

رویکرد نوین تشخیص هویت افراد بر اساس الگوی شبکه‌ی چشم بر پایه روش عصبی فازی

فرخنده موسوی^۱، مرتضی زلف پور آرخلو^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد نرم افزار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سپیدان، سپیدان، ایران.

^۲ استادیار، دانشکده مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سپیدان، سپیدان، ایران.

نام نویسنده مسئول:

فرخنده موسوی

چکیده

تکنیک تشخیص هویت بر اساس یک ویژگی به منحصر به فرد و کمتر تهاجمی در سال‌های اخیر با توجه به نیاز جوامع و رشد فناوری اطلاعات اهمیت ویژه‌ای یافته است. در این مقاله یک متد نوین شناسایی افراد بر اساس تصاویر شبکه‌ی چشم بر پایه روش عصبی فازی پیشنهاد و روش آن همانند سایر الگوهای تشخیص هویت، مرکب از دو بخش استخراج ویژگی و تصمیم‌گیری است. در بخش استخراج ویژگی، ابتدا مرحله پیش پردازش و در مراحل بعدی استخراج الگوی شبکه‌ی چشم و سپس نازک سازی الگو انجام می‌پذیرد و سپس با بخش بندی شعاعی و زاویه‌ای، بردارهای ویژگی تصاویر جهت شبکه عصبی استخراج می‌گردند. با فرآیند شبیه سازی دو بخشی متشکل از مرحله پردازش و آموزش و مرحله آزمون، عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر اساس پایگاه داده استاندارد درایو مورد سنجش قرار گرفت و تطبیق الگو و تصمیم‌گیری در مورد میزان شباهت الگوی مدنظر با تصاویر پایگاه داده در بخش فازی صورت پذیرفت. روش پیشنهادی با نرم افزار متلب پیاده سازی و در مقایسه با سایر پژوهش‌ها عملکرد قوی و بسیار مطلوبی را ارائه داد.

واژگان کلیدی: تشخیص هویت، شبکه، شبکه عصبی، منطق فازی، استخراج ویژگی، بخش بندی شعاعی، بخش بندی زاویه‌ای

مقدمه

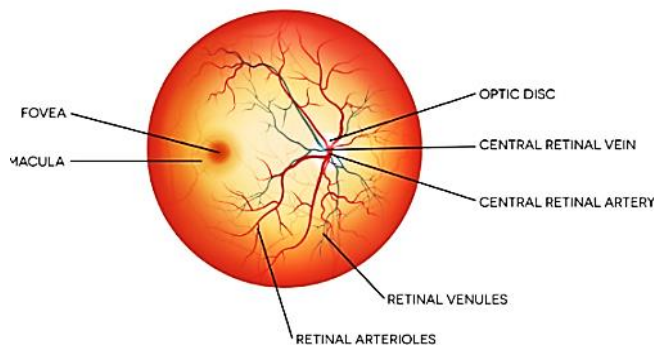
استفاده از خصیصه‌های فیزیولوژیکی و رفتاری انسان‌ها برای شناسایی همدیگر از دیرباز مورد توجه بوده است. امروزه نیاز جوامع برای امنیت و جلوگیری از تخلفات و... منجر به تولید سیستم‌های شناسایی یا تشخیص هویت شده و این موضوع به ویژه در مورد مسائل امنیتی، اهمیت زیادی پیدا کرده است. در روش‌های اتوماتیک شناسایی بر اساس ویژگی‌های فردی انسان‌ها که از خصیصه‌های فیزیولوژیکی و رفتاری انسان جهت شناسایی استفاده می‌شود، مبحث شناسایی اتوماتیک یک شخص با استفاده از ویژگی‌های اختصاصی مشخصات فیزیولوژیکی و رفتاری، بیومتریک تعریف می‌گردد. سامانه‌های بیومتریک جدید، قابلیت تشخیص هویت افراد با سرعت و دقت و اطمینان و راحتی و همچنین ارزانی بالا را در اختیار قرار داده‌اند. همه سیستم‌های بیومتریک دارای معماری ویژه‌ای برای پردازش نمونه مورد بررسی و احراز هویت می‌باشد [2]. از انواع تکنولوژی بیومتریک محبوب، می‌توان به اثر انگشت، عنبیه چشم، نحوه راه رفتن، چهره، دی ان ای و شبکه و... اشاره نمود، اما هر یک با توجه به دقت، کارایی و مزایا و معایبی مورد استفاده قرار می‌گیرند و می‌توان آنها را با روش‌های امنیتی دیگر برای حل و فصل معایبشان ترکیب نمود. برخی از سیستم‌های بیومتریک در تمام شرایط و حالات پایدار نبوده، بنابراین آنها چندان قابل اعتماد نیستند و برای حل این مسئله لازم است اغلب، بانک اطلاعاتی ویژگی‌های مربوطه آن، به روز شود.

در بین سیستم‌های بیومتریک، الگوهای شبکه، صفات بسیار مشخصی هستند. با روشن شدن یکتایی الگوی رگ‌های شبکه در افراد مختلف پیشنهاد شد که از تصاویر مربوط به این الگوها برای شناسایی افراد استفاده شود [3]. در ادامه تحقیقات و در فاصله زمانی نه چندان کوتاهی، الگوی رگ‌های خونی در شبکه و حتی در دوقلوها، منحصر به فرد و متفاوت از همدیگر اعلام شد [4]. اگر چه هر الگویی به طور معمول، در تمام طول عمر یک فرد، ثابت باقی می‌ماند، اما گاهی اوقات آن ویژگی می‌تواند باز هم به وسیله بیماری‌هایی مانند گلوکوم، دیابت، فشارخون بالا و سندرم نقص ایمنی تحت تاثیر قرار گیرد [5]. در ویژگی منحصر بفرد بودن شبکه، تصاویر شبکه چشم می‌تواند یکی از بهترین انتخاب‌ها برای سیستم‌های بیومتریک باشد. شناسایی افراد از روی شبکه چشم با استفاده از نرم افزار در محیط‌های با امنیت بسیار بالا (سایت‌های تحقیقاتی و سلاح‌های هسته‌ای، مرکز ارتباطات امکانات کنترل و پردازش تراکنش بسیار بزرگ) کاربرد فراوانی دارد و در سال‌های اخیر با گسترش فناوری اطلاعات و لزوم نیاز به امنیت بالا، به کارگیری شیوه‌های مختلف شناسایی هویت افراد، اهمیت ویژه‌ای یافته است. آنچه که یک سیستم شناسایی هویت باید دارا باشد، میزان خطایی برابر با صفر، هزینه کم، سرعت بالا و غیر تهاجمی بودن آن است [1]. هدف اصلی این مقاله، ارائه رویکردی نوین برای تشخیص هویت انسان بر اساس الگوی شبکه چشم بر پایه روش عصبی فازی مطرح شده است. سیستم پیشنهاد شده دو مرحله اصلی استخراج ویژگی و مراحل تصمیم‌گیری را مانند سایر الگوهای سیستم تشخیص هویت دارد.

این مقاله مشتمل بر پنج بخش است. در فصل دوم، مروری بر مهمترین کارهای انجام شده برای تشخیص الگوی شبکه و بررسی سیستم‌های فازی مرتبط با آن انجام شده است. فصل سوم، طراحی و تفسیر روش پیشنهادی را مبتنی بر شبکه عصبی و منطق فازی بررسی خواهد کرد. در فصل چهارم، پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی و جزئیات الگوریتم و فرآیند کلی شبیه‌سازی و نتایج حاصل از پیاده‌سازی بحث و بررسی می‌گردد. در انتها و در فصل پنجم، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مطالب عنوان شده است.

۱- مطالعات انجام شده

سیستم شناسایی هویت بر اساس یک ویژگی انحصاری عمل نموده و وجود پایداری و عدم تغییرات کلی این ویژگی انحصاری، کارایی سیستم شناسایی را تضمین می‌نماید [1]. در مرجع هیل، الگوها برای چشم راست و چپ متفاوت بیان شد و شبکه یک شخص، منحصر به فرد و در طول زندگی بدون تغییر معرفی شد [4]. شکل ۱ ساختار شبکه را نشان می‌دهد.



شکل ۱: ساختار شبکه

در مورد انواع بیومتریک‌های نامبرده، پایداری چندانی در ویژگی‌های انحصاری آنها مشاهده نمی‌شود، اما در باب شبکه، موضوع به گونه‌ای دیگر است. در واقع الگوی توزیع شبکه رگ‌های خونی در شبکه، در طول زندگی ثابت و بدون تغییر می‌ماند و این خلصت، دقت بالای شناسایی هویت مبتنی بر شبکه را در پی دارد و اندازه کوچک بردار ویژگی، از دیگر مزایای شبکه نسبت به انواع بیومتریک‌ها بوده [5] و بتبع آن، پژوهش‌های فراوانی در این راستا صورت پذیرفته است.

