



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

اسفند ۱۳۹۹

## 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.



به نام خدا

تاریخ: ۱۴۰۰/۱/۴

## تعهدنامه اصالت اثر

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.

در صفحه تعهدنامه اصالت اثر، در قسمت بالا سمت چپ، تاریخ دفاع خود را جایگزین تاریخ نوشته شده کنید.

همچنین در صفحه تعهدنامه اصالت اثر، در خط اول، نام و نام خانوادگی خود را به صورت کامل با نام و نام خانوادگی نمونه، جایگزین کنید. در انتهای متن تعهد، در قسمت امضا نیز باید نام و نام خانوادگی کامل خود را وارد نماید.

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،

الطفات و راهنمایی‌های ایشان،

- جناب آقای دکتر محمد رحمتی، که همواره از راهنمایی‌های ایشان بهره برده

ایم،

- جناب آقای دکتر سینا وارسته‌نژاد، بابت تلاش‌ها و رهنمودهای بی‌

دریغ‌شان،

- جناب آقای مهندس امیرحسین سعیدی، بابت هدایت‌ها و صبوری

های ایشان،

- سرکار خانم دکتر انیسه درستکار، بابت راهنمایی‌های ایشان،

- تمامی اعضاء گرامی آزمایشگاه زیرساخت‌های محاسباتی هوشمند،

- و در پایان، از دوستان عزیزمان، آقایان سید سروش مجد، پارسا

توسلی بابت نظرات و راهنمایی‌های دلسوزانه آنها

ابراز و از تمامی زحمات آنان تشکر می‌نماییم.

آریا وارسته‌نژاد و رضا توسلی - زمستان ۱۳۹۹

## 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<sup>۱</sup>، بر روی این ساختارها متمرکز می‌شویم. در این پروژه، مطالعات بر روی تصاویر رادیوگرافی دندانانی انجام خواهد شد و از طبقه‌بندی‌کننده شبکه‌ی عصبی عمیق به کمک کتابخانه‌های تنسرفلو<sup>۲</sup> و کراس<sup>۳</sup> استفاده خواهد شد. مجموعه‌ی داده‌های عکس‌های رادیولوژی با توجه به تعداد داده‌های گردآوری شده به سه دسته آموزش، توسعه و آزمون تقسیم شده و مورد استفاده قرار می‌گیرند و برای ارزیابی نتایج حاصل شده از دقت<sup>۴</sup>، صحت<sup>۵</sup> و بازیابی<sup>۶</sup> به همراه معیار  $F1$ <sup>۷</sup> استفاده خواهد شد.

## واژه‌های کلیدی:

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

<sup>1</sup> Convolutional Neural Network

<sup>2</sup> Tensorflow

<sup>3</sup> Keras

<sup>4</sup> Precision

<sup>5</sup> Accuracy

<sup>6</sup> Recall

<sup>7</sup> F1 score

چکیده.....	۱
فصل اول مقدمه.....	۱
فصل دوم معرفی مسئله.....	۵
معرفی مسئله.....	۶
۱-۲- ضایعه سیست دنتیجروس.....	۶
۱-۱-۲- حدود و شکل.....	۸
۲-۱-۲- روش‌های تشخیص.....	۸
۲-۲- یادگیری عمیق.....	۹
۳-۲- شبکه عصبی کانولوشنی.....	۹
۲-۴- سوابق موضوع.....	۱۰
فصل سوم روش پیشنهادی.....	۱۴
تهیه داده.....	۱۵
یادگیری عمیق.....	۱۶
شبکه‌های عصبی.....	۱۶
تابع فعال‌سازی.....	۱۶
خطای آنتروپی متقاطع.....	۱۷
نرخ یادگیری.....	Error! Bookmark not defined.
انتشار رو به جلو و انتشار رو به عقب (پس انتشار).....	Error! Bookmark not defined.
برون‌اندازی.....	۱۸
شبکه‌های عصبی کانولوشنی.....	۱۸
لایه کانولوشنی.....	۱۹
لایه تمام متصل.....	۱۹
سیستم پیشنهادی.....	۱۹
فصل چهارم پیاده‌سازی.....	۲۱
تقسیم مجموعه داده.....	۲۵
مدل شبکه عصبی کانولوشنی.....	۲۶
آموزش شبکه عصبی.....	۲۷
تنظیم پارامترها و ابرپارامترها.....	۲۸
طراحی سیستم تشخیص ضایعه دنتی جروس.....	۲۹

۳۰	پردازش عکس‌های ورودی.....
۳۲	خروجی سیستم.....
۳۲	طراحی سامانه وب برای استفاده یکپارچه از سیستم.....
۳۴	دقت سامانه.....
۳۵	<b>فصل پنجم خروجی و نتایج.....</b>
۳۶	۵-۱- خروجی.....
۳۶	۵-۲- نتایج.....
۳۶	۵-۲-۱- شیوه ارزیابی.....
۳۷	۵-۲-۲- نتایج بدست آمده.....
۴۰	۵-۳- مقایسه نتایج.....
۴۳	<b>فصل ششم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری و پیشنهادات جمع‌بندی و نتیجه‌گیری.....</b>
۴۵	<b>منابع و مراجع.....</b>
۴۷	<b>پیوست‌ها.....</b>
۴۸	<b>Abstract.....</b>



شکل ۱: استخراج ویژگی‌ها در یادگیری عمیق به صورت خودکار.....	۳
شکل ۲: محل قرارگیری سسیت دنتی جروس و شکل کلی آن [۷].....	۶
شکل ۳: التهاب وسیع ناشی از تشخیص دیر هنگام ضایعه دنتی جروس.....	۷
شکل ۴: اشکال حالت های مختلف ضایعه دنتی جروس [۱].....	۸
شکل ۵: نمای تیره ضایعه دنتی جروس در عکس رادیوگرافی.....	۸
شکل ۶: نمایی از ورودی، محاسبات و خروجی داخل یک گره از لایه‌های مخفی شبکه عصبی [۲].....	۹
شکل ۷: ساختار یک شبکه عصبی [۳].....	۱۶
شکل ۸: توابع فعال‌سازی رایج [۳].....	۱۷
شکل ۹: برون اندازی واحدها در شبکه عصبی.....	۱۸
شکل ۱۰: شمای کلی سیستم پیشنهادی.....	۲۰
شکل ۱۱: برش دستی تصاویر ورودی مدل شبکه عصبی.....	۲۲
شکل ۱۲: یکدست سازی رنگ تصاویر.....	۲۳
شکل ۱۳: برش و جدا کردن نواحی حاوی ضایعه.....	۲۴
شکل ۱۴: اعمال روش های داده افزایی روی عکس اولیه (عکس قرمز رنگ).....	۲۵
شکل ۱۵: ساختار مدل شبکه عصبی طراحی شده پیشنهادی.....	۲۶
شکل ۱۶: تغییرات دقت و خطا در حین آموزش شبکه عصبی.....	۲۷
شکل ۱۷: دقت مدل شبکه عصبی براساس مقادیر ابرپارامترها.....	۲۸
شکل ۱۸: مشاهده تاثیر مقدار ابرپارامترها روی دقت نهائی مدل شبکه عصبی.....	۲۹
شکل ۱۹: برش تصاویر OPG در سامانه.....	۳۱
شکل ۲۰: ناحیه‌های بدست آمده از تصاویر برش خورده در سامانه.....	۳۱
شکل ۲۱: نمایی از نحوه نمایش نتایج نهایی سامانه (تشخیص عدم وجود ضایعه).....	۳۳
شکل ۲۲: نمایی از واسط کاربری جهت بارگذاری تصویر.....	۳۳
شکل ۲۳: نمایی از نحوه نمایش نتایج نهایی سامانه (تشخیص وجود ضایعه و نمایش محدوده).....	۳۴
شکل ۲۴: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده دو (مدل سه لایه).....	۳۸
شکل ۲۵: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده یک (مدل دو لایه).....	۳۸
شکل ۲۶: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده سه (مدل چهار لایه).....	۳۹
شکل ۲۷: نمودار مقایسه سه دقت برتر مدل‌های طراحی شده.....	۳۹
شکل ۲۸: مقایسه درصد دقت.....	۴۰
شکل ۲۹: مقایسه درصد صحت.....	۴۰
شکل ۳۰: مقایسه معیار F1.....	۴۱

- شکل 31: مقایسه درصد بازیابی ..... ۴۱
- شکل ۳۲: مقایسه تعداد تصاویر ضایعه دنتی جروس ..... ۴۲

صفحه

فهرست جداول

جدول ۱: جزئیات و نتایج فعالیت‌های پیشین.....	۱۳
جدول ۲: نتایج حاصله از شبکه عصبی.....	۲۷
جدول ۳: ماتریس آشفتگی.....	۳۷

## 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 از مهمترین المان‌های در دسترس پزشکان برای تشخیص وجود یا عدم وجود بیماری و تعیین شدت آن هستند. پردازش این تصاویر از آن جهت در علم پزشکی مهم است که می‌تواند دقت تشخیص را بالاتر ببرد و به پزشک برای ارائه طرح بهینه‌ی درمان کمک کند. 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 سی‌تی‌اسکن<sup>۱</sup> و ام‌آر‌آی<sup>۲</sup> 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<sup>۳</sup> برا موفقیت در کشف ضایعات نیازمند استخراج ویژگی‌های مهم هستند و این امر کاری بسیار زمان‌بر و طاقت فرسا است. روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توانند بر این چالش‌ها غلبه کرده و استخراج ویژگی‌ها را به صورت خودکار انجام داد به همین دلیل روش‌های یادگیری عمیق به طور گسترده‌ای در حل مسائل پیچیده در رادیولوژی استفاده می‌شوند.

