



ارائه شده توسط :

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتربر

الگوریتم های پردازش عکس دیجیتال در رتینوپاتی دیابتی

چکیده

این مقاله، آثار اخیر در مورد پردازش تصویر دیجیتال در زمینه رتینوپاتی دیابتی را بررسی می کند. الگوریتم های این مقاله، به پنج گام (پیش پردازش، محلی سازی و تقسیم بندی دیسک نوری، تقسیم بندی عروق شبکیه و تقسیم بندی رتینوپاتی) تقسیم می شود. در این مقاله روی تنوع اقدامات حاصل، استفاده از یک استاندارد طلایی یا حقیقت اساسی، سایز نمونه داده و استفاده مجموعه داده های تصویری بحث می شود. منظور این است که طبقه ما از الگوریتم ها و تبدیل آن به چند دسته کوچک، تعریف اصطلاحات و بحث روی تکنیک های موجود، طراحان الگوریتم را برای رتینوپاتی دیابتی راهنمایی می کند.

کلید واژه ها: رتینوپاتی دیابتی، تشخیص به کمک رایانه، تصویربرداری دیجیتال، پردازش تصویر

۱. مقدمه

در طول دهه گذشته، عکاسی دیجیتال رنگی با وضوح بالا به عنوان یک روش قابل قبول برای مستندسازی ظاهر شبکیه شناخته شده است. تصاویر با استفاده از یک دوربین دیجیتال معمولی که به بدنه یک دروبین شبکیه متصل شده و برای جبران بینایی چشم مورد استفاده قرار می گیرد، گرفته می شود. فرمت دیجیتال، یک ثبت دائمی و با کیفیت بالا از ظاهر شبکیه در هر نقطه از زمان ایجاد می کند. ذخیره سازی، بازیابی و انتقال الکترونیک بدون کاهش کیفیت تصویر امکان پذیر است.

یکی از کاربردهای تصویربرداری دیجیتال شبکیه که به خوبی شناخته شده است، برنامه های رتینوپاتی دیابتی (DR) است. این بیماری، شایع ترین علت نابینایی در افرادی است که در سن کار قرار دارند و برای پیشگیری از افت بینایی نیز درمان موثر آن موجود است ولی تا انتهای فرآیند بیماری بدون علامت باقی می ماند. کمیته غربالگری ملی بریتانیا در حال حاضر با استفاده از تصویربرداری دیجیتال شبکیه برای بیماران دیابتی 12 سال به بالا، به صورت سالانه غربالگری انجام می دهد. (www.nscretinopathy.org.uk) می توان این تصاویر را در محل مناسبی در

خانه یا محل کار بیمار گرفت و سپس داده ها را برای خواندن و تفسیر توسط کارشناسان به یک مکان مرکزی ارسال کرد. تضمین کیفیت باید جزء جدایی ناپذیر هر برنامه غربال گری باشد و مثلا در برنامه غربال گری سینه (پستان)، کسر بالای از تمام تصاویر باید دو بار خوانده شود.

رشد جمعیت، جمعیت پیر، عدم فعالیت بدنی و افزایش میزان چاقی، عوامل موثر در افزایش شیوع دیابت است. انتظار می رود که شیوع جهانی دیابت از 2.8 درصد در سال 2000 به 4.4 درصد جمعیت جهان تا سال 2030 برسد. در بریتانیا، تعداد افراد دیابتی تقریبا 23 میلیون نفر است (www.diabetes.org.uk). اگر تمام افراد دیابتی، تحت غربال گری منظم با چارچوب دارای کیفیت تضمین شده قرار گیرند، حجم کار بالا می رود. درجه بندی تصاویر شبکه ای برای حضور رتینوپاتی دیابتی، تا حد زیادی یک کار تشخیص الگو می باشد. ویژگی های معمولی رتینوپاتی دیابتی، میکروآنوریسم ها، خون ریزی نقطه کوچک داخل شبکیه، خونریزی بلات است که تمام آنها ضایعات قرمز هستند و برای ترشحات چربی نمونه، شاهد ضایعات سفید هستیم و نقاط پشم پنبه که میکروانفارکت های لایه فیبر عصبی هستند نیز ضایعات سفید از خود بر جای می گذارند. به کارشناسان آموزش داده می شود تا این ضایعات را در مقایسه با حالت شبکیه چشم بشناسند. با فازیش جمعیت دیابتی و افزایش نیاز به مسیرهای تضمین کیفیت، اقداماتی که در 10 الی 15 سال گذشته در راستای بررسی اینکه کدامیک از این ضایعات را می توان با کمک کامپیوتر و با الگوریتم های تشخیص الگو شناسایی کرد، به هیچ وجه شگفت انگیز نیست.

فرآیند تشخیص الگوهای متعدد و روابط آنها در تصویر شبکیه، از یک سری عملیات یا مراحل با عملیات پردازش تصویر سطح پایین که مبنایی برای آنالیز سطح بالاتر است، تشکیل می شود. تصاویر دیجیتال شبکیه معمولا در یک توالی الگوریتمی با خروجی یک مرحله که ورودی مرحله بعد را تشکیل می دهد، پردازش می شود. برای مثال، یک توالی نمونه ممکن است از یک یا چند روش پیش پردازش تشکیل شود که بعد از آن تقسیم بندی تصویر، استخراج ویژگی و مراحل طبقه بندی انجام می شود. پیش پردازش می تواند برای طبیعی سازی روشنایی تصویر به کار رود و برای یکنواخت نبودن تصویر، کاهش اختلالات یا کاهش مشکلات تصویر مناسب است. تقسیم بندی، تصویر را به

ناحیه ها یا اجسام تشکیل دهنده آن یعنی عروق خونی شبکیه، سر عصب بینایی یا ضایعات آسیب شناختی تقسیم می کند. استخراج ویژگی معمولا اطلاعات کمی موارد تقسیم شده را حساب می کند. می توان از ویژگی های استخراج شده در جهت طبقه بندی اشیاء بر اساس معیارهای از پیش تعیین شده از قبیل سایز، موفولوژی (شکل شناسی) و رنگ استفاده کرد.

اهداف این مطالعه، عبارت است از:

1. مرور آثار مربوطه در یک دوره 10 ساله در زمینه پردازش تصویر دیجیتال در DR؛
2. ارائه منابع دقیق از الگوریتم های استفاده شده به پژوهشگران؛
3. دسته بندی آثار به یک سری عملیات و مراحل؛
4. شناسایی زمینه های بالقوه برای پیشبرد طراحی و گزارش دهی پروژه.

سازمان دهی این مقاله به این صورت است که بخش 2، روش شناسی به کاررفته در مرور آثار مرتبط را توصیف می کند. بخش 3 نتایج این بررسی را ارائه می دهد. بخش 4 یک بررسی دقیق از مراحل محاسباتی معمول برای تشخیص ویژگی های شبکیه انجام می دهد. عملیات پردازش تصویر برای تشخیص سر عصب بینایی، عروق شبکیه، فرورفتگی، ماکولا و رتینوپاتی توصیف می شود. ما در بخش 2 با بحث در مورد روند و جهت گیری اخیر برای کارهای آتی، نتیجه گیری می کنیم.

2. روش شناسی بررسی آثار مربوطه

در گزارش سال 2003 برای ارزیابی فناوری سلامت (HTA)، Sharp و نویسندهان همکار در اهداف خود، یک بررسی ساختارمند از آثار مرتبط با فناوری تصویربرداری دیجیتال بر اساس رتینوپاتی دیابتی انجام دادند. این بررسی در سال 1998 تکمیل شد. نویسندهان اعلام کردند که نیت اصلی آنها از این کار، انجام یک آنالیز کمی از تکنیک های تصویربرداری دیجیتال بوده است. آنها دریافتند که این موضوع به دلیل مراحل اولیه تکامل فناوری دیجیتال در این زمینه، امکان پذیر نبوده است.

کاری که گزارش آن در این مقاله می‌آید، آثار مربوطه در زمینه استفاده از تکنیک‌های تصویربرداری دیجیتال در رتینوپاتی دیابتی حین دوره 1998-2008 را تجزیه و تحلیل و دسته بندی می‌کند. برای توضیح در مورد توسعه تکنیک‌ها و الگوریتم‌های پردازش دیجیتال در این زمینه، در متن به آثار بیشتری اشاره می‌شود. اما از این آثار در تحلیل موجود در بخش 3 استفاده نشده است. یک روش شناسی بررسی که مورد استفاده قرار گرفت، شامل استراتژی پژوهش، استخراج داده از آثار مذکور و آنالیز یافته هاست. پایگاه‌های داده کتاب شناختی زیر، به شیوه‌ای ساختارمند مورد پژوهش و جستجو قرار گرفت:

PubMed (National Library of Medicine), MEDLINE, EMBASE(Elsevier Science Publishers), Cochrane Library (Wiley), EI CompendexPlus (Elsevier Science Publishers); National Research Register(NRR), IEEEExplore Digital Library (IEEE).

این مطالعاتی که در این بررسی گنجانده شده است، استفاده از الگوریتم‌های کامپیوترا جدید برای تشخیص ویژگی‌های طبیعی و پاتولوژیک شبکیه در زمینه رتینوپاتی دیابتی را نیز مورد بررسی قرار می‌دهد. مقالات منبع ثانویه که الگوریتم‌های به کار رفته را شرح می‌دهد، از لیست‌های منبع مقالات بررسی شده شناسایی شد و البته برخی از آنها خارج از محدوده ایت تاریخ بودند که برای تکمیل کار در این مقاله گنجانده شدند. آنالیز این آثار به این صورت انجام شد که مقالات بر اساس مراحل پردازش تصویر بررسی و الگوریتم مورد استفاده قرار گرفت؛ با استفاده از پنج فاکتور زیر آنالیزی از روش‌های ارزیابی و گزارش، انجام شد: توصیف تجدیدپذیر روش؛ سایز نمونه در صورت نیاز؛ استفاده از استاندارد تعریف شده؛ نتیجه عینی ارائه شده در اصطلاحات عددی؛ حساسیت و ویژگی داده‌های گزارش شده. این آثار بررسی شد و یک دیدکلی دقیق از مراحل پردازش تصویر در بخش 4 ارائه می‌گردد.

۳. نتایج بررسی آثار

یکصد و بیست و هفت مقاله شناسایی شد که با معیارهای این مقاله سازگار بود و تمرکز اصلی هر مقاله بر مرحله‌ای است که توالی پردازش در آن قرار داد. پنج مرحله اصلی تعریف شد: پیش پردازش (A)؛ محلی سازی و تقسیم بندی دیسک نوری (B)؛ تقسیم بندی عروق شبکیه (C)؛ محلی سازی ماکولا و فرورفتگی (D)؛ و محلی سازی و تقسیم

بندی رتینوپاتی (E). جدول 1 مراجع مقاله که مراحل A تا E از آن گرفته شده است را به صورتی جزئی یا کامل
شرح می دهد. جزئیات کامل مقاله در لیست مرجع آمده است.

A. Preprocessing

Badea et al. [78]; Cree et al. [25]; Ege et al. [37]; Foracchia et al. [6]; Gagnon et al. [96]; Goatman et al. [23]; Goh et al. [103]; Hipwell et al. [68]; Narasimha-Iyer et al. [126,64]; Osareh et al. [24]; Raman et al. [139]; Sinthanayothin et al. [71,145]; Usher et al. [27]; Walter and Klein [152]; Yang et al. [157]; Zhang and Chutatape [158]

B. Localization and segmentation of the optic disk

Abdel-Razik et al. [76]; Chutatape and Li [86]; Eswaran et al. [92]; Fleming et al. [94]; Foracchia et al. [8]; Gagnon et al. [96]; Goh et al. [103]; Hajer et al. [106]; Hoover and Goldbaum [43,3]; Hwee et al. [112]; Kochner et al. [36]; Lalonde et al. [41]; Lee et al. [118]; Li and Chutatape [120,121,63,39]; Lowell et al. [28]; Mendels et al. [49]; Narasimha-Iyer et al. [126,64]; Niemeijer et al. [130]; Noronha et al. [132]; Osareh et al. [133]; Sanchez et al. [40]; Saradhi et al. [142]; Sekhar et al. [144]; Simandjuntak et al. [146]; Sinthanayothin et al. [21,71,145]; Tobin et al. [65]; Usher et al. [27]; Walter and Klein [46,13,152,153]

C. Segmentation of the retinal vasculature

Abdel-Razik et al. [76]; Abdurrazaq et al. [77]; Can et al. [79,80,81]; Chanwimaluang et al. [82,83]; Chapman et al. [84]; Chutatape et al. [85,86]; Cornforth et al. [87]; Dua et al. [89]; Estabridis et al. [91]; Fang et al. [93]; Fleming et al. [94]; Gagnon et al. [96]; Gang et al. [97]; Gao et al. [99,100,101]; Goh et al. [103]; Grisan et al. [104]; Hayashi et al. [108]; Hong et al. [109,110]; Hoover et al. [44]; Hsu et al. [111]; Hwee et al. [112]; Iqbal et al. [113]; Jiang et al. [114]; Kochner et al. [36]; Lalonde et al. [30,117]; Leandro et al. [18]; Lee et al. [119]; Li and Chutatape [120,122]; Lowell et al. [53]; Mahadevan et al. [124]; Martinez-Perez et al. [125]; Narasimha-Iyer et al. [126,64]; Niemeijer et al. [131,129]; Noronha et al. [132]; Pedersen et al. [135]; Pham et al. [136]; Raman et al. [139]; Sanchez et al. [40]; Simandjuntak et al. [146]; Sinthanayothin et al. [21,71,145]; Staal et al. [147]; Tan et al. [148]; Truitt et al. [149]; Tsai et al. [150]; Usher et al. [27]; Walter and Klein [46,13,152]; Yang et al. [57]

D. Localization of the macula and fovea

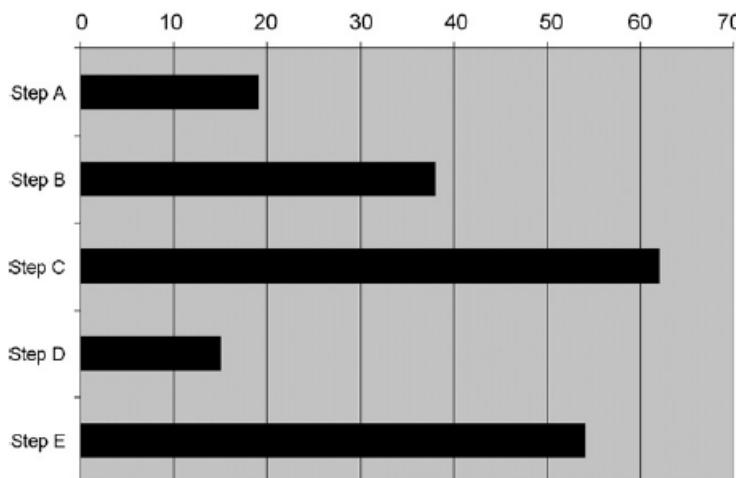
Chutatape and Li [86]; Estabridis et al. [90]; Fleming et al. [94]; Gagnon et al. [96]; Li et al. [63,39]; Narasimha-Iyer et al. [126,64]; Niemeijer et al. [129]; Noronha et al. [132]; Simandjuntak et al. [146]; Sinthanayothin et al. [21,71,145]; Tobin et al. [65]

E. Segmentation of retinopathy

Badea et al. [78]; Cree et al. [25]; David et al. [88]; Ege et al. [37]; Estabridis et al. [90]; Eswaran et al. [92]; Fleming et al. [94]; Fleming et al. [95]; Gang et al. [98]; Garcia et al. [102]; Goh et al. [103]; Grisan et al. [105]; Hansen et al. [107]; Hipwell et al. [68]; Hsu et al. [111]; Kahai et al. [115,116]; Kochner et al. [36]; Larsen et al. [73]; Lee et al. [72]; Li et al. [120,63,39]; Luo et al. [123]; Narasimha-Iyer et al. [126,64]; Nayak et al. [127]; Niemeijer et al. [128,129]; Noronha et al. [132]; Osareh et al. [24]; Pallawala et al. [134]; Quellec et al. [137,138]; Raman et al. [139]; Sagar et al. [140]; Sanchez et al. [40,141]; Satyarthi et al. [143]; Sinthanayothin et al. [71,145]; Truitt et al. [149]; Usher et al. [27]; Vallabha et al. [151]; Walter and Klein [13,152,153,154]; Wang et al. [14]; Xiaohui et al. [155,156]; Yang et al. [57,157]; Zhang and Chutatape [158]

جدول 1- فهرست مراجع مربوط به مراحل A-E به صورت جزئی یا کامل.

