



دانشگاه کاشان
University of Kashan

مجله محاسبات نرم
SOFT COMPUTING JOURNAL

تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir



روشی جدید جهت استخراج رگ‌های خونی در تصاویر دیجیتالی شبکیه[♦]

معصومه جعفری^{۱*}، دانشجوی دکتری

^۱ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

چکیده

رتینوپاتی دیابتی یکی از دلایل شایع نابینایی در جهان است. شناسایی رگ‌ها از روی تصاویر شبکیه نقش مهمی در تشخیص بیماری‌های چشمی مانند رتینوپاتی دیابتی ایفا می‌کند. استخراج رگ‌های خونی شبکیه توسط پزشک به صورت دستی انجام می‌شود که این کار زمانبر و دشوار است و به دلیل وابستگی به فرد با خطا همراه است. شناسایی رگ‌های کوچک در تصاویر شبکیه به دلیل کنتراست پایین و چرخش دشوار است. در این مقاله روشی جدید برای استخراج رگ‌های خونی تصاویر دیجیتالی شبکیه ارائه شده است. این روش شامل سه بخش اساسی است. بخش اول مربوط به حذف نوفه در تصاویر شبکیه است. بخش دوم به استخراج خطوط مرکزی رگ می‌پردازد و در نهایت با استفاده از روش گسترش ناحیه و حذف نوفه، رگ‌های خونی در تصاویر شبکیه استخراج می‌شود. الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر مجموعه آزمون DRIVE اعمال شده و میانگین مقادیر صحت، حساسیت و ویژه‌واری روش پیشنهادی به ترتیب ۰/۹۶۵۷۸، ۰/۹۲۸۹۶ و ۰/۹۸۹۶۵ به دست آمده است.

© ۱۴۰۱ - مجله محاسبات نرم، کلیه حقوق محفوظ است.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت ۱۴ مهر ماه ۱۴۰۰

پذیرش ۳۱ فروردین ماه ۱۴۰۱

کلمات کلیدی:

تصاویر دیجیتالی شبکیه

رگ‌های خونی

استخراج رگ

حذف نویز

رتینوپاتی دیابتی

۱. مقدمه

دیابت نوعی بیماری شایع در جهان است که به دلیل بالا بودن مداوم قند خون ایجاد می‌شود. این بیماری می‌تواند از طریق ایجاد آب مروارید، آب‌سیاه و صدمه به رگ‌های خونی داخل چشم بر روی بینایی تأثیر بگذارد [۱]. رتینوپاتی دیابتی^۱ یکی از عوارض ناشی از دیابت است. در سازمان بهداشت جهانی (WHO)^۲ رتینوپاتی دیابتی به عنوان علت اصلی نابینایی در کشورهای توسعه‌یافته و در حال توسعه در نظر گرفته شده است

♦ نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول

پست(های) الکترونیک: masume.jafari@stu.yazd.ac.ir (جعفری)

^۱ Diabetic Retinopathy

^۲ World Health Organization (WHO)

[۲، ۳] و یکی از تاثیرگذارترین موارد در زندگی یک بیمار است

[۴].

رتینوپاتی دیابتی غیرپرولیفراتیو یا غیرتکتیری (NPDR)^۳ یک نوعی از رتینوپاتی دیابتی است که در این حالت مویرگ‌های شبکیه آسیب دیده و خون و مایعات به چشم نشست پیدا می‌کنند [۵]. همچنین در بعضی موارد مرکز شبکیه یا ماکولا^۴ شروع به تورم می‌کند که باعث ایجاد اختلالاتی در دید طبیعی افراد می‌شود. نوع دیگر رتینوپاتی، رتینوپاتی پرولیفراتیو یا تکتیری (PDR)^۵ نام دارد. در این حالت مویرگ‌ها بسته و باعث می‌شوند رگ‌های خونی جدید بصورت غیرطبیعی روی شبکیه

^۳ Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR)

^۴ Macula

^۵ Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR)


چشم ایجاد شده و رشد کنند [۶، ۷]. این رگ‌های خونی غیرطبیعی بافت سفتی را تشکیل می‌دهند و باعث جدا شدن شبکیه از پشت چشم می‌شوند که در صورت عدم درمان منجر به کاهش شدید دید و نابینایی می‌شود [۸]. شکل (۱) چشم طبیعی و چشم دیابتی را نشان می‌دهد. از روی این شکل می‌توان علائم بیماری را در چشم دید [۹].

تصاویر شبکیه ارائه شده است. ابتدا در مرحله پیش‌پردازش، تصویر رنگی شبکیه به تصویر سطوح خاکستری تبدیل و سپس فیلتر میانه روی آن اعمال می‌شود. در ادامه با استفاده از مجموعه‌ای از فیلترها در چهار جهت مختلف خطوط مرکزی رگ استخراج می‌شود. در ادامه با استفاده از فیلتر گوسی خط مرکزی علامت‌گذاری می‌گردد. تصویر به دست آمده آستانه‌گذاری شده و دو تصویر یکی مربوط به رگ‌های استخراجی و دیگری محدوده کره چشم به دست می‌آید. با استفاده از این دو تصویر تولید شده و تصویر جداسازی شده از ترکیب خطوط مرکزی برای بازسازی کامل رگ‌ها، روش گسترش ناحیه اعمال شده و با استفاده از آستانه‌گذاری، نوفه‌های موجود در تصویر حذف می‌شوند. برای ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده DRIVE^۴ استفاده شده است. تصاویر این مجموعه با غربال‌گری افراد با عارضه دیابتی در هلند به دست آمده است. جمعیت غربالگری شامل ۴۰۰ شخص مبتلا به رتینوپاتی دیابتی بوده است. از این مجموعه ۴۰ تصویر به صورت تصادفی انتخاب شده و منتشر شده است. در این مجموعه داده ۳۳ تصویر فاقد عارضه دیابتی و ۷ تصویر شامل این عارضه است. این تصاویر به دو مجموعه مساوی آموزشی و آزمایشی دسته‌بندی شده است. در مجموعه داده آموزشی برای هر تصویر یک تصویر ماسک (محدوده چشم) موجود است. ساختار مقاله به فرم زیر است. در بخش دوم به مرور اجمالی برخی روش‌های موجود در زمینه استخراج رگ‌های شبکیه پرداخته می‌شود. در بخش سوم روش پیشنهادی به همراه جزئیات ذکر شده و در بخش چهارم نتایج حاصل از پیاده‌سازی مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته است. در نهایت روش پیشنهادی با روش‌های قبلی مقایسه شده و جمع‌بندی و نتیجه‌گیری ارائه شده است.