در ادامه تحقیقات، برای استخراج ویژگی‌های مطلوب از تصاویر شبکه، از تبدیل فوریه-ملین و ممان تصویر استفاده شد [7]. پایگاه داده مورد استفاده در تحقیق مذکور، شامل ۲۷ تصویر واقعی عاری از نویز با ابعاد 512×512 بود که با اعمال تغییراتی نظیر چرخش و تغییر مقیاس تعداد تصاویر به ۱۰۸ عدد رسانده شد و نهایتاً نرخ بازشناسی حاصل از آزمایش‌های انجام شده ۱۰۰ درصد اعلام شد.

در پژوهش دیگری از توزیع الگوی رگ‌های خونی و حذف اجزای دیگر شبکه مانند دیسک اپتیک و فووا برای استخراج ویژگی استفاده و از بردار انحنای ساختار اسکلتی الگوی رگ‌ها برای متمایز ساختن تصاویر مختلف بهره‌گیری و صحت بازشناسی در مجموعه پایگاه داده شامل ۲۰۰ تصویر، ۱۰۰ درصد تایید گردید [8].

در یک سیستم پیشنهادی تشخیص هویت جدید دیگر بر اساس تصاویر شبکه، سیستم مد نظر متشکل از دو بخش اصلی استخراج ویژگی و جزء تصمیم‌سازی بود و با الگوریتم مورفولوژیکی، نازک‌سازی الگوی رگ انجام و سپس با سیستم فازی، فاصله منهن دو بردار ویژگی استخراج و به عنوان مقیاس شباهت برای خروجی محاسبه و دقت این سیستم در حدود ۷۵٪ تا ۹۹٪ تایید شد [5].

در جداسازی رگ‌های شبکه با استفاده از فیلتر گابور و شبکه عصبی مصنوعی، طرح جداسازی اتوماتیک از عروق شبکه با استفاده از بانک فیلتر گابور انجام و بر اساس انتروپی، بهینه‌سازی صورت پذیرفت [9].

رویکرد دیگری برای شناسایی خودکار از آسیب‌شناسی ترشحات در تصاویر شبکه بر اساس هوش محاسباتی برای پیدا کردن بیماران دیابتی استفاده شد که در این روش رنگ تصاویر شبکه با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی C-means فازی به بخش‌های مختلف تقسیم و بردارهای ویژگی انتخاب شده و با استفاده از طبقه‌بندی شبکه‌های عصبی چند لایه، طبیعی و یا غیرطبیعی بودن تصویر طبقه‌بندی شد [10].

جهت جداسازی با نظارت از عروق در تصاویر شبکه، از شبکه عصبی استفاده و شبکه عصبی بر اساس الگوریتم جداسازی با نظارت الگوی رگ استخراج و ترسیم نمود [11].

در پژوهش دیگری تکنیک گابور و طبقه‌بندی کننده ANFIS برای شناسایی ساختار رگ‌های خونی شبکه مورد استفاده قرار گرفت [12].

با سیستم ترکیبی ANFIS که متشکل از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی بود با تغییرات در تصاویر شبکه مقابله شد [13]. این روش زمانی موثر بود که رابطه‌ی بین داده‌های ورودی و خروجی نامعلوم باشد.

جدول ۱: مقایسه روش‌های استخراج ویژگی

مرجع	سال	عملکرد	تکنیک
[7]	۲۰۰۳	استخراج ویژگی	تبدیل فوریه - ملین و ممان تصویر
[8]	۲۰۰۵	استخراج ویژگی	برداری انحنای ساختار اسکلتی الگوی رگ‌ها
[5]	۲۰۱۱	استخراج ویژگی	فازی و فاصله منهن
[9]	۲۰۱۲	استخراج ویژگی	فیلتر گابور و شبکه عصبی مصنوعی
[10]	۲۰۱۴	استخراج ویژگی	الگوریتم خوشه‌بندی C-means فازی
[11]	۲۰۱۴	استخراج ویژگی	شبکه عصبی
[12]	۲۰۱۵	استخراج ویژگی	تکنیک گابور و طبقه‌بندی کننده ANFIS
[13]	۲۰۱۵	استخراج ویژگی	سیستم ترکیبی ANFIS
[14]	۲۰۱۶	استخراج ویژگی	منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و طبقه‌بندی همجوشی
[15]	۲۰۱۶	استخراج ویژگی	شبکه عصبی

در تقسیم‌بندی رگ‌های شبکه از طریق منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و طبقه‌بندی همجوشی با ویژگی‌های آماری توصیفی ذکر شده، بخش‌بندی رگ‌های شبکه بر اساس قاعده و طبقه‌بندی‌های تحت نظارت انجام و مورد استفاده قرار گرفت [14]. با طبقه‌بندی الگوهای شبکه چشم با استفاده از شبکه عصبی و با ارائه الگوریتم یادگیری مبتنی بر شبکه عصبی برای سیستم بازشناسی شبکه، دقت تشخیص ۹۷٫۵٪ گزارش شد [15].

نقطه اشتراک بیشتر روش های فوق در استخراج ویژگی های مربوط به الگوی ساختاری شبکه است. اکثر اعمال انجام شده در پژوهش های بالا جهت استخراج ویژگی الگوی شبکه با تکنیک های متفاوت برای استفاده از ساختار شبکه در اهداف مشترک و حتی متفاوت پژوهش های مدنظر بوده است. جدول ۱ مقایسه عملکرد های استخراج ویژگی و تکنیک بکار برده شده برای آن را در پژوهش های پیشین لیست نموده است. نویزهای محیطی و تصویری و عدم استفاده از مراحل تحلیل و پیش پردازش قبل از استخراج ویژگی و دخیل نمودن تمام اجزای تصویر شبکه برای استخراج ویژگی می تواند در کاربردهای عملی، درصد صحت بازشناسی را پایین آورده و هدف مطلوب تشخیص هویت افت نماید [1].

۲- طراحی روش پیشنهادی

شبکه عصبی توانایی یادگیری روابط بین نمونه های ورودی و خروجی خود را دارد. یادگیری در این سیستم توزیع شده و یا به عبارتی ماشینی است. یادگیری ماشینی بر پایه اکتشاف الگوریتم هایی است که رایانه ها و سامانه ها توسط این الگوریتم ها توانایی تعلم و یادگیری می یابند. تعیین محل مفاهیم آموخته شده در شبکه عصبی ممکن نیست و یکی از مشکلات این سیستم، نگهداری و ذخیره آموخته ها و دانش به صورت وزن های نامعلوم بین نرونی می باشد که تفسیر زبانی پیچیده و نامفهومی دارد.

منطق فازی با توانایی استقرا و استدلال بر روی بخش های غیر دقیق و نامفهوم زبانی و بر اساس جملات "اگر... آنگاه"، منطق زبان طبیعی را ساماندهی و پیاده سازی می نماید ولی در عین حال توانایی یادگیری و یا حتی استخراج قوانین مورد نیاز خود را ندارد و هر اندازه که سیستم فازی یا خبره پیچیده تر شود، متعاقباً توسعه قوانین و توابع عضویت آن مشکل تر می گردد. در این راستا بدلیل اینکه شبکه های عصبی، امکان بیان مفاهیم و منطق زبانی را ندارند، ترکیب این دو سیستم ایجاد یک سیستم ترکیبی قدرتمند نموده که از توانایی های هر دو سیستم استفاده می نماید.

در سیستم تشخیص هویت پیشنهادی دو فاز استخراج ویژگی و تصمیم گیری برای رسیدن به نتیجه بررسی می شود. در فاز استخراج ویژگی، دو بردار ویژگی به وسیله ی بخش بندی زاویه ای و شعاعی بدست می آید. در این فاز با استفاده از یک شبکه عصبی، ارتباط بین تصاویر ورودی گرفته شده و تصاویر موجود در پایگاه داده استخراج می شود. بدین معنی که برای هر فرد با تصاویر مختلف و تصویر موجود در پایگاه داده شبکه عصبی آموزش می بیند.

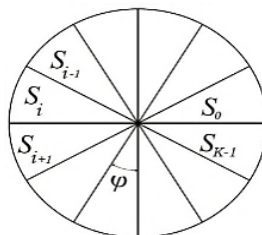
در فاز تصمیم گیری، بردارهای ویژگی بدست آمده برای تطبیق الگوی آزمون و تصاویر پایگاه داده، با استفاده از فاصله ی منتهن و نتایج بخش بندی شعاعی و زاویه ای شبکه عصبی با بهره گیری از سیستم فازی و قوانین آن مقایسه و نتیجه تطبیق الگو نهایتاً ارائه خواهد شد.

۲-۱- بخش بندی زاویه ای

برای بخش بندی زاویه ای، بخش های زاویه ای به عنوان θ تکه درجه روی تصویر Ω تعیین می شوند تعداد تکه ها k و معادله ی $\theta = 2\pi/K$ درست است.