شکل 1 تعداد مقالاتی را نشان می دهد که هر مرحله از توالی پردازش در آن وجود دارد. تقسیم بندی عروق شبکیه (مرحله C) یکی از بخش های اصلی این آثار است که 62 مقاله در مورد تکنیک های مورد استفاده در این مرحله از فرآیند وجود دارد. در مقابل، بخشی که کمترین کار روی آن انجام شده، محلی سازی ماکولا و فرورفتگی است (مرحله D)



شکل 1. این شکل دسته بندی آثار موجود در مورد مراحل مختلف پردازش تصویر را نشان می دهد. پیش پردازش (A)؛ محلی سازی و تقسیم بندی دیسک نوری (B)؛ تقسیم بندی عروق شبکیه (C)؛ محلی سازی ماکولا و فرورفتگی (D)؛ محلی سازی و تقسیم بندی رتینوپاتی (E).

19 مقاله به پیش پردازش تصویر اختصاص دارد. شکل 2 طیفی از رویکردهای لازم برای پیش پردازش و تعداد مقالاتی که به هر روش اختصاص دارد را نمایش می دهد. از بین روش های اتخاذ شده، بهبود موضعی کنتراست، فناوری بود که در هفت مقاله (36.8 درصد) توسط نویسندها مختلف انتخاب شده بود.

محلی سازی دیسک نوری و شناسایی مرز در 38 مقاله بررسی شده بود که شکل 3 نشان می دهد که محلی سازی با شناسایی نقاط همگرایی عروق خونی اصلی شبکیه یا با استفاده از مدل های کانتور فعال، مارپیچ ها، آنالیز مولفه های اصلی (PCA) یا تبدیل آب پخشنan به دست آمد. تعدادی از مقالات، PCA و مارپیچ ها را برای رسیدن به محلی سازی دیسک و تعریف مرز ترکیب کرد. با این وجود، روش هایی نظیر شناسایی ساده نواحی دارای پیکسل با شدت بالا و آستانه تطبیقی همراه با دیگر روش نیز مورد استفاده قرار گرفت.

شکل 4 نشان می دهد که دو روش اصلی برای تقسیم بندی رگ نسبت به این گروه بهتر است. از بین مقالات بررسی شده، 27.4٪ از تکنیک ردیابی عروق و 19.4٪ از تکنیک های فیلتر همسان و مابقی از سایر روش ها از جمله تجزیه و تحلیل مورفولوژیک، PCA و تشخیص لبه و موجک استفاده کردند. تعیین موقعیت فرورفتگی و ماکولا با 15 مقاله بررسی شد و با استفاده از تکنیک هایی که به دنبال نواحی با کم ترین شدت پیکسل در نزدیکی دیسک نوری و معمولا با شعاع 2-2.5 قطر دیسک هستند، به دست آمد. این دسته کمترین تعداد مقاله را به خود اختصاص داده بود و این موضوع نشان می دهد که پژوهش های زیادی در این زمینه انجام نشده است. با این وجود کم بودن تعداد مقالات حاکی از مشکل بودن شناسایی این ویژگی ها جدای از سایر نقاط آناتومیک است.

پنجاه و چهار مقاله بر تشخیص ویژگی های پاتولوژیک DR تمرکز داشتند. این مقالات به روش های تشخیص ضایعات روشن مانند اگزودای سخت یا نقاط پشم پنبه ای و/یا ضایعات تیره مثل میکروآنوریسم و خونریزی می

پرداخت. البته به دلیل شناسایی طیف وسیعی از ویژگی های پاتولوژیک، دسته بندی تکنیک های مورد استفاده ممکن نیست. انواع تکنیک ها از جمله رشد منطقه، آنالیز مورفولوژیک و الگوریتم های طبقه بندی مورد استفاده قرار گرفت.

بررسی روش شناسایی های ارزیابی و گزارش دهی، مشاهدات زیر را نتیجه داد. نود درصد مقالات، یک توصیف تجدیدپذیر از الگوریتم ها و روش های ارزیابی ارائه می دهد. سایزهای نمونه که بین ۱ و بیش از ۳۷۰۰ بود، ۴۳ درصد مقالات از یک استاندارد تعریف شده و با استفاده از آن الگوریتم ها ارزیابی می شود. یک نتیجه عینی در ۷۵ درصد مقالات گزارش شد. حساسیت و ویژگی در ۴۳٪ مقالات گزارش شد.

4. بررسی آثار

مجموع ۱۲۷ مقاله انتخاب و آنالیز شد. الگوریتم های موجود در این مقالات، از نظر پنج دسته تصمیم گیری و پردازش تصویر دسته بندی شد و به صورت زیر با بخش های فرعی مرتبط شد:

A. پیش پردازش

(1) تصحیح روشنایی غیریکنواخت.

(2) عادی سازی رنگ.

(3) بهبود کنتراست.

B. محلی سازی و تقسیم بندی دیسک نوری

(1) مشخصات دیسک نوری.

(2) محلی سازی دیسک نوری.

(3) تقسیم بندی دیسک نوری.

C. تقسیم بندی عروق شبکیه

(1) مشخصات عروق.

(2) روش های تقسیم بندی عروق.

D. محلی سازی ماکولا و فرورفتگی

(1) مشخصات ماکولا و فرورفتگی.

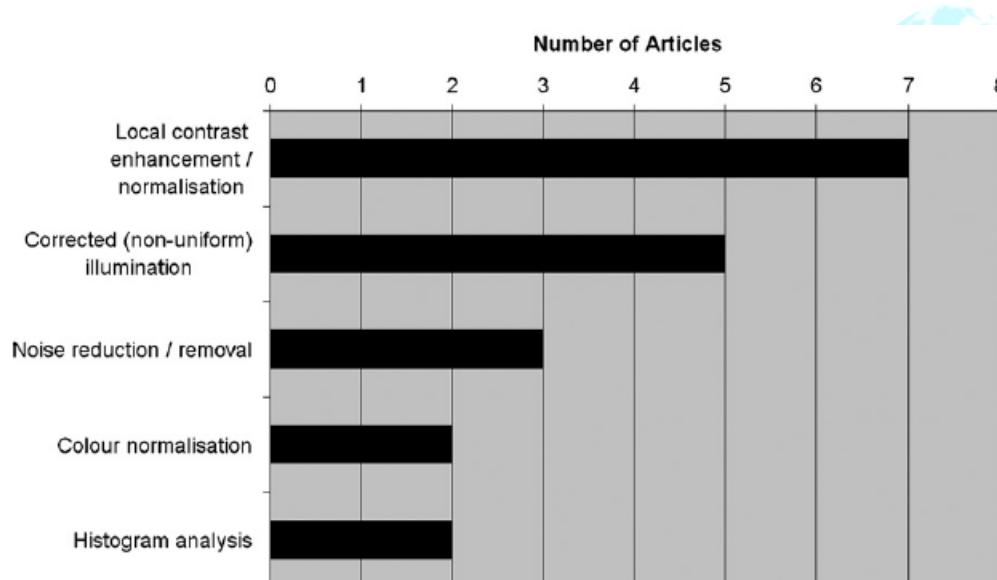
(2) روش های محلی سازی ماکولا و فرورفتگی.

E. محلی سازی و تقسیم بندی رتینوپاتی

(1) میکروآنوریسم ها/خون ریزی ها.

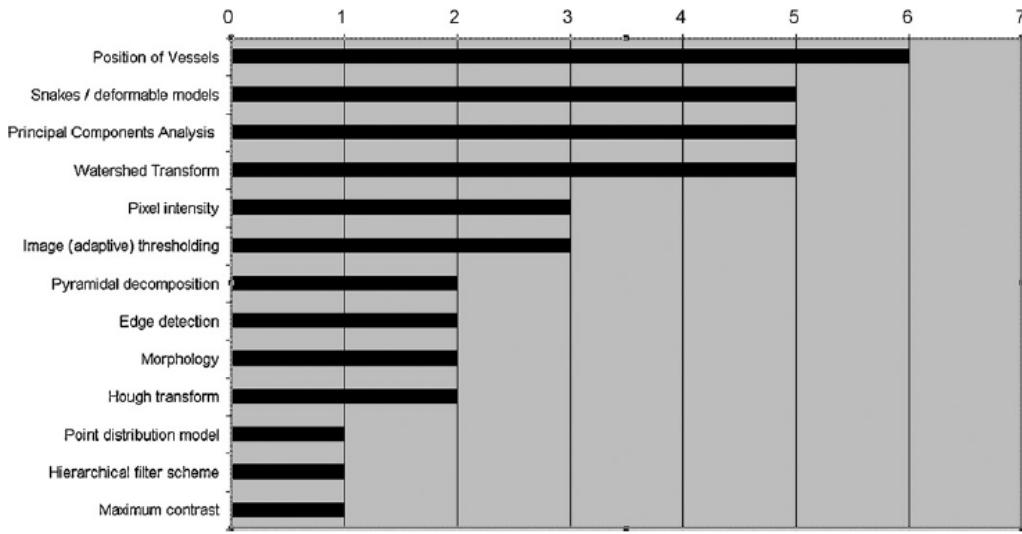
(2) اگزودا/نقاط پشم شیشه ای.

مرحله A. توزیع الگوریتم ها با استفاده از پیش پردازش



شکل 2. فرکانس توزیع تکنیک های پیش پردازش مختلف

مرحله B. محلی سازی دیسک نوری



شکل 3. فرکانس توزیع روش های در محلی سازی دیسک نوری

بخش های زیر روی هر دسته با جزئیات بیشتر بحث می کند و حتی الامکان الگوریتم های مربوطه با مراجع مناسب (اضافی) توصیف می شوند و در صورت عدم امکان، خواننده به مراجع مناسب برای یک توصیف عمیق، ارجاع داده می شود.

4.1 پیش پردازش عکس های رنگی دیجیتال از شبکیه (A)

هدف اصلی تکنیکهای پیش پردازش، تعدیل تغییرات تصویر با عادی سازی تصویر اصلی شبکیه در برابر یک مدل مرجع یا مجموعه داده برای مشاهده، پردازش یا آنالیز بعدی است. تغییرات معمولاً از یک تصویر (تغییرپذیری درون تصویر) و بین تصاویر (تغییرپذیری بین تصویر) ناشی می شود و برای رسیدن به اطلاعات معنی دار از یک تصویر، لازم است که این تغییرپذیری جبران گردد. تغییرات درون تصویری به دلیل اختلاف در انتشار نور، حضور اختلالات، تغییر در بازتابش فوندوس و ضخامت فوندوس ناشی می شود. تغییرپذیری درون تصویری برای مطالعات طولی اهمیت خاص دارد. ممکن است اختلاف بین تصاویر از فاکتورهایی شامل اهتزاز در دوربین، روشنایی، زاویه تصویر و رنگدانه شبکیه ناشی می شود.

می توان پیش پردازش تصاویر شبکیه تک رنگ و رنگی را از نظر اصلاح روشنایی غیریکنواخت، بهبود کنتراست و عادی سازی رنگ طبقه بندی کرد.

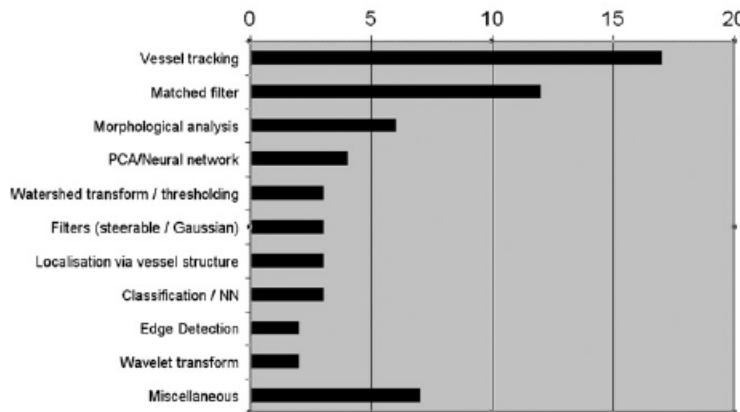
4.1.1 اصلاح روشنایی غیریکنواخت

اغلب تصاویر با استفاده از یک مدل تشکیل تصویر توصیف می شود. یک مدل ساده، یک تصویر تک رنگ را بر اساس مولفه های بازتابش و روشنایی توصیف می کند. روشنایی، مقدار نوری است که روی یک مساحت سطح واحد می تابد. بازتابش، نسبت کل نور منعکس شده به کل روشنایی تابیده شده به یک مساحت سطح واحد است. مولفه روشنایی یک تصویر شبکیه دیجیتال، با تغییرات مکانی غیریکنواخت تدریجی مشخص می شود در حالی که مولفه بازتاب، تمایل به تغییر ناگهانی به ویژه در لبه های آناتومیک دارد. طبق کارهای Hoover و Goldbaum، این روشنایی غیریکنواخت در سراسر نتایج عکس در آرتیفکت های سایه و سایه روشن، مانع از آنالیز کمی تصویر و عملکرد قابل اطمینان اپراتورهای جهانی می شود.

ممکن است این غیریکنواختی برای انسان قابل دیدن نباشد. البته این غیریکنواختی ها، مشخصات آماری محلی شدت تصویر از جمله میانگین، میانه و واریانس را تغییر می دهد. به طور کلی تغییرپذیری، قابلیت اطمینان روش های بعدی را برای استخراج قابلیت و طبقه بندی خودکار محدود می کند.

تعدادی از تکنیک های مورد استفاده برای اهداف عمومی، برای تعديل این تغییرات و بالابردن قابلیت اطمینان اپراتورهای بعدی، بررسی شده است. رویکردهای اولیه، طرح های فیلترکردن واریانت-فضایی را که به صورت موضوعی از بهبود تطبیقی کنتراست پشتیبانی می کرد، بررسی کرد. فیلتر بالاگذر و مدل سازی ریاضیاتی غیریکنواختی، با کم کردن این مولفه از تصویر مشاهده شده، انجام می گیرد و برای اصلاح روشنایی غیریکنواخت مورد بررسی قرار گرفت است. البته همانگونه که توسط Foracchia و همکاران بیان شده، عملیات عادی برای اهداف عمومی، معمولاً از معیار به دست آمده از کل تصویر استفاده می کند.

تقسیم بندی عروق - مرحله C



شکل 4. فرکانس توزیع تکنیک های پردازش تصویر که برای انجام تقسیم بندی عروق شبکیه مورد استفاده قرار می گیرد.

چندین نویسنده، مدل های تشکیل تصویر را برای توضیح تصاویر شبکیه مشاهده شده از لحاظ تصویر پیش زمینه، تصویر پس زمینه وتابع تبدیل اکتساب پیشنهاد می دهند. تصویر نزدیک نما حاوی سیستم آوندی، دیسک نوری و هر ضایعه مشهودی است. تصویر پس زمینه حاوی تمام تغییرات روشن شده به دلیل تابع دگرگونی با پس زمینه اصلی است. این تصویر ایده آل از شبکیه بدون هیچ گونه ساختار آوندی یا ضایعه است. چندین الگوریتم بر مبنای تغییرات مدل شکل گیری این تصویر پیشنهاد شده اند. اصلاح سایه روشی است که برای حذف تغییرات نایکریخت در تصویر پس زمینه طراحی شده است. تصویر پس زمینه ابتدا بواسطه هموار سازی تصویر اصلی با یک ابزار یا فیلتر واسط تخمین زده شده که اندازه آن بزرگتر از بزرگترین ویژگی شبکیه ای است. تصویر اصلی (اولیه) پس از آن می تواند بر تصویر فیلتر شده تقسیم شود یا تصویر فیلتر شده از اصلی کسر شود. برخی مقالات در مورد استفاده از رویه ها بدون توجیه استفاده از یک روش بهتر از دیگری گزارش می کنند. تغییراتی روی رویکرد اصلاح سایه پیشنهاد شده اند. Klein و Walter فیلترهای ترتیبی یکی در میان را برای محاسبه تخمین پس زمینه برای اجتناب از مصنوعاتی در حواشی ناحیه روشن استفاده کرده اند. Wang و همکاران روشی برای تصحیح روشن سازی غیر یکنواخت بر مبنای استفاده از یک دگرگونی نقطه غیر خطی برای تصحیح وضوح تصویر پیشنهاد کرده اند. اما محدودیت اصلی رویکردهایی که اصلاح را از کل تصویر تخمین می زند ناتوانی در تشخیص تغییرات در روشنایی ایجاد شده به خاطر وجود ویژگی هایی از تغییراتی هستند که به دلیل روشن سازی ایجاد شده اند.

