

الگوریتم شبکه عصبی عمیق بهبود یافته برای شناسایی بیماری

کوید-۱۹ در اینترنت اشیا

سید محمد موسوی^۱، سوده حسینی^{۲*}، محمدرضا امید^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران. M.mousavi@math.uk.ac.ir

۲* - دانشیار، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران. so_hosseini@uk.ac.ir

۳- مری، دانشکده ریاضی و کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران. r_omidi@uk.ac.ir

چکیده: در این مقاله یک سیستم تشخیص خودکار موارد مبتلا به COVID-19 مبتنی بر اینترنت اشیا پیشنهاد می‌شود. در مدل پیشنهادی ابتدا با استفاده از فن‌آوری اینترنت اشیا تصاویر پزشکی مستقیم پس از مراجعه فرد مشکوک از طریق تجهیزات پزشکی مجهز به اینترنت اشیا به مخزن داده ارسال می‌شود. سپس به منظور کمک به متخصصین رادیولوژی برای تفسیر هرچه بهتر تصاویر پزشکی از چهار مدل شبکه عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده به نام‌های InceptionResNetV2, InceptionV3, VGG19 و ResNet152 و دو مجموعه داده تصاویر پزشکی رادیولوژی قفسه سینه و CT Scan در یک طبقه‌بندی سه کلاسه برای پیش بینی دقیق موارد مبتلا به COVID-19، افراد سالم و موارد مبتلا بیماری استفاده می‌شود. در نهایت بهترین نتیجه بدست آمده برای تصاویر CT Scan متعلق به معماری InceptionResNetV2 با دقت ۹۹٫۳۶۶٪ و برای تصاویر رادیولوژی مربوط به معماری InceptionV3 با دقت ۹۶٫۹۴۳٪ می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد این سیستم منجر به کاهش مراجعه روزانه به مراکز درمانی و در نتیجه کاهش فشار بر سیستم مراقبت‌های درمانی می‌شود همچنین به متخصصین رادیولوژی و کادر درمان کمک می‌کند تا هرچه سریعتر بیماری شناسایی شود.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، هوش مصنوعی، اینترنت اشیا، شبکه عصبی پیچشی، یادگیری عمیق.

* سوده حسینی so_hosseini@uk.ac.ir

Improved Deep Neural Network Algorithm for Covid-19 Detection in Internet of Things

Mohammad Mousavi¹, Soodeh Hosseini^{1,*}, MohammadReza Omodi¹

¹. Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and Computer, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

E-mail: ¹m.mousavi@math.uk.ac.ir, ¹so_hosseini@uk.ac.ir and r_omidi@uk.ac.ir

Abstract: In this paper, we propose an automatic detection system of COVID-19 cases based on Internet of Things. In the proposed model, first, using Internet of Things technology, medical images are sent directly to the data collection after the suspicious person's visit through medical equipment equipped with Internet of Things, and then, in order to help radiologists to better interpret medical images, usage have been made of four pre-trained convolutional neural network models i.e. InceptionV3, InceptionResNetV2, VGG19 and ResNet152 as well as two datasets of chest radiology medical images and CT Scan in a 3-class classification for accurate prediction of cases suffering from COVID-19, healthy people, and diseased cases. Finally best result for CT- Scan images has been related to InceptionResNetV2 architecture with an accuracy of 99.366% and for radiology images related to the InceptionV3 architecture with an accuracy of 96.943%. The results show that this system leads to a reduction in daily visits to medical centers and thus reduces the pressure on the medical care system. It also helps rheology specialists to identify the disease as quickly as possible.

Keywords: Image Processing, Artificial Intelligence, Internet of Thing, Convolutional Neural Network, Deep Learning.

* Soodeh Hosseini, So_hosseini@uk.ac.ir

۱- مقدمه

این است که مدلی طراحی شود که بتواند آزمایش های بیولوژیکی را بدون دخالت افراد زیادی انجام دهد.

در این مقاله یک سیستم تشخیص خودکار موارد مبتلا به COVID-19 با استفاده از سه شبکه عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده به کمک تکنیک یادگیری انتقالی در تشخیص COVID-19 بر اساس تصاویر رادیولوژی و CT Scan قفسه سینه پیشنهاد شده است. مدل پیشنهادی شامل یک بخش جمع‌آوری اطلاعات به کمک دستگاه‌های مجهز به تکنولوژی اینترنت اشیا و ارسال به مخزن اطلاعات و سپس پردازش اطلاعات و استخراج دانش و در نهایت ارسال نتایج به پزشک مورد نظر برای ارزیابی وضعیت بیمار می‌باشد.

مشارکت‌های اصلی این تحقیق به شرح زیر است:

- ۱) یک چارچوب مبتنی بر IOT از مدل‌های یادگیری عمیق برای تشخیص خودکار بیماران COVID-19 پیشنهاد شده است.
- ۲) فرایند استفاده از قابلیت‌های یادگیری انتقالی چهار مدل شبکه عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده شده، در شناسایی موارد مبتلا به COVID-19 از افراد سالم ارائه شده است.
- ۳) به منظور بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی پیچشی از تکنیک تقویت داده و تنظیم دقیق پارامترهای اصلی استفاده شده است.
- ۴) از لایه GlobalAveragePooling در ابتدای هر مدل و قبل از لایه‌های طبقه بندی در انتهای مدل به منظور بهبود دقت تشخیص بیماری استفاده شده است. به این صورت در انتهای مرحله استخراج ویژگی برای هر کدام از feature map عمل ادغام میانگین کلی انجام می‌پذیرد. سپس باتغذیه مقادیر تولید شده در یک تابع فعال‌سازی مانند softmax یافتن پاسخ بهینه توزیع احتمال چندکلاسه^۲ آسان‌تر خواهد شد. علاوه بر آن به دلیل عدم وجود پارامتر قابل آموزش در این لایه تمایل به بیش برآزش کاهش می‌یابد.
- ۵) تجزیه و تحلیل عملکرد سیستم با جزئیات انجام شده است. برای این منظور علاوه بر استفاده از معیارهای ارزیابی، ماتریس در هم‌ریختگی برای هر مدل نشان داده شده است. همچنین مدل پیشنهادی را با شبکه‌های مورد استفاده در کارهای مرتبط روی مجموعه داده معرفی شده مورد ارزیابی قرار داده و نتایج مقایسه شده است.

ادامه مقاله به این صورت سازماندهی شده است. در بخش بعد به بررسی برخی از کارهای مرتبط پرداخته خواهد شد. در بخش ۳ ابتدا مجموعه داده‌های بکار رفته معرفی می‌شوند و سپس تکنیک تقویت داده بررسی خواهد شد. در بخش ۴ به معرفی مدل پیشنهادی با استفاده از اینترنت اشیا پرداخته خواهد شد. بخش بعد نتایج بدست آمده مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و با نتایج حاصله از کارهای مرتبط مقایسه می‌شوند. قسمت آخر نیز به نتیجه گیری و کارهای آینده می‌پردازد.

۲- کارهای مرتبط

ویروس کرونا (COVID-19) اولین بار در شهر ووهان چین اواخر سال ۲۰۱۹ میلادی مشاهده شد. از می ۲۰۲۱ COVID-19 توسط سازمان بهداشت جهانی (WHO) یک پاندمی اعلام شد [۱]. کرونا از طریق تماس فیزیکی یا قطرات تنفسی فرد آلوده به کووید ۱۹ انتشار می‌یابد [۲]. از آنجا که COVID-19 یک بیماری واگیردار است زندگی میلیاردها نفر در سراسر جهان را تحت تاثیر قرار داده است. تشخیص زودهنگام و دقیق COVID-19 برای کنترل شیوع بیماری و کاهش مرگ و میر آن از اهمیت زیادی برخوردار است. امروزه محققان از تکنیک های مختلف ماشینی و یادگیری عمیق همراه با هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی استفاده کردند. این تکنیک‌های توسعه یافته برای شناسایی بیماری‌هایی استفاده می‌شوند که ممکن است به متخصصان پزشکی در تشخیص بیماری‌ها در مراحل اولیه و ارائه نتایج دقیق، ثابت، مؤثر و سریع و کاهش میزان مرگ و میر کمک کنند [۳]. همچنین کمبود کارکنان بهداشتی برای مراقبت از همه بیماران وجود دارد. بنابراین توسعه یک روش هوشمند خودکار که نتایج فوری و با دقت بالا را ارائه می‌کند و اساساً امکان آزمایش را در هر مکان و هر زمان ممکن می‌سازد، بسیار مهم است. این کار می‌تواند توسط اینترنت اشیا ارائه شود و داده‌های ارزیابی شده را می‌توان با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی برای تشخیص، تجزیه و تحلیل کرد. حتی اگر مراکز تصویربرداری پزشکی در مناطق دور افتاده تأسیس شده باشد، در دسترس بودن رادیولوژیست‌ها همچنان مشکل است. کشورهای درحال توسعه یا توسعه نیافته در تلاش برای بهبود قابلیت‌های تشخیص خود هستند زیرا روش‌های فعلی از جمله RT-PCR به کیت‌های گران قیمت برای آزمایش در محل نیاز دارند و بدست آوردن این نوع کیت‌ها همیشه آسان نیست. از این رو، یک سیستم تشخیص از راه دور که به راحتی قابل دسترس است برای غربالگری فوری و تشخیص موارد مبتلا ضروری است. علائم اولیه بیماران مبتلا به COVID-19 سرفه خشک، تب، سردرد، از دست دادن حس چشایی، تنگی نفس، گلودرد و در برخی موارد اسهال می‌باشد [۴]. طبق آمار منتشر شده از سازمان بهداشت جهانی تا آوریل ۲۰۲۳، تعداد کل موارد تایید شده COVID-19 در سراسر جهان بیش از ۷۶۲ میلیون نفر بوده است. برای مقابله با این شیوع، محققان به دنبال طیف گسترده‌ای از تکنولوژی‌ها مانند اینترنت اشیا، هوش مصنوعی و فراداده^۱ هستند که می‌تواند به غلبه بر چالش‌های ناشی از COVID-19 کمک کند. اینترنت اشیا یک اکوسیستم در حال گسترش است که انواع دستگاه‌های الکترونیکی و اشیاء فیزیکی که قابلیت مبادله اطلاعات دارند را برای برقراری ارتباط، جمع‌آوری و تبادل داده‌ها ادغام می‌کند. اینترنت اشیا پزشکی نقشی اساسی در بخش مراقبت‌های درمانی ایفا می‌کند و دقت، قابلیت اطمینان و بهره‌وری دستگاه‌های الکترونیکی را افزایش می‌دهد. علاوه بر آزمایش RT-PCR، اخیراً چندین روش مبتنی بر هوش مصنوعی پیشنهاد شده است که از رادیوگرافی قفسه سینه [۵-۱۱] و CT Scan [۷-۹] برای تشخیص شاخص‌های بصری عفونت ویروسی COVID-19 استفاده می‌کند. در عین حال، برای استفاده از RT-PCR، CT Scan و رادیوگرافی برای تشخیص، مراجعه به مراکز بالینی مجهز ضروری است. از آنجایی که پروتکل تست ذکر شده نیاز به حضور افرادی از کادر درمان فاصله نزدیک می‌شود، به دلیل امکان ابتلای بالا، خطر شیوع عفونت تا حد بیشتری وجود دارد. برای محدود کردن رشد تصاعدی موارد COVID-19، یک راه حل

² multiclass probability distribution

¹ Big data

انتها به انتها^۸ یک مدل توسعه یافته شبکه عصبی پیچشی متشکل از ۲۱ لایه شامل لایه‌های کانولوشن، ادغام حداکثر و لایه‌های کاملاً متصل و لایه طبقه‌بندی نهایی به همراه نرمال سازی دسته‌ای و لایه‌های ReLU به منظور طبقه‌بندی تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه COVID-19 و سالم استفاده کردند. در این کار از مجموعه داده حاوی ۱۸۰ تصویر COVID-19 و ۲۰۰ تصویر سالم استفاده شد و به منظور استخراج ویژگی‌های عمیق از مدل‌های شبکه عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده (VGG16, VGG19, ReseNet101, ReseNet50, ReseNet18) بکار رفته است. در نهایت ویژگی‌های عمیق استخراج شده از مدل ReseNet50 به کمک SVM دقت ۹۴,۷٪ را بدست آوردند که بالاترین امتیاز در بین تمام نتایج بدست آمده بود.

