



تشخیص بیماری کووید-19 از تصاویر سی تی قفسه سینه با استفاده از یادگیری انتقالی

نازه آسادوریان¹، شکوفه یراقی^{2*}، حمیدرضا شیرزادفر³، آرائیک طهماسیان⁴، ابراهیم نصر اصفهانی⁵، هاجر دانش⁶

¹ کارشناسی ارشد، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شهید اشرفی اصفهانی، اصفهان، ایران، n.asadourian@ashrafi.ac.ir

² مربی، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شهید اشرفی اصفهانی، اصفهان، ایران، sh.yaraghi@ashrafi.ac.ir

³ استادیار، گروه برق و مهندسی پزشکی، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شهید اشرفی اصفهانی، اصفهان، ایران، hsh@ashrafi.ac.ir

⁴ کارشناسی ارشد، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شهید اشرفی اصفهانی، اصفهان، ایران، a.tahmasbian@ashrafi.ac.ir

⁵ استادیار، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شهید اشرفی اصفهانی، اصفهان، ایران، ebrahim.nasr@ashrafi.ac.ir

⁶ استادیار، گروه برق و مهندسی پزشکی، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شهید اشرفی اصفهانی، اصفهان، ایران، danesh@ashrafi.ac.ir

چکیده

بیماری کووید-19 که باعث سندرم حاد تنفسی می شود، یک بیماری مسری و کشنده است که اثرات مخربی بر جامعه و زندگی انسان دارد و به طور قابل توجهی بر اقتصاد جهان تأثیر گذاشته است. حیاتی ترین گام در مبارزه با بیماری کووید-19 تشخیص سریع بیماران مبتلا است. تصاویر سی تی قفسه سینه و کیت های تشخیصی RT-PCR اغلب برای تشخیص بیماری استفاده می شوند. هر دو روش ذکر شده با برخی از مشکلات روبرو هستند، به این ترتیب در پژوهش های اخیر از مدل های یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری کووید-19 استفاده شده است. مدل های یادگیری عمیق مدلهایی سریع و دقیق هستند که برای تشخیص این بیماری در نظر گرفته شده اند. روش پیشنهادی در این مقاله، استفاده از شبکه عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده برای تشخیص بیماری کووید-19 بر روی دیتاست سی تی اسکن SARS-COV-2 است. این دیتاست شامل 1252 سی تی اسکن مثبت برای عفونت کووید-19 و 1230 سی تی اسکن برای بیماران غیر آلوده به عفونت کووید-19 می باشد. شبکه عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده InceptionResNetV2 در مقایسه با سایر شبکه های از پیش آموزش دیده به نتایج بهتری، از جمله صحت 97.59٪، دقت 98.78٪، بازیابی 96.41٪ و میانگین F1 97.58٪ دست یافته است.

واژه های کلیدی: یادگیری انتقالی، بیماری کووید-19، تصاویر سی تی قفسه سینه، شبکه عصبی کانولوشن، یادگیری عمیق

1. مقدمه

همه گیری کووید-19 یکی از کشنده ترین بیماری های عفونی است که در تاریخ اخیر ظاهر شده است. مانند همه ی همه گیری های گذشته، مکانیزم خاص ظهور آن ناشناخته باقی مانده است [1]. این بیماری عموماً بر روی ریه های فرد تاثیر می گذارد و باعث عفونی شدن آن ها می شود، از این رو تشخیص زود هنگام این بیماری از اهمیت بسزایی برخوردار است. توسعه ابزارهای دقیق و قابل اعتماد برای تشخیص کووید-19 در کنترل شیوع ویروس بسیار مهم است. از راه های تشخیص این بیماری می توان به تست RT-PCR و تشخیص با استفاده از تصاویر سی تی قفسه سینه اشاره کرد. اگرچه RT-PCR نشان دهنده روش استاندارد طلایی برای تشخیص عفونت کووید-19 است، این روش در معرض چندین محدودیت و انتقاد است که می تواند منجر به نتایج مثبت کاذب یا منفی کاذب شود و در نتیجه بر مدیریت صحیح همه گیری تأثیر بگذارد [2].