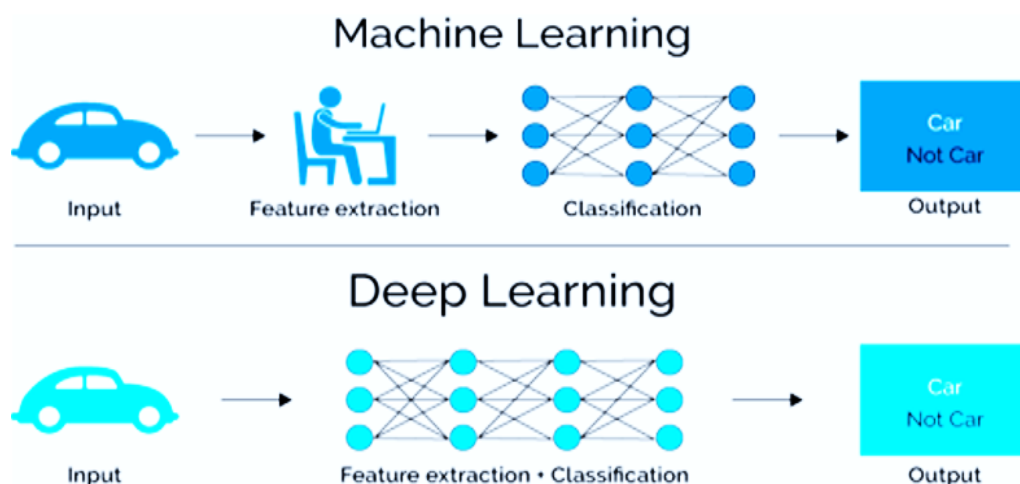
برای کاهش مشکل استخراج ویژگی از داده‌های ورودی، نسل جدید الگوریتم‌های یادگیری ماشین که به عنوان الگوریتم‌های یادگیری عمیق شناخته می‌شوند تلاش می‌کنند استخراج ویژگی در فرآیند آموزش و توسط خود الگوریتم صورت پذیرد. این نکته بسیار مهم و همچنین دقت بالای این

<sup>۱</sup> CT Scan

<sup>۲</sup> MRI

<sup>۳</sup> Computer-aided diagnosis/detection

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: 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 درست 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، برای تشخیص توده‌های ریوی<sup>۱</sup>، پلیپ‌های روده بزرگ<sup>۲</sup>، گشاد شدن موضعی شریان‌های مغزی<sup>۳</sup>، سرطان پروستات<sup>۴</sup>، رسوب کلسیم در عروق تغذیه کننده قلب<sup>۵</sup>، تشخیص ضایعات پوستی<sup>۶</sup>، توده‌های خوش‌خیم و بدخیم ریوی<sup>۷</sup> و تخمین سن بر اساس استخوان. با کمک مدل‌های

<sup>1</sup> Pulmonary Nodules

<sup>2</sup> Colon Polyps

<sup>3</sup> Cerebral Aneurysms

<sup>4</sup> Prostate Cancer

<sup>5</sup> Coronary Artery Calcification

<sup>6</sup> Differentiate Skin Lesions

<sup>7</sup> Lung Nodules

تشخیصی هوش مصنوعی، رادیولوژیست‌ها امیدوارند که نه تنها از خواندن و گزارش‌نویسی برای تعداد زیادی از تصاویر پزشکی آسوده شوند، بلکه همچنین 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 فک‌وصورت نیز مطالعات پیش بالینی 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 پیش بالینی 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<sup>۱</sup> قرار می‌گیرند. عکسبرداری پانورامیک می‌تواند 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 مشغولیت‌های زیادی در درمانگاه‌ها دارند پنهان باقی می‌ماند.

برای حل کردن این مشکلات و بهبود وضعیت فعلی یک سیستم کمک‌کار کامپیوتری برای تشخیص طراحی کرده و توسعه می‌دهیم.

در این پروژه ما از یک شبکه عصبی عمیق را برای کشف وجود ضایعه دنتی جروس استفاده می‌کنیم. مجموعه داده ما در این پروژه مشتمل از ۹۳۶ تصویر که ۳۵۷ تصویر حاوی ضایعه دنتی جروس هستند و ۵۷۹ تصویر فاقد ضایعه دنتی جروس می‌باشد. برای افزایش مقاومت و کلی‌تر شدن مجموعه داده از روش‌های داده‌افزایی استفاده خواهیم کرد و با استفاده از معیارهای از دقت، صحت و بازیابی به همراه معیار F1 نتایج حاصله را مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌دهیم.

در پایان‌نامه پس از بخش مقدمه در ابتدا مسئله مورد نظر خود را معرفی کرده و پس از آن روش پیشنهادی خود را تشریح می‌کنیم و سپس جزئیات پیاده‌سازی را شرح داده و نتایج بدست آمده را ارائه می‌کنیم. در انتها هم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری خواهیم داشت.

<sup>1</sup> Panoramic

## فصل دوم

### معرفی مسئله

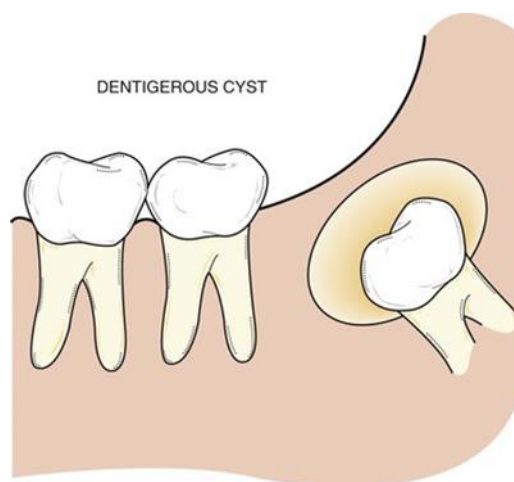


## معرفی مسئله

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 و سوابق گذشته در این حوزه را بررسی می‌کنیم.

### ۲-۱- ضایعه سیست دنتی جروس

سیست دنتی جروس<sup>۱</sup>، 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 ۲) [۷] این ضایعه در ۷۵٪ درصد از موارد در فک پایین<sup>۲</sup> 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: محل قرارگیری سیست دنتی جروس و شکل کلی آن [۷]

<sup>1</sup> Dentigerous Cyst

<sup>2</sup> 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 ۳ 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 ۳: التهاب وسیع ناشی از تشخیص دیر هنگام ضایعه دنتی‌جروس

## ۲-۱-۱- حدود و شکل

سیست دنتی جروس معمولاً دارای محدوده<sup>۱</sup> ای با حدود مشخص و حدود خارجی انحنادار یا گرد می‌باشد و به لحاظ ظاهری سه دسته کلی مطابق شکل ۴ دارند [۱] و در نمای داخلی بجز ناحیه تاج دندان درگیر کاملاً رادیولوسنت<sup>۲</sup> (وجود نمای تیره در عکس رادیوگرافیک) است [۶].

### RADIOLOGICAL FEATURES

- CENTRAL TYPE:



- LATERAL TYPE :



- CIRCUMFERENTIAL TYPE :



شکل ۴: 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 به دو روش تهاجمی (جراحی) و غیرتهاجمی (عکس رادیوگرافی) صورت می‌گیرد (شکل ۵) و خطرات، هزینه‌ها و عوارض ناشی از روش جراحی باعث ایجاد تمایل برای تشخیص با روش عکس برداری می‌شود [۶].



شکل ۵: نمای تیره ضایعه دنتی جروس در عکس رادیوگرافی

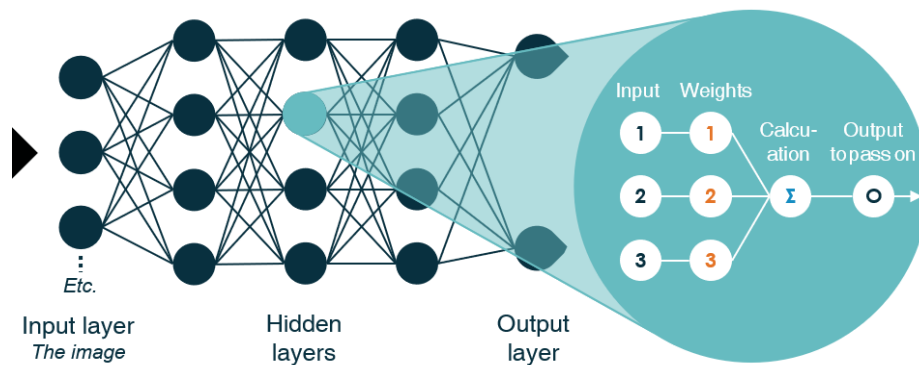
<sup>1</sup> Cortex

<sup>2</sup> 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<sup>۱</sup> 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 ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶: نمایی از ورودی، محاسبات و خروجی داخل یک گره از لایه‌های مخفی شبکه عصبی [۲]

## ۲-۳- شبکه عصبی کانولوشنی

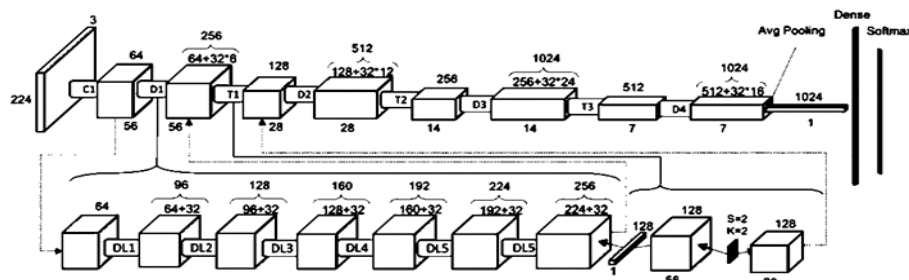
در سال‌های اخیر روش‌های جدیدی برای تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پزشکی بدون نیاز به استخراج ویژگی‌ها به صورت دستی، مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی ارائه شده‌اند که نسبت به شبکه‌های عصبی معمولی به علت داشتن لایه‌های کانولوشن و مخفی بیشتر در زمینه استخراج ویژگی از داده‌هایی با ابعاد بالاتر مانند تصاویر دارای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

<sup>1</sup> Classifier

برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی عمیق از جمله شبکه کانولوشنی معمولاً به مجموعه‌ی داده<sup>۱</sup> عظیمی نیاز است. در پردازش تصاویر پزشکی مجموعه‌ی داده بزرگ به ندرت یافت می‌شود و نکته دیگر اینکه زمان آموزش هم طولانی است. بدین منظور شبکه‌هایی با لایه‌های زیاد از قبل آموزش داده شده‌اند و برای این مساله خاص با مجموعه‌ی داده کوچکتر و ایجاد تغییرات کوچکی در معماری مخصوصاً لایه آخر، مسئله خود را حل می‌کنیم.

## 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<sup>۲</sup> که معماری آن در شکل ۵ قابل مشاهده است، یک شبکه عصبی کانولوشنی با ۱۲۱ لایه است و با مجموعه‌ی داده‌ای با بیش از ۱۰۰۰۰ تصویر Xray قفسه سینه تمرین داده شده است [۹] توانسته میانگین کارایی بهتری نسبت به رادیولوژیست‌ها داشته باشد.



شکل ۷: معماری شبکه ChexNet [۹]

جهت بررسی سوابق موضوع کلید واژه‌های:

- Dentigerous image deep learning
- Deep learning dentigerous
- Dentigerous detection deep learning
- "Lesion detection" deep learning
- Dentigerous detection photography
- Deep learning for the radiographic detection

<sup>1</sup> Dataset

<sup>2</sup> <https://Stanfordmlgroup.Github.Io/Projects/Chexnet/>

در موتور جستجو گوگل اسکالر<sup>۱</sup> مورد جستجو قرار گرفت و بیش از ۴۰ مقاله گردآوری شد. از این تعداد ۵ مورد به طور خاص بر تشخیص ضایعات دندانی سیست مانند از تصاویر رادیولوژی با متد شبکه عصبی و یادگیری عمیق متمرکز بودند و ۱۴ متدهای دیگر هوش مصنوعی برای تشخیص‌های خود استفاده می‌کردند و تعداد ۱۵ بیشتر جنبه پزشکی داشتند. که در ادامه خلاصه‌ای از موارد مرتبط بیان می‌شود. و در پایان در جدولی مقایسه تطبیقی انجام خواهیم داد.

