



人工知能ディープラーニング技術を用いた 歯科画像診断支援の可能性

大阪歯科大学 歯科放射線学講座

主任教授 有地 淑子

【はじめに】

近年、ディープラーニング（深層学習）の技術の発展により、人工知能が様々な分野に適応されるようになりました。ディープラーニングとは、人間の脳神経回路を模したニューラルネットワークを多層にして用い、大量のデータを使って学習することにより、コンピュータ自らがデータに含まれる潜在的な特徴を捉え、より正確で効率的な判断を実現させる技術のことです。従来のようにデータに含まれる特徴を人間が抽出する必要はありません。医療分野ではこの技術を使って、内視鏡における胃癌や大腸病変の検出、眼底画像における網膜症や緑内障の診断などが実用化されています。歯科分野でも実用化にむけた研究が活発に行われています。今回、歯科放射線分野におけるディープラーニング技術を用いた画像診断支援に関する研究を紹介したいと思います。

【ディープラーニングのワークフロー】

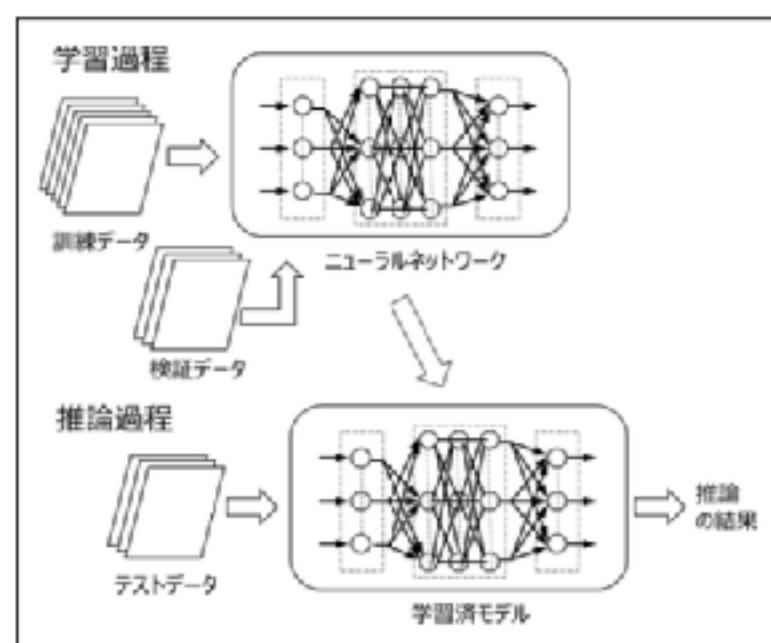


図1 ディープラーニングのワークフロー

ディープラーニングのワークフローを図1に示します。まず、大量のデータを準備します。どれくらいのデータが必要かという明確な答えはありませんが、ニューラルネットワークの重みパラメーター数の10倍以上の訓練データが必要とされています。例えば、大腸内視鏡診断支援には約6万の訓練画像が、眼底画像の網膜症診断には約12万の訓練画像が使われました。単一の施設では十分なデータを集めることができないので、多施設共同研究や学会レベルでのデータ収集がさかんに行われています。

次に手法を選択します。十分なGPUを搭載したPCを準備するか、あるいはクラウドサービスを利用するかして、ディープラーニングのモデルを動かせる環境を整えます。フレームワークはディープラーニングのモデル実装を支援するライブラリで、大半がオープンソースで提供されていますのでダウンロードしておきます。その後ニューラルネットワークを作成します。私のようにプログラミングなんてとんでもないと思ってる人は、オープンソースのニューラルネットワークを利用するか、あるいはNeural Network Console (SONY) を利用してボタンで直感的にネットワークを設計するという選択肢もあります。

続いて、データの前処理を行います。画像のサイズや解像度を揃えたり、データ数が少ない場合にはデータ拡張 (Augmentation) を行います。データ拡張は、訓練画像などに対して画像の移動・回転・拡大・輝度変換などの画像処理を施すことで、これによってデータ数の水増しが可能となります。画像データにタグをつける作業 (annotation) も必要です。例えば、クラス名や