با پیشرفت تکنیک های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق، محققان کاربرد مدل های شبکه های عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده را برای تشخیص کووید-19 مورد بررسی قرار داده اند. مدل های شبکه عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده بر روی مجموعه های داده در مقیاس بزرگ آموزش داده می شوند و می توانند ویژگی هایی را از تصاویر بیاموزند که می تواند برای شناسایی کووید-19 از تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه استفاده شود. مزایای شبکه های عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده را می توان به شرح زیر خلاصه کرد:

- پیش آموزش در مجموعه متنی عظیم می تواند بازنمایی های زبان جهانی را بیاموزد و به وظایف پایین دستی کمک کند.
- پیش آموزش، مقدار اولیه بهتری برای مدل فراهم می کند که معمولاً منجر به تعمیم بهتر می شود و سرعت همگرایی در کار هدف را افزایش می دهد.
- پیش آموزش را می توان نوعی منظم سازی برای جلوگیری از بیش برازش داده های کوچک در نظر گرفت [3].

در این مقاله، پنج مدل از پیش آموزش دیده مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن از جمله VGG16، ResNet50، DenseNet201، EfficientNetV2L و InceptionResNetV2 برای طبقه بندی تصاویر سی تی اسکن قفسه سینه مورد استفاده قرار گرفته اند.

به طور خلاصه، نوآوری های این مقاله را می توان به شرح زیر خلاصه کرد:

- یک مطالعه مقایسه ای با معماری های مختلف Deep CNN مانند VGG16، ResNet50، DenseNet201، EfficientNetV2L و InceptionResNetV2 برای تشخیص بیماری کووید-19 با استفاده از مفهوم یادگیری انتقالی.
- نتایج نشان داد که مدل InceptionResNetV2 مبتنی بر یادگیری انتقالی بهترین عملکرد را نسبت به سایر مدل های از پیش آموزش دیده نشان داد.
- مدل InceptionResNetV2 برای یادگیری خودکار ویژگی های مرتبط و سلسله مراتبی از تصاویر طراحی شده است. با ترکیب این مدل از پیش آموزش دیده، روش پیشنهاد شده از استخراج ویژگی های مؤثر سود می برد و به مدل اجازه می دهد الگوهای پیچیده مرتبط با بیماری کووید-19 را در تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه تشخیص دهد.
- ماهیت کارآمد یادگیری انتقالی با مدل InceptionResNetV2 به پتانسیل استقرار سریع در تنظیمات بالینی کمک می کند. کاربردهای بلندنگ برای تشخیص بیماری کووید-19 امکان پذیر می شود و مدیریت به موقع بیمار و مداخلات بهداشت عمومی را تسهیل می کند.

در این مقاله، در بخش دوم مطالعات قبلی مرتبط با کار ما مرور می‌شود. در بخش سوم روش پیشنهادی به صورت کامل شرح داده شده است و بخش چهارم نتایج به دست آمده را نشان می‌دهد. در نهایت، بخش پنجم در مورد نتیجه‌گیری و کارهای آینده می‌باشد.

2. کارهای پیشین

در این بخش روش‌های ارائه شده در پژوهش‌های پیشین بین سال‌های 2019 تا 2022، جهت تشخیص بیماری کووید-19 از تصاویر سی تی قفسه سینه با استفاده از یادگیری انتقالی مورد بررسی قرار می‌گیرند.

آرپن بسو و همکاران با استفاده از دو دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2022 روشی بر مبنای شبکه عصبی کانولوشن دو مرحله‌ای ارائه دادند. مدل‌های از پیش آموزش دیده‌ای که روی این دو دیتاست امتحان شده‌اند DenseNet201، ResNet152 و Xception می‌باشند. بهترین دقت به دست آمده در این تحقیق از اجرای مدل DenseNet201 بر روی دیتاست اول 97.30٪ و از اجرای مدل Xception بر روی دیتاست دوم 98.87٪ است [4].

فائزه آموزگار و همکاران با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2022 روشی بر مبنای مدل‌های از پیش آموزش دیده ارائه دادند آن‌ها در این تحقیق یک مدل ترکیبی از مدل‌های ResNet18، GoogleNet و ShuffleNet ارائه دادند که نتایج به دست آمده دارای دقت 97٪ است [5].

هاتیس کتل ریس و ویسل تورک با استفاده از چهار دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2022 تشخیص این بیماری روشی بر مبنای یک شبکه عصبی کانولوشن Covid-DSNet ارائه دادند. نتایج به دست آمده دارای دقت 97.60٪ است [6].

تجلل چودهری و همکاران با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2022 روشی بر مبنای مدل‌های از پیش آموزش دیده VGG16 و ResNet34 ارائه دادند. نتایج به دست آمده از اجرای مدل ResNet34 بر روی دیتاست دارای دقت 95.47٪ و مدل VGG16 دارای دقت 93.07٪ است [7].

