



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی

طراحی سامانه‌ی تشخیص ضایعه دنتی جروس از عکس‌های رادیوگرافی با
استفاده از روش‌های یادگیری عمیق

نگارش
آریا وارسته‌نژاد
رضا توسلی

استاد راهنما
دکتر حامد فربه

فروردین ۱۴۰۰

صفحه فرم ارزیابی و تصویب پایان نامه - فرم تأیید اعضاء کمیته دفاع

در این صفحه (هر سه مقطع تحصیلی) باید فرم ارزیابی یا تأیید و تصویب پایان نامه/رساله موسوم به فرم کمیته دفاع برای ارشد و دکترا و فرم تصویب برای کارشناسی، موجود در پرونده آموزشی را قرار دهند.

اینجانب آریا وارسته‌نژاد و رضا توسلی متعهد می‌شویم که مطالب مندرج در این پایان نامه حاصل کار پژوهشی ما تحت نظارت و راهنمایی اساتید دانشگاه صنعتی امیرکبیر بوده و به دستاوردهای دیگران که در این پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است. این پایان نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم‌سطح یا بالاتر ارائه نگردیده است. در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرک تحصیلی صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پیگیری قانونی خواهد داشت.

کلیه نتایج و حقوق حاصل از این پایان نامه متعلق به دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. هرگونه استفاده از نتایج علمی و عملی، واگذاری اطلاعات به دیگران یا چاپ و تکثیر، نسخه‌برداری، ترجمه و اقتباس از این پایان نامه بدون موافقت کتبی دانشگاه صنعتی امیرکبیر ممنوع است. نقل مطالب با ذکر مآخذ بلامانع است.

رضا توسلی

آریا وارسته‌نژاد

امضا

امضا

تقدیم به پزشکان تلاشگر و تمام همکارانشان

زندگی صحنه یکتای هنرمندی ماست، هرکسی نغمه خود خواند و از صحنه رود، صحنه پیوسته بجاست،
خرم آن نغمه که مردم بسپارند به یاد.

خدا را شاکریم که به ما توفیق داد تا بتوانیم در راه شناخت جهان پیرامونمان تلاش کنیم.

بدین وسیله مراتب قدردانی و امتنان خود را خدمت،

- جناب آقای دکتر حامد فربه، استاد راهنمای گرانقدر، بابت تلاش‌ها، التفات و راهنمایی‌های ایشان،
- جناب آقای دکتر سینا وارسته‌نژاد، بابت تلاش‌ها و رهنمودهای بی‌دریغ‌شان،
- جناب آقای مهندس سید امیرحسین سعیدی، بابت هدایت‌ها و صبوری‌های ایشان،
- سرکار خانم مهندس انیسه درستکار، بابت راهنمایی‌های ایشان،
- تمامی اعضاء گرامی آزمایشگاه زیرساخت‌های محاسباتی و ارتباطی هوشمند،
- و در پایان، از دوستان عزیزمان، آقایان سید سروش مجد و پارسا توسلی بابت نظرات و راهنمایی‌های دلسوزانه آن‌ها ابراز و از تمامی زحمات آنان تشکر می‌نماییم.

آریا وارسته‌نژاد و رضا توسلی – بهار ۱۴۰۰

چکیده

تصاویر پزشکی از مهم‌ترین المان‌های در دسترس پزشکان برای تشخیص وجود یا عدم وجود بیماری و تشخیص شدت بیماری هستند. پردازش این تصاویر از این جهت در علم پزشکی بسیار پراهمیت است که می‌تواند دقت تشخیص را بالاتر ببرد و به پزشک برای امکان ارائه طرح بهینه درمان کمک کند. پزشکان از روش‌های گوناگونی با توجه به هدف خود و قابلیت‌های تصویربرداری استفاده می‌کنند. توانمندی و قدرت بالای معماری شبکه‌های عصبی عمیق ما را تشویق می‌کند که از آن‌ها برای تحلیل تصاویر پزشکی استفاده نماییم. در میان ساختارهای عمیق، به دلیل موفقیت‌های اخیر شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۱، بر روی این ساختارها متمرکز می‌شویم. در این پروژه، به دلیل اهمیت بالای تشخیص زود هنگام ضایعه دنتی جروس، مطالعات بر روی تصاویر رادیوگرافی دندانانی انجام می‌شود و از یک طبقه‌بندی‌کننده به کمک شبکه‌ی عصبی به کمک کتابخانه تنسرفلو^۲ استفاده خواهد شد. مجموعه‌ی داده‌های عکس‌های رادیولوژی با توجه به تعداد داده‌های گردآوری شده به سه دسته آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم شده و مورد استفاده قرار می‌گیرند و برای ارزیابی نتایج حاصل شده، از دقت^۳، صحت^۴ و بازیابی^۵ به همراه معیار F1^۶ استفاده خواهد شد. خروجی این پروژه شامل یک مجموعه داده متشکل از ۹۳۶ تصویر رادیوگرافی، طراحی و پیاده‌سازی یک شبکه عصبی با دقت ۹۳٪ و یک سامانه وب جهت سهولت استفاده کاربر نهائی از سیستم خواهد بود.

واژه‌های کلیدی:

یادگیری عمیق، دنتی جروس، تصاویر رادیولوژی، تشخیص پزشکی، شبکه عصبی

¹ Convolutional Neural Network

² Tensorflow

³ Precision

⁴ Accuracy

⁵ Recall

⁶ F1 score

فصل اول مقدمه.....	۱
فصل دوم معرفی مسئله.....	۶
۱-۲ ضایعه سیست دنتیجروس.....	۷
۱-۱-۲ حدود و شکل.....	۹
۲-۱-۲ روش‌های تشخیص.....	۹
۲-۲ یادگیری عمیق.....	۱۰
۳-۲ شبکه عصبی کانولوشنی.....	۱۰
۲-۴ سوابق موضوع.....	۱۱
۲-۵ جمع‌بندی.....	۱۵
فصل سوم روش پیشنهادی.....	۱۶
۳-۱ تهیه داده.....	۱۸
۲-۳ یادگیری عمیق.....	۱۸
۱-۲-۳ شبکه‌های عصبی.....	۱۸
۱-۱-۲-۳ تابع فعال‌سازی.....	۱۹
۲-۱-۲-۳ تابع زیان.....	۱۹
۳-۱-۲-۳ خطای آنتروپی متقاطع.....	۱۹
۴-۱-۲-۳ نرخ یادگیری و بهینه‌سازها.....	۲۰
۵-۱-۲-۳ برون‌اندازی.....	۲۰
۶-۱-۲-۳ تکرار.....	۲۰
۲-۲-۳ شبکه‌های عصبی کانولوشنی.....	۲۱
۱-۲-۲-۳ لایه کانولوشنی.....	۲۱
۲-۲-۲-۳ لایه ادغام.....	۲۱
۳-۲-۲-۳ لایه تمام متصل.....	۲۱
۳-۳ سامانه تشخیص ضایعه دنتی جروس.....	۲۲
۳-۴ جمع‌بندی.....	۲۴
فصل چهارم پیاده‌سازی و ارزیابی.....	۲۵
۱-۴ پیاده‌سازی.....	۲۶
۱-۱-۴ مجموعه داده.....	۲۶
۱-۱-۱-۴ آماده‌سازی تصاویر.....	۲۷
۲-۱-۱-۴ اجرای آماده‌سازی.....	۲۹
۲-۱-۴ تقسیم مجموعه داده.....	۳۰
۳-۱-۴ مدل شبکه عصبی کانولوشنی.....	۳۰

۳۱	۴-۱-۴- آموزش شبکه عصبی
۳۲	۴-۱-۴-۱- تنظیم پارامترها و ابرپارامترها
۳۳	۴-۱-۵- طراحی سیستم تشخیص ضایعه دنتی جروس
۳۴	۴-۱-۵-۱- پردازش تصاویر ورودی
۳۶	۴-۱-۵-۲- خروجی سیستم
۳۶	۴-۱-۶- طراحی سامانه وب برای استفاده یکپارچه از سیستم
۳۹	۴-۲- خروجی و ارزیابی
۳۹	۴-۲-۱- خروجی
۳۹	۴-۲-۲- نتایج
۳۹	۴-۲-۲-۱- شیوه ارزیابی
۴۰	۴-۲-۲-۲- نتایج بدست آمده
۴۳	۴-۳- جمع بندی
۴۴	فصل پنجم جمع بندی و پیشنهاد کارهای آتی
۴۵	۵-۱- جمع بندی
۴۵	۵-۲- پیشنهاد کارهای آتی
۴۷	منابع و مراجع

شکل ۱-۱: استخراج ویژگی‌ها در یادگیری عمیق به صورت خودکار.....	۳
شکل ۲-۲: التهاب وسیع ناشی از تشخیص دیر هنگام ضایعه دنتی جروس.....	۸
شکل ۳-۲: اشکال حالت‌های مختلف ضایعه دنتی جروس [۱].....	۹
شکل ۴-۲: نمای تیره ضایعه دنتی جروس در عکس رادیوگرافی.....	۹
شکل ۵-۲: نمایی از ورودی، محاسبات و خروجی داخل یک گره از لایه‌های مخفی شبکه عصبی [۲].....	۱۰
شکل ۶-۲: معماری شبکه ChexNet [۹].....	۱۱
شکل ۱-۳: ساختار یک شبکه عصبی [۳].....	۱۸
شکل ۲-۳: توابع فعال‌سازی رایج [۳].....	۱۹
شکل ۳-۳: برون‌اندازی واحدها در شبکه عصبی.....	۲۰
شکل ۴-۳: شمای کلی سیستم پیشنهادی.....	۲۴
شکل ۱-۴: برش دستی تصاویر ورودی مدل شبکه عصبی.....	۲۷
شکل ۲-۴: یکدست‌سازی رنگ تصاویر.....	۲۸
شکل ۳-۴: برش و جدا کردن نواحی حاوی ضایعه.....	۲۸
شکل ۴-۴: اعمال روش‌های داده‌افزایی روی تصویر اولیه (تصویر کادر دار).....	۲۹
شکل ۵-۴: ساختار شبکه عصبی طراحی شده.....	۳۱
شکل ۶-۴: تغییرات دقت و خطا در حین آموزش شبکه عصبی.....	۳۱
شکل ۷-۴: دقت مدل شبکه عصبی براساس مقادیر ابرپارامترها.....	۳۲
شکل ۸-۴: مشاهده تاثیر مقدار ابرپارامترها روی دقت نهایی مدل شبکه عصبی.....	۳۳
شکل ۹-۴: ناحیه‌های بدست آمده از تصاویر برش خورده در سامانه.....	۳۵
شکل ۱۰-۴: برش تصاویر OPG در سامانه.....	۳۵
شکل ۱۱-۴: نمایی از واسط کاربری سامانه وب.....	۳۷
شکل ۱۲-۴: نمایی از نحوه نمایش نتایج توسط سامانه (تشخیص وجود ضایعه و نمایش محدوده).....	۳۸
شکل ۱۳-۴: نمایی از نحوه نمایش نتایج توسط سامانه (تشخیص عدم وجود ضایعه).....	۳۸
شکل ۱۴-۴: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده یک (مدل دو لایه).....	۴۱
شکل ۱۵-۴: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده سه (مدل چهار لایه).....	۴۱
شکل ۱۶-۴: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده دو (مدل سه لایه).....	۴۱
شکل ۱۷-۴: نمودار مقایسه سه دقت برتر مدل‌های طراحی شده.....	۴۲
شکل ۱۸-۴: مقایسه تعداد تصاویر ضایعه دنتی جروس.....	۴۳

صفحه

فهرست جداول

جدول ۱-۲: جزئیات و نتایج فعالیت‌های پیشین.....	۱۴
جدول ۱-۴: نتایج حاصله از شبکه عصبی.....	۳۲
جدول ۲-۴: ماتریس آشفتگی.....	۴۰

فصل اول

مقدمه

مقدمه

مجموعه‌ی کنونی سامانه‌های هوش مصنوعی، انقلاب فناورانه گسترده‌ای را با خود به ارمغان آورده است. انقلابی که یکی از بازیگران مهم آن یادگیری عمیق است. این تغییرات می‌توانند شیوه‌های فعلی تشخیص در پزشکی را تغییر دهند و آن‌ها را به سمت تشخیص‌های دقیق‌تر، سریع‌تر و قابل اعتمادتر هدایت کنند. در سطح حرفه‌ای، پزشکان نیازمند توسعه تحقیقات و همکاری‌های بین رشته‌ای برای دستیابی به سیستم‌های یادگیری بر اساس هوش مصنوعی هستند.

تصاویر پزشکی به این دلیل که می‌توانند حاوی اطلاعات ارزشمندی جهت تشخیص انواع بیماری‌ها و تعیین شدت و مراحل آن‌ها باشند، همواره به عنوان یکی از ابزارهای مهم در دسترس پزشکان که باعث بهبود دقت و صحت تشخیص و نهایتاً اتخاذ مناسب‌ترین طرح درمان مناسب می‌شود، به‌شمار می‌آیند. پزشکان از روش‌های گوناگونی با توجه به هدف خود و قابلیت‌های انواع تصویربرداری استفاده می‌کنند. روش‌های تصویربرداری در حالت کلی به دو گروه ساختاری و عملکردی تقسیم می‌شوند. روش‌های ساختاری روش‌هایی هستند که آناتومی ارگان‌های بدن را مشخص می‌کنند. روش‌های عملکردی، روش‌هایی هستند که ارتباطی به ساختار ارگان‌ها و اعضای بدن ندارند بلکه میزان عملکرد ارگان مورد نظر و فیزیولوژی آن را بررسی می‌کنند. از روش‌های مشهور ساختاری می‌توان به سی‌تی-اسکن^۱ و ام‌آر‌آی^۲ اشاره کرد. پردازش تصاویر پزشکی به پزشک کمک می‌کند که دقت تشخیص را بالاتر ببرد و در حقیقت پزشک می‌تواند از خروجی این پردازش تصاویر به عنوان دستیار خود استفاده کند [۴].

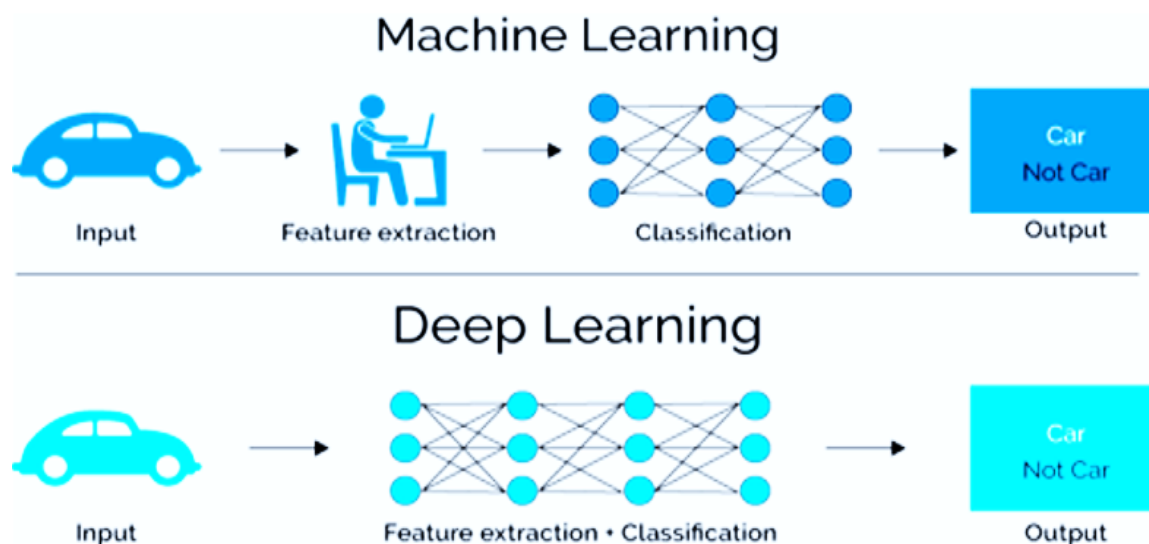
سیستم‌های کانولوشنی CAD^۳ برای موفقیت در کشف ضایعات نیازمند استخراج ویژگی‌های مهم هستند و این امر کاری بسیار زمان‌بر و طاقت‌فرسا است. با استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توان بر این چالش‌ها غلبه کرده و استخراج ویژگی‌ها را به صورت خودکار انجام داد (شکل ۱-۱). به همین دلیل روش‌های یادگیری عمیق به طور گسترده‌ای در حل مسائل پیچیده در رادیولوژی استفاده می‌شوند.

