Check for updates

Original Article

Journal of Health and Biomedical Informatics
Medical Informatics Research Center
2023; 10(1): 1-17
10.34172/jhbmi.2023.10

Pupil Detection for Automatic Diagnosis of Eye Diseases Using Optimized Color Mapping

Kheyrolahi Rasul[1], Hoorali Fatemeh[2*], Sedaaghi Mohammad Hossein[3], Ebrahimnezhad Hossein[3]

• **Received:** 5 Feb 2023 • **Accepted:** 27 Mar 2023

Introduction: Pupil and iris disorders form an important category of eye diseases. Accurate segmentation of the pupil is the first and most important step in the automatic diagnosis of diseases related to the pupil and iris. Most of the existing methods do not have enough accuracy and are sensitive to the effects of noise and specular spot reflection. In addition, the images used in these methods usually have limitations, such as the viewing angle.

Method: In the proposed algorithm, a stable method is offered to remove the effects of specular spot reflection in the pupil, and necessary preprocessing is done to detect the exact location of the pupil. An optimized color mapping algorithm is proposed and the mapping is calculated with the help of the LM algorithm to accurately determine the pupil boundary. This method does not impose any restrictions on the eye image and shape, and the angle of the pupil in the image can be in any shape and direction.

Results: The proposed method does not assume any specific model as the final pupil boundary (circle or oval) and is robust to noise and specular reflection factors as well. This method has been able to accurately detect the pupil boundary with the accuracy of 98.8% using UBIRIS dataset and 98% using the collected data by authors.

Conclusion: The method presented in this paper can be used to increase the accuracy in determining the internal and external border of the iris to diagnose diseases related to the pupil and iris, as well as identity identification based on iris tissue.

Keywords: Disease Diagnosis, Segmentation, Iris, Pupil, Color Mapping

• **Citation:** Kheyrolahi R, Hoorali F, Sedaaghi MH, Ebrahimnezhad H. Pupil Detection for Automatic Diagnosis of Eye Diseases Using Optimized Color Mapping. Journal of Health and Biomedical Informatics 2023; 10(1): 1-17. [In Persian]
doi: 10.34172/jhbmi.2023.10

1. MSc. in Electrical Engineering, Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran
2. Ph.D. in Electrical Engineering, Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Esfarayn University of Technology, Esfarayn, Iran
3. Ph.D. in Electrical Engineering, Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran
***Corresponding Author:** Fatemeh Hoorali
Address: Department of Electrical Engineering, Faculty of Electrical Engineering, Esfrain County, Azadegan Blvd., Mader Square, Esfarayn University of Technology, Esfarayn, North Khorasan, Iran
• **Tel:** 05837266532-3 • **Email:** f.hourali@esfarayen.ac.ir

© 2023 The Author(s); Published by Kerman University of Medical Sciences. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cite

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره دهم شماره اول. ص ۱۷-۱، ۱۴۰۲
10.34172/jhbmi.2023.10

آشکارسازی مردمک به منظور تشخیص خودکار بیماری‌های چشم با استفاده از نگاشت رنگی بهینه

رسول خیرالهی[۱]، فاطمه حورعلی[۲*]، محمدحسین صداقی[۳]، حسین ابراهیم‌نژاد[۳]

• دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۱۶ • پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۱/۷

مقدمه: دسته مهمی از بیماری‌های مربوط به چشم شامل اختلالات مردمک و عنبیه چشم است. بخش‌بندی دقیق مردمک اولین و مهم‌ترین گام در تشخیص خودکار بیماری‌های مربوط به مردمک و عنبیه چشم می‌باشد. اکثر روش‌های موجود دقت کافی نداشته و نسبت به اثرات نویز و انعکاس مؤلفه‌های نوری، حساس می‌باشند. ضمن این که تصاویر استفاده شده در آن‌ها نیز معمولاً محدودیت‌هایی از جمله زاویه دید را دارند.

روش: در الگوریتم پیشنهادی ابتدا روشی پایدار جهت حذف مؤلفه‌های انعکاس در مردمک و پیش پردازش‌های لازم به منظور تشخیص محل دقیق مردمک پیشنهاد شده است. سپس یک الگوریتم نگاشت رنگی بهینه به کمک الگوریتم لونبرگ-مارکوارت برای تعیین دقیق مرز مردمک محاسبه شده است. این روش هیچ‌گونه اعمال محدودیتی بر روی تصویر چشم نداشته و شکل و زاویهٔ دید مردمک در تصویر به هر شکل و در هر جهتی می‌تواند باشد.

نتایج: روش پیشنهادی هیچ مدل خاصی (دایره یا بیضی) را به عنوان مرز نهایی مردمک در نظر نگرفته و نسبت به نوفه و انعکاس نور مقاوم است. این روش توانسته در تشخیص دقیق مرز مردمک با نرخ تشخیص ۹۸/۸ و ۹۸ درصد به ترتیب برای پایگاه داده UBIRIS و پایگاه داده گردآوری شده، عملکرد بهتری در مقایسه با الگوریتم‌های مهم ارائه شده در سال‌های اخیر داشته باشد.

نتیجه‌گیری: از روش ارائه شده در این پژوهش می‌توان برای افزایش دقت در بخش‌بندی مرز داخلی و خارجی عنبیه به منظور تشخیص بیماری‌های مربوط به مردمک و عنبیه چشم، همچنین جهت تشخیص هویت از طریق عنبیه چشم استفاده کرد.

کلیدواژه‌ها: تشخیص بیماری، بخش‌بندی، عنبیه، مردمک، نگاشت رنگی

•**ارجاع:** خیرالهی رسول، حورعلی فاطمه، صداقی محمدحسین، ابراهیم‌نژاد حسین. آشکارسازی مردمک به منظور تشخیص خودکار بیماری‌های چشم با استفاده از نگاشت رنگی بهینه. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۴۰۲؛ ۱۰(۱): ۱۷-۱. doi: 10.34172/jhbmi.2023.10

۱. کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند تبریز، تبریز، ایران
۲. دکتری مهندسی برق، استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، مجتمع آموزش عالی فنی و مهندسی اسفراین، خراسان شمالی، ایران
۳. دکتری مهندسی برق، استاد، گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند تبریز، تبریز، ایران
*** نویسنده مسئول:** فاطمه حورعلی
آدرس: خراسان شمالی، شهرستان اسفراین، بلوار آزادگان، نبش میدان مادر، مجتمع آموزش عالی اسفراین، گروه مهندسی برق
•**شماره تماس:** ۳-۳۷۲۶۶۵۳۰-۰۵۸ • **Email:** f.hourali@esfarayen.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

مقدمه

بررسی اندازه و شکل مردمک در شدت نورهای مختلف و سنجیدن سرعت پاسخ مردمک چشم به نور می‌تواند به پزشک جهت تشخیص بسیاری از اختلالات چشمی و حتی سایر بیماری‌ها کمک کند. به عنوان مثال، پزشک با بررسی مردمک چشم می‌تواند بیماری آنیزوکوریا (Anisocoria) یعنی تفاوت اندازه یکی از مردمک‌ها با دیگری را تشخیص دهد. در مواردی، علت نامساوی بودن مردمک چشم‌ها می‌تواند بیماری و مشکل در عروق خونی بزرگ گردن یا آسیب بالای ریه باشد [۱].

علاوه بر این، ارزیابی پاسخ مردمک چشم به اشیاء نزدیک و هرگونه تفاوت بین مردمک‌ها می‌تواند به پزشک جهت تشخیص بیماری‌های مختلف کمک کند. تشخیص خودکار مردمک می‌تواند به عنوان گام مهم و اساسی جهت تشخیص بیماری‌های مختلف مردمک شامل تنگی مردمک (Miosis)، گشادی مردمک (Mydriasis)، مردمک آرگایل روبرتسون (Argyll Robertson pupil)، مردمک هولمز-آدی (Holmes-Adie's pupil) یا مردمک میوتونیک (Myotonic pupil)، مردمک مارکوس گان (gunn pupil Marcus)، هیپوس (Pupil hippus) و آنیزوکوریا مورد استفاده قرار گیرد [۲،۳].

تشخیص خودکار مردمک علاوه بر کمک به تشخیص بیماری‌های مربوط به مردمک چشم، می‌تواند جهت تشخیص بیماری‌های عنبیه نیز مورد استفاده قرار گیرد؛ زیرا لازمه تشخیص عنبیه، تعیین دقیق مرزهای مردمک به عنوان گام پیشین است. در واقع، تحریک ماهیچه‌های شعاعی عنبیه به وسیله اعصاب سمپاتیک موجب گشادی مردمک و انقباض عضلات حلقوی آن توسط اعصاب پاراسمپاتیک سبب تنگی مردمک می‌گردد. از جمله بیماری‌های مربوط به عنبیه چشم می‌توان به بیماری آماس عنبیه که در آن عنبیه و یا بخش رنگی دور مردمک ملتهب می‌شود، بیماری یوئیت (Uveitis) (التهاب عنبیه) که در پاسخ به عفونت، آلرژی، اختلالات خودایمنی، تحریک، آسیب یا ضربه به چشم‌ها، پلک‌ها یا بافت‌های اطراف رخ می‌دهد، وجود حلقه سفید رنگ در اطراف عنبیه چشم که می‌تواند نشانه کلسترول یا تری‌گلیسیرید بالا باشد، اشاره کرد [۴،۵].

