

Web-Based Diagnosis of Corona Disease using a Deep Learning Model

Ali Heidari¹, Hamid Reza Erfanian*²

¹ Master of Science student, Department of Bioinformatic, University of Science and Culture, Tehran, Iran
aliheidary1989@gmail.com

² Department of Bioinformatic, University of Science and Culture, Tehran, Iran
erfanian@usc.ac.ir (Corresponding author)

Abstract

Covid-19 virus, which is a mutated species of the coronavirus family, was announced as a pandemic by the World Health Organization in March 2020. The death toll from the virus at the beginning of 2022 is close to six million. So far, several methods have been introduced to diagnose the virus, which are mostly difficult to access or require a high cost, and of course, some of these methods are time consuming. Therefore, providing a smart web-based service that is the main goal of this research is very important, especially since this service uses the most up-to-date deep learning techniques to diagnose a person with Covid 19 disease.

In this paper, the deep learning approach is used and the Alexent model is used in this process. The data used in this study include 8840 chest images, half of which are related to people without Covid 19 virus involvement and the other half are related to patients with Covid 19 virus. The model proved to be very reliable with 99.26% accuracy in diagnosis and 95% sensitivity and 99.7% specificity.

Keywords: Covid-19, Deep learning, Alexent model, Medical imaging processing, Pneumonia.

تشخیص تحت وب بیماری کرونا با به کارگیری مدل یادگیری عمیق

علی حیدری^۱، حمیدرضا عرفانیان*^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه بیوانفورماتیک، دانشگاه علم و فرهنگ، تهران

aliheidary1989@gmail.com

^۲ استادیار، گروه بیوانفورماتیک، دانشگاه علم و فرهنگ، تهران (نویسنده مسئول)

erfanian@usc.ac.ir

چکیده

ویروس کووید ۱۹ که یک گونه جهش یافته از خانواده کروناویروس می باشد که در مارس ۲۰۲۰ توسط سازمان جهانی بهداشت همه گیر اعلام شد و از آنگاه تا به امروز جهان را در وضعیت قرمز بهداشتی قرار داده است. میزان مرگ و میر حاصل از ابتلا به این ویروس در ابتدای سال ۲۰۲۲ نزدیک به شش میلیون نفر ثبت شده است. تا کنون روش های متعددی برای تشخیص ابتلا فرد به این ویروس معرفی گردیده است که عمدتاً دسترسی به آنها سخت بوده و البته برخی از این روش ها بسیار زمان بر هستند. از این رو ارائه یک سرویس هوشمند تحت وب که هدف اصلی این پژوهش می باشد بسیار ضروری می باشد به ویژه اینکه این سرویس از بروز ترین تکنیک های یادگیری عمیق برای تشخیص ابتلا فرد به بیماری کووید ۱۹ از طریق بررسی عکس رادیولوژی قفسه سینه استفاده می کند.

در این مقاله، از رویکرد یادگیری عمیق بهره گیری شده و مدل الکسنت در این فرایند مورد استفاده قرار می گیرد. داده های بکار گیری شده در این پژوهش شامل ۸۸۴۰ عکس قفسه سینه که نیمی از آن مربوط به افراد بدون درگیری ویروس کووید ۱۹ بوده و نیمی دیگر مربوط به بیماران مبتلا به ویروس کووید ۱۹ می باشد. مدل با دستیابی به ۹۹.۲۶ درصد دقت در تشخیص و ۹۵ درصد ضریب حساسیت و ویژگی ۹۹.۷ درصدی، نشان داد بسیار قابل اطمینان می باشد.

کلمات کلیدی

کووید ۱۹، یادگیری عمیق، مدل الکسنت، پردازش تصویر پزشکی، التهاب ریه.

یادگیری عمیق "الکسنت"، تلاش دارد تا با ارائه یک سرویس هوشمند تحت وب امکان تشخیص دقیق و سریع ابتلا بیمار به ویروس کووید ۱۹ را فراهم آورد.

برای تشخیص ابتلا فرد به این بیماری روش های مختلفی ارائه شده است. برجسته ترین این روش ها انجام تست پی سی آر است. این تست با وجود ارتقا فراوانی که در طی این دو سال داشته همچنان دارای چالش های زیادی است که از جمله آنها می توان به زمان بری و خطای بالا در موارد منفی کاذب اشاره کرد، همچنین در ادامه با شیوع سویه های گوناگون این تست قابلیت های خود را بیش از پیش از دست می دهد [۲].