احمد و همکاران [۳] یک سیستم مراقبت بهداشتی هوشمند مجهز به اینترنت اشیا برای شناسایی و طبقه‌بندی تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه به سه کلاس کرونا، ذات‌الریه و سالم معرفی کردند. در مرحله اول پس از پیش پردازش عملیات تقویت داده برای افزایش تنوع مجموعه داده اعمال شده سپس داده‌ها به دو مجموعه آموزش و آزمایش تقسیم بندی می‌شوند و از دو معماری از پیش آموزش دیده VGG19 و InceptionV3 به منظور طبقه‌بندی استفاده می‌شود. آنها از مجموعاً ۴۵۰۰ تصویر اشعه ایکس قفسه سینه برای تحقیق خود استفاده کردند و در نهایت بهترین دقت بدست آمده ۹۷٪ را ثبت کردند.

در [۴] نویسنده و همکاران در یک چارچوب پیشنهادی ویژگی‌های سطح پایین از تصاویر رادیوگرافی با استفاده از مجموعه‌ای از چهار معماری شبکه عصبی پیچشی از پیش‌آموزش دیده به نام‌های NASNet, VGGNet, GoofleNet و DenseNet استخراج کرده و توسط لایه‌های کاملاً متصل طبقه‌بندی انجام می‌پذیرد. آنها چارچوب پیشنهادی خود را بر روی دو مجموعه داده عمومی و یک مجموعه داده خصوصی ارزیابی کرده و نشان دادند که معماری ترکیبی چند مدل شبکه عصبی پیچشی بهتر از طبقه‌بندی های تک مدلی عمل می‌کند. همچنین در [۵] از تکنیک CLAHE به عنوان یک مرحله پیش پردازش برای تصاویر CT Scan استفاده شد. پس از آن ۱۰۰ ویژگی توسط شبکه عصبی پیچشی استخراج و سپس با استفاده از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین طبقه‌بندی شدند و در انتها یک مدل ترکیبی برای طبقه‌بندی تصاویر CT Scan پیشنهاد شده است. ثکور و کومار [۷] از یک شبکه عصبی پیچشی پیشنهاد شده برای طبقه‌بندی تصاویر CXR^۱ و CT^۲ scan استفاده کردند. آنها از دو سناریو طبقه‌بندی دو کلاس و چند کلاس استفاده کردند. به این منظور از ۱۱۰۹۵ تصویر استفاده شد. در نهایت بهترین دقت در طبقه‌بندی دو کلاس ۹۹,۶٪ و در طبقه‌بندی چند کلاس ۹۸,۲٪ گزارش شد. در الپتاجی و سلام [۸] نویسندگان از تصاویر اشعه ایکس و CT scan برای پیش‌بینی موارد مبتلا به COVID-19 بر اساس مدل های ReseNet, Inception V3, VGG^۳ Network, DenseNet, AlexNet, GoogleNet, همراه یک مدل پیشنهادی استفاده کردند. بالاترین دقت بدست آمده با استفاده از تصاویر اشعه ایکس ۹۷,۷٪ و با استفاده از تصاویر CT ۹۷,۱٪ گزارش کردند. در لورنسن و همکاران [۱۰] از تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه برای طبقه بندی افراد آلوده به COVID-19 به وسیله یادگیری عمیق و با استفاده از یادگیری انتقالی^۴ استفاده کرده‌اند. این مقاله به بررسی پنج مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی از پیش آموزش‌دیده (AlexNet, VGG16, ReseNet50, ReseNet101, ReseNet152) بر روی ۱۸۵ تصویر اشعه ایکس شامل چهار کلاس پرداخت. باتوجه به تعداد کم تصاویر در مجموعه داده، از فرایند تقویت اطلاعات^۵ از جمله چرخش ۹۰، ۱۸۰ و ۲۷۰ درجه در محور های مختلف استفاده شد. همچنین افزایش روشنایی به منظور بهبود عملکرد طبقه‌بندی استفاده شده است. بهترین نتایج در صورتی حاصل می‌شود که معماری از قبل آموزش دیده شده ReseNet152 با استفاده از دسته‌های بزرگ‌تر داده در تعداد متوسط دوره های آموزش با استفاده از تابع بهینه‌ساز Nadam آموزش داده شود. در اسماعیلی و سنگور [۱۱] از رویکردهای مبتنی بر یادگیری عمیق، یعنی استخراج ویژگی‌های عمیق^۶ و تنظیم دقیق^۷ شبکه های عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده و آموزش

¹ Chest X-Ray

² Computed Tomography

³ Visual Geometry Group

⁴ Transfer learning

⁵ Data Augmentation

⁶ Deep feature extraction

⁷ Fine-tuning

⁸ End-to-end

جدول ۱: کارهای مرتبط در زمینه شناسایی بیماری COVID-19

نویسندگان	رویکرد	مجموعه داده	نوع داده	بهترین دقت
احمد و همکاران [۳] (۲۰۲۲)	VGG19, InceptionV3	۴۵۰۰ تصویر رادیوگرافی قفسه سینه	X-ray	٪۹۷
دب و همکاران [۴] (۲۰۲۲)	VGGNet, GoogleNet, DenseNet, NASNet, ResNet, ReseNext, Ensemble model	J.P. Cohen[۱۲], chest-xray-covid19-pneumonia dataset, private dataset from MGM medical college and hospital	X-ray	مجموعه داده خصوصی: دو کلاس: ٪۹۵,۶ چند کلاس: ٪۹۳,۴ مجموعه داده عمومی: دو کلاس: ٪۹۸,۵ چند کلاس: ٪۸۸,۹
اسلام و همکاران [۵] (۲۰۲۲)	CNN + gaussian naïve base + SVM + Decision tree + Random forest + Logistic regression	sarscov2-ctscan-dataset [۱۴]	CT scan	٪۹۵,۴
کاویا و همکاران [۶] (۲۰۲۲)	VGG16, ResNet50	۱۵۱۵۳ تصویر رادیولوژی گردآوری شده توسط یک تیم تحقیقاتی چند ملیتی	X-ray	٪۹۱,۳ با استفاده از الگوریتم ResNet50
ثکور و کومار [۷] (۲۰۲۱)	یک شبکه عصبی پیچشی پیشنهادی	۱۱۰۹۵ تصویر پزشکی	X-ray and CT Scan	دو کلاس: ٪۹۹,۶ چند کلاس: ٪۹۸,۲
الپتاجی و سلام [۸] (۲۰۲۱)	ReseNet50, ReseNet53, GoogleNet, AlexNet, DenseNet201, VGGNet, InceptionV3, ReseNet50+SVM, شبکه عصبی پیچشی پیشنهادی	[۱۵]	X-ray and CT Scan	٪۹۷,۷ برای داده های رادیوگرافی و ٪۹۷,۱ برای مجموعه داده CT Scan
اویس و همکاران [۹] (۲۰۲۱)	ShuffleNet, mobile net, mobshufnet	۵۴۷۱ تصویر CT و ۷۴۳۹ تصویر X-ray	X-ray and CT Scan	٪۹۴,۷ برای مجموعه داده CT و ٪۹۵,۸ برای مجموعه داده X-ray
لورنسن [۱۰] (۲۰۲۱)	AlexNet, VGG16, ReseNet50, ReseNet101,	مجموعه داده جمع آوری شده توسط Kragujevac	X-Ray	٪۹۵ با استفاده از ResNet152

			ReseNet152	
۹۴٫۷٪ با استفاده از ResNet50 + SVM	X-ray	[۱۶،۱۷،۱۸]	ReseNet18, ReseNet50, ReseNet101, VGG16, VGG19+SVM	اسماعیل و همکاران (۲۰۲۱) [۱۱]
۹۸٪	X-ray	۱۱۰۰۰ تصویر رادیوگرافی	Faster RCNN + ResNet101	اویانگ و همکاران (۲۰۲۱) [۱۲]

تصاویر رادیوگرافی توسط کومار [۲۲] از چندین منبع دیگر جمع آوری شده است. تصاویر به سه دسته بیماران COVID-19، بیماران غیر COVID-19 و افراد عادی طبقه‌بندی شده و تمامی عکس‌ها در سایز ۲۵۶*۲۵۶ تغییر سایز داده شده‌اند. در مجموع ۵۲۲۸ تصویر اشعه ایکس قفسه سینه استفاده شده و توزیع داده‌ها مجموعه داده اشعه ایکس در شکل ۱ ارائه شده است. این مجموعه داده شامل پوشه‌هایی با همین نام‌ها بوده و هیچ اطلاعات دیگری در دسترس نیست.

۳- مجموعه داده

دو مجموعه داده از تصاویر پزشکی برای تجزیه و تحلیل بیماری کوید ۱۹ شرح داده می‌شود. محققان از مجموعه داده‌های عمومی مختلفی از جمله تصاویر اشعه ایکس [۶-۱۲] و تصاویر CT Scan [۷-۱۰] برای تشخیص موارد مبتلا به COVID-19 استفاده کرده‌اند. تحقیقات نشان می‌دهد که تشخیص موارد مبتلا از طریق تصاویر CT Scan با دقت بالاتری نسبت به تصاویر اشعه ایکس صورت می‌پذیرد هرچند بیمار دوز تابشی اشعه کمتری در حین تصویر برداری اشعه ایکس نسبت به CT scan دریافت می‌کند. این امر شاید در تعداد آزمایشات کم قابل چشم پوشی باشد اما برای مادران باردار و همچنین کودکان از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مقاله از دو مجموعه داده تصاویر پزشکی رادیوگرافی و CT Scan استفاده شده است تا امکان استفاده از انواع تصاویر پزشکی را برای چارچوب پیشنهادی فراهم شود.