علاوه بر کاربرد تشخیص مردمک در تشخیص بیماری‌های مربوط به عنبیه و مردمک چشم، یکی دیگر از کاربردهای مهم آن تشخیص هویت است؛ به طور کلی خصوصیات منحصر به فرد انسان‌ها نظیر اثر انگشت، نقش عنبیه چشم، ساختار چهره، هندسه دست و غیره می‌توانند جهت شناسایی افراد در موارد امنیتی به کار روند، به نحوی که می‌توان گفت این مشخصات مانند یک کلمه رمز غیر قابل فراموشی و قابل حمل توسط افراد می‌باشند. این بیومتریک به تحلیل الگوهای موجود در بافت عنبیه که مردمک را احاطه کرده‌اند، می‌پردازد [۶].

آشکارسازی مردمک یک پیش پردازش بسیار مهم در کاربردهای بینایی ماشین از قبیل بازشناسی هویت از طریق عنبیه [۷]، ردیابی مردمک [۸]، اندازه‌گیری میزان پیچش و انحراف چشمی، تخمین اندازه مردمک [۹]، مردمک سنجی [۱۰]، تعیین نقطهٔ خیره شده به آن [۱۱] و غیره می‌باشد. البته بر حسب نوع کاربرد میزان دقت موردنیاز در تعیین موقعیت مردمک متفاوت است.

در مقولهٔ تشخیص بیماری‌های مربوط به چشم، همچنین بازشناسی هویت از طریق عنبیه، تعیین دقیق مرزهای مردمک امری بسیار مهم و تأثیرگذار است. در سال‌های اخیر، پژوهش‌های زیادی در زمینه تشخیص مردمک انجام شده است که اکثر روش‌های ارائه شده از تکنیک‌های شناخته شده بینایی کامپیوتر استفاده می‌کنند. این پژوهش‌ها عمدتاً مبتنی بر روش‌های تشخیص لبه، آستانه‌گیری و فیلتر کردن مورفولوژیکی جهت تعیین مکان دقیق مردمک هستند. Fathee و Sahmoud [۱۲] یک الگوریتم بخش‌بندی جدید جهت بخش‌بندی تصاویر عنبیه که در محیط‌های با طول موج مرئی گرفته شده‌اند، پیشنهاد دادند. این الگوریتم ابتدا ناحیه‌ای از عنبیه که به راحتی قابل تشخیص است، یعنی ناحیه سیاه و دایره‌ای به نام مردمک را تعیین می‌کند و نواحی نویزی و غیرمرتبط را از آن ناحیه حذف می‌کند. سپس، از تبدیل هاف دایره‌ای برای تعیین مرز عنبیه استفاده می‌شود. در نهایت با استفاده از مجموعه‌ای از تکنیک‌های مناسب‌تر، پلک‌های بالا و پایین و مژه‌ها شناسایی و از ناحیه عنبیه حذف می‌شوند. Fathee و Sahmoud [۱۳] با در نظر گرفتن اطلاعات رنگ مربوط به فضاهای رنگی مختلف، یک تکنیک بخش‌بندی سریع و منحصر به فرد برای تصاویر چشمی پیشنهاد کردند. مجموعه قابل قبولی از مدل‌های رنگی برای فرآیند بخش‌بندی پس از تجزیه و تحلیل فضاهای رنگی متعدد موجود شامل RGB، YCbCr و HSV انتخاب می‌شود. همچنین از الگوریتم‌های کاربردی برای شناسایی و حذف نواحی غیر عنبیه مانند مردمک چشم، انعکاس چشمی، پلک‌ها و موارد دیگر به منظور تعیین دقیق ناحیه عنبیه استفاده شده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در پژوهش‌های مربوط به تشخیص مردمک، امری رایج است. تخمین‌گرهای مبتنی بر یادگیری ماشین از ویژگی‌هایی جهت آموزش یک مدل شبکه عصبی جهت تشخیص مردمک استفاده می‌کنند. شبکه عصبی کانولوشن (Convolutional Neural Network) و گروه هندسه بصری (Geometry Group Visual) مدل‌های رایج یادگیری عمیق هستند. در مطالعه Kim و همکاران [۱۴] از یک مدل مبتنی بر CNN استفاده شده است که تشخیص مردمک و تخمین نگاه را روی تصاویر مصنوعی و واقعی نزدیک چشم فراهم می‌کند. این مدل شامل ۶ تا ۷ لایه کانولوشن هر یک با گام ۲×۲ و لایه ادغام بعد از هر لایه کانولوشن است. PupilNet یکی دیگر از آشکارسازهای شناخته شده مبتنی بر CNN است [۱۵]. این مدل، از CNN دوگانه استفاده می‌کند که در آن یک شبکه، مکان تقریبی مردمک را تخمین می‌زند و شبکه دیگر امکان تعیین موقعیت دقیق مردمک را جهت تشخیص نهایی فراهم می‌کند. تخمین برای تصاویر پوشانده شده چشم توسط پلک‌ها، عینک یا انعکاس نور باعث می‌شود تشخیص مردمک امری دشوار باشد. چارچوب EllSeg [۱۶]، روشی برای بخش‌بندی ساختار بیضوی کلی، شامل عنبیه و مردمک در تصاویر پوشانده شده ارائه می‌دهد. چارچوب EllSeg را می‌توان با هر معماری رمزگذار–رمزگشا به منظور بخش‌بندی استفاده کرد. Lozej و همکاران مدلی مبتنی بر U-Net را جهت بخش‌بندی عنبیه پیشنهاد کردند. معماری U-Net در زمینه پردازش تصویر پزشکی به دلیل عملکرد بالا در مجموعه داده‌های نسبتاً کوچک شناخته شده است که از طراحی رمزگذار–رمزگشا استفاده می‌کند. در این پژوهش از مدل گروه هندسه بصری (Visual Geometry Group) به عنوان شبکه پشتیبان بخش رمزگذار و از تکنیک آموزش تخمین گشتاور تطبیقی (Adam) و آنتروپی متقاطع باینری استفاده شده است. پایگاه داده CASIA با ۱۶۰ تصویر در فاز آموزش و ۴۰ تصویر در فاز آزمایش مورد استفاده قرار گرفته است و به دقتی حدود ۹۶٪ دست یافته است [۱۷]. پژوهش دیگری مبتنی بر U-Net توسط Zhang و همکاران پیشنهاد شده است [۱۸] آن‌ها ویژگی‌های کلی بیشتری را با استفاده از کانولوشن گسترشی (Dilated Convolution) به جای کانولوشن اصلی به منظور پردازش جزئیات تصاویر استخراج کردند. در کانولوشن گسترشی (FD-UNet)، ماسک کانولوشن دارای مقادیر صفر است. این امر منجر به دریافت اطلاعات میدانی بیشتر بدون افزایش پیچیدگی الگوریتم و از دست دادن اطلاعات خواهد شد. این روش بر روی چندین پایگاه داده از جمله CASIA آزمایش شد و میزان دقت آن ۹۷/۳۶٪ بوده است [۱۸]. Li و همکاران [۱۹] روشی متشکل از الگوریتم‌های یادگیری و تشخیص لبه جهت بخش‌بندی عنبیه ارائه کردند. جعبه محدودکننده با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن سریع‌تر مبتنی بر ناحیه (R-CNN) که از شش لایه تشکیل شده است، تعیین شده و ناحیه مردمک با استفاده از یک مدل ترکیبی گاوسی تشخیص داده می‌شود. نتایج آزمایش‌ها روی پایگاه داده CASIA نشان داده است که این روش به دقت ۹۵/۴۹ درصد جهت تشخیص مردمک دست یافته است.

اکثر روش‌های ارائه شده برای بخش‌بندی عنبیه و سیستم‌های بازشناسی هویت از طریق عنبیه فقط بر روی پایگاه داده‌ای عملکرد خوب دارند که دارای تصاویر با کیفیت بالا باشند، تحت شرایط کنترل شده و ایده‌آل گرفته شده باشند و در آن‌ها کاربر باید به طور مستقیم و از یک فاصله ثابت به دوربین نگاه کند [۲۰]. عکس گرفتن از چشم تحت شرایط محیطی کنترل نشده، تصاویر چشمی غیر ایده‌آل ایجاد می‌کند. مثلاً اگر چشم به طور کامل باز نباشد، در اثر وجود انسداد، برخی قسمت‌های مهم چشم (عنبیه و مردمک) عکس‌برداری نخواهند شد. همچنین ممکن است تغییرات روشنایی زیاد باشد و یا این که زاویه دید تصویر چشمی مستقیم و از جلو نباشد. بخش‌بندی در این گونه تصاویر بسیار حساس بوده و نتایج بخش‌بندی در امر تشخیص بیماری و بازشناسی بسیار تأثیر گذار خواهد بود. تصویر گرفته شده همچنین ممکن است تیره، تار و یا دارای اثرات انعکاس نور در عنبیه و مردمک باشد.