این مشکل قبلاً بواسطه استفاده از پیکسل های مرتب با یک ویژگی شبکیه ای خاص برای مشارکت در دگرگونی اصلاح کلی کنترل شده است. Wang و همکاران رویکرد مبتنی بر تخمین تغییرات ملایم در روشن سازی را در کل پیکسل های آوند، و کم کردن آن را از تصویر شبکیه مشاهده شده پیشنهاد می کنند. اما چندین نقص در مورد رویکردهایی وجود دارند که وابسته به تشخیص آناتومی شبکیه ای می باشند. اول اینکه تمرکز بر ویژگی های شبکیه ای نظیر رگ های خاص کار مشکلی است. دوم این که ، همان طور که Forcchia و همکاران اظهار کرده اند ناحیه ماکولار هیچ آناتومی قابل تمیزی وجود ندارد، نظیر رگ هایی که از آن ها برای استنباط داده ها برای ارزیابی توده روشن شده استفاده شده است. به علاوه تغییر بسیار زیادی در بازتابش میان سرخرگ ها و رگ ها وجود دارد. Forcchia و همکاران رویکرد جایگزین مبتنی بر ارزیابی روشنایی و تغییر پذیری کنتراست را در تصویر پس زمینه پیشنهاد می کنند. این مدل پارامتری شده برای ارزیابی کمی اثر تصحیح روشن سازی غیر یکنواخت است. مدل پارامتری با روش پیشنهادی Wang و همکاران مقایسه شده که یک فیلتر گذر پایین و یک فیلتر Wallis است. نویسندهان کاهشی در تغییر روشنایی و میانگین کنتراست نسبت به دیگر تکنیک ها گزارش می کنند.

2-4-2- نرمال سازی رنگ

رنگ توصیف گر قدرتمندی همراه با پتانسیل قابل توجه به عنوان ابزاری از افتراق میان ویژگی های شبکیه ای است. کار جدید انجام شده توسط Goldbaum و همکاران تفاوت های موجود در رنگ انواع مختلف ضایعه های موجود در تصاویر رنگی از شبکیه را مشخص کرده است. در قسمتی به دلیل محدودیت های سخت افزاری، رویکردهای اولیه برای تشخیص کثربت ویژگی های شبکیه ای اساساً روی مولفه کثربت (شدت) حاصل شده از تصاویر بدون رنگ قرمز با کanal سبز RGB یا تصاویر برچسب گذاری شده با فلروسئین عمل کرده است. این مولفه های تک رنگ از تصویر تمایل به شامل کردن مرتبط ترین اطلاعات تشخیصی دارند. به علاوه، مشاهدات تجربی انجام شده توسط چند نویسنده به محض شامل کردن ماکسیمم کنتراست مشخص کننده کanal سبز تصاویر RGB بوده اند. Rapantzikos و همکاران نیز به این اشاره کرده اند که به نظر می رسد کanal سبز اطلاعات بیشتری ارائه کند و ارتباط کمتری به روشن سازی غیر یکنواخت دارد. کanal آبی حاوی اطلاعات مفید اندکی برای تشخیص ویژگی های

شبکیه ای است. اما با بهبودهایی که در مدلیتی های تصویربرداری متضمن ایجاد شده است، اخیراً تکنیک های کامپیوتربازی استفاده از سه کanal رنگ را به عنوان ابزارهای تشخیص شیء منحصر بفرد بررسی کرده اند.

نرمال سازی رنگ ضروری است و این به دلیل تغییرپذیری درون تصویر و بین تصویری حائز اهمیت در رنگ شبکیه در بیماران مختلف است. تفاوت های موجود در رنگدانه های پوست و رنگ عنبه میان بیماران مختلف روی رنگ بندی تصویر شبکیه تأثیر می گذارد. در بیماران نوجوان بازتاب منظم در خود شبکیه می تواند باعث ویژگی های مصنوعی و رنگ پذیری شود. بر عکس آن هم درست است، یعنی تراکم رنگدانه بصری و رنگدانه ماکولار می تواند با افزایش سن کاهش یابد. بالا رفتن سن نیز مرتبط با رنگ آمیزی عدسی می باشد. زرد شدن عدسی معمولاً در بیماران بالای 30 سال رخ می دهد. این مسئله باعث افزایش جذب نور آبی شده که منجر به ایجاد تغییری در ظاهر شبکیه می شود. ترکیب مواد ضایعه های فردی باعث ایجاد بازتاب های مختلف، جذب و ویژگی های پخش مختلف خواهد شد. رنگ ضایعه می تواند در طیفی از نزدیک به رنگ پس زمینه تا رنگی با کنتراست قابل توجه باشد. روشن سازی نایکنواخت در تصویر نیز می تواند در تغییرات موجود در رنگ مشارکت داشته باشد.

کار اخیر تکنیک های نرمال سازی رنگ را برای کم کردن تغییر رنگ بررسی کرده است. Sinthanayothin و همکاران تصویر شبکیه را با یک نمود شدت - نما - اشباع دگرگون کرده اند. نما طول موج غالبی است که شخص ناظر در کمی کند. به عنوان مثال، ضایعه ای از نوع معین که به رنگ زرد یا قرمز می زند بواسطه نمای آن توصیف شده است. مشابهًا خلوص نسبی یک رنگ یا مقدار نور رنگ ناپذیر با نمای آن ترکیب شده و به عنوان درجه اشباع رنگ تعریف شده است. جداسازی مولفه های مختلف امکان نرمال سازی کامل شدت را بدون تغییر مقادیر رنگ نسبی پیکسل های درک شده فراهم می کند. یکسان سازی هیستوگرام باعث می شود هیستوگرام هر کanal رنگ در تصویر ورودی به گونه ای مجددًا توزیع گردد که تصویر خروجی حاوی یک توزیع مقدار پیکسل یکپارچه باشد. فرض بر این گذاشته شده که برای هر سطح رنگ ترتیب رتبه پیکسل حفظ می شود، حتی با تغییراتی که در روشنایی ایجاد می شود. یک تابع تک حالته و دگرگونی غیر خطی برای یکسان سازی هیستوگرام هر کanal رنگ مجزا بکار برده شده است. یک تصویر خروجی با اعمال تابع برای نگاشت هر مقدار سطح خاکستری در تصویر ورودی به یک

مقدار متناظر جدید در تصویر خروجی تولید شده است. قله ها و دره ها پس از یکسان سازی باقی خواهد ماند اما توزیع می تواند به سمت خارج تغییر پیدا کرده یا به سمت خارج گسترده شود. اما یک محدودیت تکیه بر یکسان سازی این است که تنها تولید یک تخمین منفرد برای یک هیستوگرام منفرد ممکن است. این نمی تواند همیشه اثر مطلوبی ایجاد کند. یکسان سازی تصاویر شبکیه گرایش به تأکید بیش از حد روی مشارکت اطلاعات کanal آبی دارد چون شبکیه عادی معمولاً نور آبی کمی بازتاب می دهد. به علاوه یکسان سازی می تواند در تضعیف تغییر درون تصویر در تصاویر شبکیه در نظر گرفته شده برای تحلیل طولی ناکارآمد باشد.

مشخصه هیستوگرام یک شکل جایگزین از پردازش هیستوگرام برای نرمال سازی رنگ است. توزیع هر کanal رنگ برای تطابق دقیق تر یک مدل مرجع در میان موارد دیگر جای گرفته است. مدل مرجع معمولاً از تصویری بدست می آید که یک کارشناس برای داشتن کنتراست و رنگ آمیزی برای به حداقل رساندن عملکرد یک تکنیک تشخیص اتوماتیک در مورد آن قضاوت می کند. تشخیص هیستوگرام معمولاً شامل دو مرحله می باشد. ابتدا هیستوگرام هر کanal رنگ از تصویر اصلی یکسان سازی شده است. ثانیاً تابع دگرگونی معکوس برای تعیین هیستوگرام مطلوب برای هر کanal رنگ در تصویر خروجی به کار برده شده است.

در مطالعه اخیر، Goatman و همکاران تشخیص هیستوگرام و الگوریتم های یکسان سازی را برای نرمال سازی رنگ مقایسه کرده اند. اثر نرمال سازی بواسطه ترسیم مقادیر رنگ پذیری لکه های پشم کتان، دروزن، خونریزی ماکولار و تراوش های سخت پس از هر روش نرمال سازی رنگ تعیین شده است. بررسی گراف های رنگ پذیری حاصله نشان می دهد که تشخیص هیستوگرام به بالاترین جداسازی میان کلاسترها نوی ضایعه پس از نرمال سازی رنگ رسیده است. اما ارزیابی کمی الگوریتم های نرمال سازی مقایسه شده گزارش نشده اند.

Osareh و همکاران تشخیص هیستوگرام را برای اطمینان یافتن از این بکار بردن که تمام تصاویر نمونه با توزیع تصویر مرجع مطابقت دارند. اما یک محدودیت تطبیق تصویر شبکیه ای با یک مدل مرجع در پتانسیلی است که برای ایجاد مشخصه های ضایعه خاص در هیستوگرام حاصله لازم است. توزیع مجدد هیستوگرام برای تطبیق آن با تصویر مرجع، که الزاماً حاوی ضایعه نمی باشد، می تواند شواهد پاتولوژی را مبهم سازد. به عنوان مثال تراوش ها

ظاهر سفید زرد دارند که حاصل آن ایجاد پیکی در هیستوگرام از کanal سبز است. این می تواند در صورتی حذف گردد که تخصیص هیستوگرام به تصویر شبکیه که حاوی تراوش نیست، استفاده شده باشد. کار اخیر انجام شده توسط Cree و همکاران این مسأله را با استفاده از اصلاح سایه و نرمال سازی هیستوگرام مدیریت کرده است. این الگوریتم پیشنهادی شکل کلی هیستوگرام را حفظ کرده است و نما را به صورت سازگار میان تصاویر تبدیل کرده است.

استفاده از نسب روشن سازی می تواند زمان سنجش ویژگی های تکه های سینوسی خاکسیتری با یکپارچه مناسب باشد. اما، همان طور که Fairchild و Calabria اشاره کرده اند، استفاده از ماکسیمم و مینیمم پیکسل های روشنایی نمی تواند متناظر با کنترast درک شده در یک تصویر پیچیده باشد. دو سنجه پر استفاده برای اندازه گیری پیرفت کنتراست رنگ وجود دارند. عملکرد تکنیک های توسعه (پیرفت مختلف معمولاً یا بوسیله بررسی بصری فردی تصویر خروجی اندازه گیری (کمی) شده است یا بواسطه اندازه گیری بهبود در وظیفه تشخیص ماشین در نتیجه توسعه (افزایش).

3-4- افزایش کنتراست

در علم بینایی، کنتراست نورانی بودن درک شده با تغییر رنگ درون یک تصویر را تعریف می کند. تکنیک های افزایش کنتراست سعی در تغییر ظاهر بصری دارند که یک شیء را از دیگر اشیا و پس زمینه متمایز می کند. کنتراست تصاویر نسبتاً ساده حاوی نواحی یکپارچه روی یک پس زمینه یکپارچه معمولاً با استفاده از نسبت وزنی تفاوت در روشنایی درک شده از یک شیء و محیط اطراف آن اندازه گیری شده است.

مقالات چندین روش برای افزایش کنتراست برای تشخیص ویژگی های شبکیه ای توصیف می کنند. این مراحل پیش پردازش معمولاً برای تصاویر شبکیه پس از اصلاح روشن سازی نایکتواخت و نرمال سازی رنگ بکار برده شده اند. تصاویر شبکیه بدست آمده با استفاده از پروتکل های بالینی استاندارد اغلب دارای کنتراست پایینی هستند و می توانند حاوی مصنوعات فوتوگرافیکی باشند. چندین نویسنده نیز اشاره می کنند که تصاویر شبکیه معمولاً کنتراست بالاتری در مرکز توير به همراه حرکت کنتراست تنزلی به سمت خارج از مرکز دارند. روش های مرسوم مبتنی بر

تکنیک های هیستوگرام جهانی برای نرمال سازی یا افزایش کنتراست تصویر نظیر کش دادن کنتراست و یکسان سازی هیستوگرام باعث از دست دادن اطلاعات در نواحی روشن تر و تاریک تر یک تصویر از شبکیه می شوند. دستکاری کنتراست در تصاویر شبکیه معمولاً با استفاده از رویکردی دو مرحله ای مدیریت شده که حاوی افزایش کنتراست محلی (LCE) و کاهش نویز می باشند. روش های LCE نواحی کوچک مفید را توسعه می دهند، هر چند هر نویز در تصویر تقویت شده و باعث ایجاد ویژگی های فرعی (مصنوعی) شده است. این اثر به خصوص در نواحی با ویژگی های کم مشهود است، نظیر ناحیه مرکزی لکه. رو های LCE مبتنی بر استفاده از پنجره های کوچک به عنوان تبدیل های محلی پس از اصلاح روشن سازی نایکنواخت هستند. Sinthanayothin و همکاران تغییر توسعه کنتراست تطبیقی مبتنی بر میانگین و واریانس شدت یک منطقه محلی را پیشنهاد می کنند عملیات دگرگونی به مولفه شدت یک نمود HSI از تصویر اعمال شده که برای تضعیف نویز پس زمینه هموار سازی شده است. این تغییر تطبیقی افزایش زیادی در کنتراست در مناطقی که با واریانس ابتدایی انداز و انداز بهبود کنتراست برای واریانس بزرگ اولیه همراهند، ارائه می نماید.

روش های LCE تطبیقی مشابه نیز برای توسعه ویژگی های خاص بررسی شده اند. این روش ها معمولاً از رویکرد سلسله مراتبی استفاده می کنند که هدف آن ها دستکاری توزیع های هیستوگرا محلی در یک منطقه خاص است. Rapantzikos و همکاران روش یکسان سازی هیستوگرام چند سطحی (MLE) را به عنوان مرحله پیش پردازش در تشخیص دروزن پیشنهاد می کنند. رویکرد مبتنی بر کاربرد ترتیبی یکسان سازی هیستوگرام برای کوچک کردن تدریجی مجاورت های غیر اشتراکی است. اندازه مجاورت همیشه بزرگتر از ضایعه هدف است. اما، تشخیص چندین نوع از آناتومی و پاتولوژی با ابعاد فیزیکی مختلف نیز در حین تکیه بر روش مجاورت سلسله مراتبی مشکل ساز است. ابعاد مجاورت ها کاملاً وابسته به اندازه ضایعه درون تصویر هستند. مجاورت می تواند آن در کوچک باشد که در یک ضایعه حاصله در مجاورت تغییرات کنتراست مصنوعی جای گیرد.

2-4- جای دادن (موقعی کردن) و تقسیم بندی دیسک نوری (B)

مقالات معمولاً محلی سازی دیسک نوری را به عنوان شناسایی مرکز دیسک یا با تخصیص مرکز دیسک نوری یا قرار دادن یک ماسک در یک ناحیه خاص از شبکیه تعریف می کنند. تقسیم بندی دیسک نوری معمولاً اشاره به وظیفه متعاقب تعیین حد فاصل دیسک دارد. محلی سازی و تقسیم بندی دیسک نوری وظایف مهمی در تحلیل تصویر شبکیه هستند. مرکز دیسک و حد فاصل آن در اغلب موارد پیش نیاز در تعیین قالب مرجع برای شناسایی آناتومی و پاتولوژی شبکیه هستند. ابعاد دیسک می تواند برای کالیبره کردن ارزیابی ها در تصاویر شبکیه استفاده شود؛ به عنوان مثال، فرو رفتگی که مرکز دید است، میان رگ های شقیقه ای شبکیه قرار گرفته اند که تقریباً 2/5 دیامتر دیسک شقیقه ای به لبه شقیقه ای دیسک نوری می شود. محلی سازی دیسک نوری نیز پیش نیازی برای محاسبه برخی شاخص های تشخیصی مهم برای اختلال شبکیه با فشار بالا / متصلب مبتنی بر سیستم وریدی، نظری معادل شاهرگ مرکزی شبکیه و معادل رگ مرکزی شبکیه می باشد. در نهایت، رگ های شبکیه از مرکز دیسک نوری سرچشم می گیرند. بنابراین دیسک می تواند به عنوان نقطه شروع برای روش های دنبال کردن رگ بکار رود.

