Journal of Marine Medicine
Spring 2024, Volume 6, Issue 1
Pages: 64-71
10.30491/6.1.64

Detection of COVID-19 Using VGG-16 Neural Network and Classification of Chest X-ray Images

Nader Jafarnia Dabanloo [1], S. Mohammad Javad Hosseini [2 *], Keivan Maghooli [3]

[1] *Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, Islamic Azad University, E-Campus, Tehran, Iran*
[2] *Department of Biomedical Engineering, Islamic Azad University, E-Campus, Tehran, Iran*
[3] *Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, Islamic Azad University, E-Campus, Tehran, Iran*

Received: 5 February 2023 **Accepted:** 17 February 2024

Abstract

Background and Aim: With the increase in the number of infections and deaths of covid-19, the need is felt to use artificial intelligence and machine learning tools to diagnose the corona virus quickly and on time. In this study, using chest x-ray images and VGG-16 deep neural network, an automatic system was designed and implemented to detect cases of COVID-19.

Methods: In this research, chest x-ray images obtained from the Kaggle database were used. The design of this study included: data sampling, training division, creating directories, transferring images to their own folders, classifying images, creating the proposed VGG-16 model in Python programming language and Keras and Tensorflow libraries, evaluation of the proposed model and finally the creation of the confusion matrix and their analysis and interpretation.

Results: The accuracy and Precision of the proposed model for the positive COVID-19 class were 91 and 93%, respectively. Also, the recall rate and F1-Score for cases with COVID-19 were 94% and 88% respectively.

Conclusion: Due to the high accuracy and precision of the proposed model, it can be used to diagnose covid-19 and separate COVID-19 cases from healthy cases and also be used as an auxiliary tool to help doctors diagnose this disease.

Keywords: COVID-19, corona virus, detecting of COVID-19, X-ray images, chest, deep learning

[*]**Corresponding author:** S. Mohammad Javad Hosseini. **Email:** Javadhosseini1377@yahoo.com
Address: Dep. of Biomedical Engineering, E-Campus, Islamic Azad University, PO BOX: 19516-93358, Tehran, Iran

مجله طب دریا
دوره ۶، شماره ۱، بهار ۱۴۰۳
صفحات: ۷۱-۶۴
10.30491/6.1.64

تشخیص کووید-۱۹ با استفاده از شبکه عصبی VGG-16 و کلاسه‌بندی تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه

نادر جعفرنیا دابانلو [۱]، سید محمدجواد حسینی [۲*]، کیوان معقولی [۳]

[۱] دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد الکترونیکی، تهران، ایران
[۲] گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد الکترونیکی، تهران، ایران
[۳] استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد الکترونیکی، تهران، ایران

دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۱۶ **پذیرش مقاله:** ۱۴۰۲/۱۱/۲۸

چکیده

زمینه و هدف: با افزایش آمار ابتلا و مرگ و میر کووید-۱۹، این نیاز احساس می‌شود که با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی، در جهت تشخیص سریع و به موقع ویروس کرونا اقدام نمود. در این مطالعه با استفاده از تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه و شبکه عصبی عمیق VGG-16، یک سیستم خودکار برای تشخیص موارد ابتلا به کووید-۱۹ طراحی و پیاده‌سازی شد.

روش‌ها: در این پژوهش، از تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه که از پایگاه داده Kaggle اخذ شده است، استفاده گردید. طراحی این مطالعه به ترتیب شامل این موارد بود: نمونه گیری داده‌ها، تقسیم بندی آموزش‌ها، ساخت دایرکتوری‌ها، انتقال تصاویر به پوشه‌های مخصوص به خود، کلاسه‌بندی تصاویر، ساخت مدل پیشنهادی VGG-16 در بستر زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه‌های Keras و Tensorflow، ارزیابی مدل پیشنهادی و در نهایت ساخت ماتریس درهم‌ریختگی و تحلیل و تفسیر آنها.

یافته‌ها: میزان صحت و دقت مدل پیشنهادی برای کلاس کووید مثبت به ترتیب، ۹۱ و ۹۳ درصد بود. همچنین میزان بازیابی و امتیاز F1 برای موارد مبتلا به کووید-۱۹، به ترتیب ۹۴ و ۸۸ درصد به‌دست آمد.

نتیجه‌گیری: به علت دقت و صحت بالای مدل پیشنهاد شده، می‌توان از آن در جهت تشخیص کووید- ۱۹ و تفکیک موارد مبتلا به کووید-۱۹ از موارد سالم استفاده کرده و همچنین به عنوان یک ابزار کمکی در جهت کمک به پزشک در تشخیص این بیماری بهره جست.

کلیدواژه‌ها: کووید-۱۹، ویروس کرونا، تشخیص کووید-۱۹، تصاویر اشعه ایکس، قفسهٔ سینه، یادگیری عمیق

*نویسنده مسئول: **سید محمدجواد حسینی.** پست الکترونیک: Javadhosseini1377@yahoo.com
آدرس: گروه مهندسی پزشکی، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، صندوق پستی: ۹۳۳۵۸-۱۹۵۱۶، تهران، ایران.