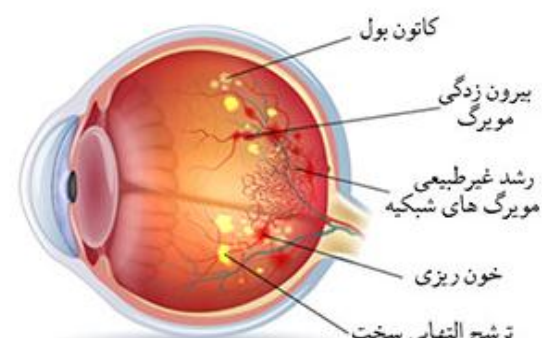
۲. کارهای مرتبط

به دلیل اهمیت شناسایی رگ‌ها در تصاویر شبکیه کارهای زیادی در زمینه جداسازی رگ‌های شبکیه انجام شده است. در ادامه

الف: چشم طبیعی



ب: چشم دیابتی (رتینوپاتی)



کانون بول
بیرون زدگی مویرگ
رشد غیرطبیعی مویرگ‌های شبکیه
خون ریزی
ترشح التهابی سخت

شکل (۱): ضایعات ناشی از رتینوپاتی دیابتی [۹]

رگ‌های شبکیه نقش مهمی در تشخیص بیماری‌های مختلف شبکیه مانند رتینوپاتی دیابتی، گلوکوم^۱، تصلب شرایین^۲ و فشارخون^۳ دارند [۱۰، ۱۱]. همچنین رگ‌های خونی شبکیه ویژگی‌های قابل اندازه‌گیری برای تشخیص بیماری‌های چشم را ارائه می‌دهند [۱۲]. بنابراین استخراج رگ‌های شبکیه برای تشخیص و درمان بیماری‌های شبکیه مهم است. در این مقاله روش جدیدی برای استخراج رگ‌های خونی

¹ Glaucoma

² Arteriosclerosis

³ Hypertension

⁴ Digital Retinal Images for Vessel Extraction

شده است. یکی از مشکل‌های این روش پیچیدگی محاسباتی است.

در یک پژوهش دیگر یک MF با استفاده از Gumbel PDF به عنوان هسته توسط سینق و ریواستاوا [۱۵] ارائه شد که در آن افزایش کنتراست تصویر با استفاده از الگوریتم CLAHE^۹ انجام شده است. در این روش از تصویر MFR به عنوان ورودی برای آستانه‌گذاری بهینه مبتنی بر آنتروپی استفاده می‌شود. همچنین از الگوریتم‌های MF اصلاح شده^{۱۰} با استفاده از تابع توزیع احتمال Gumbel به عنوان هسته استفاده شده است. این روش در برابر تصاویر طبیعی و پاتولوژیک شبکه مقاوم است. در الگوریتم مذکور با کاهش نشانک قابل استفاده کنتراست نوفه پس‌زمینه افزایش می‌یابد.

در تحقیقی دیگر رویکرد مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق (DNN)^{۱۱} با نظارت جدید برای استخراج رگ‌های شبکه ارائه شده است [۱۶]. در DNN از نرمال‌سازی کنتراست سراسری، تقویت تبدیل‌های هندسی و اصلاحات گاما استفاده شده است. این روش در برابر پدیده عکس‌العمل رگ مرکزی مقاوم است. به هر حال این روش زمان‌بر بوده و اجرای الگوریتم بدون سخت‌افزارهای قوی و گران‌قیمت امکان‌پذیر نیست. همچنین شبکه عصبی عمیق ارائه شده نیازمند داده‌های فراوان برای آموزش است.

اولیویرا و همکاران [۱۷] روشی با رویکرد بدون نظارت، فیلتر همسان و فیلتر Frangi و Gabor Wavelet از طریق درجه‌بندی میانگین و میانه وزنی ترکیب شده برای تقویت عکس‌ها پیشنهاد دادند. در ضمن آنها از مدل‌های تغییر شکل یافته^{۱۲} و FCM برای استخراج رگ‌های شبکه استفاده کردند [۱۸].

ایمانی و همکاران [۱۹] در سال ۲۰۱۵ رویکردی ترکیبی از MCA و MWT را برای استخراج رگ‌های شبکه معرفی کردند. این چارچوب فرض می‌کند نشانک فردی، ترکیب خطی از بسیاری از عناصر مهم مورفولوژیکی است. آنها از الگوریتم

بعضی از این روش‌ها گزارش شده است. اماری [۱۳] یک چارچوب برای طبقه‌بندی رگ‌های شبکه چندمنظوره با استفاده از ترکیب الگوریتم خوشه‌بندی فازی و احتمالی با میانگین C (PFCM)^۱ و الگوریتم جستجوی گرده‌افشانی گل (FPSA)^۲ ارائه داده است. الگوریتم گرده‌افشانی گل برای محلی‌سازی شبکه رگ شبکه از تابع ارزیابی الگوریتم خوشه‌بندی فازی و احتمالی با میانگین C استفاده می‌کند. در سطح دوم بهینه‌سازی، مراکز خوشه‌ای به دست آمده با استفاده از جستجوی الگو (PS)^۳ به عنوان جستجوی محلی بهینه شده معرفی شده است. در این روش با استفاده از PS، الگوریتم خوشه‌بندی فازی و احتمالی با میانگین C و الگوریتم جستجوی گرده‌افشانی گل ترکیب شده است. این روش در برابر تصاویر شبکه سالم و پاتولوژیک^۴ مقاوم است. از جمله معایب این روش می‌توان به عدم کارایی برای مجموعه داده بزرگ اشاره کرد.

الشهی [۱۴] یک روش مبتنی بر نمودار برای استخراج رگ‌های شبکه پیشنهاد کرد. برای تقویت کنتراست و ایجاد ویژگی‌های اساسی، به دلیل حساسیت الگوهای رگ از یک ساختار چندطبقه/چندمنظوره استفاده شده است. در ضمن تقسیم‌بندی مبتنی بر نمودار سبب کاهش پردازش محاسباتی در این روش شده است. در این روش همچنین از الگوریتم‌های BTH^۵، برش و تقسیم نمودار^۶ و کوتاه‌ترین مسیر دایکسترا^۷ استفاده شده است. این روش می‌تواند تصاویر نوفه‌دار و رگ‌های ریز و کوچک را ردیابی کند. در این روش با استفاده از رابطه (۱) از تفریق مؤلفه پس‌زمینه از کانال انتخاب شده برای حذف تغییرات نور استفاده می‌شود.

$$f_C(x) = f_G(x) - f_B(x) \quad (1)$$

در رابطه بالا x یک پیکسل از کانال سبز، f_B پس‌زمینه تصویر شبکه که با اعمال تاری گاوسی کم‌گذر^۸ کانال سبز f_G ایجاد

¹ Possibilistic Fuzzy C-Means (PFCM)

² Flower Pollination Search Algorithm (FPSA)