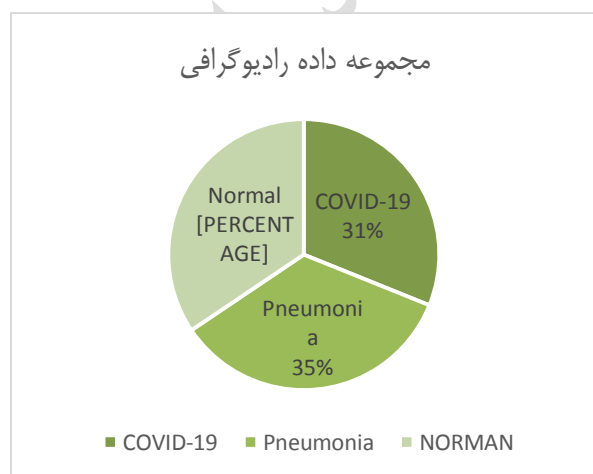
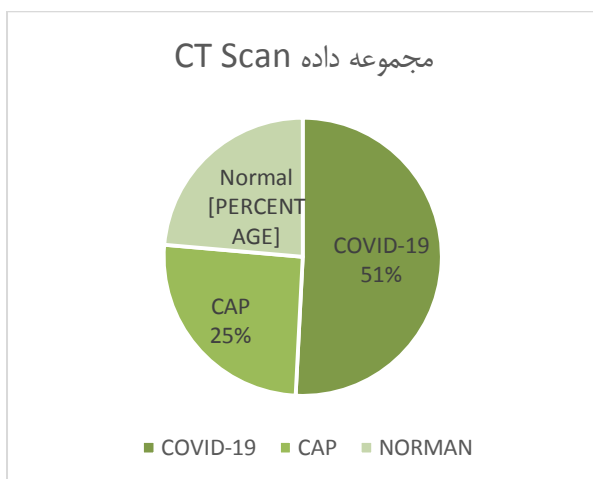
۳-۱- پیش‌پردازش و پاکسازی داده‌ها

پیش‌پردازش داده‌ها، به آماده‌سازی داده‌های خام برای تجزیه و تحلیل اشاره دارد. این فرآیند شامل پاکسازی، استانداردسازی داده‌ها و مهندسی ویژگی می‌باشد. از جمله ویژگی‌های سطح می‌توان به رنگ، شک، لبه و بافت در تصاویر اشاره کرد [۱۹]. یکی از مشکلات شایع در مجموعه‌داده‌ها پایین بودن کیفیت برخی داده‌ها و وجود نویز در داده‌هاست. پاکسازی داده منجر می‌شود تا تصاویر بی‌کیفیت، تکراری و حاوی نویز از مجموعه داده حذف شود و مجموعه داده‌ای باکیفیت جهت آموزش مدل یادگیری فراهم شود. در این راستا از استانداردسازی و نرمال‌سازی استفاده می‌شود که شامل تبدیل داده‌ها به یک قالب استاندارد جهت تجزیه و تحلیل است.

۳-۲- مجموعه داده CT Scan

دو مجموعه داده تصاویر CT Scan [۲۰ و ۲۱] جمع آوری شده از منابع برخط مختلف ترکیب شده‌اند تا مجموعه داده موردنظر ایجاد شود. همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده است تعداد ۵۲۰۳ تصویر COVID-19 و ۲۴۱۸ تصویر سالم در این مجموعه داده موجود می‌باشد. همچنین به منظور عملکرد بهتر مدل پیشنهادی در دنیای واقعی تعداد ۲۴۱۸ تصویر بیماری ریوی به مجموعه داده اول اضافه شده است. در مجموع از ۱۰۲۳۹ داده تصویری CT Scan مورد استفاده قرار گرفته است.

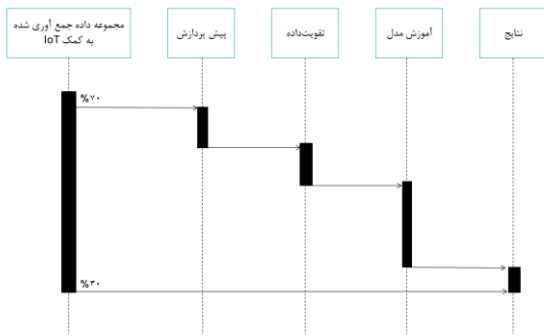
۳-۳- مجموعه داده رادیوگرافی



شکل ۱- ساختار مجموعه داده تصاویر پزشکی

۳-۴- تقویت داده

صحيح تصاویر به سه کلاس بیمار (کرونا) و بیمار ریوی (غیر کرونا) و سالم می‌باشد. دلیل استفاده از طبقه‌بندی سه کلاسه تصاویر پزشکی کمک به متخصصان رادیولوژی برای اولویت بندی بیماران COVID-19 به منظور جلوگیری از شیوع بیشتر بیماری همچنین درمان موثر سریع افراد مبتلا و حفاظت جامعه سالم است. روند کار مدل پیشنهادی در شکل ۳ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود داده‌های جمع‌آوری شده به کمک IoT به دو بخش داده‌های آموزش (۷۰ درصد) و داده‌های آزمایش (۳۰ درصد) تقسیم می‌شوند. ابتدا پیش‌پردازش و تقویت داده روی داده‌ها انجام می‌شود سپس مدل آموزش داده می‌شود و در نهایت نتایج بدست می‌آید تا مشخص شود آیا شخص بیمار است یا کرونا دارد یا به بیماری ریوی مبتلاست.



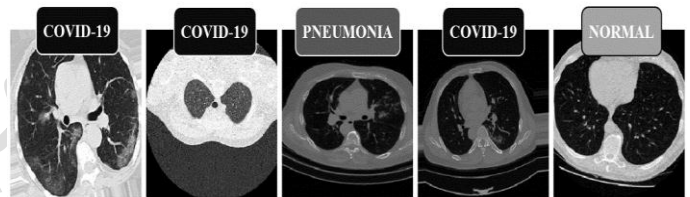
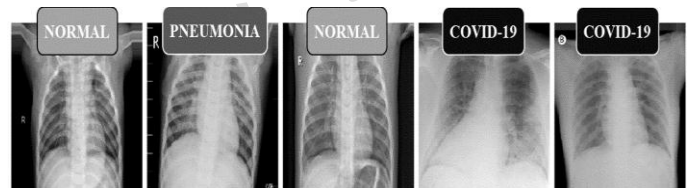
شکل ۳- روند کلی مدل پیشنهادی

۴-۱- اینترنت اشیا

امروزه اینترنت اشیا کاربردهای مختلفی مانند حمل و نقل، شهرهای هوشمند، نظارت، مراقبت های بهداشتی و غیره را متناسب با نیازهای جامعه پوشش می دهد به عنوان مثال، در صنعت مراقبت های بهداشتی، با وجود اینترنت اشیا می تواند نقش مهمی در نظارت از راه دور در بیمارستان، به ویژه در خانه برای سالمندان مبتلا به بیماری های مزمن داشته باشد. همچنین با استفاده از اینترنت اشیا و سیستم های تشخیص خودکار بیماری می توان افراد مبتلا به COVID-19 را در مراحل اولیه تشخیص داده و از انتشار بی رویه این بیماری جلوگیری کند. با استفاده از این فناوری، در آینده، سیستم های مراقبت های بهداشتی اثرات عمده ای مانند کاهش زمان پاسخ برای تشخیص ناهنجاری ها، مراقبت با کیفیت بالا، هزینه های پایین بستری در بیمارستان و امید به زندگی بالا را تجربه خواهند کرد. اینترنت اشیا نظارت بر تعداد زیاد بیماران در خانه یا بیمارستان را امکان پذیر می سازد. علاوه بر داده های اصلی بکار رفته امکان انتقال سایر داده های بیومتریک بیماران به مخزن اصلی داده ها به منظور تجزیه و تحلیل و استخراج دانش بدون اینکه کارکنان مراقبت های درمان در معرض عفونت قرار دهند وجود دارد. با توجه به این ویژگی، کادر درمان به آسانی و با سرعت بیشتری می توانند اطلاعات بیمار را از طریق شبکه بیمارستان به دست آورند. در زمینه اینترنت اشیا در پزشکی، هوش مصنوعی نقشی بسیار مهم ایفا می کند. چرا که تعداد دستگاه های IoMT¹ روز به روز در حال افزایش است و اینجاست که توانایی پردازش داده اهمیت زیادی در موفقیت دستگاه ها دارد. برای جایگزین کردن داده های IoMT از یک نقطه به نقطه ای دیگر، دستگاه های اینترنت اشیا در پزشکی باید از پروتکل های ارتباطی مختلفی استفاده کنند. به عبارت دیگر همه این تلاش ها، برای رساندن داده ها به

حجم عظیم تصاویر آموزشی یکی از الزامات یادگیری عمیق است در همین راستا فرایند تقویت داده به منظور افزایش عملکرد طبقه بندی استفاده شده است. این فرایند با هدف افزایش مصنوعی مجموعه داده های آموزشی انجام شده [۱] و مجموعه داده آزمایش ثابت باقی می ماند. مجموعه ای از عملیات های هندسی متفاوتی به منظور افزایش مجموعه داده قابل استفاده است. ما در این مقاله از پشت و رو کردن افقی تصاویر و همچنین بزرگنمایی استفاده کرده ایم. شکل ۲ برخی از تصاویر هر سه کلاس را نمایش می دهد.

تاکنون کارهای زیادی در مورد پیش پردازش تصاویر ارائه شده اند. در این مقاله ابتدا تصاویر مجموعه داده به اندازه ورودی شبکه های مورد آموزش تغییر یافته و سپس تمام تصاویر از حالت رنگی (سه کانال RGB) به تصاویر سیاه سفید (یک کانال رنگی gray scale) تبدیل شده اند. به علاوه به منظور عملکرد بهتر شبکه مقادیر هر پیکسل از بازه ۰ - ۲۵۵ به بازه بین ۰ - ۱ تغییر یافته و سپس با استفاده از انتخاب تصادفی تصاویر به سه مجموعه آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش تقسیم می شوند.



شکل ۲- نمونه هایی از تصاویر مجموعه داده بعد از اعمال فرایند تقویت داده

۴-۲- مدل پیشنهادی

در این بخش چارچوب مدل پیشنهادی هوشمند برپایه اینترنت اشیا شرح داده می شود. اینترنت اشیا نظارت بر تعداد زیاد بیماران در خانه یا بیمارستان را امکان پذیر می سازد. علاوه بر داده های اصلی بکار رفته در این مقاله امکان انتقال دیگر داده های بیومتریک بیماران به مخزن اصلی داده ها به منظور تجزیه و تحلیل و استخراج دانش بدون اینکه کارکنان مراقبت های درمانی را در معرض عفونت قرار دهند وجود دارد. [۲۳] یک سیستم اینترنت اشیا ارزان را پیشنهاد کرد که به طور خودکار داده های حاصل را با استفاده از ارتباط بی سیم از طریق گوشی های هوشمند در یک شبکه جهانی بارگزاری می کرد. از این رو نتایج آزمایش بلافاصله در هر نقطه از جهان در دسترس است. چنین سیستم اینترنت اشیا ابزار بسیار مهمی برای پزشکان به منظور مقابله با بیماری های عفونی است.