با وجود پیشرفت های زیاد در توسعه روش های تشخیص ابتلا فرد به این بیماری، اما دسترسی به یک تست سریع و دقیق همواره یک چالش بوده است. یکی از این روش ها که به خصوص در اوایل شیوع این بیماری بسیار مورد استفاده قرار میگرفت روش بررسی عکس رادیولوژی قفسه سینه بیمار بوده است. ویروس کووید ۱۹ باعث به وجود آمدن التهابات در ریه فرد مبتلا

یکی از راه حل های اصلی برای کنترل اپیدمی کووید ۱۹ تشخیص به موقع ابتلا فرد به این ویروس می باشد. از این جنبه بهترین روش تشخیص روشی است که به آسانی در دسترس عموم قرار بگیرد؛ روشی تحت وب که از روش هایی که تا کنون برای تشخیص ابتلا فرد به این ویروس معرفی گردیده است استفاده کند و به راحتی در دسترس باشد. معیارهای گوناگونی برای بررسی و ارزیابی یک تست وجود دارد. این در حالی است که پژوهشگران در این زمینه به معرفی یک روش تست دقیق با حساسیت و دسترسی بالا و زمان بری و هزینه پایین توجه داشته اند. زیرا از جمله روش های کنترل این اپیدمی تشخیص سریع ابتلا و در پی آن شروع به موقع درمان و قرنطینه فرد بیمار می باشد. از آنجا که یکی از بهترین روش ها برای کنترل اپیدمی کووید ۱۹ تشخیص دقیق و به موقع ابتلا فرد به این ویروس می باشد که در طی آن فرد آلوده به موقع قرنطینه شود [1]؛ این پژوهش از طریق بکارگیری مدل

۱- مقدمه

عباس اسما و همکاران یک مدل باینری مبتنی بر DeTraCResNet18 را با ۱۹۶ تصویر برای شناسایی کووید آموزش دادند (کووید ۱۰۵ عکس، نرمال ۸۰ و سارس ۱۱ عکس). مدل به دست آمده توانست به ۹۵.۱۲٪ دقت، ۹۷.۹۱٪ حساسیت، ۹۱.۸۷٪ ویژگی، و ۹۳.۳۶٪ پیش بینی درست دست یابد [۱۰].

ماگوتولو و نانی ۳۳۹ و ۲۷۱ تصویر (۷۴ کووید-۱۹، ۳۳۹۱۲۷ پونومونی) جمع آوری و اعمال کردند و الگوریتم الکسنت را برای تشخیص کووید بر روی آن اجرا کردند و به دقت ۹۹.۹۷٪ رسیده اند [۱۱].

هال و همکاران رزنت ۵۰ را بر روی مجموع ۴۵۵ عکس از قفسه سینه (۱۳۵ مورد کووید و ۳۲۰ مورد از ذات الریه ویروسی و باکتریایی) آموزش داده است. آنها دقت ۹۵٪ را به دست آوردند [۱۲]. نویسندگان در مقاله ضمیمه [۱۳]، ۳۹۰۵ تصویر اشعه ایکس (۴۵۰ کووید و ۳۴۵۵ غیر کووید) را جمع آوری کردند و آنها را با استفاده از مدل از پیش آموزش دیده موبایل-نت ورژن ۲ طبقه بندی کردند تا به دقت ۹۹.۱۸ درصد دست یابند. الم و همکاران ۵۰۹۰ تصویر (۱۹۷۹ عکس کوویدی، ۳۱۱۱ عکس نرمال) را با استفاده از (CNN + HOG) + مدل از پیش آموزش دیده VGG19 آموزش داده و به دقت ۹۹.۴۹٪ رسیده است [۱۴]. در مقاله [۱۵]، نویسندگان ۶۹۲۶ تصویر (۲۵۸۹ عکس کوویدی، ۴۳۳۷ عکس نرمال) جمع آوری کردند و از یک شبکه عصبی کانولوشن برای طبقه بندی تصاویر استفاده کردند و به دقت ۹۴.۴۳ درصد دست یافتند. در مقاله [۱۶]، نویسندگان از ۶۱۰ تصویر (۳۰۵ عکس کوویدی و ۳۰۵ عکس نرمال) برای آموزش یک مدل کانولوشن با استفاده از تکنیک انتقال یادگیری به دقت ۹۷.۴٪ دست یافتند. نویسندگان در [۱۷] ۹۰۰ تصویر (۵۰۰ تصویر کووید-۱۹، ۴۰۰ عکس نرمال) جمع آوری کردند و یک مدل یادگیری عمیق کورنت را پیشنهاد کردند که به دقت ۹۹.۱ درصد دست یافت.

عبدالله عمر ابراهیم و همکاران [۱۸] در اواخر سال ۲۰۲۰ در طی پژوهشی بر روی ۵ هزار عکس قفسه سینه بیماران دارای التهابات غیر کوویدی و کوویدی به نتایج قابل قبولی دست یافتند. در این پژوهش چندین دسته بندی شامل ترکیبی از حالات نرمال، التهاب ویروسی غیر از کووید، التهابات ویروسی با عامل کووید ۱۹ و التهابات باکتریایی، مورد بررسی قرار گرفته است. نکته حائز اهمیت این پژوهش استفاده از مدل الکسنت است. نویسندگان در این مقاله نشان داده اند که ظهور مدل الکسنت برتری خوبی نسبت به دیگر مدل های یادگیری عمیق دارد.