سحر الکوزی و همکاران با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2022 روشی بر مبنای شبکه عصبی کانولوشن EffcientNet34 ارائه دادند که دارای دقت 99٪ است [8].

مدهوی و سوپراژا با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2022 با به کارگیری دو معماری شبکه عصبی کانولوشن تکرار شونده، بهترین نتیجه‌ای که از به کارگیری معماری دوم به دست آوردند دارای دقت 89٪ است [9].

وینای آرورا و همکاران با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2021 روشی بر مبنای مدل‌های از پیش آموزش دیده DenseNet، ResNet50، InceptionV3، MobileNet، XceptionNet و VGG16 ارائه دادند که با اجرای مدل MobileNet به نتیجه‌ای با دقت 94.12٪ رسیدند [10].

حمد نثیم و همکاران با استفاده از دو دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2021 روشی بر مبنای شبکه عصبی کانولوشن ارائه دادند که نتایج به دست آمده بر روی دو دیتاست به ترتیب دارای دقت 98.94٪ و 83.03٪ است [11].

محمد رمزی ابراهیم و همکاران با استفاده از دو دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2021 روشی بر مبنای مدل‌های از پیش آموزش دیده ارائه دادند که نتایج به دست آمده بر روی دیتاست اول به ترتیب دارای صحت و بازیابی 97.59٪ و 98.41٪ و روی دیتاست دوم دارای صحت و بازیابی 97.76٪ و 96.73٪ است [12].

پدرو سیلوا و همکاران با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه در سال 2021 روشی بر مبنای شبکه عصبی کانولوشن ارائه دادند که نتایج به دست آمده دارای 87.67٪ است [13].

جایسوال و همکاران در سال 2020 با استفاده از دیتاست تصاویر قفسه سینه یک رویکرد مبتنی بر یادگیری انتقال را برای طبقه‌بندی تصاویر سی تی SARS-CoV-2 پیشنهاد کردند. به ویژه، نویسندگان با مدل‌های VGG16 و DenseNet201 کار

کردند. صحت، بازیابی و میانگین F1 برای مدل VGG16 به ترتیب 95.45٪، 0.9523 و 0.9549 بود. صحت، بازیابی و میانگین F1 به دست آمده توسط مدل DenseNet201 به ترتیب 96.25٪، 0.9629 و 0.9621 بود [14].

3. روش پیشنهادی

3.1. دیتاست

در این مقاله، از مجموعه داده‌های سی تی اسکن SARS-CoV 2 که در دسترس عموم در آمده است، جهت تأیید اثربخشی روش یادگیری انتقالی پیشنهاد شده در این مقاله استفاده می‌کنیم. مجموعه داده SARS-CoV-2 شامل 2482 تصویر است. از مجموع 2482 تصویر، 1252 تصویر مربوط به مبتلایان به کووید-19 و 1230 تصویر متعلق به طبقه غیر آلوده به کووید-19 است. مجموعه داده با جمع آوری تصاویر بیماران واقعی در بیمارستان سائوپائولو، برزیل تهیه شده است. مجموعه داده برای دانلود از لینک [15] موجود است. هدف از این مجموعه داده تشویق به تحقیق و توسعه روش‌های هوشمند مصنوعی است که قادر به تشخیص ابتلای فرد به SARS-COV-2 از طریق تجزیه و تحلیل سی تی اسکن‌های وی هستند [16].

در روش پیشنهادی از مدل از پیش آموزش دیده InceptionResNetV2 استفاده شده است. این مدل نسبت به سایر مدل‌های از پیش آموزش دیده که مورد آزمایش قرار گرفتند به دقت بالاتری دست یافته است. این مدل اساساً از خانواده مدل‌های Inception [17] است، که با ترکیب این مدل از پیش آموزش‌دیده با اتصالات باقیمانده در مدل‌های ResNet [18] (جایگزین مرحله الحاق فیلتر در معماری Inception) تشکیل شده است.