^۱ CT Scan

^۲ MRI

^۳ Computer-aided diagnosis/detection

برای کاهش مشکل استخراج ویژگی از داده‌های ورودی، نسل جدید الگوریتم‌های یادگیری ماشین که به عنوان الگوریتم‌های یادگیری عمیق شناخته می‌شوند تلاش می‌کنند استخراج ویژگی در فرآیند آموزش و توسط خود الگوریتم صورت پذیرد. این نکته بسیار مهم و همچنین دقت بالای این شبکه‌ها در بسیاری از وظیفه‌هایی که قبلاً توسط الگوریتم‌های معمولی یادگیری ماشین انجام شده بود، باعث شد که از سال ۲۰۱۲ به بعد این حوزه با سرعتی چشمگیر رشد کند. آنچه فناوری هوش مصنوعی را از فناوری‌های قدیمی در مسائل مرتبط با سلامت متمایز می‌کند، توانایی کسب اطلاعات، پردازش آن و ارائه خروجی دقیق به کاربر نهایی است. هوش مصنوعی این عملیات را با استفاده از الگوریتم‌هایی مانند یادگیری عمیق انجام می‌دهد که می‌توانند الگوها را در تصاویر تشخیص دهند.



شکل ۱-۱: استخراج ویژگی‌ها در یادگیری عمیق به صورت خودکار

یادگیری ماشین یکی از زیرشاخه‌های اصلی هوش مصنوعی است که مدل رایانه‌ای را قادر به یادگیری و پیش‌بینی برای شناخت الگوها می‌کند، به همان روش که رادیولوژیست‌ها با ارزیابی مکرر تصاویر پزشکی آموزش می‌بینند. مزیت اصلی یادگیری ماشین این است که مدل هوش مصنوعی طراحی شده قادر است با افزایش آموزش مبتنی بر مجموعه داده‌های تصویر بزرگ و جدید، تجربه خود را بهبود بخشد و یاد بگیرد. تعداد زیادی از مطالعات کاربردهای مدل‌های تشخیصی هوش مصنوعی را گزارش کرده‌اند. به عنوان مثال، می‌توان به تشخیص توده‌های ریوی^۱، پلیپ‌های روده بزرگ^۲، گشاد شدن

¹ Pulmonary Nodules

² Colon Polyps

موضعی شریان‌های مغزی^۱، سرطان پروستات^۲، رسوب کلسیم در عروق تغذیه کننده قلب^۳، تشخیص ضایعات پوستی^۴، توده‌های خوش‌خیم و بدخیم ریوی^۵ و تخمین سن بر اساس استخوان اشاره کرد. با کمک مدل‌های تشخیصی هوش مصنوعی، رادیولوژیست‌ها امیدوارند که نه تنها از خواندن و گزارش‌نویسی برای تعداد زیادی از تصاویر پزشکی آسوده شوند، بلکه برای بهبود کارایی کارشان و دستیابی به نتایج دقیق‌تر در مورد تشخیص نهایی انواع مختلف بیماری‌ها از هوش مصنوعی کمک بگیرند [۵].

در حوزه رادیولوژی دندان و فک‌و صورت نیز مطالعات پیش‌بالینی گزارش شده از مدل‌های تشخیصی هوش مصنوعی برای مواردی مثل پیدا کردن محل دقیق روزنه‌های کانال ریشه، تشخیص شکستگی‌های عمودی ریشه و پوسیدگی‌های دندانی نتایج مطلوبی داشته و این نتایج پیش‌بالینی ما را به مطالعات بیشتر در این زمینه جهت سوق دادن یافته‌های حاصله به سمت کاربردهای بالینی تشویق می‌کند [۵].

بیمارانی که به مراکز دندان‌پزشکی مراجعه می‌کنند در ابتدا به عنوان اولین مشاوره معمولاً تحت عکس‌برداری پانورامیک^۶ قرار می‌گیرند. عکس‌برداری‌های پانورامیک می‌توانند یافته‌های مفیدی در مورد مشکل مورد شکایت بیمار بدست بدهند یا در خیلی موارد به صورت اتفاقی ما را از مشکلاتی مطلع سازند که انگیزه اصلی بیمار از مراجعه نیستند. این مشکلات معمولاً از دید دندان‌پزشکانی که مشغله‌های زیادی در درمانگاه‌ها دارند پنهان باقی می‌ماند.

در این پروژه، برای حل این مشکلات و بهبود وضعیت فعلی، با استفاده از یک شبکه عصبی، یک سیستم کمک‌کار کامپیوتری برای کشف وجود ضایعه دنتی‌جروس طراحی کرده و توسعه می‌دهیم. مجموعه داده ما در این پروژه متشکل از ۹۳۶ تصویر است که ۳۵۷ تصویر حاوی ضایعه دنتی‌جروس هستند و ۵۷۹ تصویر فاقد ضایعه دنتی‌جروس می‌باشد. برای افزایش مقاومت و کلی‌تر شدن مجموعه داده از روش‌های داده‌افزایی استفاده می‌کنیم و با استفاده از معیارهای دقت، صحت و بازیابی به همراه

¹ Cerebral Aneurysms

² Prostate Cancer

³ Coronary Artery Calcification

⁴ Differentiate Skin Lesions

⁵ Lung Nodules

⁶ Panoramic

معیار F1 نتایج حاصله را مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌دهیم. دقت حاصل از مدل شبکه عصبی طراحی شده در این پروژه جهت تشخیص وجود دنتی جروس بر روی داده‌های تست، ۹۳٪ اندازه‌گیری شده است. در ادامه، در فصل دوم ضایعه دنتی جروس و یادگیری عمیق را معرفی کرده و سپس روش پیشنهادی در فصل سوم تشریح می‌شود. فصل چهارم جزئیات پیاده‌سازی را شرح داده و نتایج بدست آمده را ارائه می‌دهد. در انتها هم جمع‌بندی و پیشنهاد کارهای آتی در فصل پنجم بیان می‌شود.

فصل دوم

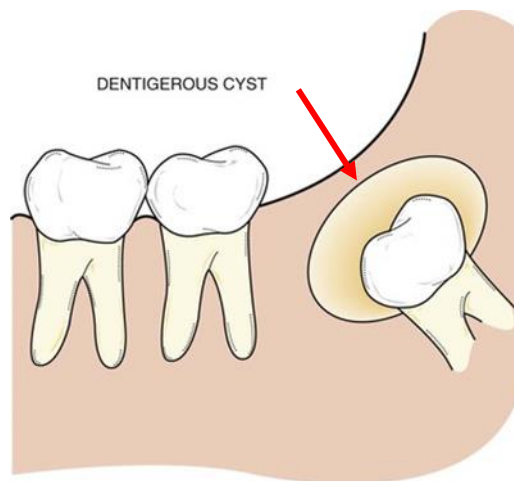
معرفی مسئله

معرفی مسئله

در این بخش ابتدا با ضایعه دنتی جروس آشنا شده، حدود و شکل و روش‌های تشخیص آن را بررسی کرده و سپس مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی خواهیم داشت در آخر سوابق گذشته در این حوزه را بررسی می‌کنیم.

۲-۱- ضایعه سیست دنتی جروس

سیست دنتی جروس^۱، دومین سیست شایع فکین است که دور تاج دندان رویش نیافته یا اضافی شکل می‌گیرد و محل آن دقیقاً بالای تاج دندان درگیر است [۶]. این نوع از سیست می‌تواند در ارتباط با هر دندان رویش نیافته‌ای در فک رخ دهد اما، معمولاً دندان‌های خلف فک پایین را درگیر می‌کند (مطابق شکل ۱-۱) [۷] این ضایعه در ۷۵٪ درصد از موارد در فک پایین^۲ قرار دارد [۸]. در نتیجه اهمیت بررسی ادواری دندان‌های عقل نهفته باید بیشتر مورد توجه قرار گیرد. اگرچه این سیست ممکن است در یک دامنه وسیع سنی مشاهده شود، اما اغلب در بیماران بین ۱۰ تا ۳۰ سال شیوع بیشتری دارد.



شکل ۲-۱: محل قرارگیری سیست دنتی جروس و شکل کلی آن [۷]

¹ Dentigerous Cyst

² Mandible

سیست‌های دنتی‌جروس کوچک معمولاً بدون درد و علامت هستند و تنها در آزمایش‌های رادیوگرافی و یا زمانی که برای تعیین علت عدم رویش دندان عکس‌برداری می‌شود، کشف می‌شوند. این سیست قادر به رشد با اندازه قابل توجهی است و سیست‌های بزرگتر ممکن است در ارتباط با یک تورم استخوانی بدون درد در ناحیه درگیر باشند. ضایعات وسیع از این نوع در نهایت می‌توانند مانند شکل ۲-۲ باعث عدم تقارن در صورت شوند. یک نکته تشخیصی با اهمیت این است که این سیست در محل اتصال مینا به ریشه شکل می‌گیرد. از عوارض مهم و قابل ذکر این ضایعه تمایل به جابجایی و تحلیل دندان‌های مجاور است [۶].



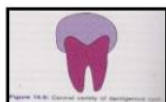
شکل ۲-۲: التهاب وسیع ناشی از تشخیص دیر هنگام ضایعه دنتی‌جروس

۲-۱-۱- حدود و شکل

سیست دنتی جروس معمولاً دارای محدوده^۱ ای با حدود مشخص و حدود خارجی انحنادار یا گرد می‌باشد و به لحاظ ظاهری سه دسته کلی مطابق شکل ۲-۳ دارند [۱] و در نمای داخلی بجز ناحیه تاج دندان درگیر کاملاً رادیولوسنت^۲ (وجود نمای تیره در عکس رادیوگرافیک) است [۶].

RADIOLOGICAL FEATURES

• CENTRAL TYPE:



• LATERAL TYPE :



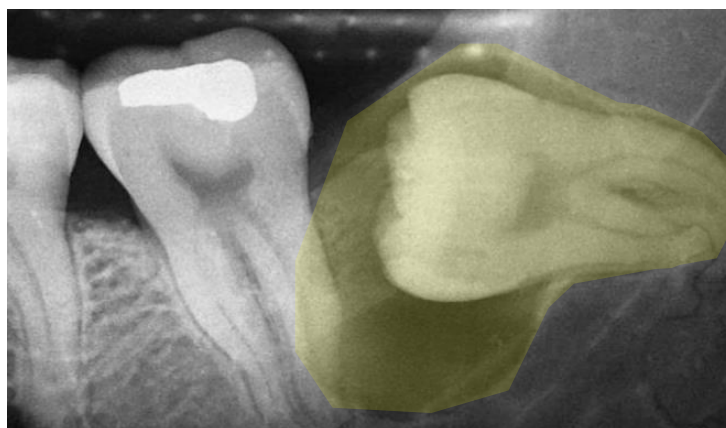
• CIRCUMFERENTIAL TYPE :



شکل ۲-۳: اشکال حالت های مختلف ضایعه دنتی جروس [۱]

۲-۱-۲- روش های تشخیص

تشخیص براساس مشاهده اتصال سیست به مرز مینا و ریشه دندان (شکل ۲-۴) به دو روش تهاجمی (جراحی) و غیرتهاجمی (عکس رادیوگرافی) صورت می‌گیرد و خطرات، هزینه‌ها و عوارض ناشی از روش جراحی باعث ایجاد تمایل برای تشخیص با روش عکس برداری می‌شود [۶].



شکل ۲-۴: نمای تیره ضایعه دنتی جروس در عکس رادیوگرافی

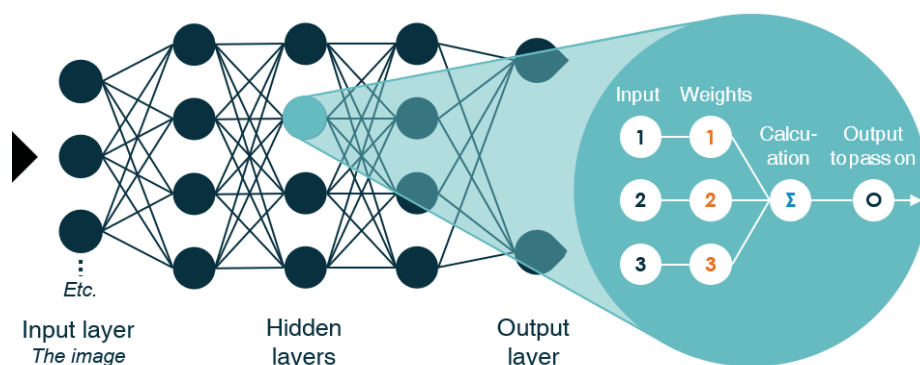
¹ Cortex

² Radiolucent

۲-۲- یادگیری عمیق

یادگیری عمیق، تشخیص الگو و یادگیری ماشین را متحول ساخته است. اصطلاح یادگیری عمیق اولین بار به ماشین یادگیری دکارت و شبکه‌های عصبی مصنوعی اطلاق شد. در یادگیری عمیق، ویژگی‌های غیرخطی در چندین لایه استخراج می‌شوند و به یک دسته‌بندی‌کننده^۱ داده می‌شوند تا یک پیش‌بینی انجام شود. یکی از مواردی که ما را به استفاده از تعداد لایه‌های بیشتر در یادگیری عمیق ترغیب می‌کند استخراج ویژگی‌های بیشتر است.

الگوریتم‌های یادگیری عمیق بیشتر در بستر شبکه‌های عصبی مصنوعی توسعه یافته‌اند. در شبکه‌های عصبی معمولی، تعداد لایه‌های مخفی معمولاً بیشتر از دو لایه نیست. به همین سبب به این شبکه‌ها، کم‌عمق گفته می‌شود. در مقابل وقتی که تعداد لایه‌های مخفی افزایش می‌یابد این شبکه‌ها را شبکه‌های عمیق نام می‌دهند [۴]. نمایی از ورودی، محاسبات و خروجی داخل یک گره از لایه‌های مخفی شبکه عصبی در شکل ۲-۵ نشان داده شده است.



شکل ۲-۵: نمایی از ورودی، محاسبات و خروجی داخل یک گره از لایه‌های مخفی شبکه عصبی [۲]

۲-۳- شبکه عصبی کانولوشنی

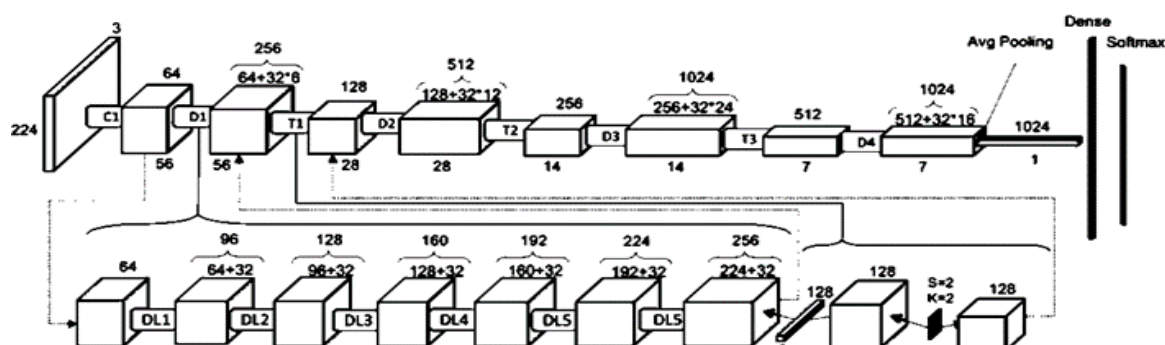
در سال‌های اخیر روش‌های جدیدی برای تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پزشکی بدون نیاز به استخراج ویژگی‌ها به صورت دستی، مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی ارائه شده‌اند که نسبت به شبکه‌های عصبی معمولی به علت داشتن لایه‌های کانولوشن و مخفی بیشتر در زمینه استخراج ویژگی از داده‌هایی با ابعاد بالاتر مانند تصاویر دارای توانمندی بیشتری هستند.

