



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)  
دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی  
گرایش هوش مصنوعی

## بررسی روش های تشخیص بیماری آب مروارید با استفاده از یادگیری ماشین

نگارش  
زهرا سالاریان

استاد راهنما  
دکتر رضا صفا بخش

اردیبهشت ۰۰





دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)  
دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی  
گرایش هوش مصنوعی

# بررسی روش های تشخیص بیماری آب مروارید با استفاده از یادگیری ماشین

نگارش  
زهرا سالاریان

استاد راهنما  
دکتر رضا صفا بخش

اردیبهشت ۰۰

## سپاس‌گزاری

در ابتدا وظیفه‌ی خود می‌دانم که از پدر و مادر زحمتکش و مهربانم به سبب اینکه من را تا این سن و مرحله پرورش داده‌اند و همچنین خواهر عزیزم که در کنار پدر و مادرم همواره به حمایت از من پرداخته است سپاس‌گزاری کنم. همچنین از استاد گران‌قدر جناب آقای دکتر رضا صفابخش که بی‌تردید تهیه‌ی این گزارش بدون راهنمایی‌های ارزشمند و زحمات ایشان ممکن نبود، کمال تشکر را دارم.

زهره سالاریان

اردیبهشت ۰۰

## چکیده

آب مروارید یکی از شایع‌ترین علل نابینایی در سطح جهان است که بیش از ۵۰٪ این آمار را به خود اختصاص می‌دهد. از جمله علائم آن، لکه‌دار یا کدر شدن لنز داخل چشم است که بینایی را تحت تاثیر قرار می‌دهد. این بیماری به عنوان یک مسئله‌ی مهم در سلامت اجتماعی به شمار می‌آید که اگر به موقع تشخیص داده نشود می‌تواند منجر به نابینا شدن فرد شود.

تشخیص زودهنگام بیماری آب مروارید به عنوان راه حلی مهم برای جلوگیری از افزایش تعداد مبتلایان در کشورهای در حال توسعه به شمار می‌آید. اما برای تشخیص بالینی به متخصصان آموزش دیده نیاز است که ممکن است پرداخت هزینه‌های آن برای همه‌ی افراد امکان‌پذیر نباشد. با در نظر گرفتن اثرات مخربی که آب مروارید دارد، پیشنهاد می‌شود که از علم کامپیوتر برای تشخیص خودکار آب مروارید با استفاده از روش‌هایی که بر مبنای یادگیری ماشین هستند استفاده شود.

مطالعات موجود بر روی تشخیص خودکار و درجه‌بندی آب مروارید براساس تصاویر فوندوس<sup>۱</sup>، مجموعه‌ای از پیش تعریف شده از ویژگی‌های تصویر را استفاده می‌کند. مطلوب است بتوان با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین به روشی برای تشخیص خودکار بیماری آب مروارید دست یافت که بتواند با دریافت داده‌های ایده آل، به آسانی و با دقت بالا عمل کرده و خطاهای ممکن را به حداقل برساند. هدف این گزارش بررسی روش‌های موجود و ارزیابی و مقایسه‌ی آنها به منظور یافتن بهترین ترکیب ممکن برای تشخیص خودکار بیماری آب مروارید است.

برای حل مسئله، در ابتدا متغیرهای مهم و تعیین کننده در تصویر شناسایی می‌شوند. سپس پیش پردازش و حذف متغیرهای اضافی و ساده‌سازی‌های مورد نیاز انجام می‌پذیرند. در پایان این مرحله ویژگی‌های تعیین کننده یعنی ویژگی‌های موجک، طرح و بافت استخراج می‌گردند. در مرحله‌ی بعد به الگوریتم یا ترکیبی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین نیاز داریم که بتوانند وجود یا عدم وجود آب مروارید در یک عکس و همچنین شدت آن را شناسایی کنند. برای این کار چندین مدل معروف که عبارتند از ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی کانولوشن عمیق و شبکه عصبی پسرورد ارزیابی قرار می‌گیرند. این مدل‌ها با ورودی گرفتن ویژگی‌های استخراج شده‌ی قسمت قبل و انجام پردازش بر روی آنها به دقت مشخصی برای تشخیص می‌رسند. در پایان الگوریتم‌ها براساس دقت عملکردشان با یکدیگر مقایسه می‌شوند تا موثرترین ترکیب از ویژگی‌ها و مدل‌ها شناسایی شود. از جمله نتایجی که در این گزارش به دست آمده است می‌توان به دقت بالاتر مدلی که از تلفیق چندین الگوریتم به وجود آمده است نسبت به مدل‌های منفرد اشاره کرد.

**واژه‌های کلیدی:** آب مروارید، فوندوس، یادگیری ماشین، تشخیص خودکار

<sup>1</sup> Fundus

## فهرست مطالب

| عنوان  | صفحه |
|--|------|
| فصل اول - مقدمه.....   | ۱    |
| مقدمه .....  | ۲    |
| فصل دوم - آشنایی با داده‌ها، پیش‌پردازش آن‌ها و استخراج ویژگی از آن‌ها ..... | ۵    |
| ۱-۲ آشنایی اولیه .....   | ۶    |
| ۲-۲ پیش‌پردازش .....   | ۷    |
| ۳-۲ استخراج ویژگی‌ها .....   | ۸    |
| ۲-۳-۲ مجموعه ویژگی‌های مویک .....  | ۸    |
| ۲-۳-۲ مجموعه ویژگی‌های طرح .....   | ۸    |
| ۳-۳-۲ مجموعه ویژگی‌های بافت .....  | ۹    |
| جمع بندی .....   | ۱۱   |
| فصل سوم - پیاده سازی مدل‌های طبقه‌بندی پیشنهادی .....                        | ۱۲   |
| ۱-۳ مدل‌های یادگیری پایه .....   | ۱۳   |
| ۲-۳ ماشین بردار پشتیبان .....  | ۱۳   |
| ۳-۳ شبکه عصبی پرسرو .....  | ۱۳   |
| ۴-۳ شبکه عصبی کانولوشن عمیق .....  | ۱۴   |
| ۵-۳ شبکه عصبی باقیمانده عمیق با پارامترهای گسسته .....                       | ۱۴   |
| جمع بندی .....   | ۱۵   |

---

|   |    |
|---|----|
| فصل چهارم- ترکیب مجموعه ویژگی‌ها و مدل‌های طبقه‌بندی و ارزیابی نتایج..... | ۱۶ |
| ۱-۴ وظایف و معیارهای ارزیابی.....   | ۱۷ |
| ۲-۴ ذکر نتایج تجربی مقالات مختلف.....                                     | ۱۷ |
| ۱-۲-۴ ترکیب دو مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پسرو.....              | ۱۸ |
| ۲-۲-۴ ترکیب کلی چندین مدل گوناگون و مقایسه آنها با یکدیگر.....            | ۲۰ |
| جمع بندی.....   | ۲۱ |
| فصل پنجم- نتیجه‌گیری و پیشنهادها.....                                     | ۲۳ |
| نتیجه‌گیری.....   | ۲۴ |
| پیشنهادها.....  | ۲۴ |
| منابع و مراجع.....  | ۲۶ |

## فهرست اشکال

| عنوان  | صفحه |
|--|------|
| شکل ۱- گزارش و علل جهانی اختلالات بینایی.....  | ۳    |
| شکل ۲- نمودار مراحل ساخت سیستم تشخیص خودکار آب مروارید.....  | ۴    |
| شکل ۳- تصاویر فوندوس از غیر آب مروارید و آب مروارید در درجه بندی های مختلف.....                                | ۶    |
| شکل ۴- مقایسه مراحل پیش پردازش تصویر.....  | ۷    |
| شکل ۵- توزیع ضریب تبدیل موجک در تصاویر فوندوس.....   | ۹    |
| شکل ۶- استخراج ویژگی مبتنی بر طرح برای طبقه بندی آب مروارید.....   | ۱۰   |
| شکل ۷- نمونه ای از سیگنال های نمونه برداری شده با استفاده از روش طرح و ضرایب تبدیل شده کسینوس گسسته مرتبط..... | ۱۰   |
| شکل ۸- تصاویر فوندوس پس از یک عمل فیلتر سه جانبه.....  | ۱۰   |
| شکل ۹- بررسی اجمالی طبقه بندی مبتنی بر شبکه های عصبی کانولوشن عمیق برای تشخیص و درجه بندی آب مروارید.....      | ۱۴   |
| شکل ۱۰- معماری شبکه عصبی باقیمانده عمیق با پارامترهای گسسته.....   | ۱۵   |



## فهرست جداول

| عنوان  | صفحه |
|--|------|
| جدول ۱- توضیح TP، FN، FP و TN  | ۱۷   |
| جدول ۲- نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه در کار تشخیص آب مروارید     | ۱۹   |
| جدول ۳- نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه در کار درجه‌بندی آب مروارید | ۱۹   |
| جدول ۴- آمار نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه                        | ۲۰   |
| جدول ۵- عملکرد دو رویکرد گروه برای تشخیص آب مروارید                          | ۲۰   |
| جدول ۶- عملکرد دو رویکرد گروه برای درجه‌بندی آب مروارید                      | ۲۰   |
| جدول ۷- مقایسه نتایج روش‌های مختلف   | ۲۱   |