مطابق با شکل ۲، اگر هر چرخشی روی تصاویر ایجاد شود، سپس پیکسل ها در بخش S_i به بخش S_{i+1} جابجا خواهند شد به طوری که معادله ی (۱) درست خواهد بود [5].

$$j = (i + \lambda) \bmod K \quad \text{for } i, \lambda = 0, 1, 2, \dots, K-1 \quad (1)$$



شکل ۲: بخش بندی زاویه ای

تعداد لبه های پیکسل در هر تکه به عنوان ویژگی در هر قطعه در نظر گرفته می شود. مقیاس بندی و تبدیل ویژگی های تصویر ثابت و سپس معادله ی (۲) $\{f(i)\}$ برقرار می شود:

$$f(i) = \sum_{\theta=\frac{(i-1)2\pi}{K}}^{\frac{i2\pi}{K}} \sum_{p=0}^R \Omega(p, \theta) \quad (2)$$

for "i=0, 1, 2, ..., K-1"

که در آن R شعاع محیط دایره از تصویر است.

وقتی تصویر در نظر گرفته شده به $\tau = l2\pi/K$ رادیان، دوران پیدا کند ($l=0, 1, 2, \dots$) سپس بردار ویژگی های مربوطه به صورت دایره ای جابجا می شوند. برای نشان دادن این موضوع، Ω_τ را به عنوان شمارنده چرخش تصویر از Ω به τ رادیان طبق معادله ی (۳) در نظر گرفته شده است.

$$\Omega_{\tau}(\rho, \theta) = \Omega(\rho, \theta - \tau) \quad (3)$$

بنابراین، عنصر ویژگی از بخش در نظر گرفته شده از معادله ی (۴) بدست خواهد آمد.

$$f_{\tau}(i) = \sum_{\theta=\frac{(i-1)2\pi}{K}}^{\frac{i2\pi}{K}} \sum_{\rho=0}^R \Omega_{\tau}(\rho, \theta) \quad (4)$$

f_{τ} به صورت زیر برقرار و بدین ترتیب معادله ی (۵) بدست خواهد آمد.

$$f_{\tau}(i) = \sum_{\theta=\frac{(i-1)2\pi}{K}}^{\frac{i2\pi}{K}} \sum_{\rho=0}^R \Omega(\rho, \theta - \tau) = \sum_{\theta=\frac{(i-1)2\pi}{K}}^{\frac{(i-1+1)2\pi}{K}} \sum_{\rho=0}^R \Omega(\rho, \theta) = f(i-1) \quad (5)$$

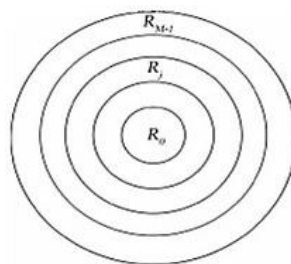
بدلیل اینکه $f_{\tau}(i) = f(i-1)$ صحیح است، نتیجه گیری جابجایی به صورت دایره تایید می گردد. سپس با اعمال تبدیل فوری ی یک بعدی به تصویر، معادله ی (۶) برقرار می گردد.

$$\begin{aligned} F(u) &= \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} f(i) e^{-j2\pi ui/K} \\ F_{\tau}(u) &= \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} f_{\tau}(i) e^{-j2\pi ui/K} \\ &= \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} f(i-1) e^{-j2\pi ui/K} = \frac{1}{K} \sum_{i=-1}^{K-1-1} f(i) e^{-j2\pi u(i+1)/K} = e^{-j2\pi u/K} F(u) \end{aligned} \quad (6)$$

بر اساس خاصیت $|F(u)| = |F_{\tau}(u)|$ ، مقیاس بندی، انتقال و چرخش ویژگی های ثابت انتخاب شده به عنوان $\Psi = \{|F(u)|\}$ برای $u = 0, 1, 2, \dots, K-1$ صدق می نماید. ویژگی های استخراج شده نسبت به انتقال، مقاوم می باشند، زیرا به دلیل روند نرمالسازی فوق الذکر، انتخاب یک تکه با اندازه متوسط، ویژگی ها را در مقابل تغییرات محلی بسیار نیرومندتر می سازد. این بر اساس این حقیقت است که تعدادی از پیکسل ها در چنین تکه هایی با انتقالات محلی به آرامی تغییر می کنند. ویژگی ها به دلیل اعمال تبدیل فوری چرخش ثابت می باشند.

۲-۲ - بخش بندی شعاعی

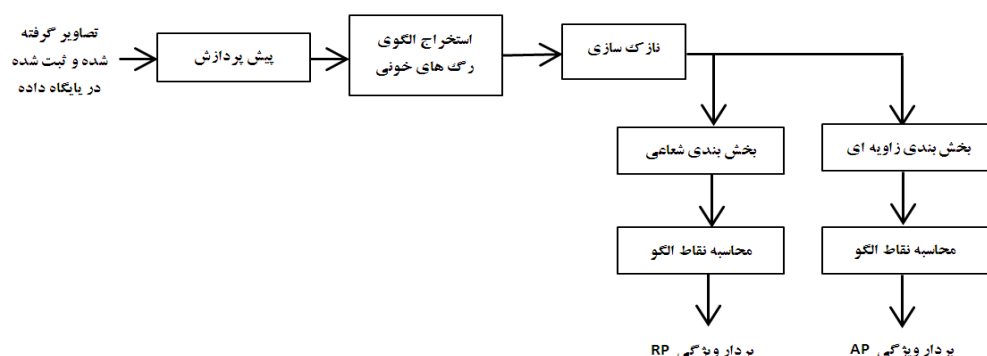
در بخش بندی شعاعی، تصویر به چند دایره متحدالمرکز تقسیم می شود. تعداد دایره ها ممکن است تغییر کند تا بهترین نتایج بدست بیاید. در بخش بندی شعاعی، ویژگی ها مانند بخش بندی زاویه ای تعیین شده اند، این بدین معنی است که تعداد لبه های پیکسل ها در هر دایره به عنوان یک عنصر از ویژگی در نظر گرفته می شود. با توجه به ساختار این نوع از بخش بندی و به دلیل اینکه مراکز دایره ها یک نقطه هستند، اگر یک چرخش اتفاق بیافتد، اطلاعات محلی و مقادیر ویژگی تغییر نمی کنند. شکل ۳ یک نمونه از بخش بندی شعاعی را نشان می دهد [5].



شکل ۳: بخش بندی شعاعی

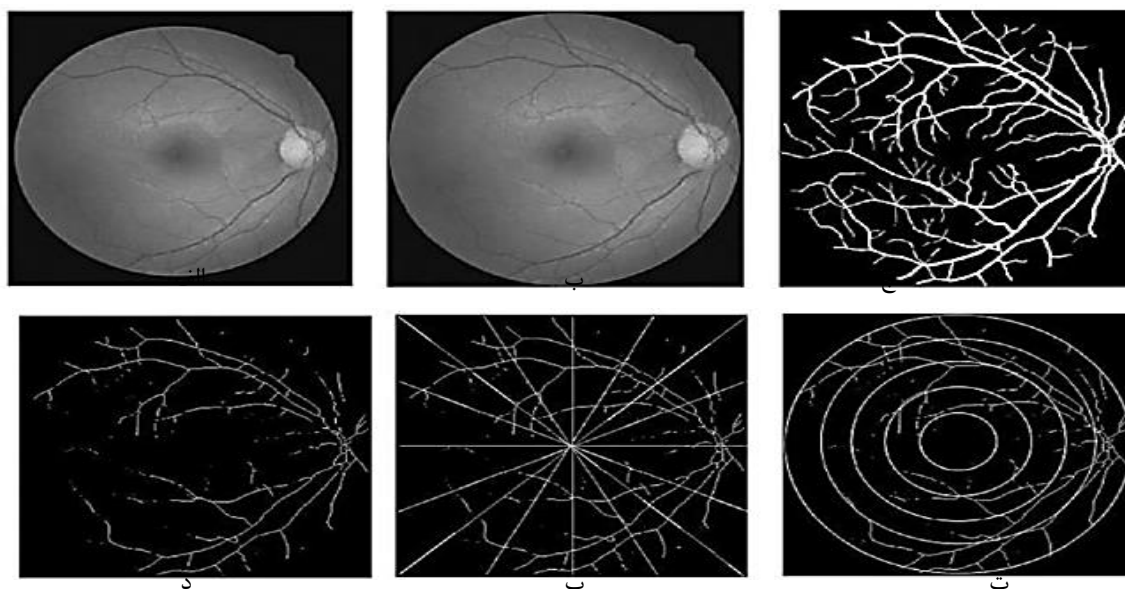
۲-۳ - استخراج ویژگی

شکل ۴ نمای کلی از بخش استخراج ویژگی از سیستم پیشنهادی را نشان می‌دهد. این فرایند برای همه‌ی تصاویر در پایگاه داده و تصاویر گرفته شده به سرانجام می‌رسد.