¹ Classifier

برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی عمیق از جمله شبکه کانولوشنی معمولاً به مجموعه‌ی داده^۱ عظیمی نیاز است. در پردازش تصاویر پزشکی مجموعه‌ی داده بزرگ به ندرت یافت می‌شود و نکته دیگر اینکه زمان آموزش هم طولانی است.

۲-۴- سوابق موضوع

برخی از تحقیقاتی که روی طبقه‌بندی تصاویر پزشکی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی انجام شده‌است، توانسته‌اند کارایی بهتری نسبت به تشخیص متخصصان این حوزه داشته باشند. چهارچوب شبکه عصبی ChexNet^۲ که معماری آن در شکل ۲-۶ قابل مشاهده است، یک شبکه عصبی کانولوشنی با ۱۲۱ لایه است و با مجموعه‌ی داده‌ای با بیش از ۱۰۰۰۰ تصویر Xray قفسه سینه آموزش داده شده‌است [۹] توانسته میانگین کارایی بهتری نسبت به رادیولوژیست‌ها داشته باشد.



شکل ۲-۶: معماری شبکه ChexNet [۹]

در سال ۲۰۲۰، Ariji و همکاران در پژوهشی کارایی روش‌های یادگیری عمیق برای تشخیص ضایعات فک بالا از تصاویر پانورامیک با تعداد ۱۱۷۴ تصویر در سه کلاس شامل ۵۸۷ تصویر از افراد سالم و ۴۱۶ تصویر دارای التهاب در فک بالا و ۱۷۱ تصویر شامل انواع سیستم‌ها من جمله سیستم دنتی جروس با شبکه DetectNet به انجام رساندند [۱۰]. معیار دقت کلی برای تشخیص ضایعات در پژوهش مذکور به طور میانگین ۹۰٪ گزارش شده است.

^۱ Dataset

^۲ <https://Stanfordmlgroup.Github.Io/Projects/Chexnet/>

Kwon و همکاران در سال ۲۰۲۰، پژوهشی بر روی تشخیص خودکار تومورها و سیستم‌های فکین با شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق بر روی تصاویر پانورامیک انجام دادند [۱۱]. آنها در پژوهش خود با تغییر دادن شبکه معروف YOLOv3 تلاش داشتند تومورهای ادنتوژنیک^۱ را تشخیص و طبقه‌بندی نمایند. در این راستا مجموعه داده‌ای شامل ۱۲۸۲ تصویر متشکل از ۳۵۰ تصویر از سیستم دنتی جروس، ۳۰۲ تصویر از سیستم پری‌اپیکال^۲، ۳۰۰ تصویر از ادنتوژنیک کراتوسیست^۳، ۲۳۰ تصویر از آملوبلاستوما^۴ و ۱۰۰ تصویر از فکین عادی و بدون بیماری گردآوری کردند. در این پژوهش آن‌ها موفق شدند ۹۲٪ از موارد دارای سیستم دنتی جروس را به درستی کشف و دسته‌بندی کنند.

در پژوهشی در سال ۲۰۱۹، Arijji و همکاران تلاش بر تشخیص و دسته‌بندی ضایعات رادیولوسنت در فک پایین بر اساس تصاویر پانورامیک به کمک یادگیری عمیق داشتند [۱۲]. در این مطالعه در مجموع ۲۸۵ تصویر مورد استفاده قرار گرفت که شامل ۹۰ تصویر از ضایعه دنتی جروس می‌شد. نسبت تقسیم داده‌ها برای آموزش و تست به ترتیب حدوداً ۷۵ به ۲۵ بوده و به دقت مدل اشاره نشده اما حساسیت تشخیص بدست آمده برای ضایعه دنتی جروس ۸۸٪ و حساسیت دسته بندی آن، ۸۲٪ گزارش شده است.

در سال ۲۰۲۱، Lee و همکاران در پژوهشی برای تشخیص ضایعات سیستم مانند از تصاویر CBCT به کمک شبکه‌های عصبی عمیق کوشیدند [۱۳]. در این پروژه ۱۱۴۰ تصویر پانورامیک گردآوری شد که از این تعداد ۴۶۳ تصویر حاوی سیستم دنتی جروس بودند. در این فعالیت آن‌ها با استفاده از شبکه GoogLeNet Inception-v3 بر روی تصاویر CBCT و پانورامیک توانستند به حساسیت کلی ۸۸.۲٪ برای تصاویر پانورامیک و حساسیت کلی ۹۶.۱٪ برای تصاویر CBCT دست پیدا کنند.

در پژوهشی برای تشخیص ضایعات سیستم مانند در فک بالا از تصاویر پانورامیک و به کمک یادگیری عمیق در سال ۲۰۲۰ توسط Arijji و همکاران [۱۴]، به کمک شبکه DetectNet تصاویر پانورامیک ۴۱۲ بیمار شامل ۳۶ مورد ضایعه دنتی جروس مورد

^۱ Odontogenic

^۲ Periapical Cysts

^۳ Odontogenic Keratocyst

^۴ Ameloblastomas

مطالعه قرار گرفت. بر این اساس آنها به مقدار یادآوری کلی ۷۴.۶٪، صحت کلی ۸۹.۸٪ و معیار F1 کلی ۸۱.۵٪ دست پیدا کردند.

در جدول ۱-۲ اطلاعات نتایج و فعالیت‌های مطرح شده ارائه شده است.

جدول ۲-۱: جزئیات و نتایج فعالیت‌های پیشین

عنوان	سال	معماری	تعداد کل تصاویر پانورامیک	تصاویر ضایعه دنتی جروس	نوع تصویر	دقت	صحت	بازیابی	حساسیت	F1 معیار
Performance of deep learning object detection technology in the detection and diagnosis of maxillary sinus lesions on panoramic radiographs [10]	2020	DetectNet	1174	171(۴)	Panoramic	90%	N/A	N/A	86%	N/A
Automatic Diagnosis for Cysts and Tumors of Both Jaws on Panoramic Radiographs using a Deep Convolution Neural Network [11]	2020	YOLOv3-Modified	1212	350	Panoramic	94.1%	87%	83%	87.1%	85%
Automatic detection and classification of radiolucent lesions in the mandible on panoramic radiographs using a deep learning object detection technique [12]	2019	DetectNet	285	90	Panoramic	N/A	N/A	N/A	88% 82%	N/A
Diagnosis of cystic lesions using panoramic and CBCT images based on deep learning neural network [13]	2020	GoogLeNet Inception-v3	1140	463	Panoramic & CBCT	N/A	N/A	N/A	88.2% 96.1%	N/A
Deep learning object detection of maxillary cyst-like lesions on panoramic radiographs preliminary study [14]	2020	DetectNet	412	36	Panoramic	N/A	89.8%	74.6%	N/A	81.5%

۲-۵- جمع‌بندی

در این فصل با ضایعه سیست دنتی جروس آشنا شده و حدود، شکل و همچنین روش‌های تشخیص آن را مورد بررسی قرار دادیم. در ادامه مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی داشتیم و در پایان سوابق موضوع را مورد بررسی قرار دادیم.

فصل سوم

روش پیشنهادی

روش پیشنهادی

در فصل پیش رو روش پیشنهادی شامل تهیه داده، مباحث مربوط به یادگیری عمیق و نیز سامانه تشخیص ضایعه دنتی جروس توضیح داده می‌شوند. جزئیات فنی مربوط به پیاده‌سازی در فصل چهارم تشریح شده است.

توانمندی و قدرت بالای معماری شبکه‌های عصبی عمیق ما را تشویق می‌کند که از این معماری‌ها برای تحلیل تصاویر پزشکی استفاده نماییم. در میان ساختارهای عمیق، به دلیل موفقیت‌های اخیر شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۱، بر روی این ساختارها متمرکز می‌شویم. کیفیت و دقت خروجی روش‌های یادگیری عمیق به مقدار زیاد به کیفیت و تعداد مجموعه داده‌گان وابستگی دارد. در این پروژه، پس از جمع‌آوری داده‌ها، آن‌ها را به سه دسته‌ی آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تقسیم می‌کنیم. این داده‌ها توسط مشاور برجسب‌گذاری می‌شوند. بعد از پیش‌پردازش عکس‌ها، آن‌ها به عنوان ورودی به شبکه عصبی کانولوشنی داده می‌شوند تا در یک طبقه‌بندی دودویی نوع کلاس خروجی عکس که نشان‌دهنده‌ی وجود یا عدم وجود ضایعه دنتی جروس است، مشخص گردد. برای این کار چندین معماری شبکه عصبی کانولوشنی بررسی می‌شوند و با تغییر و بروزرسانی ابرپارامترها در فریمورک تنسرفلو^۲، با استفاده از نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی، بهترین معماری برای این طبقه‌بندی انتخاب می‌شود.

برای پیاده‌سازی از زبان پایتون^۳ و فریمورک‌های تنسرفلو و کراس^۴ استفاده خواهد شد. برای محیط پیاده‌سازی از Google Colab استفاده خواهد شد. این محیط برای مراحل آموزش و آزمون، سخت‌افزار واحد پردازش گرافیکی^۵ و واحد پردازش مرکزی^۶ رایگان بر بستر ابر ارائه می‌دهد و بصورت پیش‌فرض قابلیت استفاده از فریمورک‌های ذکر شده را دارا است.

^۱ Convolutional Neural Network

^۲ Tensorflow

^۳ Python

^۴ Keras

^۵ Graphic Processing Unit

^۶ Central Processing Unit

۳-۱- تهیه داده

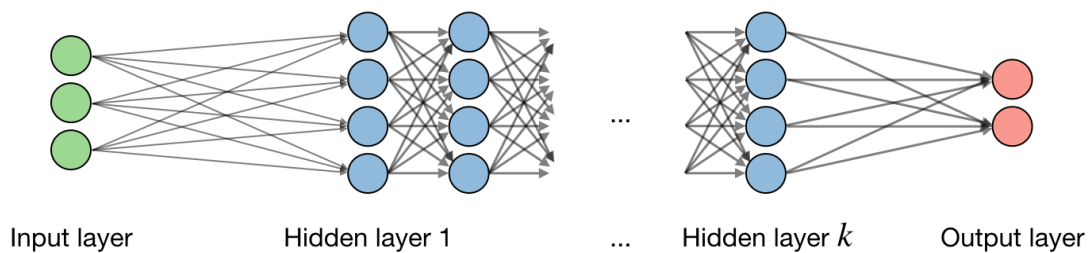
مجموعه دادگان این پروژه با جستجو دقیق به کمک موتورهای جستجو از اینترنت گردآوری شده و برای برچسب‌گذاری از تشخیص متخصص دندان‌پزشکی بهره گرفته شده است. تصاویر حاوی ضایعه پس از برچسب‌گذاری به صورت دستی برش خورده تا به عنوان ورودی برای مراحل بعدی در اختیار مدل پیشنهادی قرار گیرند.

۳-۲- یادگیری عمیق

یادگیری عمیق، زیر شاخه‌ای از یادگیری ماشین است که از مغز انسان الهام گرفته است. برای این منظور، از یک ساختار چند لایه به نام شبکه‌های عصبی استفاده می‌کند. در ادامه به معرفی شبکه‌های عصبی و مفاهیم مربوط به آن پرداخته شده است.

۳-۲-۱- شبکه‌های عصبی

ساختار شبکه‌های عصبی به صورت لایه‌ای شکل می‌گیرد. شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) انواع رایج شبکه‌های عصبی هستند. برای نمونه معماری یک شبکه عصبی در شکل ۳-۱ نشان داده شده است.



شکل ۳-۱: ساختار یک شبکه عصبی [۳]

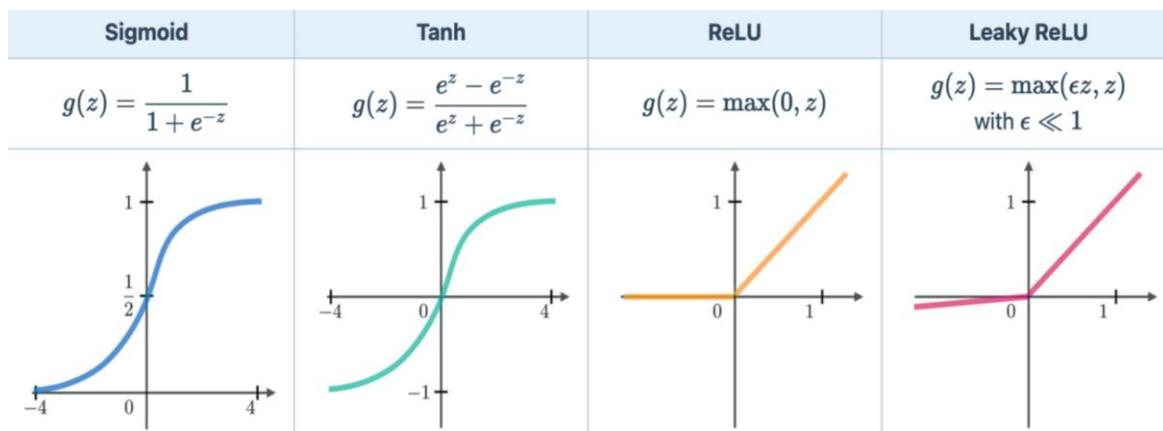
اگر x را به عنوان ورودی، i را لایه i ام و j را به عنوان واحد j ام پنهان آن لایه در نظر بگیریم، داریم:

$$\hat{x}_j^{[i]} = w_j^{[i]T} x + b_j^{[i]} \quad \text{رابطه ۳-۱}$$

که در آن w ، b و z به ترتیب: وزن، بایاس^۱ و خروجی آن واحد هستند. خروجی این واحد به یک تابع فعال سازی داده می شود.

۳-۱-۱-۲- تابع فعال سازی^۲

تابع فعال سازی در انتهای هریک از واحدها بجز واحدهای لایه ورودی برای اعمال پیچیدگی غیرخطی به مدل استفاده می شود. در صورت استفاده نکردن از تابع فعال سازی، هر واحد تنها یک ترکیب خطی از ورودی ها را انجام می دهد که باعث کاهش توانایی شبکه عصبی برای یادگیری مدل های پیچیده تر می شود. در شکل ۳-۲، رایج ترین توابع فعال سازی نشان داده شده است.



شکل ۳-۲: توابع فعال سازی رایج [۳]

۳-۱-۲-۲- تابع زیان

تابع زیان معیاری برای سنجش مناسب بودن مدل از نظر قابلیت و توانایی در پیشگویی مقدارهای جدید است که در واقع میزان خطای اجرای شبکه ی عصبی را بر روی داده های آموزشی نمایش می دهد.

۳-۱-۲-۳- خطای آنتروپی متقاطع^۳

یکی از توابعی که برای محاسبه ی خطای شبکه عصبی و به تبع آن سنجش کارایی مدل استفاده می شود، تابع خطای آنتروپی متقاطع است که در زیر فرمول مربوط به آن آمده است.

$$L(z, y) = -[y \log(z) + (1 - y) \log(1 - z)] \quad \text{رابطه ۳-۲}$$

^۱ Bias

^۲ Activation Function

^۳ Cross-Entropy Loss

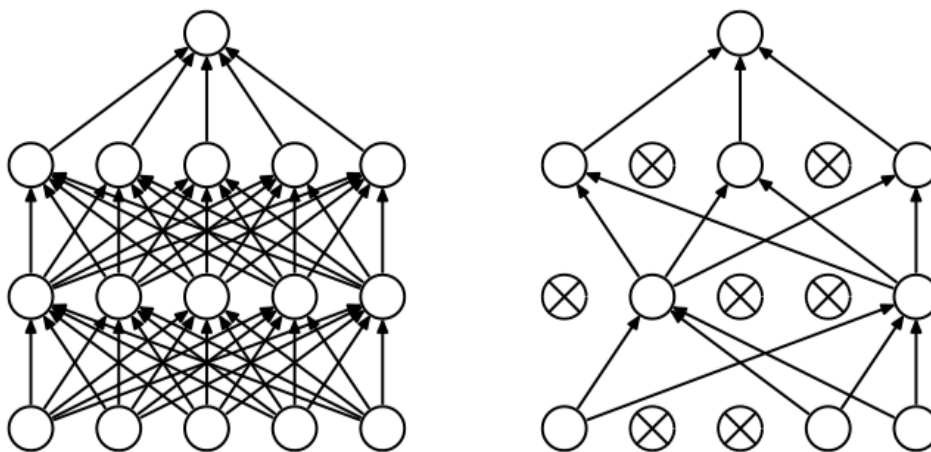
در این تابع میزان این که خروجی حقیقی y تا چه حد به شکل صحیح توسط خروجی z مدل پیش‌بینی شده است را محاسبه می‌کنیم [۳].