- در سال ۲۰۲۰ Arijji 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 سیست‌ها من جمله سیست دنتی جروس با شبکه DetectNet به انجام رساندند. مقیاس دقت کلی برای تشخیص ضایعات در پژوهش مذکور به طور میانگین ۹۰٪ گزارش شده [۱۰].
- در سال ۲۰۲۰ Kwon و همکاران پژوهشی بر روی تشخیص خودکار تومورها و سیست‌های فکین با شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق بر روی تصاویر پانورامیک انجام دادند. آنها در پژوهش خود با تغییر دادن شبکه معروف YOLOv3 تلاش داشتند تومورهای ادنتوژنیک<sup>۲</sup> را تشخیص و طبقه‌بندی نمایند. در این راستا مجموعه داده ای شامل ۱۲۸۲ تصویر متشکل از ۳۵۰ تصویر از سیست دنتی جروس<sup>۳</sup>، ۳۰۲ تصویر از سیست پری اپیکال<sup>۴</sup>، ۳۰۰ تصویر از ادنتوژنیک کراتوسیست<sup>۴</sup>، ۲۳۰ تصویر از آمبلوبلاستوما<sup>۵</sup> و ۱۰۰ تصویر از فکین عادی و بدون بیماری گردآوری کردند. در این پژوهش آنها موفق شدند ۹۲٪ از موارد دارای سیست دنتی جروس را به درستی کشف و دسته‌بندی کنند [۱۱].
- در سال ۲۰۱۹ Arijji و همکاران در پژوهشی تلاش بر تشخیص و دسته‌بندی ضایعات رادیولوژنت در فک پایین بر اساس تصاویر پانورامیک به کمک یادگیری عمیق

<sup>1</sup> Google Scholar

<sup>2</sup> Odontogenic

<sup>3</sup> Periapical Cysts

<sup>4</sup> Odontogenic Keratocyst

<sup>5</sup> Ameloblastomas

داشتند. 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 [۱۲].

- در سال ۲۰۲۱ Lee و همکاران در پژوهشی برای تشخیص ضایعات سیست مانند از تصاویر CBCT به کمک شبکه‌های عصبی عمیق کوشیدند. در پروژه آنها ۱۱۴۰ تصویر پانورامیک گردآوری شد که از این تعداد ۴۶۳ تصویر حاوی سیست دنتی جروس بودند. در این فعالیت آن‌ها با استفاده از شبکه GoogLeNet Inception-v3 بر روی تصاویر CBCT و پانورامیک توانستند در ۸۴٪ از موارد سیست دنتی جروس را از تصاویر پانورامیک به درستی به عنوان سیست دنتی جروس به حساب بیاورند به حساسیت کلی ۸۸.۲٪ برای تصاویر پانورامیک و حساسیت کلی ۹۶.۱٪ برای تصاویر CBCT دست پیدا کردند [۱۳].

- در سال ۲۰۲۰ و در پژوهشی Ariji و همکاران بر روی تشخیص ضایعات سیست مانند در فک بالا از تصاویر پانورامیک و به کمک یادگیری عمیق فعالیت داشتند. آن‌ها به کمک شبکه DetectNet تصاویر پانورامیک ۴۱۲ بیمار شامل ۳۶ مورد ضایعه دنتی جروس را مورد مطالعه قرار دادند. بر این اساس آن‌ها به مقدار یادآوری کلی ۷۴.۶٪، صحت کلی ۸۹.۸٪ و معیار F1 کلی ۸۱.۵٪ دست پیدا کردند [۱۴].

جدول 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(۹)	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%



## فصل سوم

### روش پیشنهادی

## روش پیشنهادی

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<sup>۱</sup>، بر روی این ساختارها متمرکز می‌شویم. کیفیت و دقت خروجی روش‌های یادگیری عمیق به مقدار زیاد به کیفیت و تعداد مجموعه دادگان وابستگی دارد. در این پروژه پس از جمع‌آوری داده‌ها، آن‌ها را به سه دسته‌ی آموزش، آزمایش و توسعه تقسیم می‌کنیم. این داده‌ها توسط مشاور برچسب‌گذاری 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 روزرسانی ابرپارامترها در فریمورک تنسرفلو<sup>۲</sup>، با استفاده از نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی، بهترین معماری برای این طبقه‌بندی انتخاب می‌شود.

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

## تهیه داده

مجموعه دادگان این پروژه با جستجو دقیق به کمک موتورهای جستجو از اینترنت گردآوری شده و برای برچسب‌گذاری از تشخیص متخصصان دندان پزشکی 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.

<sup>1</sup> Convolutional Neural Network

<sup>2</sup> Tensorflow

<sup>3</sup> Python

<sup>4</sup> Keras

<sup>5</sup> Graphic Processing Unit

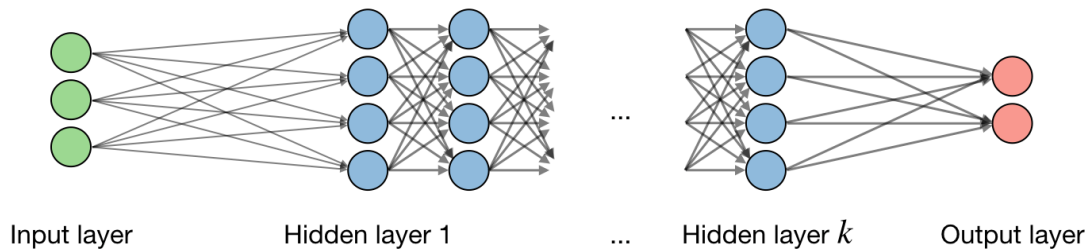
<sup>6</sup> Central Processing Unit

## 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.

## 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 ۸ نشان داده شده است.



شکل ۸: 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:

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

که در آن  $w$ ،  $b$  و  $z$  به ترتیب: وزن، بایاس<sup>۱</sup> و خروجی آن واحد هستند. خروجی این واحد به یک تابع فعال‌سازی داده می‌شود.

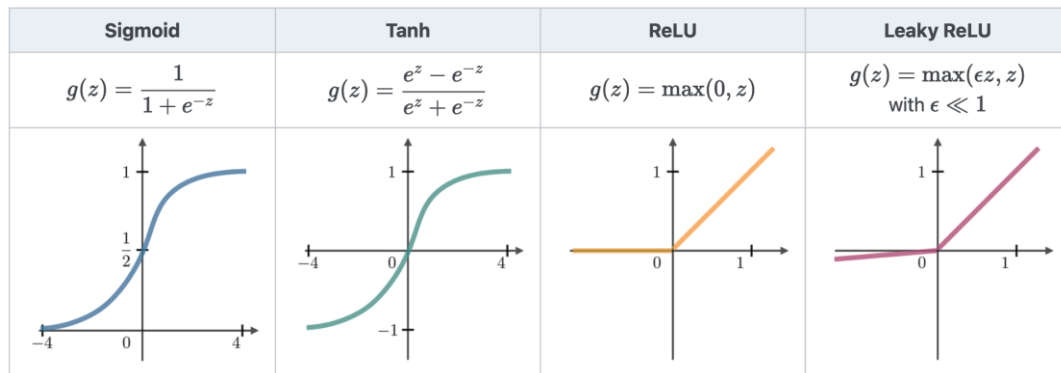
## تابع فعال‌سازی<sup>۲</sup>

تابع فعال‌سازی در انتهای هریک از واحدها بجز واحدهای لایه ورودی برای اعمال پیچیدگی غیرخطی به مدل استفاده می‌شود. در صورت استفاده نکردن از تابع فعال‌سازی، هر واحد تنها یک ترکیب خطی از

<sup>۱</sup> Bias

<sup>۲</sup> Activation Function

ورودی‌ها را انجام می‌دهد که باعث کاهش توانایی شبکه عصبی برای یادگیری مدل‌های پیچیده‌تر می‌شود. در شکل ۹، رایج‌ترین توابع فعال‌سازی نشان داده شده است.



شکل ۹: توابع فعال‌سازی رایج [۳]

### 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 شبکه‌ی عصبی را بر روی داده‌های آموزشی را نمایش می‌دهد.

#### خطای آنتروپی متقاطع<sup>۱</sup>

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

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

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].

#### نرخ یادگیری و بهینه‌سازها<sup>۲</sup>

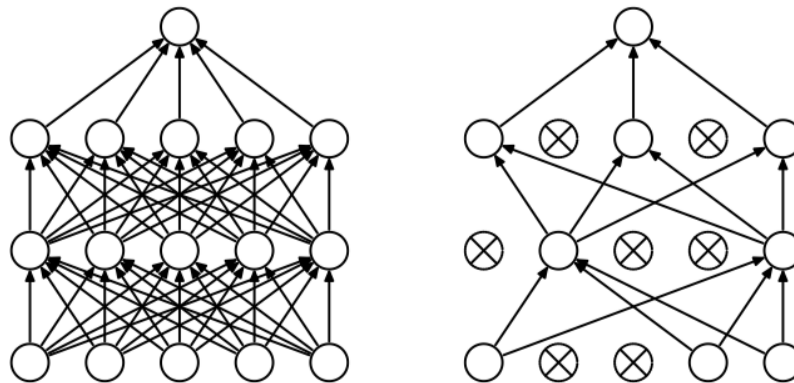
نرخ یادگیری بیانگر سرعت بروزرسانی وزن‌ها است که ممکن است مقداری ثابت باشد یا بصورت سازگار شونده تغییر کند. بهینه‌سازها، الگوریتم یا روشی برای تغییر ویژگی‌هایی مانند وزن و نرخ یادگیری هستند و به منظور کاهش تابع زیان استفاده می‌شوند. یکی از رایج‌ترین بهینه‌سازهایی که نرخ یادگیری را در حین فرآیند آموزش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

<sup>۱</sup> Cross-Entropy Loss

<sup>۲</sup> Learning Rate

### برون اندازی<sup>۱</sup>

برون اندازی روشی برای جلوگیری از بیش برآزش<sup>۲</sup> روی داده‌های آموزشی با حذف تصادفی واحدها در یک شبکه عصبی است. در این روش مانند شکل زیر یک واحد با احتمال  $p$  حذف یا با احتمال  $1-p$  حفظ می‌شوند.



شکل 10: برون اندازی واحدها در شبکه عصبی

### تکرار

یک مدل شبکه عصبی در یک دوره تکرار<sup>۳</sup> تمامی نمونه‌های آموزشی را برای بروزرسانی وزن‌های می‌بیند.

### شبکه‌های عصبی کانولوشنی

شبکه‌های عصبی کانولوشنی یک نوع خاص از شبکه‌های عصبی هستند که عموماً از لایه‌های کانولوشنی، لایه‌های ادغام<sup>۴</sup> و لایه‌های تمام متصل<sup>۵</sup> تشکیل شده اند و برای سیستم‌هایی که عکس‌ها ورودی آن‌ها هستند، شبکه عصبی مناسبی است.

<sup>1</sup> Dropout

<sup>2</sup> Overfit

<sup>3</sup> Epoch

<sup>4</sup> Pooling

<sup>5</sup> Fully Connected

### 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 عکس ورودی استفاده می‌شوند.

### لایه ادغام<sup>۱</sup>

از این لایه برای نمونه‌کاهی<sup>۲</sup> 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<sup>۳</sup> نوعی لایه ادغام است که مقادیر بیشینه ورودی را در نظر می‌گیرد.