مقدمه

سازمان بهداشت جهانی در مارس ۲۰۲۰ میلادی، رسماً شیوع پاندمی کرونا را اعلام کرد (۱). این همه‌گیری، که همه‌گیری کرونا یا همه‌گیری کووید-۱۹ نامیده می‌شود (۲)، ناشی از سندروم حاد تنفسی ویروس کرونا، یعنی SARS COV-2 است (۳). شیوع این بیماری در ابتدا از شهر ووهان کشور چین آغاز گردید (۴) و رفته رفته به همه‌ی کشورهای جهان گسترش یافت (۵). طبق اعلام این سازمان، تا پایان ماه ژانویه ۲۰۲۳ میلادی، بیش از ۷۵۴ میلیون نفر در جهان به این بیماری مبتلا و نیز بیش از ۶ میلیون و ۸۰۰ هزار نفر جان باختند (۶). این ویروس از طریق قطرات تنفسی فرد آلوده که به وسیله عطسه و سرفه تولید می‌شوند، در فضا پخش می‌شود (۷). این قطرات قادرند سطوح را آلوده کرده و گسترش یابند (۸). با توجه به سرعت بالای گسترش این بیماری، بسیاری از دولت ها، مرزهای خود را بستند تا بتوانند چرخه‌ی انتقال را کنترل و جلوی گسترش بیشتر را بگیرند (۹). به علت آمار بالای مبتلایان و نیز میزان مرگ و میر زیاد، دانشمندان و محققان درصدد تولید واکسن برآمدند (۱۰). آنها با توالی یابی ریبونوکلئیک اسید (RNA) از این ویروس، موفق به ساخت واکسن های بسیاری در پلتفرم‌های گوناگون شدند (۱۱).

اگرچه واکسن‌های تولید شده این توانایی را دارند که جلوی گسترش سریع این ویروس را گرفته و با تولید آنتی بادی‌های مناسب، ایمنی فرد و به تبع ایمنی جامعه را افزایش دهند، اما هنوز میزان اثربخشی واکسن‌های کرونا، حدود ۹۵ درصد اعلام شده است (۱۲)؛ ضمن اینکه واکسن، یک اقدام پیشگیرانه است و نه یک اقدام درمانی (۱۳). حتی با وجود در دسترس بودن واکسن، تشخیص زودهنگام این ویروس بسیار مهم است؛ چرا که می‌توان شناسایی و ردیابی افرادی که به طور مستقیم یا غیرمستقیم با این ویروس در تماس بوده‌اند را تسهیل نمود. بدیهی است که با شناسایی زودهنگام این افراد و اعمال قرنطینه و درمان مناسب برای آن‌ها، می‌توان از گسترش بیشتر بیماری جلوگیری به عمل آورد (۱۴). عفونت کرونا به صورت عفونت ریه ظاهر می‌شود و در درجه اول، توموگرافی کامپیوتری (CT) و تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه (CXR) برای تشخیص عفونت ریه استفاده می‌شوند (۱۵). علاوه بر پزشکان، پژوهشگران حوزه فناوری و تحقیقات نیز روی مسئله "تشخیص زودهنگام"، متمرکز شده اند (۱۶).

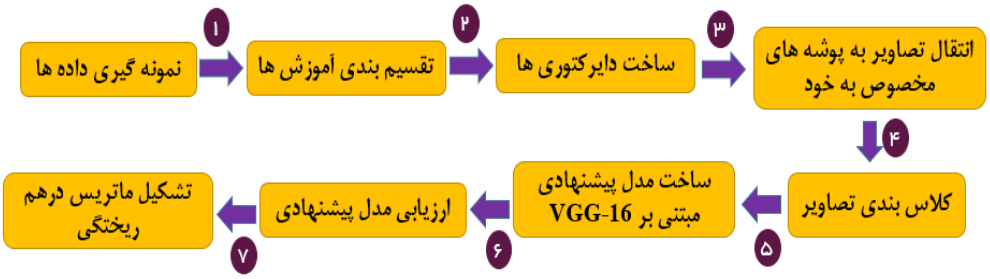
هوش مصنوعی (Artificial Intelligence) و روش‌های یادگیری عمیق (Deep Learning)، متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده محققان در زمینهٔ تشخیص کووید-۱۹ از روی تصاویر توموگرافی کامپیوتری و اشعه ایکس قفسه سینه به شمار می‌روند (۱۷). روش‌های یادگیری عمیق جزء روش‌های مدرن محسوب شده و به دلیل بهبود عملکردشان نسبت به روش‌های سنتی و کلاسیک، به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند (۱۸). برخلاف روش‌های کلاسیک و سنتی، روش‌های یادگیری ماشینی نیازی به دست‌چین کردن ویژگی‌ها ندارند و با تغییر پارامتر و پیکربندی‌های معماری شبکه عصبی کانولوشن (CNN)، می‌توانند مدلی مناسب را برای یادگیری بهترین ویژگی‌ها، آموزش دهند (۱۹). هرچند محققان از روش‌های یادگیری عمیق در زمینهٔ تصاویر پزشکی، حتی قبل از همه‌گیری کرونا نیز استفاده می‌کردند (۲۰)، اما با آغاز این همه‌گیری اخیر، استفاده از این روش‌ها رو به فزونی گذاشته است (۲۱).