در این مقاله یک چارچوب تشخیص خودکار افراد مبتلا به COVID-19 مبتنی بر اینترنت اشیا معرفی شده است که ابتدا اطلاعات با استفاده از اینترنت اشیا به مخزن داده ارسال شده سپس با استفاده از الگوریتم های شبکه عصبی عمیق در پردازش تصویر، داده ها به منظور استخراج دانش پردازش می شوند. در قدم اول از چهار مدل شبکه عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده پس از تنظیم دقیق پارامترهای مهم مسئله با استفاده از یادگیری انتقالی برای تشخیص موارد مبتلا به COVID-19 از تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه و CT Scan استفاده کرده و در یک طبقه بندی چند کلاسه بکار رفته است. هدف اصلی طبقه بندی و تشخیص

¹ Internet of Medical Thing

IoT، ایمنی نقش مهمی ایفا می کند زیرا می تواند بر وضعیت فیزیولوژیکی، روانی و بیولوژیکی انسان تأثیر منفی بگذارد. حتی ممکن است منجر به از دست دادن جان افراد شود. دستگاه های IoT با امنیت ضعیف یکی از تأثیرگذارترین کانال ها برای مجرمان سایبری برای افشای داده های مشتری از طریق جریان های ارتباطی هستند [۲۶]. از این رو مراکز مراقبت های پزشکی باید دستورالعمل های ارزیابی ریسک را برای تضمین حفاظت داده ها ایجاد کنند.

۲-۴- طبقه بندی تصاویر پزشکی

شبکه عصبی پیچشی معتبرترین الگوریتم یادگیری عمیق است [۹] و از آن ها برای پردازش حجم عظیمی از داده ها استفاده می شوند و نیازی به استخراج دستی ویژگی ها ندارند. معماری یک شبکه عصبی پیچشی به دو بخش یادگیری ویژگی و طبقه بندی تقسیم می شود. به طور کلی این شبکه ها به صورت سلسله مراتبی از سه نوع لایه تشکیل می شوند: لایه پیچشی^۳ و لایه ادغام به منظور استخراج ویژگی ها و لایه کاملاً متصل به منظور طبقه بندی آنها. طبقه بندی شکلی از تحلیل داده ها تلقی می شود که در آن مدل هایی برای توصیف کلاس های مختلفی از داده ها استخراج می شوند. چنین مدل هایی که با نام دسته بندی شناخته می شوند برچسب های طبقه بندی شده کلاس را پیشگویی می کنند [۲۷]. معماری پیشنهادی شامل چهار مرحله می باشد. ابتدا افراد مشکوک به COVID-19 که به مراکز درمانی جهت عکس برداری قفسه سینه مراجعه می کنند تصاویر با استفاده از دستگاه های مجهز به تکنولوژی اینترنت اشیا بصورت بلادرنگ جهت پردازش به مجموعه داده ارسال می شوند. سپس تصاویر مجموعه داده پیش پردازش شده و در مرحله بعد توسط شبکه عصبی پیچشی فرایند آموزش صورت گرفته است. در این مرحله از چهار معماری ResNet152, VGG19, InceptionV3 و InceptionResNetV2 با استفاده از تکنیک یادگیری انتقالی به همراه تنظیم دقیق پارامترهای اصلی مسئله برای استخراج بهترین ویژگی ها استفاده شده است. همچنین در انتهای هر معماری به منظور بهبود دقت شبکه برای طبقه بندی داده ها از یک لایه GlobalAveragePooling2D و سپس سه لایه کاملاً متصل استفاده شده است. علاوه بر آن به منظور جلوگیری از بیش برآزش^۴ لایه Dropout(0.5) بکار بردیم. در مرحله آخر شبکه های پیشنهادی توسط تصاویر مجموعه آزمایش مورد بررسی قرار می گیرد. علاوه بر این از توابع فعال سازی ReLU و سیگموئید در این شبکه استفاده شده است و وزن ها با استفاده از بهینه ساز adam با نرخ یادگیری اولیه ۰.۰۰۳ تولید می شوند. شبکه های بکار رفته در ۳۰ دور آموزش با نرخ یادگیری پویا به منظور افزایش دقت و جلوگیری از بیش برآزش انجام گرفته است. با توجه به روند آموزش از نرخ یادگیری کاهشی نیز استفاده شده است. در طول فرایند آموزش نقطه ای وجود دارد که خروجی مدل بهبود نمی یابد به همین منظور از تکنیک توقف زود هنگام بر اساس کمترین میزان خطای اعتبار سنجی استفاده شده است. ساختار مدل های پیشنهادی در جدول ۲ و ساختار شبکه های بکار رفته در مدل های پیشنهادی شکل ۵ قابل رویت می باشد.

جدول ۲- انواع لایه ها و تعداد پارامترهای بکار رفته در شبکه

نوع لایه	خروجی	تعداد پارامتر
resnet152	(None, 7, 7, 2048)	۵۸۳۷۰۹۴۴

اینترنت است. پیچیدگی اصلی هنگامی است که داده به اینترنت برسند، از آن مرحله به بعد، داده به دست پزشکان یا خدمات درمانی مختلف می رسد. معماری های متفاوتی برای اینترنت اشیا ارائه شده است، اما بطور کلی اینترنت اشیا از چهار لایه اصلی به نام های:

۱- لایه ادراک^۱ به عنوان پایین ترین لایه در معماری اینترنت اشیا که این لایه شامل حسگرها، عملگرها و دستگاهها است، وظیفه سنجش داده های محیطی و اندازه گیری پارامترها را بر عهده دارد.

۲- لایه شبکه به عنوان لایه میانی در معماری اینترنت اشیا به کار می رود. این لایه وظیفه ارسال اطلاعات از حسگرها و دستگاهها به پلتفرم و مراکز ابری را بر عهده دارد و جهت تحقق این امر فناوری های متعددی در آن بکار گرفته می شود.

۳- لایه پلتفرم که در این لایه تمامی اطلاعات ارسال شده؛ ذخیره، جمع آوری و پردازش می شوند و سپس با توجه به تحلیل داده ها و هوش مصنوعی، فرمان های کنترلی صادر می شوند.

۴- لایه کاربرد^۲ به عنوان بالاترین لایه در ساختار اینترنت اشیا وجود دارد. این لایه به مجموعه بزرگی از برنامه های کاربردی که ممکن است مختص یک صنعت بخصوص و یا چندین صنعت طراحی و پیاده سازی شده باشند، اشاره دارد و عهده دار نمایش گرافیکی اطلاعات است.

معماری اینترنت اشیا مبتنی بر مدل پیشنهادی شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴- معماری اینترنت اشیا

همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است به منظور جمع آوری و انتقال بلادرنگ داده ها در خصوص تصمیم گیری در مورد وضعیت بیمار از اینترنت اشیا استفاده می شود تا با توجه به نتایج بدست آمده با استفاده از مدل پیشنهادی و اطلاع رسانی وضعیت بیمار به پزشک معالج ادامه روند درمانی بیمار سریعتر طی شود.

در طول همه گیری COVID-19، هوش مصنوعی و اینترنت اشیا در حوزه مراقبت های بهداشتی مورد توجه بیشتری قرار گرفته اند، جایی که روش های غربالگری و تشخیص را می توان با خیال راحت تر انجام داد. تصویربرداری حرارتی و نظارت بر فاصله اجتماعی نیز از عملکردهایی هستند که عمدتاً در مرحله غربالگری COVID-19 مورد توجه قرار می گیرند. در واقع، اهداف استفاده از این دستگاهها تشخیص دمای بدن، غربالگری افرادی که ماسک زده اند و همچنین کنترل فاصله اجتماعی است. در نهایت، اینترنت اشیا می تواند در کاهش هزینه ها و کاهش پیچیدگی زیرساخت ها کمک کند [۲۴].

تکامل سریع و پذیرش IoT، به ویژه در زمان همه گیر، ممکن است نگرانی های امنیتی بیشتری ایجاد کند، بنابراین چالش اصلی حفظ حریم خصوصی داده های مهم و حساس پزشکی می باشد. حملات، تهدیدها و خطرات متعددی می توانند بر لایه های مختلف معماری IoT تأثیر بگذارند. از این رو یک اکوسیستم IoT باید امن باشد و از پروتکل های حریم خصوصی سختگیرانه پیروی کند [۲۵]. در برنامه

³ Convolutional
⁴ overfitting

¹ Preception
² Application

تعداد پارامتر	خروجی	نوع لایه
۲۰۰۲۴۳۸۴	(None, ۵, ۵, ۲۰۴۸)	VGG19
.	(None, ۲۰۴۸)	global_average_pooling2d
.	(None, ۲۰۴۸)	Flatten
.	(None, ۲۰۴۸)	dropout_1
۲۰۹۸۱۷۶	(None, ۱۰۲۴)	dense_1
۱۰۴۹۶۰۰	(None, ۱۰۲۴)	dense_2
.	(None, ۱۰۲۴)	dropout_2
۳۰۷۵	(None, ۳)	dense_3
		تعداد کل پارامترها: ۲۱۶۰۲۴۰۱
		پارامترهای آموزش پذیر: ۱۵۷۸۰۱۷
		پارامترهای غیر قابل آموزش: ۲۰۰۲۴۳۸۴

تعداد پارامتر	خروجی	نوع لایه
.	(None, ۲۰۴۸)	global_average_pooling2d
.	(None, ۱۰۰۳۵۲)	flatten
.	(None, ۱۰۰۳۵۲)	dropout_1
۱۸۳۶۰۳۲	(None, ۲۰۴۸)	dense_1
۱۰۴۹۶۰۰	(None, ۱۰۲۴)	dense_2
.	(None, ۱۰۲۴)	dropout_2
۳۰۷۵	(None, ۳)	dense_3
		تعداد کل پارامترها: ۲۶۶۴۰۸۸۳۵
		پارامترهای آموزش پذیر: ۲۶۵۹۶۵۳۱۵
		پارامترهای غیر قابل آموزش: ۱۷۶۷۳۸۱۳

تعداد پارامتر	خروجی	نوع لایه
۵۴۳۳۶۷۳۶	(None, ۵, ۵, ۱۵۳۶)	inception_resnet_v2
.	(None, ۱۵۳۶)	global_average_pooling2d
.	(None, ۱۵۳۶)	flatten
.	(None, ۱۵۳۶)	dropout_1
۱۵۷۳۸۸۸	(None, ۱۰۲۴)	dense_1
۱۰۴۹۶۰۰	(None, ۱۰۲۴)	dense_2
.	(None, ۱۰۲۴)	dropout_2
۳۰۷۵	(None, ۳)	dense_3
		تعداد کل پارامترها: ۵۶۹۶۳۳۲۹

