

ポスター

ポスター6

医療データ分析3（画像認識）

2018年11月23日(金) 16:00 ～ 17:00 K会場(ポスター、HyperDemo) (2F 多目的ホール)

[2-K-3-4] Deep Learningによる口腔内画像からの歯式情報認識の試み

○丸山 陽市¹, 藤原 卓¹, 本多 正幸² (1.長崎大学病院医療情報部歯科分室, 2.長崎大学病院医療情報部)

【目的】近年、大規模災害時の身元不明者に対する個人識別を行う場合、口腔内情報が有効であると言われている。2015年より本院のDWHでは1歯単位での初診状態、歯科処置履歴、歯周組織状態等の情報を蓄積しているため、これらの情報で個人識別が可能かどうか検討し、第36、37回本大会において、口腔内情報による個人識別では処置履歴と初診時の口腔内情報が重要であると報告した。しかし、初診診察時の口腔内診査結果を電子カルテへ入力する操作は煩雑であり、効率的な入力機能の実現が望まれている。そこで本研究では、口腔内画像の歯列情報からdeep learningによる歯の自動認識を試み、歯式情報認識の可能性について評価を行ったので報告する。【対象および方法】歯の自動認識対象はデジタルカメラで撮影した上顎永久歯列咬合面画像に限定し、上顎歯列に残存する健全歯とした。歯の自動認識はSingle Shot Multibox Detectorで行った。歯種の認識に対する評価は、不正咬合を含む健全歯からなる上顎歯列と歯科用金属による保存修復物や補綴物を含む上顎歯列に対して認識した歯種の適合率を求めた。【結果および考察】保存修復物や補綴物が存在しない、健全歯のみの永久歯列において、適合率は96.5%であり、37%の上顎歯列で1歯から2歯の誤認識が認められた。保存修復物や補綴物を含む歯列での歯種適合率は94.0%であり、保存修復物を健全歯と誤認識する状態がわずかであるが認められた。しかし、いずれの場合も適合率は100%を達成できていないため、学習データセットの不足が考えられる。今後は、学習データセット増加による評価と歯科処置歯に対する認識を行う必要がある。【結論】Deep learningによる口腔内画像からの歯の自動認識は、歯式情報認識に有効な手段となる可能性が示唆された。

Deep Learning による口腔内画像からの歯式情報認識の試み

丸山 陽市^{*1}、藤原 卓^{*1}、本多 正幸^{*2}^{*1} 長崎大学病院医療情報部歯科分室、^{*2} 長崎大学病院医療情報部

Intraoral image recognition for dental formula information using deep learning

Youichi Maruyama ^{*1}, Taku Fujiwara ^{*1}, Masayuki Honda ^{*2}^{*1} Division of Dental Informatics, Department of Medical Informatics, Nagasaki University Hospital,^{*2} Department of Medical Informatics, Nagasaki University Hospital

In recent years, it has been recognized in forensic dentistry that intraoral dental information has been effective for individual identification to an unidentified person at a large-scale disaster, and it is necessary to construct the database of the dental information. It is cumbersome to record the results of dental information at the initial oral examination, so it is desired to realize an efficient function of acquiring dental information. In the dental clinical field, in many cases, intraoral images are acquired by digital cameras for the purpose of recording intraoral information. In this study, using deep learning for intraoral images, the evaluation of automatic teeth recognition was investigated from dental arch images.

Deep learning of dental information recognition for maxillary dentition was achieved with Single Shot Multibox Detector(SSD) model, and SSD300 (300 x 300) and SSD512(512 x 512) were used for deep learning. Keras for the neural network library and TensorFlow for the backend framework were used for dental information recognition. The precision ratio of the dental information was 0.983 at SSD300, and 0.963 at SSD512. The recall ratio of dental information was 0.897 in SSD300, and 0.953 in SSD512. The F value was slightly higher in SSD512 than in SSD300. The result was that SSD512 was appropriate for recognition of dental information.

