the development of the general dental AI, at first, we need to gather as much as primary clinical sensing data such as video, sound and signal data. In our future dental treatment work, we aim at free from writing the medical records and incidents with AI. For the first step of developing AI, we developed the object detection using deep learning (YOLO v3), with small IoT camera device, which stored very large data via wireless network. Stored very large data was analyzed by YOLO v3 which recognized several dental instruments at very high accuracy, which enables to record dental treatment contexts for each patient. The dental treatment context can be used to estimate the variety of treatment contents, which represented the possibility of learning the dental treatment sequences by a machine.

## 1 背景

歯科医師法第 23 条において歯科医師は患者を診療したら遅滞なく経過を記録することが義務付けられている。これは診療録と呼ばれるもので、できるだけ詳細に記載することが求められている。しかし一般歯科開業医においては短時間の間に効率よく診察を行うことが求められており、診療録を詳細に記載する時間を確保することは現実的に難しい。そこでコンピュータによってそれをする方法が考えられる。コンピュータで術者を支援する仕組みとしては、手術室での器具管理の自動化などが試みられている<sup>[1]</sup>。また耳鼻科においては診療行為、すなわち用いた器具と部位等から診療録を自動的に作成する技術の開発が以前より行われている<sup>[2],[3]</sup>が、歯科においてはまだ行われていない。歯科診療は外科的処置がメインであり、その特徴として診療目的に応じて複数の処置を組み合わせ、その目的のために複数の器具を器具トレイ(バット)から取り出して使うということがあげられる。すなわち用いた器具とその順列

は処置を表現し、その処置の組み合わせから診療内容が表現されるという階層構造を持つことから、その階層を理解することで診療内容を推定することが可能であると考えられる。そこで本研究では診療録を自動的に記録することを目的に、その基礎となる処置内容の推定を診療中のバットの映像から行う手法を開発し、実臨床環境下でその精度の検証を行った。

## 2 実験方法

### 2.1 診療中のバットの撮影

診療内容を記録する際には処置中の口腔内を撮影することがまず思いつくが、診療台に対する口腔の位置は患者の体格などにより変化し、それに対応するためには口腔周囲、すなわち顔面・顔貌も同時に録画することになる。しかし多くの患者は顔貌が録画されることを拒否する傾向にある。そこで歯科診療を記録する方法として我々は、大阪大学大学院歯

学研究科・歯学部及び歯学部附属病院倫理審査委員会承認(H29-E23-1)に基づき、処置中の歯科用器具を置くバットを録画した(図1)。

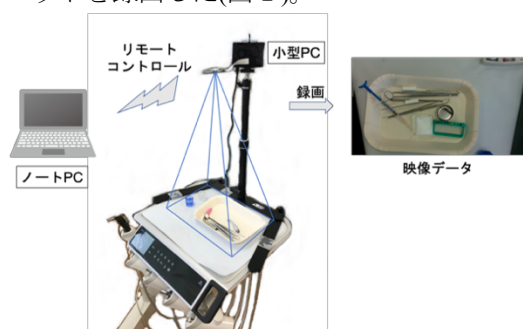


図1：診療中の録画方法の模式図

バットを置く診療台にデジカメ撮影スタンド(ハクバ写真産業製)を固定し、その上に Raspberry Pi 3 Model B と専用カメラモジュールを固定した。これをノートPCでリモート操作し、Raspberry Pi に接続した USB メモリに Full HD 30 fps でバットの様子を診療中の一次情報として一診療単位で録画し、ファイルとして保存した。

## 2.2 診療一次情報の処理

上記の方法で得られた映像データからどの器具がどれくらいの頻度用いられたかの情報を得るために、映像に対して歯科用器具の画像認識を行った。その際画像認識ソフトウェアとしてYOLO v3<sup>4)</sup>を用いた。YOLO v3はシングルショット系の一般物体検出アルゴリズムで、検出物体の位置とクラスを同時に推定するものである。これを用いて、歯科保存系外来診療室でよく用いられる 22 種類の器具と術者の手の学習を 1,522 枚の画像で行い、得られた判別器を用いて録画した映像に対して画像認識を行い、検出される器具の種類と数の情報を得た。