### لایه تمام متصل<sup>۴</sup>

لایه تمام متصل عملیات را بر روی یک ورودی مسطح انجام می‌دهد بطوریکه 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.

### سیستم پیشنهادی

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. به منظور ایجاد محیطی یکپارچه جهت استفاده از سیستم و تسهیل کار برای کاربران نهائی یک سامانه تحت وب طراحی و پیاده سازی می‌کنیم تا

---

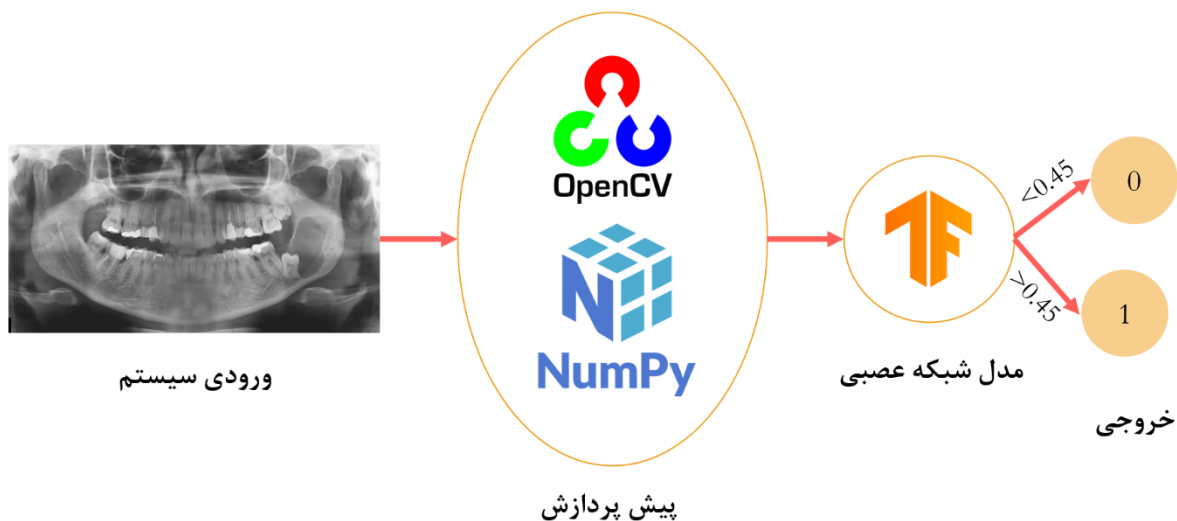
<sup>۱</sup> Pooling Layer

<sup>۲</sup> Downsampling

<sup>۳</sup> Max Pooling

<sup>۴</sup> Fully Connected Layer

به کمک آن کاربر نهائی (مراکز تصویر برداری یا درمانگاه‌های دندانپزشکی) بتوانند به سادگی تنها با بارگذاری تصاویر در این واسط کاربری نتیجه را به سرعت ملاحظه کنند.



شکل ۱۱: شمای کلی سیستم پیشنهادی

## فصل چهارم

### پیاده‌سازی



## پیاده سازی

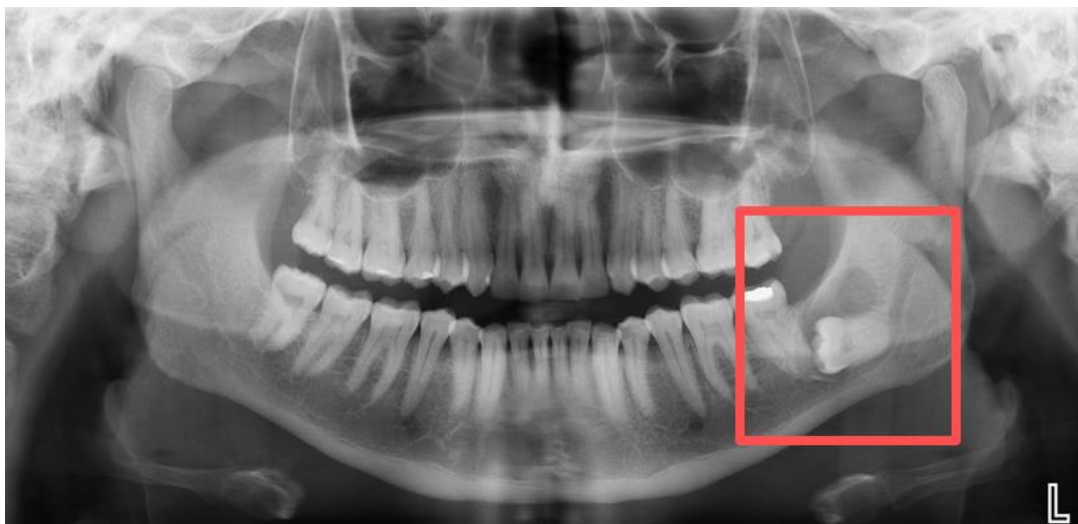
در این فصل ابتدا نحوه جمع آوری مجموعه دادگان، آماده سازی و پیش پردازش تصاویر به طور جزئی تر بیان شده و سپس جزئیات فنی و نحوه پیاده سازی مدل شبکه عصبی به طور دقیق تشریح می‌شود و در انتها اطلاعات مربوط به سامانه تحت وب و جزئیات طراحی، پیاده سازی و نحوه استفاده از آن بیان می‌شود.

### 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. مجموعه داده‌ی تهیه شده در این پروژه شامل ۹۳۶ تصویر رادیولوژی در دو کلاس دارای ضایعه و فاقد ضایعه می‌باشد.

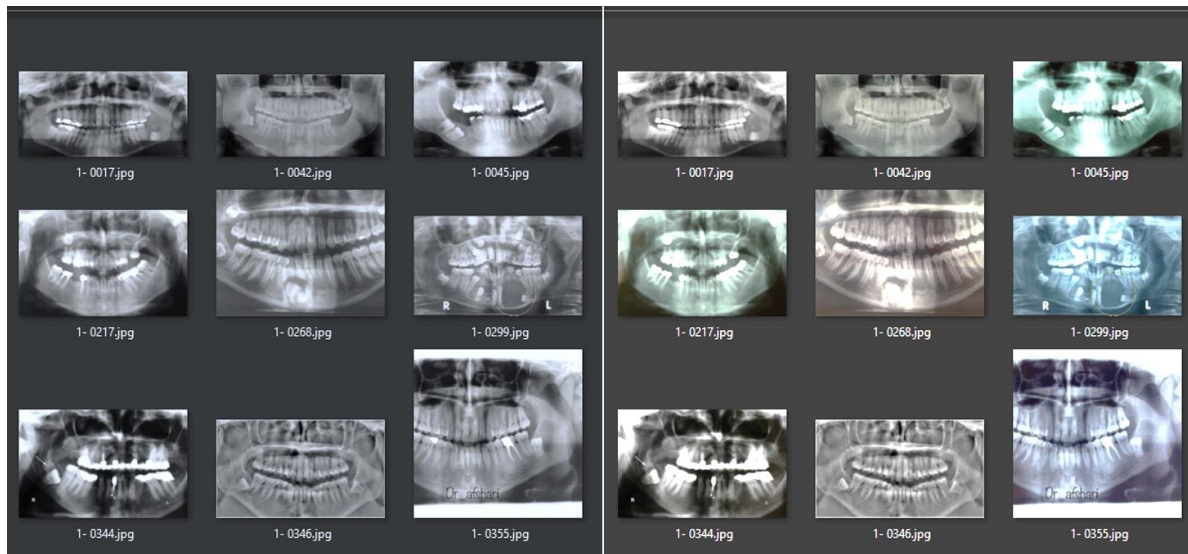
### آماده سازی تصاویر

برای تصاویر دارای ضایعه، محدوده‌های حاوی ضایعه از عکس‌های رادیوگرافی دندان به صورت دستی برش خورده 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 ۱۲: 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 ۱۳: یکدست سازی 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 زیرا سیستم دنتی جروس اغلب در این نواحی قرار دارد.



شکل ۱۴: برش و جدا کردن نواحی حاوی ضایعه

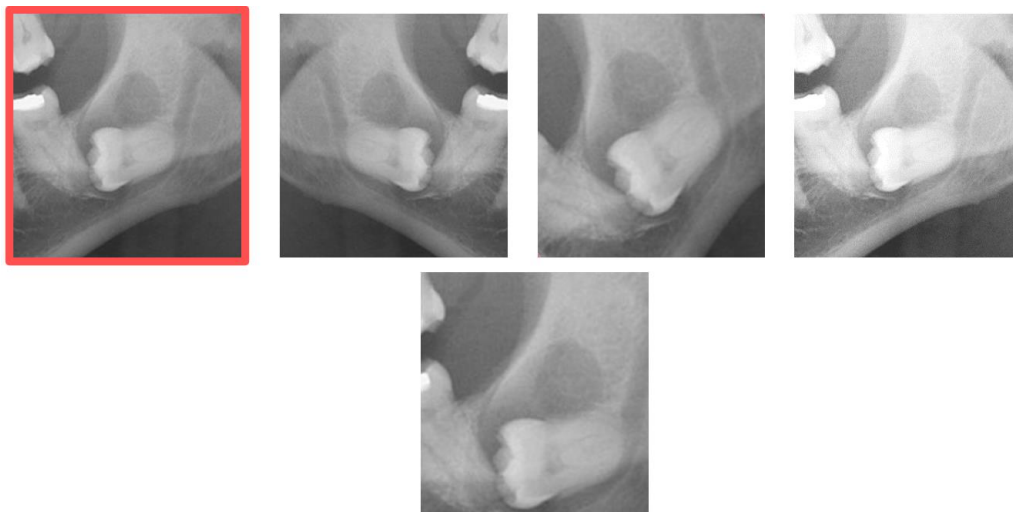
برای افزایش اندازه مجموعه داده و جهت کلی‌تر و مقاوم‌تر شدن آن از داده‌افزایی برای داده‌های آموزش استفاده می‌کنیم. روش‌های داده‌افزایی<sup>۱</sup> مانند: قرینه‌سازی<sup>۲</sup>، چرخش<sup>۳</sup>، تغییر روشنایی و تغییر مقیاس<sup>۴</sup> که برای افزایش کارایی مجموعه‌ی داده‌ی کوچک مفید هستند که در این پروژه به‌کار رفته‌اند.

<sup>۱</sup> Data augmentation

<sup>۲</sup> Flip

<sup>۳</sup> Rotate

<sup>۴</sup> Scale



شکل ۱۵: اعمال روش های داده افزایی روی عکس اولیه (عکس قرمز رنگ)

### اجرای آماده سازی

برای پیش‌پردازش تصاویر از امکاناتی که تنسرفلو در اختیار کاربران قرار می‌دهد، استفاده می‌کنیم. در تنسرفلو 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 داده افزایی می‌کنیم (داده افزایی 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، نرمال‌سازی می‌کنیم تا هر تصویر، پیکسل‌هایی در محدوده  $[0, 1]$  داشته باشد.