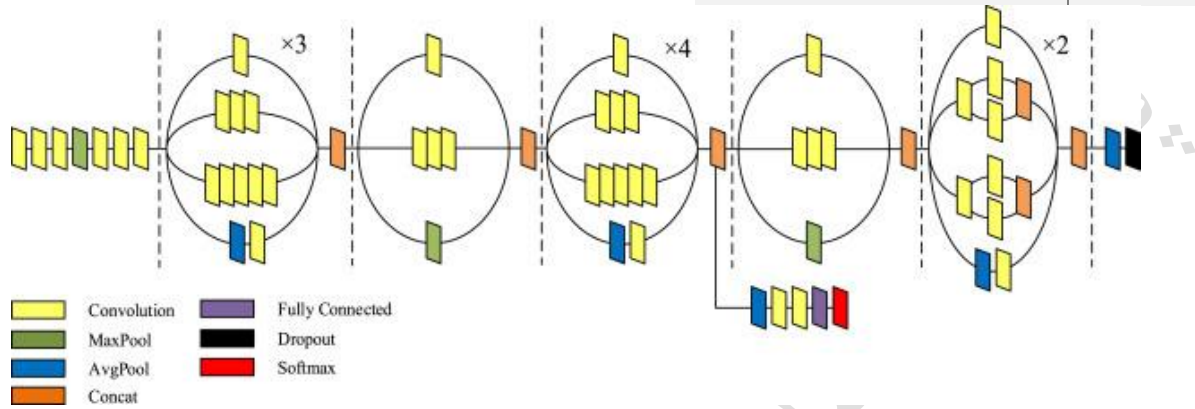
تعداد پارامتر	خروجی	نوع لایه
۲۱۸۰۲۷۸۴	(None, ۵, ۵, ۲۰۴۸)	inception_v3
.	(None, ۲۰۴۸)	global_average_pooling2d
.	(None, ۲۰۴۸)	flatten
.	(None, ۲۰۴۸)	dropout_1
۲۰۹۸۱۷۶	(None, ۱۰۲۴)	dense_1
۱۰۴۹۶۰۰	(None, ۱۰۲۴)	dense_2
.	(None, ۱۰۲۴)	dropout_2
۳۰۷۵	(None, ۳)	dense_3
		تعداد کل پارامترها: ۲۴۹۵۳۶۶۵
		پارامترهای آموزش پذیر: ۳۱۵۰۸۸۱
		پارامترهای غیر قابل آموزش: ۲۱۸۰۲۷۸۴

پارامترهای آموزش

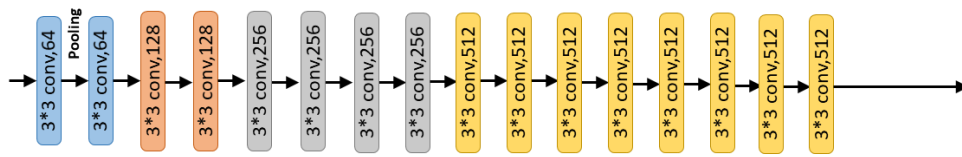
پذیر: ۲۶۲۶۵۹۳

پارامترهای غیر قابل

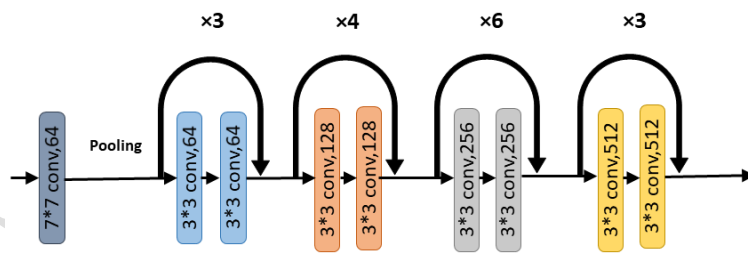
آموزش: ۵۴۳۳۶۷۳۶



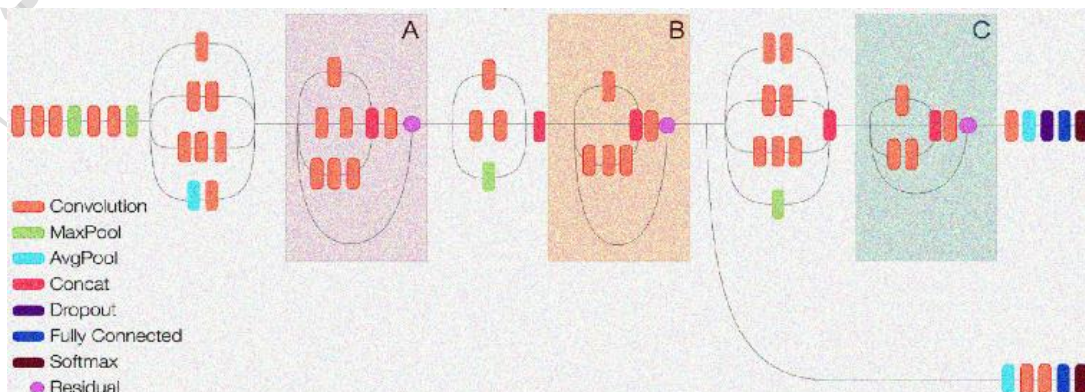
(الف)



(ج)



(ج)



(د)

شکل ۵- ساختار شبکه‌های بکار رفته در مدل پیشنهادی:

الف) InceptionV3 network (ب) VGG19 network
ج) ResNet152 network (د) InceptionresnetV2

۵- نتایج بدست آمده

در این بخش عملکرد روش پیشنهادی خود را که در بخش قبل توضیح داده شد ارزیابی می‌کنیم. ابتدا معیارهای ارزیابی مورد استفاده را شرح می‌دهیم. سپس در بخش بعدی عملکرد طبقه‌بندی سه مدل پیشنهادی خود را در دو مجموعه داده تصاویر پزشکی اشعه ایکس و CT scan شرح داده و با دیگر کارهای انجام شده مقایسه می‌کنیم.

۵-۱- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل پیشنهادی از معیارهای استاندارد دقت، صحت، بازخوانی^۱ و معیار F^2 استفاده شده است. همچنین فرمول تابع هزینه در فرمول ۴ آمده است. دیگر فرمول معیارهای ارزیابی به شرح زیر می‌باشند:

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{Total\ examples} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (3)$$

$$F - score = \frac{2 * (precision * recall)}{(precision + recall)} \quad (4)$$

$$CCE = - \sum_{k=0}^{m-1} y_k \log(\hat{y}_k) \quad (5)$$

True Positive (TP): پیش‌بینی درست (کلاس واقعی مثبت)

True Negative (TN): پیش‌بینی درست (کلاس واقعی منفی)

False Positive (FP): پیش‌بینی غلط (کلاس واقعی منفی)

False Negative (FN): پیش‌بینی غلط (کلاس واقعی مثبت)

۵-۲- ارزیابی مدل‌ها

در این طبقه‌بندی سه نوع داده وجود دارد: ۱. بیماران مبتلا به COVID-19، ۲. بیماران ریوی و ۳. افراد سالم. در رویکرد پیشنهادی از چهار مدل شبکه عصبی پیچشی به نام های InceptionV3, VGG19, ResNet152 و InceptionResNetV2 به کمک استفاده از تکنیک یادگیری انتقالی، روی دو مجموعه داده تصاویر رادیوگرافی و CT scan آموزش داده و به منظور بهبود عملکرد شبکه پس از پیش پردازش داده‌ها از تکنیک تقویت داده استفاده شده است. ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش شبکه، ۲۰٪ به منظور آزمایش و ۱۰٪ باقی مانده

برای اعتبار سنجی مورد استفاده قرار گرفته است. آموزش در ۳۰ مرحله و با استفاده از نرخ یادگیری کاهشی باتوجه به عملکرد مدل در هنگام آموزش به همراه توقف زودهنگام براساس کمترین میزان خطای اعتبار سنجی انجام شده است. برای جلوگیری از مشکل overfitting از تکنیک generalization نیز استفاده شده است علاوه بر آن برای بدست آوردن بهترین دقت، hyper-parameterها روی چهار مدل شبکه عصبی پیچشی تنظیم شده‌اند. همچنین نتایج بدست آمده به صورت کلی در جدول ۳ و برای هر کلاس در جدول ۴ قابل رویت است. بهترین عملکرد برای مجموعه داده رادیوگرافی مربوط به معماری InceptionV3 با دقت ۹۶،۹۴۳ می‌باشد و برای مجموعه داده CT scan متعلق به معماری InceptionResnetV2 با دقت ۹۹،۳۶۶ می‌باشد. این نشان دهنده کارایی بالای چارچوب پیشنهادی برای کمک‌رسانی به کادر درمان برای شناسایی موارد مبتلا در مراحل اولیه بیماری است. همچنین باتوجه به نتایج بدست آمده از دو مجموعه داده می‌توان نتیجه گرفت تصاویر CT Scan از جزئیات بیشتری نسبت به تصاویر اشعه ایکس به منظور تشخیص بیماری‌های ریوی برخوردارند علاوه بر آن مدل InceptionV3 سریع‌تر از دیگر مدل‌ها یادگرفته، به نقطه پایان زودهنگام رسیده و نیازمند دوره‌های آموزش کمتری می‌باشد. شکل ۶ نتایج طبقه‌بندی تصاویر اشعه ایکس را در قالب ماتریس درهم‌ریختگی نشان می‌دهد و شکل ۷ مربوط به تصاویر CT scan می‌باشد.

ماتریس در هم‌ریختگی بیانگر عملکرد مدل پیشنهادی می‌باشد به این صورت که کلاس واقعی تصاویر مجموعه آزمایش در سطرها و کلاس پیش‌بینی شده توسط مدل پیشنهادی در ستون‌ها آورده شده است. داده‌هایی که روی قطر اصلی قرار دارند به درستی پیش‌بینی شده و مابقی داده‌ها در سلول‌های دیگر به صورت اشتباه پیش‌بینی شده‌اند.

