



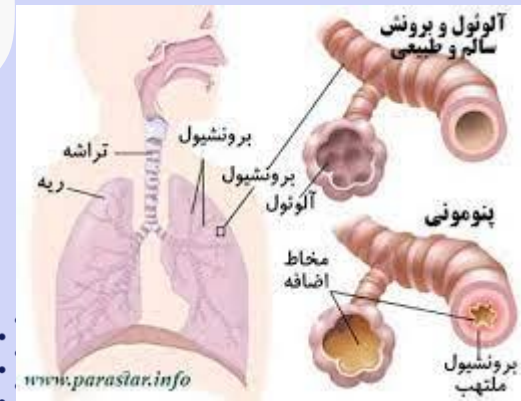
تشخیص پنومونی (عفونت ریه) با هوش مصنوعی



پنومونی سینه‌پهلو یا ذات‌الریه چیست؟

- پنومونی عفونت یک یا هر دو ریه است. بسیاری از میکروب‌ها از قبیل باکتری، ویروس‌ها، قارچ‌ها می‌توانند موجب پنومونی شوند. پنومونی یک بیماری با علت منفرد نیست. علت پنومونی بیشتر از ۳۰ مورد است. دانستن علت پنومونی مهم است، زیرا درمان پنومونی به علت آن بستگی دارد.
- ویروس فلو شایع‌ترین علت پنومونی ویروسی در بالغین است. سایر ویروس‌هایی که می‌توانند موجب پنومونی شوند شامل ویروس ساینیکال تنفسی، رینوویروس ویروس تب خال ساده، ویروس سندرم شدید حاد تنفسی (SARS) و عده‌ای دیگر از ویروس‌ها است.
- بیشتر ذات‌الریه زمانی اتفاق می‌افتد که نقص در سیستم دفاعی طبیعی بدن به میکروب‌ها اجازه نفوذ و تکثیر در ریه‌ها را می‌دهد. برای از بین بردن ارگانیسم‌های مهاجم، گلبول‌های سفید خون به سرعت جمع می‌شوند. همراه با باکتری‌ها و قارچ‌ها، کیسه‌های هوای داخل ریه‌های شما (آلوئول‌ها) را پر می‌کنند. ممکن است تنفس مشکل داشته باشد. نشانه کلاسیک ذات‌الریه باکتریایی، سرفه‌ای است که خلط غلیظ، خونی یا مایل به سبز متمایل به زرد همراه با چرک تولید می‌کند.

بیشتر ذات‌الریه زمانی اتفاق می‌افتد که نقص در سیستم دفاعی طبیعی بدن به میکروب‌ها اجازه نفوذ و تکثیر در ریه‌ها را می‌دهد. برای از بین بردن ارگانیسم‌های مهاجم، گلبول‌های سفید خون به سرعت جمع می‌شوند. همراه با باکتری‌ها و قارچ‌ها، کیسه‌های هوای داخل ریه‌های شما (آلوئول‌ها) را پر می‌کنند. ممکن است تنفس مشکل داشته باشد. نشانه کلاسیک ذات‌الریه باکتریایی، سرفه‌ای است که خلط غلیظ، خونی یا مایل به سبز متمایل به زرد همراه با چرک تولید می‌کند.



پنومونی یا سینه پهلو چقدر خطرناک است؟

سینه پهلو بیماری شایعی است که سالانه حدود ۴۵۰ میلیون نفر را مبتلا کرده و در تمام نقاط جهان رخ می‌دهد.

این بیماری یک علت عمده مرگ و میر در میان تمام گروه‌های سنی بوده و منجر به ۴ میلیون مرگ سالیانه (۷٪ از کل مرگ و میر در جهان) می‌شود.

بیشترین این میزان در کودکان کمتر از پنج و افراد مسن‌تر از ۷۵ سال رخ می‌دهد. سینه پهلو ویروسی حدود ۲۰۰ میلیون مورد مرگ را موجب می‌شود.



+

آیا این قابل درمان/پیشگیری است؟!!

این بیماری با واکسن قابل پیشگیری است و در صورت تشخیص صحیح به راحتی با آنتی بیوتیک های ارزان قیمت درمان می شود. اما دهها میلیون کودک هنوز واکسینه نشدهاند - و از هر سه کودک یک نفر با علائم، مراقبت های پزشکی ضروری را دریافت نمی کند.

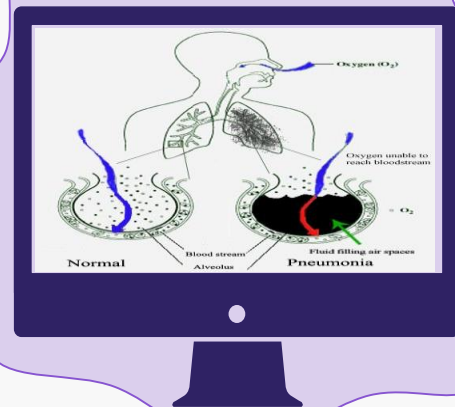


+

در برخی موارد شدید، درمان‌های هدایت‌شده برای پنومونی استفاده شود:

توراستنتز: ممکن است مایعی از حفره قفسه سینه گرفته شود و برای کمک به پزشک در تعیین اینکه کدام میکروب باعث بیماری شما می‌شود، مطالعه شود. ممکن است در طول توراستنتز از اشعه ایکس، سی تی و/یا سونوگرافی استفاده شود. مایعی که در طی این روش برداشته می‌شود نیز ممکن است به تسکین علائم کمک کند.

قرار دادن لوله قفسه سینه: در طی این روش، که به عنوان توراکوستومی نیز شناخته می‌شود، یک لوله پلاستیکی نازک در فضای پلورال (ناحیه بین دیواره قفسه سینه و ریه‌ها) قرار می‌گیرد. این لوله می‌تواند به برداشتن مایع یا هوای اضافی کمک کند. این روش تحت هدایت انجام می‌شود. (سی تی یا سونوگرافی)



تخلیه آبسه با هدایت تصویر: هدایت تصویر به قرار دادن یک سوزن در حفره آبسه کمک می‌کند و می‌تواند در هنگام وارد کردن لوله زهکشی کمک کند. اگر آبسه در ریه‌ها ایجاد شده باشد، ممکن است با قرار دادن یک لوله تخلیه کوچک (کاتتر) آن را تخلیه کنید. از هدایت تصویر، از جمله فلوروسکوپی، اشعه ایکس، اولتراسوند یا سی تی استفاده می‌شود.



پس چگونه آن را تشخیص دهیم؟!

تشخیص سینه پهلو عموماً بر اساس ترکیبی از
علائم فیزیکی و اشعه ایکس قفسه
سینه صورت می‌گیرد.