در امر بخش‌بندی عنبیه اکثر محققین فرض کرده‌اند که عنبیه به شکل دایره و یا بیضی است؛ در حالی که در تصاویر غیر ایده‌آل از قبیل تصاویر خارج از زاویه دید مستقیم و یا نویزی، این فرض برقرار نیست و عنبیه و مردمک به صورت غیر دایره یا غیر بیضی دیده می‌شوند (مانند تصاویر شکل‌های ۵ و ۸). در نتیجه این‌گونه روش‌ها برای بخش‌بندی عنبیه عملکرد چندان مناسبی نخواهند داشت؛ بنابراین طراحی سیستم‌های بازشناسی عنبیه برای تصاویر خارج از حالت نرمال، هنوز چالشی است که مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در این مطالعه، هدف مشخص کردن مرز داخلی عنبیه با مردمک و جداسازی دقیق آن در شرایط غیرایده‌آل و کنترل نشده به منظور تشخیص بیماری‌ها و تشخیص هویت می‌باشد.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

روش

پایگاه داده UBIRIS [۲۱] از ۱۸۷۷ تصویر مربوط به ۲۴۱ نفر تشکیل شده، که در دو بخش گردآوری شده است. این پایگاه داده بزرگ‌ترین پایگاه داده عمومی رنگی در فضای RGB می‌باشد که به طور رایگان و برای همه در دسترس است. اندازه تصاویر موجود در این پایگاه داده، ۲۵۶۰×۱۷۰۴ پیکسل با عمق ۲۴ بیت می‌باشند که با فرمت jpeg و در حالت فشرده‌سازی بدون اتلاف (Lossless) ذخیره شده‌اند.

پایگاه داده گردآوری شده، شامل ۱۶۵۰ تصویر چشمی مربوط به ۲۰۰ نفر است که تحت شرایط نوری و زوایای دید مختلف تهیه شده است. تصاویر، با استفاده از دوربین Canon 2000D 18-55 DC با کیفیت ۲۴۷۷×۱۸۵۸ پیکسل و عمق ۲۴ بیت تهیه شده و به شکل jpeg ذخیره شده‌اند.

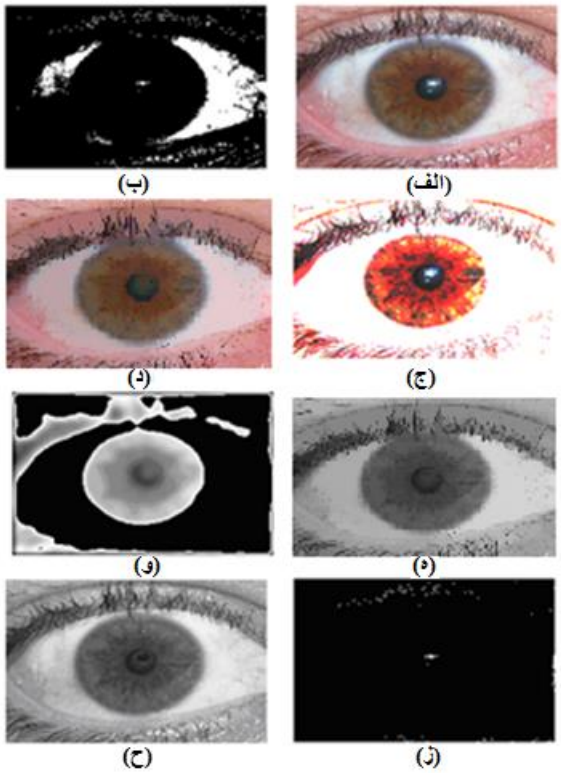
جهت پیش پردازش، ابتدا یک آستانه بالا حدود ۲۰۰ (از بازه مربوط به سطح خاکستری ۲۵۵-۰) در نظر گرفته می‌شود و سپس از طریق آن نواحی با شدت نور بالاتر برای هر یک از سه فضای رنگی قرمز و سبز و آبی تعیین می‌شوند (مطابق شکل ب ۱.)؛ به عبارت دیگر نواحی که هر سه فضای رنگی به‌طور همزمان مقداری بیشتر از آستانه تعیین شده داشته باشند، به عنوان ناحیه داوطلب برای مؤلفه‌های انعکاس (Specular) در نظر گرفته می‌شود. از طرف دیگر یک آستانه پایین نیز برای تعیین نواحی تاریک در تصویر تعیین می‌شود. این آستانه با صاف‌سازی (Smoothing) هیستوگرام تصویر و استخراج اولین درهٔ آن از طریق روش Mixture Gaussian (Model GMM) [۲۲] و تخمین پارامترهای اولین گوسی جورشونده به این هیستوگرام، تعیین می‌شود، سپس با استفاده از آن هر یک از فضاهای رنگی تصویر آستانه‌گیری شده و مقادیر بیشتر از حد آستانه پایین در هر یک از فضاهای رنگی برابر با ۲۵۵ قرار داده می‌شود. به این ترتیب تصویر آستانه‌گیری شده مربوط به نواحی تیره به صورت شکل ج ۱. به دست خواهد آمد. در مرحله بعد با پر کردن حفره‌های موجود در تصاویر مربوط به هر یک از سه فضای رنگی قرمز و آبی و سبز (مطابق شکل د ۱.) و سپس تبدیل تصویر نتیجه شده به تصویر سطح خاکستری (شکل ه ۱.) و در نهایت با استفاده از فیلتر میانه (Median) با ماسک ۷*۷ جهت حذف نوفه‌های ناشی از اثرات مژه، تصویر ماسک مربوط به نواحی تیره به دست می‌آید (مطابق شکل و ۱.).

سپس با ترکیب کردن (AND) ماسک مربوط به نواحی تیره و ماسک مربوط به نواحی روشن، ماسک مربوط به نواحی انعکاس نور به طرز دقیقی به دست خواهد آمد که در مرحله بعد می‌تواند جهت حذف اثرات خارجی مانند انعکاس نور مورد استفاده قرار گیرد (شکل ز ۱.). با استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی گسترش (Opening) و سایش (Closing) این ماسک بازسازی شده و نواحی کوچک حذف می‌شوند.

در نهایت با انتخاب یک پنجره در اطراف هر ماسک و سپس محاسبهٔ مقدار میانگین پیکسل‌های موجود در مجاورت پیکسل‌های داوطلب به عنوان مؤلفه‌های انعکاس، مقدار سطح خاکستری لازم برای پر کردن این مؤلفه‌های نوری و حذف اثرات آن‌ها به دست می‌آید. شکل ح ۱. نشان دهنده نمونه‌ای از حذف اثر مؤلفه‌های انعکاس نور از داخل مردمک می‌باشد. بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی در شکل ۲ آمده است.

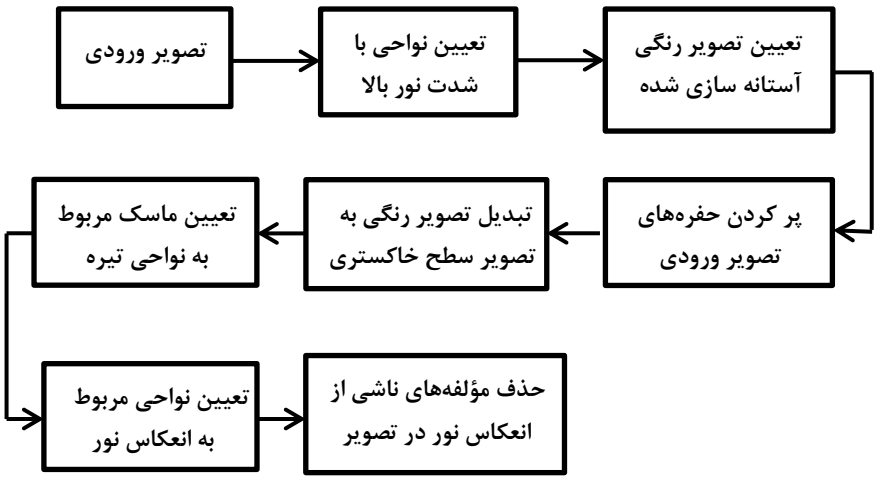
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]



شکل ۱: مراحل الگوریتم پیشنهادی جهت حذف اثرات انعکاس مؤلفه‌های نوری

الف) تصویر رنگی اصلی ب) نواحی پر نور به دست آمده از آستانه حد بالا ج) تصویر رنگی آستانه‌گیری شده د) تصویر رنگی پر شده ه) تصویر سطح خاکستری پر شده و) ماسک مربوط به نواحی تیره ز) نقاط نوری یافت شده ح) نتیجه حذف مؤلفه‌های نوری موجود در مردمک

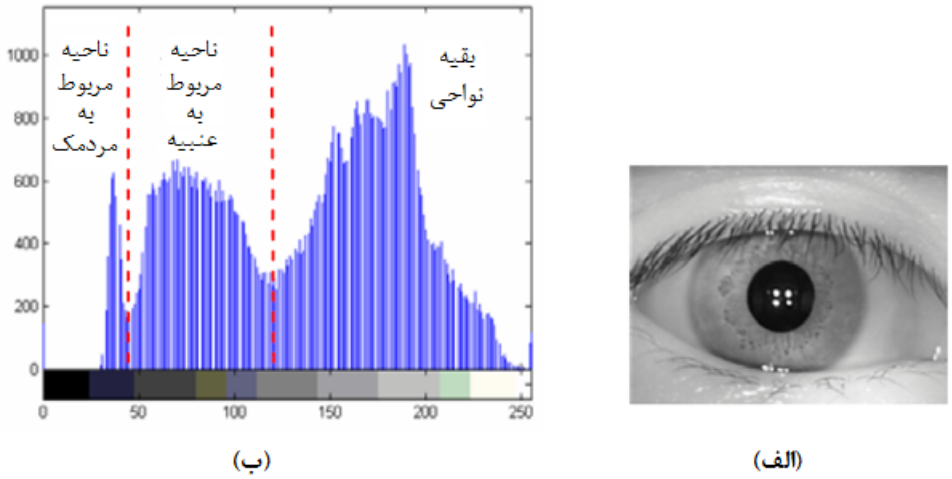


شکل ۲: بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی جهت حذف مولفه‌های ناشی از انعکاس نور