Keywords: dental information, deep learning, personal identification

1. 緒論

近年、大規模災害時の身元不明者に対する個人識別を行う場合、口腔内情報が有効であると言われ、重要視されている。長崎大学病院では、医科電子カルテシステムを医科歯科間の共通プラットフォームとし、歯科システムで発生した情報を電子カルテに集約することで、患者情報、オーダ情報、診療情報、部門情報、画像に対して医科歯科間で情報共有を行い^{1, 2, 3)}、2015 年からデータウェアハウス(DWH)での医科・歯科の電子カルテ情報と歯科部門システムで発生する口腔内情報の統合を開始している。この口腔内情報は1歯単位での初診状態、歯科病名、歯科処置履歴、歯周組織情報等の歯科情報を有している。これらの情報で個人識別が可能かどうか検討し、第36、37回本大会において、口腔内情報による個人識別では処置履歴と初診時の歯式情報が重要であると報告した^{4, 5)}。歯式情報とは残存歯、欠損歯、健全歯、保存修復(金属、陶材)、歯冠修復(金属、陶材)、義歯等の歯列に対する部位情報であり、数多くの口腔内情報からなっている。初診診察時の口腔内診査結果を電子カルテへ入力する操作は図1の画面で行っているが、日常の診療業務の中では煩雑であると言われる場合があり、効率的な入力機能の実現が望まれている。歯科領域では口腔内情報記録を目的として、デジタルカメラによる口腔内画像を取得する機会が多い。この口腔内画像に対して Deep Learning(深層学習)による歯番と歯の状態が自動で検出可能になれば、電子カルテ

への歯式情報入力効率が期待される。

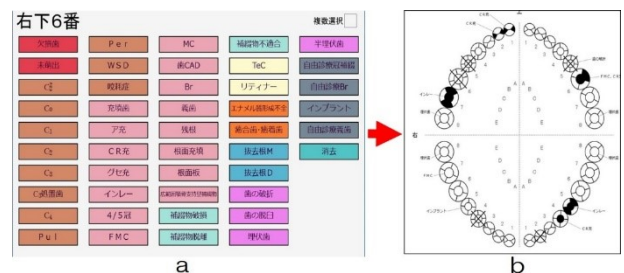


図1 初診時歯式情報の入力(a:歯の状態選択 b:歯式チャート) (参考文献4)より引用)

2. 目的

本研究の目的は、口腔内画像の歯列情報に対して、深層学習による歯番と歯の状態の自動認識を試み、歯式情報認識の可能性について評価を行うことで、歯の認識に最適な画像サイズを明らかにし、自動認識での問題点を抽出することである。

3. 方法

3.1 対象

歯の自動認識を行う対象画像は、矯正歯科外来で受診初回時に撮影し、以後の受診歴がなく、患者 ID が付与されていない該当者不明な口腔内画像から抽出した上顎永久歯列咬合面画像 510 枚とした(図 2)。これらの画像から学習用画像データセットとして 460 枚、評価用画像データセットとして 50 枚を任意に選択した。選択した画像は正常な永久歯歯列だけでなく、不正咬合、欠損歯、歯冠修復、保存修復、う蝕歯、歯面色素沈着、歯冠の形態異常歯(矮小歯、巨大歯、咬耗、エナメル質破折)、位置異常歯等を含み、義歯装着画像は存在していなかった。

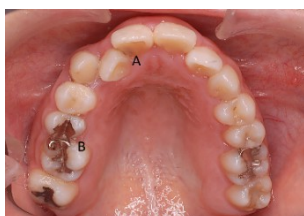


図 2 上顎歯列の口腔内画像

A: 初期う蝕 B: インレー(金属による保存修復)

3.2 クラス分類の定義

今回は口腔内画像からの歯式情報認識の可能性についての評価を目的とするため、健全歯、う蝕歯、歯面色素沈着歯、陶材やコンポジットレジンによる保存修復、陶材や硬質レジンによる歯冠修復等の金属色を有さない歯を非金属歯、金属による保存修復歯(インレー)を金属歯とし、この2グループに対して、表 1 で示す上顎歯列 14 歯のクラスを定義した。歯全体が金属で被覆されている歯冠修復物と第 3 大臼歯は画像認識の対象外とした。

表 1 歯式情報認識のクラス定義

第2大臼歯<-----							上顎右側							----->中切歯							中切歯<-----							上顎左側							----->第2大臼歯						
非金属歯																																									
17	16	15	14	13	12	11	21	22	23	24	25	26	27																												
金属歯																																									
17_Inlay	16_Inlay	15_Inlay	14_Inlay	13_Inlay	12_Inlay	11_Inlay	21_Inlay	22_Inlay	23_Inlay	24_Inlay	25_Inlay	26_Inlay	27_Inlay																												

3.3 口腔内画像の歯式情報認識

上顎歯列に対する歯式情報認識は Single Shot Multibox Detector(SSD)⁶⁾で行った。深層学習モデルである SSD は、画像内の対象物体の位置検出とクラス分類を同時に行える特徴を有している。SSD による歯式情報認識に対して最適な画像入力サイズが現状では不明なため、画像入力サイズの違いによる認識機能評価を目的として SSD300(300x300)と SSD512(512x512)を使用した。ニューラルネットワークライブラリは keras(ver. 2.2.2)を使用し、バックエンドのフレームワークは TensorFlow(ver. 1.8)を利用した。