# فصل اول

## مقدمه

## مقدمه

همراه با توسعه فناوری اطلاعات، مراقبت‌های بهداشتی به کمک رایانه با تلفیق دستگاه‌های پزشکی و سیستم‌های اطلاعاتی برای بهبود کیفیت و بهره‌وری بیشتر مورد توجه قرار می‌گیرد. گزارش سازمان بهداشت جهانی<sup>۲</sup> در سال ۲۰۰۴ نشان می‌دهد که ۵۳۰۸ میلیون نفر در سراسر جهان از ناتوانی متوسط تا شدید ناشی از آب مروارید رنج می‌برند که ۵۲۰۲ میلیون نفر از آنها در کشورهای کم درآمد و متوسط هستند. اگرچه تشخیص به موقع و درست به بیماران کمک می‌کند تا رنج را کاهش دهند، اما میلیون‌ها نفر از آنها، به ویژه در مناطق کمتر توسعه یافته، به دلیل محدودیت منابع مراقبت‌های بهداشتی به سختی می‌توانند فرصتی برای درمان در بیمارستان داشته باشند. شکل ۱ قسمت (a) که گزارش جهانی اختلالات بینایی از داده‌های سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۵ سازمان بهداشت جهانی است، نشان می‌دهد که کنترل کمی در کاهش بینایی در نیم دهه گذشته وجود داشته است. همچنین در شکل ۱ قسمت (b) دلایل اصلی و جهانی نابینایی همراه با درصد آورده شده است. در این گزارش، چندین راه حل احتمالی از یک سیستم مراقبت‌های بهداشتی به کمک رایانه برای طبقه‌بندی و درجه‌بندی آب مروارید بر اساس تجزیه و تحلیل تصاویر فوندوس بررسی خواهند شد.

شبکیه از چندین لایه نورونی حساس به نور تشکیل شده است که سطح داخلی چشم را پوشانده اند، که در آن بسیاری از بیماری‌ها مانند دژنراسیون ماکولا، گلوکوم و رتینوپاتی دیابتی خود را نشان می‌دهند. چشم‌پزشکان و دانشمندان مدتهاست که به دنبال روش بررسی شبکیه چشم هستند. Jan Evangelista Purkinje چشم‌پزشکی را در سال ۱۸۲۳ اختراع کرد و چارلز بابیج آن را در سال ۱۸۴۵ بهبود بخشید. در سال ۱۹۱۰، Allvar Gullstrand اولین دوربین فوندوس را توسعه داد و در سال ۱۹۱۱ جایزه نوبل فیزیولوژی را دریافت کرد. امروزه، از تصویربرداری فوندوس به عنوان تصویربرداری اولیه شبکیه، معاینه فیزیکی معمول و برنامه‌های غربالگری جمعیت به طور گسترده‌ای استفاده می‌شود.

آب مروارید، کدر کننده‌ی لنزهای داخل چشم است که منجر به کاهش بینایی می‌شود و به عنوان شایع‌ترین علت نابینایی محسوب می‌گردد. آب مروارید مشکلات زیادی را در زندگی بیماران ایجاد می‌کند. هر چه بیماران مدت طولانی‌تری درگیر آب مروارید باشند، دید کمتری در آنها مشاهده می‌شود. آب مروارید توسط چشم‌پزشکان یا بینایی سنج با لامپ شکاف قابل تشخیص است و سپس با سیستم طبقه‌بندی تیرگی، تیرگی‌ها<sup>۳</sup> طبقه‌بندی می‌شود. جراحی برداشتن آب مروارید موثرترین روش درمانی است که معمولاً هنگامی انجام می‌شود که آب مروارید بر زندگی روزمره و کار بیماران تأثیر بدی بگذارد. گرچه آب مروارید در شبکیه نیست، اما کدر شدن لنزهای کریستالی، نوری را که روی شبکیه متمرکز شده است کاهش می‌دهد و منجر به تخریب کیفیت تصویر فوندوس می‌شود. با قضاوت در مورد تفاوت بین تصویر فوندوس غیر آب مروارید و آب مروارید، چشم‌پزشکان باتجربه می‌توانند در مورد انجام یا عدم انجام جراحی تصمیم بگیرند.

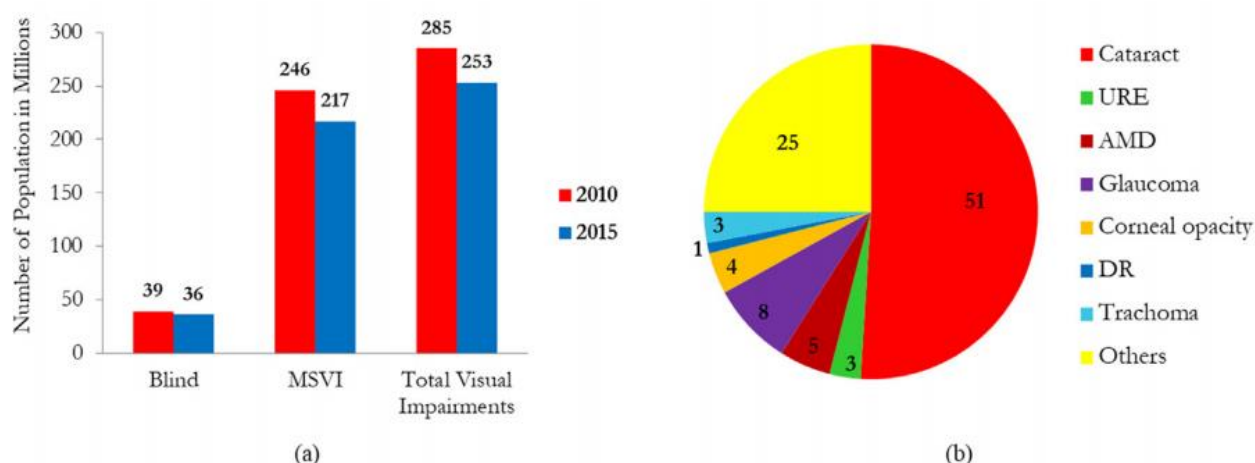
<sup>2</sup> World Health Organization

<sup>3</sup> LOCS

تجهیزات و روش‌های معاینه آب مروارید موجود، مانند سیستم طبقه بندی میزان تیرگی لنزها، برای اکثر بیماران پیچیده است و فقط توسط چشم پزشکان باتجربه قابل استفاده است. برای اینکه آنها بتوانند تشخیص را بر اساس تصویر فوندوس انجام دهند، چشم پزشک باتجربه باید از نظر جسمی به بیماران نزدیک باشد. این واقعیت باعث می‌شود که چشم پزشک به یک منبع کمیاب تبدیل شود که باعث خواهد شد غربالگری در مقیاس بزرگ بیماری آب مروارید در مراحل اولیه انجام شود. تصویر فوندوس را می‌توان با کمک پرستاران از خدمات اجتماعی و حتی خود بیماران به راحتی دریافت کرد. هدف ایده‌آل این گزارش کاهش بار منابع کمیاب و بهبود اثربخشی و کارایی بررسی تصویر فوندوس است که از طریق آن می‌توان خدمات مراقبت‌های بهداشتی فعال و پیشرفته را فعال کرد.

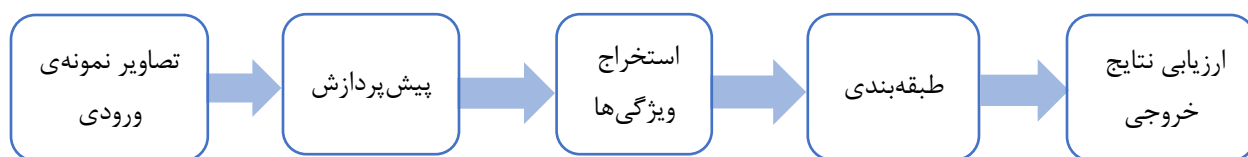
ساله‌است که مطالعاتی در مورد تجزیه و تحلیل تصاویر فوندوس انجام می‌شود. تقسیم بندی و محل ساختارهای شبکیه، مانند ضایعات شبکیه، عروق، دیسک بینایی و شیوع، به طور گسترده مورد مطالعه قرار گرفته است. دکتر لی و همکاران تلاش کرده اند تا طبقه‌بندی و تشخیص آب مروارید خاص را به صورت خودکار با استفاده از تصویر تقسیم شده و تصویر نور پس زمینه، از جمله آب مروارید هسته‌ای، آب مروارید قشر مغز و آب مروارید زیر کپسول خلفی انجام دهند. با این حال، مقدار کار کمی در مورد طبقه‌بندی و درجه‌بندی آب مروارید با استفاده از تصاویر بنیادی گزارش شده است.

انگیزه‌ی این گزارش بررسی مراحل تهیه یک سیستم تجزیه و تحلیل تصاویر فوندوس بر اساس طبقه‌بندی و درجه‌بندی خودکار آب مروارید است تا بیماران مبتلا به آب مروارید بتوانند طبقه‌بندی مقدماتی را دریافت کرده و از چشم پزشکان، به موقع، راحت و حتی از راه دور پیشنهاداتی را دریافت کنند. در همین حال بیمارستان‌ها می‌توانند ناکارآمدی خود را مدیریت کنند و منابع پزشکی با کارایی بیشتر را فراهم و به جای غربالگری مقدماتی آب مروارید، از ظرفیت و توانایی بیشتری برای درمان آب مروارید استفاده کنند.



