

استخراج خودکار توپوگرافی لبه در تصاویر پزشکی به کمک الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه و تکنیک‌های پردازش تصویر

خسرورضائی^۱، جواد حدادنیا^۲ و احمد دلبری^۳

^۱دانشگاه حکیم سبزواری، دانشکده برق و کامپیوتر، گروه مهندسی پزشکی، سبزوار، ایران Rezaeekhosro@ymail.com

^۲مرکز تحقیقات فناوری‌های نوین پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، سبزوار، ایران Haddadnia@hsu.ac.ir

^۳آنستیتو کارولینسکای استکهلم، مرکز مطالعات بالینی و تحقیقات پزشکی، استکهلم، سوئد Ahmad.Delbari@Ki.Se

چکیده- آشکارسازی لبه در پردازش تصویر از تکنیک‌های اساسی در بخش‌بندی، جداسازی و درک موقعیت بخش‌های ویژه از تصویر است. وجود نویز و به هم ریختگی ساختاری در اثر ضعیف بودن کنتراست محلی تصاویر پزشکی از اصلی‌ترین دلایلی به شمار می‌رود که عملگرهای کنونی قادر نباشند به درستی لبه را در اینگونه تصاویر آشکار سازند. در این مقاله از الگوریتم فرا اکتشافی کلونی برای یافتن لبه در تصاویر پزشکی استفاده شده که همگرایی سریع آن در دستیابی به پاسخ بهینه و پارامترهای مقاوم آن در مقدار دهی اولیه سبب شده تا الگوریتمی کارآمد طراحی گردد. با گسیل مورچه‌ها به سمت پیکسل‌های تصویر و تکیه بر مشخصه‌های لبه، ماتریس فرومون ساخته می‌شود که در بردارنده اطلاعات مربوط به بافت آسیب دیده است. در مرحله ارزیابی سیستم پیشنهادی، با دریافت ۲۲۰ تصویر پزشکی مرکب از ۹۰ تصویر شبکه چشم افراد دیابتی، ۸۰ تصویر MRI مغز و ۵۰ تصویر میکروسکوپی از پایگاه‌های پزشکی گوناگون، در سطح قابل قبولی و در مقایسه با عملگرهای چون *Sobel* و *Canny*، دقتی برابر با ۹۴/۹۰٪، حساسیت ۹۴/۱۶٪ و ویژگی ۹۴/۰۰٪ حاصل آمد. ضریب کاپای برابر با ۸۸/۷۹٪ نشان دهنده ضریب اطمینان بالای سیستم در عملکرد است. بکارگیری روش ترکیبی کنونی در پردازش تصاویر سبب شده حتی در تصاویر با شدت نویز بالا، دقت تا حد چشمگیری افزایش یابد و میانگین متوازن دقت و حساسیت معنادار باشد. استخراج دقیق بخش پاتولوژیک تصاویر پزشکی، پزشک متخصص را قادر می‌سازد تا مرحله پیشرفت بیماری احتمالی را تعیین کند و نحوه درمان متناسب با رشد بیماری را پیشنهاد دهد. کلید واژه- لبه‌یابی، الگوریتم کلونی مورچه، ماتریس فرومون، پردازش تصویر، بافت آسیب دیده.

بهینه‌سازی استفاده می‌کنند. از میان تعاریف متعدد این الگوریتم، کلونی مورچه جزء آن دسته از الگوریتم‌های تکاملی است که در آن گونه‌های مختلف مورچگان درصد یافتن کوتاه‌ترین مسیر ممکن برای بدست آوردن غذا هستند [۱]، به طوری که از میان چندین مسیر متفاوت، می‌توانند نزدیکترین مسیر ممکن را از لانه خود یافته و به غذا دسترسی پیدا کنند [۲]. ایده اصلی طراحی الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه (ACO)، در ابتدا توسط M. Dorigo و همکارانش [۳] جهت رسیدن به پاسخ در مسائل پیچیده بهینه‌سازی ترکیبی استفاده شد. در این ایده، فرومون ماده‌ای شیمیایی است که مورچه‌ها از خود ترشح می‌کنند و دیگر مورچه‌ها با استفاده از این ماده و جذب و دریافت آن قادر به یافتن مسیر بهینه‌ای خواهند بود که دیگر مورچه‌ها قبلاً از آن عبور نموده‌اند. به عبارتی ترشح فرومون زیاد در یک مسیر، به معنای انتخاب آن به عنوان یکی از مسیرهای بهینه خواهد بود. تاکنون روش‌هایی گوناگونی برای جداسازی ویژگی‌های تصاویر پزشکی ارائه شده است که هر یک به نحوی می‌تواند فرایند تفکیک قسمت‌های از تصویر را انجام دهد. آشکارسازی لبه در اغلب کاربردهای پردازش تصویر و ماشین بینایی کاربرد دارد