اشعه ایکس قفسه سینه روشی است که معمولاً برای
تشخیص عفونت پنومونی و مکان یابی ناحیه عفونی
در ریه ها استفاده می شود. همچنین، اشعه ایکس
قفسه سینه تکنیک معاینه رادیولوژیکی پرکاربرد
برای تشخیص چندین بیماری ریوی است. یافتن
معاینه‌کنندگان رادیولوژی در مکان‌های دورافتاده
برای آنالیز تعداد بیشتری از اشعه ایکس قفسه سینه
یک کار بسیار چالش برانگیز است.

در زمان‌های اخیر، از رویکردهای هوش مصنوعی
برای حل چالش‌ها در چندین فرآیند تشخیص
پزشکی استفاده می‌شود.



ممکن است یک یا چند مورد از آزمایش‌های زیر برای ارزیابی پنومونی تجویز شود:

اشعه ایکس قفسه سینه

معاینه اشعه ایکس به پزشک اجازه می‌دهد تا ریه‌ها، قلب و رگ‌های خونی را ببیند تا تشخیص دهد که آیا ذات‌الریه وجود دارد یا خیر. هنگام تفسیر اشعه ایکس، رادیولوژیست به دنبال لکه‌های سفید در ریه‌ها (به نام انفیلترات) می‌گردد که عفونت را شناسایی می‌کند. این معاینه همچنین به تعیین اینکه آیا عوارض مرتبط با ذات‌الریه مانند آبسه یا پلورال افیوژن (مایع احاطه‌کننده ریه) وجود دارد یا خیر، کمک می‌کند

سی تی ریه‌ها

سی تی اسکن از قفسه سینه ممکن است برای دیدن جزئیات دقیق در ریه‌ها و تشخیص ذات‌الریه که ممکن است در یک عکس اشعه ایکس ساده دشوارتر باشد، انجام شود.

سی تی اسکن همچنین راه‌هوایی (نای و برونش) را با جزئیات زیاد نشان می‌دهد و می‌تواند به تعیین اینکه آیا ذات‌الریه ممکن است به مشکلی در راه‌هوایی مربوط باشد کمک کند. سی تی اسکن همچنین می‌تواند عوارض ذات‌الریه، آبسه یا پلورال افیوژن و بزرگ شدن غدد لنفاوی را نشان دهد.

MRI قفسه سینه

MRI به طور کلی برای ارزیابی ذات‌الریه استفاده نمی‌شود، اما ممکن است برای بررسی قلب، عروق قفسه سینه و ساختارهای دیواره قفسه سینه استفاده شود. اگر ریه‌ها به دلیل مایع اضافی، عفونت یا تومور غیرطبیعی باشند، MRI ممکن است اطلاعات بیشتری در مورد علت یا میزان این ناهنجاری‌ها ارائه دهد.

سونوگرافی قفسه سینه

در صورت مشکوک بودن به مایع اطراف ریه‌ها، ممکن است از سونوگرافی استفاده شود. معاینه اولتراسوند به تعیین مقدار مایع کمک می‌کند و می‌تواند به تعیین علت مایع کمک کند.

بیوپسی سوزنی از ریه: پزشک ممکن است برای تعیین علت ذات‌الریه، بیوپسی از ریه(های) بیمار را درخواست کند. این روش شامل برداشتن چندین نمونه کوچک از ریه(های) بیمار و بررسی آنها می‌باشد.

بیوپسی ریه را می‌توان با استفاده از اشعه ایکس، سی تی، سونوگرافی و/یا آم آر آی انجام داد.

چکیده :

تشخیص به موقع پنومونی بر اساس CTScan و اشعه X قفسه سینه ، امکان درمان به موقع بیماران را فراهم و به کنترل شیوع بیماری کمک می کند.

توموگرافی کامپیوتری (CT) یک روش سریع برای تشخیص بیماران مبتلا پنومونی در جهان می باشد اما تشخیص درست آن ، وابستگی زیادی به مهارت و دقت رادیولوژیست دارد که الزم به ذکر است عملکرد رادیولوژیست ها در تشخیص پنومونی متوسط بوده است .

بر این اساس ، برای بهبود عملکرد در تشخیص پنومونی و افزایش سرعت و دقت جهت تشخیص بیماری ، مطالعات و تحقیقات مختلفی در جهان با موضوع استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق انجام شده است.

به طور خاص ، الگوریتم های پیشرفته مبتنی بر یادگیری عمیق معروف به شبکه عصبی پیچشی به انگلیسی: convolutional neural network با مخفف CNN، در استخراج ویژگی های اساسی در تصاویر پزشکی نقش بسزایی دارند و این روش با استفاده از اسکن تصویر CT و X-Ray با نتایج قابل توجه ای به کار گرفته شده است.

این مطالعه نشان می دهد که فناوری یادگیری عمیق دارای کاربردهای بالینی بالقوه است و سیستم های تشخیص عمیق پنومونی می تواند در مناطقی که پزشکان متخصص و کلینیک های مجهز در دسترس نیستند استفاده شود .



CNN پایه



VGG19



ResNet152V2



InceptionResNetV2



NASNetLarge



Xception



EfficientNetB0

در این حالت ، ناقل ویروس ممکن است با افراد دیگری تماس گرفته و بیشتر آنها را آلوده کرده باشد. برای جلوگیری از این مسئله ، باید راه حلی وجود داشته باشد که بیماران مشکوک سریعتر وجود بیماری را تأیید کنند.

این را می توان با روش های تصویربرداری مانند رادیوگرافی قفسه سینه (اشعه ایکس) یا توموگرافی کامپیوتری (CT) تصاویر اسکن شده تهیه کرد.

رادیولوژیست ها می توانند با تجزیه و تحلیل و استفاده از برخی روش های تجزیه و تحلیل تصویر برای تشخیص پنومونی نظر دهند .

متخصصان رادیولوژی اظهار داشتند که تصاویر اشعه ایکس و CT حاوی اطلاعات حیاتی مربوط به موارد پنومونی است. بنابراین ، می توان برای تعیین - COVID 19، از ترکیب تصاویر رادیولوژیک با هوش مصنوعی (AI) مانند روش های یادگیری عمیق ، یک تشخیص دقیق و سریعتر را انجام داد . در این مطالعه تکنیک های خودکار برای طبقه بندی اشعه ایکس قفسه سینه به ذات الریه و کلاس عاری از بیماری با استفاده از ۷ معماری یادگیری عمیق استفاده می شود ، که شامل موارد روبرو است :

مقدمه ای بر هوش مصنوعی :

هوش مصنوعی (AI) یک شاخه علوم کامپیوتر است که به ماشین آلات اجازه می دهد وظایف هوش انسان را انجام دهند.

با تکامل هوش مصنوعی و اینترنت اشیا، تجهیزات پزشکی به سرعت تغییر کرده اند، که امکانات زیادی را در رادیولوژی پزشکی فراهم می کند.