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

به منظور یافتن سطح آستانه مناسب جهت حذف نواحی روشن و حفظ نواحی تیره در تصویر که مربوط به ناحیه مردمک است، از هیستوگرام تصویر مورد نظر استفاده شد تا بتوان این آستانه را به طور وقفی و مناسب تعیین نمود. با توجه به این که در هیستوگرام تصویر سطح خاکستری اولین دره (اولین کمینه) مربوط به ناحیه مردمک می‌باشد، می‌توان پس از هموارسازی و نرمالیزه کردن نمودار هیستوگرام تصویر، با استفاده از GMM، میانگین و واریانس مربوط به اولین گوسی از سمت چپ را به دست آورده و با استفاده از آن مقدار اولین کمینه را در نمودار هیستوگرام هموار شده، تعیین کرد. شکل ۳ هیستوگرام سطح خاکستری مربوط به یک تصویر چشمی را نشان می‌دهد. سه پیک آشکارا در این منحنی دیده می‌شود که مربوط به مردمک، عنبیه و پس زمینه است. حدود مقادیر سطح خاکستری مربوط به این نواحی با آشکارسازی پیک‌های این هیستوگرام و از طریق یافتن پارامترهای گوسی جورشونده به آن‌ها به روش GMM می‌تواند به دست آید. اولین قله (پیک) مربوط به مردمک و دومین قله مربوط به عنبیه می‌باشد.



شکل ۳: الف) تصویر چشمی ب) هیستوگرام سطح خاکستری مربوط به آن

روش آستانه‌گیری برای تصاویر غیر ایده‌آل به سختی، مردمک و ناحیه آن را به طور کامل و درست از بقیه قسمت‌های تصویر جدا می‌کند. امّا اگر آستانه به طور مناسب انتخاب شود، با اعمال برخی پیش پردازش‌ها می‌توان ناحیه مردمک را به طور تقریبی توسط این روش تعیین نمود. با توجه به شکل ۳ می‌توان توزیع سطح خاکستری در یک تصویر چشمی را از طریق یک توزیع گوسی سه‌تایی (GMM سه تایی) و طبق رابطه ۱ مدل نمود. در مورد تصاویر چشمی غیر ایده‌آل، هیستوگرام تصویر پس از هموارسازی توسط فیلتر میانگین‌گیری یک توزیع گوسی سه تایی به آن برازش می‌شود.

$$H_{GMM}(x)=\sum_{K=1}^{3}\alpha_K G_K(x\,|\,\mu_K,\delta_K) \qquad (1)$$

که متغیر x مقادیر سطح خاکستری مربوط به هیستوگرام تصویر را نشان می‌دهد و $G_K(x|\mu_K,\delta_K)$ نشان دهنده تابع گوسی امین توزیع گوسی Kاست و μ_K,δ_K پارامترهای مربوط به می‌باشند و همواره داریم: $\sum_{K=1}^{3}\alpha_K=1,\alpha_K\succ 0$. پارامترهای هر یک از توابع گوسی نیز از طریق الگوریتم (Expectation-Maximization) EM [۲۳] و طی رابطه تکراری زیر محاسبه می‌شوند:

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

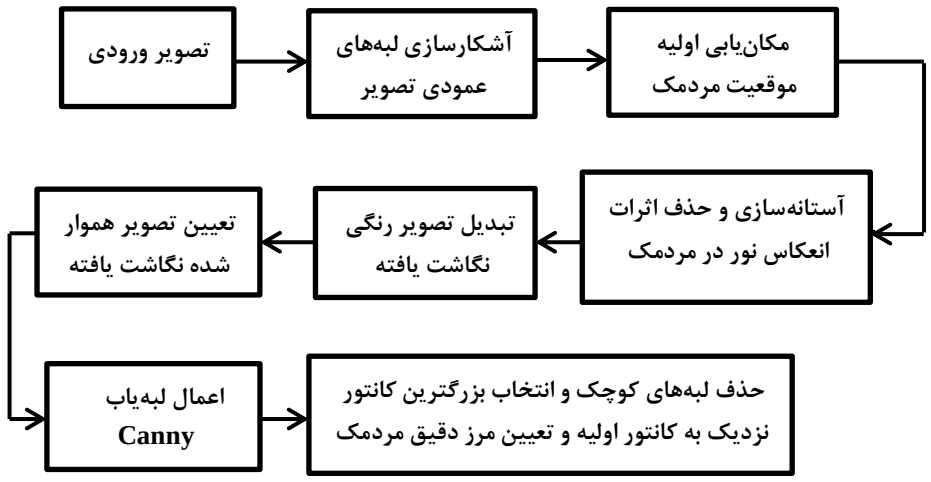
$$W_{nk} = \frac{\alpha_K^{old} f_k(x_n \mid \mu_k, \delta_k)}{\sum_{K=1}^{3} \alpha_K^{old} f_K(x_n \mid \mu_k, \delta_K)}$$

$$\alpha_K^{new} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} W_{nk} \mu_K^{new} = \frac{\sum_{n=1}^{N} W_{nk} X_n}{\sum_{n=1}^{N} W_{nk}} \quad (2)$$

$$\delta_K^{new} = \frac{\sum_{n=1}^{N} W_{nk}(x_n - \mu_K^{new})(x_n - \mu_K^{new})^T}{\sum_{n=1}^{N} W_{nk}}$$

در این رابطه W_{nk}، α_k^{old}، α_k^{new}، μ_k^{new} و δ_k^{new} به ترتیب پارامتر وزن k امین توزیع گوسی، ضرایب گوسی‌ها در مرحله قبل و جدید، مقادیر جدید میانگین و انحراف معیار گوسی‌ها پس از به‌روز رسانی می‌باشند. در نهایت، آستانه مناسب برای باینری کردن تصویر، برابر با مقدار سطح خاکستری منطبق با اولین توزیع گوسی انتخاب می‌شود.

روش‌های ارائه شده توسط Camus و Wildes [۲۴] و استفاده از تبدیل هاف (Hough) برای برازش دایره به مرز مردمک [۲۵] و یا استفاده از فیلتر دایروی [۲۶] و... برای تخمین مرز مردمک دقت کافی را ندارند، زیرا این روش‌ها در مقابل اثرات انعکاس نور عملکردی ضعیف دارند، بنابراین در این مطالعه از این روش‌ها تنها به عنوان یک روش ابتدایی در تخمین مرز مردمک استفاده شده است. پس از به دست آوردن یک تخمین اولیه از مرز مردمک، به منظور افزایش دقت در تعیین این مرز، یک نگاشت رنگی بهینه طوری به دست خواهد آمد که اختلاف میانگین رنگی بین داخل و خارج مرز اولیه تخمین زده شده ماکزیمم شود. به گونه‌ای که در تصویر نگاشت یافته، مرز مردمک به هر شکل دلخواهی (غیر از دایره و بیضی) نیز به سادگی قابل تعیین باشد. مراحل مربوط به الگوریتم پیشنهادی جهت تعیین مرز دقیق مردمک در شکل ۴ آمده است.



شکل ٤: فلوچارت الگوریتم پیشنهادی جهت تعیین مرز دقیق مردمک

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

ماتریس مربوط به نگاشت رنگی در رابطه (۳) نشان داده شده است که از طریق الگوریتم تکراری LM [۲۷] به دست می‌آید:

$$\begin{bmatrix} r' \\ g' \\ b' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \equiv M_{3*3} \times \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix} \quad (۳)$$

که در آن M ماتریس نگاشت رنگی با پارامترهای $\theta = \lfloor a_{ij} \rfloor, i \in [1,3], j \in [1,3]$ می‌باشد و (r', g', b') و (r, g, b) به ترتیب فضاهای رنگی مربوط به تصویر نگاشت یافته و تصویر اصلی هستند. در این الگوریتم در حقیقت با استفاده از الگوریتم کمینه‌سازی لونبرگ-مارکوارت، زاویه میانگین رنگ بین داخل و خارج کانتور اولیه که به صورت رابطهٔ خطای زیر تعریف می‌شود، کمینه خواهد شد:

$$e = \left(\frac{\vec{A}.\vec{B}}{\left|\vec{A}\right|\left|\vec{B}\right|} \right) = \cos(\alpha) \quad (۴)$$

که در آن:

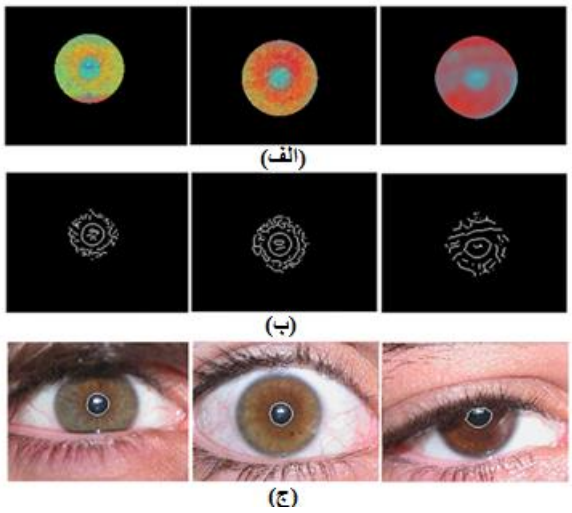
$$\vec{A} = \left[\frac{1}{nr'_{inside}} \sum_{m=1}^{row} \sum_{l=1}^{col} r'(m,l)_{inside} \right] \vec{i} + \left[\frac{1}{ng'_{inside}} \sum_{m=1}^{row} \sum_{l=1}^{col} g'(m,l)_{inside} \right] \vec{j} + \left[\frac{1}{nb'_{inside}} \sum_{m=1}^{row} \sum_{l=1}^{col} b'(m,l)_{inside} \right] \vec{k} \quad (۵)$$

$$\vec{B} = \left[\frac{1}{nr'_{outside}} \sum_{m=1}^{row} \sum_{l=1}^{col} r'(m,l)_{outside} \right] \vec{i} + \left[\frac{1}{ng'_{outside}} \sum_{m=1}^{row} \sum_{l=1}^{col} g'(m,l)_{outside} \right] \vec{j} + \left[\frac{1}{nb'_{outside}} \sum_{m=1}^{row} \sum_{l=1}^{col} b'(m,l)_{outside} \right] \vec{k} \quad (۶)$$

در روابط فوق nr, ng, nb تعداد کل پیکسل‌ها و $\vec{A}$ و $\vec{B}$ نیز بردارهای رنگ به ترتیب برای داخل و خارج کانتور اولیه می‌باشند (r', g', b'). به عنوان صفحات رنگی تصویر نگاشت یافته، ناحیه مردمک را به هر شکل که باشد به صورت دقیق نشان خواهد داد. با هموارسازی این تصویر نگاشت یافته، مطابق شکل الف ۵. و اعمال آشکارساز لبه کنی (Canny)، مطابق شکل ب ۵. و حذف لبه‌های کوچک و انتخاب بزرگ‌ترین کانتور نزدیک به کانتور اولیه، مرز دقیق مردمک به دست خواهد آمد (مطابق شکل ج ۵.).

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]



شکل ۵: نتایج بخش‌بندی به روش پیشنهادی

الف) تصویر صاف سازی شده مربوط به ناحیه نگاشت یافته ب) لبه‌یابی canny در تصویر نگاشت یافته صاف شده ج) نتایج بخش‌بندی به روش پیشنهادی با انتخاب بزرگ‌ترین و نزدیک‌ترین لبه به مرز اولیه

الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (LM) [۲۷] روشی است برای یافتن کمینه یک تابع غیرخطی چند متغیره که به عنوان یک روش استاندارد برای حل مسئله کمینه مربعات توابع غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین از این روش به عنوان ابزاری مفید جهت تحلیل طیف وسیعی از مسائل معکوس برای مسائل غیر خطی و خطی پیچیده استفاده می‌شود که در مقایسه با سایر روش‌های کمینه‌سازی به نتایج بهتری منجر می‌شود،

بنابراین جهت کمینه‌سازی رابطه خطای (۴) از این الگوریتم، در سه مرحله اصلی و به شرح زیر استفاده می‌شود.

الف) با یک تخمین اولیه از پارامترهای θ و ماتریس M به صورت یک ماتریس همانی ۳×۳، ماتریس Hessian (H) و بردار اختلاف d به صورت روابط زیر محاسبه خواهند شد:

$$H=\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (۷)$$

$$d=[e.\frac{\partial e}{\partial a_{11}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{21}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{31}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{12}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{22}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{32}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{13}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{23}} \quad e.\frac{\partial e}{\partial a_{33}}] \quad (۸)$$

که عناصر ماتریس H طبق رابطه (۹) محاسبه می‌شوند.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

$$\mathbf{h}_{11}=\begin{bmatrix}\frac{\partial e}{\partial a_{11}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{11}} & \frac{\partial e}{\partial a_{11}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{21}} & \frac{\partial e}{\partial a_{11}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{31}}\\ \frac{\partial e}{\partial a_{21}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{11}} & \frac{\partial e}{\partial a_{21}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{21}} & \frac{\partial e}{\partial a_{21}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{31}}\\ \frac{\partial e}{\partial a_{31}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{11}} & \frac{\partial e}{\partial a_{31}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{21}} & \frac{\partial e}{\partial a_{31}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{31}}\end{bmatrix},$$

$$\mathbf{h}_{12}=\begin{bmatrix}\frac{\partial e}{\partial a_{11}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{12}} & \frac{\partial e}{\partial a_{11}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{22}} & \frac{\partial e}{\partial a_{11}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{32}}\\ \frac{\partial e}{\partial a_{21}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{12}} & \frac{\partial e}{\partial a_{21}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{22}} & \frac{\partial e}{\partial a_{21}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{32}}\\ \frac{\partial e}{\partial a_{31}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{12}} & \frac{\partial e}{\partial a_{31}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{22}} & \frac{\partial e}{\partial a_{31}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{32}}\end{bmatrix},\ldots \qquad (9)$$

$$\mathbf{h}_{33}=\begin{bmatrix}\frac{\partial e}{\partial a_{13}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{13}} & \frac{\partial e}{\partial a_{13}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{23}} & \frac{\partial e}{\partial a_{13}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{33}}\\ \frac{\partial e}{\partial a_{23}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{13}} & \frac{\partial e}{\partial a_{23}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{23}} & \frac{\partial e}{\partial a_{23}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{33}}\\ \frac{\partial e}{\partial a_{33}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{13}} & \frac{\partial e}{\partial a_{33}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{23}} & \frac{\partial e}{\partial a_{33}}\cdot\frac{\partial e}{\partial a_{33}}\end{bmatrix}$$

ب) به‌روزرسانی ماتریس پارامترهای θ به صورت $\hat{\theta}$ با استفاده از رابطه زیر انجام می‌شود.

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(n+1)}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(n)}+\Delta\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(n)}+\frac{1}{\lambda}\mathbf{H}^{-1}.\mathbf{d} \qquad (۱۰)$$

که در آن λ یک پارامتر ثابت می‌باشد.

ج) تکرار مرحله الف و ب برای مقدار جدید $\hat{\theta}$ تا رسیدن به همگرایی

نتایج

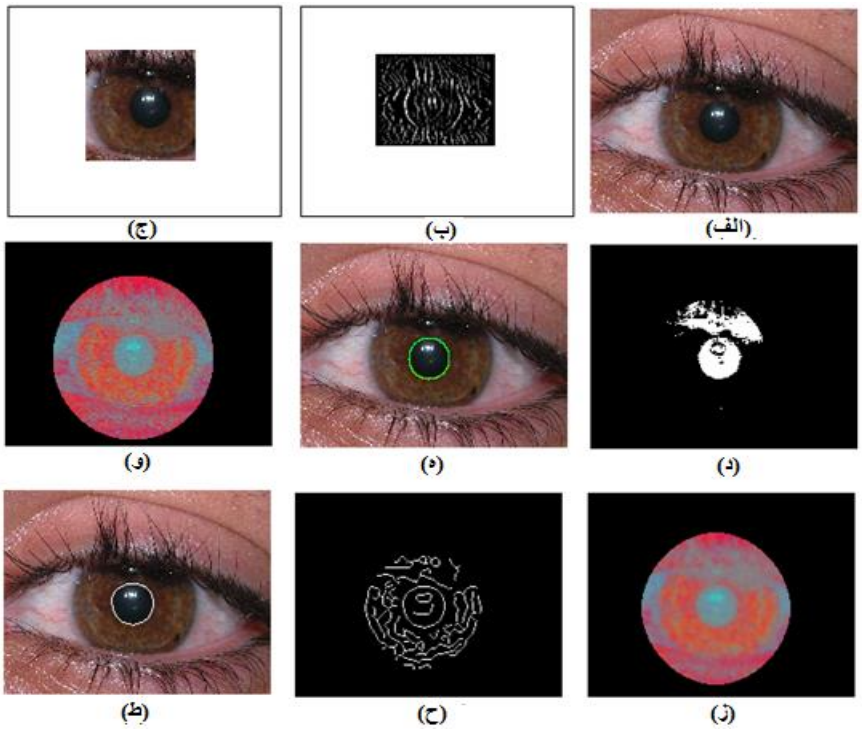
روش پیشنهادی روی پایگاه داده UBIRIS، همچنین پایگاه داده شامل تصاویر چشمی گردآوری شده (تحت شرایط نوری و زوایای دید مختلف) پیاده‌سازی و اعمال شده است. آزمایش‌ها روی رایانه شخصی با GPU GeForce RTX-2080 و پردازنده Core I7-9700K با فرکانس ۴۴۰۰ مگاهرتز با استفاده از نرم‌افزار Matlab انجام شد.