۱. مقدمه

از مهمترین چالش‌های پیش روی پزشکان متخصص در تصاویر پزشکی، جداسازی بافت آسیب دیده و یا توده‌های مشکوک به وجود بیماریست. تغییرات گسترده در میزان شدت روشنایی و نبود مرزی گسسته میان بخش‌های مختلف تصویر سبب شده تا شناسایی و تشخیص این نوع بافت‌ها نیازمند دقت، تجربه و زمان باشد. آشکارسازی لبه در پردازش تصویر از تکنیک‌های اساسی در بخش‌بندی، جداسازی و درک موقعیت اهداف در تصویر است. تصاویر پزشکی ابزار مناسبی برای رویت آسیب‌ها بافتی و توده‌های مشکوک به وجود سرطان محسوب می‌شوند. با این حال با مشکلاتی نظیر ساختارهای شکلی پیچیده، تار بودن در نمایش جزئیات، غیر همگن بودن شدت روشنایی و همچنین کنتراست ضعیف همراه هستند. اجتماع حشرات متشکل از مورچه‌ها، پرندگان، زنبورها و سایر کلونی‌ها، نمایانگر توانایی مقابله با مشکلات و پیدا نمودن راه‌حل‌ها، به صورت دسته جمعی می‌باشد. محققان در شاخه هوش محاسباتی از مزایا و فوایدی که در زندگی گروهی حشرات وجود دارد، جهت حل مسائل منتج به

و تکنیکی کارآمد در زمینه استخراج ویژگی‌های تصویر محسوب می‌شود. لبه‌ها در تصویر، تغییرات ناگهانی شدت روشنایی هستند و به زبان ساده‌تر مرزهای اجزای تشکیل دهنده تصویر را می‌سازند.

۲. پیشینه کار

در پردازش تصویر برای آشکارسازی لبه، با فرض عدم وجود نویز در تصویر، محاسبه گرادیان شدت با آستانه‌گذاری ثانویه، متناسب با دامنه خواهد بود. فیلترهای متفاوتی کار آشکارسازی لبه را انجام می‌دهند. ساده‌ترین راه حل بر مبنای تخمین دو مولفه گرادیان شدت، استفاده از ماسک‌های افقی و عمودی می‌باشد. فیلتر Sobel یکی از فیلترهای معروف در این زمینه است [۴]. فیلترهای لاپلاسیان یا گوسین [۵] و نیز فیلتر canny [۶] نمونه‌های دیگری از فیلترهای آشکارساز لبه هستند که کارایی و دقت ویژه‌ای دارند. اما عیب و ایراد این فیلترها عدم تشخیص لبه در زوایایی گوناگون و جزئیات است. از طرفی در روش‌های مرسوم لبه‌یابی با حرکت ماسک بر روی تصویر، ممکن است که نویزهای ناخواسته‌ای در تصویر به وجود آید [۷]. در تصاویر پزشکی که شدت روشنایی بالایی دارند (نظیر CT یا MRI)، یا با مرزهای پیوسته بافتی مواجه‌اند (مانند Mammography) و یا با نویز همراهند، به کارگیری روش‌های معمول پردازش تصویر سودمند نخواهد بود. می‌توان به جرات گفت که اولین روش ترکیبی در جداسازی بافت‌های مشابه تصاویر پزشکی توسط Gudmundsson و همکارانش [۸] بنا نهاده شد که مرکب از تکنیک‌های لبه‌یابی و الگوریتم تکاملی ژنتیک بود. "لبه سیال" یکی از روش‌های ابتکاری لبه‌یابی بود که توسط Ying و Manjunath در سال ۲۰۰۰ [۹] معرفی شد که در آن برداری بر اساس یک مدل کد کننده پیشگو جهت آشکارسازی لبه‌ها در تصاویر پزشکی ساخته می‌شد. این الگوریتم برای تصاویر گوناگون محک پردازش تصویر نیز به کار برده شد و در زمینه لبه‌یابی با استفاده از الگوریتم فراکتشافی مورچه، Rezaee [۱۰]، Tian و همکارانش [۱۱]، Nezamabadi-pour و همکارانش [۱۲] و Zhuang [۱۳] شیوه‌های را پیشنهاد دادند. در سال ۲۰۰۷ نیز با استفاده از بهینه‌سازی شرطی، مرزهای تصاویر گوناگون توسط Geman و همکارانش [۱۴] جداسازی شد. Veronica و Oppus در سال ۲۰۱۰ [۱۵] بر اساس الگوریتم کولونی مورچه و خاصیت لبه در تصاویر محک پردازش تصویر به آشکارسازی لبه پرداختند. Holtzman و Goldshe، جداسازی رتبه‌ای کانتورهای فعال را که

از تکنیک لبه استفاده می‌نمود، در تصاویر پزشکی ارائه کردند [۱۶].