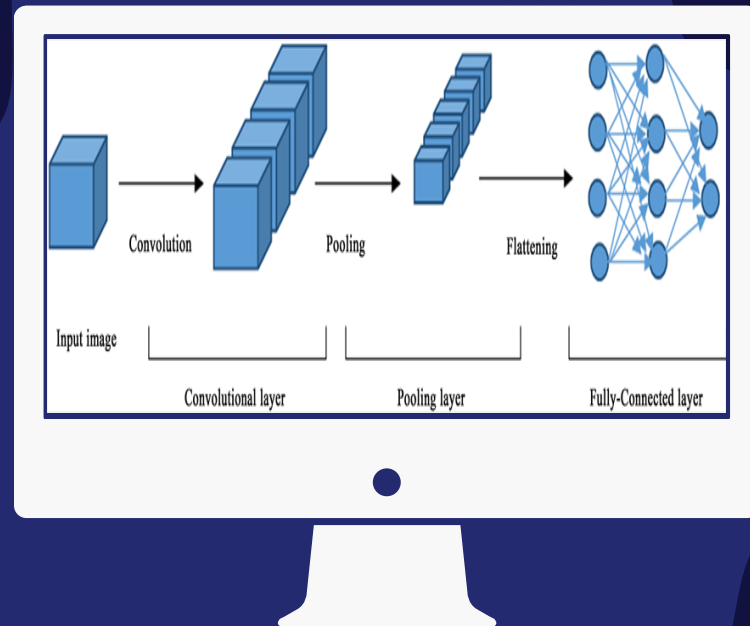
یادگیری عمیق (DL) زیرمجموعه ای از یادگیری ماشین است که مربوط به روشهای شبیه سازی سلولهای عصبی مغز انسان است.

اجرای DL به عنوان یک فناوری اصلی در طبقه بندی و شناسایی تصاویر یا فیلم ها است.

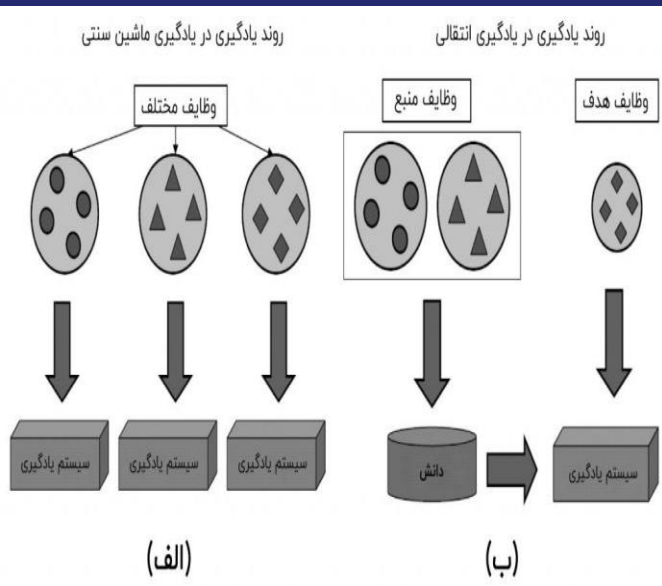
الگوریتم به اطلاعات دستور می دهد تا الگوهای پردازش شده از سیستم عصبی انسان را پردازش کند. DL داده های ورودی متشکل از لایه های عمیق پنهان را که نیاز به برچسب گذاری و تحلیل الگوهای پنهان شده در داده های پیچیده است، ترسیم می کند. DL می تواند به طور خودکار ویژگی ها را طبقه بندی کرده و نتایج دقیق را با کمک پردازنده گرافیکی پیشرفته ارائه دهد. DL می تواند داده ها را تفسیر کند و طیف گسترده ای از ویژگی های بعدی را استخراج کند، صرف نظر از اینکه این ویژگی ها با چشم غیرمسلح قابل مشاهده یا نامرئی هستند. DL با شناسایی و تشخیص ویژگی های تصمیم گیری بالینی، می تواند بازنمایی داده های پیچیده را مدیریت کرده و از پزشکان آموزش دیده تقلید کند. معماری DL در تشخیص اشعه ایکس پزشکی و مناطق مختلف مانند پردازش تصویر و بینایی رایانه در پزشکی اعمال می شود.

+

- از بین همه برنامه های کاربردی فعلی یادگیری عمیق ، بینایی ماشین یکی از محبوب ترین آن هاست. از آنجا که شبکه عصبی پیچشی (CNN) یکی از بهترین ابزارهای موجود برای بینایی ماشین است ، این شبکه ها به یادگیری عمیق کمک کرده اند تا به یکی از داغترین موضوعات در هوش مصنوعی تبدیل شود. CNN ها شبکه های عمیقی هستند که برای تشخیص تصویر ، شی و حتی تشخیص گفتار استفاده می شوند. شبکه های عصبی کانولوشنال شبکه های عصبی چندلایه هستند که واقعاً در گرفتن ویژگی ها از داده ها مهارت دارند. آنها به خوبی با تصاویر کار میکنند و نیاز به پردازش زیادی ندارند. با استفاده از کانولوشنال و تجمع تصاویر برای کاهش ویژگیهای اصلی آن، میتوانید تصاویر را به درستی شناسایی کنید. آموزش مدل های CNN با پارامترهای اولیه کمتر، از سایر شبکه های عصبی آسانتر است. شکل روبرو نمونه ای از معماری CNN را نمایش می دهد .



+



یادگیری انتقالی (Transfer Learning)

یادگیری انتقالی (Transfer Learning) به معنای استفاده از یک مدل از پیش آموزش دیده در یک کاربرد جدید است. این مبحث، امروزه در یادگیری عمیق بسیار مورد توجه است، زیرا امکان آموزش شبکه‌های عصبی عمیق را با داده‌های نسبتاً کمی فراهم می‌کند.

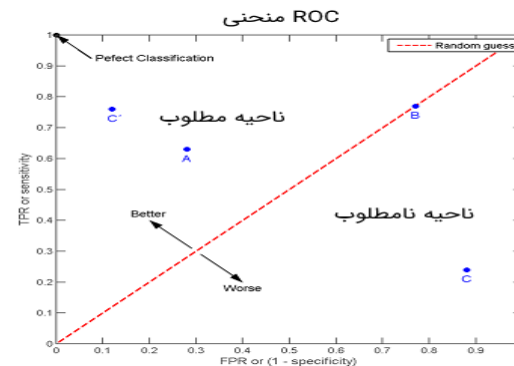
Fine Tuning با Transfer Learning

شبکه را Train می‌کنیم و فقط وزن‌های لایه جدید را آپدیت می‌کنیم. اصطلاحاً سایر لایه‌ها را freeze می‌کنیم.