۱-۲-۴- مشخصه های بصری دیسک نوری

دیسک نوری بخش بصری (عینی) سر عصب نوری درون شبکیه است. دیسک نوری تقریباً بیضی شکل است و نصف النهار عمودی دارد. غیاب اپیتلیوم رنگدانه دار رنگ دیسک نوری را بی رنگ تراز شبکیه محاط نشان می دهد. چنین نواحی از بی رنگی دیسک، یا زردرنگی، گرایش بیشتری به رنگ زرد یا سفید دارد. فیبرهای غصب به سر عصب نوری می رساند، عصب نوری را بر می گردانند و از آن عبور می کنند، باعث تورفتگی مرکزی اندک به نام پیاله فیزیولوژیک می شوند. شاخه های اصلی از شاهرگ مرکزی شبکیه از دیسک نشأت می گیرند و دو شاخه می شوند تا رگ های شاخه منحرف شده از شاهرگ اصلی را تشکیل دهند. سیاهه رگ ها در دیسک به شاهرگ مرکزی شبکیه همگرا می شوند. این رگ ها می توانند بخش هایی از لبه دیسک را تار کنند. حد فاصل دیسک نوری معمولاً به عنوان حاشیه داخلی حلقه صلبیه نوک دار تعریف شده است. حد فاصل (ناحیه مرئی) لبه معمولاً کنتراست متغیر دارد و سمت وابسته به بینی تیره تراز طرف شقیقه ای است. ناحیه کمرنگی می تواند به کوچمی و روشنی دیسک درون دیسک نوری به نظر آید. علاوه بر این ممکن است ناحیه روشنی نزدیک لبه دیسک وجود داشته باشند که باعث ایجاد

آتروفی نوک دار شود. اما علاوه بر این ممکن است به صورت یک حلقه گود افتاده به نظر آید. در هر مورد گودی به عنوان یک منطقه کوچک تر و روشن تر درون دیسک نوری در نظر گرفته می شود. سمن متمایل به بینی سر عصب نوری معمولاً تیره تر از سمت شقیقه ای است و گاهی اصلاً مشخص (قابل دیدن) نیست. تغییر در رنگ آمیزی در چشم های نرمال نیز باعث ایجاد تفاوت هایی در ظاهر دیسک می شود. جنبه منحصر بفرد دیگر هر سر عصب نوری الگوی شاهرگی شبکیه است که از حد فاصل دیسک عبور می کند.

4-2 محلی سازی دیسک نوری

محلی سازی مرکز و لبه دیسک معمولاً برای جدا کردن دیسک از دیگر ویژگی های شبکیه و به عنوان راهنمای مهم ضروری است. تکنیک های شرح یافته در مقالات برای محلی سازی دیسک نوری معمولاً سعی در شناسایی مرکز تقریبی دیسک نوری یا قرار دادن دیسک درون یک ناحیه خاص نظیر یک دایره یا مربع دارند. در تمامی موارد، محلی سازی بواسطه وجود دیستراکتورهای قوی پیچیده شده است. دیستراکتورها شامل لبه های رگ، ضریب بازگشت فضایی متغیر، آتروفی شقیقه ای و ضایعه های تراوش کرده بزرگ باشد. این خصوصیت ها معمولاً ویژگی های مشابه با ویژگی های دیسک نوری نظیر شدت، رنگ و کنتراست دارند. کار جدید معمولاً فرض را بر این می گذارد که تغییر سطح خاکستری در ناحیه شقیقه ای بالاتر از هر بخش دیگر از تصویر است. دیسک نوری بواسطه شناسایی بزرگترین کلاستر پیکسل های روشن محلی سازی شده است. الگوریتم هایی که منحصرأ بر تغییر شدت تکیه دارند ثابت کرد که برای حلی سازی دیشک نوری در تصاویر عادی شبکیه با تغییر اندازک میان تصاویر ساده سریع و به اندازه کافی قوی هستند. اما یک دیسک نوری بواسطه رگ های خونی مبهم شده است یا تنها بخشی از آن قابل دیدن است که ممکن است با استفاده از روش هایی که منحصرأ بر شناسایی نواحی روشن تر تکیه دارند به اشتباه مشخص شوند. چنین روش هایی هم به دیستراکتورهایی نظیر ضایعه های زرد / سفید یا ویژگی های مصنوعی روشن حساسیت زیادی دارند.

مشخصه دیسک نوری شامل شدت، مورفولوژی و رنگ برای محلی سازی دیسک در حضور دیستراکتورها بررسی شده است. Sinthanayothin و همکاران از یک تصویر کوچک 80 در 80 پیمسل برای ارزیابی واریانس شدت

پیکسل های مجاور استفاده کرده اند. نقطه با بالاترین واریانس مرکز دیسک نوری در نظر گرفته شده است. فرض بر این است که نشان های مشهود بیماری نظیر تراوش ها واریانس شدت پایین تری نسبت به دیسک نوری خواهد داشت. نویسنده‌گان حساسیت ۹۹/۱ درصدی و خاص بودن را در محلی سازی مرکز دیسک نوری در تصاویر با نشانه های اندک یا بدون هیچ نشانه مشهودی از ضایعات گزارش کرده اند. اما Lowell و همکاران شناسایی اشتباہ دیسک نوری را با استفاده از این الگوریتم در تصاویر شبکیه با تعداد زیادی ضایعه سفید، مصنوعات نوری یا رگ های کروئیدی کاملاً مشهود گزارش کرده اند. Osareh تکنیک مشابهی با استفاده از یک تصویر نمونه ۱۱۰ در ۱۱۰ پیکسل با میانگین منطقه دیسک در ۲۵ تصویر از شبکیه پیشنهاد می کند. او محلی سازی موفقیت آمیز مرکز تخمینی دیسک نوری را در ۷۵ عدد از ۷۵ تصویر گزارش می کند

تبديل Hough توسط چند نویسنده بررسی شد تا محلی سازی دیسک نوری در آن ها ارزیابی گردد. اصل متضمن برای شناسایی دیسک نوری در نظر گرفتن این است که یک تصویر شبکیه از تعداد نامتناهی دایره بالقوه تشکیل شده که از یک سری نقطه لبه ای عبور می کنند. نقاط لبه از اطلاعات لبه استخراج شده با اعمال یک الگوریتم تشخیص لبه از میان الگوریتم های موجود بدست آمده اند. تبدیل Hough تعیین می کند که کدام یک از این دایره های بالقوه از بیشترین تعداد دایره ها در تصویر می گذرد. هر نقطه داده ای برای تعداد نامتناهی از مجموعه پارامترها در نظر گرفته می شود و مجموعه پارامتر همراه با بالاترین رأی مجموع به عنوان راه حل در نظر گرفته شده است.

Liu و همکاران از تبدیل Hough دایره ای پس از تشخیص لبه برای محلی سازی دیسک نوری در کanal رنگ قرمز استفاده کرده اند. اولین مرحله جستجو شده برای یک ناحیه کاندید دیسک نوری به عنوان ناحیه ۱۸۰ در ۱۸۰ پیکسلی تعریف شده که شامل روشنایی ۲ درصد مقادیر سطح خاکستری است. عملگرد (اپراتور) Sobel برای تشخیص نقاط لبه های منطقه کاندید استفاده شد و حد فاصل ها پس از آن با استفاده از تبدیل Hough دایره ای شناسایی شدند. Kocchner و همکاران تلفیقی از تبدیل Hough و فیلترهای راندنی برای تشخیص اتوماتیک مکان و اندازه دیسک را پیشنهاد کردند. نقاط متعلق به لبه های شاخه های رگ اصلی با استفاده از هسته های فیلتر گاوسی درجه اول در جهات متغیر استخراج شده اند. لبه های رگ ها با یک بیضی از طریق تبدیل Hough تطبیق

یافته و مکان دیسک نوری از یک سر محور اصلی بیضی تخمین زده شده است. تبدیل Hough به فواصل خالی در شرح های حد فاصل خصیصه تحمل زیادی دارد و نسبتاً می توان گفت تحت تأثیر نویز تصویر قرار نمی گیرد. این مسئله زمان تلاش برای ایزووله کردن دیسک نوری مفید است که اغلب لبه مشخصاً تعریف شده ای ندارد و بواسطه رگ ها شکسته شده است. اما فضاهای Hough حساس به رزولوشن فضایی تصویر هستند. به علاوه الگوریتم های تشخیص لبه پیش نیاز در اغلب موارد در ارائه راه حل قابل قبول با شکست موافق می شوند و این به دلیل محدودیت های فازی، کنتراست تصویر ناسارگار یا ویژگی های لبه از دست رفته در منطقه دیسک است.

تحلیل مولفه های اصلی نیز به عنوان ابزار استخراج ویژگی های معمول تصاویر شبکیه شامل دیسک نوری و رگ های خونی استفاده شده است. رویه های PCA ویژگی های مرتبط اصلی شرح یافته در یک قالب برداری را در یک فضای جدید و کوچکتر نامرتبط به نام مولفه های اصلی نشان می دهد. اولین مولفه اصلی بر محوری تکیه دارد که بالاترین واریانس را در داده ها نشان می دهد. ماتریس کوواریانس داده ها محاسبه شده است و مقادیر ویژه ماتریس به صورت نزولی مرتب سازی شده اند. چندین نویسنده از PCA برای استخراج ویژگی های معمول از تصاویر شبکیه استفاده کرده اند. احتمال این که یک ناحیه کاندیدی یک دیسک نوری باشد بواسطه مقایسه مشخصه های دیسک نوری استخراج شده از تصویر آزمایشی با مشخصه های استخراج شده از تصویر مشاهده نشده مشخص شده است. Li و Chutatape محلی سازی صحیح دیسک نوری را در 99 درصد از 89 تصویر گزارش می کنند.

Lalonde و همکاران تکنیک تجزیه هرمی را همراه با تطبیق نمونه مبتنی بر Haudorff پیشنهاد می کنند. ابتدا مناطق بالقوه حاوی دیسک نوری با استفاده از تجزیه هرمی تصویر کanal سبز با استفاده از تبدیل موج کوچک گستته Harr قرار داده شدند. پایین ترین سطح رزولوشن اندازه تصویر کوچکی داشت، از این رو مشهود بودن مناطق روشن کوچک مرتبط با ضایعاتی نظیر تراوش ها بود. پیکسل ها در تصویر با پایین ترین رزولوشن که بالاترین مقادیر شدت را در مقایسه با شدت پیکسل میانگین داشت به عنوان مناطق کاندید ذکر شدند. سپس دیسک نوری با استفاده از فاصله Hausdorff برای مقایسه ناحیه کاندید تا نمونه دایره ای با ابعاد تخمینی دیسک نوری محلی سازی شد. فاصله Hausdorff مقیاسی از میزان عدم تطابق میان دو مجموعه نقاط ارائه می کند که در آن فاصله

Hausdorff صفر نشان دهنده تطابق ایده آل است. جنبه قابل توجه رویکرد شرح یافته وابستگی به دانش قبلی از مشخصه های تصویر است. توصیف گرهای تصویر شامل این بودند که آیا تصویر عکس چشم چپ است یا راست و این که آیا تصویر ورودی مرکز بر ماکولات است یا دیسک نوری. این باعث کاهش ناحیه جستجو شده و مقدار اطمینانی به هر ناحیه کاندید اختصاص می دهد. Lalonde و همکاران محلی سازی صحیحی از دیسک نوری در عکس های 40 در 40 با میانگین اشتراک 80 درصدی گزارش می دهند. در هر مورد دیسک بواسطه قرار دادن یک نمونه دایره ای شکل روی ناحیه کاندید نشان داده می شد. اما همان طور که Lowell و همکاران اشاره کرده اند، استفاده از تجزیه هرمی و تطبیق نمونه می تواند اثبات گر پیچیدگی بیش از حجت همراه با نتایج کم سابقه قابل حصول با استفاده از الگوریتم های بایپیچیدگی کمتر باشد.

تکنیک های جایگزین بررسی شده اند که از ویژگی های مختلف شبکیه نظیر رگ های خونی به عنوان ابزار محلی سازی دیسک نوری استفاده می کنند. Akita و Kuga تکنیک دنبال کردن رگ را برای دنبال کردن رابطه والد - کودک میان قطعات رگ خونی به سمت نقطه ای از همگرایی فرض شده به سمت مرکز دیسک نوری پیشنهاد کرده اند. این رویکرد مبتنی بر شناسایی قوی ترین همگرایی شبکه وریدی به عنوان ویژگی اصلی برای تشخیص با استفاده از قسمت بندی دوتایی رگ خونی است. شدت دیسک نوری نز به عنوان ویژگی ثانویه محلی سزی دیسک استفاده شده است. Hoover و همکاران نیز همگرایی رگ های خونی را به عنوان ابزاری از محلی سازی مرکز دیسک نوری استفاده کرده اند. این رویکرد به درستی مکان دیسک نوری را در 89 درصد از 81 تصویر شناسایی می کند که 50 عدد از آن ها شبکیه های بیمار شده بودند. رویکرد جدید دیگری توسط Foracchia و همکاران پیشنهاد شده که دیسک نوری را با تطبیق مدل هندسی پارامتری سیستم وریدی شبکیه با رگ های اصلی استخراج شده از تصویربرسازی می نماید. اما همان طور گه قبلاً گفته شد، مرحله پیش نیاز تقسیم بندی شبکه وردیدی خودش یک کار پیچیده و مشکل است. تکنیک های موجود برای استخراج وردیدی تحت تأثیر ضایعه های روشن و ویژگی های مصنوعی نظیر بازتاب کامل یا رگ های کرئیدی مشهود هستند. به عنوان مثال، پاسخ های مقتب غلط در تشخیص رگ های منرد می توانند باعث ایجاد لبه هایی از ضایعات روشن و لبه دیسک حد فاصل دیسک نوری شود.

این رده بندی اشتباه از سیستم وریدی می تواند عملکرد روش های بعدی را که هدف آن ها شناشسایی بخش هی دیگر شبکیه نظیر دیسک نوری است را دچار مشکل کند. اثر شناسایی نادرست سیستم وریدی رو الگوریتم های بعدی برای محلی کردن دیسک نوری مشخص نیست. Foracchia و همکارن استفاده از مدل هندسی ساختار سیستم وریدی را به عنوان ابزار تشخیص یسک نوری بررسی کرده اند. دیسک نوری به درستی در 79 تصویر از 81 تصویر با استفاده از دو روش رنگ زنی متفاوت برای بخش بندی سیستم وریدی محلی سازی شد یعنی تقسیم بندی باینتری (دو تایی) و دنبال کردن تنک. هر روش باعث رده بندی اشتباه دیسک وری در تصاویر مختلف شده است. اما عملکرد کلی در رابطه با تشخیص دیسک نوری تغییری نکرد.

3-2-4- بخش بندی دیسک نوری

بخش بندی حد فاصل دیسک نوری معمولاً پس از شناسایی مرکز تخمینی دیسک انجام شده است. شناسایی حد فاصل دیسک نوری یک مسئله غیر بدیهی است. تغییر طبیعی در مشخصه های دیسک نوری شامل تفاوت های موجود در رنگ زنی و چربی دار کردن لایه فیبری عصب که قبلًا در مورد آن ها صحبت شد مشکلات قابل توجه تعریف حد فاصل دیسک هستند. رگ های خونی می توانند از مرز دیسک نوری که لبه دیسک را با لبه های رگ ها مبهم می کند و علاوه بر این موارد گیج کننده قابل توجهی ایجاد می کند بگذرد.