۳. روش بهینه‌سازی کلونی مورچه

روش بهینه‌سازی الهام گرفته از زندگی اجتماعی مورچه‌ها، بر روش‌های جستجوی تصادفی و تولید جمعیت استوار می‌باشد. در این سیستم بیولوژیکی، مورچه‌ها با هم در ارتباط هستند و هر مورچه پاسخی از مسأله را ارائه می‌دهد. مورچه‌ها پس از خروج از لانه، به دنبال غذا می‌شتابند و مسیرهای متفاوتی برای رسیدن به غذا را پیش رو دارند اما مورچه‌ها بدنبال کوتاه‌ترین مسیر ممکن هستند [۱۷]. وجود فرومون ترشح شده از مورچه‌ها، احتمال انتخاب یک مسیر را بالا می‌برد. بنابراین مسیرهای منجر به غذا علامت‌گذاری می‌شوند. کوتاه‌ترین مسیر، بیشترین فرومون و در نتیجه احتمال ازدیاد مورچه‌ها را در آن مسیر به دنبال دارد. از طرفی مقدار فرومون یک مسیر نمی‌تواند به میزان نامحدود فزونی یابد چرا که فرومون تبخیر می‌شود. احتمال حرکت از یک مکان مانند s_i به مکان همسایگی مانند s_j در معادله (۱) تعریف می‌شود [۱۸]:

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s_j \in Allowed} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta} & \text{if } s_j \in A \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

که در آن $\tau_{ij}(t)$ وزن شاخه (مقادیر فرومون) ما بین s_i و s_j در لحظه t است. α و β دو پارامتر با مقادیر مثبت هستند. η_{ij} فاصله متقابل مابین s_i و s_j می‌باشد و شامل اطلاعات اکتشافی الگوریتم است. همچنین A مجموعه‌ای از مکان‌های همسایگی است که توسط هیچ مورچه‌ای تجربه نشده است. در فرآیند انتقال، مکان تجربه شده در یک ساختار حافظه از یک همسایگی به همسایگی دیگر با نام لیست تابو ضبط می‌شود. زمانی که تمام مورچه‌ها، کار کاوش و جستجویشان به اتمام رسید، وزن شاخه‌ها بروز رسانی می‌شود. بروز رسانی وزن شاخه‌ها در معادله (۲) نشان داده شده است.

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t, t+1) \quad (2)$$

که $\tau_{ij}(t)$ و $\tau_{ij}(t+1)$ میزان فرومون مسیرهای (s_i, s_j) قبل از بروز رسانی است. ρ ثابت تبخیر فرومون است و $0 < \rho < 1$ می‌باشد. $\Delta\tau_{ij}(t, t+1)$ مقدار بروز رسانی شده فرومون است که به فرم زیر در معادله (۳) تعریف می‌شود.

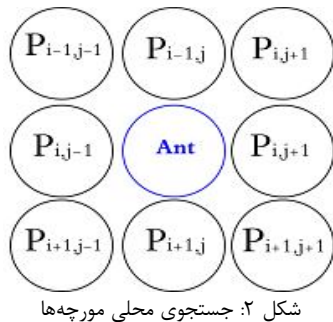
اطلاعات مربوط به لبه را استخراج نماید. پس هر عنصر در ماتریس فرمون منطبق با پیکسلی در تصویر است که مشخص می‌کند آن پیکسل لبه است یا نه.

۵. ارائه الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم سه گام اساسی دارد. تولید جمعیت مورچه‌ها، دوم فرآیند بروز رسانی و ساخت تکرار که هدف ساخت ماتریس فرمون است و نهایتاً فرآیند تصمیم‌گیری که بر اساس میزان فرمون انجام می‌شود. در گام نخست، تولید جمعیت تعداد k مورچه در یک مکان تصادفی در یک تصویر $m_1 \times m_2$ قرار می‌گیرد. مقدار اولیه هر ماتریس فرمون با ثابت η_{start} ساخته می‌شود که مقداری ناچیز است. در گام بعدی الگوریتم پیشنهادی در هر تکرار، هر مورچه در میان تصویر حرکت می‌کند که حرکت آن از یک پیکسل به پیکسل بعدی است و تا زمانی ادامه خواهد یافت که مرحله‌ای بنیادین شامل یک حرکت منحصر به فرد از یک پیکسل به پیکسل دیگر ایجاد شود. در بخش سوم نیز ماتریس نهایی فرمون جهت طبقه بندی و جداسازی هر پیکسل برای هر بخش از لبه یا غیر لبه بودن به کار می‌رود. این تصمیم‌گیری توسط اعمال یک آستانه برای ماتریس فرمون $\tau(N)$ ایجاد می‌شود. هر یک از بخش‌های الگوریتم پیشنهادی در قالب سه مرحله پیاده سازی شده‌اند.