پس از یک دوره افت موارد ابتلا و مرگ و میر به این بیماری در سطح جهان، مجدداً در واپسین روزهای سال ۲۰۲۲ میلادی، کشور چین درگیر این بیماری شد به طوری که مجبور به تشدید قرنطینه و تست‌های PCR اجباری و همگانی گشت (۲۲). همزمان در کشور های غربی نظیر ایالات متحده آمریکا و برزیل نیز میزان موارد ابتلا و مرگ و میر به شدت رو به فزونی گذاشت (۲۳). همین مسئله دوباره باعث ایجاد نگرانی و ترس شیوع گسترده‌تر و خطرناک‌تر این ویروس شد؛ چرا که بیم آن می‌رود واکسن‌ها دیگر قادر نباشند مانند گذشته عمل کرده و میزان ابتلا و مرگ و میر را کاهش دهند (۲۴). در این زمان تشخیص زودهنگام، دوباره دارای اهمیت بسیار زیادی شده است. بنابراین هدف از انجام این مطالعه، طراحی یک سیستمی مبتنی بر یادگیری عمیق و مشخصاً معماری VGG-16 است که پس از آموزش‌های لازم و مناسب، بتواند از روی کلاسه‌بندی تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه، تشخیص دهد که فرد، مبتلا به کووید-۱۹ هست یا خیر

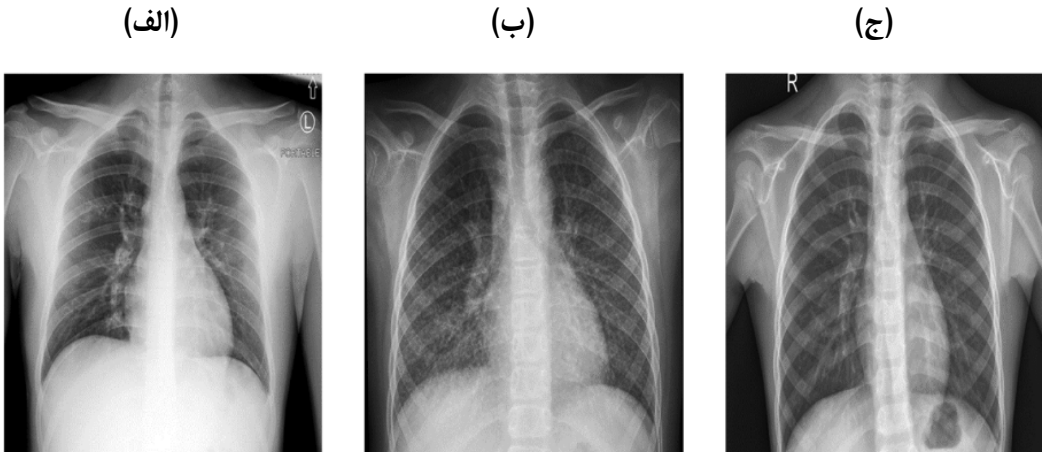
روش‌ها

پایگاه داده

در این پژوهش که مبتنی بر معماری شبکه عصبی کانولوشنال VGG-16 است، از پایگاه داده اشعه ایکس قفسهٔ سینه "Kaggle" که در نشانی اینترنتی این پایگاه به آدرس https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database?fbclid=IwAR0rw_prTvf9R0zInrJQkTFazeBaESxh3rB6otdrPdAWJDonEbIl2Nf6epk قابل دسترس است، استفاده می‌شود. این پایگاه داده یکی از محبوب‌ترین پایگاه‌های داده در دسترس عموم، به شمار می‌رود. پایگاه مذکور مجموعا ۲۱,۱۶۱ تصویر را در خود جای داده است و شامل ۳,۶۱۶ تصویر کووید مثبت قطعی، ۱۰,۱۹۲ تصویر سالم، ۶,۰۱۲ تصویر عفونت ریه غیرکوویدی و ۱,۳۴۵ تصویر پنومونی ویروسی می‌باشد. طراحی مدل پیشنهادی در بستر زبان برنامه نویسی پایتون و با استفاده از کتابخانه‌های tensorflow و keras انجام می‌پذیرد. در مدل پیشنهادی، ۳,۳۲۸ تصویر آموزش و ۸۰۷ تصویر اعتبارسنجی می‌شوند. تمامی تصاویر با قالب PNG و وضوح ۲۹۹*۲۹۹ پیکسل هستند. مراحل طراحی مطالعه در شکل-۱ آمده است. شکل-۲ نیز نمونه‌ای از تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه مربوط به این پایگاه داده را نشان می‌دهد.



شکل-۱. فلوچارت طراحی مطالعه



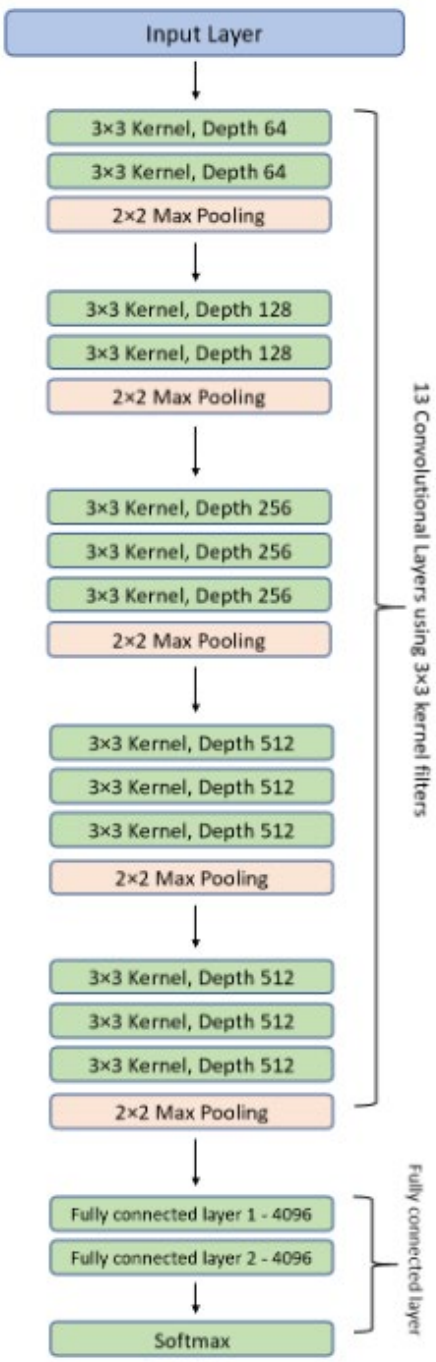
شکل-۲. نمونه تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه در کلاس (الف) کووید مثبت ، (ب) پنومونی ویروسی و (ج) سالم