در شکل‌های ۶ و ۷ نتایج مربوط به تمام مراحل بخش‌بندی دقیق مردمک به روش پیشنهادی و همراه با مرحله مقدماتی مربوط به مکان‌یابی موقعیت مردمک، نشان داده شده است. شکل ۶ نشان‌دهنده نتیجه اعمال این روش بر روی یک تصویر از پایگاه داده UBIRIS می‌باشد. شکل ۷ نیز نتیجه اعمال این روش بر روی یک تصویر از تصاویر چشمی گردآوری شده را نشان می‌دهد. در ابتدا، مرحله مقدماتی مربوط به مکان یابی موقعیت مردمک با اعمال تبدیل هاف کمانی بر روی تصویر لبه‌های عمودی انجام می‌پذیرد (مطابق شکل‌های ب –۶، ج – ۶ و ب –۷، ج –۷). نتیجه پیش‌پردازش و بازسازی مورفولوژیکی تصویر، همچنین حذف مؤلفه‌های مربوط به انعکاس نور در شکل‌های د .۶ و د .۷ نشان داده شد. در ادامه، تمام مراحل ارائه شده در الگوریتم نگاشت رنگی در بخش‌های بعدی این شکل‌ها نشان داده شده‌اند.

با مقایسه نتیجه روش ارائه شده (شکل‌های ط –۶، ط –۷ و ط –۸) در این پژوهش با روش Wildes [۲۴] که از تبدیل هاف برای تعیین مرز مردمک استفاده می‌کند (شکل‌های ه –۶، ه – ۷ و ه –۸)، به‌راحتی می‌توان دریافت که این روش قادر به تعیین مرز دقیق مردمک نخواهند بود و در مواردی که شکل مردمک به صورت دایره یا بیضی نیست و یا نوفه‌هایی ناشی از اثرات مژه و انعکاس نور در تصویر وجود داشته باشند با توجه به آنچه در شکل ۸ نشان داده شده است، روشی ناکارآمد می‌باشد.

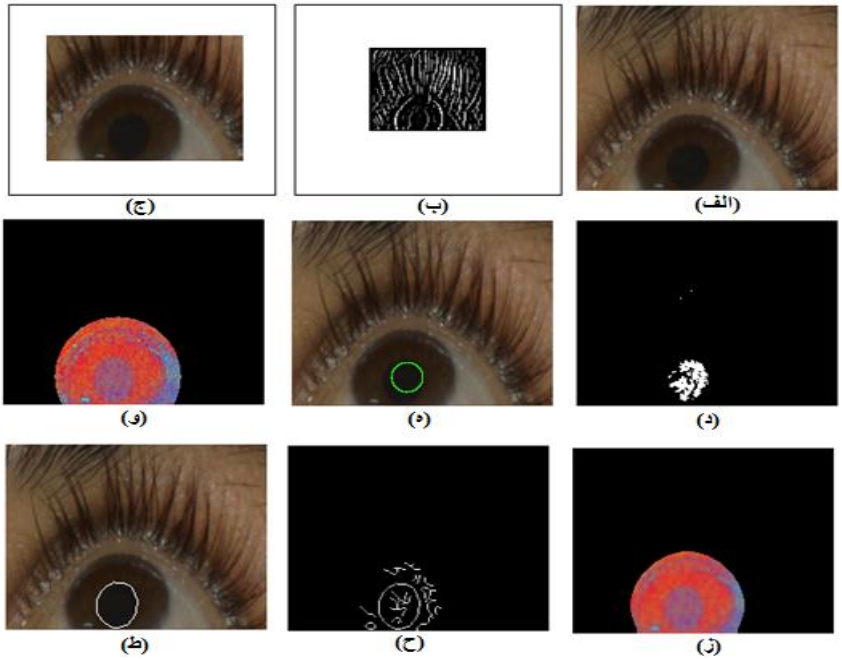
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]



شکل ٦: نتایج اعمال الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده

UBIRIS الف) تصویر اصلی ب) آشکارسازی لبه‌های عمودی در تصویر تغییر اندازه یافته ج) نتیجه مربوط به مرحله مکان‌یابی موقعیت مردمک د) آستانه‌گیری و حذف اثرات انعکاس نور در مردمک ه) نتایج بخش‌بندی ابتدایی مردمک به روش Wildes و) تصویر رنگی نگاشت یافته، ز) تصویر رنگی صاف شده نگاشت یافته ح) اعمال لبه یاب Canny به تصویر هموار شده نگاشت یافته ط) بخش‌بندی نهایی به روش پیشنهادی



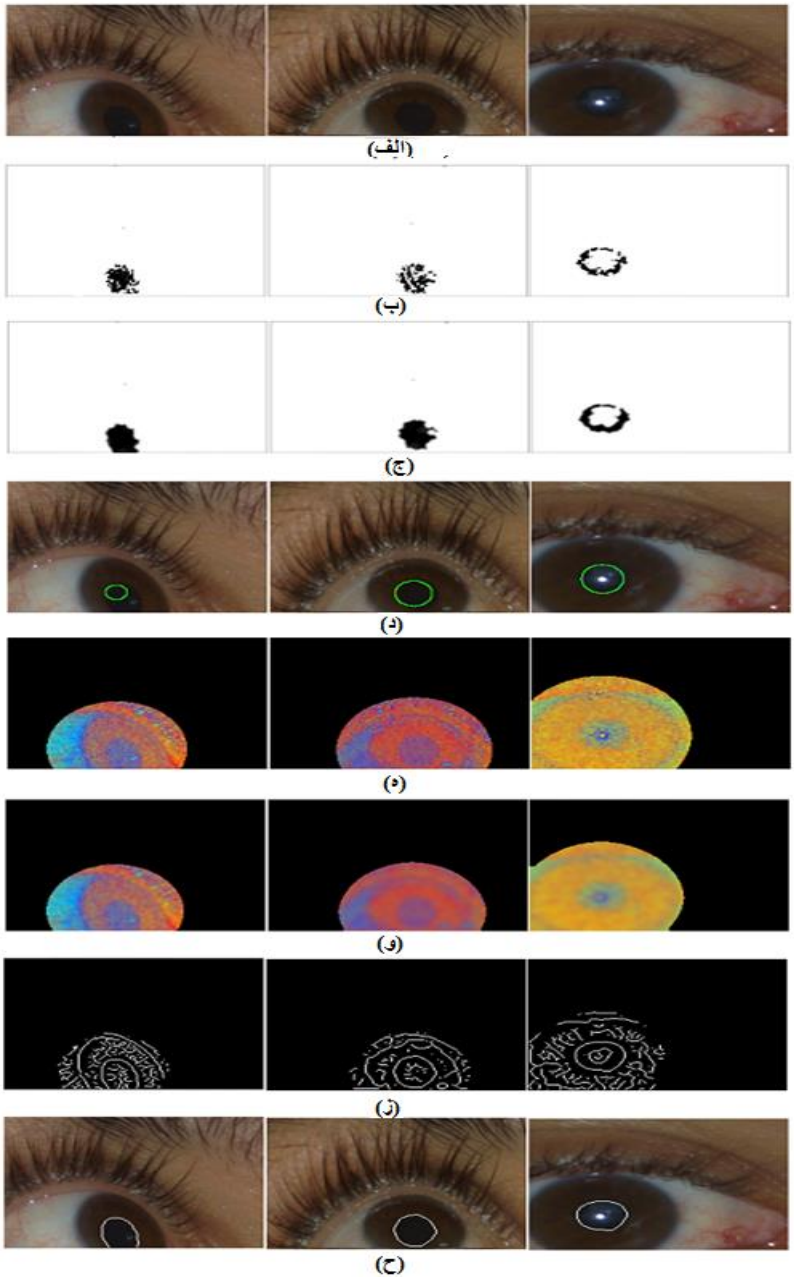
شکل ۷: نتایج اعمال روش پیشنهادی روی تصویری از پایگاه داده تهیه شده

الف) تصویر اصلی ب) آشکار سازی لبه‌های عمودی در تصویر تغیر اندازه یافته ج) نتیجه مربوط به مرحله مکان یابی موقعیت مردمک د) آستانه‌گیری و حذف اثرات انعکاس نور در مردمک ه) نتایج بخش‌بندی ابتدایی مردمک به روش Wildes و) تصویر رنگی نگاشت یافته ز) تصویر رنگی صاف شده نگاشت یافته ح) اعمال لبه یاب canny به تصویر هموار شده نگاشت یافته ط) بخش‌بندی نهایی به روش پیشنهادی

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

در شکل ۸ نتایج اعمال روش پیشنهادی روی سه تصویر مربوط به پایگاه داده ایجاد شده آمده است. در این بخش از آزمایش‌ها، از مرحله مقدماتی مربوط به مکان‌یابی موقعیت مردمک استفاده نشده و تنها از پیش‌پردازش آستانه‌گیری و بازسازی مورفولوژیکی به منظور انجام مراحل بعد تشخیص مردمک استفاده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی عملکرد بسیار مناسب‌تری نسبت به روش Wildese دارد و به ویژه در مورد تصویر اول با وجود این که شکل مردمک به صورت دایره یا بیضی نیست توانسته است مرز مردمک را به صورت دقیق مشخص کند.



شکل ۸: نتایج اعمال روش پیشنهادی روی پایگاه داده تهیه شده، بدون مرحله مقدماتی مربوط به مکان‌یابی موقعیت مردمک
الف) تصویر اصلی ب) آستانه‌گیری تصویر ج) بازسازی مورفولوژیکی د) نتایج بخش‌بندی ابتدایی مردمک به روش Wildese ه) تصویر رنگی نگاشت یافته و) تصویر رنگی نگاشت‌یافته صاف شده ز) اعمال لبه‌یاب canny به تصویر هموار شده نگاشت یافته ح) نتیجه بخش‌بندی به روش ارائه شده

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

بحث و نتیجه‌گیری

در این مطالعه، الگوریتمی مقاوم جهت تعیین مرز دقیق مردمک به منظور تشخیص بیماری‌های مربوط به مردمک و عنبیه چشم، همچنین جهت کمک به تشخیص هویت ارائه شده است. در روش پیشنهادی، شکل مردمک در عملیات بخش‌بندی نقشی نداشته و مرز مردمک به هر شکل دلخواهی که باشد به طور دقیق آشکار خواهد شد.

