

پیشنهاد پروژه در حوزه چشم و سلامت

AI Medic

تیم پنج

۲۸ مهر ۱۴۰۰



## فهرست مطالب

۱	چکیده	۱
۱	مقدمه	۲
۲	بیماری‌های چشمی	۳
۳	مجموعه داده‌ها	۴
۶	مرور منابع	۵
۷	روش پیشنهادی	۶
۸	تشخیص (Detection)	۷
۸	۱-۷ تصاویر فانداس	
۹	۲-۷ استفاده از مدل‌های تشخیص تصویر معروف	
۱۰	۳-۷ یکدست کردن مدل‌ها	
۱۰	۴-۷ استفاده از MLflow	

---

۵-۷	پیش پردازش تصاویر	۱۰
۶-۷	استفاده از SVM	۱۱
۸	نمایش (Visualizaation)	۱۱
۱-۸	ارائه تصاویر مشابه با استفاده از KNN	۱۲
۲-۸	نشان دادن ویژگی های واضح تر در تصاویر فانداس	۱۲
۹	نتایج	۱۳
۱۰	جمع بندی	۱۴
مراجع		۱۵

## ۱ چکیده

در ده سال اخیر، بیماری‌های چشمی خطرناک که منجر به کم‌بینایی و نابینایی افراد می‌شوند افزایش چشم‌گیری داشته‌اند. با توجه به اهمیت این موضوع، در این پروژه تشخیص بیماری‌های چشمی به منظور حداقل کردن خطای تشخیص بیماری بررسی شده است. در این پروژه از چندین مدل یادگیری عمیق برای بررسی ابعاد مسئله استفاده شد. با توجه به اینکه هر مدل هوش مصنوعی دارای خطاست در این پروژه سعی شده است که با استفاده از پردازش تصویر و تکنیک‌های مختلف دید بهتری به پزشک برای تشخیص بیماری داده شود. از جمله روش‌های استفاده شده در این پروژه قطعه‌بندی رگ‌های چشمی است که در تشخیص بیماری‌های چشمی اهمیت ویژه‌ای دارد.

## ۲ مقدمه

از جمله عوامل افزایش بیماری‌های چشمی می‌توان به پیری جمعیت و تاثیرات زندگی دیجیتال اشاره کرد. تشخیص سریع و درمان مناسب تاثیر زیادی در پیشگیری از نابینایی و افزایش کیفیت زندگی خواهد داشت. روش‌های تشخیص معمولی به حد بالایی وابسته به تجربه حرفه‌ای و دانش پزشکان است که می‌تواند باعث افزایش تشخیص‌های اشتباه و زیان‌های جبران ناپذیری شود. ترکیب چشم پزشکی و هوش مصنوعی پتانسیل ایجاد یک انقلاب در روش‌های معمولی تشخیص بیماری‌های چشمی را داراست و می‌تواند تاثیر بزرگی در روند درمان داشته باشد.

با توجه به اینکه تشخیص زودهنگام بیماری می‌تواند بیشترین تاثیر را در کنترل آن داشته باشد، هوش مصنوعی در حوزه تشخیص بیماری‌ها با استفاده از تصاویر و داده‌های پزشکی رونق بسیاری داشته است که افزایش پژوهش‌ها در زمینه تشخیص بیماری‌هایی نظیر سرطان، بیماری‌های چشمی، بیماری‌های قلب و عروق و آلزایمر بیانگر این مسئله است. با توجه به تحقیقات ما در حوزه چشم و سلامت، پروژه‌های امکان‌پذیر این حوزه به سه بخش اصلی تشخیص بیماری، تشخیص شدت بیماری و پردازش تصویر به منظور استخراج نواحی با اهمیت بالا برای پزشک تقسیم می‌شوند.

در ادامه ابتدا بیماری‌های چشمی معرفی شده و سپس دادگان موجود بررسی می‌شوند. سپس یک جمع‌بندی از روش‌های قبلی این حوزه ارائه می‌گردد و در نهایت مسیر طی شده در این پروژه ارائه و نتایج بررسی می‌شود.

## ۳ بیماری‌های چشمی

با توجه به اینکه علائم و نشانه‌های بیماری‌های چشمی در تشخیص این بیماری‌ها نقش اصلی را ایفا می‌کنند در این بخش بعضی از بیماری‌ها که امکان تشخیص آن‌ها با استفاده از تصاویر پزشکی امکان‌پذیر است، بررسی شده‌اند.

\*اطلاعات وارد شده در این قسمت به طور خلاصه هستند، گزارش کامل‌تری از این بیماری‌ها در فایل Review-Eye-Disease موجود است.

### ● رتینوپاتی دیابتی<sup>۱</sup>:

قند خون بالا (دیابت) باعث مسدود شدن رگ‌های خونی می‌شود، مسدود شدن رگ‌های خونی در چشم باعث می‌شود که چشم تلاش کند رگ‌های جدیدی ایجاد کند. ولی چون این کار به درستی انجام نمی‌شود باعث نشت خون در شبکیه چشم می‌شود.