¹ Accuracy

² Precision

³ Recall

⁴ F-Measure

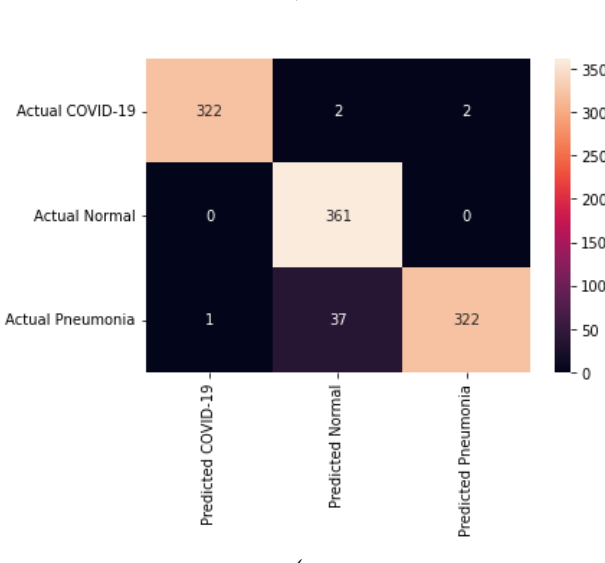
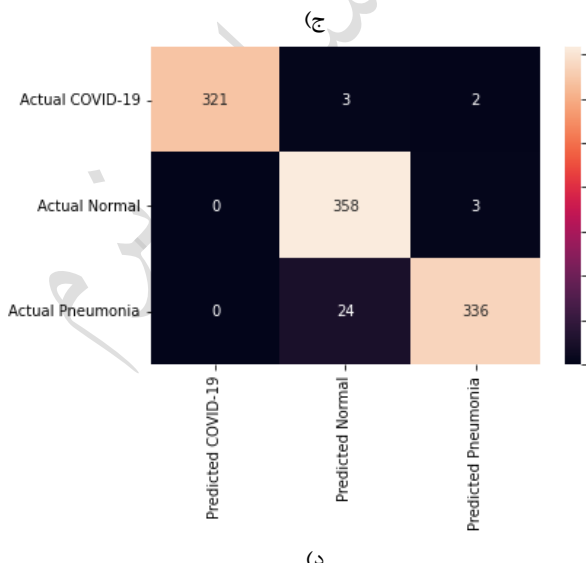
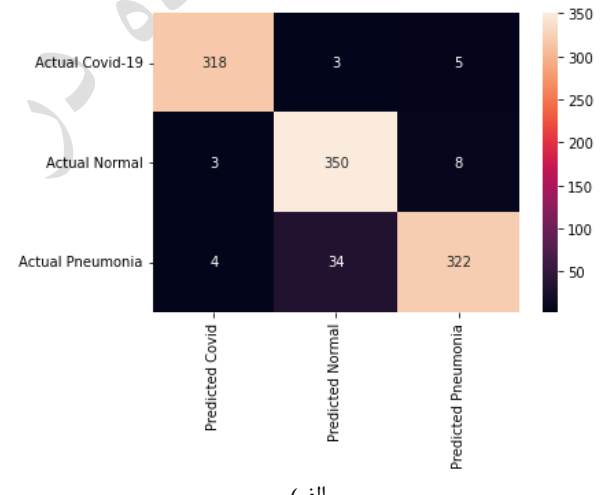
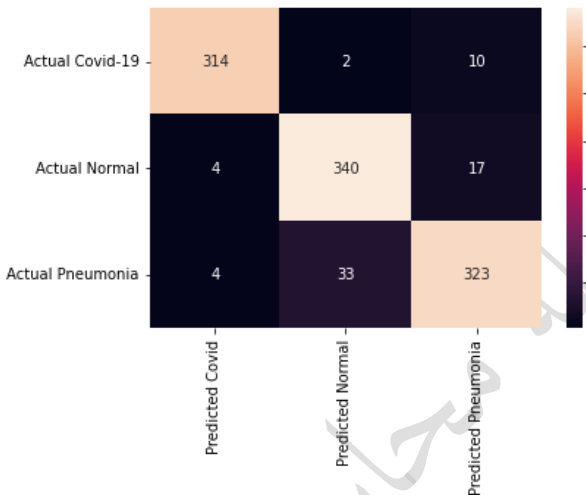
جدول ۳- نتایج بدست آمده روی مجموعه داده‌های X-ray و CT Scan

Accuracy	F-score	Recall	Precision	رویکرد	نوع داده
۹۴,۵۵۵	۰,۹۵	۰,۹۵	۰,۹۵	ResNet152	X-ray
۹۵,۹۸۸	۰,۹۵	۰,۹۵	۰,۹۷	InceptionResNetV2	
۹۳,۳۱۴	۰,۹۳	۰,۹۳	۰,۹۳	VGG19	
۹۶,۹۴۳	۰,۹۷	۰,۹۷	۰,۹۷	InceptionV3	
۹۹,۳۱۷	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	ResNet152	CT scan
۹۹,۳۶۶	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	InceptionResNetV2	
۹۸,۷۳۲	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	VGG19	
۹۹,۱۷۱	۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	InceptionV3	

جدول ۴- نتایج بدست آمده به ازای هر کلاس با استفاده از مدل‌های پیشنهادی

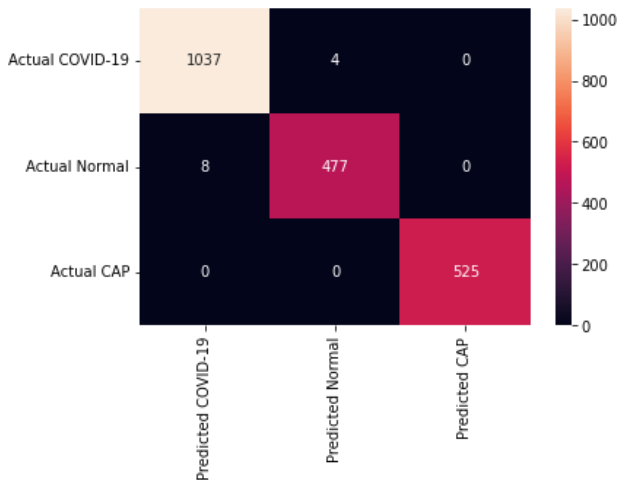
F-score	Recall	Precision	کلاس	رویکرد	نوع داده
۰,۹۸	۰,۹۸	۰,۹۸	COVID-19	ResNet152	X-ray
۰,۹۳	۰,۸۹	۰,۹۶	Pneumonia		
۰,۹۴	۰,۹۷	۰,۹۰	Normal		
۰,۹۸	۰,۹۸	۰,۹۹	COVID-19	InceptionResNetV2	
۰,۹۴	۰,۸۹	۰,۸۹	Pneumonia		
۰,۹۵	۰,۹۸	۰,۹۸	Normal		
۰,۹۷	۰,۹۶	۰,۹۸	COVID-19	VGG19	
۰,۹۱	۰,۹۰	۰,۹۲	Pneumonia		
۰,۹۱	۰,۹۴	۰,۹۲	Normal		
۰,۹۹	۰,۹۸	۱,۰۰	COVID-19	InceptionV3	
۰,۹۶	۰,۹۴	۰,۹۴	Pneumonia		
۰,۹۶	۰,۹۸	۰,۹۸	Normal		
۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	COVID-19	ResNet152	
۱,۰۰	۱,۰۰	۱,۰۰	CAP		

۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۸	Normal	InceptionResNetV2	CT scan
۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	COVID-19		
۱,۰۰	۰,۹۹	۱,۰۰	CAP		
۰,۹۹	۰,۹۸	۰,۹۹	Normal	VGG19	
۰,۹۹	۰,۹۸	۰,۹۹	COVID-19		
۱,۰۰	۱,۰۰	۱,۰۰	CAP		
۰,۹۷	۰,۹۸	۰,۹۷	Normal	InceptionV3	
۰,۹۹	۰,۹۹	۰,۹۹	COVID-19		
۱,۰۰	۰,۹۹	۱,۰۰	CAP		
۰,۹۸	۰,۹۷	۰,۹۸	Normal		

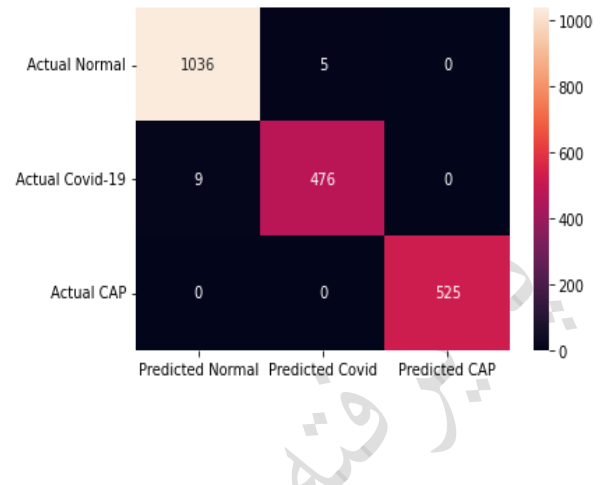


شکل ۶- ماتریس درهم ریختگی مجموعه آزمایش داده‌های رادیوگرافی: (الف) ResNet152 network

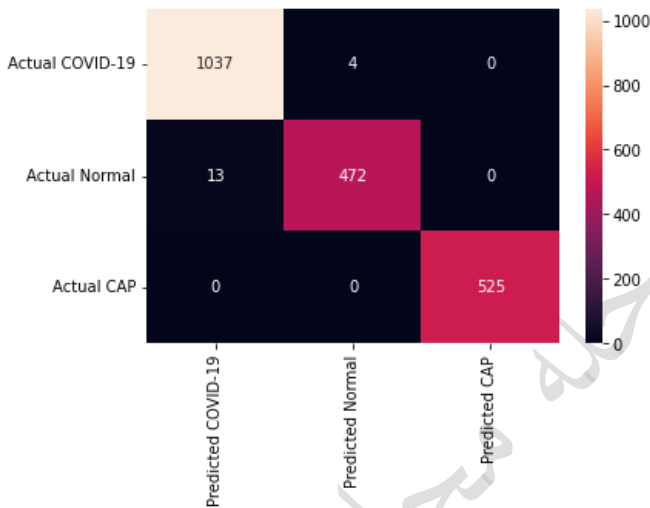
InceptionV3 network (د) VGG19 network (ج) InceptionresNetV2 network (ب)



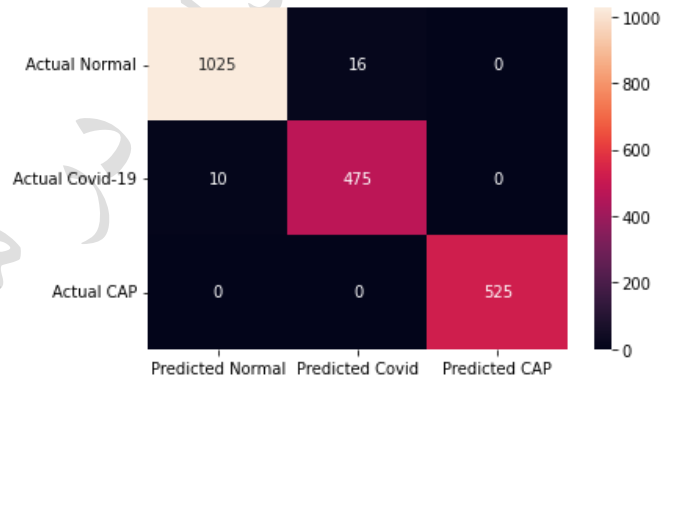
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۷- ماتریس درهم ریختگی مجموعه آزمایش داده های CT scan.