۳-۲-۱-۴- نرخ یادگیری و بهینه‌سازها^۱

نرخ یادگیری بیانگر سرعت بروزرسانی وزن‌ها است که ممکن است مقداری ثابت باشد یا بصورت سازگارشونده تغییر کند. بهینه‌سازها، الگوریتم یا روشی برای تغییر ویژگی‌هایی مانند وزن و نرخ یادگیری هستند و به منظور کاهش تابع زیان استفاده می‌شوند. یکی از رایج‌ترین بهینه‌سازهایی که نرخ یادگیری را در حین فرآیند آموزش شبکه عصبی تنظیم می‌کند، بهینه‌ساز Adam است.

۳-۲-۱-۵- برون‌اندازی^۲

برون‌اندازی روشی برای جلوگیری از بیش‌برازش^۳ روی داده‌های آموزشی با حذف تصادفی واحدها در یک شبکه عصبی است. در این روش مانند شکل ۱۰ یک واحد با احتمال p حذف یا با احتمال $1-p$ حفظ می‌شوند.



شکل ۳-۳: برون‌اندازی واحدها در شبکه عصبی

۳-۲-۱-۶- تکرار

یک مدل شبکه عصبی در یک دوره تکرار^۴ تمامی نمونه‌های آموزشی را برای بروزرسانی وزن‌های می‌بیند.

^۱ Learning Rate

^۲ Dropout

^۳ Overfit

^۴ Epoch

۳-۲-۲- شبکه‌های عصبی کانولوشنی

شبکه‌های عصبی کانولوشنی یک نوع خاص از شبکه‌های عصبی هستند که عموماً از لایه‌های کانولوشنی، لایه‌های ادغام^۱ و لایه‌های تمام متصل^۲ تشکیل شده‌اند و برای سیستم‌هایی که عکس‌ها ورودی آن‌ها هستند، شبکه عصبی مناسبی است.

۳-۲-۲-۱- لایه کانولوشنی

لایه‌های کانولوشنی با استفاده از فیلترها عمل کانولوشن را بر داده‌های ورودی انجام می‌دهند. از این لایه‌ها برای استخراج ویژگی‌هایی مانند خطوط افقی و عمودی از یک تصویر ورودی استفاده می‌شوند.

۳-۲-۲-۲- لایه ادغام^۳

از این لایه برای نمونه‌کاهی^۴ استفاده می‌کنند که باعث کاهش بار محاسباتی و کاهش تعداد مقادیر ورودی می‌شود. این لایه معمولاً بعد از لایه کانولوشنی قرار داده می‌شود. ادغام بیشینه^۵ نوعی لایه ادغام است که مقادیر بیشینه ورودی را در نظر می‌گیرد.

۳-۲-۲-۳- لایه تمام متصل

لایه تمام متصل عملیات را بر روی یک ورودی مسطح انجام می‌دهد به طوری که هر ورودی به تمام واحدها متصل است. این لایه‌ها عموماً در انتهای معماری شبکه عصبی کانولوشنی قرار دارند و برای بهینه‌سازی اهدافی مانند امتیازات کلاس خروجی استفاده می‌شوند.

^۱ Pooling

^۲ Fully Connected

^۳ Pooling Layer

^۴ Downsampling

^۵ Max Pooling

۳-۳- سامانه تشخیص ضایعه دنتی جروس

در این پروژه ابتدا یک مدل شبکه عصبی کانولوشنی برای تشخیص ضایعه دنتی جروس طراحی کرده و آن را با مجموعه دادگان گردآوری شده تحت آموزش قرار می‌دهیم. دقت و کیفیت خروجی یادگیری عمیق تا حد بسیار زیادی به تعداد و کیفیت تصاویر مجموعه‌ی داده آموزشی بستگی دارد و در دسترس نبودن مجموعه‌ی داده یکی از بزرگترین موانع برای موفقیت یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی است. از طرف دیگر، گردآوری یک مجموعه‌ی داده، کاری بسیار زمان‌بر است. در این پروژه ما جهت برچسب‌گذاری از همکاری متخصصان دندان‌پزشکی و رادیولوژی استفاده می‌کنیم.

تصاویر مجموعه داده گردآوری شده در این پروژه به دلیل تفاوت‌های عمده و اساسی در دستگاه‌های عکس‌برداری مراکز تصویربرداری پزشکی، تفاوت‌های زیادی از نظر ابعاد، محدوده، کیفیت، رنگ و سایر موارد با یکدیگر دارند، به همین جهت برای یکدست کردن عکس‌ها، ابتدا آن‌ها را به صورت یکنواخت در می‌آوریم. همچنین تصاویر را به صورت دستی برش داده و برای نواحی فاقد ضایعه برش‌هایی با محدوده‌های مشابه تصاویر دارای ضایعه می‌دهیم تا بتوانند به عنوان ورودی برای شبکه عصبی کانولوشنی به کار روند.

برای افزایش اندازه مجموعه داده و جهت کلی‌تر و مقاوم‌تر شدن آن از داده‌افزایی برای داده‌های آموزش استفاده می‌کنیم. روش‌های داده‌افزایی^۱ مانند قرینه‌سازی^۲، چرخش^۳، تغییر روشنایی و تغییر مقیاس^۴ که برای افزایش کارایی مجموعه‌ی داده‌ی کوچک مفید هستند که در این پروژه به کار رفته‌اند. برای پیش‌پردازش تصاویر از امکاناتی که تنسرفلو در اختیار کاربران قرار می‌دهد، استفاده می‌کنیم. در مرحله طراحی شبکه عصبی، با استفاده از تنسرفلو یک مدل ترتیبی می‌سازیم و هر بار یک لایه را به آن اضافه می‌کنیم برای ارزیابی مدل‌های طراحی شده مقادیر Precision، Recall و F1 Score برای دو کلاس خروجی را محاسبه می‌نماییم و در مرحله آموزش، داده‌ها را به سه دسته‌ی آموزش، ارزیابی و آزمون با نسبت‌های ۶۰٪، ۲۰٪ و ۲۰٪ تقسیم‌بندی می‌کنیم. بنابراین از ۹۳۶ تصویر، ۵۶۱ تصویر به عنوان داده‌های مرحله آموزش، ۱۸۷ تصویر به عنوان داده‌های ارزیابی و ۱۸۸ تصویر به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته می‌شوند که هر کدام دارای دو کلاس هستند. مقدار پارامترها و ابرپارامترها بصورت آزمون و

^۱ Data augmentation

^۲ Flip

^۳ Rotate

^۴ Scale

خطا با طراحی چندین مدل و مقایسه نتایج حاصله از آن‌ها انتخاب می‌شوند. برای تنظیم ابرپارامترها با استفاده از Tensorboard^۱ چندین ابرپارامتر و محدوده مقداری آن‌ها را مشخص می‌کنیم.

به دلیل تفاوت محدوده تصاویر در مجموعه داده برای افزایش مشابهت بین تصاویری که به ورودی سیستم داده می‌شود، برای تصاویری که دارای ضایعه دنتی جروس هستند، با برش دادن خودکار عکس‌ها قسمت مربوط به ضایعه و اطراف آن را حفظ کرده و سایر قسمت‌ها را حذف می‌کنیم و سایر تصاویر که عاری از ضایعه هستند هم نواحی خلف فک بالا و پایین را حفظ کرده و سایر قسمت‌ها را کنار می‌گذاریم. پس از آموزش شبکه عصبی و بدست آوردن یک مدل آموزش دیده با تصاویر رادیوگرافی دندان جهت تشخیص وجود ضایعه دنتی جروس، برای تسهیل استفاده کاربر نهایی یک سیستم تحت وب یکپارچه طراحی و پیاده‌سازی می‌کنیم تا کاربر نهایی (مراکز تصویر برداری یا درمانگاه‌های دندان پزشکی) بتواند به سادگی و تنها با وارد کردن تصویر کل فک^۱، از وجود یا عدم وجود ضایعه دنتی جروس به سرعت مطلع شده و در صورت وجود ضایعه محل آن برای کاربر با کشیدن یک مستطیل بر روی تصویر مشخص شود.

در همین راستا یکی از چالش‌هایی که باید در نظر گرفته شود، برش دادن تصاویری است که از سوی کاربر نهایی به سیستم وارد شده است. زیرا جهت یک دست بودن داده‌های آموزشی شبکه عصبی طراحی شده، تصاویر آموزشی را به صورت محدوده‌ای به مدل شبکه عصبی داده بودیم، اما سیستم نهایی در این پروژه تصاویر کل فک را از کاربر نهایی دریافت خواهد کرد. لذا باید سازوکاری طراحی و پیاده‌سازی کنیم که محدوده تصاویر ورودی سامانه را تا حد زیادی با محدوده تصاویری که مدل شبکه عصبی با آنها آموزش دیده یکسان نماید به این صورت که در سامانه تحت وب برای برش تصاویر ورودی از سوی کاربر نهایی، به کمک کتابخانه OpenCV ابتدا طول و عرض تصاویر را به ترتیب به هشت و پنج بخش مساوی تقسیم کرده و از سمت چپ و راست یک هشتم و از سمت بالا و پایین یک پنجم کناری را حذف می‌کنیم، سپس محدوده باقی مانده از تصویر را به سه بخش مساوی تقسیم کرده و بخش‌های راست و چپ را به عنوان محدوده‌های اصلی در نظر می‌گیریم. پس از آن به دلیل متفاوت بودن ابعاد تصاویر ورودی و متفاوت بودن محدوده فک و دندان‌ها، علاوه بر قسمت‌های قرمز برای هر کدام از محدوده‌ها چهار تصویر دیگر که حاصل از جابجا کردن محدوده قرمز به اندازه $0.2/0$ از طول عکس در جهت‌های بالا و پایین هستند هم از تصویر اولیه استخراج شده و در نهایت ده تصویر حاصل شده برای بررسی وجود ضایعه به

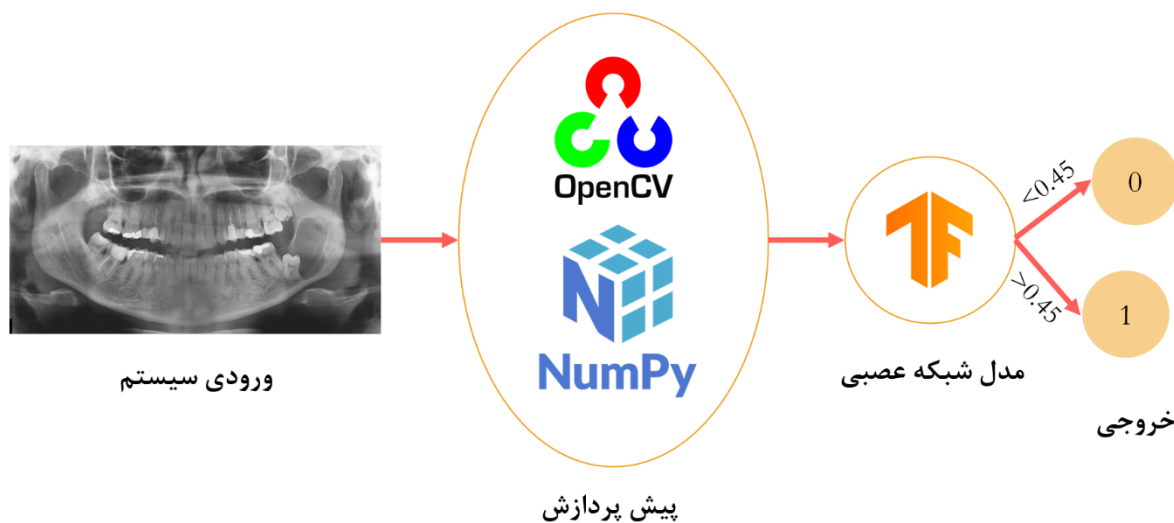
^۱ OPG (Orthopantomogram)

مدل شبکه عصبی داخل سامانه داده خواهد شد و در صورت وجود ضایعه در هر کدام از این تصاویر، نتیجه تشخیص وجود ضایعه دنتی جروس مثبت اعلام خواهد شد. در این عملیات مقادیر برش باید به گونه‌ای انتخاب شوند که تصاویر بیشتری شباهت را با داده‌های آموزشی داشته باشند و همچنین در صورتی که در گوشه‌هایی از تصویر، لوگو یا نامی قرار گرفته باشد، حذف شود.

برای هر ورودی کاربر نهایی ده تصویر بدست به دست آمده از مراحل قبل را به عنوان ورودی به مدل شبکه عصبی آموزش دیده می‌دهیم تا نتیجه‌ی تشخیص را اعلام کند. نتیجه‌ای که اعلام می‌شود یک احتمال از صفر تا یک خواهد بود. مقادیری که کمتر از 0.45 هستند را فاقد ضایعه و مقادیر احتمالی که بیشتر از 0.45 هستند را دارای ضایعه اعلام می‌کنیم.

برای ساخت برنامه کاربردی وب، از فریمورک Flask برای توسعه استفاده می‌کنیم. در این سامانه، قسمت Backend با Flask و قسمت Frontend با HTML و CSS پیاده‌سازی شده است.

در شکل ۳-۴ شمای کلی سیستم پیشنهادی به تصویر کشیده شده است.



شکل ۳-۴: شمای کلی سیستم پیشنهادی

۳-۴- جمع‌بندی

در این فصل ابتدا به مباحثی از یادگیری عمیق که در این فعالیت دارای اهمیت هستند اشاره شد و در ادامه روش پیشنهادی مبتنی بر یادگیری عمیق ارائه گردید.

فصل چهارم

پیاده‌سازی و ارزیابی

پیاده‌سازی و ارزیابی

در این فصل ابتدا نحوه جمع‌آوری مجموعه دادگان، آماده‌سازی و پیش‌پردازش تصاویر به طور جزئی‌تر بیان شده و سپس جزئیات فنی و نحوه پیاده‌سازی مدل شبکه عصبی به طور دقیق تشریح می‌شود در ادامه اطلاعات مربوط به سامانه تحت وب و جزئیات طراحی، پیاده‌سازی و نحوه استفاده از آن بیان می‌گردد در پایان خروجی‌های طرح توضیح داده شده و سپس نحوه ارزیابی و نتایج حاصله ارائه می‌گردند.

۴-۱- پیاده‌سازی

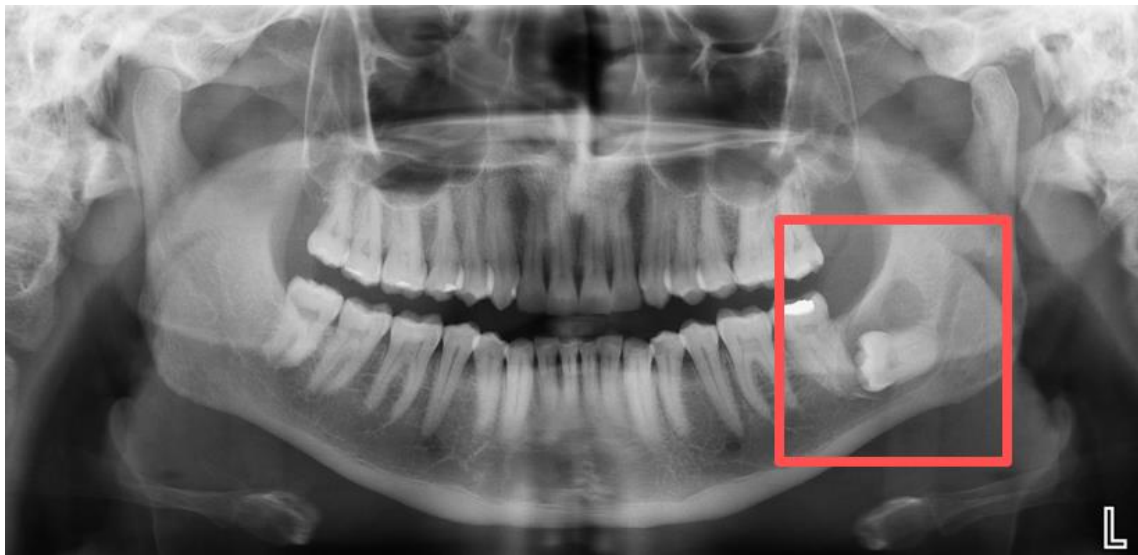
در مرحله پیاده‌سازی فعالیت‌های گردآوری مجموعه داده، آماده‌سازی تصاویر، طراحی، پیاده‌سازی و آموزش مدل شبکه عصبی کانولوشنی و طراحی و پیاده‌سازی سیستم پیشنهادی صورت گرفته که در ادامه جزئیات این فعالیت‌ها شرح داده خواهد شد.