### ● آب مروارید<sup>۲</sup>:

آب مروارید عبارت است از کدر و تیره شدن عدسی چشم‌ها، ابتلا به این بیماری با افزایش سن امری طبیعی است. در صورت عدم درمان به موقع، پیشرفت تدریجی این بیماری منجر به کوری می‌شود.

### ● آب سیاه<sup>۳</sup>:

به دلیل افزایش فشار در چشم عصب‌های بینایی که وظیفه انتقال پیام بینایی به مغز را دارد به تدریج دچار تخریب شده و این امر به تدریج منجر به نابینایی در فرد می‌شود.

### ● دژنراسیون ماکولا<sup>۴</sup>:

این بیماری که از آن به بیماری لکه زرد هم یاد می‌شود عبارت است از ایجاد یک لکه تیره در مرکز سطح بینایی انسان. این بیماری به علت تشکیل موادی به اسم Drusen در شبکیه چشم ایجاد می‌شود و معمولاً با افزایش سن رابطه مستقیمی دارد.

---

<sup>1</sup>diabetic retinopathy

<sup>2</sup>cataract

<sup>3</sup>glaucoma

<sup>4</sup>degeneration macular

● فشار خون بالا<sup>۱</sup>:

فشار خون بالا و چربی روی عروق شبکیه چشم تاثیر گذار هستند و باعث صدمه دیدن این عروق می شوند که منجر به نشت خون و مواد خونی از عروق به داخل بافت ها به خصوص داخل شبکیه و یا موجب انسداد رگ در شبکیه می شوند.

● نزدیک بینی پاتولوژیکی<sup>۲</sup>:

نزدیک بینی به علت طولانی بودن قطر کره چشم نسبت به قدرت تمرکز قرنیه و عدسی چشم بوجود می آید که می تواند به دلیل انحنای بیش از حد قرنیه یا عدسی چشم باشد. این امر باعث میشود که پرتوهای نور به جای افتادن روی شبکیه در جلوی شبکیه متمرکز شوند.

بر اساس گزارش‌ها ۴۰۰ میلیون نفر در دنیا دیابت دارند که یک سوم از این افراد دارای بیماری رتینوپاتی دیابتی هستند. در ایران نیز ۱۰ درصد افراد دارای دیابت هستند و دیابت یکی از مهم‌ترین علل نابینایی و کاهش بینایی در ایران است. با توجه به اینکه اختلالات شبکیه در سنین بالا رخ می‌دهد و این موضوع که جامعه ایران رو به سالمندی می‌رود، موارد اختلالات در شبکیه چشم رو به افزایش است [۱].

## ۴ مجموعه داده‌ها

خوشبختانه در زمینه بیماری‌های چشمی مجموعه داده‌های خوبی با دسترسی آزاد جمع آوری شده‌اند در این قسمت خلاصه‌ای از خصوصیات این دادگان ارائه می‌دهیم. اطلاعات وارد شده در این قسمت به طور خلاصه هستند، گزارش کامل‌تری از مجموعه داده‌های موجود در فایل Review-Detection-Datasets موجود است.

با توجه به تحقیقات ما در این زمینه سه نوع تصویر برداری با خصوصیات متفاوت انجام می‌گیرد که به سه نوع مدالیتی تصویر منجر می‌شود.

۱. Fundus:

<sup>1</sup>Hypertension

<sup>2</sup>myopiapathologic

این نوع تصویر برداری که بیشترین حجم دادگان موجود را به خود اختصاص می‌دهد، در تشخیص انواع بیماری از جمله، آب سیاه، آب مروارید و رتینوپاتی دیابتی کاربرد دارد. در این روش پزشک با استفاده از یک قطره و پنجره‌ای که جلوی چشم را بیشتر باز می‌کند می‌تواند با استفاده از یک دستگاه تصویربرداری تصاویر شفافی از قسمت‌های داخلی چشم را مشاهده کند. در ادبیات این حوزه تصویر برداری Funfus فرایندی است که نور منعکس شده از دستگاه برای بدست آوردن نمای دوبعدی از بافت سه‌بعدی و نیمه شفاف شبکه استفاده می‌شود.

## ۲. Retinal Optical Coherence Tomography (OCT):

این روش یک روش تصویر برداری غیر تهاجمی است که از امواج نور برای عکسبرداری از شبکه استفاده میکند. با OCT پزشک می‌تواند هر یک از لایه‌های متمایز شبکه را مشاهده و خامت لایه‌های شبکه را اندازه‌گیری کند. در این روش نور لیزر مخصوصی به چشم تابانده می‌شود. این نور پس از عبور از لایه‌های مختلف چشم نهایتاً بازتاب پیدا می‌کند و سنسور دستگاه با آنالیز بازتاب نور چگونگی لایه‌های مختلف چشم را بررسی می‌کند. در نهایت دستگاه با آنالیز نور لایه‌های طبیعی را از غیر طبیعی تشخیص داده و نوع ضایعه را با وضوح و دقت میکرونی نشان می‌دهد.