مدل پیشنهادی VGG-16

VGG-16 یا VGG Net یک شبکه عصبی کانولوشنال (CNN) از پیش آموزش دیده است که می‌تواند ویژگی‌هایی را استخراج کرده و در نهایت منجر به تمایز و طبقه‌بندی اشیا گردد. این شبکه با هدف افزایش دقت طبقه‌بندی با افزایش عمق CNNها ساخته شد. VGG 16 دارای ۱۶ لایه وزنی برای تشخیص اشیا است (۲۵). این شبکه ورودی تصاویر ۲۲۴*۲۲۴ را می گیرد و آن‌ها را از میان پشته‌ای از لایه‌های کانولوشن با اندازه فیلتر ثابت ۳×۳ و گام ۱ عبور می دهد. پنج فیلتر ادغام حداکثر بین لایه‌های کانولوشن تعبیه شده است تا نمونه را پایین بیاورد. پس از دسته بندی لایه‌های کانولوشن، ۳ لایه کاملاً به هم متصل می-شوند که به ترتیب دارای ۴۰۹۶، ۴۰۹۶ و ۱۰۰۰ کانال هستند. آخرین لایه، لایهٔ Soft-Max است (۲۶). شکل-۳ معماری یک شبکه VGG-16 را نشان می دهد.

مراحل آموزش شبکه VGG-16 به شکل زیر است:

- لایه‌های کانولوشنال اول و دوم از ۶۴ فیلتر هستهٔ ویژگی تشکیل شده و اندازه فیلتر ۳×۳ است. با عبور تصویر ورودی به لایه کانولوشن اول و دوم، ابعاد به ۶۴*۲۲۴*۲۲۴ تغییر می‌کند. سپس خروجی به دست آمده با گام ۲ به لایه حداکثر جمع آوری می‌شود.
- لایه‌های کانولوشنال سوم و چهارم از ۱۲۴ فیلتر کرنل ویژگی ساخته شده و اندازه فیلتر ۳×۳ است. پس از این دو لایه، یک لایه ادغام حداکثر با گام ۲ ایجاد می شود و خروجی به ابعاد ۱۲۸*۵۶*۵۶ کاهش می‌یابد.
- لایه‌های پنجم، ششم و هفتم لایه‌های کانولوشن با اندازه هسته ۳×۳ هستند. هر سه از ۲۵۶ نقشه ویژگی استفاده می-کنند. این لایه‌ها با یک لایه حداکثر با گام ۲ دنبال می‌شوند.
- لایه‌های هشتم تا سیزدهم دو مجموعه لایه کانولوشن با اندازه هسته ۳×۳ بوده و همه این مجموعه لایه های کانولوشن دارای ۵۱۲ فیلتر هسته هستند. این لایه‌ها با حداکثر لایه جمع آوری با گام ۱ دنبال می شوند.
- لایه‌های چهارده و پانزده لایه‌های پنهان کاملاً متصل از ۴۰۹۶ واحد بوده و به دنبال آن یک لایه خروجی Soft-Max (لایه شانزدهم) ۱۰۰۰ واحدی قرار دارد.



شکل-۳. معماری یک شبکه VGG-16

لایه کانولوشن (CNN)

در لایه کانولوشن (پیچیدگی)، ماتریسی به نام کرنل از روی ماتریس ورودی عبور داده می‌شود تا یک نقشه ویژگی برای لایه بعدی ایجاد شود. در هر مکان، یک ضرب ماتریس مبتنی بر عنصر انجام می‌شود و نتیجه را در نقشه ویژگی جمع می‌کند. پیچیدگی یک نوع تخصصی از عملیات خطی است که به طور گسترده در حوزه های مختلف از جمله پردازش تصویر، آمار و فیزیک استفاده می‌شود. پیچیدگی را می‌توان در بیش از یک محور اعمال کرد (۲۷). اگر ورودی تصویر ۲ بعدی I و فیلتر هسته ۲ بعدی K را داشته باشیم، تصویر کانولوشن از رابطه-۱ محاسبه می‌شود:

رابطه-۱

$$S(i.j) = \sum_{m}\sum_{n} I(m.n)k(i-m.j-n)$$

فرآیند پیاده‌سازی مدل پیشنهادی

مدل پیشنهادی مبتنی بر ۷ مرحله زیر است:

- مرحله اول نمونه‌گیری داده‌ها انجام می‌پذیرد. همانطور که گفته شد، در این مجموعه داده، ۳۶۱۶ تصویر مربوط به کلاس کووید مثبت قطعی، ۱۰۱۹۲ تصویر مربوط به کلاس سالم، ۶۰۱۲ متعلق به کلاس عفونت ریه غیرکوویدی و ۱۳۴۵ تصویر مربوط به پنومونی ویروسی است. به علت اینکه کمترین تعداد تصویر، مربوط به کلاس پنومونی ویروسی با ۱۳۴۵ تصویر است، پس حجم نمونه برابر با ۱۳۴۵ درنظر گرفته می‌شود.
- در مرحله دوم، تقسیم بندی آموزش انجام می‌شود. تقسیم بندی آموزش یک فرآیند اعتبارسنجی (Validation) است که این امکان را فراهم می‌کند که بتوان نحوه عملکرد مدل پیشنهادی را با داده‌های جدید، شبیه‌سازی نمود.
- مرحله سوم متعلق به ایجاد دایرکتوری‌ها است. دایرکتوری مجموعه‌ای از فایل‌ها و زیرشاخه‌ها است. این کار برای مرتب کردن داده‌ها در شاخه‌های مخصوص استفاده می‌شود.
- در مرحله چهارم پس از اینکه داده‌ها به وسیلهٔ دایرکتوری، مرتب شدند، به پوشه‌های مخصوصی منتقل می‌شوند تا در مرحلهٔ بعدی طبقه‌بندی شوند.
- مرحله پنجم مربوط به کلاس‌بندی و طبقه‌بندی تصاویر است. در این بخش یک مجموعه دادهٔ آموزش-اعتبارسنجی ساخته می‌شود و ۳۳۲۸ تصویر در فرآیند آموزش (Training) وارد شده و ۸۰۷ تصویر نیز اعتبارسنجی (Validation) می‌شوند.
- در مرحله ششم، شبکه عصبی VGG-16 بر روی مدل پیاده‌سازی می‌گردد. این شبکه یک مدل کانولوشن محسوب شده و از ۱۶ لایه پشتیبانی می‌کند. چون این شبکه قادر است ۱۰۰۰ تصویر را در ۱۰۰۰ دسته با دقتی نزدیک به ۹۳ درصد، طبقه‌بندی نماید، یک الگوریتم محبوب در این زمینه به شمار می‌رود، به همین جهت در این مطالعه هم از این الگوریتم استفاده شده است. مدلی که در این مطالعه استفاده شده، شامل فیلتر ۳*۳ برای لایه کانولوشن و فیلتر ۲*۲ برای لایه‌های ادغام شده است.
- در مرحله هفتم، مدل پیشنهاد شده با استفاده از ماتریس درهم‌ریختگی (Confusion Matrix) و پارامترهای دقت (Precision)، صحت (Accuracy)، بازیابی (Recall) و امتیاز F1 (F1-Score) ارزیابی می‌شود.

نتایج

ارزیابی مدل پیشنهادی

همانطور که گفته شد، ارزیابی مدل پیشنهادی از طریق تشکیل ماتریس درهم‌ریختگی و به دست آوردن صحت، دقت، بازیابی و امتیاز F1 صورت می‌پذیرد. ماتریس درهم‌ریختگی دارای چهار پارامتر است: مثبت واقعی (TP)، منفی واقعی (TN)، مثبت کاذب (FP) و منفی کاذب (FN). این پارامترها را می‌توان این‌گونه تعریف نمود:

- مثبت واقعی (TP): تعداد ویژگی‌های درستی که به طور صحیح و درست تشخیص داده شده‌اند.
- منفی واقعی (TN): تعداد ویژگی‌های نادرستی که به طور صحیح و درست تشخیص داده شده‌اند.
- مثبت کاذب (FP): تعداد ویژگی‌های درستی که اشتباهاً به طور ناصحیح و نادرست تشخیص داده شده‌اند.
- منفی کاذب (FN): تعداد ویژگی‌های نادرستی که اشتباهاً به طور صحیح و درست تشخیص داده شده‌اند.

صحت (Accuracy) یک مدل از رابطه-۲ بدست می آید:

رابطه-۲

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

دقت (Precision) یک مدل نیز بر رابطه-۳ استوار است:

رابطه-۳

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

میزان بازیابی (Recall) یک مدل از رابطه-۴ حاصل می شود:

رابطه-۴

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

امتیاز F1 (F1-Score) نیز مبتنی بر رابطه-۵ است:

رابطه-۵

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

پس از اینکه تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه به عنوان ورودی به سیستم داده شد، مدل پیشنهادی که مبتنی بر شبکه عصبیVGG-16 بود، پیاده‌سازی گردید. میزان صحت (Accuracy) این مدل ۰,۹۰۸۳۴۵ (حدودا ۹۱درصد) تعیین شد. جدول-۱ یک جدول ماتریس درهم‌ریختگی و روابط بین آن‌ها را نشان می‌دهد. با توجه به این روابط و پارامترها، ماتریس درهم-ریختگی مدل پیشنهادی تنظیم گردیده که در شکل-۶ نشان داده شده است. جدول-۲ میزان صحت، بازیابی و امتیاز F1 مدل پیشنهادی را نمایش می‌دهد.