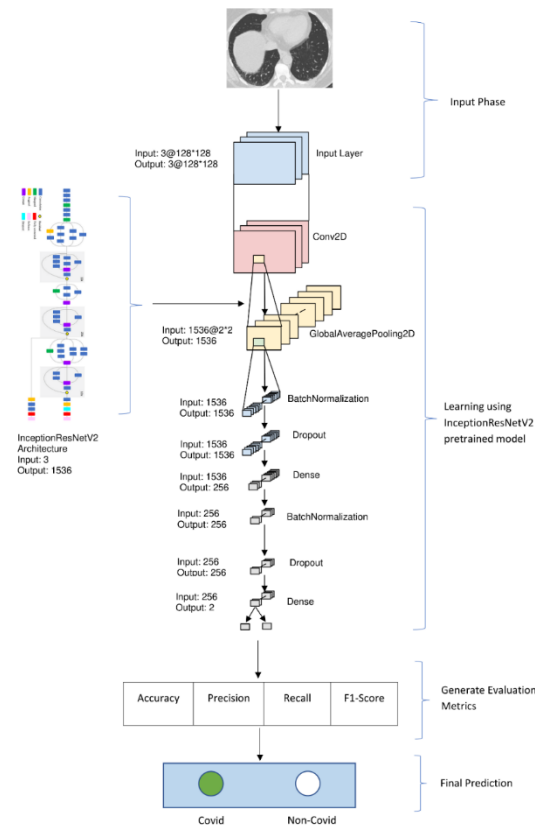
3.2. معماری مدل پیشنهادی

لایه ورودی مدل پیشنهادی با شکل $128 \times 128 \times 3$ که 128×128 اندازه تصاویر ورودی و 3 تعداد کانال‌ها هستند. سپس ورودی از یک لایه کانولوشن دو بعدی منتقل می‌شود. لایه Conv2D نوعی لایه است که در شبکه‌های عصبی کانولوشن برای طبقه بندی تصاویر استفاده می‌شود. به دنبال آن خروجی به مدل از پیش آموزش دیده شده InceptionResNetV2 برای استخراج ویژگی‌های سطح بالاتر منتقل می‌شود، که سپس به یک سری از لایه‌های کاملاً متصل برای تولید خروجی طبقه بندی نهایی وارد می‌شوند.

سپس لایه ادغام میانگین کلی دو بعدی در مدل، ادغام میانگین مکانی را روی نقشه‌های ویژگی انجام می‌دهد که در نتیجه یک مقدار میانگین کلی برای هر نقشه ویژگی ایجاد می‌کند. به عبارت دیگر، خروجی لایه قبلی را می‌گیرد (در این مدل خروجی لایه InceptionResNetV2) که یک تنسور با شکل (سایز دسته، ارتفاع، عرض، کانال‌ها) است و یک تنسور با شکل (سایز دسته، کانال‌ها) برمیگرداند.

در ادامه، این بردار ویژگی از یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای عبور می‌کند، BatchNormalization لایه‌ای است که در ورودی هر لایه در شبکه نرمال‌سازی را انجام می‌دهد. با استفاده از BatchNormalization، مدل می‌تواند سریع‌تر تمرین کند و به دقت بالاتری نسبت به حالت عادی دست یابد. در مرحله بعد از یک لایه Dropout با نرخ 0.5 عبور می‌کند. لایه Dropout یک تکنیک منظم سازی است که برای جلوگیری از برازش بیش از حد استفاده می‌شود. نرخ 0.5 به این معنی است که 50٪ از خروجی‌های نورون از لایه قبلی به طور تصادفی در طول تمرین حذف می‌شود. این به این معنی است که شبکه مجبور به یادگیری نمایش‌های اضافی می‌شود، در جلوگیری از برازش بیش از حد کمک می‌کند و نسبت به وزن‌های خاص نورون‌های منفرد حساس‌تر می‌شود. سپس خروجی لایه Dropout از یک لایه متراکم با 256 واحد و یک تابع فعال سازی واحد خطی عبور می‌کند. لایه متراکم با ۲۵۶ واحد و یک تابع فعال سازی واحد خطی اصلاح شده (ReLU) در مدل، یک لایه کاملاً متصل است که خروجی لایه قبلی را پردازش می‌کند.

در این مدل، لایه متراکم با تابع فعال‌سازی ReLU برای انجام یک تبدیل غیرخطی بر روی خروجی لایه قبلی (در این مورد، لایه GlobalAveragePooling2D) و ایجاد مجموعه جدیدی از ویژگی‌ها که می‌تواند برای طبقه‌بندی استفاده شود، استفاده می‌شود. این لایه متراکم نیز با استفاده از یک لایه BatchNormalization نرمال می‌شود و از لایه Dropout با نرخ 0.5 عبور می‌کند. لایه متراکم با 2 واحد و تابع فعال‌سازی softmax که در ادامه می‌آید خروجی لایه متراکم قبلی را می‌گیرد و توزیع احتمالی را روی دو کلاس ممکن تولید می‌کند (با فرض مشکل طبقه‌بندی باینری)، که نشان‌دهنده احتمال تعلق یک تصویر ورودی به هر کلاس است. در این مدل از بهینه‌ساز Adam و تابع اتلاف آنتروپی متقاطع باینری استفاده شده است. شکل 1 معماری مدل پیشنهادی و عملکرد آن را نشان می‌دهد.



