

畳み込みニューラルネットワークで、胸部放射線画像からCOVID-19を検出

リンダ・ワン

1万8000枚近くの画像からなるデータセットで学習済みのCOVID-Netを基盤に、オープンソースコミュニティが新型コロナウイルス検出機能を構築してくれることを期待している。

最新ニュースを追っている人ならば、新型コロナウイルスの検査が、ウイルスの感染拡大の追跡と抑止に役立つことを知っているだろう。米国などの国では、検査体制がまだ必要とされるレベルに達していない。検査が不足していることと、国家の医療制度に多大な負荷がかかっていることが、その主な理由である。ディープラーニングに基づく、新しいオープンソースのCOVID-19検査方法は、正確で迅速な手法として希望を与えるものである。

SARS-CoV-2 (severe acute respiratory syndrome coronavirus 2、通称「新型コロナウイルス」)によって引き起こされる感染症COVID-19のパンデミックは、世界人口の健康と福祉に壊滅的な被害を与え続けている。主要なスクリーニング方法であるPCR (Polymerase Chain Reaction: ポリメラーゼ連鎖反応)検査は、SARS-CoV-2 RNAを呼吸器検体から確実に検出するものだが、時間と労力を要する複雑な手作業で、機器も人材も不足している。X線やCT (コンピュータ断層撮影)などの胸部放射線画像は、SARS-CoV-2のウイルス感染に関連する視覚的指標を放射線技師に示す。COVID-19感染者は胸部放射線画像に特有の異常が示されることが初期研究で明らかになっており、感染拡大地域におけるCOVID-19のスクリーニングのための主要な手段

として、放射線検査が利用できるのではないかという意見も示されている。

放射線検査は、より短時間で行うことができ、現代の医療制度における胸部放射線撮影システムの普及状況から考えて、より広く利用可能だが、画像に示される視覚的指標は微小であるため、放射線画像を解釈できる専門の放射線技師が必要であることがネックとなる。

ディープラーニングに基づく数多くの人工知能 (Artificial Intelligence: AI) システムが、放射線画像からのCOVID-19の正確な検出に対して有望な結果を示しているが、そのほとんど、あるいはすべてがクローズドソースで、そうしたシステムのさらなる理解と拡張を目指す、研究コミュニティや一般利用向けには公開されていない。

そこで、ともにカナダを拠点とするウォータールー大 (University of Waterloo) とAI企業ダーウィンAI社 (DarwinAI) の研究者らは、胸部放射線画像からCOVID-19の症状を検出するように構築されたディープ畳み込みニューラルネットワークCOVID-Netを開発した (<https://bit.ly/VSD-COVID2>)。最初のネットワーク設計プロトタイプは、a) 感染なし (正常)、b) 細菌感染、c) COVID以外のウイルス感染、d) COVID-19のウイルス感染という4つのうちのいずれであるかを予測するこ

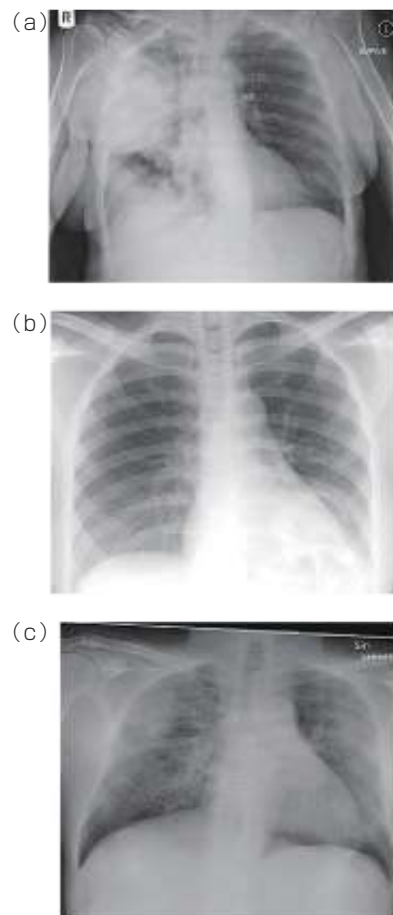


図1 COVIDxデータセットに含まれる後前方向撮影の胸部放射線画像サンプル。(a)は細菌感染、(b)はCOVID-19以外のウイルス感染、(c)はCOVID-19のウイルス感染の状態を示す。

とを目的としている。この4つを予測項目として選択したのは、COVID-19感染を確認するためのPCR検査に誰を優先するべきかという判断だけでなく、どの治療法を採用するかという感染原因に基づく医師の判断にも、それらの結果が有効だからである。感染の種類によって異なる治療プランを採用する必要があるためだ。図1は、感染