ارزیابی

		Predicted Class		
		Positive	Negative	
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error	Sensitivity $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$	Negative Predictive Value $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

		برچسب پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
برچسب ساخته شده	مثبت	TP	FN
	منفی	FP	TN



تعدادی از معماری‌های شبکه‌های کانولوشنالی معروف

Model	Size (MB)	Top-1 Accuracy	Top-5 Accuracy	Parameters	Depth	Time (ms) per inference step (CPU)	Time (ms) per inference step (GPU)
<u>Xception</u>	88	79.0%	94.5%	22.9M	81	109.4	8.1
<u>VGG16</u>	528	71.3%	90.1%	138.4M	16	69.5	4.2
<u>VGG19</u>	549	71.3%	90.0%	143.7M	19	84.8	4.4
<u>ResNet50</u>	98	74.9%	92.1%	25.6M	107	58.2	4.6
<u>ResNet50V2</u>	98	76.0%	93.0%	25.6M	103	45.6	4.4
<u>ResNet101</u>	171	76.4%	92.8%	44.7M	209	89.6	5.2
<u>ResNet101V2</u>	171	77.2%	93.8%	44.7M	205	72.7	5.4
<u>ResNet152</u>	232	76.6%	93.1%	60.4M	311	127.4	6.5
<u>ResNet152V2</u>	232	78.0%	94.2%	60.4M	307	107.5	6.6
<u>InceptionResNetV2</u>	215	80.3%	95.3%	55.9M	449	130.2	10.0
<u>NASNetLarge</u>	343	82.5%	96.0%	88.9M	533	344.5	20.0
<u>EfficientNetB0</u>	29	77.1%	93.3%	5.3M	132	46.0	4.9



imagenet

این مسابقه از سال ۲۰۱۰ هر ساله برگزار می‌شود. هدف آن دسته تشخیص و دسته بندی تصاویر در مقیاس وسیع است. شبکه های شرکت کننده، باید تصاویری با ۱۰۰۰ کلاس متفاوت را از هم تمیز دهند. معیار اندازه گیری دقت شبکه ها، خطای ۵ کلاس برتر است. به صورتی که شبکه با دیدن تصویر، ۵ کلاس معرفی می‌کند. در صورتی که کلاس مورد نظر در میان آن‌ها بود، جواب شبکه پذیرفته می‌شود.

درباره دیتاست و پیش پردازش آن

دیتاست ما دارای دو فایل فشرده هست که تصاویر کووید - ۱۹ (x-rays(COVID-19) هست (CXRs) که یک فایل فشرده تصاویر Pneumonia با تعداد ۴۷۵۸ و دیگری Normal با تعداد ۱۶۵۳۷ هست .

بعد تصاویر ۳ * ۲۵۶ * ۲۵۶ هست که ما تغییر سایز بخاطر معماری شبکه امان به ۲۲۴ * ۲۲۴ دادیم و برای نرمالسازی بین صفر و یک از آنجا هر تصویری عددی بین صفر تا ۲۵۵ هست تقسیم بر ۲۵۵ می کنیم .

یک دور آموزش که به آن epoch می گوئیم و ما تعداد دور آموزش امان ۲۵۰ تا انتخاب کردیم و در هر epoch دقت مدل ما بهتر می شود و دقت شبکه را با مقداری به نام loss ارزیابی می کنند چون کلاسیفایر ممکن هست تعدادی از نمونه ها را حین عملیات به اشتباه تشخیص بدهد که تابعی تحت عنوان loss function استفاده می کنیم که هر چه مقدار آن کمتر یعنی اختلاف کمی بین جواب مدل و جواب مطلوب وجود دارد پس دقت مدل بالاتر و برعکس .

و برای افزایش سرعت آموزش از تعداد نمونه کمتری برای اصلاح که به این تعداد batch_size می گویند که ما ۳۲ انتخاب کردیم .

و از بهینه ساز adam برای بروزرسانی وزن ها استفاده کردیم .

داده‌افزایی در تصاویر

همان‌طور که می‌دانید، اکثر سیستم‌های بینایی کامپیوتر با افزایش حجم داده‌ها، عملکرد بهتری خواهند داشت؛ اما در خیلی از مواقع جمع‌آوری داده‌ی بیشتر کاری سخت و پرهزینه است. بنابراین، **data augmentation** یا داده‌افزایی یکی از تکنیک‌هایی است که اغلب برای بهبود بازدهی سیستم‌های بینایی کامپیوتر به کار گرفته می‌شود.

مهم نیست که از **transfer learning** استفاده می‌کنید و یا در حال **train** کردن مدل خود هستید، معمولاً **data augmentation** کمک زیادی می‌کند. توجه داشته باشید که این امر در تمامی کاربردهای یادگیری ماشین صدق نمی‌کند اما در اکثر مساله‌های بینایی کامپیوتر با کمبود داده مواجه می‌شویم و از این رو نیاز به **Data Augmentation** در این حوزه احساس می‌شود.

تکنیک **Data augmentation** با تولید تصاویر جدید به طور مصنوعی از تصاویر اصلی به ما کمک می‌کند تا تصاویر جدیدی برای آموزش داشته باشیم. این کار در هر کاربرد و دامنه‌ای از شبکه‌های یادگیری عمیق روش‌های مخصوص به خود را دارد

در مساله‌های تشخیص وجود شیء در تصویر یا پیدا کردن دقیق جای چند شیء در یک تصویر، تکنیک‌های دیگری مثل چرخش و تغییر روشنایی و بریدن تصویر استفاده می‌شود.

آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی عمیق با داده‌های بیشتر می‌تواند به داشتن شبکه‌های قوی‌تر منتهی شود؛ و تکنیک‌های **Image data augmentation** می‌توانند گونه‌هایی از تصاویر را بسازند که شبکه بتواند با یادگیری خصوصیات جدیدی از آن تصاویر - علاوه بر تصاویر اصلی - قدرت درک گستره بیشتری از هر شیء داشته باشد و یا به اصطلاح **Generalized** باشد.