شکل ۴: نمای کلی از مولفه های اصلی استخراج ویژگی [5]

همانطور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود، استخراج ویژگی از چند فاز تشکیل شده است. در مرحله‌ی پیش پردازش، ابتدا حاشیه های بی فایده حذف می‌شوند و تصاویر محدود به لبه های شبکه‌ی می‌شوند. همچنین در این مرحله، همه‌ی تصاویر در یک آرایه‌ی $\begin{bmatrix} I & X \end{bmatrix}$ ذخیره می‌گردد. شکل ۵ (الف) تصویر اولیه شبکه‌ی را نشان می‌دهد. خروجی نمونه از مراحل شکل ۴ در شکل ۵ (ب) به تصویر کشیده شده است



شکل ۵: مراحل استخراج بردار ویژگی در سیستم پیشنهاد شده [5]

(د) الگوی نازک شده از عروق با استفاده از الگوریتم کنی

(پ) بخش بندی زاویه ای

(ت) بخش بندی شعاعی

(الف) تصویر اولیه از شبکه

(ب) تصویر شبکه بعد از مرحله پیش پردازش

(ج) استخراج الگو از عروق خونی استخراج شده به وسیله ی

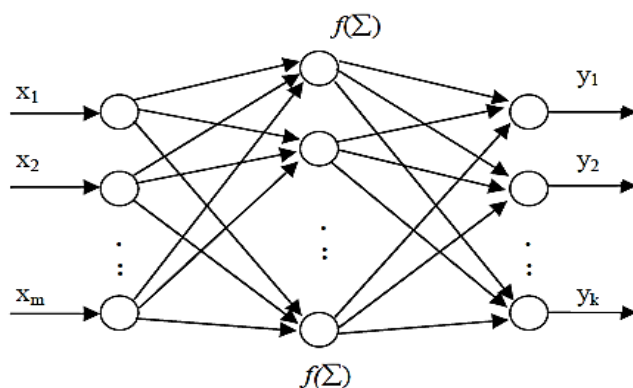
الگوریتم در [16]

مرحله بعدی و شکل ۵ (ج)، استخراج الگوها از عروق خونی تصاویر شبکه‌ی را نشان می‌دهد. الگوریتم ها و روشهای مختلف برای شناسایی این الگوها پیشنهاد شده اند، روش مورد استفاده، مشابه روش استفاده شده پایگاه داده داریو است [5]. در سیستم پیشنهادی برای نازک سازی الگوهای

استخراج شده از الگوریتم کنی استفاده و خروجی نمونه از الگوریتم کنی می تواند مشابه شکل ۵ (د) باشد. در واقع عروق ضخیم و دارای اهمیت بیشتر برای شناسایی مورد استفاده قرار خواهد گرفت و عروق نازک تر حذف می شود. در مرحله ی بعدتر، دو بردار ویژگی جداگانه برای هر تصویر با استفاده از بخش بندی زاویه ای و شعاعی به طور همزمان مشابه شکل ۵ (پ) و شکل ۵ (ت) تولید می شود. در ادامه روند کار جداسازی تصویر بر اساس نوع بخش بندی دنبال و سپس تعداد پیکسل های طرح را درون هر بخش به عنوان مقدار ویژگی آن قسمت در نظر گرفته خواهد شد. بعد از اتمام این مراحل، دو بردار ویژگی مرتبط با بخش بندی زاویه ای و شعاعی برای هر تصویر وجود خواهد داشت که در مرحله ی تصمیم گیری استفاده می گردد.

۴-۲- شبکه عصبی مورد استفاده در سیستم تشخیص هویت پیشنهادی

برای شناسایی بردار ویژگی از تصاویر شبکه، شبکه عصبی پیشخور^۱ اعمال شده است [15]. شبکه عصبی پیشخور شامل لایه های ورودی، مخفی و خروجی است. تابع فعال ساز سیگموئید در نورون های لایه های مخفی و خروجی استفاده و هنگامی که نورون ها برای لایه مخفی محاسبه شدند، فعالیت آنها سپس تغذیه و به لایه بعدی هدایت می گردد تا همه فعالیت ها سرانجام به لایه خروجی برسد. هر نورون لایه خروجی با یک دسته طبقه بندی خاص مرتبط می شود. در یک شبکه چند لایه ی پیشخور، در شکل ۶ هر نورون از لایه های قبلی به نورون ها از لایه های بعدی با استفاده از ضرایب وزن دار متصل شده است.



شکل ۶: شبکه ی عصبی چند لایه ی پیشخور

در محاسبه مقدار هر نورون در لایه های خروجی و مخفی ابتدا باید جمع مجموع وزن ها و بایاس^۲ محاسبه و سپس تابع فعال ساز سیگموئید اعمال تا فعالیت نورون ها محاسبه شود.

ویژگی های استخراج شده از تصاویر، ورودی های شبکه عصبی هستند. در این ساختار $X_1, X_2, \dots, X_m$ ویژگی های ورودی هستند که مشخصات تصاویرند. f آمین خروجی از شبکه عصبی دو لایه به وسیله ی معادله ی (۷) تعیین می شود.

$$y_j = f_k \left(\sum_{j=1}^h v_{jk} \cdot f_j \left(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_i \right) \right) \quad \text{where } f(\Sigma) = \frac{1}{1+e^{-\Sigma}} \quad (7)$$

w_{ij} وزن های بین ورودی و لایه های مخفی از شبکه و v_{jk} وزن های بین لایه های خروجی و مخفی است، f تابع فعال ساز سیگموئید بوده که در نورون ها استفاده می شود و x_i سیگنال ورودی است.

در این مرحله $j=1, \dots, h$ و $k=1, \dots, n$ و $i=1, \dots, m$ است و n به ترتیب تعداد نورون ها در ورودی، لایه های خروجی و پنهان است. پس از فعال سازی شبکه عصبی، آموزش پارامترها از شبکه عصبی آغاز می شود. شبکه عصبی با استفاده از مجموعه داده های شبکه افراد گرفته شده از کتابخانه ی DRIVE آموزش می بیند. شبیه سازی با استفاده از تعداد مختلف نورون ها در لایه ی پنهان انجام می پذیرد. تعداد نورون های خروجی برابر با تعداد طبقات است. الگوریتم پس انتشاری برای آموزش شبکه عصبی اعمال و آموزش شبکه عصبی شامل به حداقل رساندن تابع هزینه حداقل مربعات طبق معادله ی (۸) برقرار می گردد.

¹ Caany

² Feed-Forward

³ Bais

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^O (y^d - y)^2 \quad (8)$$

در معادله‌ی فوق ۰ تعداد نمونه‌های آزمایشی برای هر کلاس و y^d و y به ترتیب خروجی‌های مطلوب و خروجی‌های فعلی از p بردار ورودی است. آموزش از طریق پارامترهای شبکه عصبی به منظور تولید یک مدل شبکه عصبی مناسب انجام شده است. پارامترهای $w_{ij}, v_{jk} (k=1 \dots n, j=1 \dots h, i=1 \dots m)$ از شبکه‌های عصبی با استفاده از معادله‌ی (۹) تنظیم می‌گردند.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \gamma \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} + \lambda (w_{ij}(t+1) - w_{ij}(t))$$

$$v_{jk}(t+1) = v_{jk}(t) - \gamma \frac{\partial E(t)}{\partial v_{jk}} + \lambda (v_{jk}(t+1) - v_{jk}(t)) \quad (9)$$

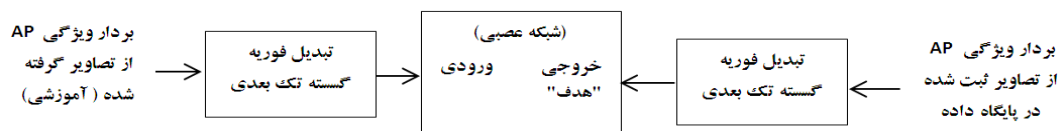
پارامتر γ نرخ یادگیری است. مشتقات به صورت روابط (۱۰) تعیین می‌گردد.

$$\frac{\partial E(t)}{\partial v_{jk}} = \frac{\partial E(t)}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial v_{jk}} = \sum_k (y_k - y_k^d) y_k (1 - y_k) y_j$$

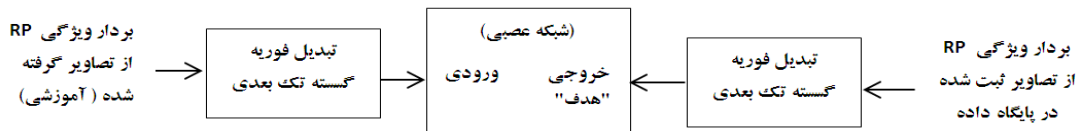
$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E(t)}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial w_{ij}} \frac{\partial y_j}{\partial w_{ij}} ;$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial y_k} = \sum_k (y_k - y_k^d); \quad \frac{\partial y_k}{\partial y_j} = y_k (1 - y_k) v_{jk}; \quad \frac{\partial y_j}{\partial w_{ij}} = y_j (1 - y_j) w_{ij}; \quad (10)$$

شکل‌های ۷ و ۸ چگونگی استفاده شبکه عصبی برای تعیین ارتباط بین بردارهای ویژگی گرفته شده از افراد و افرادی را که در پایگاه داده ثبت شده‌اند، نشان می‌دهد.