表1：COVIDx テストデータセットに対する COVID-Net の性能

パラメータ数 (単位:百万) MAC演算回数 (単位:十億) 精度(単位:%)

116.6	2.26	92.4
-------	------	------

なしを除く3つの感染状態に該当する、胸部放射線画像サンプルである。

ネットワークのアーキテクチャとデータセットの生成

図2は、本稿で提案する COVID-Net のネットワークアーキテクチャである (<http://bit.ly/VSD-COVID> で一般公開されている)。このアーキテクチャには、以下の手順で構成される、軽量版の残差 PEPX (projection-expansion-projection-extension、投影-展開-投影-拡張) の設計パターンが多用されている。

第1段階の投影：1×1の畳み込みによって、入力フィーチャをより低い次元に投影する

展開：1×1の畳み込みによって、入力フィーチャとは異なる、より高い次元にフィーチャを展開する

深さ方向の表現：3×3の効率的な深さ方向の畳み込みによって、空間特性を学習し、計算の複雑さを最小限に抑えつつ、表現能力を維持する

第2段階の投影：1×1の畳み込みによって、フィーチャをより低い次元に再投影する

拡張：1×1の畳み込みによって、より高い次元へのチャンネル次元の最終的な拡張を行い、最終フィーチャを生成する

COVID-Net の学習と評価に使われ

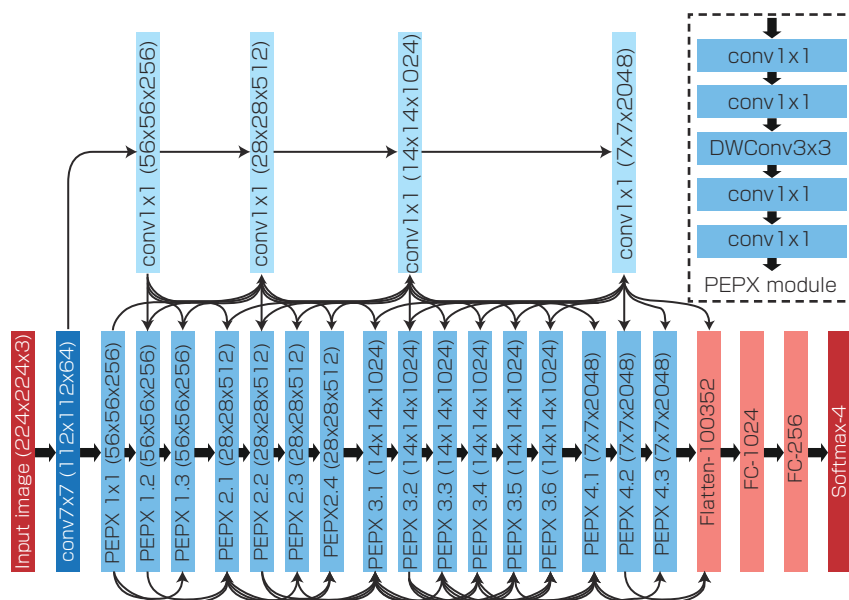


図2 胸部放射線画像からの COVID-19 症例検出用に構築されているため、構造的多様性に富み、長い接続が選択的である様子がうかがえる。COVID-Net アーキテクチャには、投影-展開-投影の設計パターンが多用されていることも、この図から見てとれる。それにより、計算効率と表現能力の間の適切なバランスがとられている。

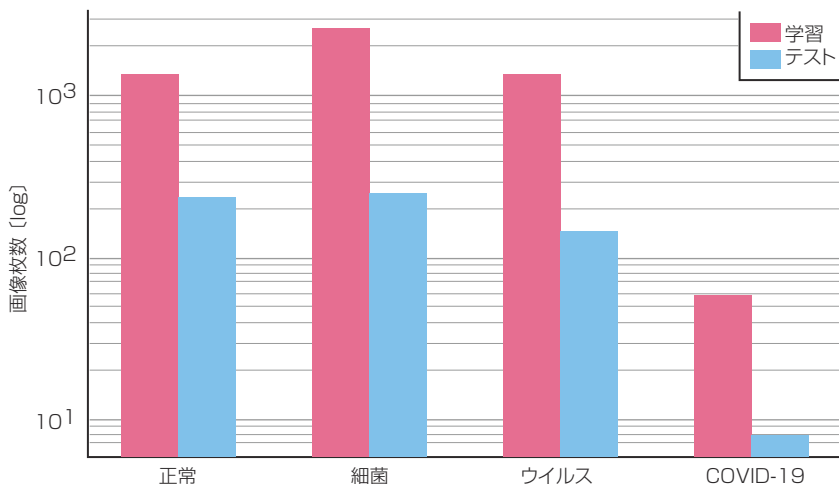


図3 4つの感染状態に対する COVIDx データセットの中の後前方向撮影胸部放射線画像の分布 (正常は感染なしを意味する)。左側の棒グラフは学習画像の枚数、右側の棒グラフはテスト画像の枚数を示している。