۴-۱-۱- مجموعه داده

یادگیری عمیق نیاز به تعداد زیادی مجموعه‌ی داده آموزشی دارد. دقت طبقه‌بندی‌کننده یادگیری عمیق تا حد زیادی به کیفیت و اندازه مجموعه‌ی داده بستگی دارد. در دسترس نبودن مجموعه‌ی داده یکی از بزرگترین موانع برای موفقیت یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی است. از طرف دیگر، توسعه یک مجموعه‌ی داده، کاری بسیار زمان‌بر است. برای برچسب‌گذاری از همکاری متخصصان دندان‌پزشکی و رادیولوژی استفاده شده است. مجموعه داده‌ی تهیه شده در این پروژه شامل ۹۳۶ تصویر رادیولوژی در دو کلاس دارای ضایعه و فاقد ضایعه می‌باشد.

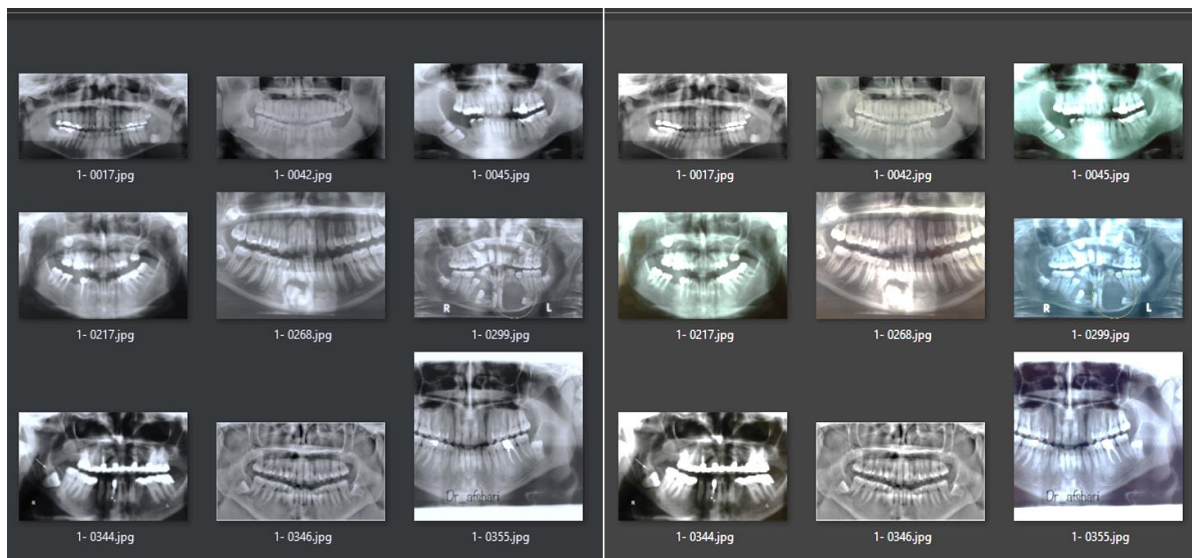
۴-۱-۱-۱- آماده‌سازی تصاویر

برای تصاویر دارای ضایعه، محدوده‌های حاوی ضایعه از تصاویر رادیوگرافی دندان به صورت دستی برش خورده (شکل ۴-۱) و برای نواحی فاقد ضایعه برش‌هایی با محدوده‌های مشابه تصاویر دارای ضایعه می‌دهیم تا بتوانند به عنوان ورودی برای شبکه عصبی کانولوشنی به کار روند.



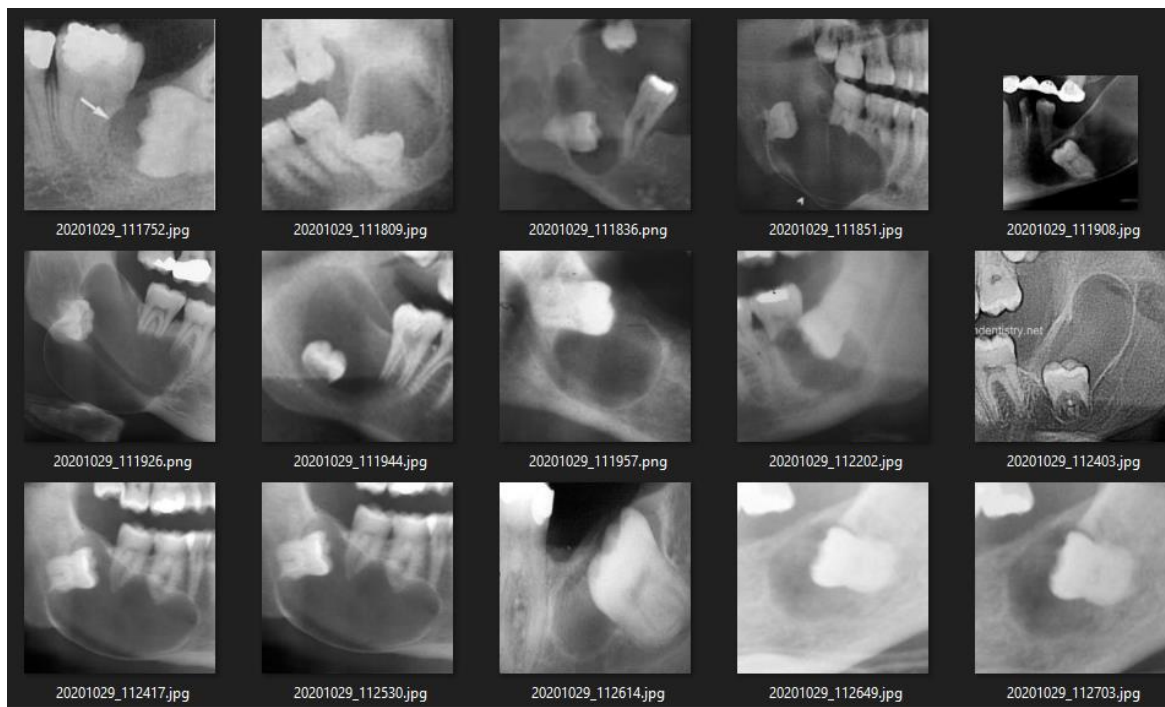
شکل ۴-۱: برش دستی تصاویر ورودی مدل شبکه عصبی

تصاویر مجموعه داده گردآوری شده در این پروژه به دلیل تفاوت‌های عمده و اساسی در دستگاه‌های عکس‌برداری مراکز تصویربرداری پزشکی، تفاوت‌های زیادی از نظر ابعاد، محدوده، کیفیت، رنگ و سایر موارد با یکدیگر دارند، به همین جهت برای یکدست کردن عکس‌ها، نیاز است ابتدا آن‌ها را به صورت یکنواخت به رنگ سیاه و سفید در آورده تا فقط دارای یک کانال رنگی باشند (شکل ۴-۲). با بررسی‌های صورت گرفته اعمال تغییرات بالا موجب افزایش ۱.۸۴ درصدی در دقت مدل شبکه عصبی گردید.



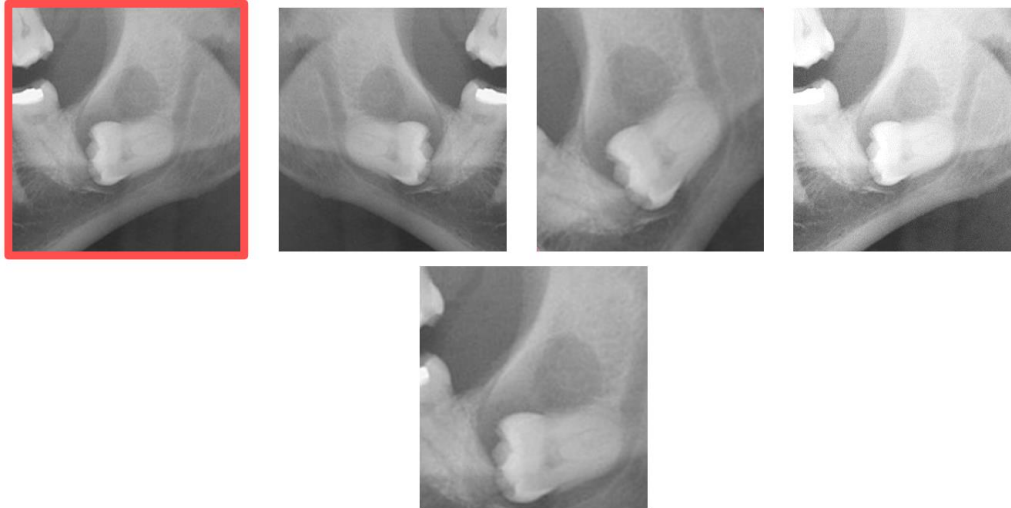
شکل ۴-۲: یکدست‌سازی رنگ تصاویر

همچنین، به دلیل تفاوت محدوده تصاویر در مجموعه داده برای افزایش مشابهت بین تصاویری که به ورودی سیستم داده می‌شود، برای تصاویری که دارای ضایعه دنتی جروس هستند، با برش دادن عکس‌ها قسمت مربوط به ضایعه و اطراف آن را حفظ کرده و سایر قسمت‌ها را حذف می‌کنیم و سایر تصاویر که عاری از ضایعه هستند هم نواحی خلف فک بالا و پایین را حفظ کرده و سایر قسمت‌ها را کنار می‌گذاریم (شکل ۴-۳) زیرا سیستم دنتی جروس اغلب در این نواحی قرار دارد.



شکل ۴-۳: برش و جدا کردن نواحی حاوی ضایعه

برای افزایش اندازه مجموعه داده و جهت کلی‌تر و مقاوم‌تر شدن آن از داده‌افزایی برای داده‌های آموزش استفاده می‌کنیم. روش‌های داده‌افزایی^۱ مانند قرینه‌سازی^۲، چرخش^۳، تغییر روشنایی و تغییر مقیاس^۴ که برای افزایش کارایی مجموعه‌ی داده‌ی کوچک مفید هستند که در این پروژه به کار رفته‌اند (شکل ۴-۴).



شکل ۴-۴: اعمال روش‌های داده‌افزایی روی تصویر اولیه (تصویر کادر دار)

۴-۱-۱-۲- اجرای آماده‌سازی

برای پیش‌پردازش تصاویر از امکاناتی که تنس‌فلو در اختیار کاربران قرار می‌دهد، استفاده می‌کنیم. در تنس‌فلو با استفاده از ImageDataGenerator اقدام به اعمال تبدیل رنگ تصاویر به سیاه و سفید و تغییر ابعاد تصاویر ورودی به مربع‌هایی با اندازه 150×150 و نیز داده‌افزایی می‌کنیم (داده‌افزایی تنها بر روی داده‌های آموزشی اعمال می‌شود). همچنین به منظور افزایش سرعت همگرایی مدل شبکه عصبی کانولوشنی و نیز کاهش بار محاسباتی و زمان مورد نیاز برای آموزش شبکه، تصاویر را با تقسیم تمامی پیکسل‌های آن بر عدد ۲۵۵، هنجارسازی می‌کنیم تا هر تصویر، پیکسل‌هایی در محدوده $[0, 1]$ داشته باشد.

^۱ Data augmentation

^۲ Flip

^۳ Rotate

^۴ Scale

۴-۱-۲- تقسیم مجموعه داده

پس از پیش‌پردازش، با استفاده از دستور Shuffle در کتابخانه‌ی Random زبان پایتون، تصاویر را درهم‌ریزی می‌کنیم و با کمک کتابخانه NumPy داده‌ها را به سه دسته‌ی آموزش، ارزیابی و آزمون با نسبت‌های ۶۰٪، ۲۰٪ و ۲۰٪ تقسیم‌بندی می‌کنیم. بنابراین از ۹۳۶ تصویر، ۵۶۱ تصویر به عنوان داده‌های مرحله آموزش، ۱۸۷ تصویر به عنوان داده‌های ارزیابی و ۱۸۸ تصویر به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته می‌شوند که هر کدام دارای دو کلاس هستند.

۴-۱-۳- مدل شبکه عصبی کانولوشنی

با استفاده از تانسرفلو یک مدل ترتیبی می‌سازیم و هر بار یک لایه را به آن اضافه می‌کنیم. این لایه‌ها به ترتیب در زیر آمده‌اند:

(۱) لایه کانولوشنی: ۳۲ فیلتر، اندازه کرنل 7×7 ، تابع فعال‌سازی ReLU

(۲) لایه ادغام بیشینه: اندازه فیلتر 2×2

(۳) لایه کانولوشنی: ۶۴ فیلتر، اندازه کرنل 5×5 ، تابع فعال‌سازی ReLU

(۴) لایه ادغام بیشینه: اندازه فیلتر 2×2

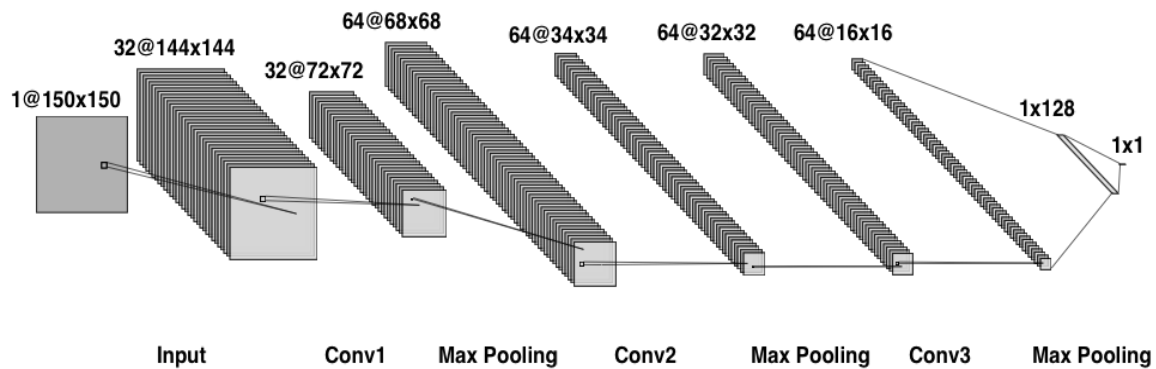
(۵) لایه کانولوشنی: ۶۴ فیلتر، اندازه کرنل 3×3 ، تابع فعال‌سازی ReLU