## ۳. Ophthalmic Slit Lamp:

در پژوهش‌های انگشت شماری از این نوع تصویربرداری استفاده شده است. لامپ اسلیت وسیله‌ای است که شامل یک منبع نور با شدت بالا است که می‌تواند به صورت متمرکز یک صفحه نازک نور را به داخل چشم بتاباند. پزشکان از این طریق می‌توانند به معاینه چشم بپردازند. لامپ اسلیت برخلاف روش‌های قبلی تصویری بیرونی از چشم ارائه می‌دهد. در تحقیقات از این تصویر برداری برای تشخیص آب مروارید استفاده شده است.

در زیر خلاصه‌ی تعدادی از مجموعه داده‌ها آورده شده است. برای توضیحات کامل این دادگان به گزارش مربوطه مراجعه کنید.

### ● تشخیص بیماری‌های چشمی :

یک پایگاه داده چشمی از ۳۵۰۰ بیمار با سن و عکس‌های Fundus رنگی از چشم‌های چپ و راست و نوع بیماری است. این دادگان علاوه بر نوع بیماری دارای اطلاعات دیگری از بیمار مثل سن و جنسیت

بیمار نیز هست.

● تصاویر OCT شبکه‌ای :

در این مجموعه داده، ۸۴۴۵۰ تصویر اشعه-ایکس وجود دارد که به سه دسته train, test, validation تقسیم بندی شدند. برچسب هر تصویر یکی از سه بیماری، Choroidal NeoVascularization(CNV), Diabetic Macular Edema(DME), DRUSEN و یا بدون بیماری است. را داریم که به صورت زیرپوشه هایی برای کلاس بندی های مختلف است که تعداد هر کدام با دیگری متفاوت است.

● تشخیص آب سیاه:

این مجموعه داده دارای ۵۲۰ عکس برای train و ۱۳۰ عکس برای validation است. این مجموعه صرفاً برای تشخیص بیماری آب سیاه جمع آوری شده و برچسب دیگری در مورد سایر بیماری‌ها ندارد.

● Eye OCT Datasets: این دیتاست که در اصل خود مجموعه‌ای از دیتاست‌های موجود است دارای تصاویر OCT و Fundus است. به همین دلیل می‌تواند در تبدیل این دو مدالیتی به همدیگر کمک کننده باشد.

جدول ۱: خلاصه‌ای از ویژگی‌های مجموعه داده‌های موجود

نام	برچسب بیماری	مدالیتی	تعداد تصاویر	تعداد بیمار
تشخیص بیماری‌های چشمی	همه بیماری‌ها	فاندوس	۶۳۹۲	۳۵۰۰
تصاویر OCT شبکه‌ای	Drusen DME CNV	OCT	۸۴۴۹۵	۸۴۴۹۵
تشخیص آب سیاه	آب سیاه	فاندوس	۶۵۰	۶۵۰
OCT و OCTA شبکه‌ای	—	OCT	+۱۰۰۰	۲
یانگکی به همراه مدل	—	فاندوس	۱۸۳۹۴	۵۸۲۵
مجموعه داده آب مروارید	آب سیاه، آب مروارید، بیماری شبکیه	فاندوس	۶۰۱	۶۰۱
چالش طبقه بندی OCT	رتینوپاتی دیابتی	OCT	۶۵۰	۱۶۵



## ۵ مرور منابع

روش‌های موجود در این زمینه به دو دسته روش‌های سنتی و روش‌های بر پایه یادگیری عمیق تقسیم می‌شوند. در بین روش‌های سنتی SVM و جنگل تصادفی پر استفاده‌ترین روش‌های یادگیری ماشین کلاسیک در چشم پزشکی هستند. با توجه به اینکه مجموعه داده‌های خوبی در این زمینه وجود دارد و طبق مطالعات انجام شده روش‌های بر پایه یادگیری عمیق عملکرد بهتری در کاربرد مورد نظر دارند در این قسمت خلاصه‌ای از روش‌های بررسی شده ارائه می‌شود. توضیحات بیشتر هر مقاله در گزارش Review-Papers موجود است.