### تقسیم مجموعه داده

پس از پیش‌پردازش، با استفاده از دستور Shuffle در کتابخانه‌ی Random زبان پایتون، عکس‌ها را درهم‌ریزی می‌کنیم و با کمک کتابخانه NumPy داده‌ها را به ۳ دسته‌ی آموزش، ارزیابی و تست با نسبت‌های ۶۰٪، ۲۰٪ و ۲۰٪ تقسیم بندی می‌کنیم. بنابراین از ۹۳۶ تصویر ۵۶۱ تصویر به عنوان داده‌های مرحله آموزش، ۱۸۷ تصویر به عنوان داده‌های ارزیابی و ۱۸۸ تصویر به عنوان داده‌های تست در نظر گرفته می‌شوند که هر کدام دارای ۲ کلاس هستند.

## 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  $7 \times 7$ ، تابع فعال‌سازی ReLU

(۲) لایه ادغام بیشینه: اندازه فیلتر  $2 \times 2$

(۳) لایه کانولوشنی: ۶۴ فیلتر، اندازه کرنل  $5 \times 5$ ، تابع فعال‌سازی ReLU

(۴) لایه ادغام بیشینه: اندازه فیلتر  $2 \times 2$

(۵) لایه کانولوشنی: ۶۴ فیلتر، اندازه کرنل  $3 \times 3$ ، تابع فعال‌سازی ReLU

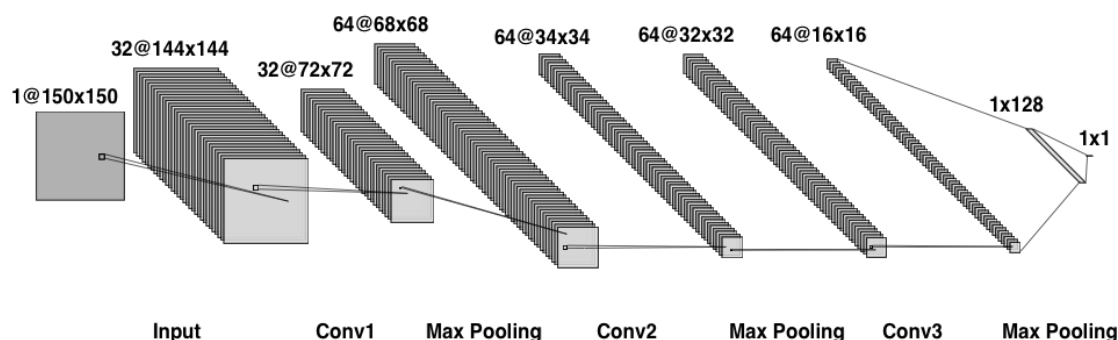
(۶) لایه مسطح‌سازی

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

(۸) لایه برون‌اندازی: احتمال برون‌اندازی ۰.۵

(۹) لایه تمام متصل: ۱ نورون، تابع فعال‌سازی Sigmoid

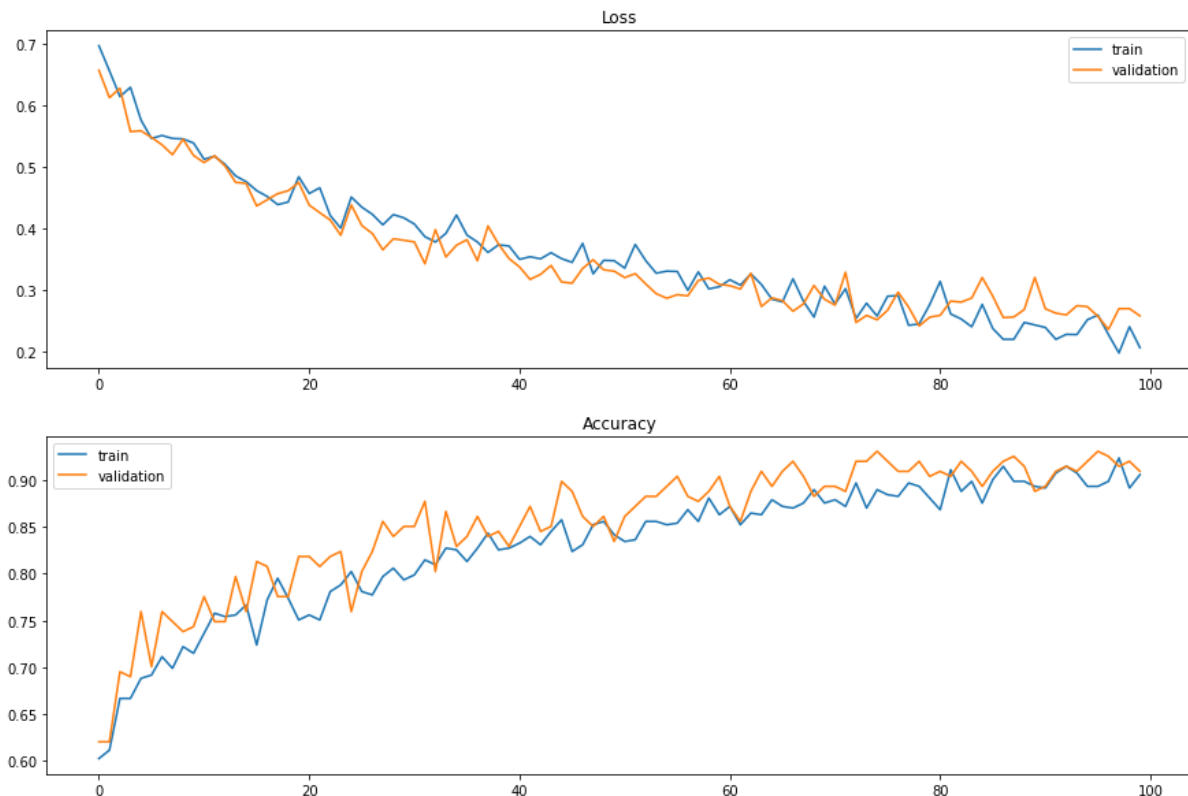
ورودی شبکه عصبی تصاویر سیاه و سفید دارای یک کانال رنگی با اندازه‌ی  $150 \times 150$  هستند. در لایه‌های میانی از تابع فعال‌سازی ReLU استفاده شده است، اما در لایه آخر که تنها یک نورون خروجی دارد و احتمال کلاس خروجی را تعیین می‌کند از تابع فعال‌سازی Sigmoid استفاده شده است. زیرا این تابع احتمال خروجی را بین ۰ تا ۱ تعیین می‌کند که برای مشخص کردن احتمال کلاس خروجی، راحت‌تر است. برای بهینه‌سازی از بهینه‌ساز Adam با نرخ یادگیری ۰.۰۰۱ استفاده کرده ایم. تابع آنتروپی متقاطع دودویی نیز برای اندازه‌گیری خطا به کار رفته است. در شکل زیر شمای این مدل آمده است.



شکل ۱۶: ساختار مدل شبکه عصبی طراحی شده پیشنهادی

## آموزش شبکه عصبی

شبکه عصبی را در ۱۰۰ تکرار آموزش می‌دهیم و در حین آموزش از معیار دقت بر روی داده‌های ارزیابی استفاده می‌کنیم. دقت این شبکه عصبی کانولوشنی بر روی داده‌های تست ۹۳٪ و مقدار خطای آن ۰.۰۷ است. نمودار تغییرات خطا و دقت در حین آموزش در عکس زیر قرار داده شده است.



شکل 17: تغییرات دقت و خطا در حین آموزش شبکه عصبی

همچنین مقادیر Precision، Recall و F1 Score برای ۲ کلاس خروجی در جدول زیر آمده است.

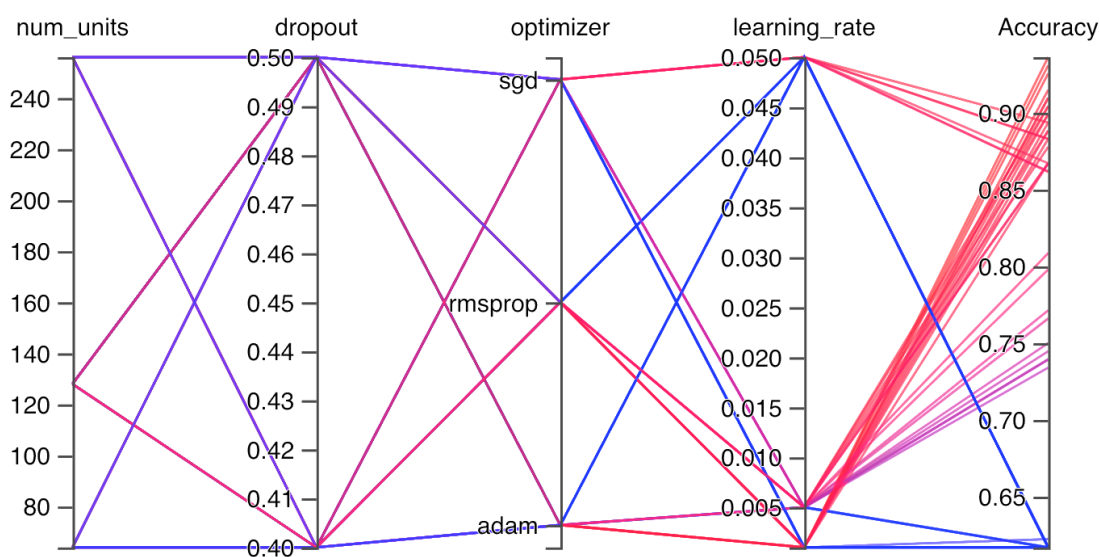
جدول 2: نتایج حاصله از شبکه عصبی

<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	

## 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 عبارتند از: تعداد نورون‌های 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 ۱۷ خروجی بخش Parallel Coordinates View در Tensorboard نشان داده شده است که روابط بین مقادیر ابرپارامترها و دقت نهایی شبکه عصبی را نشان می‌دهد. همچنین در شکل ۱۸ این اطلاعات بصورت یک جدول نشان داده شده‌اند.



شکل 18: دقت مدل شبکه عصبی براساس مقادیر ابرپارامترها

The screenshot shows the TensorBoard interface with the 'SCALARS' tab selected. On the left, there are filters for 'num\_units' (64.000, 128.00, 256.00), 'dropout' (checked), 'optimizer' (adam, rmsprop, SGD), and 'learning\_rate' (0.0010000, 0.0050000, 0.050000). The 'Metrics' section shows 'Accuracy' is checked. The main table displays the following data:

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 19: مشاهده تاثیر مقدار ابرپارامترها روی دقت نهائی مدل شبکه عصبی

با توجه به این نتایج، پارامترهایی را انتخاب کردیم تا بهترین دقت را حاصل کند.