³ Pattern Search

⁴ Pathological

⁵ Black Top Hat

⁶ Graph Cut and Segmentation

⁷ Dijkstra

⁸ Low-pass Gaussian Blurring

⁹ Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

¹⁰ Modified MF

¹¹ Deep Neural Networks

¹² Deformable model

(FCN)^۴ پیشنهاد و اتصالات پرش را برای انتشار ویژگی‌ها از لایه کم‌عمق به لایه عمیق‌تر اضافه کردند. آنها همچنین ماهیت چندمقیاسی سیستم عروقی را با استفاده از تبدیل موجک ثابت (SWT)^۵ که کانال‌های اضافی را به ورودی اضافه می‌کند، بررسی کردند. در طول فرآیند بهینه‌سازی در این روش، از نزول گرادیان تصادفی^۶ جهت به حداقل رساندن تابع تلفات متقابل آنتروپی^۷ استفاده می‌شود. رابطه (۲) این امر را نشان می‌دهد که در آن M تعداد پیکسل‌ها و K تعداد کلاس‌ها، $\hat{y}_{j,k}$ پیش‌بینی احتمالی و $y_{j,k}$ تابع هدف است.

$$J(w) = -\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K y_{j,k} \ln(\hat{y}_{j,k}) \quad (2)$$

رویکرد [۲۴] یک روش رأی‌دهی خاکستری^۸ را برای تقسیم عروق شبکه پیشنهاد کرده است. از روش رأی‌گیری خاکستری برای بهبود کنتراست عروق ریز استفاده می‌شود، درحالی‌که یک موجک دوبعدی گابور^۹ برای بخش‌بندی رگ‌های اصلی استفاده می‌شود. نتایج رأی‌گیری خاکستری با نتایج فیلتر دوبعدی گابور به‌عنوان نتیجه پیش‌پردازش ترکیب می‌شود. سپس طبقه‌بندی GMM برای ردیابی بخش‌های رگ از نتیجه پیش‌پردازش مورد استفاده قرار می‌گیرد، درحالی‌که بخش‌های ریز رگ با استفاده از روش رأی‌گیری خاکستری دیگری به دست آمده که تشخیص بخش رگ را پیش از این، مورد استفاده قرار می‌داد. شاه‌بیک و پورقاسم [۲۵] با استفاده از تابع برابرکننده روشنایی، روشنایی تصویر را یکنواخت می‌کنند. به دلیل توانایی بالای تبدیل چندمقیاسی کرولت در معرفی لبه‌های تصویر در مقیاس‌ها و جهت‌های مختلف، لبه‌ها، کنتراست و کیفیت تصاویر شبکه به کمک اصلاح محلی و وقتی ضرایب کرولت توسط تابع اصلاح ارتقا یافته و تصاویر برای مرحله استخراج رگ‌ها آماده می‌شوند. در این روش همچنین از عملگرهای مورفولوژی با المان‌های ساخت و فقی وزن‌گذاری شده برای استخراج رگ‌ها

MCA با تبدیل‌های مناسب برای جداسازی پیکسل‌های رگ و غیررگ و الگوریتم MWT برای تقویت رگ شبکه استفاده کردند. الگوریتم MCA در جداسازی اجزا تصویر، ضایعات را از تصاویر شبکه حذف کرده و منجر به بهبود نتایج استخراج رگ‌های شبکه می‌شود.

میشرا و همکاران [۲۰] شبکه جدید UCU-Net با معماری رمزگذار-رمزگشا^۱ را پیشنهاد دادند که ترکیبی از U-Net و CUMed-Vision است. در رمزگشایی، خروجی‌های جانبی از آخرین مرحله رمزگذار و تمام مراحل رمزگشا برای تولید خروجی نهایی شبکه ترکیب می‌شوند. این رمزگشایی ترکیبی جریان اطلاعات متنی چندمرحله‌ای را تسهیل کرده و در مقایسه با شبکه U-Net و CUMed-Vision تقسیم‌بندی پیشرفته‌تری را انجام می‌دهد. این روش میانگین عرض رگ‌های ورودی شبکه را محاسبه کرده و آن را با میدان‌های پذیرنده مؤثر لایه‌ای (LERF)^۲ از شبکه عصبی کانولوشنال عمیق (CNN)^۳ تطبیق می‌دهد تا لایه‌هایی را بیابند که ویژگی‌های رگ را به صورت برجسته استخراج می‌کنند و سپس لایه‌های کمکی را به آنجا اضافه می‌کنند. با استفاده از این شبکه می‌توان رگ‌های نازک شبکه را تقسیم‌بندی کرد.

روش وانگ و همکاران [۲۱] از شبکه U-Net که متشکل از یک رمزگذار و سه رمزگشا است، استفاده می‌کند. با استفاده از رمزگشا یک تصویر براساس نقشه احتمال به مناطق سخت یا آسان تقسیم شده و از دو رمزگشای دیگر برای تقسیم‌بندی رگ‌های مناطق آسان و سخت به‌طور مستقل استفاده می‌شود. درنهایت، تمام خروجی‌های متشکل از سه رمزگشا برای تولید نقشه رگ نهایی ترکیب می‌شوند.

اویسال و گوراکسین [۲۲] یک مدل CNN با چندین لایه کانولوشن پیشنهاد کردند و همچنین کانولوشن جابجا شده را به نقشه‌های ویژگی نمونه بالا معرفی کردند. مدل پیشنهادی آنها شناسایی پیکسلی انجام داده و فاقد عملکرد مناسب است.

اولیویرا و همکاران [۲۳] یک شبکه عصبی کاملاً کانولوشنال

^۴ Fully Convolutional Neural Network (FCN)

^۵ Stationary Wavelet Transform (SWT)

^۶ Stochastic Gradient Descent

^۷ Cross-Entropy Loss-Function

^۸ Gray-voting approach

^۹ 2-D Gabor wavelet

^۱ Encoder-Decoder

^۲ Layer-wise Effective Receptive Fields (LERF)

^۳ Convolutional Neural Network (CNN)

استفاده می‌شود.

خرقانیان و احمدی‌فرد [۲۶] از کانال سبز برای جداسازی رگ‌ها استفاده می‌کنند. آنها بعد از ارتقای معکوس کانال سبز، رگ‌ها را به صورت یک رویه توپوگرافیکی تعریف و نقاط ناودانی بیرون را استخراج می‌کنند. جهت اتصال نقاط ناودانی بیرون مجزا و گسترش آنها با هدف استخراج رگ‌های باریک، بانکی از فیلتر جهت‌دار جهت رشد خط مرکزی رگ تولید و استفاده شده است. با استفاده از رابطه (۳) نقاط انتهایی استخراج شده و نقاط انتهایی خطوط ناودانی بیرون رشد یافته تا بین خطوط مرکزی جد از هم ارتباط برقرار کنند.

$$End - pts = \cup_{k=1}^8 (f_R \otimes B^k) \quad (3)$$

در رابطه بالا f_R تصویر با نقاط ناودانی بیرون پس از حذف نویز و B^k مجموعه‌ای از هشت عنصر ساختاری است که برای آشکار کردن نقاط انتهایی استفاده می‌شود.