در مقاله [۲] تشخیص بیماری رتینوپاتی دیابتی با استفاده از شبکه عمیق بررسی شده است. تصاویر موجود از نوع فوندوس هستند و خروجی شبکه صفر به معنای عدم وجود بیماری و یک به معنای دارای بیماری است. همانند روش‌های دیگر در این زمینه، ابتدا بر روی تصویر پیش پردازش انجام می‌شود که شامل نرمال سازی پیکسل‌ها و محدود کردن تصویر ناحیه داخلی شبکه است. همچنین در این پژوهش از افزودن داده با تغییر رنگ و روشنایی تصویر و همینطور با چرخش تصویر انجام شده است. سپس از یک شبکه عمیق برای بدست آوردن ویژگی‌های مهم تصویر استفاده شده و در نهایت با استفاده از این ویژگی‌ها یک طبقه‌بند بر مبنای درخت آموزش و استفاده شده است. این مقاله به این دلیل اهمیت دارد که تصاویر فوندوس موجود در منابع مختلف برای تشخیص بیماری رتینوپاتی دیابتی را با هم جمع کرده است و نقاط مهم تصویر را مشخص می‌کند.

با توجه به اهمیت تشخیص نشانگرهای زیستی برای تشخیص بیماری رتینوپاتی دیابتی، در [۳] ابتدا این نشانگرها به طور دستی مشخص شده و سپس توسط یک شبکه عمیق آموزش دیده می‌شوند تا بتواند وجود و یا عدم وجود این نشانگرها تشخیص دهد.

در [۴] با استفاده از یک سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر بیماری رتینوپاتی دیابتی تشخیص داده می‌شود. در این روش ابتدا دوازده لایه مختلف شبکه از تصویر OCT استخراج شده و سپس ویژگی‌هایی مثل زخامت، انعکاس و انحنای هر لایه محاسبه می‌شود. این ویژگی‌ها توسط شبکه عصبی عمیق (DFCN) <sup>۱</sup> پیشنهاد شده با هم تلفیق شده، ابعاد ویژگی‌ها کاهش می‌یابد و طبقه‌بندی انجام می‌شود. با اینکه برای این روش در عمل دقت بسیار خوبی گزارش شده اما این روش احتیاج به متخصص در مرحله قطعه‌بندی دارد و به صورت اتوماتیک قابل اجرا نیست.

برای تشخیص بیماری آب سیاه روشی بر اساس شبکه‌های عمیق کانولوشنی پیشنهاد شده است [۵]. این

<sup>۱</sup>Deep Fusion Classification Network

شبکه ناحیه دیسک نوری از تصویر فاندوس را می‌گیرد و احتمال وجود بیماری را مشخص می‌کند. در این پژوهش از مجموعه داده‌های ORIGA و SCES استفاده شده که مخصوص تشخیص آب سیاه هستند.

در یک مقاله دیگر نیز بر روی تشخیص بیماری آب سیاه به منظور بررسی تاثیر استفاده از ناحیه مورد علاقه، بر دقت تشخیص پژوهشی انجام گرفته است [۶]. این پژوهش نشان داد که استفاده از دیسک نوری برای تشخیص دقت بهتری نسبت به استفاده از کل تصویر دارد.

در [۷] نیز روشی برای تشخیص بیماری آب سیاه ارائه شده است. نکته جالب توجه این پژوهش استفاده از پنج مجموعه داده موجود در زمینه تشخیص بیماری آب سیاه است. به طوری که آموزش بر روی چهار مجموعه داده و آزمایش بر روی یک مجموعه داده انجام می‌شود.

همانطور که می‌دانیم از شبکه U-Net برای قطعه‌بندی تصاویر استفاده می‌شود و در عمل دقت خوبی داشته است. در [۸] از دو شبکه U-Net به صورت سری برای قطعه‌بندی رگ‌های خونی تصویر استفاده شده است. این شبکه W-Net نام‌گذاری شده است. از کاربردهای این نوع قطعه‌بندی تحلیل جریان خون، تحلیل تصویر شبکیه و محاسبه نسبت شریان به سیاهرگ است.

## ۶ روش پیشنهادی

بعد از بررسی مقالات و دادگان مختلف، تعریف پروژه بر روی تشخیص چندین بیماری چشمی مختلف از روی تصاویر فانداس انتخاب شد.

روش‌های متعددی در جهت تشخیص بیماری‌های چشمی ارائه شده است که در بخش قبلی به آنها پرداخته شد. با بررسی این روش‌ها، عملکرد بهتر روش‌های بر پایه یادگیری عمیق در تشخیص بیماری‌های چشم مشاهده می‌شود. بنابراین تشخیص بیماری با استفاده از شبکه‌های عمیق انتخاب شد. در کل این پروژه به دو فاز اساسی تقسیم شد که در فاز اول ما به تشخیص بهتر و دقیق‌تر بیماری‌ها پرداختیم و در فاز دوم به ارائه تصاویری حاوی اطلاعات مفید به پزشک پرداخته شد. این اطلاعات مفید شامل تصاویر با بیماری مشابه و همچنین تصاویری هستند که در آنها بخش‌های مهمی با برجستگی بیشتر مشخص شدند.