شکل ۷: نحوه استفاده شبکه عصبی در سیستم پیشنهادی برای ویژگی‌های بخش بندی زاویه‌ای

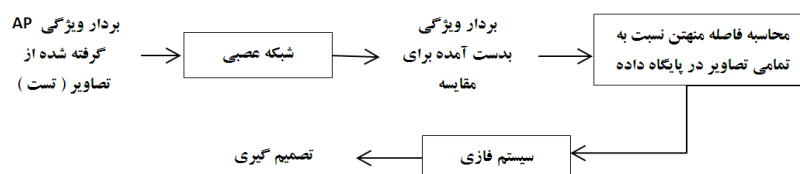


شکل ۸: نحوه استفاده شبکه عصبی در سیستم پیشنهادی برای ویژگی‌های بخش بندی شعاعی

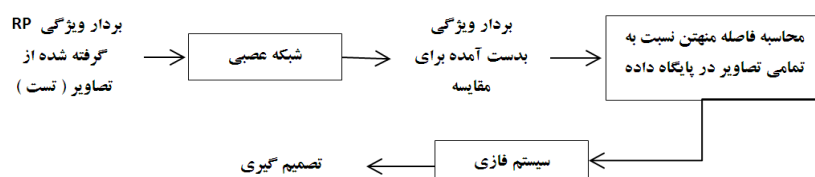
۵-۲- فاز تصمیم‌گیری

تطبیق الگو در همه‌ی الگوریتم‌های شناسایی الگو یک نکته کلیدی است. در الگوریتم‌های پیشنهاد شده برای تطبیق الگو، معیارهای مختلف اندازه فاصله به عنوان شباهت استفاده می‌شود. یکی از پرکاربردترین ملاک‌ها، استفاده از فاصله‌های منهن اقلیدسی است [5]. فاصله‌ی منهن به عنوان اندازه‌ی تشابه بین بردارهای ویژگی استخراج شده از تصویر گرفته شده با شبکه عصبی و ثبت شده در پایگاه داده (با شبکه عصبی)، مدنظر قرار می‌گیرد و لازم است فاصله‌ی مذکور بین بردار ویژگی از تصویر گرفته شده توسط شبکه عصبی با همه‌ی تصاویر ذخیره شده در پایگاه داده محاسبه شود. به دلیل استخراج دو بردار ویژگی دو فاصله‌ی منهن محاسبه و با استفاده از سیستم فازی دو بردار ویژگی مقایسه و مرحله تصمیم‌گیری تا رسیدن به هدف مطلوب دنبال خواهد شد.

بر اساس شکل ۹ و ۱۰، فاصله‌های بدست آمده، ورودی سیستم فازی بوده و میزان تشابه میان دو تصویر، خروجی سیستم فازی منظور می‌گردد.



شکل ۹: نحوه استفاده سیستم فازی در سیستم پیشنهادی برای ویژگی‌های بخش بندی شعاعی



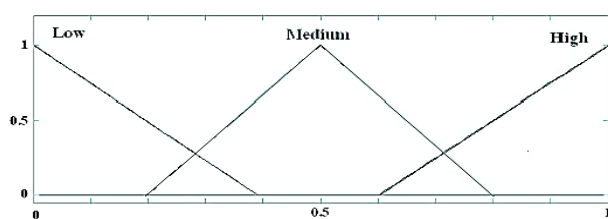
شکل ۱۰: نحوه استفاده ی سیستم فازی در سیستم پیشنهادی برای ویژگی های بخش بندی زاویه ای

در واقع سیستم فازی با بهره گیری از بردارهای ویژگی AP و RP در نهایت تصمیم گیری می کند. برای حذف اثرات چرخش بعد از انجام تغییرات مقیاس و تغییرات چرخش بر روی تصاویر، از تبدیل فوریه استفاده شد [5]. لذا با اعمال تبدیل فوریه گسسته، بردارهای ویژگی استخراج یافته از بخش بندی شعاعی و زاویه ای تصاویر تثبیت شده و در بردارهای ویژگی بدست آمده تغییر ایجاد نمی شود. با مقایسه نتایج بخش بندی زاویه ای و شعاعی حاصل از شبکه عصبی تصویر گرفته شده با تصاویر پایگاه داده و یافتن نزدیکترین تصویر به تصویر گرفته شده در هر دو حالت شعاعی و زاویه ای به عنوان ورودی های سیستم فازی، میزان شباهت تصویر آزمون با تصاویر پایگاه داده مطابق با قوانین سیستم فازی، خروجی داده می شود.

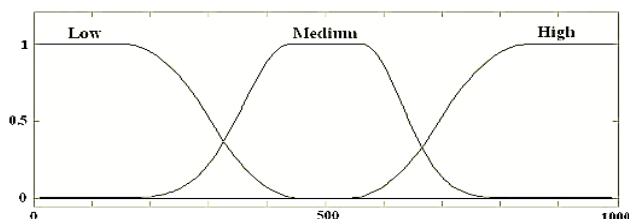
انجام مقایسه های فوق در سیستم فازی و طبق قوانین زیر مطرح می شود [5].

- ۱- اگر ارزش AP پایین (کوچک) است و ارزش RP پایین (کوچک) است، سپس میزان تشابه بالا (زیاد) است.
- ۲- اگر ارزش AP پایین است و ارزش RP متوسط است، سپس میزان تشابه بالا است.
- ۳- اگر ارزش AP پایین است و ارزش RP بالا است، سپس میزان تشابه متوسط است.
- ۴- اگر ارزش AP متوسط است و ارزش RP پایین است، سپس میزان تشابه بالا است.
- ۵- اگر ارزش AP متوسط است و ارزش RP متوسط است، سپس میزان تشابه پایین است.
- ۶- اگر ارزش AP متوسط است و ارزش RP بالا است، سپس میزان تشابه پایین است.
- ۷- اگر ارزش AP بالا است و ارزش RP پایین است، سپس میزان تشابه متوسط است.
- ۸- اگر ارزش AP بالا است و ارزش RP متوسط است، سپس میزان تشابه پایین است.
- ۹- اگر ارزش AP بالا است و ارزش RP بالا است، سپس میزان تشابه پایین است.

ورودی های سیستم فازی طبق شکل ۱۱ به گستره ای از [۰ ۱۰۰۰] نگاشت و مقدار خروجی طبق شکل ۱۲ در گستره ی [۰ ۱] تنظیم شده است [5]. وقتی خروجی نزدیک به یک باشد بدین معنی است که دو تصویر خیلی مشابه هم بوده و در نهایت نزدیکترین تصویر به تصویر گرفته شده به عنوان نتیجه، خروجی خواهد بود.



شکل ۱۲: تابع عضویت از متغیرهای خروجی



شکل ۱۱: تابع عضویت از متغیرهای ورودی

۳- پیاده سازی و ارزیابی روش پیشنهادی

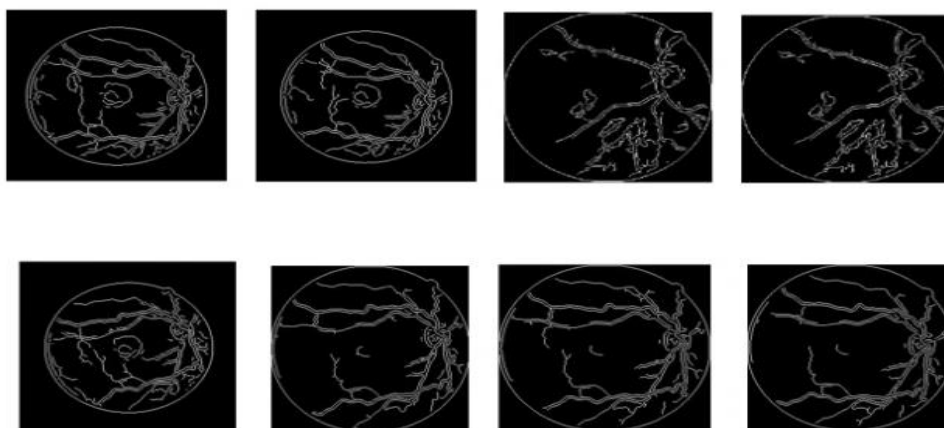
تحلیل های انجام شده این بخش با نرم افزار متلب و با استفاده از کدنویسی برای پیاده سازی شبیه سازی روش ارائه شده در بخش قبل انجام و نتایج روی پایگاه داده استاندارد DRIVE بررسی شد. پایگاه داده DRIVE مرجعی از تصاویر دیجیتال شبکه برای استخراج عروق خونی شبکه است. عکس ها برای پایگاه داده DRIVE از برنامه غربالگری بیماران رتینوپاتی برگرفته شده از کشور هلند تهیه و برنامه غربالگری مذکور برای ۴۰۰ فرد دیابتی بین سن ۲۵ تا ۹۰ سال انجام شده است. از تعداد ۴۰ عکس به طور تصادفی انتخاب شده، ۳۳ تصویر هیچ علائمی از بیماری رتینوپاتی را نشان نمی دهد و ۷ تصویر علائم خفیف رتینوپاتی زودرس را بازگو می نماید. هر تصویر به صورت JPEG فشرده شده است. شکل ۱۳ نمونه تصویر شبکه از پایگاه داده DRIVE را نشان می دهد.