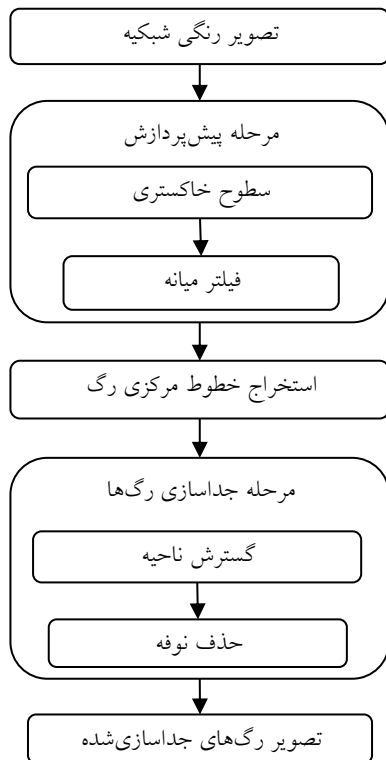
۳. روش پیشنهادی

شکل (۲) روند روش پیشنهادی در این تحقیق برای جداسازی رگ‌های شبکه را نشان می‌دهد. این روش در سه مرحله پیش‌پردازش، استخراج خطوط مرکزی رگ و جداسازی رگ‌ها خلاصه شده است.

۳.۱. پایگاه داده

تصاویر مجموعه داده DRIVE از یک غربالگری رتینوپاتی دیابتی در هلند تولید شده است. جامعه مورد بررسی در این مجموعه داده شامل ۴۰۰ فرد مبتلا به دیابت در بازه سنی ۲۵ تا ۹۰ سال است [۲۹]. از بین تصاویر جمع‌آوری شده ۴۰ تصویر به‌طور تصادفی انتخاب شده است و به عنوان داده محک منتشر شده است. این مجموعه داده از ۳۳ تصویر شبکه سالم و ۷ تصویر بیماری رتینوپاتی دیابتی تشکیل شده است. این تصاویر با استفاده از دوربین Canon^۱ با میدان دید ۴۵ درجه گرفته شده و میدان دید هر تصویر دایره‌ای با قطر ۵۴۰ پیکسل است. مطابق

شکل (۳) برای هر تصویر یک تصویر ماسک ارائه شده است که محدوده کره چشم را مشخص می‌کند. به منظور حفظ حریم شخصی بیماران، اطلاعات مربوط به تشخیص هویت بیمار از مجموعه داده حذف شده است.



شکل (۲): روند نمای روش پیشنهادی

۳.۲. پیش‌پردازش

در مرحله پیش‌پردازش با حذف نوفه‌ها تصویر برای فیلترگذاری آماده می‌شود. مطابق شکل (۴) ابتدا تصویر رنگی شبکه با استفاده از رابطه (۴) به تصویر سطوح خاکستری تبدیل می‌شود [۲۷].

$$img(x, y) = [R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)]/3 \quad (4)$$

در رابطه (۴)، $img(x, y)$ مؤلفه تصویر خروجی و $R(x, y)$ ماتریس مؤلفه قرمز تصویر، $G(x, y)$ ماتریس مؤلفه سبز تصویر و $B(x, y)$ ماتریس مؤلفه آبی تصویر است. سپس مطابق رابطه (۵)، فیلتر میانه روی تصویر اعمال می‌شود. در این رابطه، $img(x, y)$ تصویر خاکستری و $image(x, y)$ تصویر حاصل از فیلتر میانه است.

^۱ CR5 non-mydratiac 3CCD

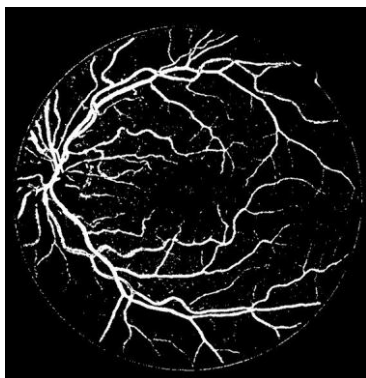
صعودی مرتب می‌شوند. سپس مقدار پیکسل مرکزی با مقدار میانه گروه مرتب‌شده جایگزین می‌گردد. فیلتر میانه دوبعدی موجب حذف نوفه‌های نمک-فلفل بدون ایجاد اثر سوء بر لبه‌های تصویر می‌گردد. در ضمن در این فیلتر پنجره‌های مربعی به اندازه $(2k + 1) \times (2k + 1)$ و یا به شکل صلیب در نظر گرفته می‌شود.



الف: تصویر اصلی



ب: تصویر خاکستری



ج: تصویر بعد از فیلتر میانه

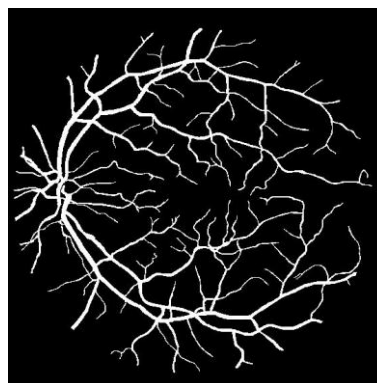
شکل (۴): پیش پردازش تصویر شبکیه

$$image(x, y) = medianfilter(img(x, y)) \quad (5)$$

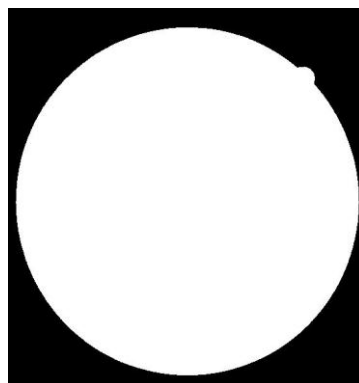
این مرحله از اهمیت بالایی برخوردار است. هر چه تصویر به دست آمده در این مرحله از کیفیت بهتری برخوردار باشد، رگ‌ها در مرحله بعدی با دقت بیش‌تر استخراج می‌شوند.



الف: تصویر رنگی مربوط به شبکیه



ب: استخراج رگ‌ها به صورت دستی



ج: ماسک (محدوده کره چشم)

شکل (۳): نمونه‌ای از مجموعه داده DRIVE

دقت کنید که فیلتر میانه یک نوع فیلتر غیرخطی است [۲۸]. در این فیلتر ابتدا مقادیر پیکسل‌ها در یک همسایگی به صورت

۳.۳. استخراج خطوط مرکزی

با توجه به اینکه رگ‌ها در هر جهتی در سطح شبکه قرار دارند؛ در این الگوریتم برای شناسایی تمام رگ‌ها، به چند الگو که در جهت‌های مختلف تنظیم شده است، احتیاج می‌باشد. برای استخراج خطوط مرکزی^۱ از این حقیقت استفاده شده است که با اعمال فیلتر مشتق‌گیر مرتبه اول در جهت عمود بر راستای رگ، علامت مقادیر خروجی فیلتر دارای نظم خاصی هستند و چون رگ‌ها در شبکه در جهت‌های مختلفی وجود دارند، از مجموعه‌ای از این فیلترها در چهار جهت استفاده شده است.