## طراحی سیستم تشخیص ضایعه دنتی جروس

پس از آموزش شبکه عصبی و بدست آوردن یک مدل آموزش دیده با عکس‌های رادیوگرافی دندان جهت تشخیص وجود ضایعه دنتی جروس، برای تسهیل استفاده کاربرنهایی یک سیستم تحت وب یکپارچه طراحی و پیاده سازی می‌کنیم تا کاربر نهایی بتواند با وارد کردن تصویر کل فک<sup>۱</sup>، 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؛ 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 پیاده سازی نمائیم

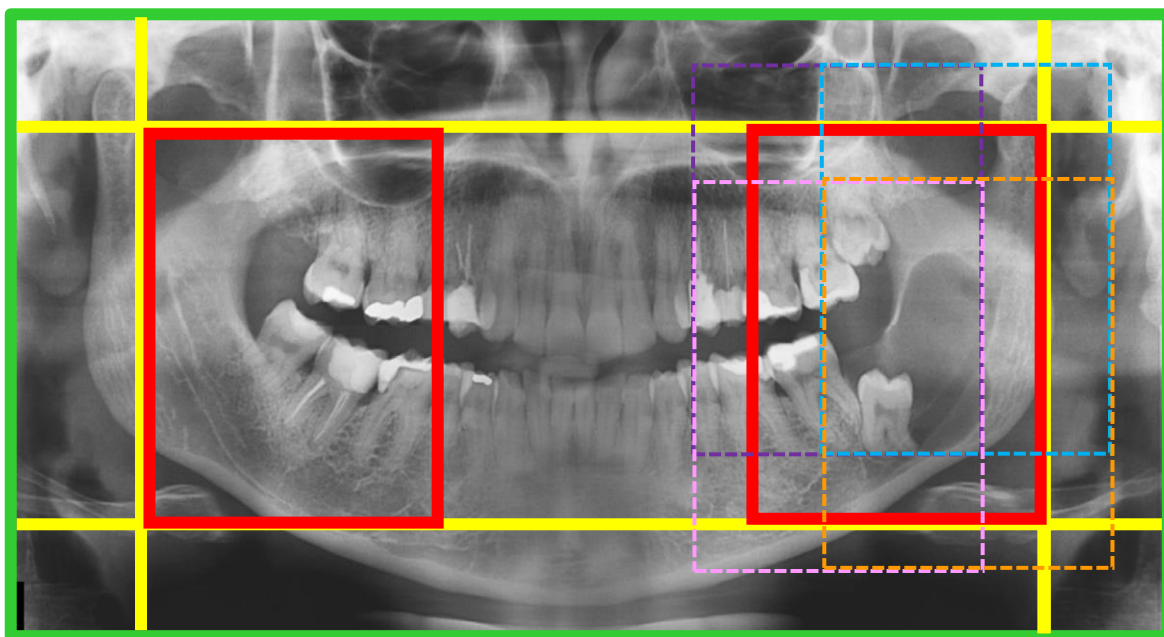
<sup>۱</sup> OPG



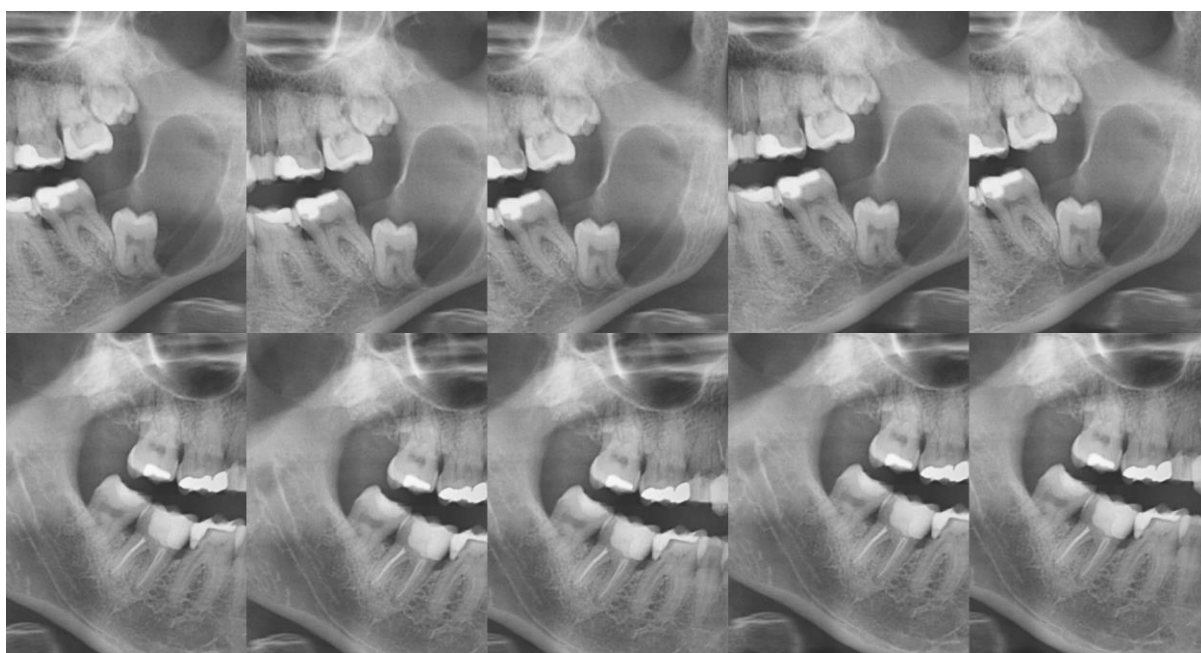
که محدوده تصاویر ورودی سامانه را تا حد زیادی با محدوده تصاویری که مدل شبکه عصبی با آنها آموزش دیده یکسان نماید.

## پردازش عکس‌های 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 ۸ و ۵ 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 ۱۸ حاصل شود، سپس محدوده باقی مانده از تصویر را به سه بخش مساوی تقسیم کرده و بخش‌های راست و چپ را که در شکل ۱۸ با رنگ قرمز مشخص کرده ایم 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 ۴ تصویر دیگر که حاصل از جابجا کردن محدوده قرمز به اندازه 0.02 از طول عکس در جهت‌های بالا و پایین هستند هم از تصویر اولیه استخراج شده و در نهایت ۱۰ 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. این مقادیر برای برش به گونه‌ای انتخاب شده‌اند تا عکس‌ها حداکثر شباهت را با داده‌های آموزشی داشته باشند و همچنین در صورتی که در گوشه‌هایی از عکس، لوگو یا نامی قرار گرفته باشد، حذف شود. یک نمونه از برش دادن و تبدیل هر قسمت برش به ۵ بخش، در شکل‌های ۱۸ و ۱۹ آمده است.



شکل 20: برش تصاویر OPG در سامانه



شکل 21: ناحیه‌های بدست آمده از تصاویر برش خورده در سامانه

در انتها، جهت یکسان سازی 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.

## خروجی سیستم

برای هر ورودی کاربرنهایی ۱۰ 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 ۰ تا ۱ 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.

## 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<sup>۱</sup> 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 ۱۰ 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 واسط برنامه نویسی کاربردی<sup>۲</sup> هایی 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

<sup>۱</sup> Docker Container

<sup>۲</sup> Application Programming Interface

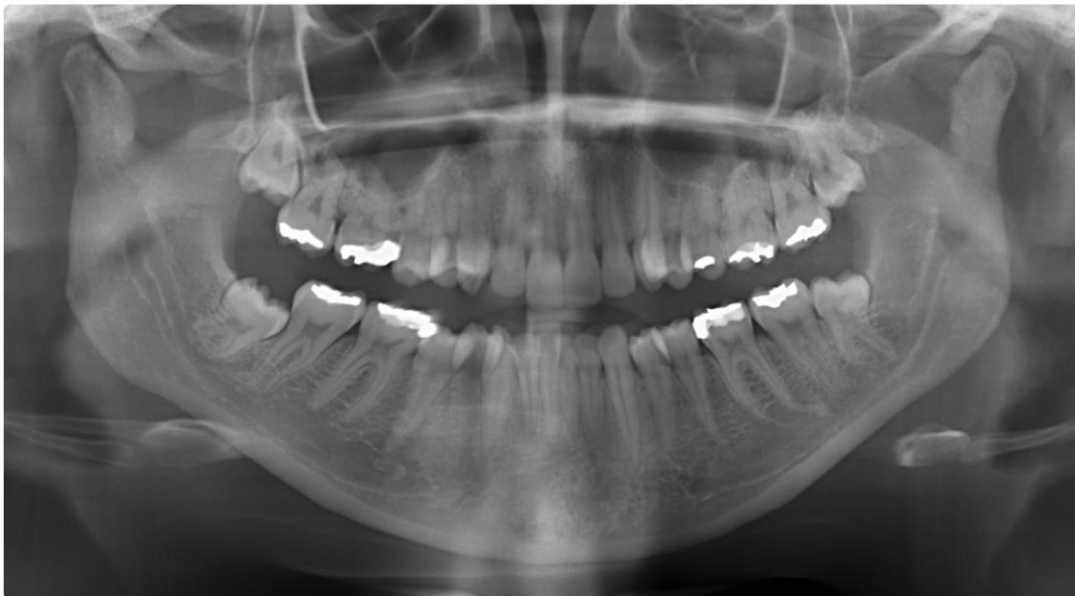
نواحی مستطیلی ترسیم می‌شود تا این نواحی به کاربر نشان داده شوند. در شکل ۲۱ صفحه‌ی بارگذاری عکس، در شکل ۲۳ نحوه‌ی نمایش خروجی برای تصویری که دارای ضایعه است و در شکل ۲۲ نحوه‌ی نمایش خروجی برای تصویری که فاقد ضایعه است، آورده شده است.

## Upload the image

No file chosen

شکل 23 : نمایی از واسط کاربری جهت بارگذاری تصویر

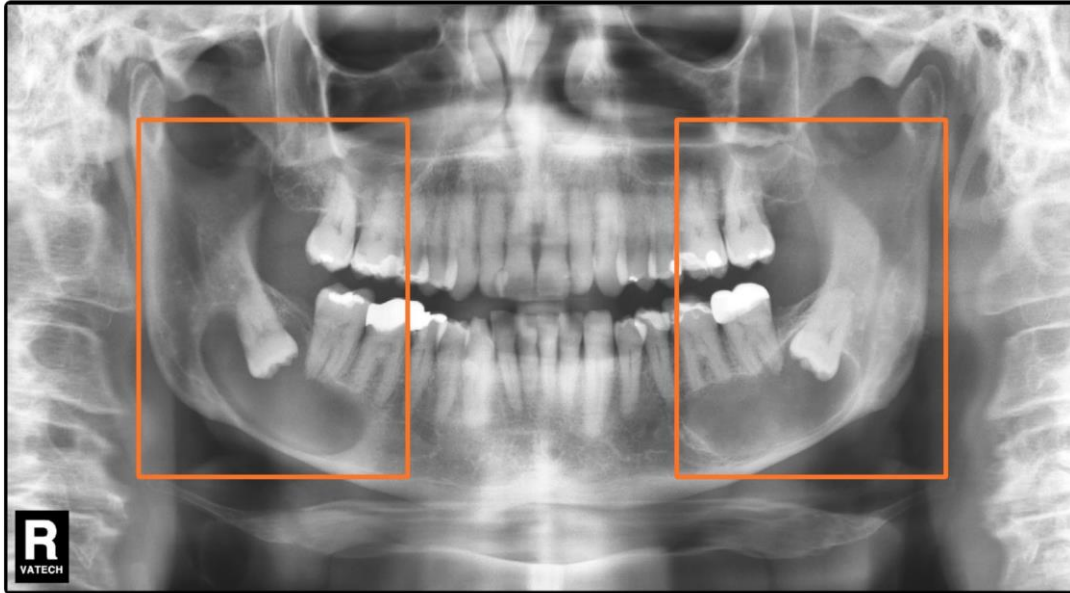
**Prediction Result: Dentigerous cyst is not available**



شکل 22 : نمایی از نحوه نمایش نتایج نهایی سامانه (تشخیص عدم وجود ضایعه)

### Prediction Result: Dentigerous cyst is available

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



Back

شکل 24 : نمایی از نحوه نمایش نتایج نهایی سامانه (تشخیص وجود ضایعه و نمایش محدوده)

### دقت سامانه

دقت سامانه طراحی و پیاده سازی 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 ۵۱۲×۱۰۲۴ است. در صورت استفاده از تصاویر با کیفیت نامناسب و ابعاد کوچک، دقت سامانه به ۷۷٪ کاهش می‌یابد.