۵.۱. تولید جمعیت

زمانی که فقط مقدار یک پیکسل مستقل از تصویر باشد، اطلاعات جستجو در طول تولید جمعیت ثابت خواهد ماند. شکل ۲ جستجوی محلی مورچه‌ها و نحوه حرکت آنها را نشان می‌دهد.



اطلاعات مربوط به جستجو در مورد پیکسل (i,j) توسط تابع زیر در معادله (۵) معرفی می‌شود:

$$\eta_{ij} = \frac{V_m(P_{i,j})}{V_{max}} \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t,t+1) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t,t+1) \quad (3)$$

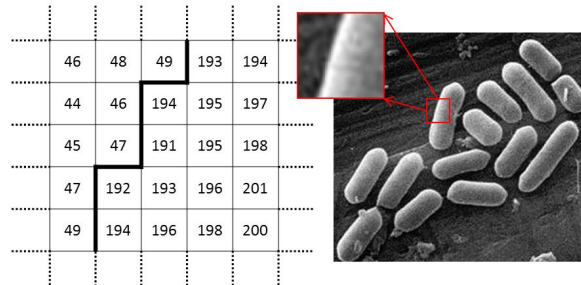
در آن m تعداد مورچه‌ها و $\Delta\tau_{ij}^k(t,t+1)$ مقدار فرمون به روز رسانی شده توسط مورچه k ام ما بین فاصله S_i و S_j در تکرار t ام است و در معادله (۴) تعریف شده است.

$$\Delta\tau_{ij}^k(t,t+1) = \begin{cases} \frac{1}{L_k} & \text{if the } k\text{th ant goes from } s_i \text{ to } s_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

در نهایت، $1/L_k$ فاصله عددی طول مسیر است یا به عبارتی، میزان هزینه مسیر تجربه شده توسط مورچه k ام.

۴. استفاده از الگوریتم کلونی مورچه برای تشخیص لبه

برای ارتباط دادن این الگوریتم با پیکسل‌های سازنده لبه یک تصویر، می‌بایست پیکسل‌های سازنده لبه را بشناسیم [۱۲]. پیکسل‌های لبه در مقایسه با پیکسل‌های همسایه خود دارای جهش قابل ملاحظه‌ای در شدت روشنایی هستند. کادر قرمز رنگ در شکل ۱ نشان دهنده پیکسل‌های لبه در یک قطعه از یک تصویر است. در این تصویر شدت روشنایی لبه جهش آنی داشته و نمایانگر یک خط مرزی لبه باکتری به صورت عمودی مایل است.



شکل ۱: (a) شدت روشنایی‌های یک قطعه از تصویر اجتماع باکتری‌ها (b) کادر قرمز رنگ نشان دهنده پیکسل‌های لبه باکتری است.

حرکت از یک پیکسل به پیکسل‌های مجاور ۸ مسیر گوناگون را می‌سازد که برای رسیدن به پیکسل‌های سازنده لبه یا گوشه‌ها به هم متصل می‌شوند. جستجوی محلی مورچه‌ها با حرکت از یک پیکسل به پیکسل مجاور انجام می‌شود. بر اساس تعریف، مورچه‌ها می‌بایست تنها به پیکسل‌های مجاور خود نقل مکان کنند [۱۹]. پس هشت انتخاب برای جابجایی مورچه به پیکسل مجاورش وجود دارد. مورچه‌ها در هر تصویر پخش می‌شوند و حرکت از یک پیکسل به پیکسل دیگر صورت می‌گیرد. حرکت مورچه‌ها متناسب با تغییر میزان فرمون تعیین می‌شود. هدف از حرکت مورچه‌ها ساختن یک ماتریس فرمونی است که

فرد از یک پیکسل تا پیکسلی دیگر در تصویر ایجاد شود. یک مورچه از پیکسل (i,j) به پیکسل همسایگی یعنی (i',j') مطابق با خاصیت و قاعده نسبی حرکت تصادفی، جابجا می‌شود. احتمال انتقال برای اکتشاف به فرم زیر در معادله (۷) بیان شده است [۱۸]:

$$p^{(n)}_{(i_0,j_0),(i,j)} = \frac{[\tau^{(n-1)}_{i,j}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}]^\beta}{\sum_{i,j \in \phi(i_0,j_0)} [\tau^{(n-1)}_{i,j}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}]^\beta} \quad (7)$$