تصویر شبکه با یک رویه سه‌بعدی نمایش داده شده است، راستای x و y بیانگر ابعاد تصویر و z سطح روشنایی نقاط تصویر است. خط مرکزی یک رگ خطی با عرض یک پیکسل است، از عملگر شکل‌شناسی نازک‌سازی برای داشتن خطی به عرض یک پیکسل استفاده شده است. در این الگوریتم، مؤلفه‌های بهم پیوسته با همسایگی هشت‌تایی را تعیین کرده و پیکسل‌هایی که جزئی از مؤلفه‌هایی هستند که تعداد پیکسل‌های آنها بیش از یک مقدار ثابت از پیش تعریف شده است، به عنوان نقاط ناودانی بیرون تأیید می‌شوند. با حذف پیکسل‌های تأیید شده، مؤلفه‌های بهم پیوسته با همسایگی چهارتایی تصویر نتیجه تعیین می‌شوند. برای هر مؤلفه پیکسل میانی را مشخص کرده و از تصویری که نقاط ناودانی بیرونی از آن استخراج شده، پنجره‌ای به ابعاد از پیش تعیین شده به مرکزیت پیکسل میانی جدا می‌شود. در این پنجره مقدار میانگین^۲ و ماکزیمم^۳ را محاسبه کرده و با استفاده از رابطه (۶) مقدار آستانه را به دست آورده و جهت باینری کردن پنجره استفاده می‌کنیم.

$$(6) \quad \text{آستانه} = \sqrt{\max(w) \times \text{mean}(w)}$$

تصویر باینری به دست آمده در پنجره‌ای که از تصویر نقاط ناودانی به مرکزیت پیکسل میانی مؤلفه مورد بررسی به دست آمده ضرب می‌شود. اگر مجموع پیکسل‌های با ارزش ۱ در پنجره حاصل ضرب بیشتر از نصف تعداد پیکسل‌های موجود در

مؤلفه مورد بررسی باشد، پیکسل‌های این مؤلفه به عنوان نقاط ناودانی بیرونی تأیید شده و در غیر این صورت تمام پیکسل‌های مؤلفه نوین شناخته شده و حذف می‌شوند.

مطابق شکل (۵) هر پیکسلی که دارای یکی از چهار ترتیب (ب، پ، ت، ث) باشد نگهداری شده و پیکسل‌هایی که در این ترکیب صدق نمی‌کنند، حذف می‌شوند. بنابراین تصویری با نقاط کاندید اولیه برای خطوط مرکزی به دست می‌آید. نتیجه حاصل از اعمال الگوریتم تشخیص خطوط مرکزی بر روی هر یک از جهت‌ها در تصویر نهایی با هم ترکیب می‌شوند. یک نمونه از آن در شکل (۵) قسمت (ج) نشان داده شده است. در این شکل از فیلتر گوسی^۴ برای علامت‌گذاری خط مرکزی استفاده شده است. تصویر به دست آمده آستانه‌گذاری شده و به یک تصویر باینری تبدیل می‌شود. در مرحله بعد، از این تصویر باینری برای شروع الگوریتم گسترش ناحیه استفاده می‌شود. مقدار آستانه بر اساس اطلاعات آماری تصویر به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$(7) \quad T_{seed} = \mu - \alpha\sigma$$

در رابطه بالا μ و σ به ترتیب میانگین و انحراف معیار روشنایی پیکسل‌ها در پنجره است. پارامتر α ثابتی است که برای تصاویر کتراست پایین باید کوچک باشد ($\alpha < 1$).

در مرحله بعد با آستانه‌گذاری بر روی تصویر در دو سطح متفاوت دو تصویر باینری حاصل می‌شود، تصویر حاصل از آستانه‌ی کوچک‌تر به عنوان رگ‌های خونی و تصویر حاصل از آستانه‌ی بزرگ‌تر محدوده چشم را نتیجه می‌دهد. با استفاده از این دو تصویر باینری به همراه عملیات بازنشانی باینری تصویر، در تصویر رگ‌ها با قطرهای متفاوت بازسازی شده‌اند. تصویر جداسازی شده از ترکیب خطوط مرکزی با تصاویر حاصل از مرحله قبل با استفاده از روش گسترش ناحیه با شرط همسایه بودن دو پیکسل به دست می‌آید. یک نمونه آن در شکل (۶) قسمت (ب) دیده می‌شود.

در آخرین مرحله حذف نوفه اعمال می‌شود. در این عملیات پیکسل‌های کم‌تر از مقدار ۲۰ پاک می‌شود و فضاهای خالی

¹ Centerline

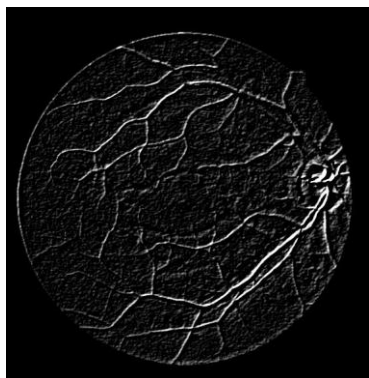
² Mean

³ Max

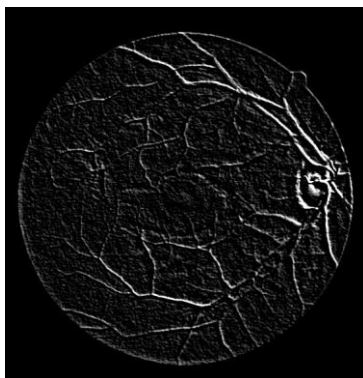
⁴ Gaussian Filter

چشم بر روی یکی از تصاویر مجموعه داده DRIVE را نشان می‌دهد. در قسمت (ر) این شکل، تصویر حاصل از جداسازی رگ‌های شبکیه به صورت دستی توسط پزشکان متخصص دیده می‌شود.