(۶) لایه تمام متصل: ۱۲۸ نورون، تابع فعال‌سازی ReLU

(۷) لایه برون‌اندازی: احتمال برون‌اندازی ۰/۵

(۸) لایه تمام متصل: یک نورون، تابع فعال‌سازی Sigmoid

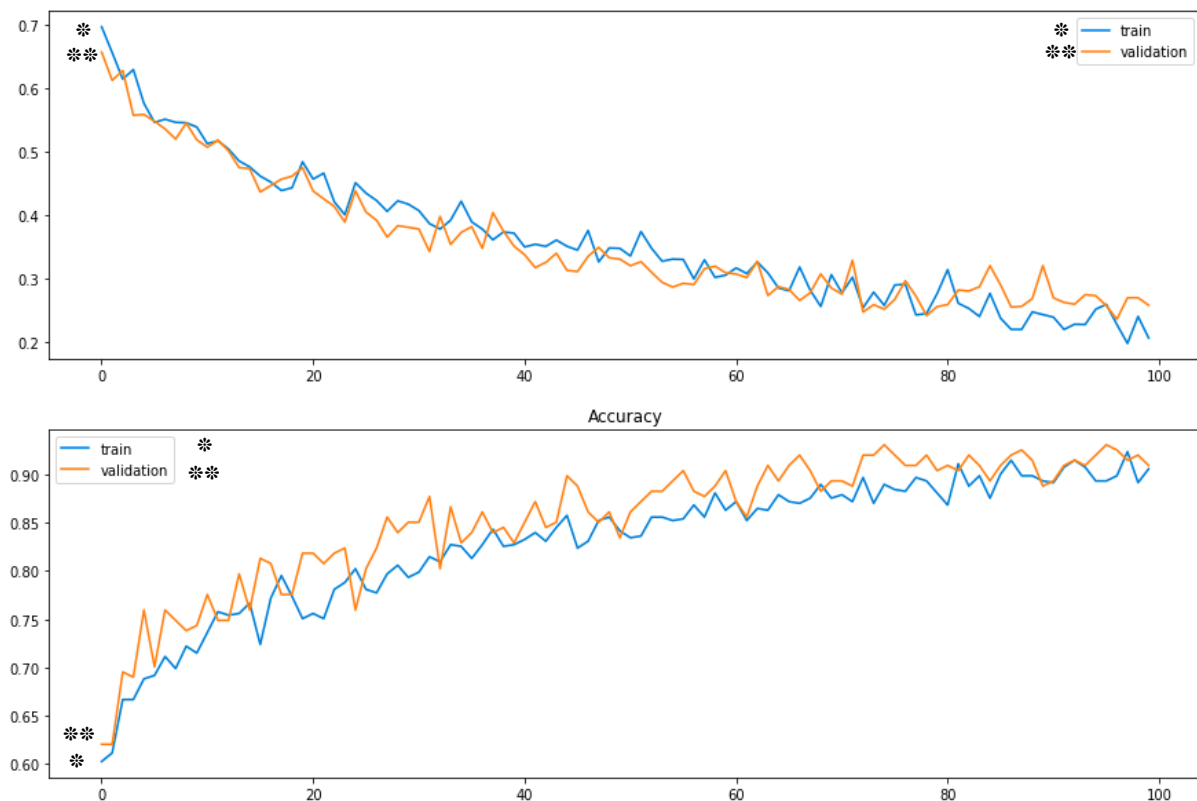
ورودی شبکه عصبی تصاویر سیاه و سفید دارای یک کانال رنگی با اندازه‌ی 150×150 هستند. در لایه‌های میانی از تابع فعال‌سازی ReLU استفاده شده است، اما در لایه آخر که تنها یک نورون خروجی دارد و احتمال کلاس خروجی را تعیین می‌کند از تابع فعال‌سازی Sigmoid استفاده شده است. زیرا این تابع احتمال خروجی را بین صفر تا یک تعیین می‌کند که برای مشخص کردن احتمال کلاس خروجی، راحت‌تر است. برای بهینه‌سازی از بهینه‌ساز Adam با نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ استفاده کرده‌ایم. تابع آنتروپی متقاطع دودویی نیز برای اندازه‌گیری خطا به کار رفته است. در شکل ۴-۵ شمای این مدل آمده است.



شکل ۴-۵: ساختار شبکه عصبی طراحی شده

۴-۱-۴- آموزش شبکه عصبی

شبکه عصبی را در ۱۰۰ تکرار آموزش می‌دهیم و در حین آموزش معیار دقت را بر روی داده‌های ارزیابی اندازه‌گیری می‌کنیم. دقت این شبکه عصبی کانولوشنی بر روی داده‌های تست ۹۳٪ و مقدار خطای آن ۰/۲۲ است. نمودار تغییرات خطا و دقت در حین آموزش در شکل ۴-۶ قرار داده شده است.



شکل ۴-۶: تغییرات دقت و خطا در حین آموزش شبکه عصبی

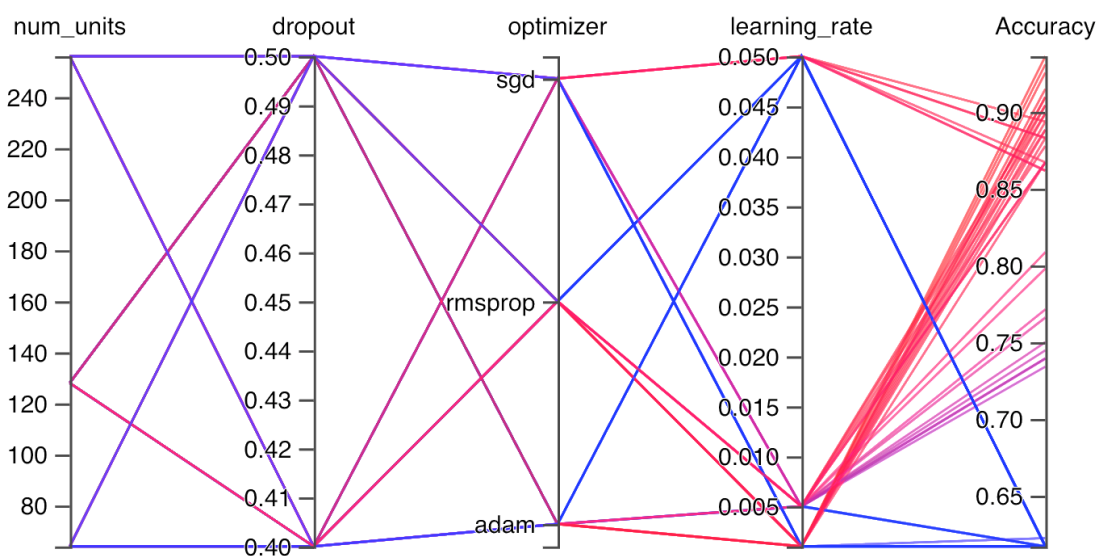
همچنین مقادیر Precision، Recall و F1 Score برای دو کلاس خروجی در جدول ۴-۱ آمده است.

جدول ۴-۱: نتایج حاصله از شبکه عصبی

<i>Class</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>
<i>0</i>	0.93	0.97	0.95	93.6
<i>1</i>	0.94	0.88	0.91	

۴-۱-۴-۱- تنظیم پارامترها و ابرپارامترها

مقدار پارامترها و ابرپارامترها بصورت آزمون و خطا با طراحی چندین مدل و مقایسه نتایج حاصله از آن‌ها بدست آمده‌اند. افزایش تعداد لایه‌ها منجر به افزایش بار محاسباتی و همچنین افزایش زمان آموزش شبکه عصبی خواهد شد و در این پروژه، این مقدار بار محاسباتی مد نظر نبوده است. برای تنظیم ابرپارامترها با استفاده از Tensorboard چندین ابرپارامتر و محدوده مقداری آن‌ها را مشخص می‌کنیم. ابرپارامترهایی که تغییر آن‌ها بر روی دقت بررسی شده است عبارتند از: تعداد نوروهای لایه تمام متصل، احتمال برون‌اندازی، نوع بهینه‌ساز و نرخ یادگیری. Tensorboard این امکان را به ما می‌دهد که به ازای مقادیر ابرپارامترهای مختلف نتایج حاصله از آن‌ها را مشاهده کنیم و همچنین خروجی این نتایج را بصورت نمودار یا فایل‌های CSV و JSON ذخیره کنیم. در شکل ۴-۷ خروجی بخش Parallel Coordinates View در Tensorboard نشان داده شده است که روابط بین مقادیر ابرپارامترها و دقت نهایی شبکه عصبی را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۷: دقت مدل شبکه عصبی براساس مقادیر ابرپارامترها

همچنین در شکل ۴-۸ این اطلاعات بصورت یک جدول نشان داده شده‌اند. با توجه به این نتایج، پارامترهایی را انتخاب کردیم تا بهترین دقت را حاصل کند.

num_units	dropout	optimizer	learning_rate	Accuracy
128.00	0.50000	adam	0.0010000	0.93617
256.00	0.50000	adam	0.0010000	0.93085
64.000	0.50000	adam	0.0010000	0.92553
128.00	0.40000	adam	0.0010000	0.91489
128.00	0.40000	rmsprop	0.0010000	0.90957
64.000	0.50000	rmsprop	0.0010000	0.90957
64.000	0.50000	rmsprop	0.0050000	0.90426
256.00	0.40000	adam	0.0010000	0.90426
256.00	0.40000	adam	0.0050000	0.89894
128.00	0.50000	rmsprop	0.0010000	0.89894
64.000	0.40000	rmsprop	0.0010000	0.89362

شکل ۴-۸: مشاهده تاثیر مقدار ابرپارامترها روی دقت نهایی مدل شبکه عصبی

۴-۱-۵- طراحی سیستم تشخیص ضایعه دنتی جروس

پس از آموزش شبکه عصبی و بدست آوردن یک مدل آموزش دیده با تصاویر رادیوگرافی دندان جهت تشخیص وجود ضایعه دنتی جروس، برای تسهیل استفاده کاربر نهایی یک سیستم تحت وب یکپارچه طراحی و پیاده‌سازی می‌کنیم تا کاربر نهایی بتواند با وارد کردن تصویر کل فک^۱، از وجود یا عدم وجود ضایعه دنتی جروس مطلع شده و در صورت وجود ضایعه محل آن برای کاربر با کشیدن یک مستطیل بر روی تصویر مشخص شود.

در همین راستا یکی از چالش‌هایی که باید در نظر گرفته شود، برش دادن تصاویری است که از سوی کاربر نهایی به سیستم وارد شده است. زیرا جهت یک دست بودن داده‌های آموزشی شبکه عصبی

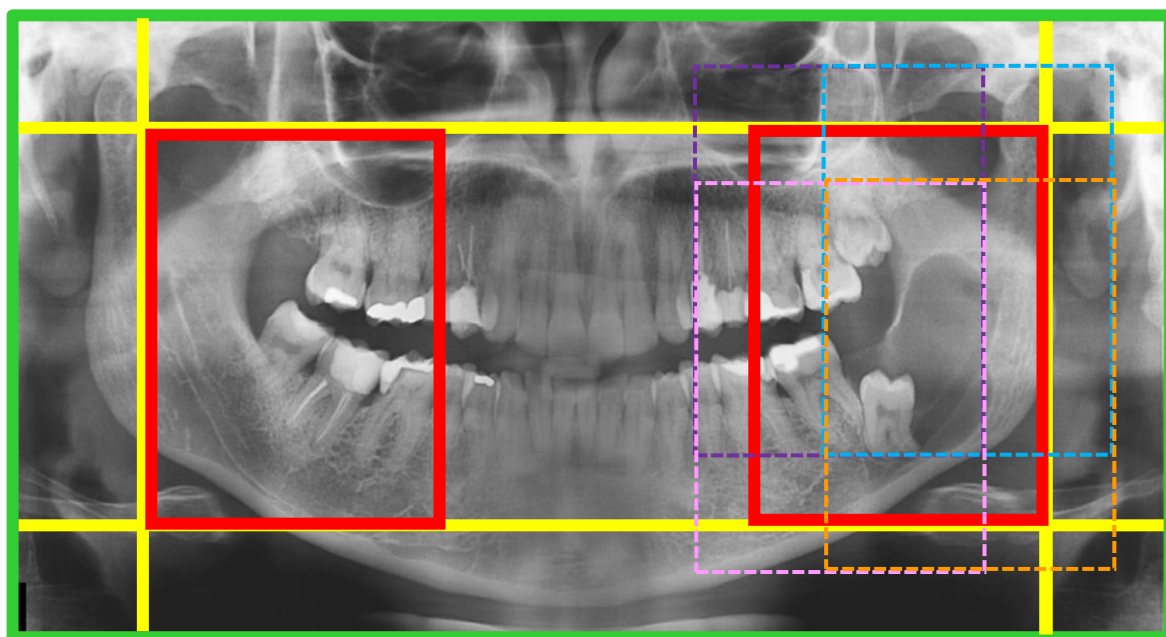
^۱ OPG (Orthopantomogram)

طراحی شده، تصاویر آموزشی را به صورت محدوده‌ای به مدل شبکه عصبی داده بودیم، اما سیستم نهایی در این پروژه تصاویر کل فک را از کاربر نهایی دریافت خواهد کرد. لذا باید سازوکاری طراحی و پیاده‌سازی کنیم که محدوده تصاویر ورودی سامانه را تا حد زیادی با محدوده تصاویری که مدل شبکه عصبی با آنها آموزش دیده یکسان نماید.

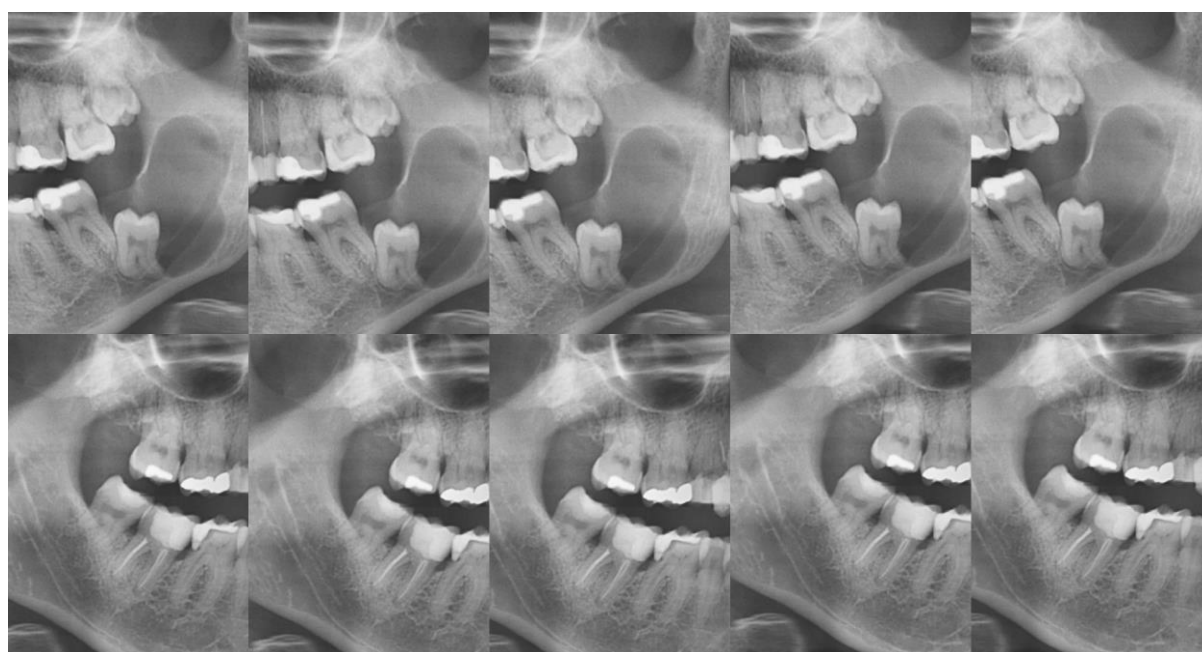
۴-۱-۵-۱- پردازش تصاویر ورودی

در سامانه تحت وب برای برش تصاویر ورودی از سوی کاربر نهایی، با استفاده از کتابخانه OpenCV در ابتدا طول و عرض تصاویر را به ترتیب به هشت و پنج بخش مساوی تقسیم کرده و از سمت چپ و راست یک هشتم و از سمت بالا و پایین یک پنجم کناری را حذف می‌کنیم تا محدوده زرد رنگ مشخص شده در شکل ۲۰ حاصل شود، سپس محدوده باقی مانده از تصویر را به سه بخش مساوی تقسیم کرده و بخش‌های راست و چپ را که در شکل ۲۰ با دو مستطیل با کادر ذخیم رنگ قرمز مشخص کرده‌ایم را به عنوان محدوده‌های اصلی در نظر می‌گیریم. پس از آن به دلیل متفاوت بودن ابعاد تصاویر ورودی و متفاوت بودن محدوده فک و دندان‌ها، علاوه بر قسمت‌های قرمز برای هر کدام از محدوده‌ها چهار تصویر دیگر که حاصل از جابجا کردن محدوده قرمز به اندازه $0.2/0$ از طول عکس در جهت‌های بالا و پایین هستند هم از تصویر اولیه استخراج شده و در نهایت ده تصویر حاصل شده برای بررسی وجود ضایعه به مدل شبکه عصبی داخل سامانه داده خواهد شد و در صورت وجود ضایعه در هر کدام از این تصاویر، نتیجه تشخیص وجود ضایعه دنتی جروس مثبت اعلام می‌شود.