SSD300 と SSD512 に対して、どちらも一般物体認識データセット(VOC2007)4500 枚で新たに事前学習させた pool4 までのパラメータを初期値とし、conv4_3 以降のパラメータについては 460 枚の学習画像データセットによるファインチューニングを行った。ファインチューニングは非金属歯と金属歯に対してそれぞれ独立して行い、非金属歯と金属歯のパラメータ調整を行った。

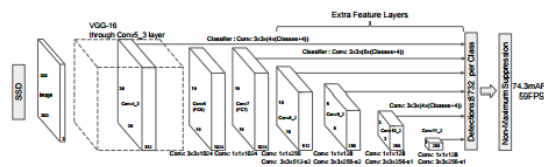


図 3 Single Shot Multibox Detector モデル
(参考文献 6)より引用)

3.4 認識機能の評価

歯式情報認識に対する最適な画像入力サイズを評価するために、学習に使用していない評価画像データセット 50 枚を用い、歯の傾斜や位置の偏位、口腔内画像撮影時のカメラの傾き等の認識への影響を考慮して、任意の評価画像データに対して;+0.18rad と-0.18rad の回転を行った状態で、非金属歯対象の歯式情報認識について適合率と再現率を求めた。

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しい歯番で検出した非金属歯数}}{\text{全検出歯数}}$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しい歯番で検出した非金属歯数}}{\text{検出すべき非金属歯全数}}$$

4. 結果

4.1 認識機能の評価

金属による保存修復物や補綴物が存在しない、健全歯、う蝕歯、歯面色素沈着歯、陶材やコンポジットレジンによる保存修復、陶材や硬質レジンによる歯冠修復等の非金属歯認識において、適合率は SSD300 で 0.983、SSD 512 で 0.963 であった。再現率については SSD300 で 0.897、SSD512 で 0.953 であり、F 値は SSD300 より SSD512 でわずかに高くなるが、高い数値が認められた(表 2)。

表 2 画像入力サイズに対する認識機能評価

モデル	適合率	再現率	F 値
SSD300	0.983	0.897	0.938
SSD512	0.963	0.953	0.958

4.2 歯式情報認識の具体例

位置異常歯が存在していない正常な上顎歯列形態の場合、SSD300 と SSD512 のモデルにおいて、すべての非金属歯を正確に認識していたが(図4)、図 5 の叢生状態で唇側転位している 23(上顎左側犬歯)について、SSD300 で認識せず、SSD512 では認識できていた。

図5の歯列形態と類似している図 6 において、SSD300 では 13、14 は認識できず、上顎右側第 1 大臼歯は本来 16_Inlay であり、認識対象外であるが、誤認識で 16 となっていた。SSD512 ではすべての非金属歯を正確に認識しており、上顎右側第 1 大臼歯の誤認識は認められなかった。

図 7 は叢生状態で非金属歯と金属歯が混在し、16、26、27

が欠損している状態である。SSD300、SSD512とも非金属歯はすべて検出しているが、SSD300において14が13となり、誤認識が認められた。

SSD512による金属歯の認識では、図8中央の左側第2小臼歯は25_Inlayが正解であるが、26_Inlayと誤認識している状況であった。さらに、図9右のように、17_Inlayである金属歯を認識できない例が見られた。

5. 考察

残存歯の歯式や歯科治療痕による身元不明者に対する個人識別率は2001年の米同時多発テロで35%、2004年のスマトラ沖地震で56%であり、歯式と治療痕の組み合わせは他の身体的特徴と共に個人識別に有効であると認識されているが、東日本大震災で実際に口腔内情報が採取でき、身元確認できた遺体は採取した口腔内情報の数%程度であった。口腔内情報が採取できても、歯科診療所レベルで電子カルテが十分に普及していない状況のため、個人識別可能な口腔内情報を蓄積したデータベースを有している医療機関がほとんどなく、迅速で正確な医療機関への照会ができない状況である。このため、個人識別に関する医療クラウドや口腔内情報のデータベース化への関心が高まっているが、現在の歯科領域では歯式情報の取得は手作業での入力や紙カルテへの記載が行われている状況であり、データベース構築には歯式情報入力の自動化が必要と考えられる。そこで本研究では、深層学習のSSDモデルによる口腔内画像上の個々の歯番と状態に対する自動認識の可能性について検討を行った。