## ۷ تشخیص (Detection)

### ۱-۷ تصاویر فانداس

برای تشخیص چند نوع بیماری چشمی مختلف، از تصویربرداری نوع فانداس استفاده شد چراکه بیماری‌های بیشتری با استفاده از این نوع تصویر قابل تشخیص هستند و همینطور مجموعه دادگان خوبی به صورت آزاد در اختیار عموم قرار گرفته است. علاوه بر این، مطالعات زیادی که قبلاً روی تشخیص بیماری‌های چشمی از روی این تصاویر انجام گرفته نشان دهنده قابلیت زیاد این تصاویر در تشخیص بیماری‌ها با دقت بالا است. تصویربرداری فانداس یک روش مرسوم در مراکز درمانی کل دنیا است که این امر باعث کاربردی شدن مدل‌های یادگیری عمیقی می‌شود که براساس تصاویر فانداس کار می‌کنند.

شکل ۱: نمونه‌ای از تصویر فانداس



#### ● مجموعه دادگان (ODIR (Ocular Disease Recognition)

از میان مجموعه دادگان بررسی شده این مجموعه داده به عنوان مجموعه داده اصلی برای تشخیص بیماری‌های چشمی انتخاب شد. این مجموعه از تصاویر فانداس جدا از چشم‌های چپ و راست تشکیل شده است. هر تصویر دارای لیبل‌های مختلفی اعم از جنسیت، سن و غیره و همچنین هفت نوع بیماری است؛ شش بیماری مشخص و یک لیبل تحت عنوان 'بیماری دیگر' است. هر تصویر

ممکن است دارای یک یا چند بیماری همزمان بوده و یا در کل سالم باشد. این مجموعه دارای ۷۰۰۰ تصویر است که ۱۰۰۰ تصویر برای test جدا شده‌اند اما برای validation و train خودمان جداسازی را انجام دادیم تا نحوه آموزش مدل را بهتر بتوانیم رصد کنیم.

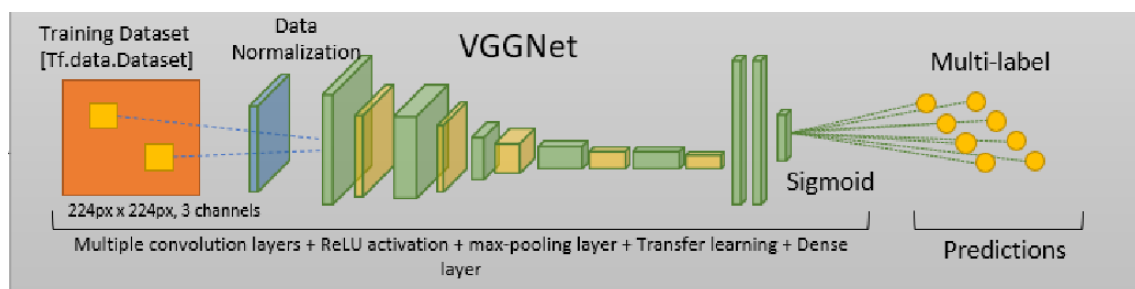
#### ● مجموعه دادگان Cataract

با توجه به اینکه مجموعه داده ODIR دارای تعداد بسیار متفاوتی از هر بیماری است، تصمیم بر این شد که برای بیماری آب مروارید (Cataract) که تعداد داده‌های بسیار کمی نسبت به کلاس‌های دیگر دارد، داده‌های بیشتری اضافه کنیم با این هدف که تاثیر این افزایش داده را بر روی دقت مدل بررسی کنیم. برای این کار سراغ مجموعه دادگان Cataract رفتیم که حاوی تصاویر فانداس برای چهار دسته مختلف بیماری آب مروارید، آب سیاه، بیماری دیگر و چشم سالم بود.

### ۷-۲ استفاده از مدل‌های تشخیص تصویر معروف

برای تشخیص بیماری‌ها از پنج مدل تشخیص تصویر معروف به عنوان پایه مدل‌های تشخیص بیماری استفاده و لایه آخر این مدل‌ها به یک لایه با هشت خروجی متصل شد، این خروجی برای هشت کلاس مختلف به طور مستقل هشت احتمال را نشان می‌دهد. به طور مثال شکل زیر مدل VGG16 که برای تشخیص بیماری‌ها استفاده شده است را نشان می‌دهد:

شکل ۲: مدل بر پایه VGG16



در فاز اول پروژه پنج مدل بر اساس مدل‌های معروف ساخته شده و نتایج آنها را مقایسه کردیم. مدل‌های پایه به این صورت بودند:

#### ● VGG16

● VGG19

● Inception v3

● Resnet v2

● Xception

نتایج مربوط به مقایسه مدل‌ها در بخش نتایج قرار گرفته است.