۳- معرفی داده ها

در این پژوهش با استفاده از عکس های رادیولوژی موجود از قفسه سینه بیماران کووید ۱۹ و همچنین عکس های رادیولوژی قفسه سینه مربوط به افراد سالم، تلاش شده است یک مدل کانولوشن یادگیری عمیق به نام الکسنت را برای دسته بندی عکس های رادیولوژی قفسه سینه افراد آموزش داد تا با دقت و حساسیت بالا بتواند این عمل را انجام دهد. برای دستیابی به این هدف از ۴۴۲۰ عکس رادیولوژی قفسه سینه مربوط به افراد مبتلا به ویروس کووید ۱۹ و ۴۴۲۰ عکس مربوط به افراد سالم استفاده شده است. این داده ها که به صورت عمومی در اختیار پژوهشگران قرار داده شده است از ۹ منبع جمع آوری شده است که در جدول (۱) آورده شده اند.

می شود که به آن پونومونی میگویند [۳]. این التهابات در عکس های رادیولوژی قفسه سینه فرد مبتلا قابل تشخیص است از این رو عکس های رادیولوژی قفسه سینه، یک اطلاع مناسب برای تشخیص ابتلا به این ویروس، در اختیار پزشکان قرار می دهد. در این روش که برای تمام سویه های جدید کووید ۱۹ نیز کاربرد دارد، علی رغم وجود دقت، قابلیت اطمینان و حساسیت بالا همچنان معایبی نیز دارد که از جمله آنها زیانبار بودن انجام عکسبرداری به دلیل تشعشعات دستگاه های رادیولوژی و نیاز به یک پزشک متخصص ریه، برای تحلیل عکس قفسه سینه فرد بیمار می باشد. برای رفع چالش دوم یک سرویس آنلاین و هوشمند که بتواند عکس های رادیولوژی قفسه سینه افراد را در کسری از ثانیه تحلیل و ابتلا و یا عدم ابتلا فرد به ویروس کووید ۱۹ را به آنها اطلاع دهد بسیار کمک کننده است. به ویژه این که این سرویس به صورت رایگان در اختیار پزشکان قرار گیرد. لازم به ذکر است هدف این پژوهش ارائه این سرویس آنلاین می باشد.

ساختار کلی مقاله به این صورت است که در ادامه و در بخش دوم به ادبیات تحقیق پرداخته می شود تا با نمونه کارهای قبلی آشنا شویم. سپس در بخش سوم به معرفی داده های مورد استفاده در این تحقیق می پردازیم. در بخش چهارم نگاهی کلی به یادگیری عمیق و تکنیک مورد استفاده در این کار می پردازیم. در بخش پنجم به معرفی مدل الکسنت و در بخش بعدی به معرفی سرویس مورد نظر جهت ارائه آنلاین پرداخته می شود. پس از آن در بخش هفتم به روش پیاده سازی پرداخته می شود و در بخش های پایانی که بخش هشتم و نهم می باشند به نتایج و مقایسه آنها با کارهای مشابه می پردازیم.

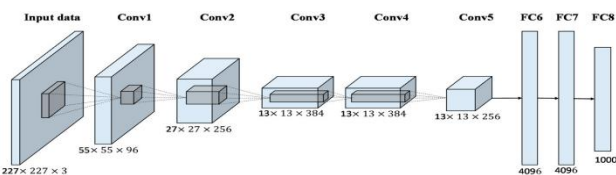
۲- پیشینه تحقیق

مساله تشخیص پونومونی همواره در کاربردهای هوش مصنوعی در پزشکی مطرح بوده است [۴]. مارسلو فیزمن و همکاران در سال ۲۰۰۰ بر روی تشخیص هوشمند پونومونی باکتریایی حاد، با استفاده از الگوریتم های پردازش زبان طبیعی کار کرده اند و به دقت ۹۴ درصدی رسیدند [۵]. بحث پردازش تصویر در علم پزشکی حتی به چند دهه قبل از آن برمیگردد. در سال ۲۰۰۰ بروس هیلمن مقاله ای با عنوان "پردازش تصویر پزشکی در ۲۵ سال اخیر" منتشر کرد و در آن پیشرفت های دهه های هفتاد و هشتاد و نود میلادی را بررسی کرد [۶]. نکته حائز اهمیت در آن دوران افزایش داده های رادیولوژی و محققین این زمینه بود. اما تحقیقات در زمینه تشخیص پونومونی از سال ۲۰۲۰ با اعلام همه گیری کووید ۱۹ از طرف سازمان بهداشت جهانی بسیار جدی تر دنبال شد، زیرا ویروس کووید ۱۹ سیستم تنفسی را درگیر می کرد و موجب پونومونی یا ذات الریه شدید می شود و طی دو سال موجب مرگ بیش از ۵ میلیون نفر شده است [۷]. هانگ سی و همکاران در ژانویه سال ۲۰۲۰ در مورد علائم ویروس کووید مقاله ای منتشر کرد که در آن پونومونی حاد ریه از اصلی ترین دلایل مرگ حاصل از کووید دانست [۸]. زو و همکاران در مقاله ای اصلی ترین راه برای تشخیص کووید را بررسی عکس های رادیولوژی سینه دانستند [۹]. از همان ابتدا محققین شروع به تحقیقات برای ارائه تکنولوژی های دقیق در تشخیص بیماران کوویدی از روی عکس قفسه سینه کردند.