شکل ۱۳: نمونه تصویر شبکیه از پایگاه داده DRIVE

۱-۳- چرخش تصاویر

به منظور شبیه سازی تکان های سر، تصاویر توسط فرایند چرخش و تغییر مقیاس، تغییر داده می شود. شکل ۱۴ تصاویر در مقیاس ها و چرخش های مختلف برای شبیه سازی تکان های سر در ۸ زاویه متفاوت را نشان می دهد.



شکل ۱۴: تصاویر در مقیاس ها و چرخش های مختلف برای شبیه سازی تکان های سر

۲-۳- مرحله ی پیش پردازش

مرحله ی پیش پردازش برای تمامی تصاویر پایگاه داده انجام می پذیرد تا تصویر در مراحل بعدی بهتر مورد استفاده قرار گیرد. ابتدا تصاویر رنگی بدست آمده به تصاویر سیاه و سفید تبدیل شده و سپس با استفاده از الگوریتم Canny بر روی تصاویر، لبه یابی انجام می گیرد و بعد از حاشیه برداری از تصاویر، اندازه تمامی تصاویر به مقدار استاندارد 256×256 تغییر می یابد. شکل ۱۵ نمونه تصویر پیش پردازش شده ی شبکیه را نشان می دهد.



شکل ۱۵: نمونه تصویر پیش پردازش شده ی شبکیه

۱-۲-۳- الگوریتم لبه یابی Canny

الگوریتم فوق از روش های متداول و مرسوم لبه یابی و چند مرحله ای طبق روند ذیل خواهد بود [17].
الف (مرحله کاهش نویز

از آنجا که تشخیص لبه به نویز در تصویر حساس است، ابتدا باید تصاویر اولیه را فیلتر کرده و حذف نویز انجام شود. بدین منظور از فیلتر گوسین به صورت ماسک بر روی تصاویر استفاده شد.

ب) پیدا کردن شدت گرادیان تصویر

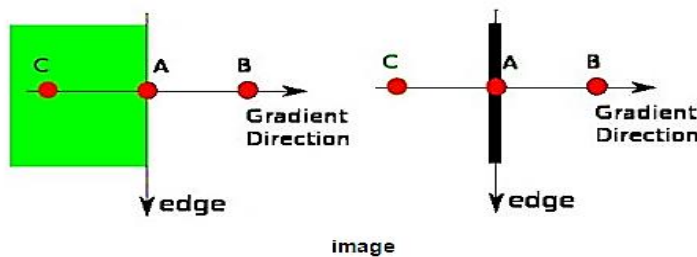
نرم سازی تصویر خروجی با استفاده از اعمال کانولوشن چند بعدی روی تصویر صورت می گیرد. تصویر هموار شده سپس با یک هسته سوبل در هر دو طرف افقی و عمودی فیلتر می شود تا اولین مشتق را از تصویر در جهت های X (G_x) و Y (G_y) بدست آید. از دو تصویر بدست آمده، گرادیان لبه و جهت هر پیکسل طبق معادله ی (۱۱) محاسبه می شود.

$$\text{Edg_Gradient}(G) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \text{Angle}(\theta) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (11)$$

جهت گرادیان همیشه بر جهت لبه ها عمود است و به یکی از چهار زاویه نشان دهنده ی جهات عمودی، افقی و دو قطر نسبت داده می شود.

ج) جلوگیری از غیر ماکزیمم ها

پس از اندازه گیری دامنه و جهت شیب، یک اسکن کامل از تصویر انجام تا هر پیکسل ناخواسته که ممکن است مربوط به لبه نباشد، حذف شود. برای این منظور، ماکزیمم بودن محلی هر پیکسل نسبت به همسایگان خود سنجیده شده، که در تصویر ۱۶ چگونگی آن دیده می شود.

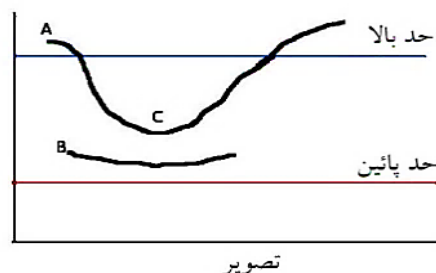


شکل ۱۶: یافتن ماکزیمم محلی در لبه ها [17]

نقطه A یک لبه در جهت عمودی بوده و جهت گرادیان برای لبه طبیعی است. نقطه B و نقطه C جهت های گرادیان هستند. بنابراین A با نقطه B و نقطه C بررسی می شود تا حداکثر محلی بودن آن مشخص شود. اگر ماکزیمم بود برای مرحله بعدی در نظر گرفته شده و در غیر اینصورت، سرکوب می شود و در نتیجه لبه های اضافی حذف و لبه ها در زوایای مناسب به صورت یک خط باریک در تصویر دیده خواهد شد و خروجی یک تصویر باینری با "لبه های نازک" است. جهت مطالعه بیشتر در خصوص الگوریتم Canny به مراجع [18,19,20] مراجعه نمایید.

د) آستانه گذاری هیستریزس

این مرحله تصمیم می گیرد که همه ی لبه ها، لبه هستند یا اینکه نیستند. بدین منظور، دو حد آستانه حد بالا و حد پائین مطرح می شود. هر لبه با شدت گرادیان بیشتر از حد بالا مطمئناً لبه بوده و پذیرفته می شود و آنهایی که پائین تر از حد پائین هستند، مطمئناً لبه نبوده و حذف می گردند. لبه هایی بین این دو حد بر طبق اتصالاتشان طبقه بندی می شوند. اگر به پیکسل هایی که مطمئناً لبه هستند، اتصال داشته باشند، بخشی از لبه بوده و در غیر اینصورت، حذف خواهند شد. شکل ۱۷ آستانه گذاری برای تشخیص لبه را نشان می دهد.



شکل ۱۷: آستانه گذاری برای تشخیص لبه [17]

لبه A بالاتر از مقدار حد بالاست، بنابراین به عنوان "لبه مطمئن" در نظر گرفته می شود. اگرچه لبه C زیر حد ماکزیمم است، بدلیل اتصال به لبه A لبه ی معتبر خواهد بود. لبه B با این وجود که بالای حد پائین است و در همان ناحیه به عنوان لبه B لحاظ شده ولی بدلیل عدم اتصال به یک لبه مطمئن، بنابراین در نظر گرفته نمی شود. این مرحله همچنین پیکسل های نویزی کوچک را با این فرض که لبه ها، خط های طولانی هستند حذف می نماید. بنابراین چیزی که در نهایت بدست می آید، لبه های قوی در تصویر است.

۳-۳- مرحله ی استخراج ویژگی

پس از تبدیل تصاویر رنگی به سیاه و سفید و لبه یابی و حذف حاشیه های تصویر در مرحله پیش پردازش و زیر مراحل آن، تصاویر در اندازه استاندارد ۲۵۶*۲۵۶ نرمال سازی و برای مرحله استخراج ویژگی آماده می گردند.

با استفاده از دو بخش بندی زاویه ای و شعاعی تصویر، بردار های ویژگی مربوطه آن استخراج شده و سپس با استفاده از تبدیل فوریه گسسته، این ویژگی ها پایدار می گردند و اگر تصویر مورد آزمون ما چرخش نماید، باز هم تغییری در بردار ویژگی ها ایجاد نخواهد شد.

۳-۴- فرآیند کلی شبیه سازی

فرایند شبیه سازی در سیستم عصبی فازی پیشنهادی در دو مرحله دنبال می شود. مرحله ی اول آموزش و در مرحله ی بعدی، فرایند آزمون و در نهایت تصمیم گیری صورت می پذیرد.

۳-۴-۱- آموزش و پردازش بر روی پایگاه داده

در فرایند آموزش و پردازش بر روی پایگاه داده، در صورت استفاده از هر پایگاه داده ای، این مراحل باید برای آن پایگاه داده انجام پذیرد.

ابتدا برای هر تصویر از پایگاه داده DRIVE به منظور ایجاد نقص در تصویر، که ممکن است توسط تکان های سر ایجاد شود، در ۸ زاویه تصادفی، ۸ تصویر ایجاد می گردد. کل تصاویر ایجاد شده به فرمت سیاه و سفید تبدیل شده و پس از لبه یابی و حذف حاشیه های تصویر در اندازه استاندارد ۲۵۶*۲۵۶ نرمال سازی تصاویر انجام می پذیرد. در ادامه با تست زوایای مختلف برای عملکرد بخش بندی زاویه ای، زاویه ۵ درجه نتایج بهتری استخراج نمود. بنابراین هر تصویر به ۷۲ تکه ($360/5 = 72$) تقسیم و برای هر تصویر در بخش بندی زاویه ای، بردار ویژگی متناظر با آن ۷۲ عنصری بدست می آید. از طرف دیگر در بخش بندی شعاعی، تصویر دایره وار به هشت دایره ی متحد المركز تقسیم می گردد و بردار ویژگی هشت عنصری ایجاد و سپس با استفاده از روش بخش بندی شعاعی برای هر تصویر، بردار ویژگی ۵۷۶ عنصری محاسبه خواهد شد. برای ایمن سازی هرچه بیشتر در برابر چرخش و تغییر مقیاس از بردار های ویژگی بدست آمده، تبدیل فوریه اعمال و سپس با استفاده از شبکه عصبی پیشخور که ورودی آن بردارهای ویژگی بخش بندی زاویه ای و شعاعی از ۸ تصویر بدست آمده بعد از تغییر توسط چرخش و تغییر مقیاس و بردارهای ویژگی زاویه ای و شعاعی تصویر هدف که تصویر استاندارد موجود در پایگاه است، شبکه عصبی، آموزش می بیند. بنابراین برای هر تصویر از پایگاه داده دو شبکه عصبی آموزش دیده، یکی برای بردارهای ویژگی بخش بندی شعاعی و دیگری برای بردارهای بخش بندی زاویه ای که می توان آنرا به عنوان ویژگی بدست آمده برای هر تصویر به حساب آورد، در نظر گرفت.