た COVIDx データセットは、1万3645 件の患者症例にわたる合計1万6756 枚の胸部放射線画像で構成されている。このデータセットを生成するために、COVID の胸部 X 線データセットと、Kaggle の胸部 X 線画像 (肺炎) データセットという、一般公開されている2つの異なるデータセットを統合し、変更を加えた。これらのデータセットを

選択したのは、どちらもオープンソースで、一般市民や研究コミュニティに対して公開されているためである。これらのデータセットの更新に伴って、COVIDx も更新されていく。

図3と図4は、4つの感染状態に対する画像と患者症例の分布を示している。最も顕著な傾向として挙げられるのは、COVID-19 の感染症例とその放

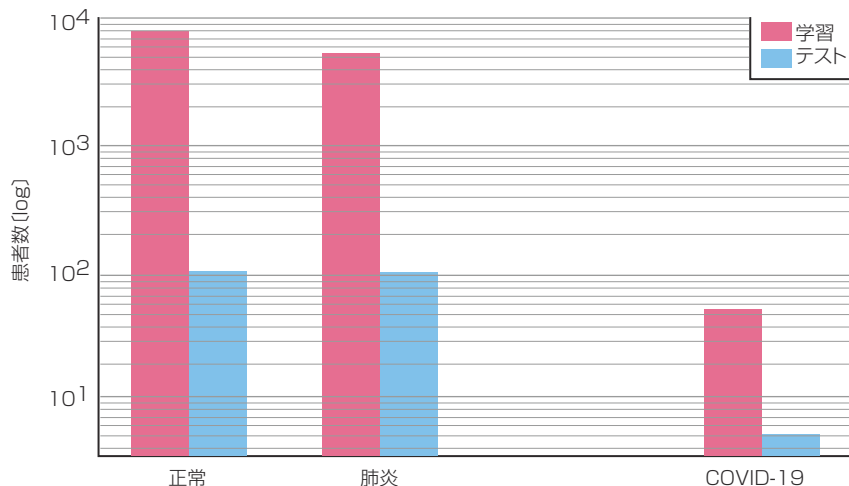


図4 各感染状態に対するCOVIDxデータセットの中の患者症例数の分布(正常は感染なしを意味する)。

射線画像が少ないことである。これは、一般公開されているCOVID-19の症例データが少ないことを反映しているが、公開症例データの増加に伴って、データセットを改善するために、より多くのCOVID-19データを入手する必要があることも示している。

具体的には、COVIDxデータセットには、53件のCOVID-19患者症例からの76枚の放射線画像しか含まれていない。肺炎なしの放射線画像と、COVID-19以外のウイルスによる肺炎の放射線画像については、患者症例も放射線画像もそれよりもはるかに多く存在する。画像には、合計8066件の

肺炎を患っていない(すなわち正常な)患者症例と、5526件のCOVID-19以外の肺炎を患う患者症例も含まれている。COVIDxデータセットを構築するためのデータセット生成スクリプトは、<http://bit.ly/VSD-COVID>で公開されている。

COVID-Netに対し、ImageNetデータセットを用いて事前学習を行った後に、Adamオプティマイザを用いて、学習が一定期間停滞した場合に学習率を引き下げる学習率ポリシーを適用して、COVIDxデータセットの学習を行った。学習時には、次のハイパーパラメータを適用した。learning rate (学

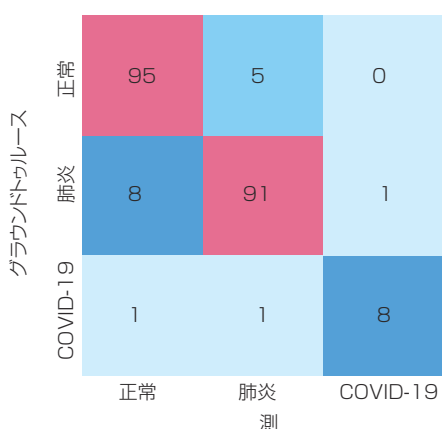


図5 COVIDxテストデータセットに対するCOVID-Netの混同行列。

表2: 各感染状態に対する感度

正常	感度 (%)	
	COVID-19以外のウイルス	COVID-19ウイルス
95	91	80

習率)= $2e-5$ 、number of epochs (エポック数)=10、batch size (バッチサイズ)=8、factor (学習率を減らす割合)=0.7、patience (改善がなかった場合に学習率を引き下げるエポック数)=5。本稿で提案するCOVID-Netは、KerasディープラーニングライブラリとTensorFlowバックエンドを用いて構築および評価されている。