## 2.3 検出器具についての情報処理

動画ファイルである映像データを  $N$  個の画像ファイルに変換し、 $j(= 0, \dots, N)$  番目の画像に含まれるバット内の器具  $i$  の個数を  $x \in \mathbb{Z}$  としたとき、 $v_{ij} = x$  として表現した。映像データ全体に含まれる器具集合を  $\mathbf{D}$  とすると、次式で表現される。

$$\mathbf{D} = \{v_{ij} | i = 0, 1, \dots, 22, j = 0, 1, \dots, N\} \quad (1)$$

この時系列データ  $\mathbf{D}$  に対して、術者の手が検出された時を処置の区切りとして、時系列データを分割した(図2)。図2の黒く塗りつぶされた部分は術中に術者が器具を取る際に撮影された手が検出された期間である。この期間を境にバット上の器具の種類が

変化していると考えられるため、その時を境として  $\mathbf{D}$  を分割し、 $\tilde{\mathbf{D}} = \{d_k | k = 0, 1, \dots, K\}$  を得た。ただし、 $K$  は術者の手が映像に現れた回数とする。また、 $n = \{n_k | k = 0, 1, \dots, K\}$  は、 $\tilde{\mathbf{D}}$  それぞれの要素におけるフレーム数を各々表す。

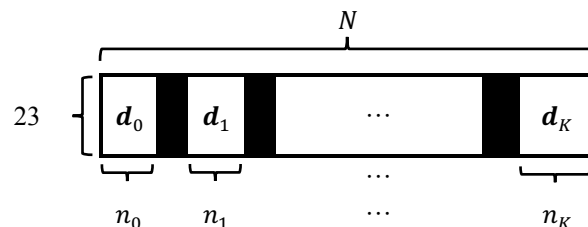


図2：時系列データ  $\mathbf{D}$  の分割

手が検出されてから次に手が検出されるまでの間に検出されている器具数の、フレームあたりの平均値集合  $\bar{\mathbf{D}}$  を次式で示す。

$$\bar{\mathbf{D}} = \frac{\mathbf{d}}{n} \quad (2)$$

次に、バット上の器具の変化を求めるために  $\bar{\mathbf{D}} = \{\bar{d}_k | k = 0, 1, \dots, K\}$  の要素の変化を、次式で表される時系列データ集合  $\hat{\mathbf{D}} = \{\hat{d}_l | l = 0, 1, \dots, K-1\}$  としてもとめた。

$$\hat{d}_l = \bar{d}_{l+1} - \bar{d}_l \quad (3)$$

この時系列データ集合  $\hat{\mathbf{D}}$  では、次式のようにするため、手に取られてバット上からなくなった器具は負の値を、バットに戻された器具は正の値をとり、変化のない器具は 0 となる。

$$\hat{v}_{il} = \bar{v}_{il+1} - \bar{v}_{il} \quad (4)$$

すなわち、 $\hat{d}_l$  の要素  $\hat{v}_{il}$  の絶対値を相加し 2 で除すると、その診療の期間  $l(= 0, 1, \dots, K-1)$  において器具  $i$  が用いられた回数  $M_i$  となる。

$$M_i = \frac{1}{2} \sum_{l=0}^{K-1} |\hat{v}_{il}| \quad (5)$$

器具の用いられた回数のベクトル表現 ( $\mathbf{M} = \{M_i | i = 0, 1, \dots, 22\}$ ) は診療時間や処置の繰り返しの影響でベクトル長が変化するため、 $L_2$  ノルムで  $\mathbf{M}$  を正規化したデータを、その診療の特徴ベクトル  $\mathbf{V}$  とした。

$$\mathbf{V} = \frac{\mathbf{M}}{\|\mathbf{M}\|_2} \quad (6)$$

## 2.4 特徴ベクトルの学習

実際の保存科外来の臨床において行われた 49 回の診療の特徴ベクトル  $\mathbf{V}$  に 4 種類の処置内容(歯周処置・う蝕修復処置・根管貼薬処置・根管充填処置)の正解ラベルを結びつけ、多層パーセプトロンを用いて学習と Leave-one-out 交差検証とを行った。ライブ