## ۳-۷ یکدست کردن مدل‌ها

برای استفاده بهتر و کاربردی‌تر از این پنج مدل، کلاسی پایه برای مدل‌ها طراحی کرده و این مدل‌ها را در چارچوب آن قرار دادیم تا بتوانیم جدای از تفاوت ساختاری مدل‌ها کارکرد لازم را از آن‌ها بگیریم. همچنین این کار باعث می‌شد بتوانیم با کمترین هزینه مدل‌ها را با هم جایگزین کنیم. علاوه بر این ایجاد کلاس پایه باعث می‌شود که بتوانیم با کمترین هزینه و نگرانی بابت حفظ عملکرد کلی پروژه از چهارچوب Keras به چهارچوب Pytorch سوئیچ کنیم.

## ۴-۷ استفاده از MLflow

برای ارزیابی و رصد هرچه بهتر فاکتورهای یادگیری مدل‌ها و مقایسه نتایج مدل‌های مختلف، از MLflow استفاده شد؛ که اطلاعات زیادی از روند یادگیری مدل‌ها و پارامترهای مربوطه در اختیار ما قرار می‌داد. فاکتورهای مختلفی برای یادگیری هرکدام از مدل‌ها امتحان و اطلاعات مربوطه با استفاده از MLflow ذخیره شد تا در نهایت ما را به بهترین مدل برای تشخیص دقیق‌تر بیماری برساند. اطلاعات کامل‌تر در بخش نتایج آمده است.

## ۵-۷ پیش پردازش تصاویر

یکی از مواردی که در یادگیری بهتر مدل‌ها موثر است پیش پردازش تصاویر است؛ که می‌تواند اطلاعات بهتری را در جهت تشخیص بهتر بیماری به مدل برساند. برای این کار ما از پیش پردازش‌های زیر برای

تصاویر استفاده کردیم:

- حذف حاشیه تصاویر (Remove padding)

معمولا در تصاویر فانداس حاشیه هایی به رنگ مشکی وجود دارد که هیچ اطلاعات مفیدی درباره بیماری ندارد، لذا حذف این حاشیه باعث یادگیری بهتر مدل خواهد شد.

- تغییر سایز (Resize)

تصاویر موجود در سایزهای متفاوتی بودند و برای ورودی شبکه لازم بود این تصاویر را در ابعاد یکسان درآوریم.

- Ben Graham

یک پیش پردازش ابداعی از شخصی به همین نام بوده که برنده مسابقات Kaggle شده است. این متد تصاویر ورودی را پردازش کرده و نقاط مهم را برجسته تر میکند . ۴

- Random Flip به صورت اتفاقی تصاویر را قرینه می کند. این پیش پردازش به دلیل اینکه از تصاویر چشم چپ و راست به طور همزمان در آموزش شبکه استفاده می کنیم می تواند مفید باشد.

- Random Shift به صورت اتفاقی تصاویر را شیفت می دهد.

## ۷-۶ استفاده از SVM

در کنار مدل های قبلی که لایه آخر مدل های معروف را به یک لایه با هشت خروجی متصل می کرد تصمیم گرفتیم خروجی شبکه عمیق را بایک مدل SVM طبقه بندی کنیم تا دقت طبقه بندی مدل بهبود یابد.

## ۸ نمایش (Visualizaation)

در فاز دوم ما به بررسی روش های نمایش اطلاعات به منظور ارائه اطلاعات مفید در مورد تصویر ورودی پرداختیم که در ادامه آمده اند.

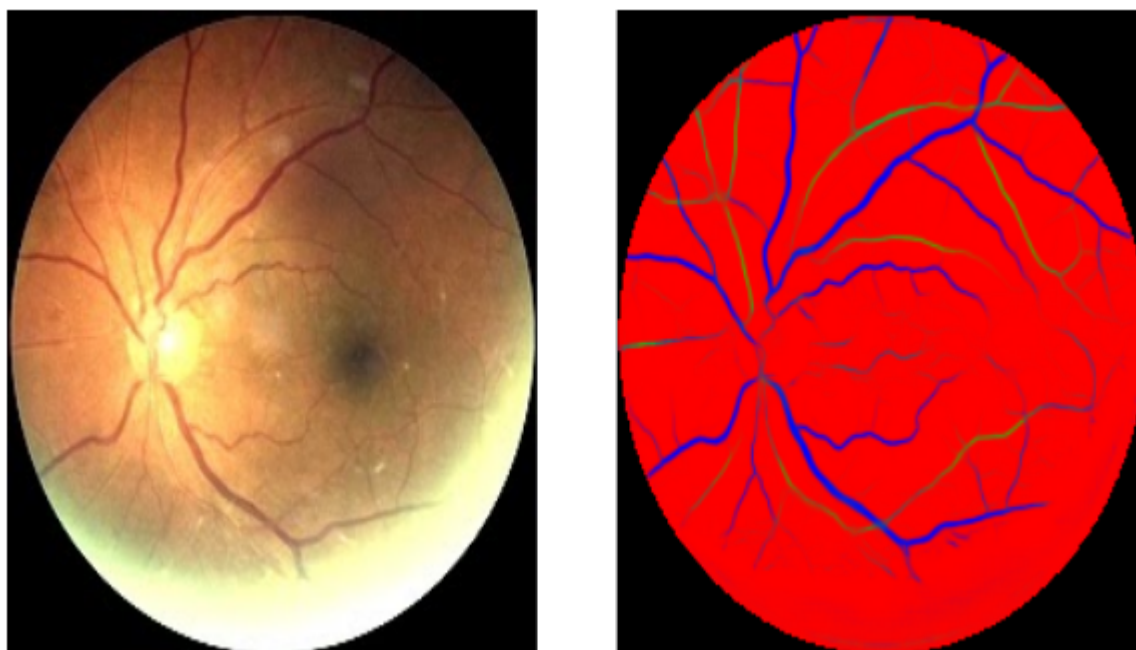
## ۸-۱ ارائه تصاویر مشابه با استفاده از KNN