مقادیر برش به گونه‌ای انتخاب شده‌اند تا عکس‌ها حداکثر شباهت را با داده‌های آموزشی داشته باشند و همچنین در صورتی که در گوشه‌هایی از تصویر، لوگو یا نامی قرار گرفته باشد، حذف شود. یک نمونه از برش دادن و تبدیل هر قسمت برش به پنج بخش، در شکل‌های ۴-۹ و ۴-۱۰ آمده است.



شکل ۴-۹: برش تصاویر OPG در سامانه



شکل ۴-۱۰: ناحیه‌های بدست آمده از تصاویر برش خورده در سامانه

در انتها، جهت یکسان‌سازی تصاویر ورودی به سیستم و تصاویری که مدل شبکه عصبی با آن‌ها آموزش دیده است، از OpenCV، Skimage و NumPy استفاده می‌کنیم. به این صورت که ابتدا تصاویر را

سیاه و سفید کرده، همه‌ی مقادیر پیکسل‌ها را بر ۲۵۵ تقسیم می‌کنیم و سپس اندازه‌ی آن‌ها را به ۱۵۰×۱۵۰ تبدیل می‌کنیم.

۴-۱-۵-۲- خروجی سیستم

برای هر ورودی کاربر نهایی ده تصویر بدست به دست آمده از مراحل قبل را به عنوان ورودی به مدل شبکه عصبی آموزش دیده می‌دهیم تا نتیجه‌ی تشخیص را اعلام کند. نتیجه‌ای که اعلام می‌شود یک احتمال از صفر تا یک خواهد بود. مقادیری که کمتر از $۰/۴۵$ هستند را فاقد ضایعه و مقادیر احتمالی که بیشتر از $۰/۴۵$ هستند را دارای ضایعه اعلام می‌کنیم. بنابراین احتمال وجود ضایعه در هر یک از تصاویر، محاسبه می‌شود و نتیجه نهایی به کاربر اعلام می‌شود.

دقت سامانه طراحی و پیاده‌سازی شده برای تصاویر رادیوگرافی کامل فک، برابر با ۸۹% است. این دقت بر روی تصاویری بدست آمده که دارای کیفیت مناسبی هستند و میانگین ابعاد آن‌ها بزرگتر از ۱۰۲۴×۵۱۲ است. در صورت استفاده از تصاویر با کیفیت نامناسب و ابعاد کوچک، دقت سامانه به ۷۷% کاهش می‌یابد.

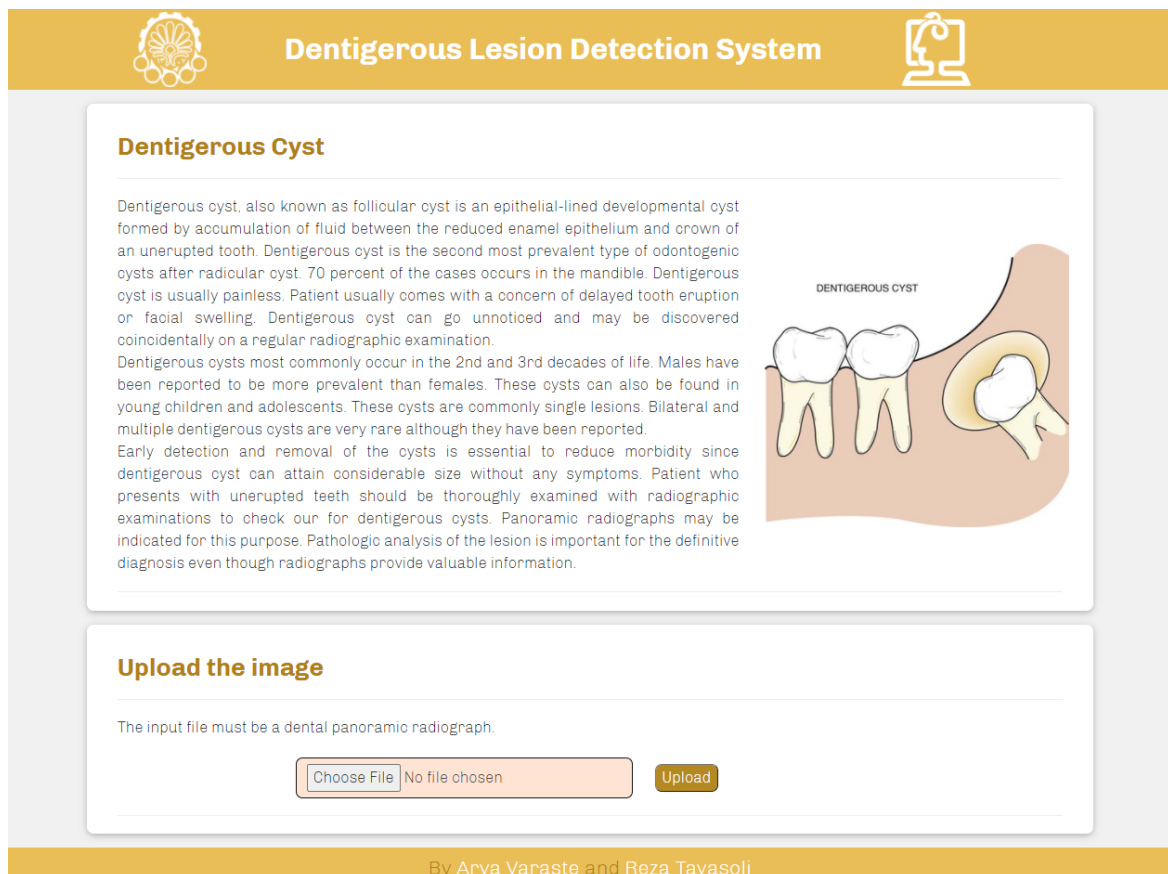
۴-۱-۶- طراحی سامانه وب برای استفاده یکپارچه از سیستم

برای سهولت استفاده از این سیستم در سامانه وب، ابتدا باید میزبانی برای مدل آموزش دیده تهیه کنیم. برای اینکار از Docker که پیشنهاد توسعه‌دهندگان تنسرفلو است، استفاده می‌کنیم. مدل را در کانتینر داکر^۱ مخصوص تنسرفلو میزبانی می‌کنیم. با این کار می‌توان با فرستادن درخواست POST به آدرسی که این کانتینر به ما می‌دهد، نتیجه خروجی را بصورت یک JSON به دست آورد. در ادامه برای ساخت برنامه کاربردی وب، از فریمورک Flask برای توسعه استفاده می‌کنیم. در این سامانه، قسمت Backend با Flask و قسمت Frontend با HTML و CSS پیاده‌سازی شده است.

کاربر این سامانه می‌تواند تصویر مورد نظر خود را بارگذاری کند و سپس این تصویر، با توجه به موارد قبلی گفته شده، پردازش می‌شود و یک درخواست POST شامل ده آرایه که از پردازش تصاویر بدست آمده‌اند، به میزبان مدل شبکه عصبی فرستاده می‌شود تا نتیجه را اعلام کند. بعد از بدست آوردن خروجی‌ها و با توجه وجود ضایعه یا عدم وجود ضایعه در هر یک از بخش‌های راست و چپ فک، که با

^۱ Docker Container



واسط برنامه‌نویسی کاربردی^۱هایی که Flask در اختیار ما قرار می‌دهد به دست آمده، خروجی در یک صفحه‌ی جدید وب به کاربر نشان داده می‌شود و در صورت وجود ضایعه، مکان احتمالی آن مشخص می‌شود و با کمک OpenCV نواحی مستطیلی ترسیم می‌شود تا این نواحی به کاربر نشان داده شوند. در شکل ۴-۱۱ صفحه‌ی بارگذاری عکس، در شکل ۴-۱۲ نحوه‌ی نمایش خروجی برای تصویری که دارای ضایعه است و در شکل ۴-۱۳ نحوه‌ی نمایش خروجی برای تصویری که فاقد ضایعه است، آورده



شکل ۴-۱۱: نمایی از واسط کاربری سامانه وب

شده است.

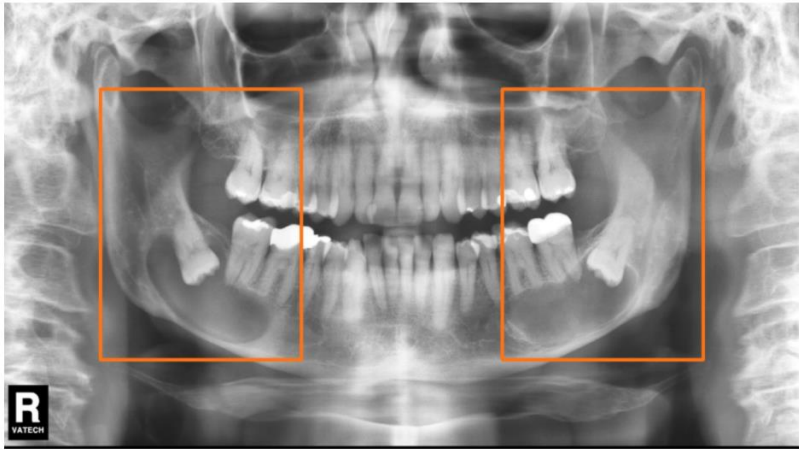
¹ Application Programming Interface



Dentigerous Lesion Detection System


Prediction Result

Dentigerous cyst is detected

Probable areas of infection are inside the drawn rectangle(s)




By Arya Varaste and Reza Tavasoli

شکل ۴-۱۲: نمایی از نحوه نمایش نتایج توسط سامانه (تشخیص وجود ضایعه و نمایش محدوده)


Dentigerous Lesion Detection System


Prediction Result

Dentigerous cyst is not detected




By Arya Varaste and Reza Tavasoli

شکل ۴-۱۳: نمایی از نحوه نمایش نتایج توسط سامانه (تشخیص عدم وجود ضایعه)

۴-۲- خروجی و ارزیابی

در این قسمت ابتدا خروجی طرح عنوان شده، در ادامه روش‌هایی که مبنای ارزیابی نتایج پروژه هستند تشریح می‌شوند و سپس با استفاده از آن‌ها نتایج بدست آمده ارائه شده و با فعالیت‌های پیشین مقایسه می‌گردند.

۴-۲-۱- خروجی

در این پروژه، با توجه به طرح پیشنهادی، ابتدا یک مجموعه داده شامل ۹۳۶ تصویر رادیوگرافی متشکل از دو کلاس گردآوری شد و سپس یک مدل شبکه عصبی کانولوشنی طراحی و پیاده‌سازی شد تا به کمک آن وجود یا عدم وجود ضایعه دنتی‌جروس در یک تصویر رادیوگرافی دندان را تشخیص بدهیم. برای استفاده آسان از قابلیت‌های فراهم شده یک سامانه تحت وب طراحی و پیاده‌سازی کرده‌ایم تا کاربر نهایی بتواند بدون درگیری با برنامه‌های متفاوت برای استفاده تنها با یک رابط کاربری گرافیکی ساده و یکپارچه که تعامل داشته باشد. بدین منظور کاربر نهایی با وارد کردن تصویر کامل رادیوگرافی دندان، پس از پیش‌پردازش این تصویر در سامانه، نتیجه‌ی تشخیص و در صورت وجود ضایعه محل احتمالی آن را مشاهده می‌کند.

۴-۲-۲- نتایج

در این قسمت نخست روش‌هایی که مبنای ارزیابی نتایج پروژه هستند تشریح شده و سپس با استفاده از آن‌ها نتایج بدست آمده ارائه می‌گردند.

۴-۲-۲-۱- شیوه ارزیابی

در این پروژه، پس از مطالعات مقالات و بررسی روش‌های مرسوم ارائه نتایج در فعالیت‌های مشابه به این جمع‌بندی رسیدیم که معیارهای Accuracy، Precision، Recall و F1-Score که با استفاده از روابط ۴-۱ الی ۴-۴ و بر اساس ماتریس آشفتگی جدول ۴-۲ محاسبه می‌شوند می‌توانند برای ارزیابی مفید و مؤثر باشند.

جدول ۲-۴: ماتریس آشفتگی

	<i>Predicted Positives</i>	<i>Predicted Negatives</i>
<i>Positives</i>	True Positives	False Negatives
<i>Negatives</i>	False Positives	True Negatives

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}} \quad \text{رابطه ۱-۴}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positives} + \text{True Negatives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives} + \text{True Negatives} + \text{False Negatives}} \quad \text{رابطه ۲-۴}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}} \quad \text{رابطه ۳-۴}$$

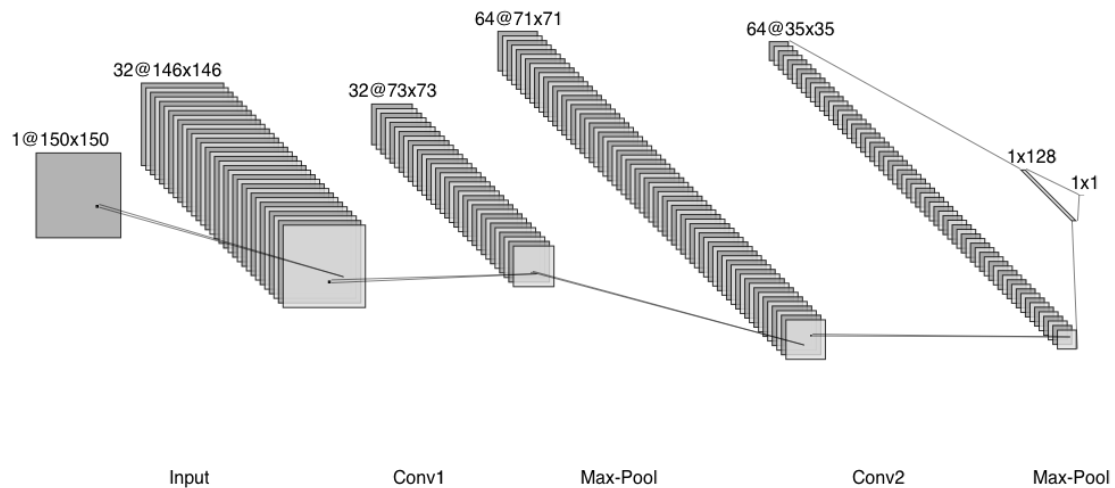
$$\text{F1 score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad \text{رابطه ۴-۴}$$

۴-۲-۲-۲- نتایج بدست آمده

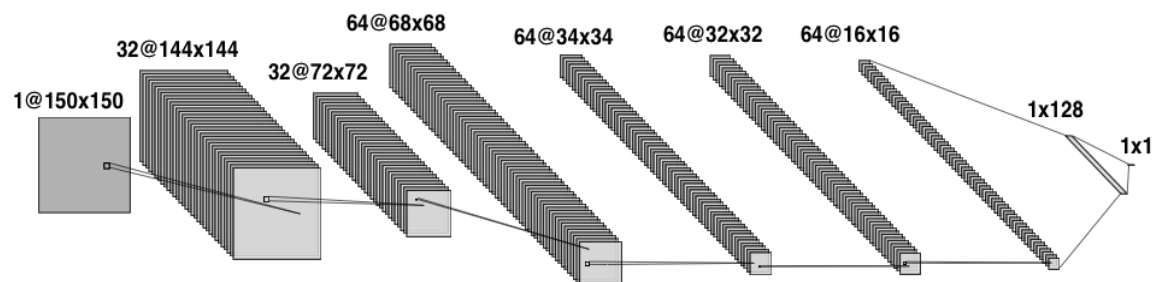
دقت مدل شبکه عصبی پیشنهادی در این پروژه بر روی داده‌های تست ۹۳٪ است. همچنین دقت سیستم تحت وب برای تصاویر با میانگین اندازه‌ی بزرگتر از ۱۰۲۴×۵۱۲ و کیفیت بالا، ۸۹٪ و برای تصاویر به مراتب کوچک‌تر و دارای کیفیت نامناسب، ۷۷٪ است. در ادامه جزئیات و نحوه دستیابی به نتایج حاصله بیان می‌شود و مقایسه‌ای با نتایج سایر پژوهش‌ها در این حوزه ارائه می‌نمائیم.