در ابتدا روشی جهت پیش پردازش و حذف نوفه و اثرات ناشی از انعکاس نور در مردمک ارائه شد. سپس الگوریتمی جهت تعیین نگاشت رنگی بهینه برای تبدیل فضای رنگی (rgb) ورودی به یک فضای رنگی جدید (r'g'b') ارائه گردید به طوری که در تصویر نگاشت یافته، مرز مردمک به راحتی و بدون تداخل اثرات عوامل خارجی از جمله مژه و مؤلفه‌های نور در تخریب مرز مردمک قابل تعیین باشد. هدف از این نگاشت رنگی، افزایش تفاوت زاویه بین بردارهای میانگین داخل و خارج کانتور دایروی ابتدایی می‌باشد. در واقع این نگاشت بهینه اثرات نویز را در ناحیه مردمک کاهش داده و مرز ناحیه مورد نظر را واضح تر می‌نماید.

در جدول ۱ مقایسه کیفی برخی ویژگی‌های روش ارائه شده با دو روش پایه‌ای Wildes [۲۴] و Daugman [۲۸] آمده است. مقایسه و ارزیابی کیفی با توجه به نتایج ارائه شده در مطالعه‌های مربوط و نتیجه اعمال این روش‌ها روی پایگاه داده UBIRIS و پایگاه داده گردآوری شده انجام شده است (همان‌طور که نتیجه اعمال آن‌ها روی تعدادی از این تصاویر در شکل‌های قبل نشان داده شده است).

جدول ۱: مقایسه برخی ویژگی‌های روش ارائه شده با روش‌های پایه Wildes [۲۴] و Daugman [۲۸] برای تعیین مرز مردمک.

ویژگی‌ها	روش Daugman	روش Wildes	روش پیشنهادی
کارایی در مقابل تصاویر چشمی با کنتراست پایین	پایین	پایین	بالا
دقت در آشکارسازی مرز دایروی یا بیضوی شکل	متوسط	متوسط	بالا
دقت در آشکارسازی مرز مردمک به هر شکل موجود	پایین	پایین	بالا
هزینه محاسباتی	پایین	پایین	متوسط
کارایی و قوی بودن روش در برابر نویز از جمله مؤلفه‌های نوری و اثرات پلک و مژه	پایین	پایین	بالا

همان‌طور که نتایج کیفی جدول ۱، همچنین نتایج تشخیص مردمک در بخش قبل روی تصاویر هر دو پایگاه داده نشان می‌دهد، الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری در مقایسه با دو روش پایه Wildes [۲۴] و Daugman [۲۸] دارد.

در جدول ۲ نتیجه اعمال الگوریتم ارائه شده روی پایگاه داده UBIRIS با روش‌های پایه، همچنین با چند الگوریتم برتر ارائه شده در سال‌های اخیر به طور کمی مقایسه شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی قابلیت تعیین دقیق مرز مردمک با نرخ تشخیص دقیق مرز مردمک ۹۸/۸٪ روی پایگاه داده UBIRIS را دارد. همچنین بر روی تصاویر پایگاه داده گردآوری شده با وجود نوفه، انعکاس نور و انسداد توانسته است به نرخ تشخیص ۹۸٪ دست یابد.

نتایج کمی، با توجه به نتایج ارائه شده در تعدادی از این پژوهش‌ها برای پایگاه داده UBIRIS و نتیجه پیاده‌سازی و ارزیابی آن‌ها روی پایگاه داده تهیه شده توسط نویسندگان و پایگاه داده UBIRIS با استفاده از روش پیشنهادی توسط Proença و Alexandre [۲۹] آمده است. به این صورت که پارامتر خطای بخش‌بندی مردمک (Err) محاسبه می‌گردد و در صورتی که میزان این خطا از حد آستانه در نظر گرفته شده کمتر باشد، مردمک با دقت بالا بخش‌بندی شده و در غیر این صورت دقت بخش‌بندی پایین بوده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

جدول ۲: مقایسه نتیجه اعمال الگوریتم ارائه شده با سایر روش‌ها روی پایگاه داده UBIRIS و پایگاه داده گردآوری شده توسط نویسندگان

الگوریتم	درصد تعیین مرز دقیق مردمک	
	پایگاه داده UBIRIS	پایگاه داده گردآوری شده
تبدیل هاف [۲۴]	٪۸۹	٪۸۴/۲
عملگر انتگرال دیفرانسیلی [۲۸]	٪۹۰	٪۸۶/۹
FCD و کانتور فعال [۳۰]	٪۹۱	٪۸۶/۷
شبکه عصبی UNet [۳۱]	٪۹۸/۴	٪۹۷/۱
فیلترگابور دایروی بهینه [۳۲]	٪۹۷/۳	٪۹۵/۶
شبکه عصبی تمام کانولوشن چندمقیاسه [۳۳]	٪۹۸/۶	٪۹۷/۳
HOG-SVM [۳۴]	٪۹۸/۴	٪۹۵/۹
فیلتر LOG [۳۵]	٪۹۸/۱	٪۹۵/۳
چارچوب رگرسیون آبشاری [۳۶]	٪۹۸/۳	٪۹۷/۳
روش پیشنهادی (نگاشت رنگی بهینه)	٪۹۸/۸	٪۹۸

بر اساس نتایج ارزیابی الگوریتم‌های مختلف در جدول ۲، روش پیشنهادی توانسته است در تشخیص دقیق مرز مردمک با نرخ تشخیص ۹۸/۸ و ۹۸ درصد به ترتیب برای پایگاه داده UBIRIS و پایگاه داده گردآوری شده، عملکرد بهتری در مقایسه با الگوریتم‌های مهم ارائه شده در سال‌های اخیر در این زمینه داشته باشد. در مورد پایگاه داده UBIRIS پس از روش پیشنهادی، روش مبتنی بر شبکه عصبی تمام کانولوشن چندمقیاسه [۳۳] و پس از آن شبکه عمیق کانولوشن UNet [۳۱] و روش HOG-SVM [۲۹] با عملکردی مشابه و در نهایت با اختلاف کمی روش چارچوب رگرسیون آبشاری [۳۶]، در مقایسه با سایر روش‌های مورد مقایسه عملکرد بهتری داشته‌اند. همچنین روش ارائه شده توسط Ibrahim و همکاران [۳۰] (روش مبتنی بر تشخیص مرکز فازی (Fuzzy Centre Detection) و کانتور فعال) پس از روش‌های پایه‌ای (Wildes [۲۴] و Daugman [۲۸]) ضعیف‌ترین عملکرد را در تشخیص مردمک برای پایگاه داده مذکور داشته است. در مورد پایگاه داده گردآوری شده پس از روش پیشنهادی، روش‌های مبتنی بر چارچوب رگرسیون آبشاری [۳۶] و شبکه عصبی تمام کانولوشن چندمقیاسه [۳۳] با عملکردی مشابه توانسته‌اند به دقت بالاتری در مقایسه با سایر روش‌ها به منظور تشخیص مردمک دست یابند و پس از آن‌ها استفاده از شبکه عصبی عمیق UNet [۳۱] که در آن ویژگی‌های مناسب جهت تشخیص دقیق مرز مردمک به صورت خودکار توسط شبکه عصبی استخراج می‌شود، به نتایج بهتری منجر شده است. در مورد این پایگاه داده نیز، پس از روش‌های پایه‌ای مبتنی بر تبدیل هاف [۲۴] و عملگر انتگرال دیفرانسیل [۲۸]، ضعیف‌ترین عملکرد مربوط به روش FCD و کانتور فعال [۳۰] بوده است.

با وجود مزایای الگوریتم پیشنهادی در تشخیص خودکار مرز دقیق مردمک، یکی از مشکلاتی که در روش ارائه شده جهت حذف اثرات مژه‌ها وجود دارد، انتخاب سایز مناسب و تطبیقی ماسک‌ها جهت انجام عملیات مورفولوژیکی است، به طوری که روی تصاویر تمامی پایگاه داده‌های موجود پاسخ قابل قبولی حاصل شود. یک راه حل پیشنهادی، اعمال تبدیل هاف روی تصویر رنگی نگاشت یافته به دست آمده و تعیین قطر دایره دربرگیرنده عنبیه جهت تخمین اندازه مناسب ماسک به منظور انجام عملیات مورفولوژیکی است.

از روش ارائه شده در این پژوهش می‌توان برای افزایش دقت در بخش‌بندی مرز خارجی عنبیه و اعمال تبدیل رنگی بهینه در محدوده باریکی در اطراف بخش‌بندی اولیه مرز خارجی استفاده کرد. به طوری که طی یک الگوریتم تکراری چند مرحله‌ای و اعمال کانتورهای فعال به ناحیه نگاشت یافته در هر مرحله، مرز خارجی عنبیه را نیز به طور دقیق مشخص نمود.