座標などのタグをひもづけたデータを取り込むことで、パターンを認識できるようになります。

作成されたデータセットは、訓練、検証、テストデータに分割します。訓練データで学習を行い、検証データで学習中にモデルの評価を行い、モデルのパラメータを調整して最終的なモデルを決定し（学習過程）、テストデータで学習済モデルの評価を行います（推論過程）。

【歯根形態の診断】

歯科パノラマX線画像を用いて人工知能を適応した例を紹介しましょう。

下顎第一大臼歯の歯根は通常近心根・遠心根の2根性ですが、日本人や中国人の約20%には遠心根に過剰根がみられると報告されています。パノラマX線画像でこの過剰根が診断できれば、歯内治療に有効かもしれません。そこで、我々はパノラマX線画像で下顎第一大臼歯部を切り抜いた画像を準備し（図2A）、GoogLeNetやAlexNetなどのニューラルネットワークを用いて学習を行い、モデルを評価しました。その結果、正診率82%で、歯科放射線専門医（75%）よりも高い診断能を得ることができました。その1例を図2Bに示します。人工知能は遠心根の過剰根を正しく診断できましたが、人は診断できませんでした。

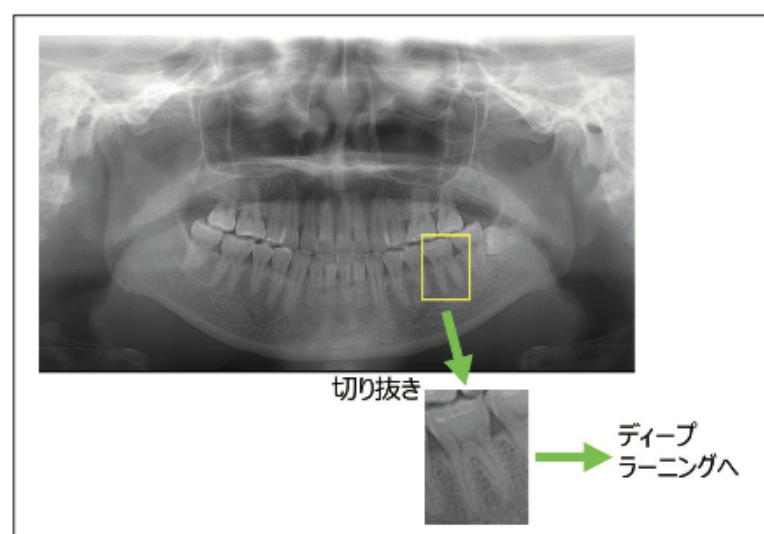


図2A 下顎第一大臼歯遠心根過剰根の診断のための画像データの作成

下顎第二大臼歯には槌状根（C-shape）がみられることがあります。Jeonらは、パノラマX線画像の切り抜き像を用いて、人工知能でこれを診断できるか検討しました。その結果、人工知能は槌状根を、正診率95%で診断できると報告しました。



図2B

結果例：本症例は歯科用コーンビームCTで遠心根の過剰根が確認されています。Dは遠心、Mは近心を示します。人工知能は、正しく過剰根ありと診断しました。歯科放射線科専門医は、過剰根を指摘できませんでした。

パノラマX線画像に人工知能を適応し分類（診断）した報告には、他に下顎埋伏智歯、関節突起骨折、上顎洞炎、骨粗鬆症スクリーニングなどがあります。

【顎骨腫瘍の検出】

パノラマX線画像で、患者の主訴以外の部位に病変が発見されることは少なくありません。人工知能で病変を自動検出できれば、忙しい開業歯科医師や経験の浅い研修医の読影を支援することになるでしょう。病変の検出のためには、画像データに病変の種類や位置のタグ（ラベル）をひもづけることが必要になります（図3A）。DetectNetなどのニューラルネットワークを用いてタグ付きの画像データで学習を行いました。その結果、下顎骨嚢胞・腫瘍の検出感度は88%でした。検出できた病変において、含歯性嚢胞や歯根嚢胞の診断は比較的高い感度を示しました。図3Bは、人工知能が歯根嚢胞を検出し、診断も成功した例を示します。図3Cは、人工知能がエナメル上皮腫の検出に成功しましたが、誤って歯原性角化嚢胞と診断した例を示します。