برای کمک بیشتر به پزشک برای تشخیص بیماری از روی تصاویر، ارائه تصاویر با بیماری یکسان میتواند بسیار مفید باشد و پزشک را در جهت تشخیص دقیقتر و راحتتر بیماری یاری کند. برای این امر ما یک مدل KNN را آموزش دادیم که تصاویر مشابه با تصویر ورودی را بر حسب بیماری احتمالی می‌یابد.

## ۸-۲ نشان دادن ویژگی‌های واضح‌تر در تصاویر فانداس

تصویربرداری فانداس از کل عمق شبکه چشم یک تصویر تخت تهیه میکند که درک و تفسیر این تصویر را دشوارتر میکند. یک ایده قطعه‌بندی رگ‌های چشمی است که با استفاده از شبکه W-net رگ‌های چشمی به صورت واضح در قالب تصویر مشخص می‌شوند. نمونه‌ای از قطعه‌بندی رگ‌های چشمی در تصویر زیر نشان داده شده است.

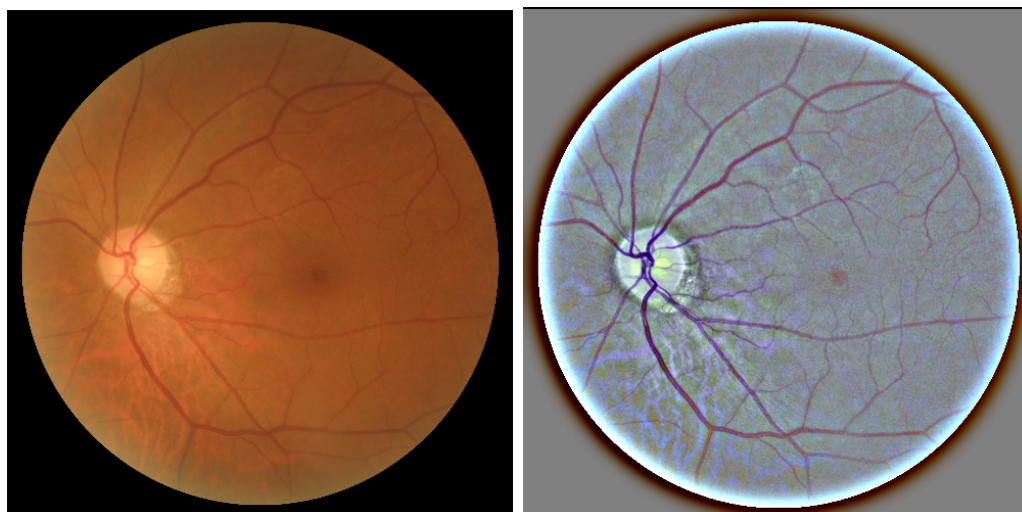
شکل ۳: مشخص کردن رگ‌های چشم



ایده دوم ارائه تصویر خروجی متد Ben Graham بود که تصویری واضح‌تر در اختیار پزشک قرار می‌دهد. این تصویر واضح می‌تواند به تشخیص بهتر پزشک کمک کند. شکل زیر نمونه‌ای از این پیش‌پردازش را نمایش

می دهد.

شکل ۴: نمونه تصویر فانداس ورودی و خروجی از Ben Graham



(ب) تصویر خام

(آ) خروجی Ben Graham

## ۹ نتایج

در ابتدا مدل های پایه با کل دادگان و batch size ۴ در ۲۰ دوره آموزش داده شده اند که چون در صورت عدم تغییر خطا در ۳ دوره آموزش توقف پیدا می کرد همه مدل ها کمتر از ۱۰ دوره آموزش دیده اند. نتایج این مدل ها بر روی مجموعه آموزشی train و validation در جداول زیر آورده شده است:

جدول ۲: دقت های بدست آمده بر روی مجموعه آموزش

recall	precision	loss	AUC	Accuracy	Model
0.4716	0.6380	0.2444	0.9061	0.8939	VGG16
0.4692	0.6201	0.2492	0.9046	0.8910	VGG19
0.7449	0.8721	0.1249	0.9771	0.9511	ResnetV2
0.0337	0.4628	0.3166	0.7993	0.8660	InceptionV3
0.6289	0.8190	0.1691	0.9566	0.9320	Xception