عبارت $\tau^{(n-1)}_{i,j}(t)$ مقدار فرومون پیکسل (i,j) در لحظه t ام است و $\phi(i_0,j_0)$ پیکسل‌های همسایگی پیکسل (i,j) می‌باشد. η_{ij} اطلاعات اکتشافی مربوط به پیکسل‌های (i,j) است. مقدار α تأثیر فرومون و مقدار β داده‌های اکتشاف را به ترتیب کنترل می‌کنند. در تحلیل الگوریتم با تغییر دادن این مقادیر به نتایج مورد نظر خواهیم رسید. هرگاه یک مورچه از پیکسل کنونی به پیکسل دیگری می‌رود، به صورت آنی فرآیند بروز رسانی محلی را انجام می‌دهد. میزان فرومون یعنی $\tau^{(n)}_{i,j}$ در پیکسل (i,j) در n تکرار n ام مطابق با معادله (۸) یعنی بروز رسانی فرومون محلی به صورت زیر است:

$$\tau^{(n)}_{(i,j)} = (1 - \theta) \cdot \tau^{(n-1)}_{(i,j)} + \theta \cdot \tau_{start} \quad (8)$$

که در آن $\theta \in (0,1]$ و جزء ضرایب رو به زوال معادله محسوب می‌شود. τ_{start} مقدار فرومون اولیه است، فرومون محلی به روز رسانی می‌شود و مطابق با فرآیند ساخت پاسخ مسئله از میان می‌رود یا تقویت می‌شود. مقدار فرومون به واسطه تکرار حلقه‌های برنامه تغییر می‌کند. یک مورچه می‌تواند به هر یک از پیکسل‌های همسایه خود حرکت کند. از طرفی هر مورچه متناسب با شرایط با محدودیتی رو به روست که تنها یکبار می‌تواند به یک گره سر بزند. جهت حفظ مسیر گره‌های از قبل پیموده شده، هر مورچه قاعداً مطابق تعاریف الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه دارای یک حافظه است. پس از آن که تمام مورچه‌ها فرآیند مورد نظر را انجام دادند، نوبت به بروز رسانی فرومون به صورت سراسری می‌رسد و بر پیکسل‌هایی که قبلاً از آنها توسط مورچه‌ها فرآیند پیمایش صورت گرفته است، انجام می‌شود. بروز رسانی در معادله (۸) نشان داده شده است.

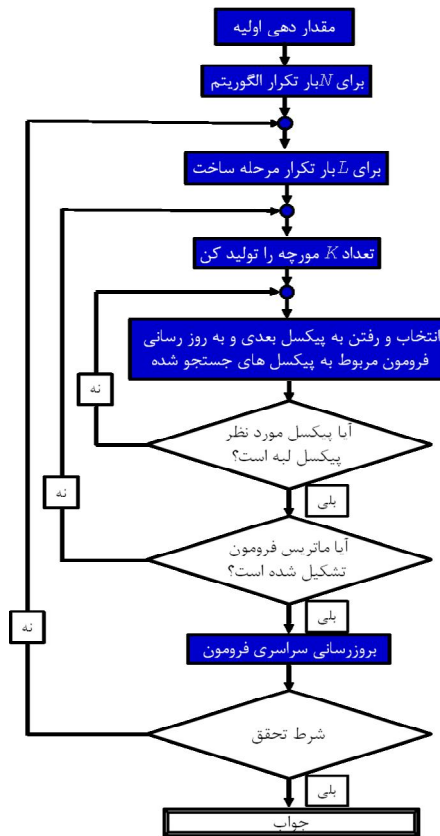
$$\tau^{(n)}_{(i,j)} = (1 - \rho) \cdot \tau^{(n-1)}_{(i,j)} + \rho \cdot \sum_{k=1}^k \Delta \tau_{ij}^k \quad (8)$$

به عبارتی $\Delta \tau_{ij}^k$ میزان فرومون ذخیره شده برای مورچه k ام در پیکسل (i,j) است. مقدار فرومون ذخیره شده $\Delta \tau_{ij}^k$ برابر متوسط داده‌های اکتشافی مشترک با پیکسل‌هایی است که

که $P_{i,j}$ مقدار شدت روشنایی پیکسل (i,j) ام است. به عبارتی می‌توان اینگونه نتیجه گرفت که P تابعی است که بر تجمع محلی پیکسل‌ها اعمال می‌شود. مطابق معادله (۶)، V_{max} بیشترین نوسان شدت روشنایی مابین پیکسل‌های تصویر است و در هشت جهت برای پیکسلی که مورچه در آن قرار دارد، محاسبه می‌شود.

$$V_m(P_{i,j}) = |P_{i-1,j} - P_{i+1,j+1}| + |P_{i-1,j} - P_{i+1,j}| + |P_{i-1,j+1} - P_{i+1,j-1}| + |P_{i,j-1} - P_{i,j+1}| \quad (6)$$

و $V_m(P_{i,j})$ حاصل جمع اختلاف پیکسل‌های دو به دو متقابل می‌باشد (همانند آنچه که در شکل ۲ نمایش داده شده است). در شکل ۳ تمامی مراحل پیاده سازی الگوریتم نمایش داده شده است.