شکل ۱ - گزارش و علل جهانی اختلالات بینایی. (a) گزارش جهانی اختلالات بینایی از داده‌های سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۵ سازمان بهداشت جهانی؛ (b) علل جهانی اختلالات بینایی [6].

شکل ۲ مراحل را که در این گزارش مورد بررسی قرار می‌گیرند، نمایش می‌دهد. این مراحل به طور کلی در طول فرآیند تهیه سیستم تشخیص خودکار آب مروارید به ترتیب اجرا شده و در این گزارش نیز به ترتیب به آنها پرداخته خواهد شد. در فصل دوم در مورد داده‌های اولیه که همان تصاویر فوندوس هستند، پیش پردازش آنها و استخراج ویژگی‌های مورد نیاز از آنها که در پیش‌بینی تعیین کننده هستند، صحبت می‌شود. فصل سوم به مدل‌های متنوع برای طبقه‌بندی براساس ویژگی‌های استخراج شده پرداخته و فصل چهارم نیز به توضیح نتایج حاصل از تلفیق آنها که از مقالات دیگر ذکر شده است، می‌پردازد. در فصل نتیجه‌گیری نیز نگاهی اجمالی به موارد ذکر شده و پیشنهادهایی برای کاربرد آنها در دنیای واقعی خواهیم داشت.



شکل ۲ - نمودار مراحل ساخت سیستم تشخیص خودکار آب مروارید.

## فصل دوم

آشنایی با داده‌ها، پیش‌پردازش و استخراج ویژگی از آنها

## آشنایی با داده‌ها، پیش‌پردازش و استخراج ویژگی از آنها

در این فصل ابتدا به توضیح مختصری در ارتباط با نوع داده‌ها پرداخته و سپس به پیش‌پردازش و تغییراتی که باید برای آماده‌سازی اولیه‌ی آنها اعمال شود اشاره می‌شود. در نهایت نیز نگاهی به ویژگی‌های مهم و تعیین‌کننده موجود در عکس‌ها و چندین روش استخراج آنها خواهد شد.

### ۱-۲ آشنایی اولیه

مجموعه داده‌های مورد استفاده در هر یک از آزمایش‌های مورد بررسی قرار داده شده شامل عکس‌های برجسب‌گذاری شده توسط چشم پزشکان است. سعی شده‌است که نسبت مردان و زنان در تعداد عکس‌ها برابر بوده و دامنه‌ی سنی وسیعی را شامل شوند. به طور تصادفی درصد بیشتری از عکس‌ها به مجموعه‌ی آموزشی و درصد باقی‌مانده به مجموعه‌ی آزمون اختصاص داده شده‌است [5].

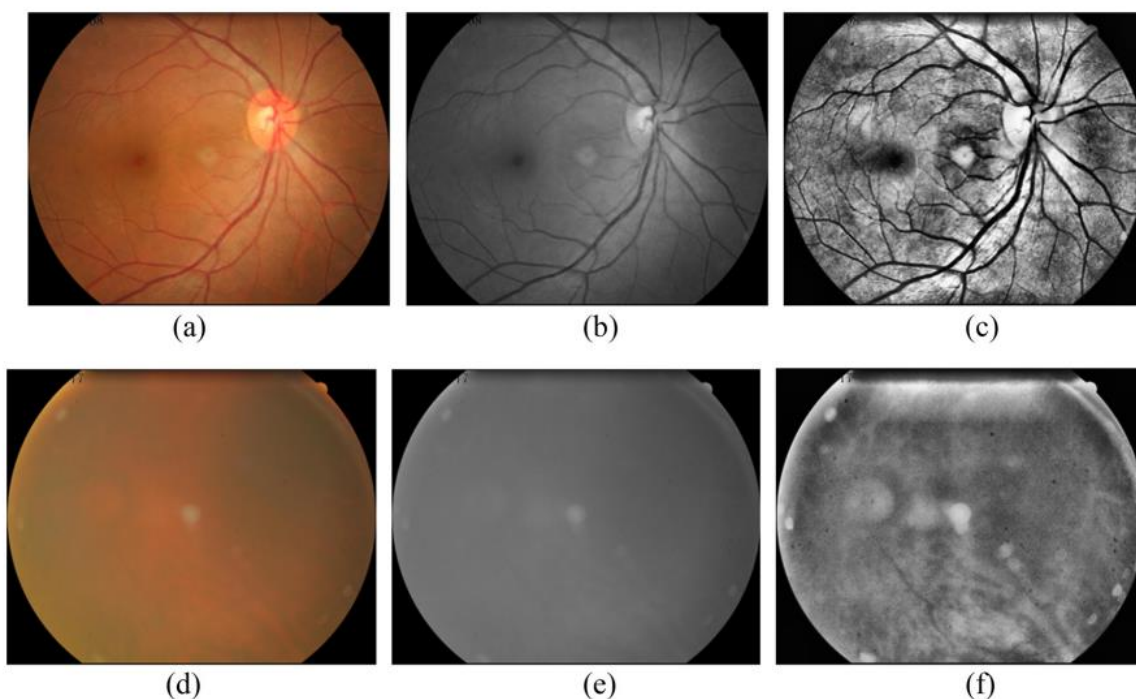
شکل ۳ تصویر بنیادی غیر آب مروارید و آب مروارید را در درجه‌بندی‌های مختلف نشان می‌دهد که از چپ به راست، غیر آب مروارید، آب مروارید خفیف، آب مروارید متوسط و آب مروارید شدید می‌باشند. در تصویر اول از سمت چپ که بدون آب مروارید است، می‌توان رگ‌های خونی و حتی مویرگ‌ها را به وضوح مشاهده کرد. هرچه آب مروارید شدیدتر باشد، ابر بیشتری در لنز قرار می‌گیرد، در نتیجه رگ‌های کمتری در تصویر فوندوس قابل مشاهده است. جزئیات عروق در تصویر چشم بیماران آب مروارید خفیف کمتر است، در حالی که فقط رگ و جزئیات کمی در موارد آب مروارید متوسط وجود دارد. در نهایت، در آب مروارید شدید دیگر جزئیات قابل ملاحظه‌ای وجود ندارد. با انتخاب ویژگی‌های مناسب مانند شناسایی جزئیات رگ در تصاویر فوندوس، می‌توان روشی را برای شناخت آب مروارید، طبقه‌بندی و درجه‌بندی خودکار آن پیدا کرد [2].



شکل ۳- تصاویر فوندوس از غیر آب مروارید و آب مروارید در درجه‌بندی‌های مختلف [2].

## ۲-۲ پیش پردازش

از آنجا که تصاویر فوندوسی که از دوربین‌های مختلف فوندوس گرفته شده‌اند ممکن است دارای اندازه‌های مختلف باشند، مرحله پیش پردازش در ابتدا تصاویر فوندوس را به طور یکنواخت هم‌اندازه می‌کند. از آنجا که تصاویر مولفه سبز<sup>۴</sup> می‌توانند هماهنگی بین پیش‌زمینه و رگ خونی را افزایش دهند (ضمن حفظ جزئیات تصویر اصلی)، تصاویر اصلی فوندوس از فضای رنگی قرمز-سبز-آبی<sup>۵</sup> به کانال سبز تبدیل می‌شوند. سپس، برابر سازی هیستوگرام بر روی تصویر کانال سبز انجام می‌شود تا هماهنگی کلی بیشتر شود. علاوه بر این، برای محافظت از حریم خصوصی بیماران، اطلاعات شخصی بیماران پاک می‌شوند. نمونه‌هایی از پیش پردازش تصویر فوندوس غیر آب مروارید و تصویر حفره شدید آب مروارید در شکل ۴ نشان داده شده است. مقایسه تصاویر اصلی با تصاویر پس از پیش‌پردازش نشان می‌دهد که در هر دو مثال، تصاویر حاصل هماهنگی بیشتری نسبت به تصاویر اصلی دارند، که پتانسیل و کیفیت بالایی را جهت استخراج ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی فراهم می‌کند [1].



شکل ۴- مقایسه مراحل پیش‌پردازش تصویر. (a) تصویر اصلی غیر آب مروارید؛ (b) تصویر کانال سبز غیر آب مروارید؛ (c) تصویر غیر آب مروارید پس از تساوی هیستوگرام؛ (d) تصویر اصلی آب مروارید شدید؛ (e) تصویر کانال سبز آب مروارید شدید. (f) تصویر آب مروارید شدید پس از تساوی هیستوگرام [1].

<sup>۴</sup> Green component image

<sup>۵</sup> RGB



## ۳-۲ استخراج ویژگی‌ها

از آنجایی که هدف این گزارش ذکر الگوریتم‌های مختلف می‌باشد و هر کدام از این الگوریتم‌های پیشنهادی روش‌های استخراج ویژگی‌های مطلوب و متناسب با خود را دارند، در اینجا نیز به ذکر تعدادی از این روش‌ها به طور مجزا پرداخته می‌شود.

تنوع یک شرط اساسی برای دستیابی به عملکرد بهتر با مجموعه‌هایی از مدل‌های یادگیری چند پایه است. برای ایجاد تنوع در مدل یادگیری پایه برای یادگیری گروهی، مجموعه ویژگی‌های مستقل، از جمله ویژگی‌های موجک، طرح و بافت از هر تصویر بنیادی استخراج می‌شود. در ادامه به توضیح هر یک از این ویژگی‌ها پرداخته خواهد شد.