InceptionV3 network (د) VGG19 network (ج) InceptionresNetV2 network (ب) ResNet152 network (الف)

مدل در جدول ۶ و ۷ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی به‌طور دقیق تصاویر را در همه کلاس‌ها به‌عنوان COVID19 و افراد سالم را با دقت بالایی طبقه‌بندی می‌کند. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که تنظیم دقیق معماری CNN از قبل آموزش دیده می‌تواند به عنوان یکی از تکنیک‌های مفید در زمینه پزشکی برای طبقه‌بندی تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه به کار گرفته شود. امروزه استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در تشخیص بیماری با استقبال بسیاری زیادی رو به رو شده است. ترکیب هوش مصنوعی با اینترنت اشیا در تسریع بخشیدن به این امر کمک می‌کند به نحوی که تشخیص انواع تست‌های پزشکی اعم از رادیولوژی و پاتولوژی به صورت بلادرنگ مبتنی بر اینترنت اشیا منجر به کاهش نرخ مرگ و میر و بالابردن کیفیت خدمات درمانی می‌شود. باتوجه به نتایج بدست آمده می‌توان نتیجه گرفت با استفاده از تجهیزات مناسب و زیرساخت‌های مورد نظر، امکان پردازش داده‌های پزشکی با دقت بالا دور

۳-۵- ارزیابی نتایج

تحلیل مقایسه ای برای نشان دادن اثربخشی رویکرد پیشنهادی انجام شده است. نتایج بدست آمده توسط رویکرد پیشنهادی با استفاده از تصاویر رادیوگرافی و CT Scan با برخی از تکنیک‌های موجود در جدول کارهای مرتبط [۱، ۳، ۴، ۵، ۶، ۸، ۹، ۱۰، ۱۲] مقایسه شده است که در جدول ۵ نشان داده شده است. همچنین مجموعه داده معرفی شده را روی برخی شبکه‌های بکار رفته در کارهای مرتبط آموزش داده و نتایج حاصل را برای مجموعه تصاویر رادیوگرافی در جدول ۶ و برای مجموعه تصاویر CT scan در جدول ۷ با نتایج بدست آمده از مدل‌های پیشنهادی مقایسه شده است. همچنین پیچیدگی زمانی^۱ بر حسب ثانیه در هر دور برای هر

¹ Time execution

از انتظار نبوده و می‌توان از آن در شرایط بحرانی نقطه اوج همه گیری بیماری‌های ویروسی که سلامت جامعه را تهدید می‌کنند بهره برد.

جدول ۵- مقایسه نتایج حاصل از مجموعه داده تصاویر رادیوگرافی و CT Scan با دیگر کارهای مرتبط

منبع	رویکرد	نوع داده	تعداد داده	نتایج
[۳]	VGG19	CXR	۴۵۰۰	۸۶٪
	InceptionV3			۹۵٪
[۴]	یک مدل ترکیبی (ensemble)	CXR	۱۵۶۸۸	۸۸٪
[۱۰]	AlexNet	CXR	۵۴۳۶	۸۶٪
	VGG16			۸۷٪
	ResNet50			۹۱٪
	ResNet101			۹۳٪
	ResNet152			۹۵٪
[۱۱]	VGG16	CXR	۳۸۰	۸۵٪
	VGG19			۸۹٪
	ResNet18			۸۸٪
	ResNet50+SVM			۹۴٪
	ResNet101			۸۷٪
[۶]	یک مدل ترکیبی (ensemble)	CXR	۱۵۷۶۰	۹۸٪
مدل پیشنهادی	ResNet152	CXR	۵۲۲۸	۹۴,۵٪
	InceptionV3			۹۶,۹٪
	VGG19			۹۳,۳٪
	InceptionResNetV2			۹۵,۹٪
[۷]	یک مدل پیشنهادی	CT Scan	۶۳۵۴	۹۸٪
[۸]	یک مدل پیشنهادی	CT Scan	۸۰۵۵	۹۷٪
	ResNet50			۹۶٪
	ResNet101			۹۵٪
	GoogleNet			۹۶٪
	AlexNet			۹۳٪

۹۶٪			DenseNet201	
۹۱٪	۵۴۷۱	CT Scan	ShuffleNet	[۹]
۹۲٪			MobileNet	
۹۳٪			MobShufNet	
۹۹,۳٪			ResNet152	
۹۹,۱٪	InceptionV3			
۹۸,۷٪	VGG19			
۹۹,۳٪	InceptionResNetV2			

همانطور که در جدول ۵ نشان داده شده است کارایی رویکرد پیشنهادی با استفاده از تصاویر رادیوگرافی و CT Scan با برخی از تکنیک‌های موجود در جدول کارهای مرتبط [۱، ۳، ۴، ۵، ۶، ۸، ۹، ۱۰، ۱۲] مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد دقت رویکرد پیشنهادی مبتنی بر مدل‌های شبکه عصبی پیچشی عمیق

جدول ۶- مقایسه نتایج بدست آمده با استفاده از مجموعه داده رادیوگرافی با استفاده از برخی مدل‌های یادگیری عمیق

منبع	رویکرد	تعداد لایه	تعداد پارامتر	پیچیدگی زمانی در هر دور	نتیجه
[۶]	VGG16	۱۶	بیش از ۱۳۸ میلیون	۲۱۰	۹۶,۴٪
[۸]	ResNet50	۵۰	بیش از ۲۳ میلیون	۱۹۰	۹۴,۶٪
مدل پیشنهادی	ResNet152	۱۵۲	بیش از ۶۰ میلیون	۶۱۰	۹۴,۵٪
	InceptionV3	۱۸۹	بیش از ۲۳ میلیون	۱۹۶	۹۶,۹٪
	VGG19	۱۹	بیش از ۱۴۳ میلیون	۲۷۰	۹۳,۳٪
	InceptionResNetV2	۴۴۹	بیش از ۵۵ میلیون	۸۵	۹۵,۹٪

همانطور که در جدول ۶ نشان داده می‌شود مجموعه داده رادیوگرافی روی برخی شبکه‌های بکار رفته در کارهای مرتبط [۶، ۸] آموزش داده شده و نتایج حاصل با نتایج بدست آمده رویکرد پیشنهادی مبتنی بر مدل‌های شبکه عصبی پیچشی عمیق (ResNet152, InceptionV3, VGG19, InceptionResNetV2) مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی به‌طور دقیق تصاویر را در همه کلاس‌ها به‌عنوان COVID19 و افراد

سالم را با دقت بالایی طبقه‌بندی می‌کند. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که تنظیم دقیق پارامترهای مدل‌های شبکه‌عصبی پیچشی عمیق می‌تواند به عنوان یکی از تکنیک‌های مفید در زمینه پزشکی برای طبقه‌بندی تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه به کار گرفته شود. همچنین پیچیدگی زمانی بر حسب ثانیه در هر دور برای هر یک از رویکردهای شبکه عصبی پیچشی محاسبه شده است که در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ۷: مقایسه نتایج بدست آمده با استفاده از مجموعه داده CT Scan با استفاده از برخی مدل‌های یادگیری عمیق

منبع	رویکرد	تعداد لایه	تعداد پارامتر	پیچیدگی زمانی در هر دور	نتیجه
	VGG16	۱۶	بیش از ۱۳۸ میلیون	۸۰	۹۱,۷٪

۹۹٪	۷۵	بیش از ۲۳ میلیون	۵۰	ResNet50	[۸]
۹۹٪.۳	۲۵۰	بیش از ۶۰ میلیون	۱۵۲	ResNet152	مدل پیشنهادی
۹۹.۱٪	۱۱۰	بیش از ۲۳ میلیون	۱۸۹	InceptionV3	
۹۸.۷٪	۳۶۰	بیش از ۱۴۳ میلیون	۱۹	VGG19	
۹۹.۳٪	۳۸۰	بیش از ۵۵ میلیون	۴۴۹	InceptionResNetV2	

۱	VGG19	CT-Scan
۲	InceptionV3	
۳	InceptionResNetV2	
۳	ResNet152	

جدول ۱۰: مقایسه دو به دو الگوریتم‌ها

نتیجه	Adjusted p-value	Statistic	معماری	مجموعه داده
HO is accepted	۰.۶۰۲۰۹	۱.۶۴۳۱۷	VGG19 vs InceptionV3	X-ray
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۱.۰۹۵۴۵	VGG19 vs InceptionResNetV2	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۱.۰۹۵۴۵	ResNet152 vs InceptionV3	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۵۴۷۷۲	VGG19 vs ResNet152	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۵۴۷۷۲	InceptionResNetV2 vs ResNet152	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۵۴۷۷۲	InceptionResNetV2 vs InceptionV3	CT-Scan
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۱.۳۶۹۳۱	VGG19 vs InceptionResNetV2	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۱.۳۶۹۳۱	VGG19 vs ResNet152	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۸۲۱۵۸	InceptionResNetV2 vs InceptionV3	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۸۲۱۵۸	ResNet152 vs InceptionV3	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۵۴۷۷۲	VGG19 vs InceptionV3	
HO is accepted	۱.۰۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰	InceptionResNetV2 vs ResNet152	

همانطور که در جدول ۷ نشان داده شده است مجموعه داده CT-scan در رویکرد [۸] آموزش داده شده و نتایج حاصل با نتایج بدست آمده رویکرد پیشنهادی مبتنی بر مدل های شبکه عصبی پیچشی عمیق (ResNet152, InceptionV3, VGG19, InceptionResNetV2) مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی با دقت بالاتری نسبت به [۸] تصاویر را طبقه‌بندی می‌کند. که نشان دهنده کارایی بالای رویکرد پیشنهادی در طبقه‌بندی تصاویر CT-scan است.

برای مقایسه الگوریتم های مورد بررسی، آزمون آماری یا استفاده از STAC^۱ در نظر گرفته شده است [۲۸]. STAC یک سایت در بستر وب برای مقایسه روش‌ها با در نظر گرفتن آزمون های آماری است. اگر داده ها دارای توزیع (معمولا نرمال) باشند، می‌توان از آزمون پارامتریک استفاده کرد. در غیر این صورت، اگر توزیع داده‌ها مشخص نباشد، از آزمون ناپارامتریک استفاده می‌شود.

هدف از آزمون آماری مقایسه دقت الگوریتم‌ها است، بنابراین الگوریتم‌ها دو به دو با یکدیگر مقایسه می‌شوند. ابتدا، دقت‌های جدول ۳ بین [۰، ۱] نرمال می‌شوند سپس مقادیر به محیط STAC به عنوان ورودی داده می‌شوند. آزمون رتبه‌بندی هم‌سطح اعمال می‌شود و پارامتر post-hoc را روی holm و سطح معنی‌دار را روی ۰.۰۵ تنظیم می‌شود که در جدول ۸ نشان داده شده است. HO زمانی پذیرفته می‌شود که p-value بیشتر از سطح معنی‌دار باشد.

جدول ۹ رتبه معماری‌ها را در STAC نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ۹ نشان داده شده است، برای مجموعه‌داده رادیوگرافی InceptionV3 حداقل امتیاز و VGG19 حداکثر امتیاز و برای مجموعه‌داده CT-Scan معماری VGG19 بیشترین امتیاز و InceptionResNetV2 و ResNet152 مشترکا کمترین امتیاز را کسب می‌کنند.

خروجی دیگری برای مقایسه دو به دو الگوریتم‌ها به دست آمده است که در جدول ۱۰ نشان داده شده است.