+

نمایشی از تصاویر دیتاست

Normal Chest X-ray

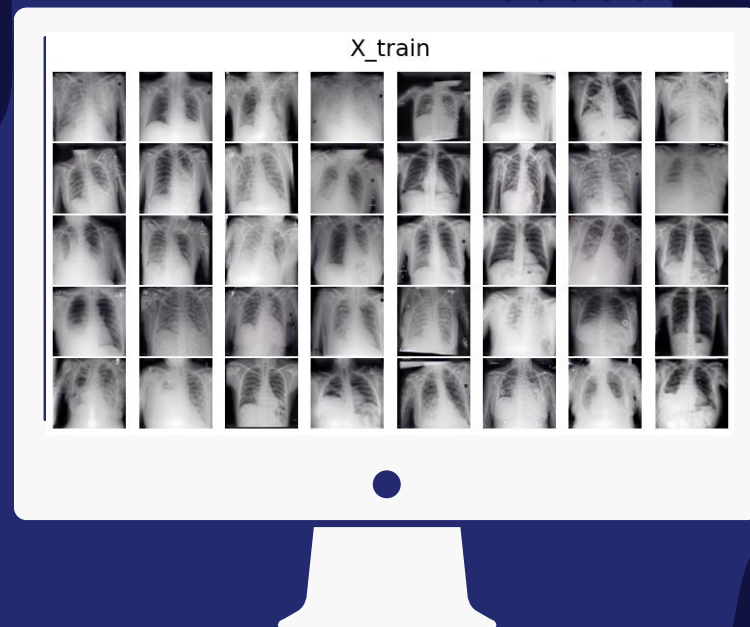
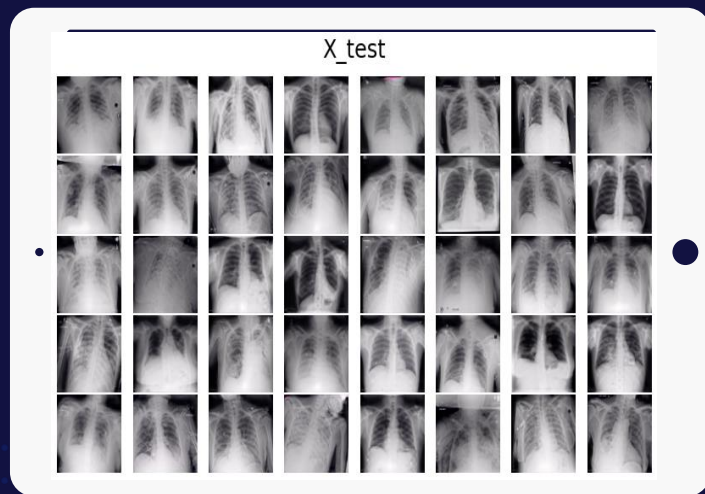


Pneumonia Chest X-ray



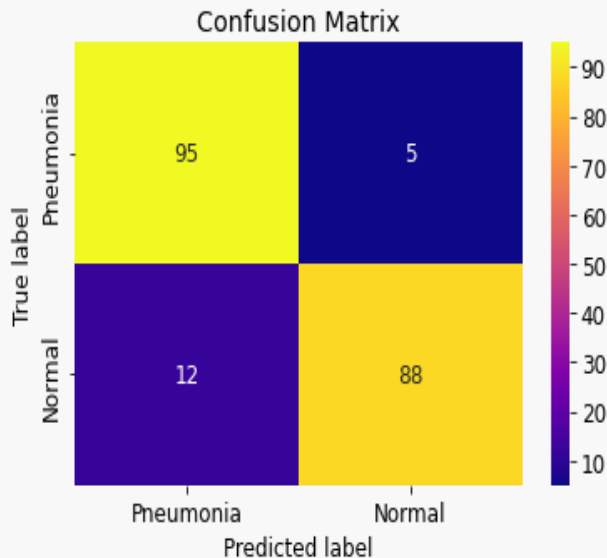
+

+ تقسیم داده به آموزش و تست



• ۳۰ درصد داده برای تست که برای ارزیابی استفاده می شود قرار دادیم .

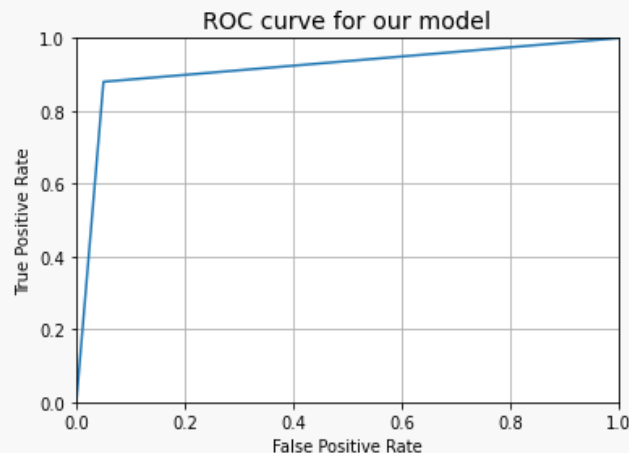
نتایج vgg



precision recall f1-score support

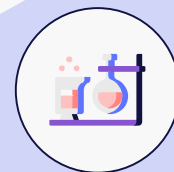
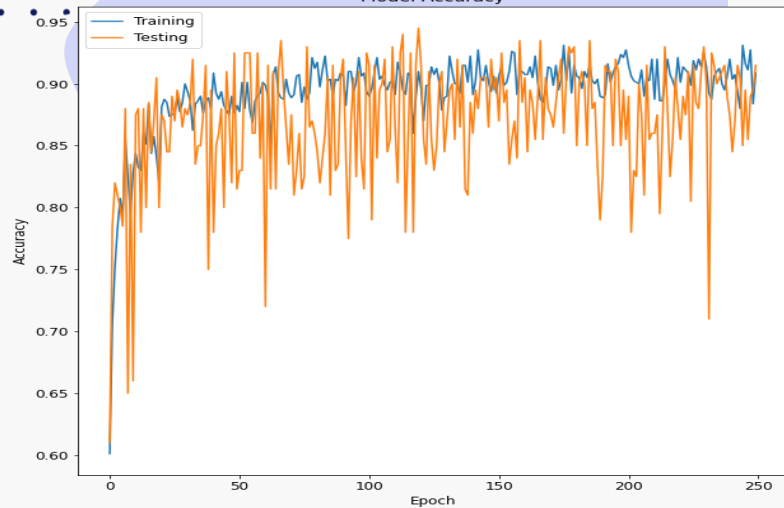
0	0.89	0.95	0.92	100
1	0.95	0.88	0.91	100