کوچک را پر می‌کنند. شکل (۶) قسمت (ب) نتیجه نهایی جداسازی رگ‌های خونی شبکیه را نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود تعدادی از رگ‌های خیلی ریز حذف شده است. همچنین شکل (۷) نتیجه نهایی جداسازی رگ‌های شبکیه



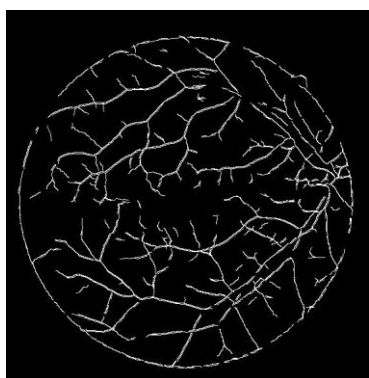
ب: خروجی فیلتر تشخیص برش



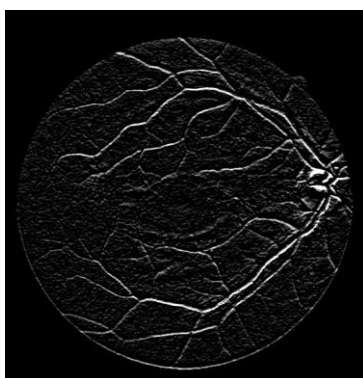
ب: خروجی فیلتر تشخیص برش



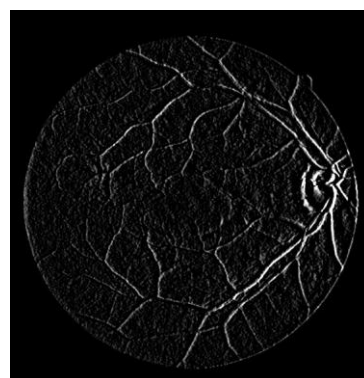
الف: تصویر اصلی



ج: ترکیب نقاط مرکزی و تشکیل خطوط مرکزی نهایی

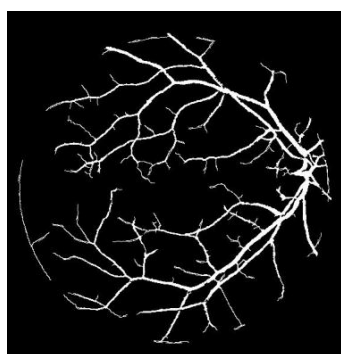


ث: خروجی فیلتر مشتق‌گیری عمودی

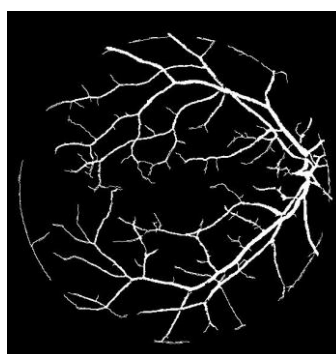


ت: خروجی فیلتر مشتق‌گیری عمودی

شکل (۵): خطوط مرکزی رگ‌های خونی شبکیه

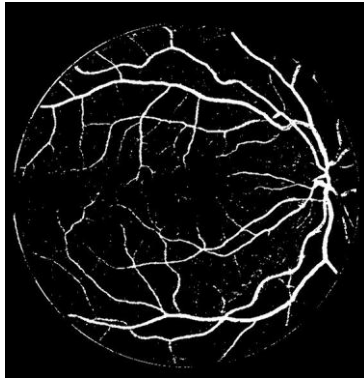


ب: نتیجه نهایی جداسازی رگ‌های خونی شبکیه

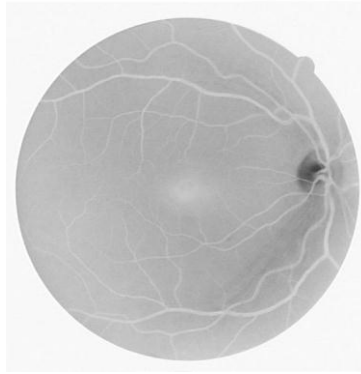


الف: تصویر مربوط به گسترش ناحیه

شکل (۶): گسترش ناحیه و جداسازی رگ‌ها



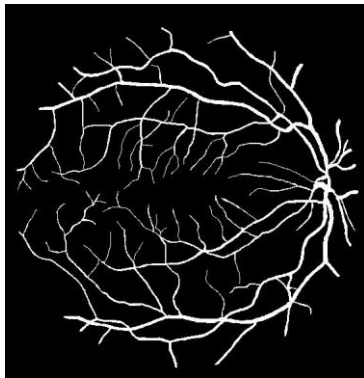
ج: تصویر پیش پردازش شده



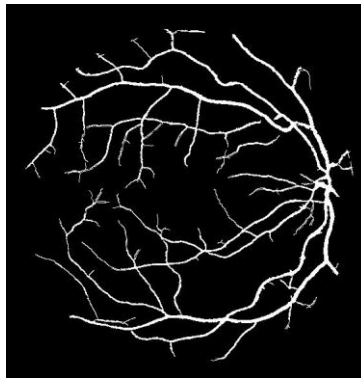
ب: تصویر خاکستری شبکه



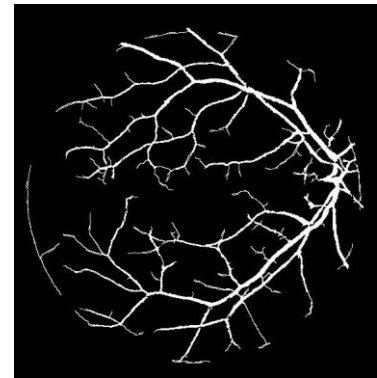
الف: تصویر اصلی



ز: استخراج رگها به صورت دستی



د: استخراج رگهای شبکه



د: خط مرکزی عروق شبکه

شکل (۷): استخراج رگهای خونی توسط روش پیشنهادی

جدول (۱): کمیت‌های استفاده شده در معیارهای ارزیابی

کمیت	توضیحات
TP	تعداد پیکسل‌های رگ که به درستی تشخیص داده شده
FP	تعداد پیکسل‌های رگ که به درستی تشخیص داده نشده
TN	تعداد پیکسل‌های غیررگ که به درستی تشخیص داده شده
FN	تعداد پیکسل‌های غیررگ که به اشتباه رگ تشخیص داده شده

الف) معیار حساسیت مطابق رابطه (۸) بیان‌کننده میزان رگ‌هایی است که به درستی شناسایی شده‌اند. این معیار از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی از رگ که به درستی تشخیص داده شده‌اند بر تعداد کل پیکسل‌های رگ موجود در تصویر محاسبه می‌شود. در این رابطه P تعداد پیکسل‌های رگ در تصویر است.

$$Sensitivity = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۸)$$

ب) معیار ویژه‌واری (رابطه (۹)) با توجه به معیار مثبت کاذب

۴. مقایسه نتایج

در این بخش به بررسی نتایج روش پیشنهادی پرداخته می‌شود. برای این منظور، در ابتدا روش پیشنهادی به صورت مستقل ارزیابی شده و در ادامه کارایی آن در مقایسه با سایر روش‌ها بررسی می‌گردد.

۴.۱. ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی

پیاده‌سازی الگوریتم در محیط متلب روی تصاویر مجموعه داده DRIVE انجام شده است. برای ارزیابی عملکرد از چهار معیار حساسیت^۱، ویژه‌واری^۲، صحت و دقت استفاده شده است. در جدول (۱) کمیت‌های مورد نیاز برای محاسبه این معیارها معرفی شده است.