جدول-۳ مقدار میانگین کلان (Macro Average) و میانگین وزنی (Weighted Average) مدل پیشنهادی را نشان می دهد. شکل-۴ دقت آموزش و اعتبارسنجی را پس از اعمال مدل پیشنهادی نشان می دهد. شکل-۵ میزان خطای آموزش و اعتبارسنجی را پس از اعمال مدل پیشنهادی نمایش می‌دهد. شکل-۶ ماتریس درهم ریختگی (Confusion Matrix) مدل پیشنهادی را نشان می دهد.

جدول ۱. پارامترهای ماتریس درهم‌ریختگی و ارتباط بین آنها

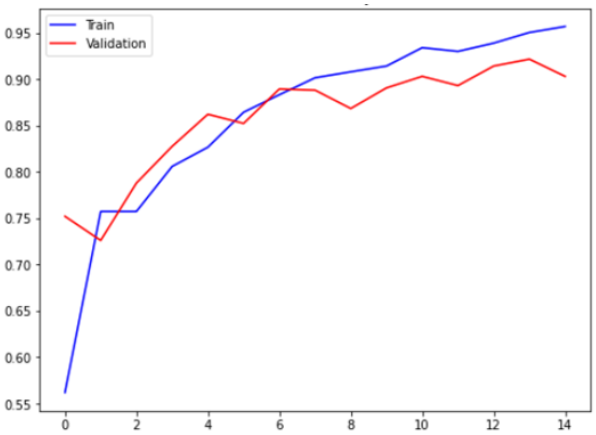
		برچسب پیش‌بینی	
		مثبت	منفی
برچسب واقعیت	مثبت	TP	FN
	منفی	FP	TN

جدول-۲. میزان صحت، بازیابی و F1 مدل پیشنهادی

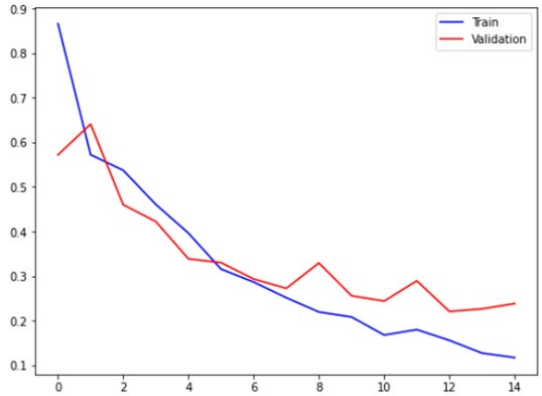
ردیف	کلاس	دقت	بازیابی	امتیاز F1
۱	کووید مثبت	۰,۹۳	۰,۹۴	۰,۸۸
۲	سالم	۰,۹۱	۰,۸۲	۰,۸۶
۳	پنومونی ویروسی	۰,۹۷	۰,۹۶	۰,۹۶

جدول-۳. میانگین کلان و میانگین وزنی مدل پیشنهادی

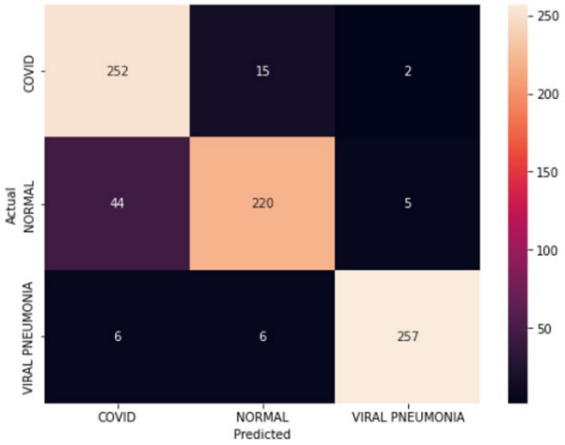
ردیف	پارامتر	دقت	بازیابی	امتیاز F1
۱	میانگین کلان	۰,۹۱	۰,۹۰	۰,۹۰
۲	میانگین وزنی	۰,۹۱	۰,۹۰	۰,۹۰



شکل-۴. دقت آموزش (منحنی آبی رنگ) و اعتبارسنجی (منحنی قرمز رنگ) پس از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی



شکل-۵. خطای آموزش (منحنی آبی رنگ) و اعتبارسنجی (منحنی قرمز رنگ) پس از پیاده سازی مدل پیشنهادی



شکل-۶. ماتریس درهم‌ریختگی (Confusion Matrix)