شکل ۳: اجرا و پیاده‌سازی الگوریتم بصورت شماتیک

۵.۲. چارچوب تکرار و فرآیند به روز رسانی

همانگونه که عنوان شد، قالب اصلی تکرار برای هر مورچه در میان تصویر نمونه با تعداد پیکسل مشخص، با حرکت از یک پیکسل تا پیکسل دیگر صورت می‌پذیرد و تا این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که تغییری محسوس شامل یک حرکت منحصر به

مقداردهی	شرح پارامتر	پارامتر
۲۰ و ۱۰	تعداد تکرارهای الگوریتم مورچه	N
۴۰	تعداد مراحل ساخت	L
۳۰۰	تعداد مورچه‌های توزیع شده	K
۰/۱	پارامتر کنترل تأثیر مسیر فرومون	α
۱	پارامتر کنترل تأثیر اطلاعات فرااکتشافی	β
۰/۰۵	ضریب تنزل فرومون در بروز رسانی محلی	ξ
۰/۱	ضریب تبخیر فرومون در بروز رسانی سراسری	ρ
۰/۷ و ۰/۵ و ۰/۳ و ۰/۱	پارامتر کنترل انعطاف پذیری در مکاشفه	q_0
۱		
۰/۱	مقدار فرومون اولیه	τ_{start}

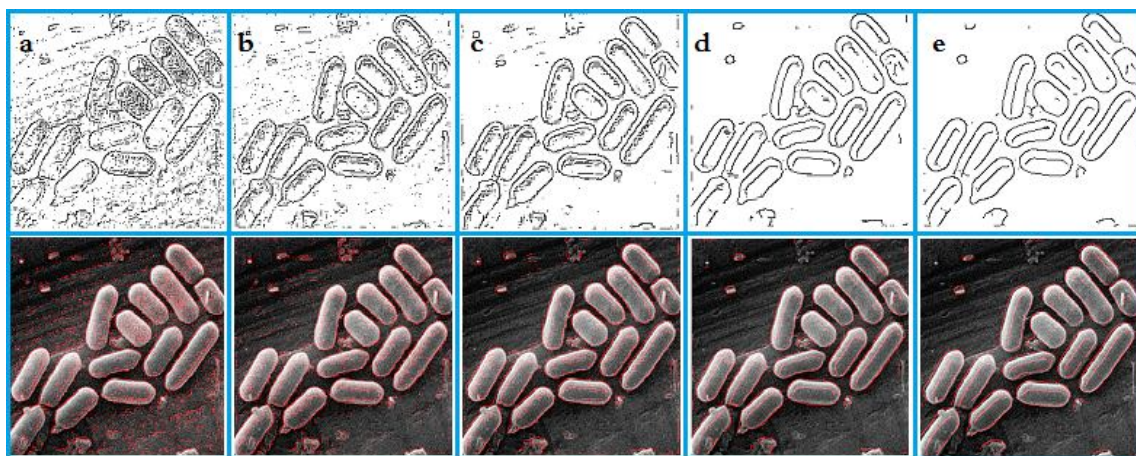
در شکل ۴ با افزایش این دو پارامتر، صحت و دقت تشخیص لبه قابل ملاحظه است.

متعلق به مسیر مورچه k و متناظر با مسیر پیموده شده است و در غیر این صورت (یعنی در صورت عدم تعلق) صفر خواهد بود. فرومون سراسری توسط برخی روش‌های پیشنهادی بروز می‌شود که ممکن است منطبق بر عملیات و هدف اصلی حل مسائل گوناگون نباشد. هدف هر مورچه تولید تنها یک مسیر برای لبه‌های جزئی در تصویر است. مجموع کار مورچه‌ها، یک ماتریس فرومون می‌سازد که قادر است به طور کامل لبه را آشکار نماید.

۵.۳. فرآیند تصمیم‌گیری

پارامترهای کنترل کننده عملکرد الگوریتم که در شناسایی پیکسل‌های لبه تأثیرگذار است، در جدول (۱) معرفی شده است. با تغییر پارامترهای N و q_0 به صورت صعودی شاهد لبه‌یابی دقیق‌تر تصاویر بودیم. این مقادیر نمی‌توانند همواره افزایش یابند، چراکه با افزایش آنها الگوریتم سیر همگرایی خود را از دست خواهد داد.