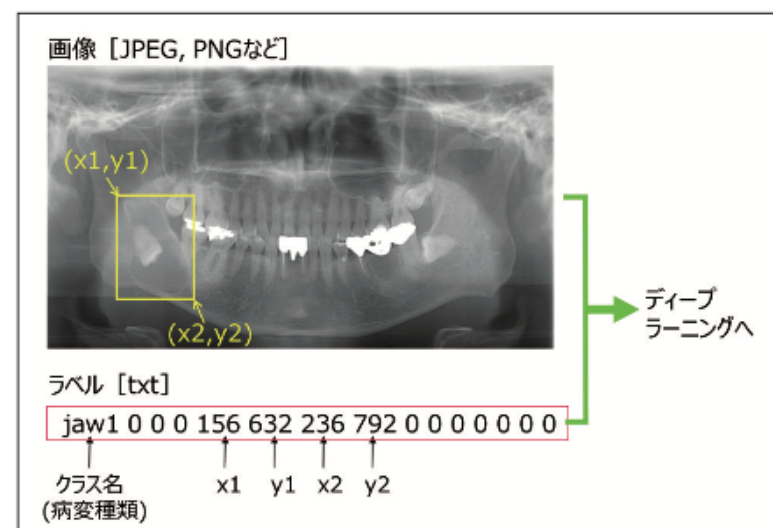


図3A 顎骨腫瘍/嚢胞の検出のための画像とラベルの準備

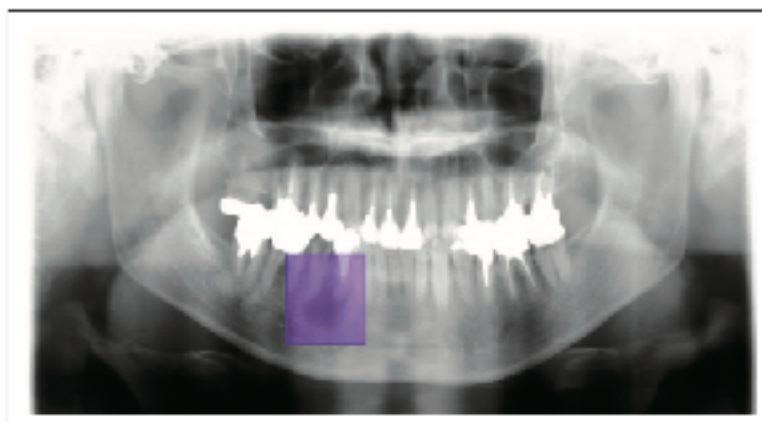


図3B 結果例1. 歯根膿瘍症例
人工知能は病変を検出し、正しく歯根膿瘍（紫色）と診断しました。

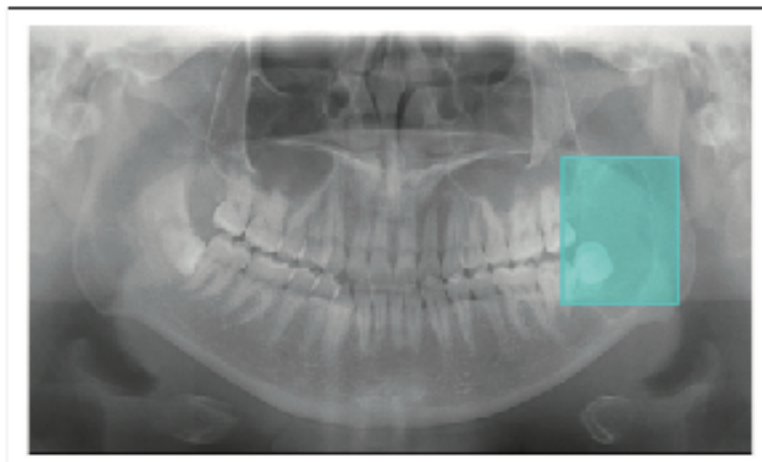


図3C 結果例2. エナメル上皮腫症例
人工知能は、病変の検出には成功しましたが、誤って歯原性角化嚢胞（水色）と診断しました。

パノラマX線画像に人工知能を適応し病変を検出した報告には、他に歯根破折、上顎正中過剰埋伏歯、顎裂、上顎洞炎などがあります。

個人識別のために、パノラマX線画像において人工知能が歯を検出し、歯種（切歯、犬歯、小臼歯、大臼歯）や歯の状態（健全歯、部分修復歯、全部修復歯）を診断した研究も多くみられます。

【関節円板の領域分割】

臓器や病変の領域分割のためには、原画像とともに関心領域を色塗りした画像を準備し（図4A）、U-Netなどのニューラルネットワークを用いて学習を行います。領域分割の評価には、実際の関心領域の面積と人工知能が予測した領域の面積より算出される指標が用いられます（ここで詳細は省きます）。