بحث

پس از انجام واکسیناسیون در اکثر کشورهای دنیا، شیوع این بیماری در اوایل سال ۲۰۲۲ میلادی کاهش یافت، به طوری که اکثر کشورهای جهان، قرنطینه را لغو کرده و به مرور مردم به زندگی عادی روی آورند. این مسئله به همراه جهش‌های سویه‌ها و زیرسویه‌های جدید ویروس کرونا نظیر XBB و BQ.1 باعث شد تا دوباره در اواخر سال ۲۰۲۲ میلادی این بیماری به خصوص در کشورهای چین، ژاپن، ایالات متحده آمریکا، برزیل، کره‌جنوبی و برخی کشورهای اروپایی نظیر آلمان و فرانسه، دوباره روند صعودی را در پیش گیرد. می‌توان اظهار داشت که مهمترین علل این روند صعودی، عادی انگاری این بیماری در بین عموم مردم جهان، جهش‌های پیچیده و مداوم در سویه‌ها و زیرسویه‌های این ویروس و عدم تزریق دز یادآور می‌باشند. در این بین دوباره تشخیص زودهنگام این بیماری و تفکیک و قرنطینه بیماران و افراد مشکوک از افراد سالم، اهمیت دوچندانی پیدا می‌کند. از آنجایی که در طی حدوداً ۳ سال از آغاز همه‌گیری این ویروس، دانشمندان و محققان از همان روزهای ابتدایی، هوش مصنوعی و ابزارهای یادگیری ماشینی را برای تشخیص این بیماری استفاده نمودند، رفته رفته به مدل‌ها و سیستم‌های با کارایی و دقت بالا دست یافتند. پس می‌توان ادعا کرد که هوش مصنوعی در نقش یک ابزار کمکی مفید در جهت یاری رساندن به پزشکان و تیم مراقبت سلامت ظاهر شد. یکی از بهترین و قدرتمندترین شبکه‌های عصبی برای تفکیک تصاویر، شبکه عصبی عمیق VGG-16 است که قادر است ۱۰۰۰ داده را در ۱۰۰۰ دسته، با دقت بیش از ۹۳ درصد، تقسیم‌بندی نماید. به همین جهت در این مطالعه از این شبکه استفاده گردید. می توان عنوان کرد که سیستم ها و مدل‌هایی که در بستر شبکه های عصبی و یادگیری عمیق طراحی می‌شوند، قادرند که در جهت تسهیل تفکیک و کلاس‌بندی بیماران مبتلا به کووید-۱۹ از افراد سالم عمل کرده و به همین جهت توصیه میشود که پزشکان در هنگام تشخیص این بیماری، از این سیستم‌ها نیز استفاده کنند.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، با استفاده از تصاویر اشعه ایکس قفسهٔ سینه، اقدام به طراحی یک مدل تشخیصی و طبقه‌بندی کننده تصاویر کووید مثبت قطعی، پنومونی ویروسی و سالم در سه کلاس نمودیم که در جهت تشخیص بیماری کووید-۱۹ عمل می‌کند. مدل پیشنهادی در بستر زبان برنامه‌نویسی پایتون و مبتنی بر شبکه عصبی عمیق VGG-16 بود. صحت و دقت این مدل پیشنهادی به ترتیب ۹۱ و ۹۳ درصد تعیین شد. همچنین میزان بازیابی و امتیاز F1 این مدل برای موارد قطعی مبتلا به کووید-۱۹، به ترتیب ۹۴ و ۸۸ درصد بود. با توجه به دقت و صحت بالای این مدل پیشنهاد شده، می‌توان از آن در جهت استمداد به پزشک برای تشخیص موارد مبتلا به کووید-۱۹ استفاده نمود

تشکر و قدردانی: نویسندگان از تمامی کسانی که در این پژوهش به هر طریقی یاری رساندند، تقدیر و تشکر می‌نمایند.

نقش نویسندگان: همه نویسندگان در نگارش اولیه مقاله یا بازنگری آن سهیم بودند و همه با تایید نهایی مقاله حاضر، مسئولیت دقت و صحت مطالب مندرج در آن را می پذیرند.

تضاد منافع: نویسندگان تصریح می کنند که هیچ گونه تضاد منافعی در مطالعه حاضر وجود ندارد.

منابع

1. Gayathri JL, Abraham B, Sujarani MS, Nair MS. A computer-aided diagnosis system for the classification of COVID-19 and non-COVID-19 pneumonia on chest X-ray images by integrating CNN with sparse autoencoder and feed forward neural network. Computers in biology and medicine. 2022 1(141). doi:10.1016/j.compbiomed.2021.105134
2. Loey M, El-Sappagh S, Mirjalili S. Bayesian-based