شکل ۱: معماری و عملکرد مدل پیشنهادی

4. نحوه ارزیابی

4.1. معیارهای ارزیابی

معیارهای ارزیابی استاندارد برای اعتبارسنجی عملکرد مدل‌های CNN استفاده شد. معیارهای ارزیابی مورد استفاده در آزمایش‌ها عبارت بودند از: ماتریس سردرگمی، صحت، دقت، بازیابی و میانگین F1. معیارهای ارزیابی مختلف به صورت زیر تعریف می‌شوند: (در معادلات زیر FN = منفی کاذب، TN = منفی واقعی، TP = مثبت واقعی، FP = مثبت کاذب).

4.2. فرایپارامترهای مدل

در یادگیری ماشین، فرایپارامترها پارامترهایی هستند که قبل از آموزش یک مدل تنظیم می شوند و در طول فرآیند آموزش از داده ها یاد نمی گیرند. فرایپارامترها فرآیند یادگیری را کنترل می کنند و رفتار و عملکرد مدل یادگیری ماشین را تعیین می کنند. نمونه هایی از فرایپارامترها در یک مدل یادگیری ماشینی شامل نرخ یادگیری، تعداد لایه های پنهان در یک شبکه عصبی، تعداد نورون ها در هر لایه، پارامتر منظم سازی، دوره و اندازه دسته است. این فرایپارامترها می توانند تا حد زیادی بر دقت و تعمیم مدل تأثیر بگذارند. فرایپارامترهای مدل پیشنهادی و مشخصات هر کدام در جدول 1 آمده است.

جدول ۱: فرایپارامترهای مدل پیشنهادی

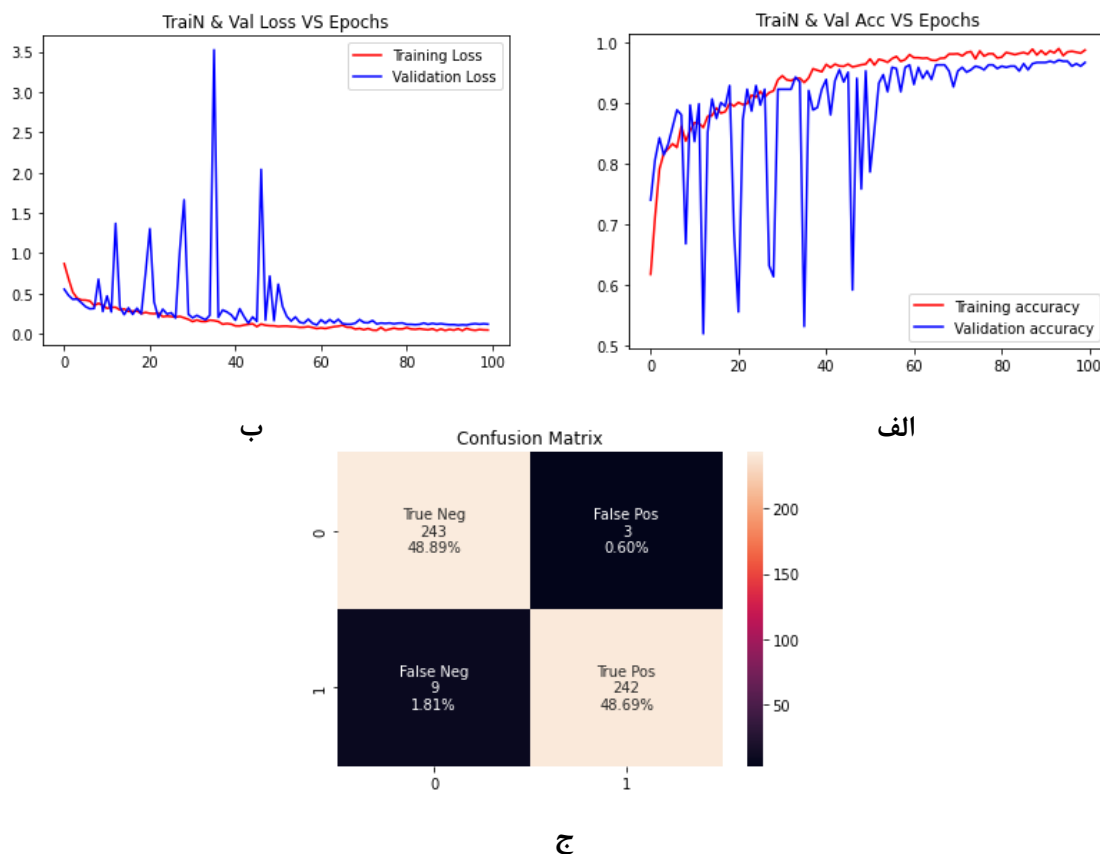
اندازه دسته	10
دوره	100
اندازه تصویر	128×128
تعداد کانال	3