## فصل پنجم

### خروجی و نتایج

## خروجی و نتایج

در این بخش ابتدا خروجی‌های طرح توضیح داده می‌شود و سپس نحوه ارزیابی و نتایج حاصله ارائه می‌گردند و در انتها هم مقایسه‌ای از نتایج خروجی این طرح و نتایج کارهای پیشین خواهیم داشت.

### ۵-۱- 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 پیاده سازی شد تا به کمک آن وجود یا عدم وجود ضایعه دنتی جروس در یک تصویر رادیوگرافی دندان را تشخیص بدهیم. برای استفاده آسان از قابلیت‌های فراهم شده یک سامانه تحت وب طراحی و پیاده سازی کرده ایم 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 کاربرنهایی 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.

### ۵-۲- 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.

### ۵-۲-۱- شیوه ارزیابی

در این پروژه پس از مطالعات مقالات و بررسی روش‌های مرسوم ارائه نتایج در فعالیت‌های مشابه به این جمع بندی رسیدیم که معیارهای Accuracy، Precision، Recall و F1-Score که با استفاده از روابط ۳ الی ۶ و بر اساس ماتریس آشفتگی جدول ۳ محاسبه می‌شوند می‌توانند برای ارزیابی مفید و موثر باشند.

جدول 3: ماتریس آشفتگی

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

$$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives} \quad \text{رابطه ۳}$$

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

$$Recall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives} \quad \text{رابطه ۵}$$

$$F1\ score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad \text{رابطه ۶}$$

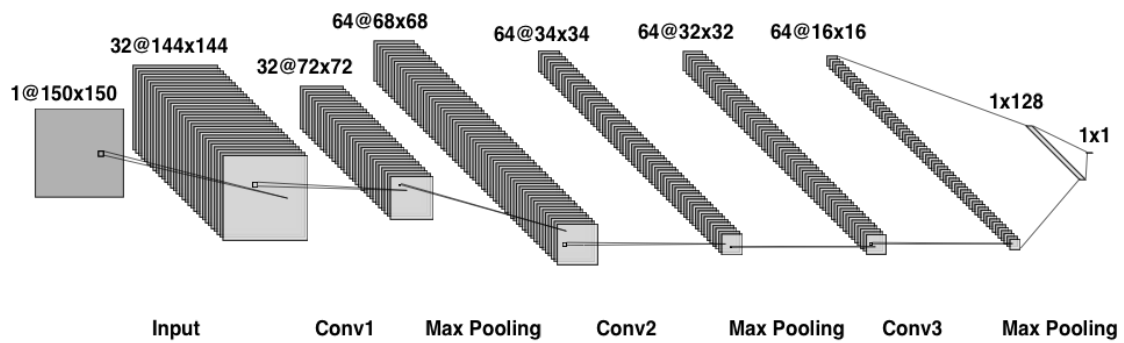
### ۵-۲-۲- نتایج بدست آمده

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 عکس‌های 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.

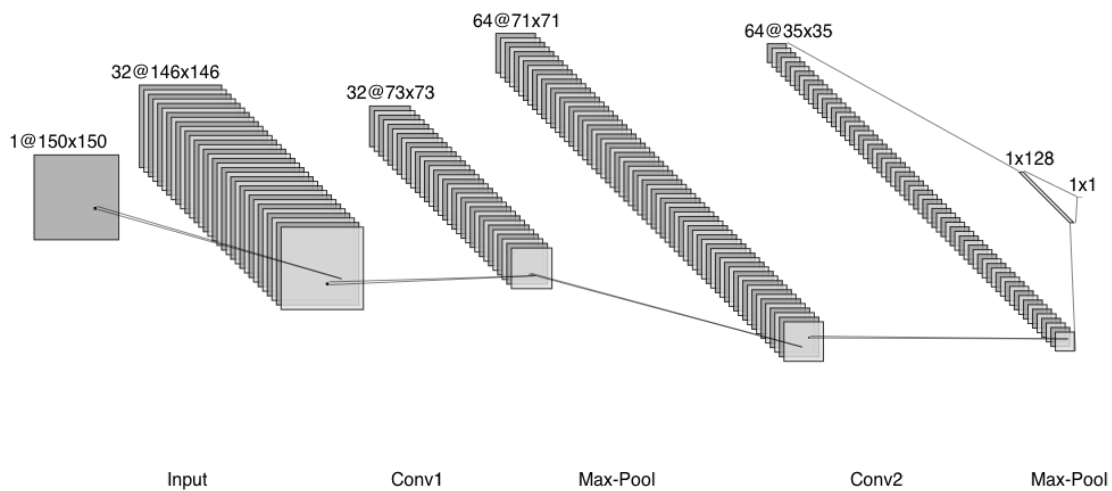
ساختارهای زیادی برای شبکه‌های عصبی کانولوشنی در این پروژه مورد طراحی و تحلیل قرار گرفته‌اند. در این قسمت به طور دقیق‌تر به بررسی سه مورد از آن‌ها می‌پردازیم. در شکل ۱، از ۲ لایه کانولوشن که بعد از آن‌ها لایه ادغام بیشینه آمده است، استفاده شده است. بعد از آخرین لایه ادغام، داده‌ها به یک شبکه تمام متصل 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



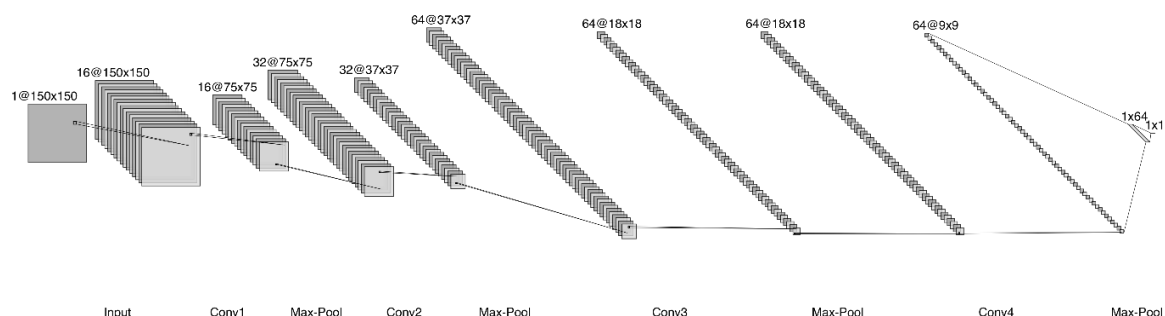
۳ نشان داده شده است، از ۴ لایه کانولوشن و ادغام بیشینه استفاده کرده‌ایم که خروجی آن‌ها به یک لایه تمام متصل با ۶۴ نورون داده می‌شود و یک نورون به عنوان خروجی نهایی شبکه عصبی قرار داده شده است.



شکل 25: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده دو (مدل سه لایه)

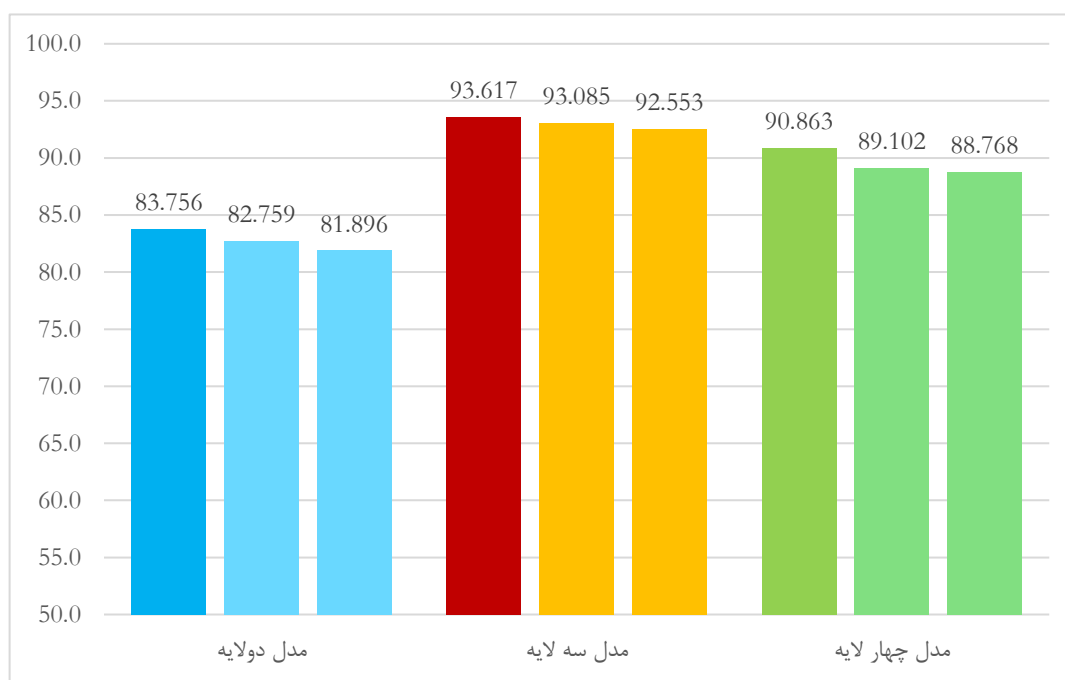


شکل 26: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده یک (مدل دو لایه)



شکل 27: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده سه (مدل چهار لایه)

پس از طراحی این ۳ 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 نمودار زیر قابل مشاهده است.