ラリとして Keras(ver2.1.1)、Tensorflow(ver.1.1.0)を用いた。用いた多層パーセプトロンの構造は、全結合層(入力次元 23、出力次元 8、活性化関数 ReLU)、全結合層(入力次元 8、出力次元 4、活性化関数 softmax)であり、学習時の検証データ割合は 20%とした。

### 3 結果

診療中の録画において、診療台に設置した装置は術者・患者双方の動線に干渉することなく、診療に問題が生じることはなかった。このことから、器具を置く診療台の直上に記録装置を追加可能であることがわかった。

得られた映像データに対する YOLO v3 での画像認識はワークステーション(CPU : Corei9 7900X、GPU : NVIDIA TITAN V)を用いて 30 fps で計算することができた。

得られた 49 診療の特徴ベクトルと正解ラベルとの組み合わせを多層パーセプトロンで学習させた判別器での Leave-one-out 交差検証結果は以下のようになった(表 1)。

表 1 : バット上器具映像のみからの診療内容自動推定手法の Leave-one-out 交差検証結果  
数字は分類された診療数を示している。(P: 歯周処置、CR: う蝕修復処置、RCT: 根管貼薬処置、RCF: 根管充填処置)

正 解 ラ ベ ル	RCF	0	1	3	7	63.6%	36.4%
	RCT	0	1	14	6	66.7%	33.3%
	CR	2	0	3	2	0.0%	100.0%
	P	9	0	1	0	90.0%	10.0%
		P	CR	RCT	RCF	真陽性率	偽陰性率

予測ラベル

次式で表される overall accuracy は 61.2%となった。ただし $TP_{(X)}$ は処置ラベル $X(= P, CR, RCT, RCF)$ についての真陽性数を表し、 $A$ は全診療数( $= 49$ )を表す。

$$\text{overall accuracy} = \frac{TP_{(P)} + TP_{(CR)} + TP_{(RCT)} + TP_{(RCF)}}{A} \quad (7)$$

### 4 考察

まず、YOLO v3 で映像データから 30 fps で器具検出できたことから、診療中の映像からリアルタイ

ムで、器具時系列データ $D$ を作成することが可能であることがわかった。

次に、多層パーセプトロンでの学習した判別器の Leave-one-out 交差検証での結果(表 1)であるが、歯周処置においては真陽性率が高いことがわかった。これは、用いられる器具が少なく、器具の誤検出が少なかったことや、診療内容にバリエーションが少ないことが要因であると考えられる。対照的にう蝕修復処置においては真陽性率が 0%となった。これは、う蝕修復処置においては歯科器具ではなく主にハンドピース(歯を切削する回転切削機)を用いる回数が多く、歯科器具の変化が少ないことや、診療内容にバリエーションが多いことが原因と考えられる。

上記のことから、今後はハンドピースの使用の有無などを映像データから得られる器具の情報に付加し、バット上の器具の変化がないときに何が行われているかという情報を与えることが適切と考えられる。

### 謝辞

本研究の一部は、日本電気株式会社共同研究費「スマートデンタルホスピタルに関する研究」の助成による。

### 参考文献

- [1] Glaser, B., Dänzer, S. & Neumuth, T.: Intra-operative surgical instrument usage detection on a multi-sensor table, International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery Volume 10, Issue 3, pp 351–362, (2015)
- [2] 江口郁子, 佐藤友正, 森武俊: 診療行為記述化のための視覚理解機能, 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 5, pp766~772, (1997)
- [3] 矢入(江口)郁子, 佐藤友正, 森武俊: 計算機理解に基づく診療行動の蓄積・提示支援システムに関する研究, 日本ロボット学会誌, Vol. 20, No. 4, pp437~445, (2002)
- [4] Joseph Redmon, Ali Farhadi. YOLOv3: An Incremental Improvement. University of Washington. [https://pjreddie.com/media/files/papers/YOLOv3.pdf (cited 2018-Aug-30)]