نتایج تمام آزمایش ها با استفاده از مجموعه داده SARS-COV-2 در این بخش مورد بحث قرار می گیرد. این بخش همچنین شامل جزئیات مطالعه تطبیقی، ماتریس سردرگمی، نمودار صحت در هر دوره و نمودار اتلاف در هر دوره می باشد. جدول 2 معیارهای ارزیابی مختلف محاسبه شده، پس از استفاده از داده های آزمون بر روی مدل های آموزش دیده را نشان می دهد. جدول 2 نشان می دهد که وقتی مدل کامل با تقویت داده ها آموزش داده شد، مدل InceptionResNetV2 به دقت بالاتری دست یافت. در این مورد، مدل به صحت 97.59٪، دقت 98.78٪، بازیابی 96.41٪ و میانگین F1 97.58٪ دست یافت.

جدول ۲: مقایسه نتایج به دست آمده از مدل های از پیش آموزش دیده شده

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
VGG16	95.57	0.9527	0.9527	0.9527
ResNet50	96.17	0.9754	0.9482	0.9616
DenseNet201	96.78	0.9672	0.9672	0.9672
EfficientNetV2L	96.78	0.9523	0.9836	0.9676
InceptionV3	93.15	0.9761	0.9685	0.9723
Inception-ResNetV2	97.59	0.9878	0.9641	0.9758

با توجه به جدول و مقایسه نمودارها روش پیشنهادی با استفاده از مدل از پیش آموزش دیده شده InceptionResNetV2 صحت بالاتری (97.59٪) نسبت به بقیه مدل‌های از پیش آموزش دیده شده به دست آورد. نمودار صحت آن صعودی و نمودار اتلاف آن نزولی است و با توجه به نزدیک بودن منحنی‌های مربوط به داده‌های آموزشی و داده‌های اعتبار سنجی مدل دچار بیش‌برازش نشده است. ماتریس سردرگمی مدل پیشنهادی با استفاده از مدل از پیش آموزش دیده شده InceptionResNetV2 تعداد مثبت واقعی 242 (48.69٪)، منفی واقعی 243 (48.89٪) مثبت کاذب 3 (0.60٪) و منفی کاذب 9 (1.81٪) نشان می‌دهد. نمودار صحت، نمودار اتلاف و ماتریس سردرگمی مدل پیشنهادی در شکل 2 نشان داده شده است.



شکل ۲: نمودارهای InceptionResNetV2. الف) نمودار صحت ب) نمودار اتلاف ج) ماتریس سردرگمی

روش پیشنهادی با روش‌های پیشرفته موجود مقایسه شد و نتیجه در جدول 3 ارائه شده است.

جدول ۳: مقایسه با کارهای پیشین

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
VGG16 [14]	95.45	-	0.9523	0.9567
DenseNet [14]	96.25	-	0.9629	0.9629
VGG16 [7]	93.07	-	0.9223	0.9319
ResNet34 [7]	95.47	-	0.9216	0.9567
MobileNet [10]	94.12	-	0.9611	0.9611
Proposed	97.59	0.9878	0.9641	0.9758

۵. نتیجه گیری

در نتیجه، استفاده از مدل های شبکه عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده برای تشخیص کووید-۱۹ یک حوزه تحقیقاتی امیدوارکننده است که دقت و سرعت بالایی را ارائه می دهد. با این حال، چندین زمینه برای کار آینده وجود دارد که می تواند دقت و قابلیت اطمینان این مدل ها را بهبود بخشد. اینها شامل توسعه مدل های شبکه عصبی کانولوشن دقیق تر و قوی تر، توسعه مجموعه داده های بزرگتر و متنوع تر، ادغام تکنیک های تشخیصی متعدد، و استقرار این مدل ها در دنیای واقعی در تنظیمات بالینی است. استفاده از تکنیک های یادگیری عمیق برای تشخیص کووید-۱۹ به طرز قابل توجهی نظر جامعه پزشکی را به خود جلب کرده است، به طوری که چندین مطالعه میزان دقت بالایی را برای تشخیص این بیماری گزارش کرده اند. به ویژه، مدل شبکه عصبی کانولوشن از پیش آموزش دیده InceptionResNetV2 در شناسایی دقیق موارد کووید-۱۹ از عکس های اشعه ایکس قفسه سینه و سی تی اسکن نویدبخش است. در حالی که این نتایج امیدوارکننده هستند، هنوز چندین زمینه از جمله بهبود عملکرد مدل، رسیدگی به عدم تعادل کلاس و بهبود قابلیت توضیح مدل برای کارهای آینده وجود دارد که می تواند دقت و تعمیم پذیری مدل را بهبود بخشد.