مقالات تعدادی از الگوریتم هایی را شرح می دهند که برای تعیین حد فاصل دیسک بکار می روند. Walter و Klein یک رویکرد را با استفاده هاز درگونی فضا و تکنیک های فیلترینگ مورفولوژیکی برای محلی سازی دیسک توصیف می کنند. دیسک نوری ابتدا با استفاده از کانال روشنایی فضای رنگ نماد - روشنایی - اشباع (HLS) محلی سازی شد و عملیات آستانه سازی برای تعیین محل تخمینی دیسک نوری به کار برده شد. حد فاصل دقیق دیسک پس از آن با استفاده از مجرای قرمز فضای رنگ RGB از طریق تبدیل آب پخانه تعیین شد. در تعیین دیسک نوری، تبدیل به واسطه نشانه های اتخاذ شده از تخمین مرکز دیسکی که قبلًا بصورت تخمینی محاسبه شده اند محدود شده است تا از تقسیم بندی بیش از حد منطقه دیسک جلوگیری شود. Klein و Walter محلی سازی دیسک نوری صحیح را در 29 عدد از 30 عدد تصویر از شبکیه گزارش می کنند. حد فاصل دیسک نوری در 27

عدد از 29 تصویر با انحراف اندک از حد فاصل ایجاد شده به دلیل رگ های خارج شده یا با کنتراست پایین شناسایی شدند

الگوریتم های موجود برای بخش بندی دیسک نوری مبتنی بر حدود فاصل فعال یا مارپیچ ها توسط چند نویسنده بررسی شده اند. Kass و همکارانش مفهوم حد فاصل دگردیسی شده ای را پیشنهاد کردند که شکل خود را بسته به ویژگی های تصویر، ویژگی های حد فاصل دلخواه یا دانش مبتنی بر محدودیت ها پیشنهاد کرده اند. رفتار حد فاصل فعال پارامتری کلاسیک بواسطه توابع انرژی به صورت داخلی و خارجی کنترل شده اند. به حداقل رساندن تابع انرژی کلی از حد فاصل به سمت شکل هدف حرکت می کند. انرژی های خارجی مارچیچ را در جهت ویژگی های معینی هدایت می کنند، نظیر لبه ۵ در تصویر. انرژی های داخلی نظیر ارتجاعی و دن و سختی به عنوان محدودیت نرمی برای مقاومت در برابر دگردیسی به شمار می رود. خود حد فاصل معمولاً بواسطه یک بردار کنترل نشان داده شده که به حرکتی اشاره می کند که مارپیچ ها از آن جا هدایت می شوند. وقتی مینیممی حاصل شده باشد حدود فاصل هموار شده و بر روی مرزهای شیء باقی میمانند. کار جدید انجام شده توسط Lee و Brady از حد فاصل فعال برای تعیین مرز دیسک نوری استفاده کرده است. اما یک ارزیابی کمی از رویکرد در مقاله ارائه نشده است و Mendels و همکاران اعمال یک اپراتور مورفولوژیکی را بررسی کردند که پس از آن حد فاصل فعال برای تقسیم بندی دیسک استفاده می شد. در نهایت، اپراتور بازسازی مورفولوژیکی بواسطه حفظ ماکسیمم تصویر اتساع یافته / کوچک شده و تصویر اصلی به کار می رفت. با برداشتن (حذف) رگ های خونی گذرنده از مرز دیسک، یک حد فاصل فعال به عنوان یک دایره مرکز بر و درون دیسک نوری شروع می شد. حد فاصل مناسب با لبه دیسکی بود که از تکنیک جریان بردار شیب (GVF) استفاده می کرد. این تکنیک در مقابل مجموعه ای از نه تصویر از شبکیه تست شده بود. اما همان طور که Lowell و همکاران اشاره کرده اند به نظر می رسد که تصاویر منتشر شده از کیفیت نسبتاً بالایی برخوردار باشند و احتمل این وجود دارد که عملکرد الگوریتم به طرز قابل توجهی هنگام اعمال به تعداد تصاویر تست بیشتری تنزل یابد که تغییر معناداری در کیفیت و محتوا از خود نشان می دادند.

کار جدیدتری که Osareh انجام داده است دو بسط کلیدی در استفاده از مارپیچ های GVF برای تقسیم بندی دیسک نوری پیشنهاد کرده اند. دیسک نوری ابتدا با استفاده از تطبیق نموه یا الگوریتم قوس رگرسیون که قبلًا در مورد آن ها توضیحاتی داده شد محلی سازی می شود. ثانیاً پردازش مورفولوژیکی رنگ برای بدست آوزدن حوزه داخلی دیسک یکنواخت تر استفاده شده که باعث افزایش دقت تخصیص اولیه مارپیچ می شود. دقت کلی به میزان 91/84 درصد در مقایسه با استاندارد مرجع یک چشم پزشک بالینی گزارش شد. Lowell و همکاران رویکرد دو مرحله ای مشابهی پیشنهاد کردند. دیسک نوری ابتدا با استفاده از تکنیک تطابق نموه محلی سازی شده بود. الگوریتمد ر مقابل پایگاه داده انتخاب شده تصادفی از 100 تصویر از یک برنامه غربالگری دیابیپت ارزیابی شده بود. ده تصویر غیر قابل استفاده تشخیص داده شدند؛ دیگر تصاویر کیفیت متغیر داشتند. الگوریتم با موفقیت حد فاصل دیسک نوری را در 89 عدد از 90 تصویر قرنیک دیابتی با رزولوشن پایین شناسایی کرد که به صورت تصادفی با استفاده از روش مبتنی بر مدل حد فاصل، بر مبنای یک تکنیک که توسط Hu و همکاران برای مطالعات استخراج کران گذرگاهی در مطالعات تصویر مقاومت مغناطیسی انتخاب شده بودند.

3-4- تقسیم بندی سیستم وریدی شبکیه (C)

تقسیم بندی و اریابی رگ های شبکیه ز اهمیت ویژه ای در تشخیص و رمان تعدادی از شرایط سیستماتیک و چشم پزشکی برخوردار است. همان طور که قبلًا گفته شد، تقسیم بندی دقیق رگ های خونی شبکیه در اغلب موارد مرحله پیش نیاز مهمی در شناسای آناتومی شبکیه و پاتولوژی آن است. به علاوه تقسیم بندی رگ های خونی برای ثبت تصویر یا تخصیص فضایی تصاویر مفید است. ثبت تصاویر، که در اغلب موارد با استفاده از کیفیت های مختلف کسب شده است، عملیاتی حیاتی در تصویربرداری پارامتری و غربال طولی از ظاهر شبکیه است.

3-4-1- مشخصه های سیستم وریدی شبکیه

سیستم وریدی شبکیه از سرخرگ ها و سیاهرگ ها، همراه با انشعابات آن ها تشکیل شده است که در تصویر شبکیه مشهود و قابل دیدن است. سرخرگ مرکزی شبکیه در یا روی دیسک نوری به تقسیماتی منشعب شده که چهار ربع از لایه های داخلی شبکیه را تأمین می کنند. یستمی که به صورت مشابهی از سیاه رگ های شبکیه ترتیب یافته

درد در دیسک نوری ملحق می شود. رگ ها بازتاب کمتری در مقایسه با دی گر سطح شبکیه دارند، اما این رو نسبت به پس زمینه تاریک تر به نظر می آیند. نور بواسطه رگ های شبکیه جذب شده و بازتاب داده می شود. تغییرات ایجاد شده در ضخامت دیواه رگ و شاخص انکسار تأثیر ناچیزی روی عرض ظاهری ستون خونی دارند. اما گاه و بیگاه یک نوار باریک که در طول رگ قرار دارد از دیواره محدب مویرگباختاب یافته است. بازتابش های نوری و ویژگی های مصنوعی نظیر بازتاب طیفی معمولاً در تصاویر شبکیه بیماران جوان تر یافت م شوند. اما ضخامت و فیبروزیس دیواره رگ متباط با تصلب شرایین شاخص انکساری را تغییر می دهند و عرض بازتاب نور را افزایش می دهند.

2-3-4- فیلترینگ تطبیق یافته

فیلترینگ تطبیق یافته برای تشخیص سیستم وریدی یک هسته 2 بعدی را با تصویر شبکیه به هم پیچیده است. هسته برای ملسازی چند ویژگی در تصویر در برخی موقعیت ها یا جهات ناشناخته طراحی شده است و پاسخ فیلتر تطبیق یافته نشان دهنده وجود ویژگی است. سه مشخصه اولیه تعیین کننده ویژگی های هسته هستند. رگ ها معمولاً انحنای محدودی دارند و می توانند بواسطه تقسیمات خطی تکه ای تخمین زده شوند؛ قطر رگ ها با حرکت سریع آن ها به سمت خارج از دیسک نوری کاهش می یابد؛ و نمایه شدت پیکسل برش متقاطع این قطعات خطی به یک منحنی گاوی نزدیک می شوند.

تغییر پس زمینه شبکیه و کنتراست پایین رگ های کوچکتر نیز تعداد پاسخ های اشتباه به اشیای روشن نظیر تراوش ها و مصنوعات بازتاب را افزایش می دهند. اشیای دیگر در تصویر نظیر کران های عصب نوری و برخی خون روی ها و ضایعه ها می توانند نشان دهد همان ویژگی های محلی رگ ها باشند. علاوه بر این مشکلاتی در رابطه با تشخیص نو رگ زایی به دلیل رزولوشن عکس وجود دارند. به علاوه استفاده از عنصر با ساختار طولانی می تواند باعث ایجاد مشکل در تناسب با رگ های پیچاپیج شود. چندین نویسنده پالایش ها و بسط هایی را ارائه کرده اند که تعداد زیادی از این مشکلات را کنترل می کنند.

3-3-4- پردازش مورفولوژیکی و تخمین خمیدگی

مورفولوژی اولیه سیستم وریدی به عنوان سابقه‌ای در نظر گرفته شده که از بخش‌های خطی متصل به هم تشکیل شده است. عملیات مورفولوژیکی در قسمت بندی سیستم وریدی و به استخراج میکرو نئوریسم بکار برده شده اند. پردازش مورفولوژیکی برای شناسایی اشکال خاص، مزیت سرعت و مقاومت در مقابل نویز را دارد. Gregson و همکاران از بستن مورفولوژیکی برای کمک به شناسایی رگ‌هایی استفاده کردند که در رتبه بندی اتوماتیک مهره‌های سیاه‌رگی با پر کردن در تمامی حفره‌ها در نیمرخ سیاه‌رگ در عرض رویه پردازش ایجاد می‌شدند. عیب اصلی تکیه منحصر بر روشن‌های مورفولوژیکی این است که از شکل برش عرضی رگ شناخته شده بهره برداری نمی‌کنند.

4-3-4- دنبال کدن رگ

الگوریتم‌های دنبال کردن رگ یک رگ را بین دو نقطه تقسیم می‌کنند. بر خلاف تکنیک‌هایی که قبل از این برای تقسیم بندی سیستم وریدی توضیح داده شدند این روش هادر سطح یک رگ منفرد عمل می‌کنند، نه کل سیستم وریدی. مشی دنبال کردن رگ معمولاً بر روی رگ کار می‌کند. مرکز گذر طولی رگ با ویژگی‌های مختلفی از رگ تعیین شده که میانگین را با ویژگی‌های مختلف رگ شامل عرض و پیچ در پیج بودن ارزیابی شده در عرض دنبال کردن می‌باشد. مزیت اصلی روش‌های دنبالی کردن این است که آن‌ها عرض رگ بسیار دقیقی ارائه می‌کنند و می‌تواند اطلاعاتی در مورد رگ‌های منحصر بفردی ارائه کنند که معمولاً با استفاده از این روش‌ها نمی‌توان به آن‌ها دست یافت. متأسفانه آن‌ها مستلزم نقطه شروع یک رگ هستند و معمولاً نقطه پایان را هم می‌خواهند که باید توسط یک کاربر تعریف شده باشد و از این‌رو بدون تکنیک‌های علاوه بر سازمان، تکنیک‌های دنبال کردن رگ می‌توانند بواسطه گذرگاه و انشعابات گیج شوند. Teng و همکاران چندین مورد ای ز این مشکلات را با پیشنهاد استفاده از فیلترهای تطبیق یافته هدایت کرده اند.

4-3-5- رده بندی مبتنی بر پیکسل

چندین نوبسندنۀ تعدادی از روش‌های رده بندی را برای تقسیم بندی رگ‌ها بررسی کرده اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی به طرز گسترده‌ای برای تقسیم بندی ویژگی‌های شبکیه نظیر سیستم وریدی استفاده شده اند که رده بندی‌ها را بر مبنای احتمالات آماری بنا می‌نمهد نه منطق هدف. این شبکه‌ها عصبی وزن‌های ریاضیاتی را برای

تصمیم گیری در مورد احتمال داده های ورودی متعلق به یک خروجی خاص به کار می گیرند. این سیستم وزن دهی می تواند با پرورش بکه با داده ها از خروجی معین تنظیم گردد که معمولاً با مکانیسم بازخوردی همراه است که امکان پرورش مجدد را فراهم می کند.

عیب قابل توجه شبکه های عصبی الزام برای پیکربندی شبکه با داده های تخصصی یا یک استاندارد طلایی است. مجموعه داده های این استاندارد طلایی از تعدادی از تصاویری تشکیل شده اند که ساختار وریدی آن ها باید به دقت توسط چشم پزشک نشانه گذاری شود. اما همان طور که Hoover و همکاران اشاره کرده اند عدم توافق معناداری در مورد شناسایی رگ ها حتی در میان ناظران کارشناس وجود دارد.

4-4- محلی سازی فووا و ماکولا (D)

سر عصب نوری وابسته به کیجگاه ماکولاپاتی است که رنگ آن به نظر تیره تر می رسد و هیچ رگ خونی که در مرکز وجود داشته باشد ندارد. فووا ریشه در مرکز ماکولا دارد و بخشی از شبکیه است که برای دید بهتر استفاده شده است. رتینوپاتی در این حوزه، ماکولاپاتی نامیده شده است و مرتبط با ریسک بلاای از دست دادن بینایی می باشد. ماکولا یک ناحیه دایره ای شکل تیره است اما در اغلب موارد کنتراست بسیار پایین است و می تواند چیزی را بواسطه تراوش ها یا خون ریزی ها مبهم کند. در نتیجه جستجو برای بدست آوردن همبستگی جهانی با کست مواجه می شود. فووا تقریباً در فاصله 2/5 - 2 از قطر دیسک تالبه گیجگاهی دیسک نوری و میان گذرگاه های وریدی شبکیه گیجگاهی قرار گرفته است. این محدودیت های موقعیتی می تواند برای شناسایی حوزه جستجوی کوچک برای ماکولا استاده شوند و برای تخمین موقعی در صورت شکست جستجو نیز استفاده می شوند، هر چند تغییر در اندازه دیسک نوری از قابلیت اطمینان این روش تشکیل شده است. تشخیص ماکولا و فووا اساساً بواسطه تخمین موقعیت نسبت به دیگر ویژگی های شبکیه تعیین شده است.

4.5. تشخیص رتینوپاتی دیابتی

4.5.1 ویژگی های بالینی رتینوپاتی دیابتی

رتینوپاتی دیابتی یکی از شایع ترین عارضه های مویرگی ناشی از دیابت است. این مورد آسیب های جدی به مویرگ های عروقی شبکیه ی چشم وراد می اورد، اگر چه مکانیزم های بیماری زا به طور کامل تشخیص داده نمی شوند، مشخصه ها و علائم طبی معمولاً به راحتی قابل تشخیص می باشند. میکروآنوریسم ها (بیماری های عروق چشم (دیابت)), برجستگی های کوچک بر روی دیواره های مویرگی، اولین تغییرات مویرگی هستند که بروز می کنند و علائم حساس برای اوایل شروع بیماری رتینوپاتی دیابتی هستند. با پیشرفت بیماری، نقاط خونریزی کوچکی در داخل شبکیه، که اغلب از میکروآنوریسم ها قابل تشخیص هستند، و بعدها لکه های خونریزی بیشتری اشکار می شوند. نفوذ پذیری مویرگی اضافی زمانی ظاهر می شود که ورم شبکیه معمولاً با تراوش چربی های همراه می شود. اگر این تراوش به صورت لکه های زرد رنگ باشد، می تواند به طور جدی بینایی را تهدید کنند (ماکولای دیابتی). رشد و افزایش اختلالات مویرگی منجر به کم خونی موضعی در داخل شبکیه به همراه بسته شدن رگ ها (نقاط پشم پنبه)، اختلالات عروق کوچک درون شبکیه و بعد تشکیل عروق جدید غیر طبیعی (رتینوپاتی دیابتی رشد کننده) می شود.

4.5.2 تشخیص میکروآنوریسم ها / خونریزی

علاوه بر الگوریتم های طراحی شده برای بخش ها و اجزای اناتومی شبکیه، تحقیقات اخیر در زمینه ی تشخیص خودکار پاتالوژی، به طور کلی آنژیوگرافی فلورسین و عاری از رنگ قرمز را مورد بررسی قرار میدهد. روش های اولیه تکیه بر روند پردازش تصویر جهانی دارد. چندین نویسنده بخش های میکروآنوریسم ها را از عکس های پیش زمینه ی شبکیه بعد از بخش سازی اناتومی، به وسیله ی استانه ی سطح خاکستری مورد بحث قرار میدهند. پردازش مورفولوژیکی دو بخشی و ساختارعناصر در تصاویر استانه ای این امکان را بوجود می اورد تا تشخیص بین میکروآنوریسم ها و دیگر علائم مانند بخش های عروقی کوچک، اسانتر شود.