۳-۴-۲- آزمون روش تشخیص هویت پیشنهادی

ابتدا تصویری به عنوان تصویر ورودی از تصاویر موجود در پایگاه داده انتخاب شده و سپس بر روی این تصویر همانند مرحله ی توضیح داده شده در قسمت قبل، مراحل چرخش و تغییر مقیاس صورت می گیرد و استخراج ویژگی انجام می پذیرد و در نهایت بردار های ویژگی بخش بندی شعاعی و بخش بندی زاویه ای تصویر آزمون استخراج می گردند. داده های بدست آمده (بردار های ویژگی بخش بندی شعاعی و بخش بندی زاویه ای) به عنوان ورودی شبکه های عصبی بخش بندی زاویه ای و بخش بندی شعاعی بدست آمده در مرحله آموزشی، در نظر گرفته خواهد شد. فاصله ی منتهن به عنوان میزان تشابه، بین بردارهای ویژگی استخراجی از تصویر گرفته شده و تصاویر ثبت شده در پایگاه داده ملاک عمل قرار می گیرد. بنابراین با استخراج دو بردار ویژگی شعاعی و زاویه ای، دو فاصله ی منتهن محاسبه و با استفاده از سیستم فازی دو بردار ویژگی مقایسه و مرحله تصمیم گیری تا رسیدن به هدف مطلوب دنبال خواهد شد. در جدول ۲ نتایج حاصل از شبیه سازی برای ۵ تصویر از پایگاه داده DRIVE تنها با در نظر گرفتن فاصله ی منتهن بین بردار های ویژگی بخش بندی زاویه ای و شعاعی نشان داده شده است. مقادیر صفر در جدول، تطبیق کامل تصاویر را نشان می دهد و تایید این موضوع است که بر اساس فاصله ی منتهن برای میزان شباهت تصاویر، تصمیم گیری به درستی صورت می پذیرد.

جدول ۲: نتایج سیستم پیشنهادی برای ۵ تصویر آزمون انتخاب شده از پایگاه داده DRIVE

تصویر ۵	تصویر ۴	تصویر ۳	تصویر ۲	تصویر ۱	
۶۷۰۲	۸۸۵۸۰	۸۴۶۱۰	۱۶۲۳۵۹	۰	تصویر ۱
۱۶۹۰۶۱	۷۳۷۷۹	۷۷۷۴۹	۰	۱۶۲۳۵۹	تصویر ۲
۹۱۳۱۲	۳۹۷۰	۰	۷۷۷۴۹	۸۴۶۱۰	تصویر ۳
۹۵۲۸۲	۰	۳۹۷۰	۷۳۷۷۹	۸۸۵۸۰	تصویر ۴
۰	۹۵۲۸۲	۹۱۳۱۲	۱۶۹۰۶۱	۶۷۰۲	تصویر ۵

با در نظر گرفتن تغییرات بیشتر در تصاویر ورودی که در پژوهش‌های پیشین در نظر گرفته نشده است، با استفاده از شبکه عصبی برای دو نوع بخش بندی زاویه ای و شعاعی به ترتیب نتایج جداول ۳ و ۴ حاصل و در نهایت با مقایسه نتایج این دو جدول با استفاده از منطق فازی، نتایج بهتر و قطعی تر در شرایط نامطلوبتر مهیا می گردد. در جدول ۳ و ۴ بعد از طی مراحل فرآیند شبیه سازی، مقایسه ای بین نتایج بخش بندی شعاعی و بخش بندی زاویه ای مبتنی بر شبکه عصبی برای تصویر آزمون و تصاویر پایگاه داده صورت می پذیرد و نزدیکترین تصویر در پایگاه داده به تصویر آزمون در هر دو حالت شعاعی و زاویه ای به عنوان خروجی و نتیجه به منظور مقایسه بعدی به سیستم فازی ذکر شده در بخش ۳-۵ فاز تصمیم گیری برای بیان میزان شباهت ارسال می گردد.

جدول ۳: مقایسه نتایج بخش بندی زاویه ای بر اساس شبکه عصبی برای ۵ تصویر آزمون انتخاب شده از پایگاه داده DRIVE

تصویر ۵	تصویر ۴	تصویر ۳	تصویر ۲	تصویر ۱	
۶,۸۹۲۶	۱۱,۱۶۷۱	۸,۸۹۱۲	۱۱,۹۵۴۵	۶,۴۹۳۲	تصویر ۱
۴,۹۷۶۶	۱۰,۷۶۴۵	۱۴,۱۷۶۹	۳,۰۹۰۵	۱۵,۵۹۴۰	تصویر ۲
۱۲,۲۴۸۴	۶,۲۸۳۸	۲,۹۹۸۶	۹,۱۴۴۵	۶,۷۲۶۶	تصویر ۳
۴,۵۸۵۴	۱,۵۷۷۲	۱,۸۲۳۳	۴,۱۶۰۵	۱,۶۴۸۳	تصویر ۴
۰,۰۵۸۱	۷,۸۴۴۹	۹,۸۴۷۷	۱۷,۸۷۰۹	۴,۱۹۰۲	تصویر ۵

جدول ۴: مقایسه نتایج بخش بندی شعاعی بر اساس شبکه عصبی برای ۵ تصویر آزمون انتخاب شده از پایگاه داده DRIVE

تصویر ۵	تصویر ۴	تصویر ۳	تصویر ۲	تصویر ۱	
۸,۵۷۳۲	۳,۱۱۰۵	۲,۸۰۳۸	۹,۳۴۸۵	۱,۱۰۵۴	تصویر ۱
۱۸,۱۰۱۵	۲,۹۵۲۵	۱۶,۶۸۷۶	۲,۰۹۴۴	۳,۲۵۶۰	تصویر ۲
۴,۰۳۱۸	۶,۰۵۵۱	۰,۲۰۵۴	۲,۱۰۸۶	۰,۹۲۲۹	تصویر ۳
۱۱,۷۶۲۴	۰,۴۷۲۶	۱۷,۰۷۰۸	۲,۴۷۰۰	۳,۰۴۴۴	تصویر ۴
۱,۹۵۳۴	۴,۴۵۲۴	۱۳,۸۰۲۴	۱۱,۲۹۱۵	۱,۴۷۲۶	تصویر ۵

همچنین، سیستم پیشنهادی در برابر تغییر مقیاس و چرخش تست شد. ابتدا، تصاویر روی درجه های دلخواه مطابق جدول ۵ چرخانده و سپس نتایج این تصاویر به عنوان ورودی سیستم با خروجی های حاصله در جدول ۵ نمایش داده شد. بر اساس جدول ۶ سیستم پیشنهادی در برابر تغییر مقیاس، آزمایش و مقیاس های مختلف از تصاویر به عنوان ورودی استفاده و عملکرد سیستم طبق نتایج جدول ۶ مشخص گردید.

جدول ۵: نتایج سیستم پیشنهاد شده بعد از چرخش

متوسط	۲۵۰	۱۵۳	۱۲۰	۹۰	۶۷	۴۵	۴۰	۳۰	۲۰	۱۵	۱۰	۷	۳	درجه چرخش
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	نرخ دقت

جدول ۶: نتایج سیستم پیشنهاد شده بعد از تغییر اندازه

متوسط	۳۸۴*۳۸۴	۲۵۶*۲۵۶	۱۷۱*۱۷۱	۱۲۸*۱۲۸	۶۴*۶۴	اندازه تصویر
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	نرخ دقت

جدول ۷ نتایج شبیه سازی دقت بالای سیستم پیشنهادی را در مقایسه با سیستم های مشابه نشان می دهد [5]. تغییر ناپذیری چرخش و سر بار محاسباتی کم از دیگر مزایای سیستم پیشنهادی بوده، که بدین ترتیب آن را برای استفاده در سیستم های زمان واقعی، مناسب می سازد.