با توجه به نمودارهای تحلیلی و جداول بالا بهترین مدل، مدل Xception است که بر روی داده های



جدول ۳: دقت‌های بدست آمده بر روی مجموعه Validation

recall	precision	loss	AUC	Accuracy	Model
0.2374	0.3757	0.3813	0.7990	0.8326	VGG16
0.1833	0.4527	0.4214	0.7942	0.8498	VGG19
0.3559	0.3778	0.5965	0.7779	0.8403	ResnetV2
0	0	16.1981	0.5603	0.8553	InceptionV3
0.3535	0.5469	0.3380	0.8435	0.8660	Xception

Validation عملکرد بهتری را داراست. نمودارهای تحلیلی این مدل‌های پایه در گزارش Diagram-base-models همراه با این پروپوزال تقدیم شده است. لطفاً برای بررسی بیشتر نتایج به این گزارش رجوع کنید. در ادامه برای تحلیل و بررسی عملکرد پیش پردازش‌ها و استفاده از یادگیری انتقالی آزمایشاتی صورت گرفت. نتایج نشان داد که استفاده از یادگیری انتقالی برای Resnet منجر به بهبود نشد اما برای مدل‌های دیگر نتایج بهتری با یادگیری انتقالی بدست می‌آید. همین‌طور آزمایشات بر روی پیش‌پردازش‌ها نشان داد که پیش‌پردازش بن گراهام می‌تواند بسیار بر روی سرعت آموزش تاثیر بگذارد و در نتیجه مدل سریع‌تر بیش‌برازش شود. برای مدل resnet که مشکل بیش‌برازش شدن داشت استفاده نکردن از پیش‌پردازش به دلیل کند کردن روند آموزش باعث دقت بهتری بر روی مجموعه Validation می‌شود. برای مدل Xception نیز گزینه کردن تصاویر باعث افزایش دقت در هر دو مجموعه شد. نمودارهای مربوط به این آزمایشات در گزارش‌های Diagram-Pretrain-effect و Diagram-Preprocess-effect قابل مشاهده است.

## ۱۰ جمع بندی

این پروژه در نهایت می‌تواند با استفاده از تصاویر فانداس شش نوع بیماری خاص را با دقت خوبی تشخیص دهد. این امر در جهت درمان صحیح و به هنگام بیماران بسیار کمک کننده است. علاوه بر این اطلاعات بیشتری از جمله تصاویر مشابه و قطعه‌بندی رگ‌های چشمی که در اختیار پزشکان قرار می‌گیرد. کاربرد این پروژه فقط در زمان تشخیص بیماری نیست و در بخش‌های آموزشی نیز کاربرد بالایی خواهد داشت. تخمین احتمال بیماری و ارائه تصاویری دارای همان بیماری، ارائه تصویر رگ‌های چشم و همچنین ارائه تصاویر واضح‌تر، کاربردی‌تر از تنها تصاویر فانداس در زمان آموزش خواهد بود.

- [1] “Iranian in the edge of eye disease,” <https://donya-e-eqtesad.com/>. 2015-09-06.
- [2] R. Gargeya and T. Leng, “Automated identification of diabetic retinopathy using deep learning,” *Ophthalmology*, vol.124, no.7, pp.962–969, 2017.
- [3] G. Quellec, K. Charrière, Y. Boudi, B. Cochener, and M. Lamard, “Deep image mining for diabetic retinopathy screening,” *Medical image analysis*, vol.39, pp.178–193, 2017.
- [4] A. ElTanboly, M. Ismail, A. Shalaby, A. Switala, A. El-Baz, S. Schaal, G. Gimel’farb, and M. El-Azab, “A computer-aided diagnostic system for detecting diabetic retinopathy in optical coherence tomography images,” *Medical physics*, vol.44, no.3, pp.914–923, 2017.
- [5] X. Chen, Y. Xu, D. W. K. Wong, T. Y. Wong, and J. Liu, “Glaucoma detection based on deep convolutional neural network,” in 2015 37th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBC), pp.715–718, IEEE, 2015.
- [6] A. Li, J. Cheng, D. W. K. Wong, and J. Liu, “Integrating holistic and local deep features for glaucoma classification,” in 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp.1328–1331, IEEE, 2016.
- [7] S. Serte and A. Serener, “A generalized deep learning model for glaucoma detection,” in 2019 3rd International symposium on multidisciplinary studies and innovative technologies (ISM-SIT), pp.1–5, IEEE, 2019.
- [8] A. Galdran, A. Anjos, J. Dolz, H. Chakor, H. Lombaert, and I. B. Ayed, “The little w-net that could: state-of-the-art retinal vessel segmentation with minimalistic models,” *arXiv preprint arXiv:2009.01907*, 2020.