ساختارهای زیادی برای شبکه‌های عصبی کانولوشنی در این پروژه مورد طراحی و تحلیل قرار گرفته‌اند. در این قسمت به طور دقیق‌تر به بررسی سه مورد از آن‌ها می‌پردازیم. در شکل ۱، از ۲ لایه کانولوشن که بعد از آن‌ها لایه ادغام بیشینه آمده است، استفاده شده است. بعد از آخرین لایه ادغام، داده‌ها به یک شبکه تمام متصل با ۱۲۸ نورون داده می‌شوند و در نهایت یک نورون برای خروجی به کار می‌رود. در شکل ۲، ۳ لایه کانولوشن به همراه ۳ لایه ادغام بیشینه قرار گرفته‌اند و مشابه ساختار قبل، بعد از لایه تمام متصل با ۱۲۸ نورون، یک نورون واحد برای خروجی قرار داده شده است. در ساختاری

که در شکل ۳ نشان داده شده است، از ۴ لایه کانولوشن و ادغام بیشینه استفاده کرده‌ایم که خروجی آن‌ها به یک لایه تمام متصل با ۶۴ نورون داده می‌شود و یک نورون به عنوان خروجی نهایی شبکه عصبی قرار داده شده است.

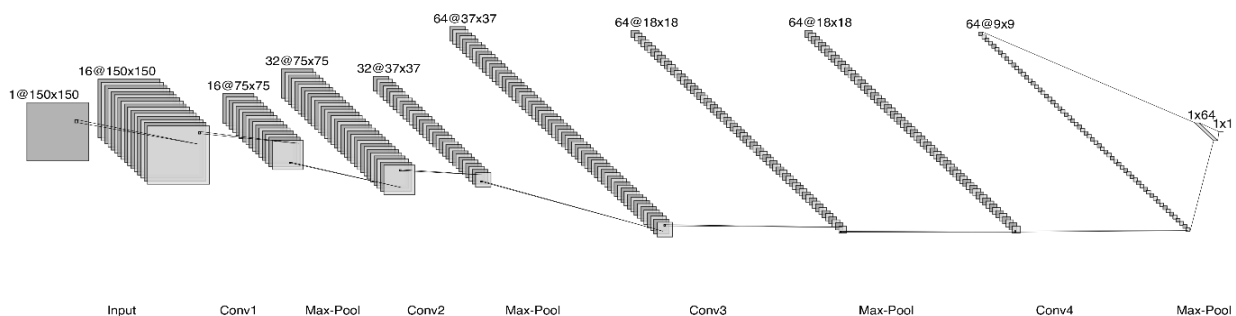


شکل ۴-۱۴: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده یک (مدل دو لایه کانولوشنی)



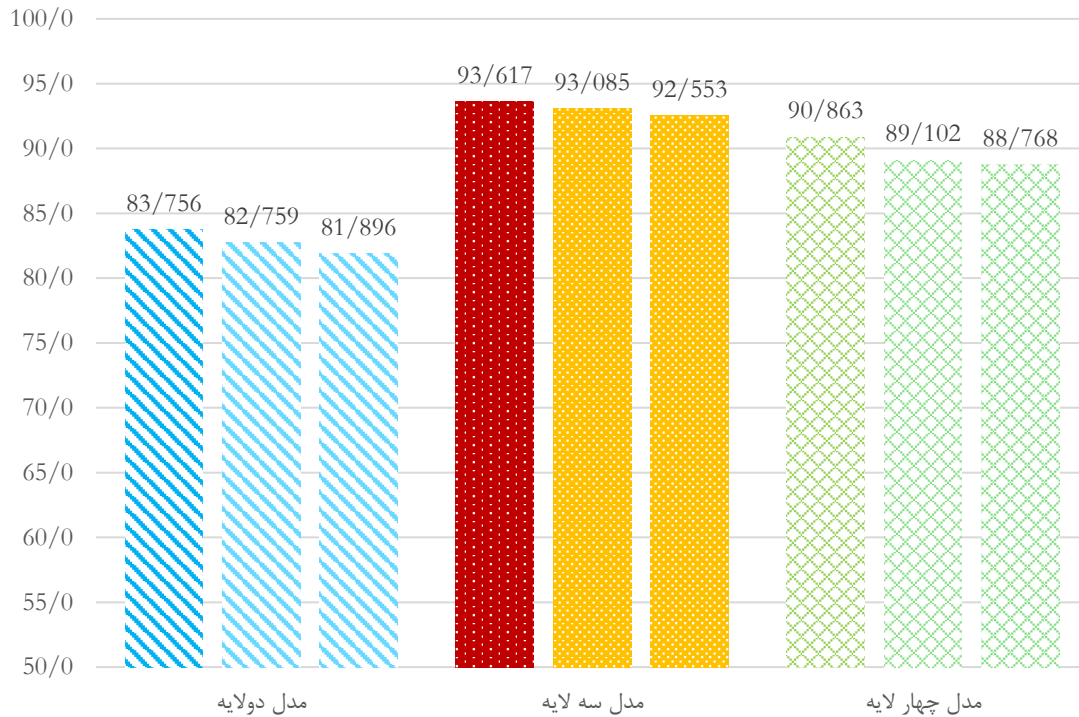
شکل ۴-۱۵: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده دو (مدل سه لایه کانولوشنی)

ding



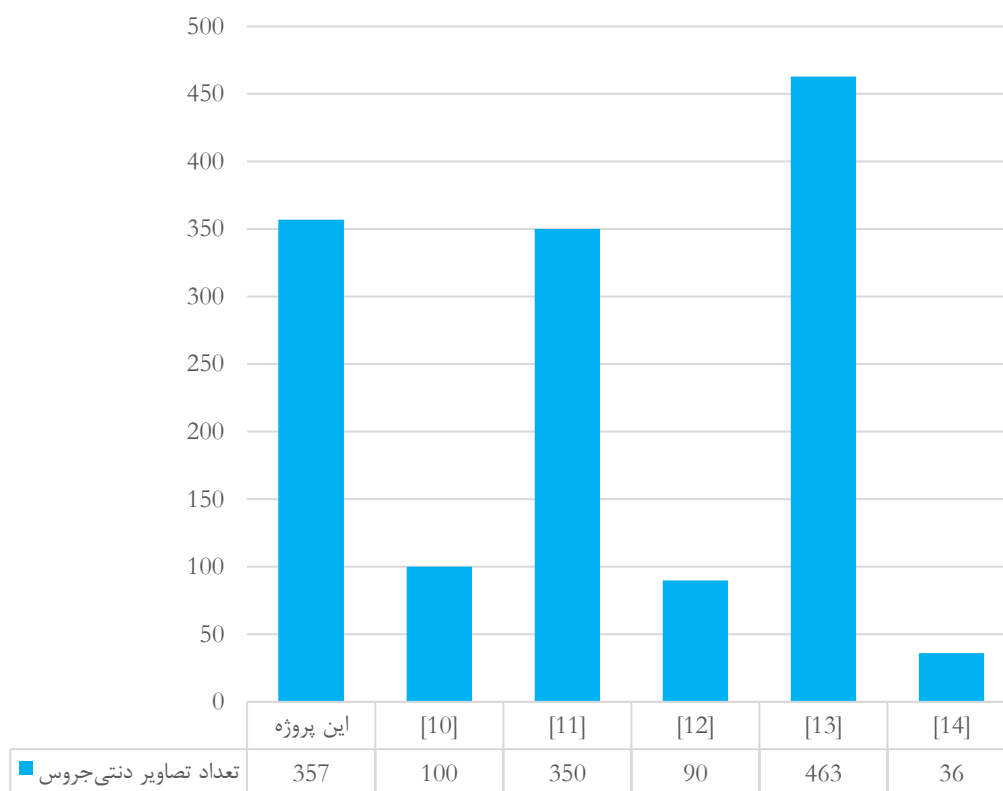
شکل ۴-۱۶: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده سه (مدل چهار لایه کانولوشنی)

پس از طراحی این سه شبکه، آن‌ها را آموزش داده‌ایم و با استفاده از Tensorboard مقادیری را برای ابرپارامترها تعیین کردیم تا بیشترین دقت حاصل شود. برای هر یک از شبکه‌های عصبی کانولوشنی، سه مقدار از بالاترین میزان دقت هر مدل، در شکل ۴-۱۷ قابل مشاهده است.



شکل ۴-۱۷: نمودار مقایسه سه دقت برتر مدل‌های طراحی شده

با توجه به مقادیر بدست آمده از دقت مدل‌های طراحی شده، ساختار شکل ۴-۱۵ را برای شبکه عصبی کانولوشنی انتخاب کردیم. با استفاده از این ساختار به دقت ۹۳٪ در داده‌های تست دست پیدا کردیم. در شکل ۴-۱۸ تعداد تصاویر حاوی ضایعه دنتی‌جروس به کار رفته در این پروژه و سایر فعالیت‌ها مقایسه شده است.



شکل ۴-۱۸: مقایسه تعداد تصاویر ضایعه دنتی جروس

۴-۳- جمع‌بندی

در بخش چهارم نحوه جمع‌آوری مجموعه دادگان و آماده‌سازی با جزئیات مطرح گردید و سپس به جزئیات فنی و نحوه پیاده‌سازی مدل شبکه عصبی به طور دقیق پرداخته شد. در ادامه اطلاعات مربوط به سامانه تحت وب و جزئیات طراحی، پیاده‌سازی و نحوه استفاده از آن ارائه شد در پایان خروجی‌های طرح توضیح داده شده و سپس نحوه ارزیابی و نتایج حاصله تشریح شد.

فصل پنجم

جمع‌بندی و پیشنهاد کارهای آتی

۵-۱- جمع‌بندی

در طول فصول گذشته با ضایعه دنتی جروس آشنا شده و از اهمیت کشف زودهنگام آن اطلاع پیدا کردیم. سپس روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی را تشریح نموده، مروری بر برترین فعالیت‌های مرتبط در این حوزه داشتیم و براساس آن‌ها طرح پیشنهادی ارائه گردید. در بخش چهارم شرح جزئیات پیاده‌سازی عنوان گشته و پس از بیان خروجی‌های حاصل از طرح، با معرفی روش‌ها و معیارهایی جهت ارزیابی، خروجی‌های بدست آمده را ارزیابی کرده و با فعالیت‌های برتر مرتبط مقایسه کردیم.

با توجه به نیاز روز افزون کاربردهای پزشکی به فعالیت‌های بین رشته‌ای و نیز نتایج حاصله از عملکرد روش‌های هوش مصنوعی به ویژه یادگیری عمیق، به نظر می‌رسد خروجی‌های این پژوهش‌ها امکان رسیدن به مراحل عملیاتی و کاربردی را بتوانند داشته باشند و ظرفیت بالایی برای کار در این حوزه وجود دارد. به طور خلاصه نتایج حاصله (دقت و کیفیت) در این پروژه دارای سطح مطلوبی بوده و خروجی حاصل شده می‌تواند در کاربردهای بالینی مورد استفاده قرار گیرد و این یعنی شبکه‌های CNN برای کاربردهایی این‌چنینی می‌توانند موفقیت قابل قبولی برای تشخیص از تصاویر پزشکی داشته باشند.

۵-۲- پیشنهاد کارهای آتی

با توجه به نتایج موفقیت‌آمیز طرح جاری، در راستای تکمیل این فعالیت‌ها و حرکت به سمت دستیابی به سیستم تشخیصی کامل‌تر می‌توان با همین مسیر و سبک برای تشخیص ضایعات سیستم‌مانند دیگر همانند سیستم پری‌اپیکال، ادنتوژنیک کراتوسیست، آملوبلاستوما و نظایر آن‌ها کوشید. همچنین سامانه تحت وب تهیه شده در این پروژه، پروژه‌های آینده را تا حد زیادی از درگیر شدن با طراحی و پیاده‌سازی سامانه جدید برای به‌کارگیری شبکه عصبی طراحی شده و آموزش داده شده برای سایر ضایعات بی‌نیاز می‌کند.

جهت بکارگیری سیستم فراهم شده در این پروژه در کاربردهای بالینی می‌توان آن را در دستگاه‌های تصویربرداری دندان‌پزشکی تعبیه کرد تا صورت بیشتر شدن فعالیت‌ها در این حوزه بتوان گزارش‌های خودکار مختلف و تحلیل‌های مفیدی به محض تصویربرداری به همراه تصویر ارائه داد یا

سیستم فراهم شده در داخل دستگاه‌هایی که امروزه پزشکان و دندان‌پزشکان از طریق آن‌ها تصاویر رادیوگرافی را مشاهده و بررسی می‌کنند تعبیه نمود.

منابع و مراجع

- [1] "Cysts in children."
<https://www.slideshare.net/drroshnimaurya/cysts-in-children>
(accessed 1 June, 2020).
- [2] V. FORTUNATI. "How does deep learning work in radiology?"
<https://www.quantib.com/blog/https://www.quantib.com/blog/how-does-deep-learning-work> (accessed 4 June, 2020).
- [3] A. Amidi and S. Amidi. "CS 230 - Deep Learning." Stanford.
<https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/> (accessed 2021).
- [4] "سمینار: یادگیری عمیق." wiki.sbm.ac.ir/index.php/سمینار:یادگیری_عمیق
(accessed 24, 2020).
- [5] K. Hung, C. Montalvao, R. Tanaka, T. Kawai, and M. M. Bornstein,
"The use and performance of artificial intelligence applications in
dental and maxillofacial radiology: A systematic review,"
Dentomaxillofacial Radiology, vol. 49, no. 1, p. 20190107, 2020.
- [6] M. J. P. Stuart C. White, *Oral Radiology Principles and Interpretation*, 6
ed. evolve, 2009.
- [7] C. Jeong. "What is the most common location for a dentigerous
cyst?" <https://blog.studentrdh.com/most-common-location-for-a-dentigerous-cyst-nbdhe/> (accessed 2 June, 2020).
- [8] M. Hr and S. Sv, "Diagnostic imaging of dentigerous cysts of the
mandible," *Journal of IMAB*, vol. 2, pp. 8-10, 2008.
- [9] J. I. Pranav Rajpurkar*, Kaylie Zhu, Brandon Yang, Hershel Mehta,
Tony Duan, Daisy Ding, Aarti Bagul, Curtis Langlotz, Katie
Shpanskaya, Matthew P. Lungren, Andrew Y. Ng. "CheXNet:
Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep
Learning." <https://stanfordmlgroup.github.io/projects/chexnet/>
(accessed 10 May, 2020).
- [10] R. Kuwana *et al.*, "Performance of deep learning object detection
technology in the detection and diagnosis of maxillary sinus lesions

- on panoramic radiographs," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 50, no. 1, p. 20200171, 2021.
- [11] O. Kwon *et al.*, "Automatic diagnosis for cysts and tumors of both jaws on panoramic radiographs using a deep convolution neural network," *Dentomaxillofacial Radiology*, vol. 49, no. 8, p. 20200185, 2020.
- [12] Y. Arijji *et al.*, "Automatic detection and classification of radiolucent lesions in the mandible on panoramic radiographs using a deep learning object detection technique," *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, vol. 128, no. 4, pp. 424-430, 2019.
- [13] J. H. Lee, D. H. Kim, and S. N. Jeong, "Diagnosis of cystic lesions using panoramic and cone beam computed tomographic images based on deep learning neural network," *Oral diseases*, vol. 26, no. 1, pp. 152-158, 2020.
- [14] H. Watanabe *et al.*, "Deep learning object detection of maxillary cyst-like lesions on panoramic radiographs: preliminary study," *Oral Radiology*, pp. 1-7, 2020.

Abstract

Medical images are one of the most important diagnostic tools at the doctor's disposal in diagnosing the prevalence and nature of the disease, in addition to assessing its severity. Medical science uses these images to help doctors diagnose diseases, find a more accurate diagnosis, and develop an optimal treatment plan. Doctors use a variety of methods depending on their purpose and imaging capabilities of the devices they use. The effectiveness of deep neural networks encourages us to use them in analyzing medical images. In this project, due to the importance of early detection of dentigerous lesions, studies are performed on dental radiographic images, and a neural network classifier using the Tensorflow Library is designed. A data set consisting of 936 radiographic images, a neural network designed and implemented with 93% accuracy, and a user-friendly web application are the output of this project.

Key Words: Deep Learning, Dentigerous, Radiographic Images, Medical Diagnosis, Neural Network



Amirkabir University of Technology
(Tehran Polytechnic)

Department of Computer Engineering

BSc Thesis

**Design of a Dentigerous Lesion Detection System
from Radiographic Images Using Deep Learning**

By
Arya Varaste Nezhad and Reza Tavasoli

Supervisor
Dr. Hamed Farbeh

April 2021