اسپنسر و همکاران یک تغییر شکل مورفولوژیکی را مطرح می کنند تا میکروآنوریسم ها را در داخل آنژیوگرافی فلورسین بخش بندی نمایند. تصاویری که سایه تصحیح شده اند در ابتدا با به کارگیری اپراتور سایش ظاهر شده بودند که یه با یک انبساط دنبال می شد. سپس با یک 11 پیکسل خطی مرکزی با هشت جهت چرخشی در زمان

ترکیب استفاده شد که این هشت جهت شامل تمامی بخش های عروقی بوده و همه ی میکروآنوریسم های چرخشی و مدور در بیرون از ان قرار داشتند. این تصاویر ظاهر شده، از عکس های سایه تصحیح شده ی اصلی با استفاده از روش "تغییر شکل از بالا" خارج شده بود. این روش تصویری را ایجاد می کرد که تنها شامل میکروآنوریسم ها بود. طبق گزارش این نویسندها، حساسیت 82 درصد و ویژگی ها و علائم 86 درصد در مقایسه با گزارشات پزشکی بودند، و نیز 100 پیکسل مثبت غلط برای هر تصویر گزارش گردیده بود. با اینحال، تنها چهار تصویر گنجانده و محسوب شده بودند و روش مقایسه ی بازدهی حساب شده ی ان گزارش پزشکی تشریح نشده بود.

"گاتمن و همکاران" روشی برای تشخیص و نمایش طولانی مدت میکروارونیسم ها در آنژوگرافی فلورسین ارائه دادند. با استفاده از روش پیشرفته ی "کری و همکاران"، دگرگونی و تغییر میکروآنوریسم ها (اسکن، جدید یا بازگشت یافته) با معیار مرجعی مقایسه شده بود که یک چشم پزشک مجبوب در تشخیص میکروارونیسم ها و طبقه بندی رتینوپاتی در تصاویر آنژو گرافی ارائه داده بود. در مقایسه با سنجش های دستی نه پزشک، سیستم خودکار نسبت به سیستم دستی سریع و قابل اطمینان تر و با حساسیت و علائم مشابه تر بود.

"هیپ ول و همکاران" روشی را برای تشخیص میکروارونیسم ها در تصاویر عاری از رنگ قرمز مطرح کردند. در ابتدا تصاویر با تصحیح سایه ی تصویر پردازش و با برداشتن عروق و دیگر عوامل مختلف کننده به وسیله ی روش کوچک کردن تصاویر دنبال شد. یک فیلتر همسان گاوی به منظور اصلاح میکروارونیسم های مورد نظر و مناسب برای طبقه بندی های بعدی به کار گرفته شده بود. الگوریتم طبقه بندی بر اساس 13 پارامتر مختلف که از مجموعه ای اموزشی 102 تصویر متغیر میزان رتینوپاتی بود حاصل شده بود. این پارامترها شامل شکل، شدت، چرخش، ضربی طول و طول محیط بودند. این مطالعه از مجموع 3783 تصویر استفاده کرده بود که از 589 بیمار در 977 ویزیت دکتر به دست امده بودند. این تصاویر برای حضور/ فقدان میکروآنوریسم ها و / یا خونریزی ها در مقابل معیار مرجع تحقیقات پزشکی معتبر طبق پروتکل **EURODIBA HMA** طبقه بندی شده بودند. این سیستم به حساسیت با میزان 81 درصد و علائم 93 درصدی دست یافت. با این حال، این زمانی حاصل شده بود که تصاویری با حضور **HMA** نامعین دخیل شده بودند.

تعدادی از نویسندها، شبکه های عصبی را برای تشخیص پاتالوژی بررسی کرده اند. یک روش اولیه توسط "گاردنر و همکاران" به کار گرفته شده بود که برای تشخیص میکروآرونیسم ها و / یا خونریزی ها از شبکه های عصبی انتشار از عقب را به کار برد. اموزش اولیه بر روی 147 بیمار دیابتی و 32 تصویر نرمال انجام شد که مجرای 601 عکس رنگی تحلیل، و تصاویر را به $20*20$ پیکسل و $30*30$ پیکسل ویندوز را تقسیم بندی میکرد، هر کدام به طور منحصر به فرد توسط یک مشاهده گر اموزش دیده به طور دستی طبقه بندی شده بوند. تصاویر زیر شاخه ای، با عنوان تصاویر "عادی بدون رگ های عروقی"، "عروق نرمال" "ماده ای ترشح شده" "خونریزی / میکروآرونیسم" طبقه بندی شده بودند. این اطلاعات به عنوان مجموعه های اموزشی اولیه برای استفاده از مجموعه های ازمایش شده ای مشاهده نشده ای قبلی استفاده شده بودند. این نویسندها میزان تشخیص خونریزی را 73 درصد برای هر دو مورد حساسیت و علامت، در مقایسه با معیار مرجع چشم پزشکان، براساس 200 تصویر دیابتی و 101 تصویر نرمال گزارش کردند. در زمان طبقه بندی تصاویر به تصاویر "نرمال"، "ارجاع نیازهای بیماران دیابتی"، و "ارجاع نکردن به نیازهای بیماران دیابتی" بر اساس معیار مرجع چشم پزشکان، نویسندها میزان 88.4 درصد حساسیت و 83.5 درصد مشخصه و نشانه گزارش نمودند. افزایش 99 درصدی حساسیت نتیجه ای کاهش 69 درصدی مشخصه ها و علائم بود.

"Sinthanayothin" و همکاران از روش منطقه ای در حال رشد برگشتی که قبلاً بحث شد، و نیز از استانه ای شدت سازگاری در همبستگی با "اپراتور دیابت شناس بالینی آموزش دیده" استفاده کرد. این اپراتور میزان تضاد اسیب ها و صدمات را با افزایش حاشیه ها کاهش میدهد. الگوریتم بخش های منطقه ای در حال رشد برگشتی برای تصاویر استفاده شده و دیگر شبکه های عصبی برای خارج کردن عروق خونی شبکیه به کار رفته بود. برای کل 30 تصویر، (که 14 تای از آن شامل تصاویر خونریزی و میکروآنوریسم بود) انها میزان حساسیت و مشخصه را برای خونریزی و میکروآنوریسم، به ترتیب $77/5$ و $88/7$ درصد (در مقایسه با معیار مرجع چشم پزشک) اعلام کردند. مجدداً روش مقایسه با جزئیات شرح داده نشده بود.

"اشر و همکاران" نیز شبکه های عصبی را براساس 451 تصویری که ماقولا در مرکز انها قرار داشت به کار گرفتند.

بعد از پیش پردازی و بخش سازی اнатومی، خونریزی / میکروانوریسم با استفاده از منطقه‌ی درحال رشد برگشتی و استانه‌ی شدت سازگار همبسته با "اپراتور دیابت شناس بالینی آموزش دیده خارج شده بودند.

اموزش بر روی 500 بیمار قبل از تجزیه و تحلیل عملکرد در مقایسه با آموزش متخصص دیابت در 733 بیمار انجام شده بود (بررسی شده توسط چشم پزشک مشاور). در هر بیمار، تشخیص حساسیت هر ماده‌ی ترشح شده / خونریزی / میکروانوریسم ها 95/1 درصد تفاوت در اعتماد، (92.3–97.7%) و مشخصه‌ی ان 46/3 درصد (41.6–51% CI 95% درصد) بود.

برای تشخیص رتینوپاتی دیابتی، حداقل 70/8 و 78/9 درصد حساسیت و مشخصه به ترتیب نیاز بودند. تعدادی از نویسنده‌گان بازدهی و نتیجه‌ی الگوریتم‌ها برای تشخیص خودکار پاتالوژی را اعلام نمودند. نتیج این پردازش در زمینه‌ی پزشکی تشریح شده است، با اینحال، جزئیاتی درباره‌ی ماهیت این پردازش یا تشخیص الگوها ارائه نشده بود. "لی و همکاران" از پردازش تصاویر و عکس‌های رنگی فوندوس (افزایش تصویر، حذف صدا و طبیعی سازی تصویر) متقارن با تشخیص الگو برای ازمایش ویژه‌گی‌ها و علائم خاص رتینوپاتی دیابتی سالانه استفاده نمودند.

حساسیت 77 درصد و مشخصه‌ها 94 درصد در مقایسه با گزارشات کلی چشم پزشکان اعلام شده بود.

4.5.3 تشخیص ترشحات شبکیه و نقاط پشم و کتان

"Sinthanayothin" و همکاران مواد ترشح شده را در تصاویر رنگی بر اساس روش منطقه‌ی در حال رشد برگشتی مشابه که در بالا توصیف شد، برای تعریف و تعیین تصاویر "مواد نترشحه" و "مواد غیر مترشحه" استفاده کردند. بعد از استانه‌ای برای تولید تصاویر دو بخشی، مناطقی که دارای این مواد ترشح شده بودند، به داخل تصویر اصلی فشار اورده بودند. این نویسنده‌گان، حساسیت و مشخصه‌ها را به ترتیب برای هر 30 تصویر (با ارجاع به چشم پزشکی که به صورت دستی این طبقه بندی را انجام میدهد) 99/7 و 88/5 درصد اعلام کرده بودند. (که 21 تای انها دارای تصاویر مواد مترشحه بودند). "گاردنر و همکاران" حساسیت را 93/1 اعلام کردن با استفاده از روش شبکه‌های عصبی که قبل از توضیح داده شد.

"اگ و همکاران" تشخیص مواد مترشحه و نقاط پشم و کتان را به ترتیب با میزان حساسیت 99 درصدی و 80 درصدی گزارش نمودند. در مقایسه با گزارشات چشم پزشک، "لی و همکاران" برای مواد مترشحه و نقاط(لکه های) پشم و کتان، حساسیت هایی با میزان 96 و 80 درصد و مشخصه هایی با 93 و 93 درصد اعلام کردند.

5- بحث

بررسی ساختاری الگوریتم ها برای تشخیص خودکار رتینوپاتی در تصاویر رنگی دیجیتال از شبکیه ارائه شدند. پیشرفت و توسعه‌ی یک ابزار موثر برای پیوستن به برنامه‌های غربالگری رتینوپاتی دیابتی از اهداف بسیار مطلوب می‌باشد. یک سیستم کارآمد که می‌تواند به طور معمول، تصاویر دیجیتالی از شبکیه را تحلیل کرده و انهایی را که پاتالوژی جدید یا افزایش نیافته‌ای ندارند را حذف کنند. تصاویر مربوط به این پاتالوژی ممکن است میزان کار چشم پزشکان و طبقه بندی گندگان مراکز غربال گری رتینوپاتی دیابتی را به طور قابل توجهی کاهش دهند. این تحقیق کاملاً برروی تحلیل تصاویر رنگی دیجیتال شبکیه در زمینه‌ی پاتالوژی دیابتی تمرکز کرده بود.

فرایند تجزیه و تحلیل تصاویر رنگی دیجیتال از شبکیه، به عنوان یک سری از مراحل بررسی شده بود که برای هر مرحله، انتخاب تکنولوژی یا الگوریم در دسترس بود. در ابتدا، عملکرد الگوریتم برای تشخیص اناتومی و پاتالوژی می‌تواند به لحاظ بصری و کیفی بر حسب کل کارایی سیستم ارزیابی شود. ثانیاً، مراحل فردی و خاص در الگوریتم ممکن است به صورت منحصر به فرد و شخصی ارزیابی شود. کارایی هر مرحله باید بالا بوده و تضمین کند که کارایی تمامی فرایندها در یک سطح رضایت‌بخشی از حساسیت و مشخصه‌ها حفظ شده است.

اگرچه پیشرفت‌های قابل توجهی برای این امر در زمینه‌ی کاربرد تکنولوژی تصویرسازی دیجیتال به کار رفته‌اند، تعیین مجموعه‌های مطلوب الگوریتم‌هایی که ممکن است در بردارنده‌ی سیستم غربال گری تصاویر خودکار موفق برای DR باشند، هنوز به عنوان یک دغدغه و چالش باقی مانده است. در این تحقیق، تنوع مطالعات تعیین و انجام شده، تحلیل اماری کاملاً کیفی عملکرد هر مرحله‌ی پردازش را با روش‌های مختلف غیر ممکن می‌سازد. امارهای توصیفی ما حاکی از ایند که این روش‌ها به طور مکرر در هر مرحله استفاده شده‌اند. در حالیکه تکرار استفاده و کاربرد لزوماً کارایی و عملکرد بهتر را نشان نمی‌دهد، اன فقط نشان میدهد که کدولام روش باید بیشتر و به طور کلی

ارزیابی شود. تحلیل های کیفی این امکان را فراهم می اورند که مقاله ها بر اساس رویکردهای روش شناسی استفاده شده در هر مرحله از این فرایند طبقه بندی و گروه بندی شوند، و نیز تمایل خواهند داشت تا در درون متون و مکتوبات شناسایی شوند. این امر تشخیص داده شده است که در بیشتر موارد، روش های موجود دارای برخی میانبرها هستند و برخی از مقالات قصد دارند تا روش های بهبود یافته که از روش های موجود برگرفته شده اند را توسعه دهند. تعیین اینکه کدام یک از این الگوریتم ها میتواند برای استفاده در هر مرحله برای حصول اطمینان از کارایی بالای انها با گذشت زمان و ظرفیت تصاویر مناسب باشند، همواره کار دشواری برای محققان بوده است. این موضوع توسط "آبراموف و همکاران" تایید شده است. جاییکه انها به این نتیجه رسیدند که تشخیص خودکار رتینوپاتی دیابتی با استفاده از الگوریتم های منتشر شده هنوز نمیتوانند برای اقدامات و فعالیت های پزشکی به کار روند.

مسئله‌ی کلیدی در تشخیص اناتومی و پاتالوژی ، دشواری تعیین استاندارد طلایی یا مبتنی بر حقیقت می باشد. همانطور که از طریق تعدادی از مطالعات مشاهده شد، تفاوت های قابل ملاحظه ای در مناطق مورد توجه توسط مشاهده کنندگان متخصص تشخیص داده شدند. اهمیت طبی و پزشکی اختلافات و مغایرت های بین مشاهده کنندگان نیز یک ویژگی بسیار مهم برای تصاویر محسوب میشود. یک اسیب نامعلوم در منطقه‌ی حساس مانند فرورفتگی، اهمیت پزشکی بیشتری از نقاط و نواحی دیگر دارد. مطالعات تحقیقاتی بیشتر لازم هستند که هر مرحله از فرایند تحلیل را ارزیابی کرده و حساسیت و مشخصه‌ی هر مرحله و فرایند را به طور کلی اعلام نمایند. دامنه‌ی گسترده‌ای از مطالعه‌ی میزان جمعیت/نمونه در طی این نوشته های بررسی شده مشاهده گردیدند، اندازه های نمونه از یک تصویر واحد به حدود 3700 تصویر منحصر به فرد امتداد یافته بودند. این موضوع تشخیص داده شده است که روش های مختلفی برای انواع مختلفی از تحقیق لازم هستند و اندازه‌ی نمونه‌ی بزرگ همیشه لازم نیست. شاید دستورالعمل ها و راهنمایی های روش در تحقیق در مورد پردازش تصویر ممکن است برای جلوگیری از حصول نتایجی که مقایسه‌ی انها بر حسب الگوریتم ها یا روش های موفق دشوار است، مفید و سودمند باشند.

مشاهده شده است که یک تمایلی به سمت اندازه‌ی نمونه‌ی درحال رشد با مطالعات منتشر شده‌ی اخیر با مطالعات اولیه وجود دارد. این ممکن است به دلیل میزان دسترسی رو به افزایش داده‌های دیجیتالی در سال‌های اخیر و حرکتی به سمت ارزیابی به جای توسعه‌ی روش‌ها باشد. "آبراموف و همکاران" این پیشنهاد را ارائه می‌دهند که عملکرد الگوریتم‌ها باید در کتابخانه‌ی تصاویر دیجیتال تایید شده که در دسترس عموم قرار دارند ارزیابی شوند. مانند STARE که دسترسی از اداده‌های تصاویر دیجیتالی را فراهم می‌ورد. در اصل، در سال 1975 توسعه یافت، و 397 تصویری وابسته به چشم شناسی را با تنوعات بسیار زیادی در تشخیص فراهم اورد. پایگاه اطلاعاتی DRIVE تاسیس شد تا مطالعات مقایسه‌ای بر بخش‌های رگ‌های خونی در تصاویر شبکیه را تسهیل نماید. جامعه‌ی تحقیق توسط انها دعوت شد تا الگوریتم‌های انها را بر روی این پایگاه اطلاعاتی امتحان کرده و نتایج را با دیگر محققان از طریق وب سایت‌ها به اشتراک گذارند.