جدول ۸: نتایج آزمون رتبه بندی هم سطح

نتیجه	p-value	Statistic	مجموعه داده
HO is accepted	۰.۳۹۱۶۳	۳.۰۰۰۰۰	X-ray
HO is accepted	۰.۴۴۰۲۳	۲.۷۰۰۰۰	CT-Scan

جدول ۹: رتبه معماری‌ها در STAC

رتبه	معماری	مجموعه داده
۱	VGG19	X-ray
۲	ResNet152	
۳	InceptionResNetV2	
۴	InceptionV3	

۶- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

اینترنت اشیا (IoT^۲) یک پلتفرم یکپارچه برای تسهیل تعاملات بین انسان‌ها و انواع بسترهای فیزیکی و مجازی است. با توجه به شرایط بحرانی همه‌گیری COVID-19 می‌تواند در حوزه مراقبت‌های درمانی نقش حیاتی ایفا کند و

² Internet Of Things

¹ Statistical Tests for Algorithms Comparison

۷- مراجع

[1] World Health Organization, 2020. Coronavirus disease 2019 (covid-19): <https://www.who.int/>.

[2] A. Abbas, P. Mahmood, "Investigation of a mathematical fuzzy epidemic model for the spread of corona-virus in a population.," *Soft Computing Journal*, vol. 11, no. 1, pp. 2-9, 2022.

[3] I. Ahmed, G. Jeon, and A. Chehri, "An IoT-enabled smart health care system for screening of COVID-19 with multi layers features fusion and selection," *Computing*, pp. 1-18, 2022.

[4] S. D. Deb, R. K. Jha, K. Jha, and P. S. Tripathi, "A multi model ensemble based deep convolution neural network structure for detection of COVID19," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, p. 103126, 2022.

[5] M. R. Islam and M. Nahiduzzaman, "Complex features extraction with deep learning model for the detection of COVID19 from CT scan images using ensemble based machine learning approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 195, p. 116554, 2022.

[6] N. S. Kavya, N. Veeranjaneyulu, and D. D. Priya, "Detecting Covid19 and Pneumonia from chest X-Ray images using Deep Convolutional Neural Networks," *Materials Today: Proceedings*, 2022.

[7] S. Thakur and A. Kumar, "X-ray and CT-scan-based automated detection and classification of covid-19 using convolutional neural networks (CNN)," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 69, p. 102920, 2021.

[8] M. Elpeltagy and H. Sallam, "Automatic prediction of COVID-19 from chest images using modified ResNet50," *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1-13, 2021.

[9] M. Owais, H. S. Yoon, T. Mahmood, A. Haider, H. Sultan, and K. R. Park, "Light-weighted ensemble network with multilevel activation visualization for robust diagnosis of COVID19 pneumonia from large-scale chest radiographic database," *Applied soft computing*, vol. 108, p. 107490, 2021.

[10] I. Lorencin et al., "Automatic Evaluation of the Lung Condition of COVID-19 Patients Using X-ray Images and Convolutional Neural Networks," *Journal of Personalized Medicine*, vol. 11, no. 1, p. 28, 2021.

[11] A. M. Ismael and A. Şengür, "Deep learning approaches for COVID-19 detection based on chest X-ray images," *Expert Systems with Applications*, vol. 164, p. 114054, 2021.

[12] X. Ouyang et al., "Dual-sampling attention network for diagnosis of COVID-19 from community acquired

در نتیجه کاهش فشار بر سیستم‌های درمانی را به همراه داشته باشد. امروزه باتوجه به پیشرفت تکنولوژی، اینترنت اشیا پزشکی (IoT¹) به همراه تکنیک‌های هوش مصنوعی از قبیل یادگیری ماشین و یادگیری عمیق امکانات جدیدی فراهم آورده است که طیف گسترده‌ای از کاربردها در حوضه مراقبت‌های درمانی را در بر می‌گیرد. دستگاه‌های پزشکی و حسگرها با استفاده از اتصال به اینترنت می‌توانند داده‌های ارزشمندی را جمع‌آوری کنند که در مراحل بعد به کمک تکنیک‌های هوش مصنوعی پردازش شده و دانش آنها استخراج شود.

تشخیص COVID-19 از طریق تصاویر قفسه سینه یک مسئله چالش برانگیز است و هنوز باید بر بسیاری از مشکلات غلبه کرد. در این مقاله، یک سیستم مراقبت بهداشتی هوشمند پیشنهاد شده است که از فناوری‌های IoT برای ارزیابی اولیه نسبت به COVID-19 را با استفاده از شبکه عصبی به کمک تصاویر پزشکی قفسه سینه ارائه شده است. این سیستم از حسگرهای هوشمند برای جمع‌آوری داده‌ها استفاده می‌کند. این داده‌ها در مخزن داده ذخیره شده و برای ارزیابی وضعیت بیماران استفاده می‌شود. ابتدا در مرحله اول تصاویر پزشکی قفسه سینه با استفاده از دستگاه‌های مجهز به تکنولوژی اینترنت اشیا به مخزن داده ارسال می‌شوند. سپس در مرحله بعد تصاویر پزشکی به منظور استخراج دانش پیش پردازش شده و به شبکه یادگیری عمیق فرستاده می‌شود که COVID-19 را شناسایی می‌کند. استفاده از ظرفیت‌های تکنولوژی‌هایی مانند اینترنت اشیا و هوش مصنوعی در شرایط بحرانی همچون پاندمی COVID-19 با توجه به کمبود کادر درمان در مقایسه با مراجعات روزانه و همچنین کاهش نرخ همه‌گیری این ویروس و حفظ سلامت جامعه سالم از اهمیت بالایی برخوردار است. توجه به این نکته مهم است که معماری‌های شبکه عصبی پیچشی عمیق زمانی که با تعداد دوره‌های بیشتری آموزش داده می‌شوند تمایل به بیش‌برازش² دارند. به منظور جلوگیری از آن ما از روش‌هایی مانند توقف زود هنگام و تقویت داده استفاده کرده‌ایم هرچند استفاده از روش حذف تصادفی³ در اغلب اوقات راه حل مناسبی است. مدل پیشنهادی بهترین دقت ۹۶٫۹۴٪ برای تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه پزشکی و ۹۹٫۳۶٪ برای تصاویر CT scan ارائه کرد هرچند مجموعه داده‌های موجود هنوز قوی نیستند اما دانش تجربی در مورد برنامه‌های کاربردی شبکه‌های عصبی پیچشی بیان می‌کند افزایش تعداد نمونه‌ها و کیفیت مجموعه داده تاثیر مستقیم بر دقت بدست آمده دارد. روش پیشنهادی مبتنی بر یادگیری عمیق در تحقیقات تشخیص پزشکی و سیستم‌های مراقبت‌های بهداشتی مفید خواهد بود. همچنین ابزار دقیقی برای کارشناسان پزشکی به منظور غربالگری COVID-19 می‌باشد و منجر به نظر ثانویه پزشکی می‌شود.

در کارهای آینده تصاویر بیشتری جمع‌آوری خواهد شد و مدل‌های عمیق‌تری برای تشخیص COVID-19 مورد بررسی قرار خواهد گرفت. به دلیل وضعیت اضطراری بهداشت عمومی فعلی، گردآوری مجموعه داده‌های گسترده برای آموزش مدل یادگیری عمیق از اهمیت زیادی برخوردار است. علاوه بر این سایر بیماری‌های ریوی نیز در مطالعات آینده گنجانده خواهد شد همچنین توسعه یک رابط گرافیکی برای کمک به متخصصان رادیولوژی در شناسایی COVID-19 می‌تواند هدف مطالعات آینده باشد. با این وجود، یک مدل مبتنی بر اینترنت اشیا که قادر به تولید حجم وسیعی از مجموعه داده است می‌تواند کمک بزرگی به سیستم درمانی نماید.

¹ Internet Of Medical Things

² Overfitting

³ Dropout

- [25] T. Yaqoob, H. Abbas, and M. Atiquzzaman, "Security vulnerabilities, attacks, countermeasures, and regulations of networked medical devices—A review," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, no. 4, pp. 3723-3768, 2019.
- [26] M. Adil and M. K. Khan, "Emerging iot applications in sustainable smart cities for covid-19: Network security and data preservation challenges with future directions," *Sustainable Cities and Society*, vol. 75, p. 103311, 2021.
- [27] M. Mojtaba., "Detection of Disc Destruction Between Lumbar Vertebrae Using MRI Images.," *Soft Computing Journal*, vol. 9, no. 1, pp. 114-123, 2022.
- [28] I. Rodriguez-Fdez, A. Canosa, M. Mucientes, A. Bugarin, "STAC: a web platform for the comparison of algorithms using stactical tests," *Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, IEEE International Conference, pp. 1-8, 2015.
- pneumonia," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 39, no. 8, pp. 2595-2605, 2020.
- [13] J. P. Cohen, P. Morrison, L. Dao, K. Roth, T. Q. Duong, and M. Ghassemi, "Covid-19 image data collection: Prospective predictions are the future," *arXiv preprint arXiv:2006.11988*, 2020.
- [14] <https://www.kaggle.com/datasets/plameneduardo/sarsco-v2-ctscan-dataset>
- [15] Mendeley Data. Extensive COVID-19 X-Ray and CT Chest Images Dataset. <https://doi.org/10.17632/8h65ywd2jr.3>
- [16] COVID-19 image data collection. <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset/tree/master/images>
- [17] chest-xray-pneumonia. <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>
- [18] S. Kumar. "COVID19+PNEUMONIA+NORMAL Chest X-Ray Images." <https://www.kaggle.com/sachinkumar413/covid-pneumonia-normal-chest-xray-images> (accessed 11/8/2021, 2021).
- [18] M. H. Kashani, M. Madanipour, M. Nikravan, P. Asghari, and E. Mahdipour, "A systematic review of IoT in healthcare: Applications, techniques, and trends," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 192, p. 103164, 2021.
- [19] A. Mohammad M ,et al., "Content-based image retrieval using support vector machine and texture difference histogram features.," *Soft Computing Journal*, vol. 11, no. 1, pp. 10-21, 2022.
- [20] B. McFee, C. Raffel, D. Liang, D. Ellis, M. McVicar, E. Battenberg, O. Nieto, *Librosa: audio and music signal analysis in Python*, in: *Proceedings of the 14th Python in Science Conference, SciPy, 2015*, <https://doi.org/10.25080/majora-7b98e3ed003>.
- [21] Large COVID-19 CT scan slice dataset <https://www.kaggle.com/datasets/maedemaftouni/large-covid19-ct-slice-dataset>
- [22] S. Kumar. "COVID19+PNEUMONIA+NORMAL Chest X-Ray Images." <https://www.kaggle.com/sachinkumar413/covid-pneumonia-normal-chest-xray-images> (accessed 11/8/2021, 2021).
- [23] H. Zhu et al., "IoT PCR for pandemic disease detection and its spread monitoring," *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 303, p. 127098, 2020.
- [24] M. H. Kashani, M. Madanipour, M. Nikravan, P. Asghari, and E. Mahdipour, "A systematic review of IoT in healthcare: Applications, techniques, and trends," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 192, p. 103164, 2021.