- توسعه مدل های شبکه عصبی کانولوشن دقیق تر و قوی تر: یکی از زمینه های مهم کار آینده، توسعه مدل های دقیق تر و قوی تر شبکه عصبی کانولوشن برای تشخیص کووید-۱۹ است.
- توسعه مجموعه داده های بزرگ تر و متنوع تر: یکی دیگر از حوزه های مهم کار آینده، توسعه مجموعه های داده بزرگ تر و متنوع تر برای آموزش و آزمایش مدل های شبکه عصبی کانولوشن برای تشخیص کووید-۱۹ است.
- ادغام تکنیک های تشخیصی چندگانه: یکی دیگر از زمینه های مهم کار آینده، ادغام مدل های شبکه عصبی کانولوشن با سایر تکنیک های تشخیصی برای تشخیص کووید-۱۹، مانند رادیولوژی و آزمایش های آزمایشگاهی بالینی است.

۶. منابع و مراجع

- [1] Morens DM, Breman JG, Calisher CH, Doherty PC, Hahn BH, Keusch GT, Kramer LD, LeDuc JW, Monath TP, Taubenberger JK. The Origin of COVID-19 and Why It Matters. *Am J Trop Med Hyg.* 2020 Sep;103(3):955-959. doi: 10.4269/ajtmh.20-0849. PMID: 32700664; PMCID: PMC7470595.
- [2] Falzone, L., Gattuso, G., Tsatsakis, A., Spandidos, D.A., & Libra, M. (2021). Current and innovative methods for the diagnosis of COVID-19 infection (Review). *International Journal of Molecular Medicine*, 47, 100. <https://doi.org/10.3892/ijmm.2021.4933>
- [3] Xu Han, Zhengyan Zhang, Ning Ding, Yuxian Gu, Xiao Liu, Yuqi Huo, et al., Pre-trained models: Past, present and future, *AI Open*, Volume 2, 2021, Pages 225-250, ISSN 2666-6510, <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2021.08.002>.
- [4] Arpan Basu, Khalid Hassan Sheikh, Erik Cuevas, Ram Sarkar, COVID-19 detection from CT scans using a two-stage framework, *Expert Systems with Applications*, Volume 193, 2022, 116377, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116377>.
- [5] Amouzegar, F., Mirvaziri, H., Ghazizadeh-Ahsaei, M., & Shariatzadeh, M. (2022). Diagnosis of COVID-19 disease using CT scan images and pre-trained models. *arXiv preprint arXiv:2208.07829*.
- [6] Hatice Catal Reis, Veysel Turk, COVID-DSNet: A novel deep convolutional neural network for detection of coronavirus (SARS-CoV-2) cases from CT and Chest X-Ray images, *Artificial Intelligence in Medicine*, Volume 134, 2022, 102427, ISSN 0933-3657, <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2022.102427>.
- [7] Choudhary, T., Gujar, S., Goswami, A. *et al.* Deep learning-based important weights-only transfer learning approach for COVID-19 CT-scan classification. *Appl Intell* **53**, 7201–7215 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03893-7>
- [8] Alquzi, S., Alhichri, H., Bazi, Y. (2022). Detection of COVID-19 Using EfficientNet-B3 CNN and Chest Computed Tomography Images. In: Khanna, A., Gupta, D., Bhattacharyya, S., Hassanien, A.E., Anand, S., Jaiswal, A. (eds) *International Conference on Innovative Computing and Communications. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1387. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2594-7_30
- [9] Madhavi M, Supraja P, COVID-19 infection prediction from CT scan images of lungs using Iterative Convolution Neural Network model, *Advances in Engineering Software*, Volume 173, 2022, 103214, ISSN 0965-9978. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2022.103214>
- [10] Vinay Arora, Eddie Yin-Kwee Ng, Rohan Singh Leekha, Medhavi Darshan, Arshdeep Singh, Transfer learning-based approach for detecting COVID-19 ailment in lung CT scan, *Computers in Biology and Medicine*, Volume 135, 2021, 104575, ISSN 0010-4825, <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104575>.
- [11] Hamad Naeem, Ali Abdulqader Bin-Salem, A CNN-LSTM network with multi-level feature extraction-based approach for automated detection of coronavirus from CT scan and X-ray images, *Applied Soft Computing*, Volume 113, Part A, 2021, 107918, ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107918>.
- [12] Ibrahim, M.R., Youssef, S.M. & Fathalla, K.M. Abnormality detection and intelligent severity assessment of human chest computed tomography scans using deep learning: a case study on SARS-