به علاوه، تحقیق و مطالعه‌ی پردازش تصویر دیجیتال، به DR، می‌توانست از ایجاد مجموعه اموزش‌های وسیعی از تصاویر سود برد که این آموزش‌ها می‌توانستند از طریق محققان برای ارزیابی سیستم‌های آن‌ها در دسترس قرار گیرند. ابتکار به اشتراک گذاری داده‌های کنونی که توسط مشاورین تحقیق و دیگر سرمایه‌گذاران (تامین‌کنندگان مالی) تصویب شد، باید ایجاد چنین پایگاه‌های اطلاعاتی را تسهیل نماید. سرانجام، این نویسنده‌گان پیشنهاد می‌کنند که توسعه‌ی سیستم‌های غربال‌گری موفق برای رتینوپاتی دیابتی ممکن است به طور خیلی گسترده و عظیمی از طریق اتخاذ قالب استاندارد برای گزارش دادن چنین مطالعاتی اسان شود. مانند مطالعاتی که توسط "بوسی و همکاران" ارائه شد. کسی که اظهارات STARE را برای گزارش دادن ان دسته از مطالعاتی ارائه داد که عملکرد ازمایشات تشخیص بیماری را تجزیه و تحلیل می‌کردد.

References

- [1] Wild S, Roglic G, Green A, Sicree R, King H. Global prevalence of diabetes: estimates for the year 2000 and projections for 2030. *Diabetes Care* 2004;27:1047–53.
- [2] Sharp PF, Olson J, Strachan F, Hipwell J, Ludbrook A, O'Donnell MT, et al. The value of digital imaging in diabetic retinopathy. *Health Technol Assess* 2003;7:1–119.
- [3] Hoover A, Goldbaum M. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Trans Med Imaging* 2003;22:951–8.
- [4] Wallis R. An approach to the space variant restoration and enhancement of images. In: Proceedings of the symposium on current mathematical problems in imaging science. 1976. p. 329–40.
- [5] Gonzalez, Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hall; 2002.
- [6] Foracchia M, Grisan E, Ruggeri A. Luminosity and contrast normalization in retinal images. *Med Imaging Anal* 2005;9:179–90.
- [7] Cree MJ, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. The preprocessing of retinal images for the detection of fluorescein leakage. *Phys Med Biol* 1999;44:293–308.
- [8] Foracchia M, Grisan E, Ruggeri A. Detection of optic disc in retinal images by means of a geometrical model of vessel structure. *IEEE Trans Med Imaging* 2004;23:1189–95.
- [9] Spencer T, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. An image-processing strategy for the segmentation and quantification of microaneurysms in fluorescein angiograms of the ocular fundus. *Comp Biomed Res* 1996;29:284–302.
- [10] Jagoe R, Arnold J, Blauth C, Smith PLC, Taylor KM, Wootton K. Measurement of capillary dropout in retinal angiograms by computerised image analysis. *Pattern Recogn Lett* 1992;13:143–51.
- [11] Ward NP, Tomlinson S, Taylor CJ. Image analysis of fundus photographs: the detection and measurement of exudates associated with diabetic retinopathy. *Ophthalmology* 1989;96:80–6.
- [12] Øien G, Osnes P. Diabetic retinopathy: automatic detection of early symptoms from retinal images. In: proceedings of NORSIG-95 Norwegian signal processing symposium 1995. Available at <http://www.ux.his.no/sigproc/www/norsig/norsig95.html>.
- [13] Walter T, Klein J-C. A computational approach to diagnosis of diabetic retinopathy. In: Proceedings of the 6th conference on systemics, cybernetics and informatics (SCI). 2002. p. 521–6.
- [14] Wang H, Hsu W, Goh KG, Lee ML. An effective approach to detect lesions in color retinal images. In: IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2000. p. 1–6.
- [15] Wang Y, Tan W, Lee SC. Illumination normalization of retinal images using sampling and interpolation. *Proc SPIE Med Imaging* 2001; Image Process 2001;4322:500–7.
- [16] Goldbaum MH, Katz NP, Nelson MR, Haff LR. The discrimination of similarly colored objects in images of the ocular fundus. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 1990;31:617–23.
- [17] Shin DS, Javornik NB, Berger JW. Computer-assisted, interactive fundus image processing for macular drusen quantitation. *Ophthalmology* 1999;106:1119–25.
- [18] Leandro JJG, Soares JVB, Cesar Jr RM, Jelinek HF. Blood vessels segmentation in nonmydriatic images using wavelets and statistical classifiers. In: XVI Brazilian symposium on computer graphics and image processing. 2003. p. 262–9.
- [19] Rapantzikos K, Zervakis M, Balas K. Detection and segmentation of drusen deposits on human retina: potential in the diagnosis of age-related macular degeneration. *Med Imaging Anal* 2003;7:95–108.
- [20] Berendschot TT, DeLint PJ, van Norren D. Fundus reflectance-historical and present ideas. *Prog Retin Eye Res* 2003;22:171–200.
- [21] Sinthanayothin C, Boyce JF, Cook HL, Williamson TH. Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital color fundus images. *Br J Ophthalmol* 1999;83:902–10.
- [22] Osareh A. Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc. Ph.D. thesis. University of Bristol; 2004.
- [23] Goatman KA, Whitwam AD, Manivannan A, Olson JA, Sharp PF. Color normalisation of retinal images. In: Proceedings medical image understanding and analysis. 2003. p. 49–52.
- [24] Osareh A, Mirmehdi M, Thomas B, Markham R. Automated identification of diabetic retinal exudates in digital color images. *Br J Ophthalmol* 2003;87:1220–3.
- [25] Cree MJ, Gamble E, Cornforth D. Color normalisation to reduce inter-patient and intra-patient variability in microaneurysm detection in color retinal images. *WDIC2005 ARPS workshop on digital image computing*, Brisbane, Australia, 2005. p. 163–8.
- [26] Calabria AJ, Fairchild MD. Perceived image contrast and observer preference I. the effects of lightness, chroma, and sharpness manipulations on contrast perception. *J Imaging Sci Technol* 2003;47:479–93.
- [27] Usher D, Dumskyj M, Himaga M, Williamson TH, Nussey S, Boyce J. Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening. *Diabet Med* 2004;21:84–90.
- [28] Lowell J, Hunter A, Steel D, Basu A, Ryder R, Fletcher E, et al. Optic nerve head segmentation. *IEEE Trans Med Imaging* 2004;23:256–64.
- [29] Hubbard LD, Brothers RJ, King WN, Clegg LX, Klein R, Cooper LS, et al. Methods for evaluation of retinal microvascular abnormalities associated with hypertension/sclerosis in the atherosclerosis risk in communities study. *Ophthalmology* 1999;106:2269–80.
- [30] Lalonde M, Gagnon L, Boucher M-C. Non-recursive paired tracking for vessel extraction from retinal images. In: Proceedings of the conference vision interface. 2000. p. 61–8.
- [31] Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, Nelson M, Goldbaum M. Automatic detection of the optic nerve in retinal images. In: IEEE international conference on imaging processing, vol. 1. 1989. p. 1–5.
- [32] Goldbaum M, Moezzi S, Taylor A, Chatterjee S, Boyd J, Hunter E, et al. Automated diagnosis and image understanding with object extraction, object classification, and inferencing in retinal images. In: Proceedings IEEE international conference on image processing, vol. 3. 1996. p. 695–8.
- [33] Yulong M, Dingru X. Recognizing the glaucoma from ocular fundus image by image analysts. In: Proceedings of the 12th international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. 1990. p. 178–9.
- [34] Pinz A, Bernogger S, Datlinger P, Kruger A. Mapping the human retina. *IEEE Trans Med Imaging* 1998;17:606–19.
- [35] Lin Z, Chutatape O, Krishnan SM. Automatic image analysis of fundus photograph. In: Proceedings 19th international conference IEEE engineering in medicine and biology society. 1997. p. 524–5.
- [36] Kochner B, Schuhmann D, Michaelis M, Mann G, Englmeier K-H. Course tracking and contour extraction of retinal vessels from color fundus photographs: most efficient use of steerable filters for model based image analysis. In: SPIE conference image processing, vol. 3338. 1998. p. 755–61.
- [37] Ege BM, Hejlesen OK, Larsen OV, Moller K, Jennings B, Kerr D, et al. Screening for diabetic retinopathy using computer based image analysis and statistical classification. *Comput Methods Programs Biomed* 2000;62:165–75.
- [38] Chrastek R, Wolf M, Donath K, Niemann H, Paulus D, Hothorn T, et al. Automated segmentation of the optic nerve head for diagnosis of glaucoma. *Med Image Anal* 2005;9:297–314.
- [39] Li H, Chutatape O. Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach. *IEEE Trans Biomed Eng* 2004;51:246–54.
- [40] Sanchez CI, Hornero R, Lopez MI, Poza J. Retinal image analysis to detect and quantify lesions associated with diabetic retinopathy. In: Proceedings of the 26th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society, vol. 1. 2004. p. 1624–7.
- [41] Lalonde M, Beaulieu M, Gagnon L. Fast and robust optic disc detection using pyramidal decomposition and Hausdorff-based template matching. *IEEE Trans Med Imaging* 2001;20:1193–200.
- [42] Akita K, Kuga H. A computer method of understanding ocular fundus images. *Pattern Recognit* 1982;15:431–43.
- [43] Hoover A, Goldbaum M. Fuzzy convergence. In: Proceedings IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. 1998. p. 716–21.
- [44] Hoover A, Kouznetsova V, Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Trans Med Imaging* 2000;19:203–10.

- [45] Foracchia M, Grisan E, Ruggeri A. Detection of vessel caliber irregularities in color retinal fundus images by means of fine tracking. In: Proceedings of the 2nd European medical and biological engineering conference. 2002.
- [46] Walter T, Klein J-C. Segmentation of color fundus images of the human retina: detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques. In: Second international symposium on medical data analysis. 2001. p. 282–7.
- [47] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. *Int J Comput Vis* 1987;1:321–31.
- [48] Lee S, Brady M. Integrating stereo and photometric stereo to monitor the development of glaucoma. *Image Vision Comput* 1991;9:39–44.
- [49] Mendels F, Heneghan C, Harper PD, Reilly RB, Thiran J-Ph. Extraction of the optic disk boundary in digital fundus images. In: Proceedings of the first joint BMES/EMBS conference. 1999. p. 1139.
- [50] Mendels F, Heneghan C, Thiran J-Ph. Identification of the optic disc boundary in retinal images using active contours. In: In the proceedings of the Irish machine vision and image processing conference. 1999. p. 103–15.
- [51] Xu C, Prince JL. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans Image Process* 1998;7:359–69.
- [52] Hu YL, Rogers WJ, Coast DA, Kramer CM, Reichek N. Vessel boundary extraction based on a global and local deformable physical model with variable stiffness. *Magn Reson Imaging* 1998;16:943–51.
- [53] Lowell J, Hunter A, Steel D, Basu A, Ryder R, Kennedy RL. Measurement of retinal vessel widths from fundus images based on 2-D Modeling. *IEEE Trans Med Imaging* 2004;23:1196–204.
- [54] Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, Nelson M, Goldbaum M. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Trans Med Imaging* 1989;8:263–9.
- [55] Patton N, Aslam TM, Macgillivray T, Deary IJ, Dhillon B, Eikelboom RH, et al. Retinal image analysis: concepts, applications and potential. *Prog Retin Eye Res* 2006;25:99–127.
- [56] Heneghan C, Flynn J, O'Keefe M, Cahill M. Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis. *Med Image Anal* 2002;6:407–29.
- [57] Yang C-W, Ma D-J, Chao S-C, Wang C-M, Wen CH, Lo SC, et al. A computer-aided diagnostic detection system of venous beading in retinal images. *Opt Eng* 2000;39:1293–303.
- [58] Zana F, Klein JC. Robust segmentation of vessels from retinal angiography. In: Proceedings of international conference on digital signal processing. 1997. p. 1087–90.
- [59] Zana F, Klein J. A multimodal registration algorithm of eye fundus images using vessels detection and Hough transform. *IEEE Trans Med Imaging* 1999;18:419–28.
- [60] Gregson P, Shen Z, Scott R, Kozousek V. Automated grading of venous beading. *Comput Biomed Res* 1995;28:291–304.
- [61] Frame AJ, Undrill PE, Cree MJ, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, et al. A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms. *Comput Biol Med* 1998;28:225–38.
- [62] Teng T, Lefley M, Claremont D. Progress towards automated diabetic ocular screening: a review of image analysis and intelligent systems for diabetic retinopathy. *IEEE Trans Biomed Eng* 2002;49:2–13.
- [63] Li H, Chutatape O. A model-based approach for automated feature extraction in fundus image. In: Proceedings of the ninth IEEE international conference on computer vision, vol. 1. 2003. p. 394–9.
- [64] Narasimha-Iyer H, Can A, Roysam B, Tanenbaum HL, Majerovics A. Integrated analysis of vascular and nonvascular changes from color retinal fundus image sequences. *Biomed Eng IEEE Trans* 2007;54(8):1436–45.
- [65] Tobin KW, Chaum E, Govindasamy VP, Karnowski TP. Detection of anatomic structures in human retinal imagery. *IEEE Trans Med Imaging* 2007;26(12):1729–39.
- [66] Cree MJ, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. A fully automated comparative microaneurysm digital detection system. *Eye* 1997;11:622–8.
- [67] Coatman KA, Cree MJ, Olson JA, Sharp PF, Forrester JV. Automated measurement of microaneurysm turnover. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2003;44:5335–41.
- [68] Hipwell JH, Strachan F, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. Automated detection of microaneurysms in digital red-free photographs: a diabetic retinopathy screening tool. *Diab Med* 2000;17:588–94.
- [69] Aldington SJ, Kohner EM, Meuer S, Klein R, Sjolie AK. Methodology for retinal photography and assessment of diabetic retinopathy: the EURODIAB IDDM complications study. *Diabetologia* 1995;38:437–44.
- [70] Gardner G, Keating D, Williamson TH, Ell AT. Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: a screening tool. *Br J Ophthalmol* 1996;80:940–4.
- [71] Srinivasan C, Boyce JF, Williamson TH, Cook HL, Mensah E, Lal S, et al. Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus images. *Diabet Med* 2002;19:105–12.
- [72] Lee SC, Lee ET, Kingsley RM, Wang Y, Russell D, Klein R, et al. Comparison of diagnosis of early retinal lesions of diabetic retinopathy between a computer system and human experts. *Arch Ophthalmol* 2001;119:509–15.
- [73] Larsen N, Godt J, Grunkin M, Lund-Andersen H, Larsen M. Automated detection of diabetic retinopathy in a fundus photographic screening population. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2003;44:767–71.
- [74] Abramoff MD, Niemeijer M, Suttorp-Schulten MS, Viergever MA, Russell SR, van Ginneken B. Evaluation of a system for automatic detection of diabetic retinopathy from color fundus photographs in a large population of patients with diabetes. *Diabetes Care* 2008;31(2):193–8.
- [75] Bossuyt PM, Reitsma JB, Bruns DE, Gatsonis PP, Glasziou PP, Irwig LM, et al. Standards for reporting of diagnostic accuracy: toward complete and accurate reporting of studies of diagnostic accuracy: the STARD initiative. *Standards for Reporting of Diagnostic Accuracy*. *Clin Chem* 2003;49:19–20.
- [76] Abdel-Razik Y, Ghalwash AZ, Abdel-Rahman Ghoneim AAS. Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter. *IEEE Trans Med Imaging* 2008;27(1):11–8.
- [77] Abdurrazaq I, Hati S, Eswaran C. Morphology approach for features extraction in retinal images for diabetic retinopathy diagnosis. *Comput Commun Eng* 2008;1373–7.
- [78] Badea P, Danciu D, Davidescu L. Preliminary results on using an extension of gradient method for detection of red lesions on eye fundus photographs. *Automation, quality and testing, robotics, IEEE international conference* 2008;3:43–8.
- [79] Can A, Shen H, Turner JN, Tanenbaum HL, Roysam B. Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms. *IEEE Trans Inf Technol Biomed* 1999;3:125–38.
- [80] Can A, Stewart CV, Roysam B, Tanenbaum HL. A feature-based, robust, hierarchical algorithm for registering pairs of images of the curved human retina. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2002;24:347–64.
- [81] Can A, Stewart CV, Roysam B, Tanenbaum HL. A feature-based technique for joint, linear estimation of high-order image-to-mosaic transformations: mosaicing the curved human retina. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2002;24:412–9.
- [82] Chanwimaluang T, Fan G. An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding. In: Proceedings of the international symposium on circuits and systems, vol. 5. 2003. p. 21–4.
- [83] Chanwimaluang T, Fan GL, Fransen SR. Hybrid retinal image registration. *IEEE Trans Inform Technol Biomed* 2006;10:129–42.
- [84] Chapman N, Witt N, Gao X, Bharath AA, Stanton AV, Thom SA, et al. Computer algorithms for the automated measurement of retinal arteriolar diameters. *Br J Ophthalmol* 2001;85:74–9.
- [85] Chutatape O, Zheng L, Krishnan S. Retinal blood vessel detection and tracking by matched Gaussian and Kalman filters. In: Proceedings of IEEE EMBS, vol. 20. 1998. p. 3144–9.
- [86] Chutatape O, Li H. Ocular fundus coordinate establishment. In: proceedings of the 24th engineering in medicine and biology annual conference and the annual fall meeting of the biomedical engineering society conference, vol. 3. 2002. p. 2141–2.
- [87] Cornforth DJ, Jelinek HJ, Leandro JJG, Soares JVB, Cesar Jr RM, Cree MJ, et al. Development of retinal blood vessel segmentation methodology using wavelet transforms assessment of diabetic retinopathy. In: Eighth Asia pacific symposium on intelligent and evolutionary systems. 2004. p. 50–60.
- [88] David J, Krishnan Rekha A, Sukesh K. Neural network based retinal image analysis. *Congress Image Signal Process* 2008;2:49–53.
- [89] Dua S, Kandiraju N, Thompson HW. Design and implementation of a unique blood-vessel detection algorithm towards early diagnosis of diabetic retinopathy. In: International conference on information technology: coding and computing, vol. 1. 2005. p. 26–31.
- [90] Estabridis K, de Figueiredo RJP. Automatic detection and diagnosis of diabetic retinopathy. In: IEEE international conference on image processing, vol. 2. 2007. p. 445–8.
- [91] Estabridis K, de Figueiredo R. Blood vessel detection via a multi-window parameter transform. In: 19th IEEE international symposium on computer-based medical systems. 2006. p. 424–9.
- [92] Eswaran C, Reza AW, Hati S. Extraction of the contours of optic disc and exudates based on marker-controlled watershed segmentation. In: International conference on computer science and information technology. 2008. p. 719–23.
- [93] Fang B, Hsu W, Lee ML. Reconstruction of vascular structures in retinal images. In: Proceedings international conference on image processing, vol. 2. 2003. p. 157–60.
- [94] Fleming AD, Goatman KA, Philip S, Olson JA, Sharp PF. Automatic detection of retinal anatomy to assist diabetic retinopathy screening. *Phys Med Biol* 2007;52(2):331–45.
- [95] Fleming AD, Philip S, Goatman KA, Williams CJ, Olson JA, Sharp PF. Automated detection of exudates for diabetic retinopathy screening. *Phys Med Biol* 2007;52(24):7385–96.
- [96] Gagnon L, Lalonde M, Beaulieu M, Boucher M-C. Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images. *Proc SPIE Med Imaging: Image Process* 2001;4322:1218–25.
- [97] Gang L, Chutatape O, Krishnan SM. Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order Gaussian filter. *IEEE Trans Biomed Eng* 2002;49:168–72.