accuracy			0.92	200
macro avg	0.92	0.92	0.91	200
weighted avg	0.92	0.92	0.91	200

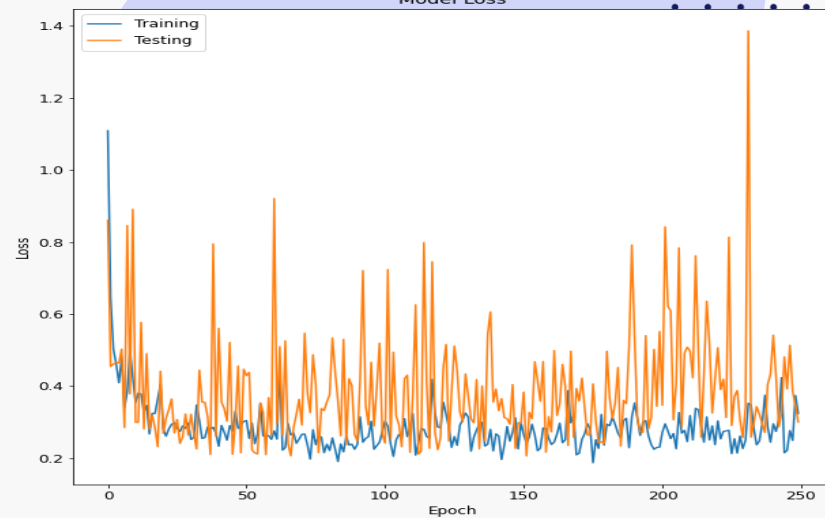




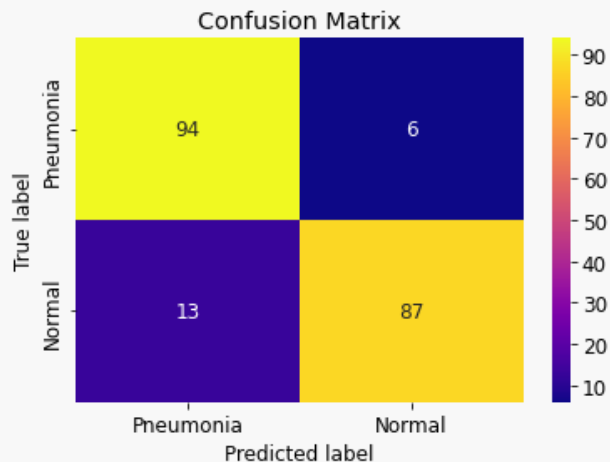
Model Accuracy



Model Loss



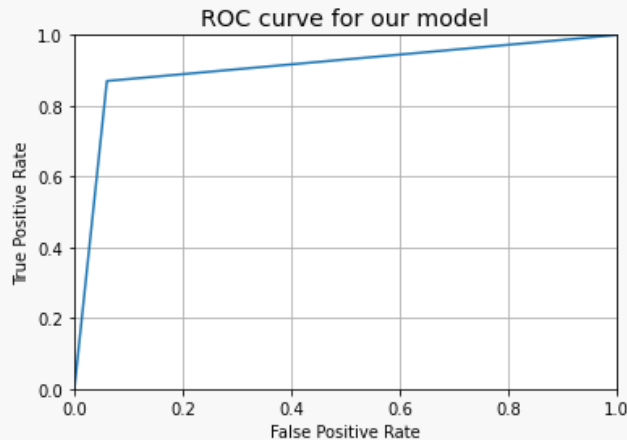
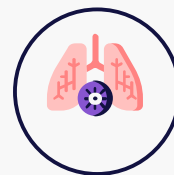
نتایج ResNet152V2



precision recall f1-score support

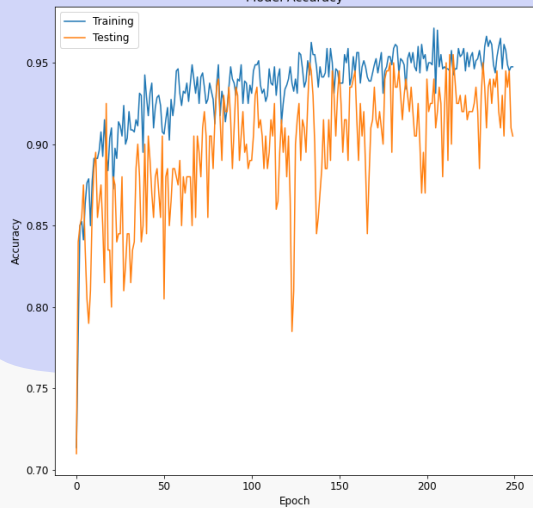
0	0.88	0.94	0.91	100
1	0.94	0.87	0.90	100

accuracy			0.91	200
macro avg	0.91	0.91	0.90	200
weighted avg	0.91	0.91	0.90	200

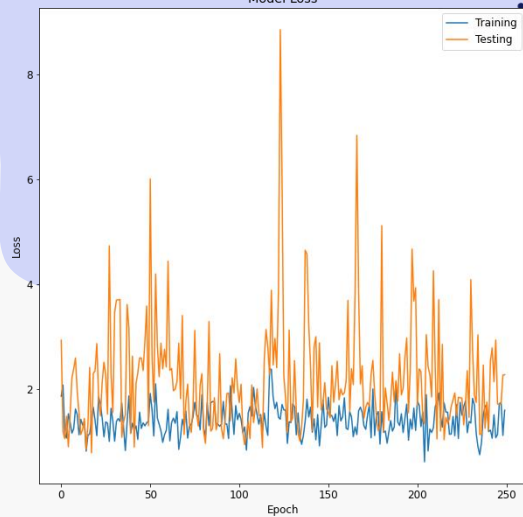




Model Accuracy



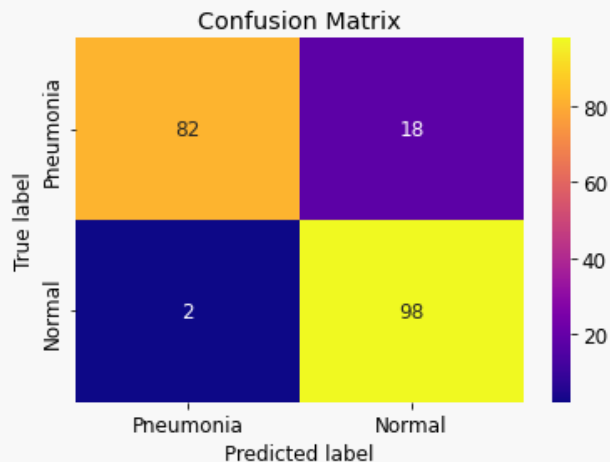
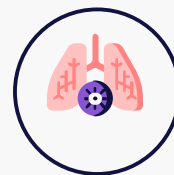
Model Loss