ورودی این معماری یک عکس در ابعاد ۲۲۷ در ۲۲۷ در ۳ می‌باشد. این معماری دارای هشت قسمت است که ۵ قسمت اول شبکه عصبی کانولوشن هستند و سه لایه آخر شبکه عصبی کامل هستند. تابع ReLU در تمام لایه بخش‌ها بجز بخش آخر اجرا می‌شود. این مدل به صورت کلی برای دسته بندی هزار عنوان مختلف عکس‌ها طراحی و آموزش دیده است. اما در این پژوهش مدل برای دسته بندی دو گروه مختلف عکس خصوصی سازی شده است. برای این کار فقط لایه آخر که یک سافت مکس ۱۰۰۰ تایی است به یک سافت مکس ۲ تایی تبدیل می‌شود. جزئیات معماری مدل الکسنت در شکل (۲) آورده شده است. پیش از آن در جدول (۲) این جزئیات به همراه پارامترهای هر لایه آورده شده است.

جدول (۱): داده های مسئله

منبع	نوع	تعداد
chestX-ray8	سالم	۴۴۲۰
BIMCV-COVID19 dataset	کووید۱۹	۲۴۷۳
COVID-19 Image Data Collection	کووید۱۹	۲۰۸
Figure1-COVID-19 Chest X-ray Dataset	کووید۱۹	۵۵
ActualMed COVID-19 Chest X-ray Dataset	کووید۱۹	۲۳۸
SIRM database	کووید۱۹	۶۸
Twitter data	کووید۱۹	۳۷
COVID-19 Repository	کووید۱۹	۲۴۲
COVID-CXNet	کووید۱۹	۸۷۷
MOMA-Dataset	کووید۱۹	۲۲۱



شکل (۱): معماری الکسنت

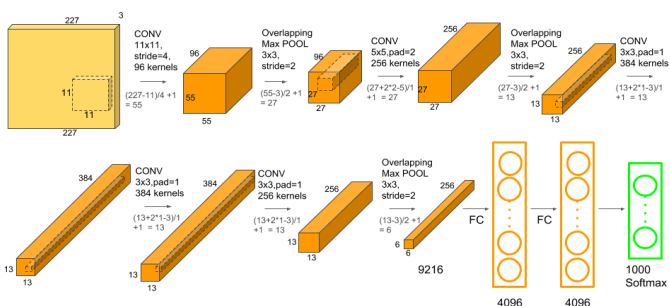
با توجه به محدودیت در تعداد عکس‌های کوویدی تعداد عکس‌های نرمال به تعداد عکس‌های کوویدی در نظر گرفته شده است تا مدل در دو دسته به یک میزان ورودی برای آموزش داشته باشد. این داده‌ها در پژوهش خانم بدوی و همکاران [19] مورد استفاده قرار گرفته است با این تفاوت که نزدیک به ده درصد به تعداد عکس‌های کوویدی از طریق تکنیک آگمنتیشن یا تقویت داده‌ها، اضافه شده است. تمامی ۸۸۴۰ عکس مورد استفاده در یک پایگاه داده جمع‌آوری و به ابعاد ۲۲۷*۲۲۷*۳ درآمده‌اند تا برای استفاده در مدل الکسنت آماده باشند. این داده‌ها نیز به صورت آنلاین در دسترس قرار داده شده‌اند.

۴- یادگیری عمیق و یادگیری انتقالی

یادگیری عمیق شاخه‌ای از یادگیری ماشینی، زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که از ساختار مغز انسان الهام گرفته شده است. یادگیری عمیق به عنوان یک زیرشاخه از یادگیری ماشینی نامیده می‌شود که سعی دارد با استفاده از ابزاری به نام شبکه عصبی مصنوعی روش یادگیری مغز انسان را شبیه‌سازی کند. بسیاری از مسائل پزشکی مانند تشخیص سرطان (تومور مغزی و سرطان سینه) با استفاده از تشخیص به کمک رایانه بر اساس مدل‌های هوش مصنوعی انجام می‌شوند. مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند ویژگی‌های پنهان در تصاویر را که آشکار نیستند و یا توسط متخصصان پزشکی قابل تشخیص نیستند، تشخیص دهند. شبکه‌های عصبی کانولوشن یک ابزار پیشرو در یادگیری عمیق است که بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. دلیل محبوبیت این ابزار قابلیت بالا در استخراج خصیصه‌ها در عکس‌های پزشکی می‌باشد. این مدل‌ها توانایی بالایی در دسته بندی عکس‌های در زمینه پزشکی دارند (برای مثال دسته بندی عکس‌های مربوط به توده‌های سرطانی و غیر سرطانی). یادگیری انتقالی رویکرد آسان تری را برای بازآموزی سریع شبکه‌های عصبی بر روی مجموعه داده‌های انتخاب شده با دقت بالا ارائه کرده است. به این صورت که شبکه‌های عصبی کانولوشن برای اهداف مختلف از پیش آموزش داده شده و می‌توانند دانش قبلی خود را در مسائل جدید بکار گیرند.