- [98] Gang L, Chutatape O, Lui H, Krishnan SM. Abnormality detection in automated mass screening system of diabetic retinopathy. In: Proceedings of 14th IEEE symposium on computer-based medical systems. 2001. p. 132–7.
- [99] Gao XW, Bharath A, Stanton A, Hughes A, Chapman N, Thom S. Quantification and characterisation of arteries in retinal images. *Comput Methods Programs Biomed* 2000;63:133–46.
- [100] Gao XW, Bharath A, Stanton A, Hughes A, Chapman N, Thom S. Measurement of vessel diameters on retinal images for cardiovascular studies. In: Proceedings medical image understanding and analysis. 2001.
- [101] Gao X, Bharath A, Stanton A, Hughes A, Chapman N, Thom S. A method of vessel tracking for vessel diameter measurement on retinal images. In: Proceedings international conference on image processing, vol. 2. 2001. p. 881–4.
- [102] Garcia M, Hornero R, Sanchez Cl, Lopez MI, Diez A. Feature extraction and selection for the automatic detection of hard exudates in retinal images. In: 29th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. 2007. p. 4969–72.
- [103] Goh KG, Hsu W, Lee ML, Wang H. ADRIS: an automatic diabetic retinal image screening system. In: Cois KJ, editor. Medical data mining and knowledge discovery, 60, studies in fuzziness and soft computing. Physica-Verlag; 2001. p. 181–210.
- [104] Grisan E, Pesce A, Giani A, Foracchia M, Ruggeri A. A new tracking system for the robust extraction of retinal vessel structure. In: Proceedings of IEEE international conference engineering and biology society. 2004. p. 1620–3.
- [105] Grisan E, Ruggeri A. Segmentation of candidate dark lesions in fundus images based on local thresholding and pixel density. In: 29th international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. 2007. p. 6735–8.
- [106] Hajer J, Kamel H, Noureddine E. Localization of the optic disk in retinal image using the ‘watersnake’. In: International conference on computer and communication engineering. 2008. p. 947–51.
- [107] Hansen AB, Hartvig NV, Jensen MS, Borch-Johnsen K, Lund-Andersen H, Larsen M. Diabetic retinopathy screening using digital non-mydriatic fundus photography and automated image analysis. *Acta Ophthalmol Scand* 2004;82:666–72.
- [108] Hayashi J-I, Takamitsu K, Cole J, Soga R, Hatanaka Y, Lu M, et al. A development of computer-aided diagnosis system using fundus images. In: Seventh international conference on virtual systems and multimedia. 2001. p. 429.
- [109] Hong S, Roysam B, Stewart CV, Turner JN, Tanenbaum HL. Optimal scheduling of tracing computations for real-time vascular landmark extraction from retinal fundus images. *IEEE Trans Inform Technol Biomed* 2001;5:77–91.
- [110] Hong S, Stewart CV, Roysam B, Gang L, Tanenbaum HL. Frame-rate spatial referencing based on invariant indexing and alignment with application to online retinal image registration. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2003;25:379–84.
- [111] Hsu W, Pallawala PMDS, Mong LI, Kah-Guan AE. The role of domain knowledge in the detection of retinal hard exudates. In: Proceedings IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, vol. 2. 2001. p. 246–51.
- [112] Hwee KL, Chutatape O. Blood vessel tracking technique for optic nerve localisation for field 1–3 color fundus images. In: Proceedings of the joint conference of the fourth international conference on information, communications and signal processing, and the fourth pacific rim conference on multimedia, vol. 3. 2003. p. 1437–41.
- [113] Iqbal MI, Aibinu AM, Nilsson M, Tjani IB, Salami MJE. Detection of vascular intersection in retina fundus image using modified cross point number and neural network technique. *Int Conf Comput Commun Eng* 2008:241–6.
- [114] Jiang X, Mojon D. Adaptive local thresholding by verification-based multi-threshold probing with application to vessel detection in retinal images. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2003;25:131–7.
- [115] Kahai P, Namuduri KR, Thompson H. Decision support for automated screening of diabetic retinopathy. In: Conference record of the thirty-eighth asilomar conference on signals, systems and computers, vol. 2. 2004. p. 1630–2344.
- [116] Kahai P, Namuduri KR, Thompson H. A decision support framework for automated screening of diabetic retinopathy. *Int J Biomed Imaging* 2006;1:8.
- [117] Lalonde ML, Gagnon M-C. Boucher automatic visual quality assessment in optical fundus images. In: Proceedings of vision interface. 2001. p. 259–64.
- [118] Lee SS, Rajeswari M, Ramachandram D, Shaharuddin B. Screening of diabetic retinopathy—automatic segmentation of optic disc in colour fundus images. In: The second international conference on distributed frameworks for multimedia applications. 2006. p. 1–7.
- [119] Lee S, Wang Y, Tan W. Automated detection of venous beading in retinal images. Proc SPIE Med Imaging Process 2001;4322:1365–72.
- [120] Li H, Chutatape O. Fundus image features extraction. In: Proceeding of 22nd IEEE international conference engineering in medicine and biology society. 2000. p. 3071–3.
- [121] Li H, Chutatape O. Automatic location of the optic disk in retinal images. In: Proceedings of IEEE international conference imaging processing. 2001. p. 837–40.
- [122] Li H, Hsu W, Lee ML, Wong TY. Automatic grading of retinal vessel caliber. *IEEE Trans Biomed Eng* 2005;52:1352–5.
- [123] Luo G, Chutatape O, Li H, Krishnan SM. Abnormality detection in automated mass screening system of diabetic retinopathy. In: Proceedings 14th IEEE symposium on computer-based medical systems. 2001. p. 132–7.
- [124] Mahadevan V, Narasimha-Iyer H, Roysam B, Tanenbaum HL. Robust model-based vasculature detection in noisy biomedical images. *IEEE Trans Inform Technol Biomed* 2004;8:360–76.
- [125] Martinez-Pérez ME, Hughes AD, Stanton AV, Thom SA, Chapman N, Bharath AA, et al. Retinal vascular tree morphology: a semi-automatic quantification. *IEEE Trans Biomed Eng* 2002;49:912–7.
- [126] Narasimha-Iyer H, Can A, Roysam B, Stewart CV, Tanenbaum HL, Majerovics A, et al. Robust detection and classification of longitudinal changes in color retinal fundus images for monitoring diabetic retinopathy. *IEEE Trans Biomed Eng* 2006;53(6):1084–98.
- [127] Nayak J, Bhat PS, Acharya UR, Lim CM, Kagathi M. Automated identification of diabetic retinopathy stages using digital fundus images. *J Med Syst* 2008;32(2):107–15.
- [128] Niemeijer M, van Ginneken B, Staal J, Suttorp-Schulten MSA, Abramoff MD. Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs. *IEEE Trans Med Imaging* 2005;24:584–92.
- [129] Niemeijer M, Van Ginneken B, Russell SR, Suttorp-Schulten MSA, Abramoff MD. Automated detection and differentiation of drusen, exudates, and cotton-wool spots in digital color fundus photographs for diabetic retinopathy diagnosis. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2007;48(5):2260–7.
- [130] Niemeijer M, Abramoff MD, van Ginneken B. Segmentation of the optic disc, macula and vascular arch in fundus photographs. *IEEE Trans Med Imaging* 2007;26(1):116–27.
- [131] Niemeijer M, Staal JJ, van Ginneken B, Loog M, Abramoff MD. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. In: Fitzpatrick JM, Sonka M, editors. SPIE medical imaging, vol. 5370. 2004. p. 648–56.
- [132] Noronha K, Nayak J, Bhat SN. Enhancement of retinal fundus image to highlight the features for detection of abnormal eyes. In: TENCON 2006. IEEE region 10 conference. 2006. p. 1–4.
- [133] Osareh A, Mirmehdii M, Thomas B, Markham R. Comparison of color spaces for optic disc localisation in retinal images. In: Proceedings of 16th international conference on pattern recognition, vol. 1. 2002. p. 743–6.
- [134] Pallawala PMDS, Hsu W, Lee ML, Goh SS. Automated microaneurysm segmentation and detection using generalized Eigenvectors. In: Seventh IEEE workshop on application of computer vision, vol. 1. 2005. p. 322–7.
- [135] Pedersen L, Grunkin M, Ersbøll B, Madsen K, Larsen M, Christoffersen N, et al. Quantitative measurement of changes in retinal vessel diameter in ocular fundus images. *Pattern Recogn Lett* 2000;21:1215–23.
- [136] Pham TD, Tran DT, Brown M, Kennedy RL. Image segmentation of retinal vessels by fuzzy models. In: Proceedings of 2005 international symposium on intelligent signal processing and communication systems. 2005. p. 541–4.
- [137] Quellec G, Lamard M, Josselin PM, Cazuguel G, Cochener B, Roux C. Detection of lesions in retina photographs based on the wavelet transform. In: 28th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. 2006. p. 2618–21.
- [138] Quellec G, Lamard M, Josselin PM, Cazuguel G, Cochener B, Roux C. Optimal wavelet transform for the detection of microaneurysms in retina photographs. *IEEE Trans Med Imaging* 2008;27(9):1230–41.
- [139] Raman B, Bursell ES, Wilson M, Zamora G, Nemeth SC, Soliz P. The effects of spatial resolution on an automated diabetic retinopathy screening system's performance in detecting microaneurysms for diabetic retinopathy. In: Proceedings of the 17th IEEE symposium on computer-based medical systems, CBMS. 2004. p. 128–33.
- [140] Sagar AV, Balasubramanian S, Chandrasekaran V. A novel integrated approach using dynamic thresholding and edge detection (IDTED) for automatic detection of exudates in digital fundus retinal images. In: International conference on computing: theory and applications. 2007. p. 705–10.
- [141] Sanchez Clara I, Mayo A, GarciaM, LopezMI, Hornero R. Automatic image processing algorithm to detect hard exudates based on mixture models. In: 28th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. 2006. p. 4453–6.
- [142] Saradhi GV, Balasubramanian S, Chandrasekaran V. Performance enhancement of optic disc boundary detection using active contours via improved homogenization of optic disc region. In: International conference on information and automation. 2006. p. 264–9.
- [143] Satyarthi D, Raju BAN, Dandapat S. Detection of diabetic retinopathy in fundus images using vector quantization technique. In: Annual India conference. 2006. p. 1–4.
- [144] Sekhar S, Al-Nuaimy W, Nandi AK. Automated localisation of retinal optic disk using Hough transform. In: 5th IEEE international symposium on biomedical imaging: from nano to macro. 2008. p. 1577–80.
- [145] Sinthanayothin C, Kongbunkiat V, Phoojaruenchanachai S, Singalavanija A. Automated screening system for diabetic retinopathy. In: Proceedings of the 3rd international symposium on image and signal processing and analysis, ISPA, vol. 2. 2003. p. 915–20.
- [146] Simandjuntak RA, Sukmono AB, Mengko TLR, Sovani I. Development of computer-aided diagnosis system for early diabetic retinopathy based on micro aneurysms detection from retinal images. In: Proceedings of 7th international workshop on enterprise networking and computing in healthcare industry. 2005. HEALTHCOM. 2005. p. 364–7.
- [147] Staal JJ, Abramoff MD, Niemeijer M, Viergever MA, van Ginneken B. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Trans Med Imaging* 2004;23:501–9.

- [148] Tan W, Wang Y, Lee S. Retinal blood vessel detection using frequency analysis and local-mean-interpolation filters. In: Proceedings of SPIE Vol Med Imaging: Image Processing, vol. 4322. 2001. p. 1373–84.
- [149] Truitt P, Soliz P, Farnath D, Nemeth S. Utility of color information for segmentation of digital retinal images: neural network-based approach. SPIE Med Imaging: Image Process 1998;3338:1470–81.
- [150] Tsai C-L, Stewart CV, Tanenbaum HL, Roysam B. Model-based method for improving the accuracy and repeatability of estimating vascular bifurcations and crossovers from retinal fundus images. IEEE Trans Inform Technol Biomed 2004;8:122–30.
- [151] Vallabha D, Dorairaj R, Namuduri K, Thompson H. Automated detection and classification of vascular abnormalities in diabetic retinopathy. In: Conference record of the thirty-eighth asilomar conference on signals, systems and computers, vol. 2. 2004. p. 1625–9.
- [152] Walter T, Klein J-C. Automatic detection of microaneurysms in color fundus images of the human retina by means of the bounding box closing. In: Third international symposium on medical data analysis. 2002. p. 210–20.
- [153] Walter T, Klein J-C, Massin P, Erginay A. A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy—detection of exudates in color fundus images of the human retina. IEEE Trans Med Imaging 2002;21:1236–43.
- [154] Walter T, Massin P, Erginay A, Ordonez R, Jeulin C, Klein J-C. Automatic detection of microaneurysms in color fundus images. Med Image Anal 2007;11(6):555–66.
- [155] Xiaohui Z, Chutatape O. A SVM approach for detection of hemorrhages in background diabetic retinopathy. In: IEEE international joint conference on neural networks, vol. 4. 2005. p. 2435–40.
- [156] Xiaohui Z, Chutatape O. Top-down and bottom-up strategies in lesion detection of background diabetic retinopathy. In: IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, vol. 2. 2005. p. 422–8.
- [157] Yang G, Wang S, Gagnon L, Boucher M-C. Algorithm for detecting microaneurysms in low-resolution color retinal images. In: Proc Vision Interface 2001:265–71.
- [158] Zhang X, Chutatape O. Detection and classification of bright lesions in color fundus images. In: International conference on image processing, vol. 1. 2004. p. 139–42.

ترجمه



TarjomeFa.Com

برای خرید فرمت ورد این ترجمه، بدون واتر مارک، اینجا کلیک نمایید.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

✓ لیست مقالات ترجمه شده

✓ لیست مقالات ترجمه شده رایگان

✓ لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI

سایت ترجمه فا؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معترض خارجی