### ۱-۳-۲ مجموعه ویژگی‌های موجک

از تبدیل موجک در تجزیه و تحلیل تصاویر فوندوس برای ایجاد تضاد بین رگهای خونی و پس‌زمینه استفاده می‌شود. تبدیل موجک<sup>۶</sup> برای تجزیه تصاویر فوندوس به ۴ سطح مورد استفاده قرار می‌گیرد. به عنوان مثال، شکل ۵ توزیع ضرایب مربوط به جزئیات افقی سطح سوم تبدیل موجک مربوط به تصاویر فوندوس را در دسته‌های مختلف نشان می‌دهد. از شکل ۵ می‌توان دریافت که تصاویر فوندوس از دسته‌های مختلف آب مروارید، دارای دامنه ضرایب قابل توجهی متفاوت هستند که از تبدیل موجک بدست می‌آیند. این بدان معنی است که دامنه ضرایب می‌تواند به عنوان یک ویژگی مهم برای طبقه‌بندی آب مروارید استفاده شود. همچنین از آنجایی که محاسبه با تبدیل موجک به راحتی انجام می‌شود و نیازی به ضرب نیست زیرا اکثر عناصر ماتریس تبدیل آن صفر هستند، می‌تواند بازده محاسباتی بالایی را ارائه دهد [2].

### ۲-۳-۲ مجموعه ویژگی‌های طرح

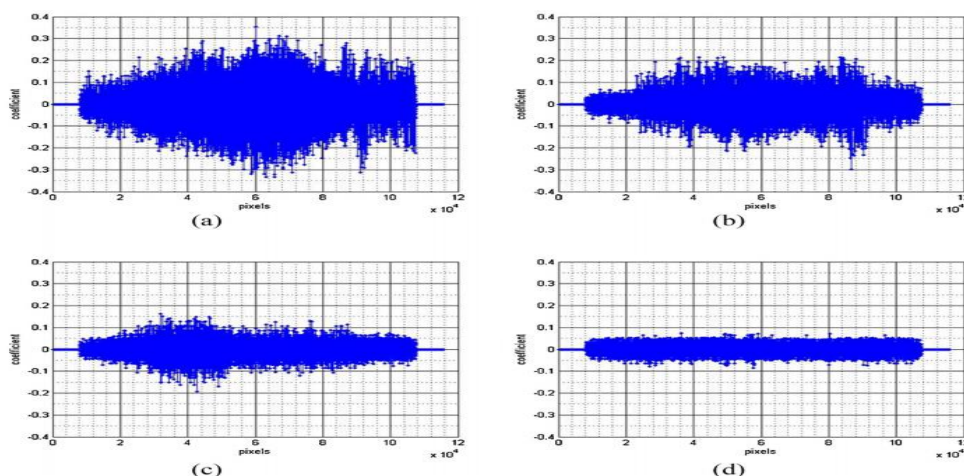
از روش مبتنی بر طرح برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر بنیادی به منظور ساخت طبقه‌بندی‌های تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید استفاده می‌شود. همانطور که در شکل ۶ نشان داده شده است، از شدت تصویر فوندوس به طور یکنواخت در امتداد ۱۸ خط شعاعی و ۵ دایره متحدالمرکز در شعاع‌های مختلف نمونه برداری می‌شود. هنگامی که از خطوط یا دایره‌های نمونه برداری عبور می‌کند، به همین ترتیب یک قله محلی را تشکیل می‌دهد. هرچه جزئیات یک تصویر واضح‌تر باشد، نوسانات داده‌های نمونه برگرفته از طرح گسترده‌تر خواهد بود. شکل ۷ نمونه‌ای از سیگنال‌های نمونه برداری شده روی خط طرح را نشان می‌دهد. با مقایسه دو سیگنال نمونه برداری شده در شکل ۷ قسمت (a)، مشخص شده‌است که دو تصویر بنیادی از گروه‌های غیر آب مروارید و آب مروارید شدید، نوسانات مختلفی را نشان می‌دهند. شکل ۷ قسمت (b) نشان می‌دهد که رفتار این پدیده پس از پردازش سیگنال‌ها با استفاده از تبدیل کسینوس گسسته، واضح‌تر است. بنابراین، روش مبتنی بر طرح به همراه تغییر کسینوس گسسته به عنوان یک ویژگی طبقه‌بندی تصویری پذیرفته شده‌است [1].

<sup>6</sup> Haar

## ۳-۳-۲ مجموعه ویژگی‌های بافت

بافت مجموعه‌ای از معیارها است که سازماندهی فضایی مقادیر پیکسل یک تصویر را منعکس می‌کند. قبل از استخراج ویژگی بافت، برای بهبود هماهنگی بین اشیا و پس زمینه، ابتدا تغییر شکل کلاه از بالا به پایین استفاده می‌شود. سپس، فیلتر سه جانبه برای حذف نویز استفاده می‌شود. شکل ۸ تصاویر حاصل از عملکرد فیلتر سه جانبه بر روی تصاویر فوندوس که در شکل ۳ وجود دارند را نشان می‌دهد. سرانجام، سه نوع ویژگی زیر از ویژگی‌های بافت استخراج می‌شوند تا تصویر فوندوس را نشان دهند [1].

- (۱) ویژگی لومیننس<sup>۷</sup> یا درخشندگی به وضوح تصویر فوندوس اشاره دارد. با استفاده از جلوه دادن تصویر با تعیین آستانه ۰.۶، ویژگی درخشندگی به عنوان تعداد پیکسل‌های سفید در تصویر نشان داده می‌شود [3].
- (۲) ماتریس همزیستی خاکستری<sup>۸</sup> از روابط فضایی درجه‌های خاکستری مشابه برای گرفتن ویژگی‌های عددی استفاده می‌کند. برای یک تصویر فوندوس، ۲۴ ویژگی از درجه ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ استخراج می‌شود. این ویژگی‌ها شامل لحظه دوم زاویه‌ای<sup>۹</sup>، همبستگی، بی‌نظمی، هماهنگی، گشتاور اختلاف معکوس و مجموع مربعات است. انجام محاسبات بسیار سریعتر از تصویر قبل از تغییر شکل خواهد شد. سپس این ویژگی‌ها در ماتریس همزیستی خاکستری استخراج می‌شوند [1, 3].
- (۳) از ماتریس همزمانی شیب خاکستری<sup>۱۰</sup> که مربوط به توزیع آماری مرتبط گرادیان خاکستری و لبه است، ۱۵ ویژگی قابل محاسبه است که شامل تسلط شیب کم، غلبه شیب بزرگ، ناهمگنی خاکستری، ناهمگنی شیب، انرژی متوسط خاکستری، متوسط شیب خاکستری، میانگین خطای مربع، میانگین گرادیان خطای مربع، همبستگی، بی‌نظمی خاکستری، بی‌نظمی ترکیبی، ایستایی و گشتاور اختلاف معکوس است [3].



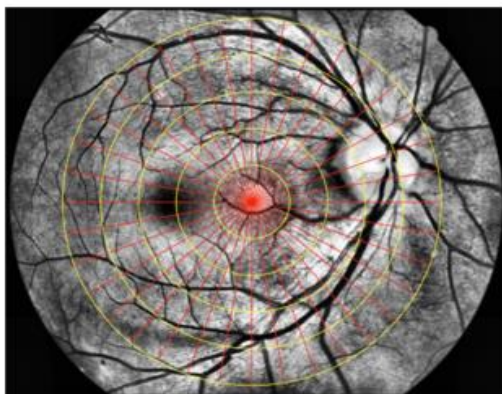
شکل ۵- توزیع ضریب تبدیل موجک در تصاویر فوندوس. (a) غیر آب مروارید؛ (b) آب مروارید خفیف؛ (c) آب مروارید متوسط؛ (d) آب مروارید شدید [1].

<sup>7</sup> Lumiance

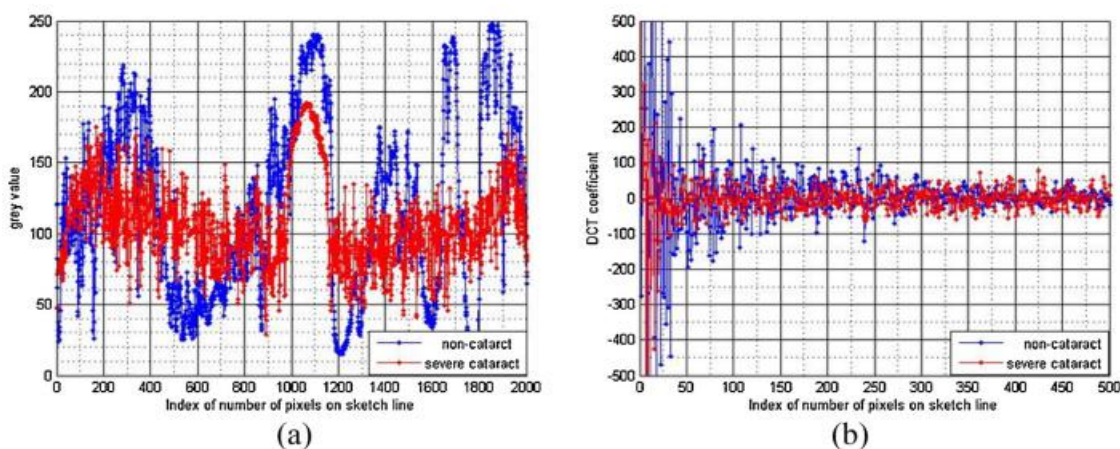
<sup>8</sup> Gray co-occurrence matrix

<sup>9</sup> Angular second moment

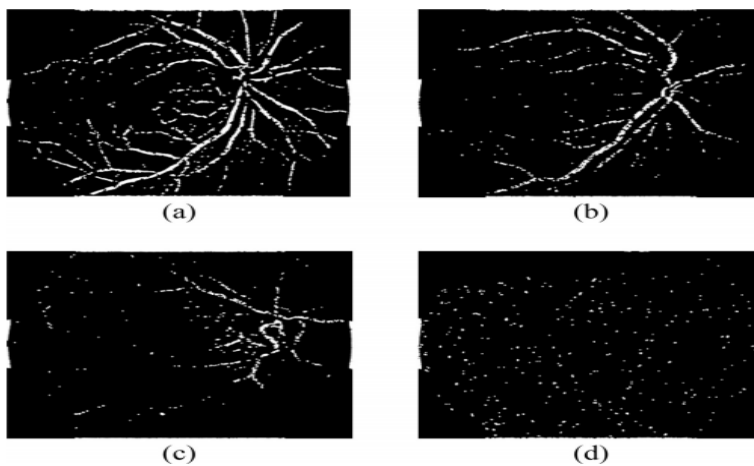
<sup>10</sup> Gray-gradient co-occurrence matrix