歯式情報認識を行う際に、口腔内画像に対して検出対象である歯の画像サイズに対して、SSDモデルの最適な画像入力サイズを検討する必要がある。今回はインレー保存修復の金属歯は学習用データセット数が極端に少数だったため、金属による保存修復物や補綴物が存在しない、健全歯、う蝕歯、歯面色素沈着歯、陶材やコンポジットレジンによる保存修復、陶材や硬質レジンによる歯冠修復等の金属色を有さない歯を非金属歯認識に対して、画像入力サイズの評価を行った。適合率はSSD300で0.983、SSD512で0.963であった。再現率についてはSSD300で0.897、SSD512で0.953であり、F値はSSD300よりSSD512でわずかに高い数値が認められ、わずかな差ではあるが、歯式情報認識にはSSD512が適切であると思われる。不正咬合のない正常な歯列形態の場合、SSD300とSSD512のモデルにおいて非金属歯はすべて正確に認識していたが、正常な歯列形態の位置から外れている、転位、極端な唇側傾斜や舌側傾斜がある場合、SSD300で認識せず、SSD512では認識できていた。叢生状態で金属歯と非金属歯が混在している場合でも、SSD512ではすべての非金属歯を正確に認識していた。欠損歯については、第1大臼歯と第2大臼歯が欠損で、金属歯で第2小臼歯が最後方歯となっている場合は、学習データセットがほとんどない状態であるため、第1大臼歯と誤認識している状況である。左右側第3大臼歯が存在している口腔内画像では、第3大臼歯を第2大臼歯と誤認識している場合があり、今回の学習においては第2大臼歯までしか学習を行っていない影響と思われる。金属歯に対しては、金属歯が存在する学習画像データセットが少ない影響で、SSD512を使用しても歯番の誤認識や未検出が生じている。以上のような問題点を含めて、適合率、再現率は100%を達成できていない。pool4までの一般物体認識データセットを処理時間短縮のために

4500枚に減らして行い、conv4_3からの口腔内画像も少ないため、金属歯を含むデータセットを含めた学習画像データセットの不足が考えられる。今後は、学習データセット増加による評価とパラメータ調整を行い、インレー以外の歯科処置歯に対する認識も行う必要がある。

6. 結論

深層学習による口腔内画像からの歯の自動認識は、現状ではSSD300よりSSD512モデルの方が適切であり、歯式情報認識の自動化に有効な手段となる可能性が示唆された。

本研究はJSPS科研費JP17K12014の助成により行った。

参考文献

- 1) 丸山陽市, 藤原 卓. 統合システムにおけるマルチベンダーによる歯科電子カルテの構築. 医療情報学 2008;28(Suppl.):171-172.
- 2) 丸山陽市, 本多正幸. 歯科統合電子カルテシステム構築で解決すべき歯科の基本要件. 新医療 2011;38:122-126.
- 3) 丸山陽市, 藤原 卓, 本多正幸. 歯科情報の2次利用における問題点とこれからの課題について. 医療情報学 2011;31(Suppl.):159-162.
- 4) 丸山陽市, 藤原 卓, 本多正幸. 歯科情報を蓄積したデータウェアハウスによる個人識別の評価. 医療情報学 2016;36(Suppl.):1144-1147.
- 5) 丸山陽市, 牛嶋拓也, 藤原 卓, 本多正幸. データウェアハウスに蓄積した歯科情報による無歯顎者に対する個人識別の評価. 医療情報学 2017;37(Suppl.):989-992.
- 6) Liu W., Anguelov D., Erhann D., Szegedy C., Reed S. E., Fu C.-Y. and Berg A. C.: Single Shot MultiBox Detector, CoRR, Vol. abs/1512.02325, 2015.

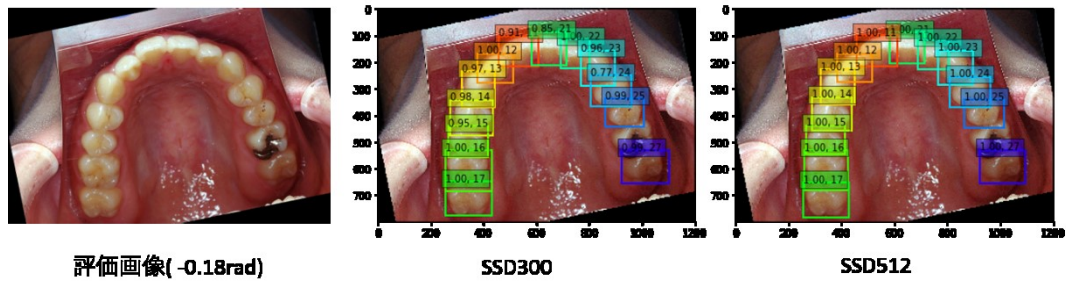


図4 正常形態の上顎歯列(金属歯あり)