^۱ Sensitivity

^۲ Specificity

دستی برچسب‌گذاری شده‌اند را نشان می‌دهد. در جدول (۳) مقادیر کمی معیارهای ارزیابی مربوط به هرکدام از روش‌ها ذکر شده است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با استفاده از سه مرحله (پیش‌پردازش، استخراج خطوط مرکزی رگ و جداسازی رگ‌ها) از نتایج رضایت‌بخشی برخوردار است. در مرحله پیش‌پردازش، فیلتر میان‌بر روی تصویر خاکستری اعمال شده که باعث می‌شود رگ‌ها در مرحله استخراج خطوط مرکزی با دقت استخراج شوند. خطوط مرکزی رگ با استفاده از فیلترهای چهارگانه به دست آمده و با استفاده از روش گسترش ناحیه و حذف نویز، دقت استخراج رگ‌های خونی به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است. همچنین مزایای روش پیشنهادی، می‌توان به تشخیص بالای رگ‌های خونی شبکه اشاره کرد.

جدول (۳): مقایسه کمی الگوریتم پیشنهادی با برخی از روش‌های موجود

روش	صحت	حساسیت	ویژه‌واری
الگوریتم پیشنهادی	۰/۹۶۵۷۸	۰/۹۲۸۹۶	۰/۹۸۹۶۵
EMARY [13]	۰/۹۳۶۸	۰/۹۳۷۸	۰/۸۹۹۴
AL SHEHHI [14]	۰/۹۳۴	۰/۸۵۰	۰/۹۴۴
SINGH [15]	۰/۹۵۲۲	۰/۷۵۹۴	۰/۹۲۳۵
LISKOWSKI AND KRAWIEC [16]	۰/۹۲۳۰	۰/۹۲۴۱	۰/۹۱۶۰
OLIVEIRA [17]	۰/۹۴۶۴	۰/۸۶۴۴	۰/۹۳۶۷
IMANI [19]	۰/۹۵۲۳	۰/۷۵۲۴	۰/۹۷۵۳
MISHRA [20]	۰/۹۵۴۰	۰/۸۹۱۶	۰/۹۶۰۱
WANG [21]	۰/۹۵۸۱	۰/۷۹۹۱	۰/۹۸۱۳
UYSAL AND GÜRAKSIN [22]	۰/۹۴۱۹	۰/۹۶۸۲	۰/۷۵۴۸
OLIVEIRA [23]	۰/۹۸۰۴	-	۰/۸۰۳۹
DAI ET AL. [24]	۰/۹۴۱۸	۰/۷۳۵۹	۰/۹۷۲۰
شاه بیک و پورقاسم [۲۵]	۰/۹۷۱۱	۰/۸۶۳۱	۰/۸۸۷۵
خرقانیان و احمدی فرد [۲۶]	۰/۹۴۷۳	۰/۷۷۶۱	-

۵. نتیجه‌گیری

استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه به منظور تشخیص بیماری‌های چشم امری حیاتی است. رتینوپاتی دیابتی یکی از عارضه‌های دیابت است که به دلیل تغییرات عروق خونی شبکه

(FPR)^۱ محاسبه می‌گردد. معیار مثبت کاذب میزان رگ‌هایی که به اشتباه رگ شناخته شده است را نمایش می‌دهد. این معیار از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه جزء پیکسل‌های رگ کلاس‌بندی شده است بر تعداد کل پیکسل‌های غیررگ به دست می‌آید.

$$Specificity = 1 - FPR = 1 - \frac{FN}{FN + TN} \quad (9)$$

ج) معیار صحت به صورت نسبت کل پیکسل‌هایی که به درستی کلاس‌بندی شده است به تعداد کل پیکسل‌های موجود در تصویر تعریف می‌شود (رابطه (۱۰)).

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (10)$$

د) معیار دقت توانایی در تشخیص پیکسل‌های پس‌زمینه را اندازه‌گیری می‌کند (رابطه (۱۱)). معیار دقت از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به درستی غیررگ تشخیص داده شده‌اند بر تعداد کل پیکسل‌های غیررگ به دست می‌آید.

$$SP = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

معیارهای ارزیابی برای تمام تصاویر موجود در مجموعه داده DRIVE بررسی شده و میانگین حاصل از این نتایج در جدول (۲) قرار داده شده است.

جدول (۲): نتایج استخراج رگ‌های خونی شبکه برای تمام تصاویر

موجود در مجموعه داده DRIVE

کمیت‌های ارزیابی کارایی

حساسیت	ویژه‌واری	صحت	دقت
۰/۹۲۸۹۶	۰/۹۸۹۶۵	۰/۹۶۵۷۸	۰/۹۱۷۵۶

۴.۲. مقایسه با سایر روش‌ها

در جدول (۳) مقایسه‌ای بین الگوریتم پیشنهادی با برخی از روش‌های موجود صورت گرفته است. برای بررسی کارایی و میزان دقت روش پیشنهادی با ۱۴ الگوریتم دیگر، معیار صحت به عنوان تعیین عملکرد استخراج رگ‌های خونی در تصاویر شبکه انتخاب شده است. معیار صحت، نرخ تعداد پیکسل‌های صحیح تشخیص داده شده مطابق با تصاویری که به صورت

¹ False Positive Rate (FPR)

پیشنهادی از تصاویر موجود در مجموعه داده DRIVE استفاده شده و مقادیر حساسیت، ویژه‌واری، دقت و صحت محاسبه شده است و میانگین این معیارها به ترتیب ۰/۹۲۸۹۶، ۰/۹۸۹۶۵، ۰/۹۱۷۵۶ و ۰/۹۶۵۷۸ گزارش شد. مقادیر این معیارها حاکی از عملکرد رضایت‌بخش روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافی ندارند.

رخ می‌دهد. جداسازی رگ‌های خونی شبکه در تشخیص بیماری‌های شبکه اولویت بالایی دارد. در این مقاله روشی جدید برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه بیان شده است. ابتدا تصویر شبکه به تصویر سطح خاکستری تبدیل شده و نوفه‌های احتمالی با فیلتر میانه حذف می‌شود. فیلترهای تصویری در چهار جهت مختلف بر روی تصویر اعمال شده و با پیوند دادن این نقاط خطوطی به دست می‌آید که از مرکز رگ عبور می‌کنند. سپس استخراج رگ‌های خونی با استفاده از روش گسترش ناحیه و حذف نوفه انجام می‌شود. برای ارزیابی روش