COV-2 assessment. *J Ambient Intell Human Comput* **14**, 5665–5688 (2023).
<https://doi.org/10.1007/s12652-021-03282-x>

[13] Pedro Silva, Eduardo Luz, Guilherme Silva, Gladston Moreira, Rodrigo Silva, Diego Lucio, David Menotti, COVID-19 detection in CT images with deep learning: A voting-based scheme and cross-datasets analysis, *Informatics in Medicine Unlocked*, Volume 20, 2020, 100427, ISSN 2352-9148, <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100427>.

[14] Aayush Jaiswal, Neha Gianchandani, Dilbag Singh, Vijay Kumar & Manjit Kaur (2021) Classification of the COVID-19 infected patients using DenseNet201 based deep transfer learning, *Journal of Biomolecular Structure and Dynamics*, 39:15, 5682-5689, DOI: 10.1080/07391102.2020.1788642

[15] <https://www.kaggle.com/plameneduardo/sarscov2-ctscan-dataset>

[16] Soares, Eduardo, Angelov, Plamen, Biaso, Sarah, Higa Froes, Michele, and Kanda Abe, Daniel. "SARS-CoV-2 CT-scan dataset: A large dataset of real patients CT scans for SARS-CoV-2 identification." *medRxiv* (2020). doi: <https://doi.org/10.1101/2020.04.24.20078584>.

[17] Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. (2017). Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 31(1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v31i1.11231>

[18] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).

Covid-19 Detection from Chest CT Scans Using Transfer Learning Approach

Nazeh Asaddorian¹, Shekofeh Yaraghi², Hamidreza Shirzadfar³, Araeek Tahmasian⁴,
Ebrahim Nasr Esfahani⁵, Hajar Danesh⁶

Master's Degree, Department of Computer, Faculty of Engineering, Shahid Ashrafi Esfahani University, Isfahan, Iran, n.asadourian@ashrafi.ac.ir

Assistant Professor, Department of Computer, Faculty of Engineering, Shahid Ashrafi Esfahani University, Isfahan, Iran, sh.yaraghi@ashrafi.ac.ir

Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, Faculty of Engineering, Shahid Ashrafi Esfahani University, Isfahan, Iran, hsh@ashrafi.ac.ir

Master's Degree, Department of Computer, Faculty of Engineering, Shahid Ashrafi Esfahani University, Isfahan, Iran, a.tahmasbian@ashrafi.ac.ir

Assistant Professor, Department of Computer, Faculty of Engineering, Shahid Ashrafi Esfahani University, Isfahan, Iran, ebrahim.nasr@ashrafi.ac.ir

Assistant Professor, Department of Biomedical Engineering, Faculty of Engineering, Shahid Ashrafi Esfahani University, Isfahan, Iran, danesh@ashrafi.ac.ir

Abstract— Covid-19, which causes acute respiratory syndrome, is a contagious and fatal disease that has devastating effects on society and human life, and has significantly affected the world economy. The most critical step in the fight against Covid-19 is the rapid diagnosis of infected patients. Chest CT images and RT-PCR diagnostic kits are often used to diagnose the disease. Both mentioned methods face some problems, thus in recent research, deep learning models have been used to diagnose the disease of Covid-19. Deep learning models are fast and accurate models that are considered to diagnose this disease. The proposed method in this article is to use a pre-trained convolutional neural network to diagnose the disease of Covid-19 on the SARS-COV-2 CT scan dataset. This dataset includes 1252 CT scan images belonging to COVID-19 cases and 1230 CT scan images belonging to healthy cases. The pre-trained convolutional neural network InceptionResNetV2 has achieved better results compared to other pre-trained networks, including 97.59% accuracy, 98.78% precision, 96.41% recall and 97.58% F1-Score.

Keywords: Transfer Learning, Covid-19 Disease, Chest CT Scans, Convolutional Neural Network, Deep Learning