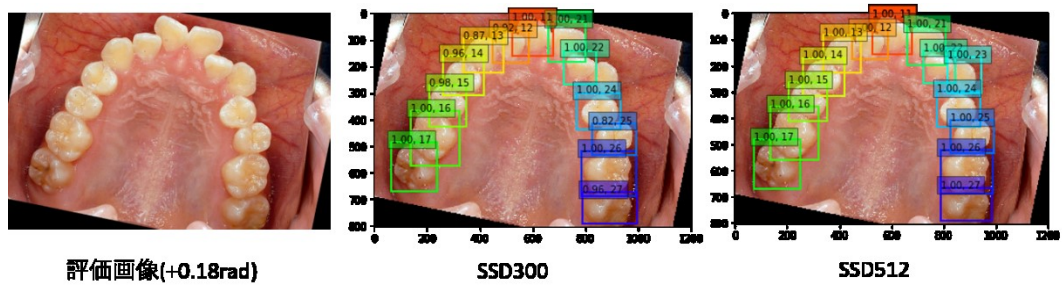


図5 上顎中切歯の前突、叢生状態の上顎歯列(金属歯、欠損歯なし)

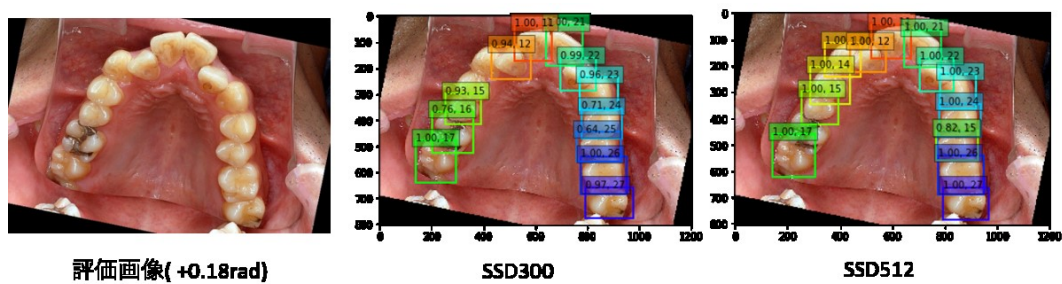


図6 上顎中切歯の前突、叢生状態の上顎歯列(金属歯あり、欠損歯なし)

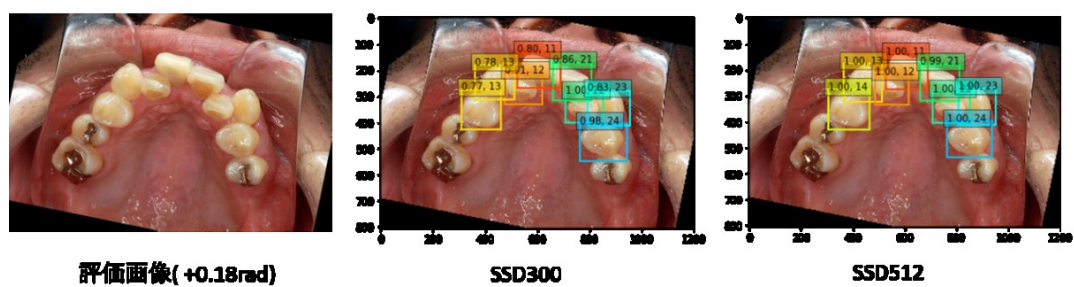


図7 叢生状態の上顎歯列(金属歯、欠損歯あり)

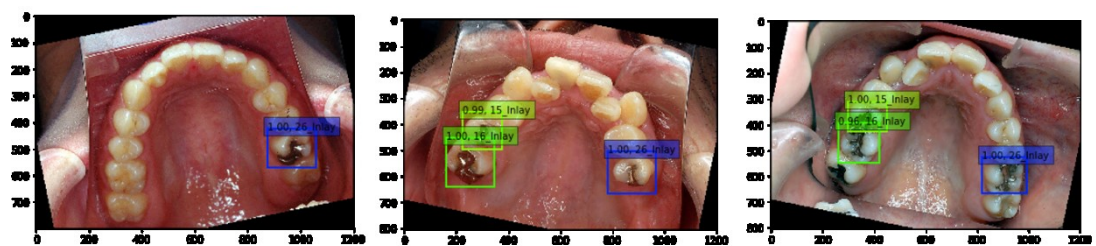


図8 SSD512 モデルによる金属歯(インレー)の認識状態