۵- مدل الکسنت

مدل بکارگرفته شده در این پژوهش یک معماری شبکه عصبی عمیق کانولوشن می‌باشد که الکسنت نام دارد. این مدل در سال ۲۰۱۲ توسط الکس کریژوفسکی معرفی شد و توانست یک چالش بزرگ سالانه در دسته بندی عکس‌های موجود در پایگاه داده عظیم ایمیجنت را برنده شود. این مدل بر روی یک پایگاه داده ۱۴ میلیونی حاوی ۱۰۰۰ دسته عکس مختلف آموزش دیده است و دقت ۸۴٪ در دسته بندی یا برچسب گذاری عکس‌های این پایگاه داده داشته است [۲۰]. علاوه بر دقت بالا این مدل از طریق استفاده از یک لایه به نام ReLU داده‌های درون شبکه را به مقادیر بالای صفر محدود کرده است که از این طریق و از طریق فراهم آوردن امکان استفاده همزمان از چندین پردازشگر گرافیکی، توانسته حجم پردازش‌های لازم برای آموزش را به شدت کاهش دهد. معماری کلی این مدل در شکل (۱) آورده شده است.



شکل (۲): جزئیات معماری الکسنت

۷- شیوه پیاده سازی

برای آموزش مدل بر روی پایگاه داده مورد نظر از برنامه متلب استفاده شده است. مدل بر روی یک سرور مجازی با مشخصات موجود در جدول (۳) آموزش دیده است:

در مورد داده ها نیز لازم به ذکر است؛ ۸۰ درصد داده ها برای آموزش و ۲۰ درصد آن برای ارزیابی مدنظر قرار گرفته است. این انتخاب توسط سیستم و به صورت تصادفی صورت گرفته به این معنی که از هر دو دسته عکس های سالم و کوویدی به تعداد مساوی انتخاب شده است. پارامترهای اصلی مورد استفاده در آموزش Epoch = 20 و BatchSize = 10 در نظر گرفته شده است. این پارامترها با توجه به قابلیت های سخت افزاری موجود انتخاب شده اند.

مدل پس از ۱۵۰ ساعت پردازش کار خود را با دقت ۹۹.۲۶ درصدی به پایان رسانده و یک نسخه از شیء آموزش دیده شده به صورت آنلاین در دامنه alihdr.ir/covid قرار گرفت تا برای ارائه خدمات در دسترس باشد. روند آموزش در شکل (۴) به تصویر کشیده شده است.

۸- نتایج

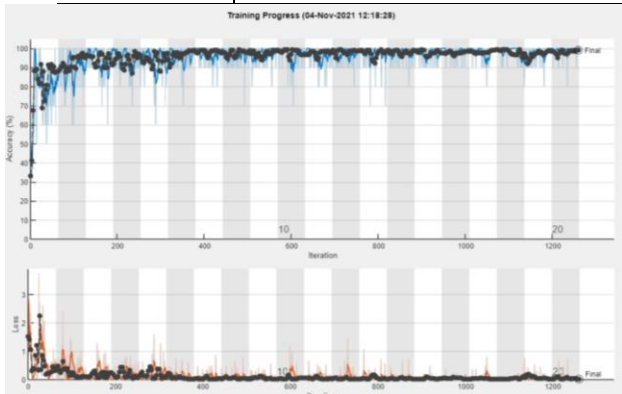
بررسی کارایی یک برنامه یادگیرنده و یا یک شبکه عصبی مصنوعی توسط سه معیار اصلی انجام می شود: حساسیت، ویژگی و دقت. برای معرفی این سه معیار نیاز است تا چند تعریف انجام دهیم:

مثبت حقیقی یا true positive (TP): مواردی که جواب تست به درستی مثبت بوده و فرد به این ویروس مبتلا بوده است.