詳しい実装方法と結果

COVID-Netの検出性能と判定動作は、定量的/定性的解析手法によって評価される。定量的解析は、COVIDxデータセットにおける4つの感染状態の検査精度、感度、陽性反応適中度 (Positive Predictive Value : PPV) を計算することによって行う。表1は、検査精度、構造の複雑さ(パラメータ数)、計算の複雑さ(MAC[積和演算]回数)を示している。COVID-Netは、精度と計算の複雑さの間の適切なバランスがとられており、92.4%の精度を達成しつつ、22億6000万回のMAC演算で症例を予測することができる。

各感染状態に対する感度とPPVの調査では、現時点のCOVID-Netの制約が浮き彫りになった(表2、表3、図5の混同行列を参照)。COVID-NetのCOVID-19症例に対する感度は80%だった。このソフトウェアは、COVID-10の患者症例の非検出率を最小限に抑えることが目的であるため、感度は重要

な項目である。かなり有望な結果といえるが、公開されているCOVID-19の患者症例数が、COVIDxの他の感染状態と比べて少ないため、より多くのCOVID-19症例が公開されるにつれて、有効性はさらに向上すると考えられる。一方、COVID-NetのPPVは88.9%で、複数の偽陽性検出があったことを示している。図5には、細菌感染の2名の患者が、COVID-19ウイルスに感染していると誤って判定されたことが示されている。これによって追加のPCR検査が必要になるため、医療制度の負担は増すが、COVID-19の偽陰性検出は少ないので、合理的なトレードオフであると考えてよいだろう。

また、COVID-19以外のウイルス感染のPPVが、他の感染状態のPPVよりもかなり低いという結果も示された。感染なしの状態に対する感度は、他の感染状態と比べて顕著に低い。COVID-Netは、胸部放射線画像からのCOVID-19症例の検出に対してうまく機能するという結果が得られた。ただし、追加データを収集して、基盤の学習方法を改良することにより、症例に対するさらなる一般化を行えば、まだ改善の余地はある。

定性的解析としては、GSInquireを活用することにより、COVID-Netの予測方法を調査した。GSInquireとは、ディープニューラルネットワークが判定に至るまでの過程に関する知見を与える、ダーウィンAI社独自の手法である。図6は、COVID-19の胸部放射線画像サンプルにおいて特定された、重要因子を示している。COVID-Netは、図6において赤色で示されているように、患者がSARS-CoV-2ウイルスに感染していることを放射線画像が示しているかどうかを判断するための重要因子として、肺と画像の中の局所領



図6 COVID-Netは、画像がCOVID-19患者のものであるかどうかを判断するための重要因子となる、肺の中の領域の特定を支援する。

表3:各感染状態に対するPPV

正常	PPV(%)	
	COVID-19以外のウイルス	COVID-19ウイルス
91.3	93.8	88.9

域を特定している。本稿で提案するCOVID-NetがどのようにしてCOVID-19感染を検出するかを解釈して知見を得る能力は、次の3つの理由に基づき、重要である。

透明性: COVID-19の症例検出に活用される重要因子を理解することにより、本稿で提案するCOVID-Netによる予測の透明性と信頼性が高まり、医師はこれをスクリーニングに利用して、迅速かつ正確な診断に役立てることができる。

新しい知見の発見: 本稿で提案するCOVID-Netによって活用される重要因子は、SARS-CoV-2ウイルス感染を診断するための重要な視覚的指標に関する新しい知見を医師が発見する上で、役立つ可能性がある。医師はその指標を利用して、スクリーニング精度を向上させることができる。

性能の検証: COVID-19の症例検出に活用される重要因子を理解することにより、本稿で提案するCOVID-Netが不適切な情報(体外の誤った視覚的指標、組み込みマークアップシンボル、画像アーティファクトなど)に基づいて判定を下したのではないことを検証することができる。

COVIDxデータセットに対するCOVID-Netのこの有望な結果が、胸部放射線画像からCOVID-19を検出するための高精度なディープラーニングソリューションの開発の加速化につながり、治療を必要とする人々が直ちに治療を受けられるようになることを望んでいる。より多くの研究が実施され、より多くのCOVID-19のX線画像が入手できるようになるにつれて、モデルやデータセットは時間とともに変化していくだろう。

著者紹介

リンダ・ワン(Linda Wang)は、加ウォータールー大(University of Waterloo)のVision and Image Processing Lab(ビジョン・画像処理研究所)に所属する大学院研究生。
URL: www.uwaterloo.ca