جدول (۱): مشخص کننده پارامترهای تأثیرگذار در شناسایی لبه‌های تصویر



شکل ۴: پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر تصویر اجتماع باکتری‌ها با تغییر (a) $q=0.1$ و $N=5$ (b) $q=0.3$ و $N=5$ (c) $q=0.5$ و $N=10$ (d) $q=0.7$ و $N=10$ (e) و $q=1$ و $N=20$

داشت و در بقیه اثری از بیماری نبود) اختصاص داده شده بود. تصاویر MR مغز از مرکز تصویربرداری McConnell، موسسه عصب‌شناسی مونترال (MNI) دانشگاه McGill [۲۱] دریافت شده است. ابعاد هر سه دسته تصویر دریافت شده به 250×250 پیکسل تبدیل شد تا الگوریتم در مدت زمان مشخص خروجی دهد. الگوریتم در شناسایی توده‌ها و بخش هدف تصویر از مجموع ۲۲۰ تصویر پزشکی در ۷ تصویر، بیماری را به درستی تشخیص نداد. از ۱۰۰ تصویری که بیماری در آنها وجود نداشت، در ۷ تصویر اشتباه کرد. جهت مقایسه سیستم و عملکرد خروجی آن از روش همپوشانی استفاده شده که بر مبنای آن لبه تصاویر

۶. نتایج عملی و یافته‌ها

الگوریتم پیشنهادی بر مجموعه‌ای از تصاویر پزشکی پیاده‌سازی شد. از میان تصاویر، ۹۰ تصویر شبکه چشم افراد مبتلا به دیابت (۴۰ فرد سالم و ۵۰ فرد مبتلا به دیابت) [۲۰]، ۸۰ تصویر MR تومورهای مغزی (۳۰ تصویر مربوط به افراد سالم و ۵۰ تصویر افراد دارای تومور) و ۵۰ تصویر هیستوپاتولوژی (سلول‌های سرطان خون، تصاویر ماموگرافی، تصاویر سرطان ریه و تصاویر میکروسکوپی که در مجموع در ۲۰ تصویر علائم بیماری وجود

که در آن TP تشخیص مثبت، TN تشخیص منفی، FP خطای مثبت و FN خطای منفی است. با محاسبه این پارامترها، حساسیت ۹۴/۱۶٪، ویژگی ۹۴/۰۰٪ و دقت برابر ۹۴/۹۰٪ به دست آمد. ضریب کاپا نشان دهنده میزان اطمینان به یک سیستم در عملکرد است که در معادله (۱۳) معرفی شده است.

$$Kappa = \frac{2(N_{TP}N_{TN} + N_{FN}N_{FP})}{C_R + C_L} \quad (13)$$

که در آن C_R و C_L مطابق (۱۴) و (۱۵) به دست می‌آیند:

$$C_R = (N_{TP} + N_{FN})(N_{TN} + N_{FP}) \quad (14)$$

$$C_L = (N_{TN} + N_{FP})(N_{TP} + N_{FP}) \quad (15)$$

مقدار این ضریب $Kappa = 0.88/0.79$ بدست آمده است که برای عملکرد سیستم مناسب است. در جدول (۲) ضرایب سه فاکتور به تفکیک تصاویر محاسبه شده است. در مجموعه شکل ۵، الگوریتم پیشنهادی بر تصویری از قفسه سینه اعمال شده است که در هر مرحله بر میزان نویز تصویر افزوده شده است و با این حال الگوریتم توانایی خود را در شناسایی صحیح لبه‌های تصویر به نمایش گذاشته است. در هر مرحله نویز ۴ برابر شده است، اما الگوریتم پیکسل‌های لبه را به درستی تشخیص داده است. برای پیاده سازی الگوریتم از محیط برنامه نویسی نرم افزار MATLAB استفاده شده و در اجرای عملیاتی سیستم با پردازنده Intel Core Due ۲GHz همراه با RAM برابر با ۲GB به کار گرفته شد. همگرایی در تکرار مناسب ۵۰ مرتبه حاصل آمد. این مقدار حداکثر تکرار برای دستیابی به خروجی ایده آل بوده، اما از طرفی با زمان اندک در تکرار های برابر با ۲۰ مرتبه خروجی مورد نظر بدست آمده است.