شکل ۶- استخراج ویژگی مبتنی بر طرح برای طبقه‌بندی آب مروارید [1].



شکل ۷- نمونه‌ای از سیگنال‌های نمونه‌برداری شده با استفاده از روش طرح و ضرایب تبدیل شده کسینوس گسسته مرتبط. (a) سیگنال‌های نمونه‌برداری شده از تصاویر غیر آب مروارید و آب مروارید شدید؛ (b) ضرایب سیگنال کسینوس گسسته در (a) [1].



شکل ۸- تصاویر فوندوس پس از یک عمل فیلتر سه جانبه. (a) غیر آب مروارید؛ (b) خفیف؛ (c) متوسط؛ (d) شدید [1].

## جمع بندی

برای رسیدن به هدف تشخیص خودکار آب مروارید باید از داده‌های برچسب‌گذاری شده که تصاویر فوندوس با شدت آب مروارید در طیف‌های مختلفی هستند، استفاده کرد. اما این تصاویر به طور خام برای استفاده در مدل‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین مناسب نیستند و باید با انجام مراحل متعدد و روش‌های گوناگون ویژگی‌های تعیین‌کننده‌ای که در تشخیص کمک خواهند کرد را استخراج کرد. ویژگی‌های موجک، طرح و بافت از جمله ویژگی‌های کلیدی‌ای هستند که می‌توانند از تصاویر فوندوس استخراج شوند. همچنین مجموعه ویژگی‌های بافت شامل زیر مجموعه‌هایی است که می‌توانند در هر چه دقیق و کارآمدتر بودن مدل کمک کننده باشند.

## فصل سوم

پیاده‌سازی مدل‌های طبقه‌بندی پیشنهادی

## پیاده‌سازی مدل‌های طبقه‌بندی پیشنهادی

این فصل به بررسی چندین مدل یادگیری ماشین که در طبقه‌بندی تصاویر نقش دارند می‌پردازد. پیش‌بینی و تشخیص نوع آب مروارید بدون تهیه‌ی مدل مناسب و کارآمد ممکن نخواهد بود، به همین خاطر این فصل از اهمیت بالایی برخوردار است. در ادامه به توضیح انواع مدل‌ها پرداخته می‌شود.

### ۳-۱ مدل‌های یادگیری پایه

فرآیند اساسی در روش یادگیری گروهی ساخت چندین مدل یادگیری پایه و ترکیب آنها برای حل یک مسئله یکسان است. چنانچه به هر مدل یادگیری پایه به عنوان یک متخصص نگاه شود، اگر قضاوت‌های فردی آنها به طور مناسب ترکیب شوند، چندین متخصص بهتر از هر یک از متخصصان خواهند بود. به دلیل اینکه ایده‌ی روش گروهی پتانسیل بالایی برای کاهش بیش‌برازش مدل‌های یادگیری پایه دارد، ممکن است عملکرد بهتری را در بسیاری از کارهای طبقه‌بندی نسبت به هر مدل پایه واحد نشان دهد. مدل‌های یادگیری پایه به شرح زیر هستند.

### ۳-۲ ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۱</sup>

بر اساس اصل به حداقل رساندن خطر ساختاری از نظریه یادگیری آماری، ماشین بردار پشتیبان در ابتدا برای حل مسئله شناسایی الگوی دو طبقه معرفی شد. ایده اصلی ساخت یک جداکننده است که در حالی که کوچکترین حاشیه را به حداکثر می‌رساند (به عنوان مثال برای دستیابی به بزرگترین حاشیه از دو کلاس داده)، موارد مثبت و منفی را از هم جدا می‌کند. ماشین بردار پشتیبان دو مزیت مهم دارد: (۱) انتخاب ویژگی اغلب مورد نیاز نیست، زیرا نسبت به بیش‌برازش نسبتاً قوی است و می‌تواند تا ابعاد بالا را مقیاس‌بندی کند. (۲) هیچ تلاشی در تنظیم پارامتر لازم نیست، زیرا نشان داده شده است که گزینه‌ی "پیش فرض" از لحاظ نظری، برای تنظیم بیشترین اثربخشی ارائه می‌شود[1].

### ۳-۳ شبکه عصبی پرسرو<sup>۱۲</sup>

شبکه عصبی ابزاری برای هوشمند سازی مجازی است که می‌تواند برای شبیه سازی مغز انسان برای انجام تجزیه و تحلیل و تولید نتایج استفاده شود. طبقه‌بندی مناسب طراحی شده می‌تواند اشیاء را به طور خودکار در دسته‌های شناخته شده طبقه‌بندی کند. این فناوری توانایی‌های بسیار خوبی در نقشه برداری غیرخطی، تعمیم، خودسازماندهی و یادگیری خود دارد. شبکه عصبی پرسرو یک شبکه عصبی سلسله مراتبی چند لایه با نورون‌های فوقانی است که کاملاً با نورون‌های تحتانی مرتبط است. این مدل نه تنها به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد بلکه یکی از پیشرفته‌ترین فناوری‌های شبکه عصبی است. شبکه‌های پرسرو اگر به طور صحیح آموزش دیده باشند، وقتی با ورودی‌هایی که هرگز توسط شبکه دیده نشده‌اند مواجه می‌شوند، پاسخ‌های معقولی می‌دهند. این ویژگی، امکان آموزش شبکه بر روی مجموعه‌ای از جفت‌های ورودی-خروجی و دستیابی به نتایج خوب را بدون آموزش شبکه در مورد همه‌ی جفت‌های ورودی-خروجی فراهم می‌کند. داده‌های آموزشی، وزن‌ها را در شبکه تعیین می‌کنند.

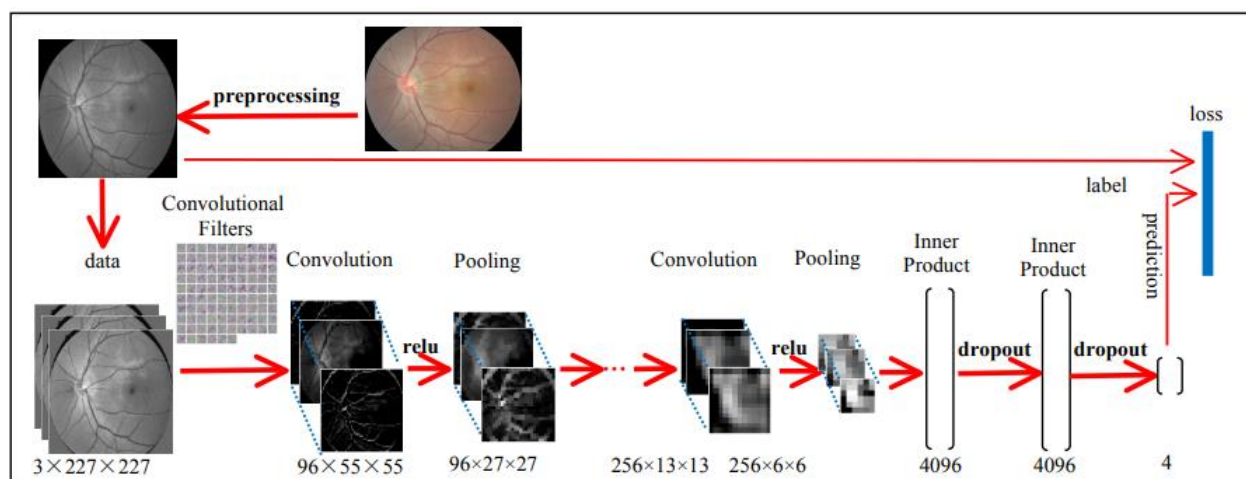
<sup>11</sup> Support Vector Machine

<sup>12</sup> Back Propagation Neural Network

آموزش به طور خودکار متوقف می‌شود تا عملکرد آن متوقف گردد، که با افزایش میانگین خطای مربع در نمونه‌های معتبر نشان داده می‌شود. به عبارت دیگر، داده‌های اعتبار سنجی برای جلوگیری از یادگیری بیش از حد شبکه استفاده می‌شوند [1, 3].