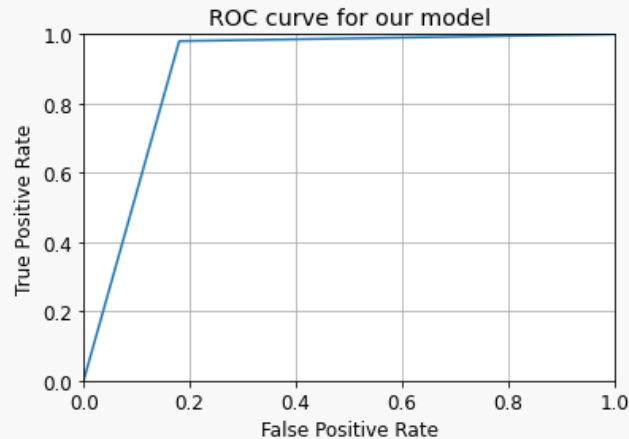
InceptionResNetV2 نتایج

precision recall f1-score support

0	0.98	0.82	0.89	100
1	0.84	0.98	0.91	100

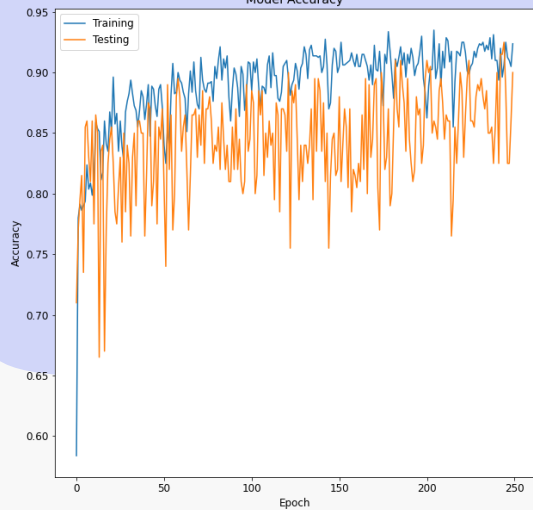


accuracy			0.90	200
macro avg	0.91	0.90	0.90	200
weighted avg	0.91	0.90	0.90	200

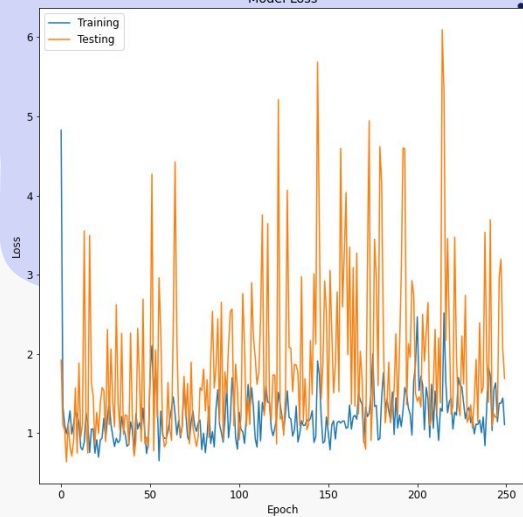




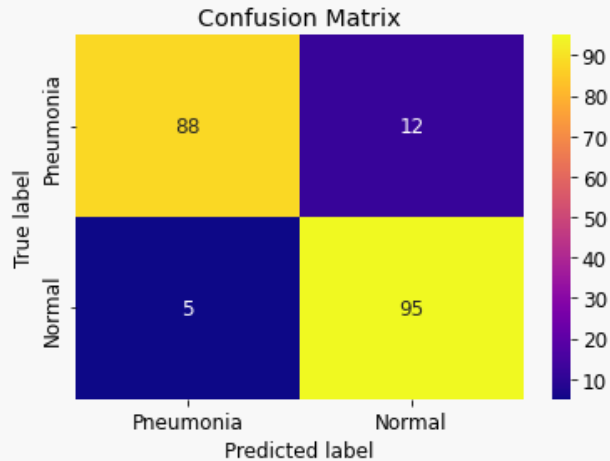
Model Accuracy



Model Loss



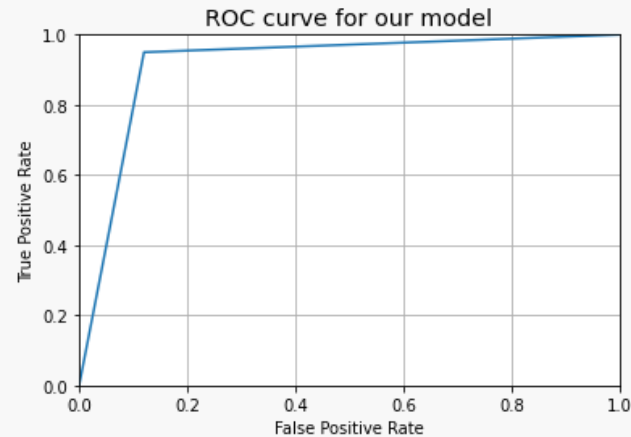
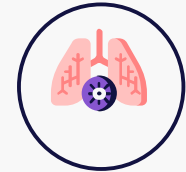
Xception نتایج



precision recall f1-score support

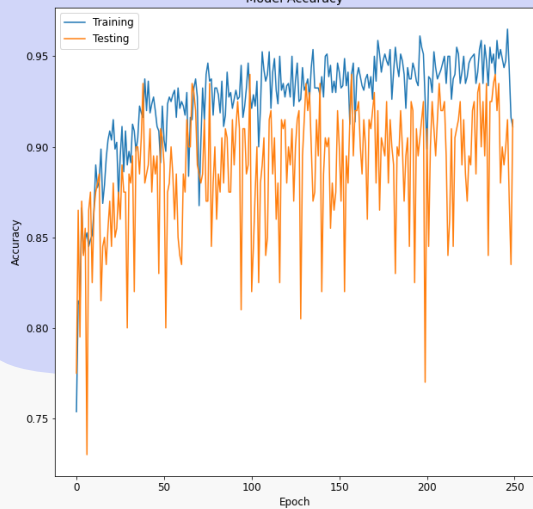
0	0.95	0.88	0.91	100
1	0.89	0.95	0.92	100

accuracy			0.92	200
macro avg	0.92	0.92	0.91	200
weighted avg	0.92	0.92	0.91	200

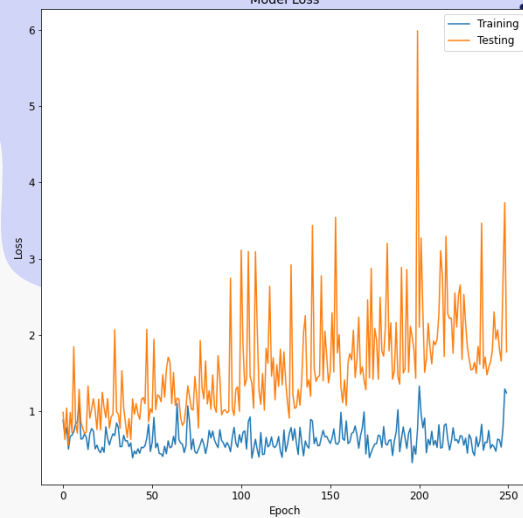




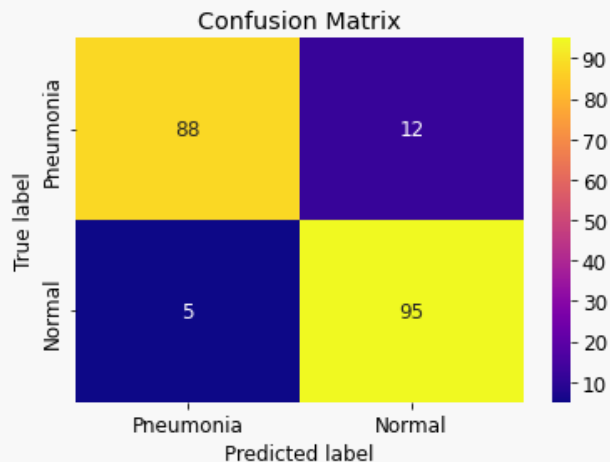
Model Accuracy



Model Loss



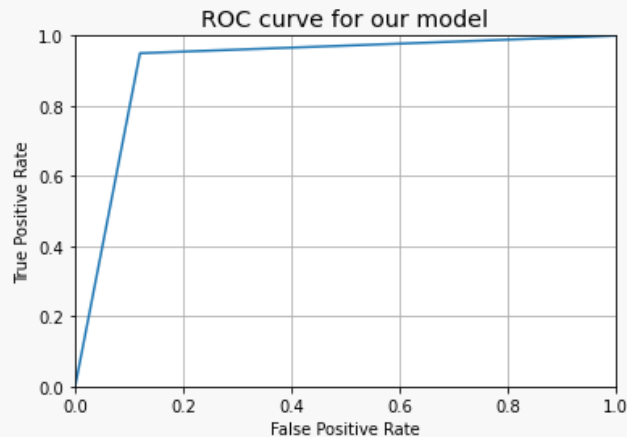
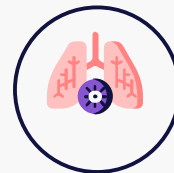
نتایج EfficientNetB0