MRIにおいて人工知能を用いて関節円板の領域分割をおこなった1例を図4Bに示します。関節円板はよく領域分割されていました。領域分割の報告には、他に嚥下造影検査（VF）における造影領域の領域分割、口内法における特定歯の領域分割などがあります。治療前に各臓器を

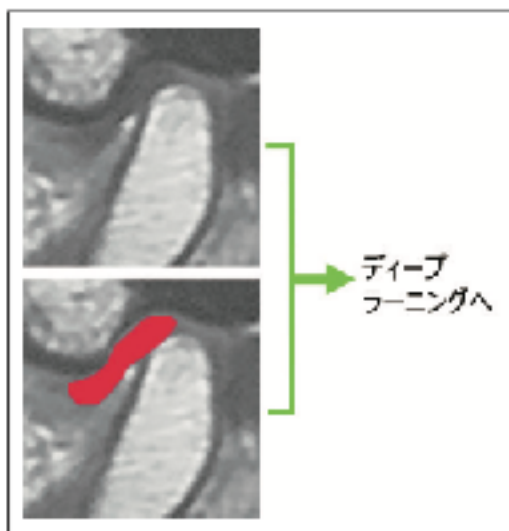


図4A
顎関節円板の領域分割のための画像データ準備
原画像と色塗り画像をペアで準備します。

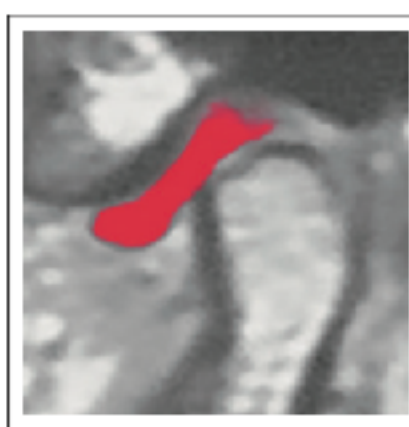


図4B
結果例：人工知能は関節円板の領域分割に成功し、円板を赤色で表示しました。

領域分割した報告も多くみられます。

【おわりに】

人工知能は、画像診断支援・補助に利用されるのみならず、撮影条件の最適化（CTの低線量化、MRIの撮影時間の短縮）や画像再構成の支援にも適応されています。ますます適応範囲が広がり、人間の補助になりうるものと期待します。

参考文献

1. インナービジョン 35:62-65,2020.
2. Dentomaxillofac Radiol 48:20180218, 2019.
3. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol 128:424-430,2019.
4. Dentomaxillofac Radiol 50:20200171,2021
5. Sci Report 11:16044,2021