### ۳-۴ شبکه عصبی کانولوشن عمیق<sup>۱۳</sup>

نوعی شبکه عصبی مصنوعی است که به یک ابزار تحقیقاتی پر استفاده در زمینه شناسایی تصویر تبدیل شده است. ساختار شبکه‌ای تقسیم وزن آن شباهت زیادی به شبکه عصبی بیولوژیکی دارد که از پیچیدگی مدل شبکه می‌کاهد و تعداد وزن‌ها را کاهش می‌دهد. این مزیت زمانی آشکارتر است که ورودی شبکه یک تصویر چند بعدی باشد. می‌توان مستقیماً از تصویر به عنوان ورودی شبکه استفاده کرد که از استخراج ویژگی‌های پیچیده و روند بازسازی داده‌های الگوریتم تشخیص سنتی جلوگیری می‌کند. یک شبکه کانولوشن به طور خاص به عنوان یک گیرنده چند لایه برای تشخیص اشکال ۲ بعدی طراحی شده است. این نوع ساختار شبکه دارای درجه بالایی از عدم تغییر در ترجمه، مقیاس‌گذاری، کج شدن یا سایر اشکال تغییر شکل است. در شکل ۹ مثالی از مراحل کارکرد این الگوریتم نشان داده شده است [7].



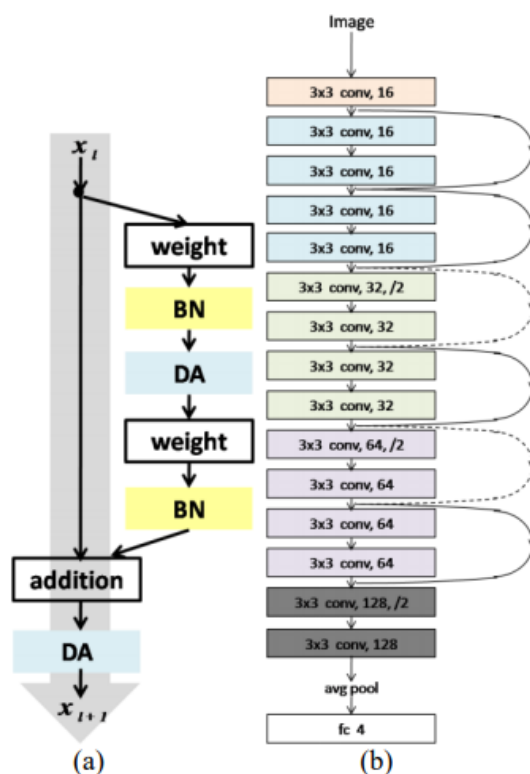
شکل ۹- بررسی اجمالی طبقه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشن عمیق برای تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید [7].

### ۳-۵ شبکه عصبی باقیمانده عمیق با پارامترهای گسسته<sup>۱۴</sup>

معماری شبکه عصبی باقیمانده با پارامترهای گسسته یکپارچه یا نمایی همانطور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است طراحی شده، که در آن میانبرهای خط نقطه‌ای نشان دهنده افزایش ابعاد ویژگی است. "DA" مخفف تابع فعال‌سازی یکپارچه یا نمایی گسسته است و "BN" مخفف لایه عادی دسته‌ای است. شبکه عصبی باقیمانده گسسته یک شبکه عصبی انتها به انتها و بدون نیاز به دانش قبلی است. وزن‌ها و تابع فعال‌سازی در شبکه عصبی باقیمانده گسسته در فضای گسسته محدود شده اند [4].

<sup>13</sup> Deep convolutional neural network

<sup>14</sup> Deep residual neural network with discrete parameters



شکل ۱۰- معماری شبکه عصبی باقیمانده عمیق با پارامترهای گسسته. (الف) نوع میانبر واحد باقیمانده در شبکه عصبی باقیمانده گسسته. (ب) معماری دقیق شبکه عصبی باقیمانده گسسته [4].

### جمع بندی

پس از استخراج ویژگی‌ها از تصاویر فوندوس نیاز است که با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین آنها را طبقه‌بندی کرد تا در نهایت بتوان از روی تصاویر جدید نیز پیش‌بینی مناسبی را ارائه داد.

در این مسیر از الگوریتم‌های مختلفی همچون ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسرو، شبکه عصبی کانولوشن عمیق و شبکه عصبی باقیمانده عمیق با پارامترهای گسسته استفاده می‌شود. به طور کل مدل‌های بسیار گوناگون دیگری نیز برای این امر وجود دارند که می‌توانند نتایج دقیقی را در اختیار متخصصان قرار دهند. از موارد مهمی که باید به آن توجه شود این است که این الگوریتم‌ها به تنهایی و بدون وجود مجموعه تصاویر آموزشی که کیفیت و ابعاد مناسب را دارند، کارایی چندان مناسبی نخواهند داشت. همچنین در کنار مجموعه تصاویر، باید به استفاده از سیستم‌های قدرتمند که قادر به انجام محاسبات پیچیده و در ابعاد بالا با سرعت مناسب هستند نیز توجه شود؛ چرا که عملیات آموزش مدل یادگیری ماشین در صورتی که این موارد رعایت نشوند با مشکل مواجه شده و نتیجه‌ی دلخواه را ارائه نخواهد داد.



## فصل چهارم

ترکیب مجموعه ویژگی‌ها و مدل‌های طبقه‌بندی و ارزیابی نتایج

## ترکیب مجموعه ویژگی‌ها و مدل‌های طبقه بندی و ارزیابی نتایج

پس از استخراج ویژگی‌ها و پیاده‌سازی مدل‌های طبقه‌بندی، نوبت به ترکیب و ارزیابی آنها می‌رسد. در این بخش به ذکر چند مورد از این نتایج که از مقالات مرجع آورده شده‌اند پرداخته می‌شود.

### ۴-۱ وظایف و معیارهای ارزیابی

۱- تشخیص آب مروارید- این یک کار طبقه‌بندی دو طبقه است. به طور مثال، برای تعیین اینکه آیا یک تصویر فوندوس مبتلا به آب مروارید است یا خیر استفاده می‌گردد و عمدتاً برای غربالگری آب مروارید در ابعاد بزرگ طراحی شده است [1].

۲- درجه‌بندی آب مروارید- این یک کار طبقه‌بندی چهار طبقه‌ای است که نیاز به طبقه‌بندی تصاویر فوندوس به دسته‌های غیر آب مروارید، آب مروارید خفیف، متوسط یا شدید دارد. نتایج آن راهنمایی دقیق‌تر یا پیشنهادهای آزمایشی را به چشم پزشک در مورد بیمار ارائه می‌دهد (مثلاً اینکه جراحی آب مروارید انجام شود یا خیر) [1].

برای هر دو وظیفه، سه معیار پرکاربرد، یعنی حساسیت، که نشان‌دهنده توانایی پیش‌بینی نمونه‌های مثبت به عنوان نمونه‌های مثبت است، اختصاصی بودن که بیانگر توانایی پیش‌بینی نمونه‌های منفی به عنوان نمونه‌های منفی است و دقت که بیانگر توانایی قضاوت در کل مجموعه نمونه‌ها است که قضاوت مثبت مثبت و همچنین قضاوت منفی منفی است، وجود دارد [7]. تعاریف آماری به شرح زیر است.

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (1)$$

$$Sensitive = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{TN}{(FP + TN)} \quad (3)$$

توضیح هر یک از علائم TP، FN، FP و TN در جدول ۱ داده شده است. در جدول، آب مروارید نمونه‌ی مثبت تلقی شده و غیر آب مروارید نمونه‌ی منفی است [7].

جدول ۱ - توضیح TP، FN، FP و TN [7].

| Confusion Matrix |              | Predicted |              |
|------------------|--------------|-----------|--------------|
|                  |              | cataract  | Non-cataract |
| Actual           | cataract     | TP        | FN           |
|                  | Non-cataract | FP        | TN           |

## ۴-۲ ذکر نتایج تجربی مقالات مختلف

در این قسمت به ذکر نتایج مختلفی که در مقاله‌های گوناگون پس از اجرای الگوریتم‌های مختلف استخراج ویژگی‌ها و مدل‌های یادگیری ماشین بدست آمده‌اند پرداخته می‌شود تا بتوان در نهایت به مقایسه و جمع بندی پرداخت.

### ۴-۲-۱ ترکیب دو مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پرسرو

بسیاری از مطالعات نشان داده اند که ترکیبی از چند طبقه‌بندی‌کننده، به طور قابل توجهی کمتر از هر یک از آنها به طور جداگانه خطا می‌دهد. برای وظیفه طبقه‌بندی تصاویر فوندوس دو روش محبوب گروهی شامل رای‌گیری اکثریت<sup>۱۵</sup> و پشته‌سازی<sup>۱۶</sup>، برای مجموعه مدل‌های یادگیری مبتنی بر چند مورد بررسی شده است. در زیر به بررسی هر یک می‌پردازیم [1].

- رای اکثریت- دو روش رای‌گیری رایج برای طبقه‌بندی گروهی، رای اکثریت و رای وزنی وجود دارد. برای مورد اول، برچسب کلاسیک یک نمونه‌ی بدون برچسب به نام  $X$ ، برچسبی خواهد بود که بیشترین تعداد رای را بدست آورده است (به عنوان مثال، بیشترین رای مکرر) که توسط طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه‌ی چندگانه‌ی درگیر در گروه به دست می‌آید. در حالت دوم، وزن رای‌گیری در بین مدل‌های مختلف یادگیری پایه متفاوت است. سیاست‌های مختلفی برای تنظیم وزن مناسب آرا در نظر گرفته شده است، به عنوان مثال، انتخاب طبقه‌بندی‌کننده‌ی پویا و ترکیب خطی وزنی [1].