استفاده از مدل‌های بخش‌بندی یادگیری عمیق نیز در بخش‌بندی ناحیه عنبیه و تعیین مرزهای داخلی و خارجی آن در پژوهش‌های انجام شده به نتایج خوبی منجر شده است. با توجه به تفاوت اساس عملکرد این مدل‌ها و الگوریتم پیشنهادی، هر یک از آن‌ها دارای نقاط قوت و ضعف متفاوتی هستند و به نوعی می‌توانند مکمل یکدیگر جهت بهبود کارایی بخش‌بندی باشند؛ بنابراین به منظور داشتن نقاط قوت دو مدل به صورت همزمان و کاهش میزان خطا در راستای رسیدن به بهترین نتایج، استفاده از مدل‌های ترکیبی و تقویتی مانند Adaboost و تقویت درخت گرادیان به منظور ترکیب نتایج پیش‌بینی این مدل‌ها پیشنهاد می‌شود.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

تعارض منافع

بدین‌وسیله نویسندگان تصریح می‌نمایند که تعارض منافعی در مطالعه حاضر وجود ندارد. این پژوهش فاقد حمایت مالی بود.

References

1. Falardeau J. Anisocoria. International ophthalmology clinics 2019; 59(3): 125-39. doi: 10.1097/IIO.0000000000000276

2. Gold D. Neuro-ophthalmology and Neuro-otology: A Case-based Guide for Clinicians and Scientists. USA: Springer Nature; 2022.

3. Kumari K, Kaur S, Sukhija J. Commentary: Intracameral mydriatics in cataract surgery. Indian Journal of Ophthalmology 2022;70(11):3853. doi: 10.4103/ijo.IJO_2236_22

4. Gilger BC, Degroote R, Deeg C. Diseases of the uvea, uveitis, and recurrent uveitis. Equine ophthalmology. 4th ed. NewYork: Wiley; 2022. https://doi.org/10.1002/9781119782285.ch6

5. Wang Y, Shan S. Accurate disease detection quantification of iris based retinal images using random implication image classifier technique. Microprocessors and Microsystems 2021;80(1):1-11. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103350

6. Mansfield T, Kelly G, Chandler D, Kane J. Biometric product testing final report. UK: Centre for Mathematics and Scientific Computing; 2001; 92(4009): 309-34.

7. Karakaya M. A study of how gaze angle affects the performance of iris recognition. Pattern Recognition Letters 2016;82:132-43. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2015.11.001

8. Tian YL, Kanade T, Cohn JF. Dual-state parametric eye tracking. Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition; 2000 Mar 28-30; Grenoble, France: IEEE; 2002. p. 110-5. doi: 10.1109/AFGR.2000.840620

9. Choe KW, Blake R, Lee SH. Pupil size dynamics during fixation impact the accuracy and precision of video-based gaze estimation. Vision Research 2016;118:48-59. https://doi.org/10.1016/j.visres.2014.12.018

10. Erdem S, Karahan M, Ava S, Pekkolay Z, Demirtas AA, Keklikci U. The effectiveness of automatic pupillometry as a screening method to detect diabetic autonomic neuropathy. International Ophthalmology 2020;40:3127-34.

11. Lee KI, Jeon JH, Song BC. Deep learning-based pupil center detection for fast and accurate eye tracking system. In Computer Vision–ECCV 2020: 16th European Conference; 2020 Aug; Glasgow, UK: 2020. p. 36-52.

12. Fathee HN, Sahmoud S, Abdul-Jabbar JM. A Robust Iris Segmentation Algorithm Based on Pupil Region for Visible Wavelength Environments. 3rd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (IEEE); 2020 Dec 10-11; Yogyakarta, Indonesia: 2020. p. 655-60. doi: 10.1109/ISRITI51436.2020.9315343

13. Sahmoud S, Fathee HN. Fast iris segmentation algorithm for visible wavelength images based on multi-color space. In 20th International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems; 2020 Feb; Auckland, New Zealand: 2020. p. 239-50.

14. Kim J, Stengel M, Majercik A, De Mello S, Dunn D, Laine S, et al. Nvgaze: An anatomically-informed dataset for low-latency, near-eye gaze estimation. In Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems; 2019 May 4-9; New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2019, p. 1-12. https://doi.org/10.1145/3290605.3300780

15. Fuhl W, Santini T, Kasneci G, Kasneci E. Pupilnet: Convolutional neural networks for robust pupil detection. arXiv preprint arXiv:1601.04902. 2016. https://doi.org/10.48550/arXiv.1601.04902

16. Kothari RS, Chaudhary AK, Bailey RJ, Pelz JB, Diaz GJ. Ellseg: An ellipse segmentation framework for robust gaze tracking. IEEE Trans Vis Comput Graph 2021;27(5):2757-67. doi: 10.1109/TVCG.2021.3067765.

17. Lozej J, Meden B, Struc V, Peer P. End-to-end iris segmentation using u-net. IEEE International Work Conference on Bioinspired Intelligence (IWOBI); 2018 Jul 18-20; San Carlos, Costa Rica: IEEE; 2018. p. 1-6. doi: 10.1109/IWOBI.2018.8464213

18. Zhang W, Lu X, Gu Y, Liu Y, Meng X, Li J. A robust iris segmentation scheme based on improved U-net. IEEE Access 2019;7:85082-9.

19. Li YH, Huang PJ, Juan Y. An efficient and robust iris segmentation algorithm using deep learning. Mobile Information Systems 2019;2019:4568929. https://doi.org/10.1155/2019/4568929

20. Jan F, Alrashed S, Min-Allah N. Iris segmentation for non-ideal Iris biometric systems. Multimedia Tools and Applications 2021; 56(3): 1-29.

21. Proença H, Filipe S, Santos R, Oliveira J, Alexandre LA. The UBIRIS.v2: A Database of Visible Wavelength Iris Images Captured On-The-Move and At-A-Distance. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2010; 32(8): 1529-35. doi: 10.1109/TPAMI.2009.66

22. Zhang Z, Chen C, Sun J, Chan KL. EM algorithms for Gaussian mixtures with split-and-merge operation. Pattern Recognition 2003;36(9):1973-83.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]

doi:10.1016/S0031-3203(03)00059-1
23. Bilmes JA. A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models. International Computer Science Institute 1998;4(510):1-197.
24. Camus TA. Wildes R. Reliable and Fast Eye Finding in close-up Images. In 18th international Conference on Pattern Recognition; 2002 Aug 11-15; Quebec, Canada: 2002. p. 389-94.
25. Saad IA, George LE, Tayyar AA. Accurate and fast pupil localization using contrast stretching, seed filling and circular geometrical constraints. Journal of Computer Science 2014; 10(2): 305-15. doi: https://doi.org/10.3844/jcssp.2014.305.315
26. Shashidhara HR, Aswath AR. A Novel Approach to Circular Edge Detection for Iris Image Segmentation. In 5th International Conference on Signal and Image Processing; 2014 Jan 8; Bangalore, India: IEEE; 2014. p. 316-20. doi: 10.1109/ICSIP.2014.56
27. Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision. 2nd ed. NewYork, NY, USA: Cambridge University Press; 2003.
28. Daugman J. New methods in iris recognition. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics) 2007;37(5):1167-75. doi: 10.1109/TSMCB.2007.903540
29. Proença H, Alexandre LA. The NICE.I: Noisy Iris Challenge Evaluation. In First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems; 2007 Sep 27-29; Crystal City, VA, USA: IEEE; 2007. p. 1–4. doi: 10.1109/BTAS.2007.4401910
30. Ibrahim MM, Soraghan JS, Abd Manap N. Iris Localisation Using Fuzzy Centre Detection (FCD) Scheme and Active Contour Snake. Jurnal Teknologi 2014;69(6): 73-7.
31. Kitazumi K, Nakazawa A. Robust pupil segmentation and center detection from visible light images using convolutional neural network. In 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC); 2018 Oct 7-10; Miyazaki, Japan: IEEE; 2018. p. 862-8. doi: 10.1109/SMC.2018.00154
32. Radman A, Jumari K, Zainal N. Iris segmentation in visible wavelength images using circular gabor filters and optimization. Arabian Journal for Science and Engineering 2014;39(4):3039-49. doi:10.1007/s13369-013-0924-3
33. Liu N, Li H, Zhang M, Liu J, Sun Z, Tan T. Accurate iris segmentation in non-cooperative environments using fully convolutional networks. International Conference on Biometrics (ICB); 2016 Jun 13-16; Halmstad, Sweden: IEEE; 2016. p. 1-8. doi: 10.1109/ICB.2016.7550055
34. Radman A, Zainal N, Suandi SA. Automated segmentation of iris images acquired in an unconstrained environment using HOG-SVM and GrowCut. Digital Signal Processing 2017;64:60-70. https://doi.org/10.1016/j.dsp.2017.02.003
35. Abbas RM, Khan TM, Khan MA, Khan HA. Fast and accurate iris segmentation methods using LoG filters. International Conference on Computing, Electronics & Communications Engineering (iCCECE); 2019 Aug 22-23; London, UK: IEEE; 2019. p. 124-9. doi: 10.1109/iCCECE46942.2019.8941830
36. Gou C, Wu Y, Wang K, Wang K, Wang FY, Ji Q. A joint cascaded framework for simultaneous eye detection and eye state estimation. Pattern Recognition. 2017;67:23-31. doi:10.1016/j.patcog.2017.01.023

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2023.10]