precision recall f1-score support

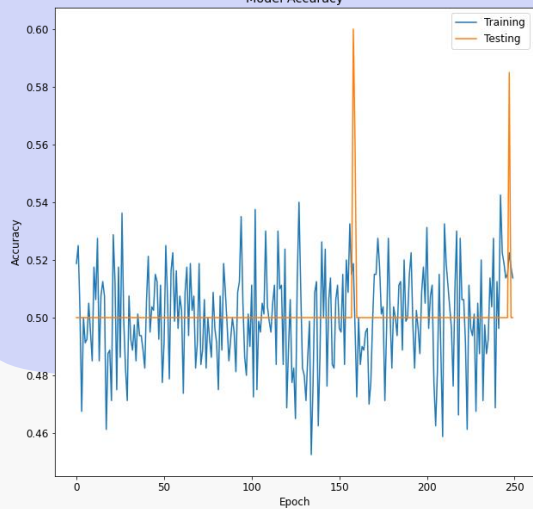
0	0.95	0.88	0.91	100
1	0.89	0.95	0.92	100

accuracy			0.92	200
macro avg	0.92	0.92	0.91	200
weighted avg	0.92	0.92	0.91	200

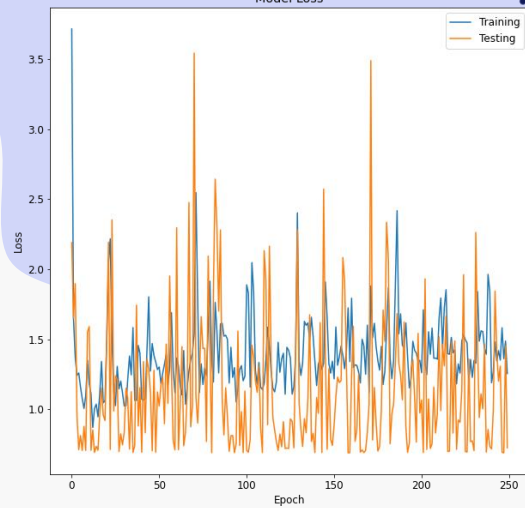




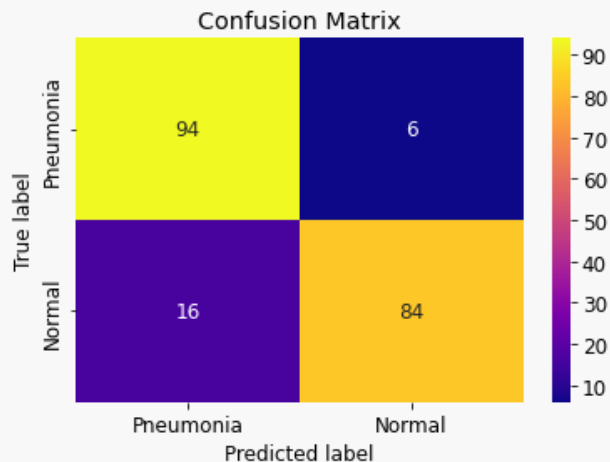
Model Accuracy



Model Loss



نتایج NASNetLargeB0



precision recall f1-score support

0	0.85	0.94	0.90	100
1	0.93	0.84	0.88	100

accuracy

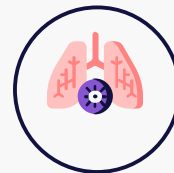
0.89 200

macro avg

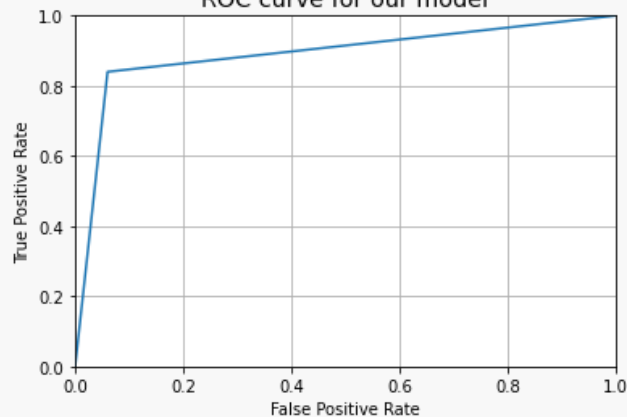
0.89 0.89 0.89 200

weighted avg

0.89 0.89 0.89 200

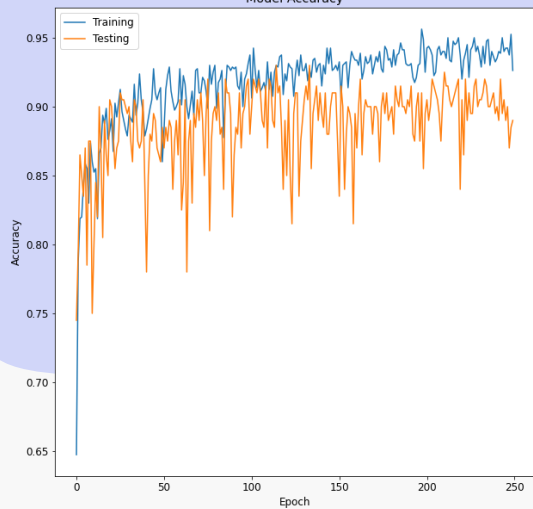


ROC curve for our model

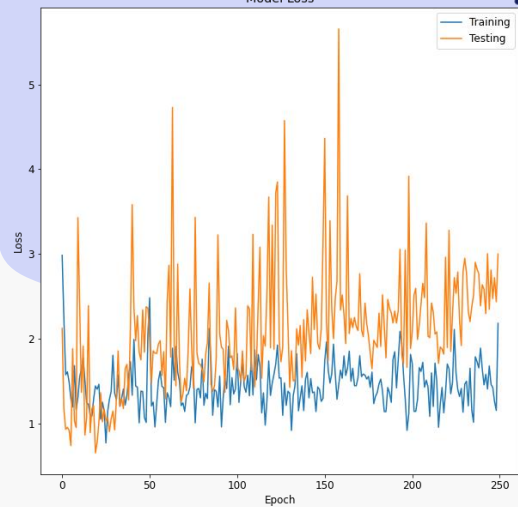




Model Accuracy



Model Loss



با سپاس از توجه شما