منفی حقیقی یا true negative (TN): مواردی که جواب تست به درستی منفی اعلام شده و فرد به ویروس کووید ۱۹ مبتلا نبوده است

جدول (۳): جزئیات سخت افزاری

منبع	توضیحات
CPU	۶۴ هسته ای اینتل
RAM	۱۲۸ گیگ بایت
HARD	۱ ترابایت
GPU	۱۶ * ۲ گیگ اینتل



شکل (۴): روند پیشرفت در آموزش مدل (براساس معیار دقت)

۶- معرفی سرویس آنلاین

از آنجاکه یکی از اهداف اصلی این پژوهش، ارائه یک سرویس آنلاین برای تشخیص ابتلا فرد به ویروس کرونا از روی عکس قفسه سینه می باشد، پس از انجام فرایند یادگیری یک نسخه از برنامه آموزش دیده، در آدرس www.alihdr.ir/covid قرار گرفته است و به بازدیدکنندگان سایت این امکان داده شده است تا به سادگی بتوانند یک عکس رادیولوژی مربوط به قفسه سینه را در آن بار گذاری کنند و سیستم بلافاصله ابتلا و یا عدم ابتلا فرد به ویروس کووید ۱۹ را اعلام می کند. این سرویس به صورت رایگان در اختیار عموم قرار داده شده است و هدف اصلی آن ارائه خدمات به متخصصین و پزشکان در راستای کنترل اپیدمی کرونا می باشد.

جدول ۲ جزئیات مربوط به لایه های مدل الکسنت

No.	Layer Name	Layer Title	Description
1	data	Image Input	227×227×3 images with 'zerocenter' normalization
2	conv1	Convolution	96 11×11×3 convolutions with stride [4 4] and padding zero
3	relu1	ReLU	ReLU Function
4	norm1	Cross Channel Normalization	Cross Channel Normalization with 5 channels per element
5	Pool1	Max Pooling	3×3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
6	conv 2	Grouped Convolution	2 groups of 128, 5×5×48 convolutions with stride [1 1] and padding [2 2 2 2]
7	relu2	ReLU	ReLU Function
8	norm2	Cross Channel Normalization	Cross Channel Normalization with 5 channels per element
9	Pool2	Max Pooling	3×3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
10	conv3	Convolution	384, 3×3×256 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
11	relu3	ReLU	ReLU Function
12	conv4	Grouped Convolution	2 groups of 192 3×3×192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
13	relu4	ReLU	ReLU Function
14	conv5	Grouped Convolution	2 groups of 128 3×3×192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]
15	relu5	ReLU	ReLU Function
16	Pool5	Max Pooling	3×3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
17	fc6	fully connected	4096 fully connected layer
18	relu6	ReLU	ReLU Function
19	drop6	Dropout	50% dropout
20	fc7	fully connected	4096 fully connected layer
21	relu7	ReLU	ReLU Function
22	drop7	Dropout	50% dropout
23	fc7	fully connected	1000 fully connected layer
24	prob	Softmax	-
25	output	Classification Output	crossentropy with 'tench' and 999 other classes

۹- مقایسه با پژوهش مرتبط

در مقاله Abeer badawi و همکارانش [۱۹] کار مشابهی بر روی سه مدل کانولوشن معروف (DenseNet201, VGG16, VGG19) انجام شده است. از آنجاییکه دیتاست مورد استفاده در پژوهش آنها با بخشی از دیتاست مورد استفاده در این پژوهش یکی می‌باشد می‌توان نتایج را با مدل الکسنت مقایسه کرد، به ویژه این که تمام مدل‌ها از نوع کانولوشن هستند. در این مقاله چند نوع دسته بندی انجام شده است اما برای ما فقط دسته بندی باینری مدنظر خواهد بود. دسته بندی ای که مدل سعی دارد تا بین عکس‌های نرمال و عکس‌های کوویدی تمایز قائل شود. نتایج به شرح زیر است: همانطور که در جدول (۵) واضح است معیار دقت مدل الکسنت که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته از دو مدل کانولوشن DenseNet و VGG19 بالاتر است و فقط مدل VGG16 معیار دقت بالاتری دارد. مدل الکسنت در مورد معیار ویژگی عملکرد بسیار خوبی نسبت به مدل‌های دیگر دارد و عدد ۹۹.۷۰ درصد را ثبت کرده است. در مورد معیار حساسیت مدل الکسنت کمی ضعیف‌تر از دو مدل VGG16, VGG19 می‌باشد. دلیل برتری مدل الکسنت نسبت به مدل‌های دیگر فقط در معیار ویژگی نیست بلکه با توجه به بهینه سازی مراحل یادگیری و کاهش بسیار بالای زمان یادگیری، این مدل همچنان از محبوبیت بالایی برخوردار است. لازم به ذکر است این مدل در بسط‌های بیشتر کارایی بالاتری نسبت به مدل‌های دیگر دارد. بسط‌هایی نظیر دسته بندی‌های سه تایی و بیشتر. در نتیجه توجیه استفاده از این مدل امکان بسط آن با نتایج بهتر و همچنین کاهش هزینه‌های یادگیری و کارایی بالا در معیار ویژگی می‌باشد.