مراجع

- [1] Jafari M., "Internet of Things in eye diseases using smart glasses", *International Journal of Engineering Education*, 9: 1034–1042, 2017.
- [2] Mane, D., Londhe N., Patil N., Patil O., and Vidhate P., "A Survey on Diabetic Retinopathy Detection Using Deep Learning", *Data Engineering for Smart Systems*. Springer, 238: 621–637, 2022. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2641-8_59.
- [3] Ji L., Tian H., Webster K. A., and Li W., "Neurovascular regulation in diabetic retinopathy and emerging therapies", *Cellular and Molecular Life Sciences*, 78: 5977–5985, 2021. <https://doi.org/10.1007/s00018-021-03893-9>.
- [4] Antonetti D. A., Silva P. S., and Stitt A. W., "Current understanding of the molecular and cellular pathology of diabetic retinopathy." *Nature Reviews Endocrinology*, 17(4): 195–206, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41574-020-00451-4>.
- [5] Li H. and Zheng M., "Analysis of optic disc and macular vascular density in patients with non-proliferative diabetic retinopathy", *American Journal of Translational Research*, 13(8): 9160–9167, 2021.
- [6] Ranjit G., Saha A., and Das S., "An Improved Vessel Extraction Scheme from Retinal Fundus Images", *Multimedia Tools and Applications*, 78(18): 25221–25239, 2019. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-7719-9>.
- [7] Prouski G., Jafari M., and Zarrabi H., "Internet of Things in Eye Diseases, Introducing a New Smart Eyeglasses Designed for Probable Dangerous Pressure Changes in Human Eyes." *International Conference on Computer and Applications*, 364–368, 2017. <https://doi.org/10.1109/COMAPP.2017.8079762>.
- [8] Crabtree G. S. and Chang J. S., "Management of complications and vision loss from proliferative diabetic retinopathy", *Current diabetes reports*, 21(9): 1–8, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11892-021-01396-2>.
- [9] American Diabetes Association, (online): <https://diabetes.com/Article/7/10noticesdiabetesEyes>, visited on 26 February, 2021.
- [10] Soomro T. A., Afifi A. J., Gao J., Hellwich O., Zheng L., and Paul M., "Strided Fully Convolutional Neural Network for Boosting the Sensitivity of Retinal Blood Vessels Segmentation", *Expert Systems with Applications*, 134: 36–52, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.029>.
- [11] Nguyen U. T. V., Bhuiyan A., Park L. A. F., and Ramamohanarao K., "An Effective Retinal Blood Vessel Segmentation Method Using Multi-Scale Line Detection", *Pattern Recognition*, 46(3): 703–715, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.08.009>.
- [۱۲] هویدا ف.، شاه‌بهرامی ا.، «ارزیابی کارایی تشخیص جعل کپی-انتقال تصاویر مبتنی بر بلاک‌بندی»، *مجله محاسبات نرم*، جلد ۷، شماره ۱، ص. ۷۹–۶۲، ۱۳۹۷.
- [13] Emary E., Zawbaa H. M., Hassanien A. E., and Parv B., "Multi-Objective Retinal Vessel Localization Using Flower Pollination Search Algorithm with Pattern Search", *Advanced Data Analysis and Classification*, 11(3): 611–627, 2017. <https://doi.org/10.1007/s11634-016-0257-7>.
- [14] Al Shehhi R., Marpu P. R., and Woon W. L., "An Automatic Cognitive Graph-Based Segmentation for Detection of Blood Vessels in Retinal Images", *Mathematical Problems in Engineering*, pp. 1–15, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/7906165>.

- [15] Singh N. P. and Srivastava R., "Retinal Blood Vessels Segmentation by Using Gumbel Probability Distribution Function Based Matched Filter", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 129: 40–50, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.03.001>.
- [16] Liskowski P. and Krawiec K., "Segmenting Retinal Blood Vessels with Deep Neural Networks", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(11): 2369–2380, 2016. <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2546227>.
- [17] Oliveira W. S., Teixeira J. V., Ren T. I., Cavalcanti G. D. C., and Sijbers J., "Unsupervised Retinal Vessel Segmentation Using Combined Filters", *PLOS ONE*, 11(2): 1–21, 2016. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0149943>.
- [18] Abdellahoum H., Mokhtari N., Brahimi A., and Boukra A., "CSFCM: An Improved Fuzzy C-Means Image Segmentation Algorithm Using a Cooperative Approach", *Expert Systems with Applications*, 166: 114063–114085, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114063>.
- [19] Imani E., Javidi M., Pourreza H., "Improvement of Retinal Blood Vessel Detection Using Morphological Component Analysis", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 118(3): 263–279, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2015.01.004>.
- [20] Mishra S., Chen D. Z., and Hu X. S., "A data-aware deep supervised method for retinal vessel segmentation", 2020 *IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp. 1254–1257, 2020. <https://doi.org/10.1109/ISBI45749.2020.9098403>.
- [21] Wang D., Haytham A., Pottenburgh J., Saeedi O., and Tao Y., "Hard attention net for automatic retinal vessel segmentation", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(12): 3384–3396, 2020. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.3002985>.
- [22] Uysal E. and Güraksin G. E., "Computer-aided retinal vessel segmentation in retinal images: convolutional neural networks", *Multimedia Tools and Applications*, 80(3): 3505–3528, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09372-w>.
- [23] Oliveira A., Pereira S., and Silva C. A., "Retinal vessel segmentation based on Fully Convolutional Neural Networks," *Expert Systems with Applications*, 112: 229–242, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.034>.
- [24] Dai P., Luo H., Sheng H., Zhao Y., Li L., Wu J., Zhao Y., and Suzuki K., "A new approach to segment both main and peripheral retinal vessels based on gray-voting and gaussian mixture model", *PLoS ONE*, 10(6): 1–22, 2015. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0127748>
- [۲۵] شاه‌بیک ص، پورقاسم ح، «استخراج رگ‌های خونی تصاویر شبکه با استفاده از تبدیل نسل جدید کرولت و عملگرهای مورفولوژی وزن‌دار شده وفقی»، هوش محاسباتی در مهندسی برق، دوره ۳، شماره ۴، ص. ۷۶–۶۳، ۱۳۹۱.
- [۲۶] خرقانیان ر، احمدی فرد ع، «استخراج خطوط مرکزی رگ‌های شبکه چشم با استفاده از ویژگی‌های توپوگرافیکی و فیلترهای جهت‌دار»، سیستم‌های هوشمند در مهندسی برق، دوره ۳، شماره ۱، ص. ۲۸–۱۷، ۱۳۹۱.
- [۲۷] محمدی م، نجاتی ف، «نشان‌نگاری با رویکرد تجزیه ماتریسی هسنبرگ»، مجله محاسبات نرم، جلد ۹، شماره ۱، ص. ۱۵۷–۱۴۶، ۱۳۹۹.
- [۲۸] میرزاخانی ع، محمدپور م، «تشخیص تخریب دیسک بین مهره‌ای کمر با استفاده از تصاویر MRI»، مجله محاسبات نرم، جلد ۹، شماره ۱، ص. ۱۲۳–۱۱۴، ۱۳۹۹.
- [29] DRIVE Image database, (online): www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE, visited on 2022.