optimized deep learning model to detect COVID-19 patients using chest X-ray image data. Computers Biol Med. 2022 1(142). doi:10.1016/j.compbiomed.2022.105213
3. Bargshady G, Zhou X, Barua PD, Gururajan R, Li Y, Acharya UR. Application of CycleGAN and transfer learning techniques for automated detection of COVID-19 using X-ray images. Pattern Recognition Letters. 2022, 1(153):67-74. doi:10.1016/j.patrec.2021.11.020
4. Showkat S, Qureshi S. Efficacy of Transfer Learning-based ResNet models in Chest X-ray image classification for detecting COVID-19 Pneumonia. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2022, 15(224). doi:10.1016/j.chemolab.2022.104534
5. Aslan N, Koca GO, Kobat MA, Dogan S. Multi-classification deep CNN model for diagnosing COVID-19 using iterative neighborhood component analysis and iterative ReliefF feature selection techniques with X-ray images. Chemometrics Intelligent Laboratory Systems. 2022, 15(224). doi:10.1016/j.chemolab.2022.104539
6. World Health Organization (WHO), WHO Coronavirus (Covid-19) Dashboard, [Accessed 30th January, 2023], https://covid19.who.int/
7. Jain G, Mittal D, Thakur D, Mittal MK. A deep learning approach to detect Covid-19 coronavirus with X-Ray images. Biocybernetics and biomedical engineering. 2020, 40(4):1391-1405. doi:10.1016/j.bbe.2020.08.008
8. Koksoy Vayisoglu S, Aydin Besen M, Oncu E. Perspectives of midwifery and nursing students on recommending the COVID-19 vaccine to women of reproductive age and factors influencing counseling competency: a cross-sectional study. J Prev Complement Med. 2024; 3(1): 1-11. doi: 10.22034/ncm.2023.418212.1133
9. Hossain MB, Iqbal SH, Islam MM, Akhtar MN, Sarker IH. Transfer learning with fine-tuned deep CNN ResNet50 model for classifying COVID-19 from chest X-ray images. Informatics Medicine. 2022, 1(30). doi:10.1016/j.imu.2022.100916
10. Mousavi Z, Shahini N, Sheykhivand S, Mojtahedi S, Arshadi A. COVID-19 detection using chest X-ray images based on a developed deep neural network. SLAS technology. 2022, 27(1):63-75. doi:10.1016/j.slast.2021.10.011
11. Swann J, Martins R. Comments on: "Clinical efficacy of convalescent plasma for treatment of COVID-19 infections: Results of a multicenter clinical study" [Transfusion and Apheresis Science 59 (2020) 102875]. Novel Clin Med 2023; 2(2): 109-110. doi: 10.22034/ncm.2023.395097.1083
12. . Islam MR, Nahiduzzaman M. Complex features extraction with deep learning model for the detection of COVID19 from CT scan images using ensemble based machine learning approach. Expert Systems Appl. 2022, 1(195). doi:10.1016/j.eswa.2022.116554
13. Jalali SM, Ahmadian M, Ahmadian S, Hedjam R, Khosravi A, Nahavandi S. X-ray image based COVID-19 detection using evolutionary deep learning approach. Expert Systems with Applications. 2022, 1(201). doi:10.1016/j.eswa.2022.116942
14. El-Dahshan ES, Bassiouni MM, Hagag A, Chakrabortty RK, Loh H, Acharya UR. RESCOVIDTCNnet: A residual neural network-based framework for COVID-19 detection using TCN and EWT with chest X-ray images. Expert Systems with Applications. 2022, 15(204). doi:10.1016/j.eswa.2022.117410
15. Dey S, Bhattacharya R, Malakar S, Schwenker F, Sarkar R. CovidConvLSTM: A fuzzy ensemble model for COVID-19 detection from chest X-rays. Expert Systems with Applications. 2022, 15(206). doi:10.1016/j.eswa.2022.117812
16. Hammad M, Tawalbeh LA, Iliyasu AM, Sedik A, Abd El-Samie FE, Alkinani MH, Abd El-Latif AA. Efficient multimodal deep-learning-based COVID-19 diagnostic system for noisy and corrupted images. Journal of King Saud University-Science. 2022, 34(3). doi:10.1016/j.jksus.2022.101898
17. Nasiri H, Hasani S. Automated detection of COVID-19 cases from chest X-ray images using deep neural network and XGBoost. Radiography. 2022, 28(3):732-738. doi:10.1016/j.radi.2022.03.011
18. Absar N, Mamur B, Mahmud A, Emran TB, Khandaker MU, Faruque MR, et al. Development of a computer-aided tool for detection of COVID-19 pneumonia from CXR images using machine learning algorithm. J Radiation Res Appl Sci. 2022, 15(1):32-43. doi:10.1016/j.jrras.2022.02.002
19. Verma SS, Prasad A, Kumar A. CovXmlc: High performance COVID-19 detection on X-ray images using Multi-Model classification. Biomedical signal processing and control. 2022, 1(71). doi:10.1016/j.bspc.2021.103272
20. Khan SH, Sohail A, Khan A, Lee YS. COVID-19 detection in chest X-ray images using a new channel boosted CNN. Diagnostics. 2022, 12(2). doi:10.3390/diagnostics12020267
21. Gopatoti A, Vijayalakshmi P. CXGNet: A tri-phase chest X-ray image classification for COVID-19 diagnosis using deep CNN with enhanced grey-wolf optimizer. Biomedical Signal Processing and Control. 2022, 1 (177). doi:10.1016/j.bspc.2022.103860
22. Opel DJ, Brewer NT, Buttenheim AM, Callaghan T, Carpiano RM, Clinton C, Elharake JA, Flowers LC, Galvani AP, Hotez PJ, Schwartz JL. The legacy of the COVID-19 pandemic for childhood vaccination in the USA. Lancet. 2023, 401(10370):75-78. doi:10.1016/S0140-6736(22)01693-2
23. Kambayashi D, Manabe T, Hirohara M. Adaptations in the role of pharmacists under the conditions of the COVID-19 pandemic: a systematic review and meta-analysis. BMC Health Services Res. 2023, 23(1). doi:10.1186/s12913-023-09071-w
24. Zhou J, Zhao P, Nie M, Gao K, Yang J, Sun J. Changes of Haemophilus influenzae infection in children before and after the COVID-19 pandemic, Henan, China. J Infect. 2023, 86(1):66-117. doi:10.1016/j.jinf.2022.10.019
25. Khan E, Rehman MZ, Ahmed F, Alfouzan FA, Alzahrani NM. Chest X-ray classification for the detection of COVID-19 using deep learning techniques. Sensors. 2022, 22(3). doi:10.3390/s22031211
26. Mahanty C, Kumar R, Mishra BK, Barna C. COVID-19 detection with X-ray images by using transfer learning. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. 2022 1-10. doi:10.3390/app112311423
27. Maior CB, Santana JM, Lins ID, Moura MJ. Convolutional neural network model based on radiological images to support COVID-19 diagnosis: Evaluating database biases. Plos one. 2021, 16(3). doi:10.1371/journal.pone.0247839