- پشته‌سازی- این روش برخلاف رای‌گیری اکثریت، که برچسب کلاس را بر اساس اکثریت طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه چندتایی تعیین می‌کند، از یک طبقه‌بندی فراتر استفاده می‌کند که نتایج طبقه‌بندی چندین طبقه‌بندی‌کننده‌ی پایه را برای تولید طبقه‌بندی نهایی استفاده می‌کند [1].

در مقاله‌ای که اکنون به ذکر نتایج آن خواهیم پرداخت، از ترکیب سه مجموعه ویژگی مستقل (موجک، طرح و بافت) در کنار ترکیب دو الگوریتم یادگیری ماشین، شامل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پرسرو استفاده شده است. اکنون به سراغ نتایج آن می‌رویم.

### بررسی نتایج

نتایج تجربی شش طبقه‌بندی‌کننده پایه برای وظایف تشخیص و درجه‌بندی آب مروارید در این مقاله، به ترتیب در جداول ۲ و ۳ نشان داده شده است. از این دو جدول می‌توان دریافت که ترکیب موجک و ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۷</sup> بهترین عملکرد را در کار تشخیص آب مروارید (درجه‌بندی آب مروارید) دارد که میانگین طبقه‌بندی صحیح را ۹۱.۹٪ (۸۲.۵٪) بدست می‌آورد. علاوه بر این، ترکیب طرح و شبکه عصبی پرسرو<sup>۱۸</sup> در کارهای تشخیص آب مروارید و درجه‌بندی آب مروارید بدترین عملکرد

<sup>15</sup> Majority Voting

<sup>16</sup> Stacking

<sup>17</sup> Wavelet-BPNN (Wavelet-SVM)

<sup>18</sup> Sketch-BPNN

را دارد. وقتی ترکیب همه‌ی ویژگی‌ها با ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۹</sup> و ترکیب همه‌ی ویژگی‌ها با شبکه عصبی پرسرو<sup>۲۰</sup> در نظر گرفته شود، بدیهی است که ترکیب ویژگی موجک و شبکه عصبی پرسرو در کار تشخیص آب مروارید از هر دو عملکرد بهتری دارد. با این حال، در کار درجه بندی آب مروارید، ترکیب همه‌ی ویژگی‌ها با ماشین بردار پشتیبان بهترین عملکرد را نشان داده و ترکیب همه با ماشین بردار پشتیبان و ترکیب همه با شبکه عصبی پرسرو عملکرد بهتری نسبت به هر شش طبقه‌بندی‌کننده پایه دارند [1].

جدول ۲- نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه در کار تشخیص آب مروارید [1].

| Measures     | Cataract (%) | Non-cataractous (%) | accr (%) |
|--------------|--------------|---------------------|----------|
| Classifiers  | se           | sp                  |          |
| Wavelet-SVM  | 89.4         | 93.4                | 91.6     |
| Sketch-SVM   | 88.3         | 87.7                | 87.9     |
| Texture-SVM  | 90.3         | 90.5                | 90.4     |
| Wavelet-BPNN | 91.4         | 92.4                | 91.9     |
| Sketch-BPNN  | 89.8         | 86.3                | 87.8     |
| Texture-BPNN | 90.3         | 90.6                | 90.4     |
| All-SVM      | 89.2         | 91.6                | 90.5     |
| All-BPNN     | 89.0         | 90.7                | 89.9     |

جدول ۳- نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه در کار درجه‌بندی آب مروارید [1].

| Measures     | Non-cataractous (%) |      | Mild (%) |      | Moderate (%) |      | Severe (%) |      | accr (%) |
|--------------|---------------------|------|----------|------|--------------|------|------------|------|----------|
| Classifiers  | se                  | sp   | se       | sp   | se           | sp   | se         | sp   |          |
| Wavelet-SVM  | 88.1                | 88.6 | 73.5     | 88.3 | 73.0         | 94.6 | 58.3       | 97.6 | 82.5     |
| Sketch-SVM   | 87.8                | 91.3 | 81.1     | 83.7 | 60.3         | 96.7 | 79.2       | 98.9 | 78.2     |
| Texture-SVM  | 89.8                | 92.2 | 80.3     | 90.5 | 84.1         | 92.8 | 37.5       | 99.2 | 81.9     |
| Wavelet-BPNN | 89.8                | 92.8 | 83.3     | 86.4 | 69.8         | 95.5 | 58.3       | 97.8 | 81.3     |
| Sketch-BPNN  | 86.4                | 89.5 | 73.5     | 85.2 | 58.7         | 95.2 | 63.3       | 58.3 | 75.7     |
| Texture-BPNN | 88.1                | 92.7 | 75.8     | 89.4 | 79.4         | 92.2 | 58.3       | 98.4 | 80.4     |
| All-SVM      | 90.4                | 96.9 | 83.3     | 90.2 | 77.8         | 95.5 | 70.8       | 98.7 | 83.2     |
| All-BPNN     | 90.4                | 95.9 | 86.4     | 88.6 | 58.7         | 96.3 | 75.0       | 96.0 | 82.9     |

با در نظر گرفتن سازگاری و صحیح بودن نتایج طبقه‌بندی، نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌ی پایه به پنج حالت تقسیم می‌شود [1].

۱- تمام نتایج طبقه‌بندی سازگار و صحیح هستند. (سازگار - درست)

۲- اکثر نتایج صحیح است. (اکثریت صحیح)

<sup>19</sup> All-SVM

<sup>20</sup> All-BPNN

۳- آرا به طور مساوی بین مجموعه‌ای از کلاس‌ها توزیع می‌شود (هر کلاس تعداد مساوی آرا را دریافت می‌کند) و حاوی نتایج صحیح است. (برابر - صحیح)

۴- اقلیت نتایج صحیح است. (اقلیت صحیح)

۵- همه‌ی نتایج طبقه‌بندی اشتباه است. (همه اشتباه)

جدول ۴ نتایج این دسته‌بندی‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۴- آمار نتایج طبقه‌بندی طبقه‌بندی‌کننده‌های پایه [1].

| Measures<br>Classifiers | Percent of cataract<br>detection<br>(%) | Accumulative<br>percent of cataract<br>detection (%) | Percent of cataract<br>grading (%) | Accumulative<br>percent of cataract<br>grading (%) |
|-------------------------|---|--|------------------------------------|--|
| Consistent-Correct      | 81.21                                   | 81.21  | 54.72                              | 54.72  |
| Majority-Correct        | 8.05                                    | 89.26  | 27.70                              | 82.42  |
| Equal-Correct           | 4.03                                    | 93.29  | 9.46                               | 91.88  |
| Minority-Correct        | 5.37                                    | 98.66  | 5.41                               | 97.29  |
| All-Wrong               | 1.34                                    | 100  | 2.71                               | 100  |

نتایج تجربی کلی مدل‌های تشخیص آب مروارید و درجه‌بندی آب مروارید به ترتیب در جداول ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند.

جدول ۵- عملکرد دو رویکرد گروه برای تشخیص آب مروارید [1].

| Measures<br>Classifiers | Cataract (%)<br>se | Non-cataractous (%)<br>sp | accr (%) |
|-------------------------|--------------------|---------------------------|----------|
| Majority voting         | 94.2               | 91.5                      | 93.2     |
| Stacking                | 91.4               | 92.5                      | 92.0     |

جدول ۶ - عملکرد دو رویکرد گروه برای درجه‌بندی آب مروارید [1].

| Measures<br>Classifiers | Non-cataractous (%) |      | Mild (%) |      | Moderate (%) |      | Severe (%) |      | accr (%) |
|-------------------------|---------------------|------|----------|------|--------------|------|------------|------|----------|
|                         | se                  | sp   | se       | sp   | se           | sp   | se         | sp   |          |
| Majority voting         | 91.0                | 90.0 | 76.5     | 89.8 | 77.8         | 94.9 | 62.5       | 98.8 | 83.9     |
| Stacking                | 89.3                | 90.4 | 79.5     | 87.9 | 74.6         | 96.7 | 75.0       | 98.9 | 84.5     |

همانطور که مشخص است دقت طبقه‌بندی نهایی دو کلاسه و چهار کلاسه در این روش به ترتیب ۹۳.۲٪ و ۸۴.۵٪ است که نشان‌دهنده پیشرفت قابل توجهی در مقایسه با مدل‌های یادگیری منفرد است [1].

#### ۴-۲-۲ ترکیب کلی چندین مدل گوناگون و مقایسه آنها با یکدیگر

در جدول ۷ که از نتایج حاصل در یکی از مقالات ذکر شده است می‌توان نتایج کلی الگوریتم‌های استخراج ویژگی و مدل‌های یادگیری ماشینی را که برخی از آنها در این گزارش توضیح داده شده‌اند، مانند ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی پسر، لومیننس، ماتریس همزمانی شیب خاکستری و غیره و همچنین برخی دیگر از آنها که توضیح داده نشده‌اند را مشاهده کرد [6].