۱۰- نتیجه گیری

با گسترش روز افزون داده‌های موجود در اینترنت و همچنین بالا رفتن تعداد سرویس‌های تحت وب موجود، نیاز است تا برای کنترل اپیدمی جهانی کووید۱۹ نیز از راهکارهای مبتنی بر وب استفاده شود. زیرا این راهکارها فواید زیادی را به همراه خود به ارمغان می‌آورند از جمله آسانی در دسترسی و کاهش زمان در تشخیص افراد مبتلا به بیماری. در این پژوهش تلاش شد تا با ارائه یک سرویس هوشمند مبتنی بر وب - که از تکنیک یادگیری عمیق

جدول (۴) نتایج

نام معیار ارزیابی	عدد حاصل (%)
دقت	۹۹.۲۶
حساسیت	۹۵
ویژگی	۹۹.۷۰

جدول (۵) مقایسه نتایج با [۱۹]

	دقت	حساسیت	ویژگی
DenseNet	۹۱.۷۵	۸۹.۳۴	۷۸
VGG16	۹۹.۶۲	۹۹.۶۴	۹۹.۶۷
VGG19	۹۹	۹۸.۹۴	۹۸.۶۶
Alexnet	۹۹.۲۶	۹۵	۹۹.۷۰

منفی کاذب یا false negative (FN): مواردی بیمار به وسیله تست به اشتباه سالم تشخیص داده شده است در حالی که در حقیقت به ویروس کووید۱۹ مبتلا بوده
مثبت کاذب یا false positive (FP): مواردی که فرد توسط تست، مبتلا به ویروس کووید۱۹ تشخیص داده شده اما در حقیقت به این ویروس آلوده نبوده است.

۸-۱- حساسیت

این معیار همان معیار RECALL است که در حالت‌های دسته بندی دوگانه و یا باینری حساسیت نامیده می‌شود. توانایی یک برنامه برای تشخیص موارد مثبت را حساسیت آن برنامه می‌گویند. برای محاسبه حساسیت یک برنامه باید نسبت موارد مثبت حقیقی را به مجموع موارد مثبت حقیقی و منفی کاذب محاسبه کرد. به عبارت دیگر حساسیت، نسبت موارد مثبت حقیقی به روی مجموع موارد مثبت حقیقی و موارد مثبت تشخیص داده نشده می‌باشد. که به صورت ریاضی می‌توان این نسبت را به شکل (۱) مطرح نمود:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

۸-۲- دقت

توانایی یک تست در افتراق صحیح موارد مبتلا به ویروس و نرمال از سایر موارد، دقت نامیده می‌شود. برای محاسبه این معیار باید نسبت مجموع موارد صحیح مثبت و منفی را به نسبت کل موارد محاسبه کرد. این معیار به صورت ریاضی به شکل (۲) است:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Number\ of\ Cases} \quad (2)$$

۸-۳- ویژگی

این معیار مشخص کننده توانایی برنامه برای تشخیص صحیح موارد سالم می‌باشد. برای محاسبه این معیار نسبت موارد منفی حقیقی را به مجموع موارد منفی حقیقی و مثبت کاذب بدست آورد. این معیار نقطه مقابل معیار حساسیت می‌باشد. در واقع این معیار نسبت موارد منفی حقیقی بروی مجموع موارد منفی حقیقی و موارد منفی ای که به اشتباه مثبت تشخیص داده شده اند. به صورت ریاضی می‌توان (۳)

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

حال با معرفی معیارهای ارزیابی می‌توان به نتایج اشاره کرد. لازم به ذکر است نتایج با استفاده از ماتریس پیچیدگی (confusion matrix) بدست آمده و عکس‌های مورد استفاده در ارزیابی مدل، در مرحله آموزش دخالت داده نشده اند و برای مدل به عنوان یک داده ی جدید می‌باشند. این نتایج در جدول (۴) آورده شده است.