جدول ۷: نتایج شبیه سازی در مقایسه با سایر شبیه سازی ها

نرخ دقت	روش
۹۱,۵	بخش بندی شعاعی
۹۸	بخش بندی زاویه ای
۹۸,۷۵	بخش بندی زاویه ای و شعاعی
۹۹	فرزین و همکاران
۹۹,۷۵	برخدا و همکاران
۱۰۰	روش پیشنهاد شده

نتیجه گیری

هدف اصلی این مقاله، توسعه الگوریتم های تشخیص هویت است که عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر اساس پایگاه داده استاندارد DRIVE مورد اعتبار سنجی قرار گرفت. در این پایگاه داده، تصاویر شبکه‌ی مربوط به ۴۰ نفر وجود دارد. در آزمایشات اعمالی در مرحله‌ی پیش پردازش، اندازه تصاویر برابر 256×256 در نظر گرفته شد. برای اعمال قسمت بندی زاویه‌ای، بازه گسترده‌ای از زاویه‌های مختلف تست و در نهایت بهترین نتایج با استفاده از زاویه پنج درجه حاصل شد. بنابراین در این نوع بخش بندی، هر تصویر به ۷۲ بخش مختلف تقسیم شده ($360/5=72$) و بردار ویژگی حاصل از آن دارای ۷۲ عنصر متناظر با بخش پهنای مختلف خواهد بود. همچنین در بخش بندی شعاعی، تصاویر به هشت دایره متحدالمرکز تقسیم شده اند و بردار ویژگی حاصل از این نوع بخش بندی دارای هشت عنصر خواهد بود. روش کار بدین صورت ادامه یافت که بردارهای ویژگی مربوط به تصاویر موجود در پایگاه داده، محاسبه شده و ذخیره می شوند و سپس با استفاده از این بردارهای ویژگی مربوط به بخش بندی شعاعی و زاویه‌ای تصاویر، شبکه‌های عصبی مربوط به هر تصویر آموزش می بیند. پس بجای بردارهای ویژگی برای هر تصویر، یک شبکه عصبی آموزش دیده در پایگاه داده ذخیره می گردد. برای مقایسه بین تصاویر موجود در پایگاه داده و تصویر مورد درخواست و در نهایت یافتن تصاویر مشابه، بردارهای ویژگی مورد نظر از تمامی تصاویر موجود در پایگاه داده و همچنین تصویر مورد درخواست، استخراج شده و آنگاه با استفاده از ملاک های از پیش تعیین شده، بردار تصویر مدنظر با تمام بردارهای ویژگی ثبت شده در پایگاه داده، مقایسه شده و نزدیکترین بردار ویژگی به بردار مدنظر به عنوان پاسخ به سیستم فازی جهت تصمیم گیری در مورد میزان شباهت ارسال می شود.

با توجه به نتایج حاصل شده، دقت نهایی این سیستم ۱۰۰ درصد تایید شد. بدلیل گسسته بودن تصاویر در سیستم های دیجیتالی، عمل چرخش تصاویر دارای مقدار کمی خطا بوده و احتمال دارد در برخی از موارد در هنگام چرخش، چند پیکسل اضافی به یک محل جدید نگاشت پیدا کند و یا اینکه، چند پیکسل از تصویر به محل جدید نگاشت پیدا نکند و این موضوع، مقاومت کاملی در برابر تصاویر را در پژوهش های قبل بوجود می آورد و بتبع آن مقدار کمی خطا، در این سیستم ها قابل مشاهده بود که در سیستم پیشنهادی یک مقاومت مناسب نسبت به چرخش در الگوریتم پیشنهاد شده، با استفاده از تبدیل فوریه یک بعدی شکل گرفت و همچنین به دلیل استفاده از شبکه عصبی از تصاویر آموزشی بیشتری استفاده شد که مقاومت الگوریتم استفاده شده را نسبت به چرخش دو چندان نمود. لذا پایداری مقاوم تر در برابر چرخش و سربار محاسباتی پایین از مزیت های سیستم پیشنهادی شد که آن را برای استفاده در زمان واقعی و همچنین برای کاربردهای عملی بسیار مناسب نمود.

فرآیند استخراج کل اجزای تصویر شبکه‌ی بدون هیچ پیش پردازشی برای استخراج ویژگی های آن، منطقی نخواهد بود و علاوه با کم اثر فرض نمودن نویزهای محیطی و تصویری بر روی تصاویر شبکه‌ی، این موارد می تواند در کاربردهای عملی، درصد صحت بازشناسی را پایین آورده و هدف مطلوب تشخیص هویت افت نماید.[1] لذا برای از بین بردن خطا در پایگاه داده بابت تکان های سر و یا جابجایی پیکسل های احتمالی و یا هر دلیل دیگر مانند بیماری های چشمی، اثر این عوامل با در نظر گرفتن سیستم عصبی فازی پیشنهادی کاملاً از بین خواهد رفت.

پیشنهادهای

در مطالعات آینده، می توان برخی از عواملی که ممکن است تاثیرات زیادی در الگوهای های رگ های خونی مانند بیماری دیابت، تومور های شبکه‌ی، رتینوپاتی شبکه‌ی و اصابت ضربه به شبکه‌ی و سایر مواردی که موجب تغییر در ساختار شبکه‌ی چشم می شود را مورد مطالعه قرار داد. همچنین از سیستم پیشنهاد شده می توان در تشخیص بیماری های شبکه‌ی بهره جست. البته محدودیت قابل توجهی که در این پژوهش وجود داشت، عدم وجود پایگاه داده تصاویر شبکه‌ی در داخل کشور برای بررسی های تخصصی تر بود.

منابع و مراجع

- [۱] مرتضی مدرسی، احمد دولت خواه، شناسایی هویت با استفاده از پردازش تصاویر شبکیه، کارآگاه، دوره دوم شماره ۹، صفحات ۳۱-۶، ۱۳۸۸.
- [2] <https://fa.wikipedia.org/wiki/بیومتریك>
- [3] C. Simon, I. Goldstein, "A new scientific method of identification", New York State Journal of Medicine, vol. 18, no.35, pp. 901-906, 1935.
- [4] P. Tower, "The fundus oculi in monozygotic twins: report of six pairs of identical twins", Arch Ophthalmol, vol. 54, no. 2, pp. 225-239, 1995.
- [5] W. Barkhoda, F. Akhlaqian, M. Deljavan Amiri, M.S. Nouroozadeh, "Retina identification based on the pattern of blood vessels using fuzzy logic", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, pp. 1-8, 2011.
- [6] R.B. Hill, "Retina Identification, Biometrics", Springer, 2003.
- [7] H. Jafariyani, H. Abrishami, M. Moein, "A New Approach for Human Identification Based on Retina Image", 11th Conference of Iran Biomedical Engineering, Amir Kabir University of technology, 2003
- [8] Z.W. Xu, X.X. Guo, X.Y. Hu, X. Cheng, "The Blood Vessel Recognition of Ocular Fundus", IEEE Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp. 4493-4498, 2005.
- [9] M. Nandy, M. Banerjee, "Retinal vessel segmentation using Gabor filter & artificial neural network", Proceedings of Third International Conference on Emerging Application of Information Technology (EAIT), Kolkata, India, pp. 157 – 160, 2012.
- [10] R. Sriranjini, P. Nagasaratha, "Detection Of Exudates in Retinal Image Using Neural Network Classifier", International Journal Of Scientific Research And Education, Vol. 2, no. 5, pp. 871-880, 2014.
- [11] C. Ding, Y. Xia, Y. Li, "Supervised segmentation of vasculature in retinal images using neural networks", Proceeding of IEEE International Conference on Orange Technologies (ICOT), Xian, China, pp. 49 – 52, 2014.
- [12] S. Paranjape, S. Ghosh, A.K. Ray, J. Chatterjee, "Segmentation of Retinal Blood Vessels through Gabor Features and ANFIS Classifier", in IEEE ICIC, unpublished, 2015.
- [13] T.R. Borah, K.K. Sarma, P.H. Talukdar, "Retina recognition system using adaptive neuro fuzzy inference system", in Computer, Communication and Control (IC4), International Conference on, IEEE, pp. 1-6, 2015.
- [14] B.D. Barkana, I. Saricicek, B. Yildirim, "Performance analysis of descriptive statistical in retinal vessel segmentation via fuzzy logic, ANN, SVM, and classifier fusion", Knowledge-Based Systems, Accepted Manuscript, 2016.
- [15] F. Sadikoglu, S. Uzelaltinbulat, "Biometric retina identification based on neural network", 12th International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing, ICAFS, Procedia Computer Science pp. 26 – 33, 2016.
- [16] J. Staal, MD. Abramoff, M. Niemeijer, MA. Viergever, B.V Ginneken, Ridgebased vessel segmentation in color images of the retina, IEEE Trans Med Imag, Vol 23, No.4, pp.501–509, 2004.
- [17] http://docs.opencv.org/3.1.0/da/d22/tutorial_py_canny.html
- [18] R. Biswas, J. Sil, "An improved canny edge detection algorithm based on type-2 fuzzy sets", Procedia Technology, vol. 4, pp. 820 – 824, 2012.
- [19] L. Thai, N.D. T. Nguyen, T.S. Hai, "A Facial Expression Classification System Integrating Canny, Principal Component Analysis and Artificial Neural Network", International Journal of Machine Learning and Computing, Vol. 1, No. 4, pp.388-393, 2011.
- [20] M. Bastan, S. S. Bukhari, T. M. Breuel, "Active Canny: Edge Detection and Recovery with Open Active Contour Models", arXiv:1609.03415v1, 2016.