جدول ۷- مقایسه نتایج روش‌های مختلف [6].

| S. No | Feature extraction                 | Classification    | Two class accuracy (%) | Four class accuracy (%) |
|-------|------------------------------------|-------------------|------------------------|-------------------------|
| 1     | Luminance                          | BPNN              | 85.96                  | 82.29                   |
| 2     | Gray co-occurrence matrix          |                   |                        |                         |
| 2     | Gray gradient co-occurrence matrix |                   |                        |                         |
| 2     | DFT features                       | AdaBoost          | 95.22                  | 81.52                   |
| 3     | DWT                                | LDA               | 90.9                   | 77.1                    |
| 3     | Sketch                             |                   | 86.1                   | 74                      |
|       | DWT + Sketch                       |                   | 89.3                   | 73.8                    |
|       | DWT                                | SVM               | 91.6                   | 82.5                    |
|       | Sketch                             | SVM               | 87.9                   | 78.2                    |
|       | Texture                            | SVM               | 90.4                   | 81.9                    |
|       | DWT + Sketch + Texture             | SVM               | 90.5                   | 83.2                    |
| 4     | DWT                                | BPNN              | 91.9                   | 81.3                    |
|       | Sketch                             | BPNN              | 87.8                   | 75.7                    |
|       | Texture                            | BPNN              | 90.4                   | 80.4                    |
|       | DWT + Sketch + Texture             | BPNN              | 89.9                   | 82.9                    |
|       | DWT + Sketch + Texture             | Ensemble learning | 93.2                   | 84.5                    |
| 5     | Statistical features               | Decision tree     | 88.4                   | 83.8                    |
| 6     | Genetic algorithm                  | SVM               | 95.33                  | 87.52                   |
| 7     | DCNN                               | DCNN              | 93.52                  | 86.69                   |
| 8     | SVD                                | SVM               | 97.78                  | —                       |
| 9     | <b>Pre-trained CNN</b>             | <b>SVM</b>        | <b>100</b>             | <b>92.91</b>            |

همانطور که در جدول ۸ مشاهده می‌شود، روش مورد استفاده قرار گرفته در مقاله‌ی مورد نظر یعنی روشی که در آن از شبکه‌ی عصبی از پیش آموزش داده شده برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر فوندوس و از ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود، بهترین نتایج را در هر دو زمینه‌ی مد نظر ارائه می‌دهد [6].

## جمع بندی

در این فصل به ذکر چندین مورد از نتایج گرفته شده در مقالات مرجع پرداخته شد. نکته‌ی حائز اهمیت این است که برای دریافت نتیجه‌ی مطلوب نیاز است که از ترکیب مناسبی از الگوریتم‌های استخراج ویژگی‌ها و الگوریتم‌های طبقه‌بندی استفاده شود. در این فصل مواردی از این ترکیب‌ها و دقت حاصل از این مدل‌ها آورده شده است.

نکته‌ی دیگر این است که به تجربه ثابت شده است که ترکیب چندین مدل یادگیری ماشین نتیجه‌ی مطلوب‌تری را نسبت به یک مدل منفرد فراهم می‌آورد. در این فصل نیز ترکیب دو مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پرسرو ذکر شد و همانطور که مشاهده می‌شود دقت بالایی حاصل شد. در جدول دیگری نیز به مقایسه‌ی ترکیب مدل‌ها در مقیاس بزرگ و به طور کلی پرداخته شد که می‌توان با ارزیابی آن به نتایج شگفت‌آوری دست پیدا کرد.

## فصل پنجم

### نتیجه گیری و پیشنهادها



## نتیجه‌گیری و پیشنهادها

### نتیجه‌گیری

در این گزارش به ذکر و مقایسه‌ی روش‌های مختلف برای تشخیص خودکار آب مروارید از روی تصاویر فوندوس پرداخته شد. آب مروارید از دلایل اصلی نابینایی در سطح جهان و به ویژه کشورهای در حال توسعه می‌باشد و به علت گران بودن لوازم مورد نیاز برای تشخیص در بیمارستان‌ها و مراکز درمانی و همچنین کمبود منابع انسانی خبره در این زمینه، امروزه تشخیص خودکار آن به یک مسئله‌ی مهم و حیاتی تبدیل گردیده است.

روش‌های مورد بررسی قرار گرفته در این گزارش شامل راه‌های گوناگون برای استخراج ویژگی‌ها و الگوریتم‌های طبقه‌بندی مختلف و در نهایت تلفیق آنها با یکدیگر و بدست آوردن دقت مدل بود. به طور دقیق‌تر، ابتدا تصاویر فوندوس که به ۴ دسته‌ی غیر آب مروارید، آب مروارید خفیف، آب مروارید متوسط و آب مروارید شدید دسته‌بندی شده‌اند را نرمال‌سازی کرده و با استفاده از روش‌های گوناگون، آنها را به تصاویری که تشخیص تفاوت میان آنها آسان‌تر بوده تبدیل کرده و ویژگی‌هایی که کمک می‌کنند تشخیص دقیق‌تر باشد استخراج می‌شوند. همچنین اطلاعات خصوصی بیماران نیز پاک می‌گردد. پس از آن از مدل‌های مختلف یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی این تصاویر استفاده می‌شود تا در نهایت بتوان با استفاده از مدلی که بیشترین دقت را داشته است به دستگاهی که قابلیت تشخیص خودکار را دارد دست یافت.

از جمله نتایجی که می‌توان با بررسی دقت حاصل از مدل‌های مختلفی که در مقالات گوناگون ذکر شده است گرفت، این است که در بسیاری از موارد ترکیب چندین مدل با یکدیگر نتایج بهتری را نسبت به یک مدل منفرد در اختیار می‌گذارد و همچون مجموع چندین متخصص که تشخیص دقیق‌تر و بهتری را نسبت به یک متخصص منفرد می‌دهند، چندین مدل تلفیق شده نیز نتیجه‌ی دقیق‌تری را در اختیار می‌گذارند. همچنین روش‌های طبقه‌بندی با دانش قبلی برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی پیچیده مناسب‌ترند. در این گزارش مشاهده شد که ترکیب دو مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پسرو دقت بسیار بالایی را در تشخیص ارائه می‌دهد و همچنین شبکه‌ی عصبی از پیش آموزش داده شده، انتخاب بسیار مناسبی برای مدل استخراج‌کننده‌ی ویژگی‌ها می‌باشد [4].

### پیشنهادها

اگرچه تحقیقات در زمینه‌ی تشخیص خودکار و درمان بیماری‌ها با استفاده از یادگیری ماشین در سال‌های اخیر در گستره‌ی بالایی در حال صورت گرفتن است، اما نمی‌توان از این حقیقت چشم‌پوشاند که این علم هنوز نوپا است و جای پیشرفت فراوانی دارد. اهمیت بالای این مسئله در این است که برای کاهش آمار نابینایی در سطح جهان می‌توان از سیستم‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تشخیص و طبقه‌بندی آب مروارید در بیمارستان‌ها و مراکز درمانی استفاده کرد تا نیاز به نیروی انسانی زبردست و در نهایت هزینه‌های سنگین را کاهش داد.

از جمله مواردی که می‌توان در تحقیقات آینده به آن پرداخت، تأکید بر استخراج ویژگی‌های رگهای خونی در تصاویر شبکیه و کاهش زمان پیش‌پردازش با استفاده از ویژگی‌های تعیین‌کننده‌تر است. شایان ذکر است که کاهش این زمان و افزایش کارایی الگوریتم بدون در اختیار داشتن مجموعه داده‌ی جامع و غنی امکان‌پذیر نیست. دقت شود که غنی بودن مجموعه داده لزوماً به معنای بزرگ و حجیم بودن آن نیست. بنابراین باید جمع‌آوری تصاویر و نمونه‌های انسانی و ساخت مجموعه داده‌ی ارزشمند را در اولویت قرار داد.

همچنین یک سیگنال جالب برای بررسی پیشرفت بیماری آب مروارید وجود دارد که از مواردی است که پیشنهاد می‌شود محققان در تحقیقات آینده به آن بپردازند. مطالعه‌ی الگوی در حال تکامل از خفیف تا متوسط تا شدید برای یک بیمار معین که ظرفیت آزمایش‌های جامعی برای بررسی قدرت "الگوهای در حال تکامل" در نمایش ویژگی‌های مختلف و طراحی آن‌ها وجود دارد.

## منابع و مراجع

- [1] Ji-Jiang Yang, J. L. (2015). Exploiting ensemble learning for automatic cataract detection and grading. *Elsevier*, 45-57.
- [2] Liye Guo, J.-J. Y. (2014). A computer-aided healthcare system for cataract classification and grading based on fundus image analysis. *Computers in Industry*, 72-80.
- [3] Meimei Yang, J.-J. Y. (2013). Classification of retinal image for automatic cataract detection. *IEEE*.
- [4] Yue Zhou, G. L. (2019). Automatic Cataract Classification Using Deep Neural Network With Discrete State Transition. *IEEE*, 436 - 446.
- [5] Xi Xu, L. Z. (2019). A Hybrid Global-Local Representation CNN Model for Automatic Cataract Grading. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 556 - 567.
- [6] Turimerla Pratap, P. K. (2019). Computer-aided diagnosis of cataract using deep transfer learning. *Biomedical Signal Processing and Control*.
- [7] Linglin Zhang, J. L. (2017). Automatic cataract detection and grading using Deep Convolutional Neural Network. *IEEE*.