- [11] Maguolo, G.; Nanni, L. *A Critic Evaluation of Methods for COVID-19 Automatic Detection from X-ray Images*. Inform. Fusion 2021, 76, 1–7.
- [12] Hall, L.; Goldgof, D.; Paul, R.; Goldgof, G.M. *Finding COVID-19 from Chest X-rays Using Deep Learning on a Small Dataset*. arXiv 2020, arXiv:2004.02060.
- [13] Apostolopoulos, I.D.; Aznaouridis, S.I.; Tzani, M.A. *Extracting Possibly Representative COVID-19 Biomarkers from X-ray Images with Deep Learning Approach and Image Data Related to Pulmonary Diseases*. J. Med. Biol. Eng. 2020, 40, 462–469.
- [14] Alam, N.A.; Ahsan, M.; Based, M.A.; Haider, J.; Kowalski, M. *COVID-19 Detection from Chest X-ray Images Using Feature Fusion and Deep Learning*. Sensors 2021, 21, 1480
- [15] Duran-Lopez, L.; Dominguez-Morales, J.P.; Corral-Jaime, J.; Vicente- Diaz, S.; Linares-Barranco, A. *COVID-XNet: A custom deep learning system to diagnose and locate COVID-19 in chest X-ray images*. Appl. Sci. 2020, 10, 5683.
- [16] Mahmud, T.; Rahman, M.A.; Fattah, S.A. *CovXNet: A multidilation convolutional neural network for automatic COVID-19 and other pneumonia detection from chest X-ray images with transferable multi-receptive feature optimization*. Comput. Biol. Med. 2020, 122, 103869.
- [17] Hussain, E.; Hasan, M.; Rahman, M.A.; Lee, I.; Tamanna, T.; Parvez, M.Z. *CoroDet: A deep learning based classification for COVID-19 detection using chest X-ray images*. Chaos Solitons Fractals 2021, 142, 110495.
- [18] Ibrahim, A.U., Ozsoz, M., Serte, S. et al. *Pneumonia Classification Using Deep Learning from Chest X-ray Images During COVID-19*. Cogn Comput (2021).
- [19] Badawi, A.; Elgazzar, K. *Detecting Coronavirus from Chest X-rays Using Transfer Learning*. COVID 2021, 1, 403–415.
- [20] Krizhevsky, Alex & Sutskever, Ilya & Hinton, Geoffrey. (2012). *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. Neural Information Processing Systems.

برای فراهم آوردن یک تست دقیق و سریع بهره برده است - به این مهم دست یافت. تا از طریق آن افراد با بار گذاری عکس رادیولوژی قفسه سینه خود در کسری از ثانیه جواب تست خود را با دقت ۹۹.۲۶ درصدی دریافت کنند. همچنین، این راه کار مبتنی بر وب دارای حساسیت ۹۵ درصدی و ویژگی ۹۹.۷۰ درصدی در پاسخ ها می باشد.

۱۱- بحث

با توجه به افزایش روز افزون داده های مربوط به ویروس کووید-۱۹، می توان این مدل و مدل های دیگر را دوباره به چالش کشید زیرا هرچه داده های بیشتری برای آموزش موجود باشد مدل کارایی بهتر و قابل اعتماد تری خواهد داشت. همچنین پیشنهاد می شود برای کار بیشتر بر روی دسته بندی های چندگانه یادگیری صورت پذیرد که البته برای این کار نیاز به داده های مربوط به بیماران ریوی غیر کرونایی می باشد.

مراجع

- [1] Sharma A, Ahmad Farouk I, Lal SK. *COVID-19: A Review on the Novel Coronavirus Disease Evolution, Transmission, Detection, Control and Prevention*. Viruses. 2021;13(2):202. Published 2021 Jan 29. doi:10.3390/v13020202
- [2] Dinnes J, Deeks JJ, Berhane S, et al. *Rapid, point-of-care antigen and molecular-based tests for diagnosis of SARS-CoV-2 infection*. Cochrane Database Syst Rev. 2021; 3(3): CD013705. Published 2021 Mar 24. doi:10.1002/14651858
- [3] Safiabadi Tali SH, LeBlanc JJ, Sadiq Z, et al. *Tools and Techniques for Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2)/COVID-19 Detection*. Clin Microbiol Rev. 2021;34(3):e00228-20. Published 2021 May 12. doi:10.1128/CMR.00228-20
- [4] Amisha, I.; Malik, Paras I.; Pathania, Monika I.; Rathaur, Vyas Kumar 2 *Overview of artificial intelligence in medicine*, Journal of Family Medicine and Primary Care: July 2019 - Volume 8 - Issue 7 - p 2328-2331 doi: 10.4103/jfmpc.jfmpc_440_19
- [5] Marcelo Fiszman, MD, Wendy W. Chapman, Dominik Aronsky, MD, R. Scott Evans, PhD, Peter J. Haug, MD, *Automatic Detection of Acute Bacterial Pneumonia from Chest X-ray Reports*, Journal of the American Medical Informatics Association, Volume 7, Issue 6, November 2000, Pages 593–604
- [6] Bruce J. Hillman, *The Past 25 Years in Medical Imaging Research: A Memoir*. published online, Jan 2000.
- [7] WHO | World Health Organization
- [8] Huang C, Wang Y, Li X, Ren L, Zhao J, Hu Y, Zhang L, Fan G, Xu J, Gu X, Cheng Z. *Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan China*. The lancet. 2020;395(10223):497–506.
- [9] Zu, Z.Y.; Jiang, M.D.; Xu, P.P.; Chen, W.; Ni, Q.Q.; Lu, G.M.; Zhang, L.J. *Coronavirus Disease 2019: A Perspective. From China*. Radiology 2020, 296, E15–E25
- [10] Abbas, A.; Abdelsamea, M.M.; Medhat Gaber, M. *Classification of COVID-19 in Chest X-ray Images Using DeTraC Deep Convolutional Neural Network*. Appl. Intell. 2021, 51, 854–864.