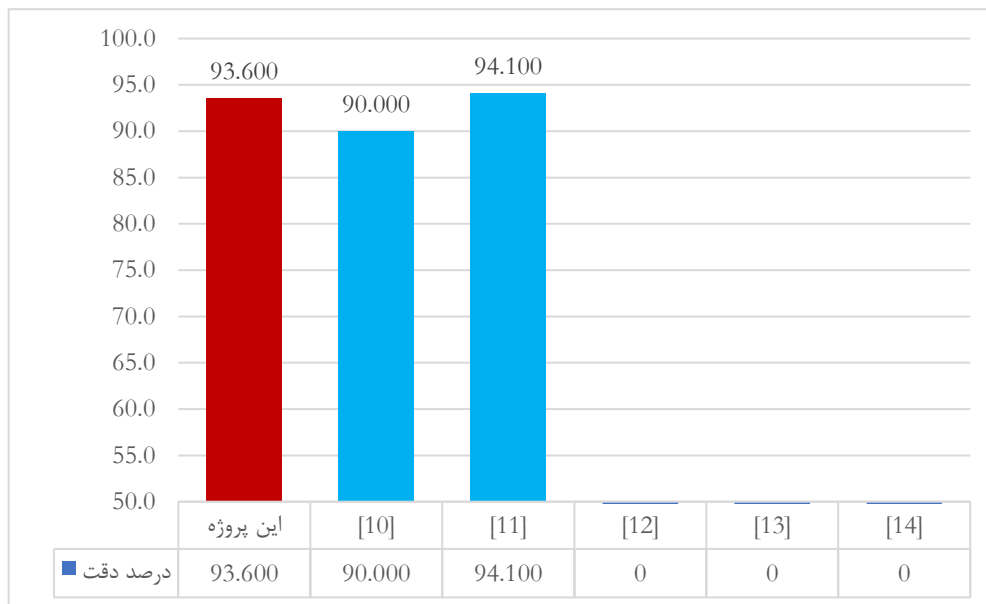


شکل 28: نمودار مقایسه سه دقت برتر مدل‌های طراحی شده

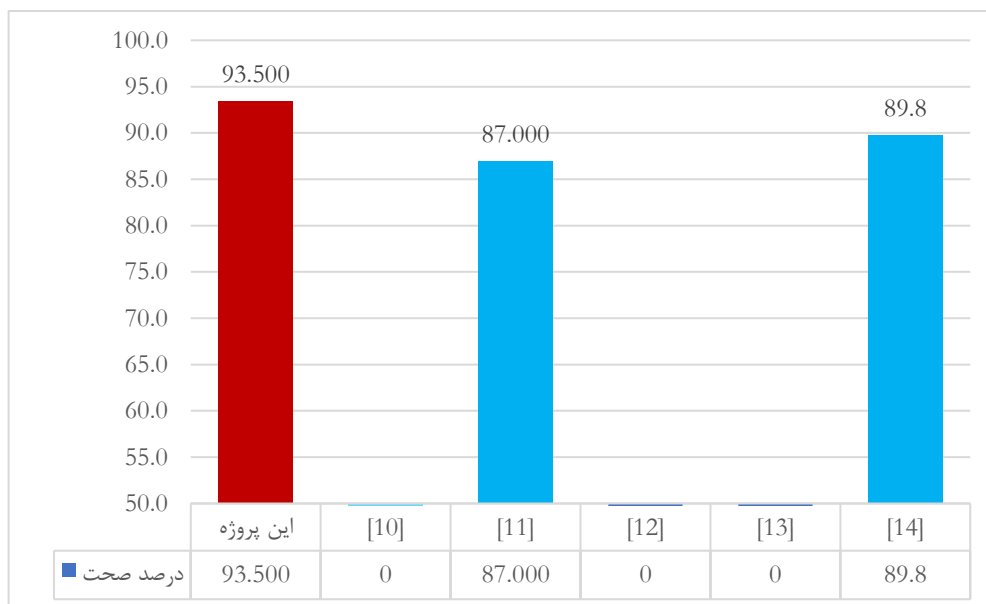
با توجه به مقادیر بدست آمده از دقت مدل‌های طراحی شده، ساختار شکل ۲ را به برای شبکه عصبی کانولوشنی انتخاب کردیم. با استفاده از این ساختار به دقت ۹۳٪ در داده‌های تست دست پیدا کردیم.

## ۵-۳- مقایسه نتایج

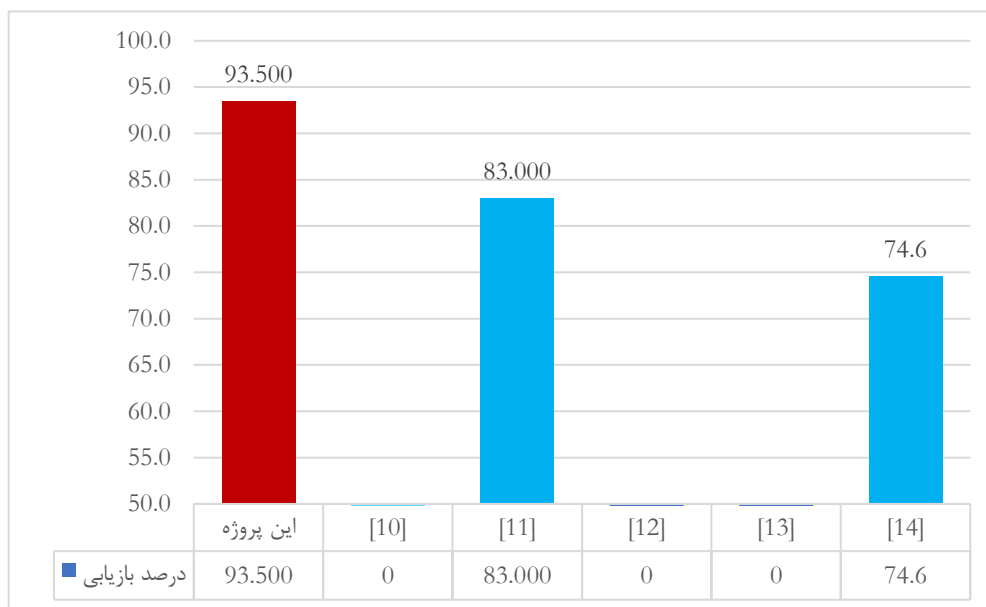
در این قسمت نتایج بدست آمده از پروژه خود را براساس معیارهایی که قبل تر تشریح شدند و نیز تعداد تصاویر دنتی جروس مورد استفاده قرار گرفته با فعالیت‌های پیشین مورد مقایسه قرار می‌دهیم.



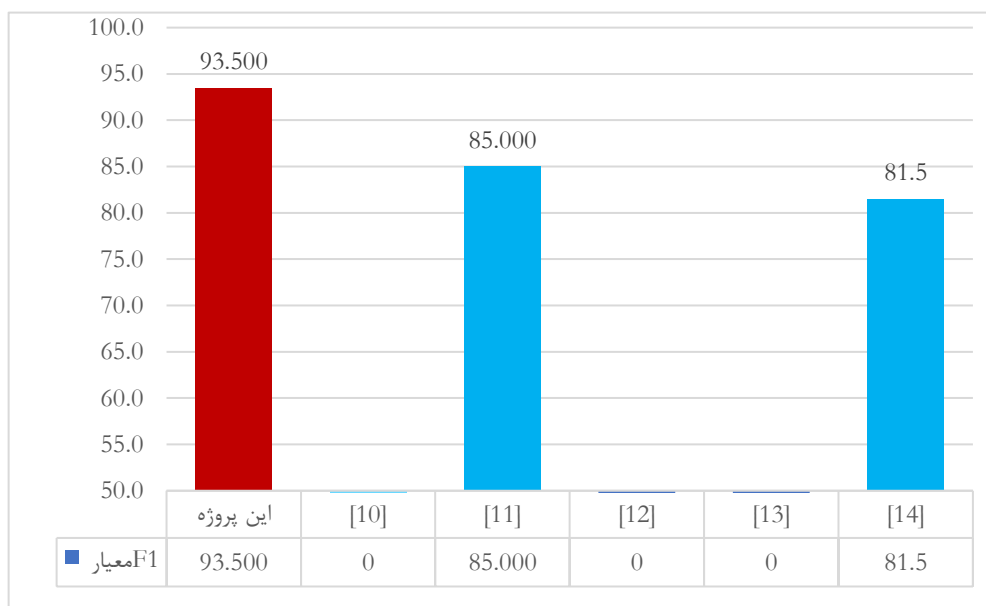
شکل 29: مقایسه درصد دقت



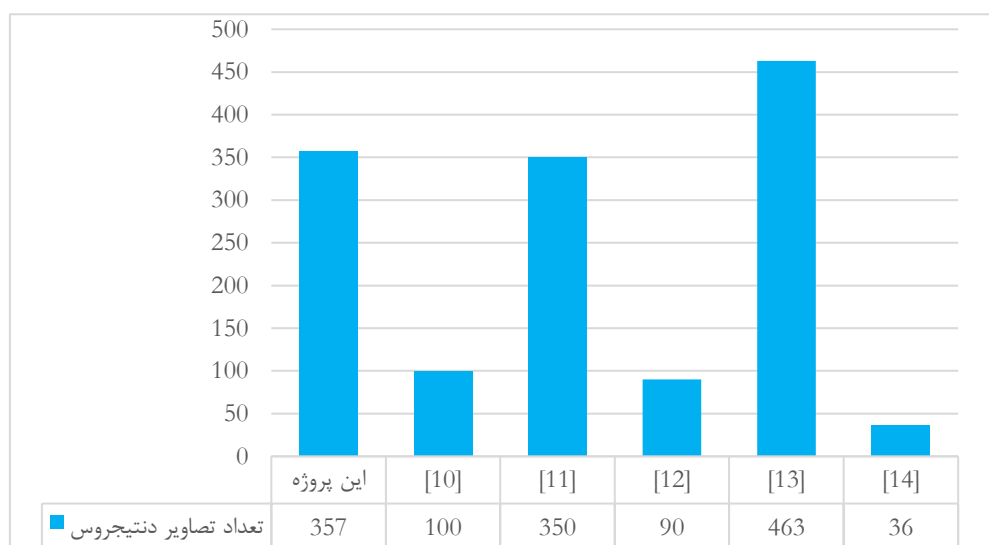
شکل 30: مقایسه درصد صحت



شکل 32: مقایسه درصد بازیابی



شکل 31: مقایسه معیار F1



شکل ۳۳: مقایسه تعداد تصاویر ضایعه دنتیجروس

## فصل ششم

### جمع‌بندی و نتیجه‌گیری و پیشنهادات

## جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

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 از نظر ما 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.

## پیشنهادهای

با توجه به نتایج موفقیت آمیز طرح جاری در راستای تکمیل این فعالیت‌ها و حرکت به سمت دستیابی به سیستم تشخیصی کامل‌تر می‌توان با هم‌بین 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 تمرین داده شده برای سایر ضایعات بی‌نیاز می‌کند.

جهت به‌کارگیری سیستم فراهم شده در این پروژه در کاربردهای بالینی می‌توان آن را در دستگاه‌های تصویر برداری دندان پزشکی تعبیه کرد تا صورت بیشتر شدن فعالیت‌ها در این حوزه بتوان گزارش‌های خودکار مختفی و تحلیل‌های مفیدی به محض تصویر برداری به همراه تصویر ارائه داد و 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](http://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.

پیوست ها

واژه نامه

No index entries found.

## **Abstract**

---

## **Abstract**

This page is accurate translation from Persian abstract into English.

**Key Words:** Write a 3 to 5 KeyWords is essential.



**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 method**

**By  
Arya Varaste – Reza Tavasoli**

**Supervisor  
Dr. Hamed Farbeh**

**Advisor  
Dr.**

**March & 2021**