Ground Truth با لبه خروجی بدست آمده مقایسه شده است؛ به این ترتیب که پیکسل‌های لبه در هر یک از تصاویر بدست آمده شمارش شده و میزان مشابهت آن با استفاده از معادله (۹) مقایسه می‌گردد:

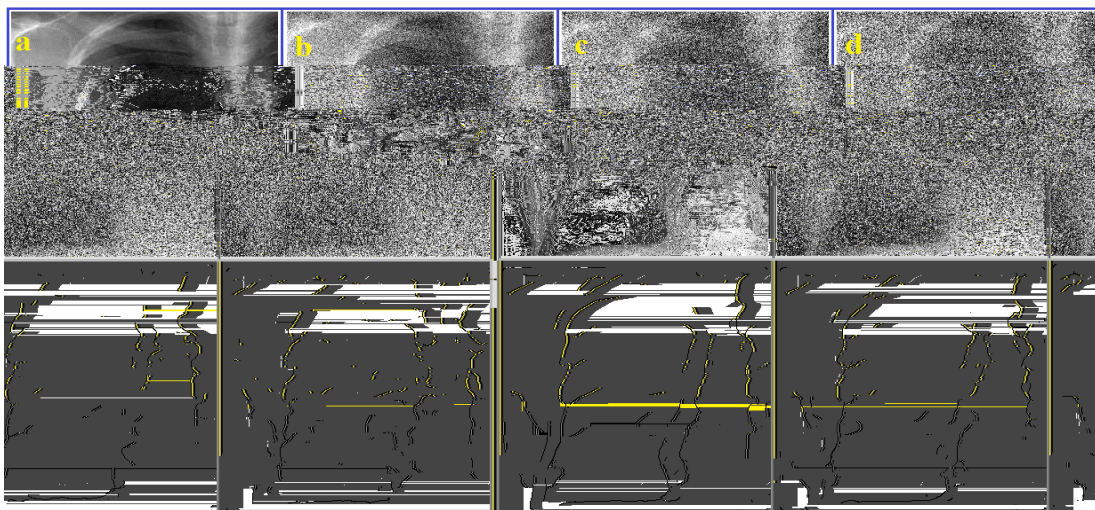
$$OvL = \frac{2|A \cap B|}{(|A| + |B|)} \quad (9)$$

در این معادله OvL میزان مشابهت، A تعداد پیکسل‌های لبه تصویر Ground Truth، B تعداد پیکسل‌های تصویر مورد بررسی و $|*|$ اندازه هر یک از مجموعه‌های هدف است. با انتخاب آستانه مناسب مشابهت بالاتر از ۰/۸ در خروجی این معادله می‌توان تصمیم گرفت که لبه مورد نظر بدون بخش بیماری در دسته فاکتور درستی مثبت و در صورت همراه بودن با بیماری در دسته فاکتور درستی منفی قرار می‌گیرد. در صورتی که تصویر با بخش بیماری همراه نباشد و میزان همپوشانی کمتر از ۰/۸ باشد، آنگاه تصویر در دسته فاکتور خطای مثبت و در غیر این صورت در دسته فاکتور خطای منفی قرار خواهد گرفت. سه فاکتور دقت (AC)، ویژگی (SP) و حساسیت (SE) که برای سنجش میزان صحت در تشخیص عملکرد یک سیستم معرفی شده‌اند، مطابق معادلات (۱۰) - (۱۲) محاسبه می‌شوند و برای ارزیابی سیستم به کار گرفته شدند:

$$Senestivity = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (10)$$

$$Specificity = \frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}} \quad (11)$$

$$Accuracy = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FN} + N_{TN} + N_{FP}} \quad (12)$$



شکل ۵: (a) تصویر اصلی که الگوریتم بر آن اعمال شده، (b) اضافه نمودن ۴٪ نویز به تصویر اصلی و شناسایی تصویر لبه با اندکی تغییر، (c) نویز به ۱۵٪ افزایش یافته و تصویر لبه در ستون پایین مشاهده می‌شود و (d) افزایش نویز تا ۶۰٪، اما کماکان لبه توسط الگوریتم پیشنهادی از تصویر دریافت شده است.

در هر یک از تصاویر خروجی میانگین متوازن دقت و حساسیت (F-Measure) بالاتر از ۰.۷۵ بوده که نمایانگر خروجی سیستم است. در زمان استخراج لبه تصاویر، یکی از فاکتورهای با اهمیت که می‌تواند در میزان دقت لبه واقعی تاثیرگذار باشد، فاکتور q است. با افزایش مقدار q ، لبه‌های واقعی‌تر از تصویر حاصل می‌آید.

جدول (۲): محاسبه سه فاکتور دقت، حساسیت و ویژگی الگوریتم

طبقه بندی	تعداد تصاویر	N_{FP}	N_{TP}	N_{TN}	N_{FN}
شبکه چشم	۴۰ تصویر طبیعی	۳	-	۳۷	-
افراد دیابتی	۵۰ تصویر غیر طبیعی	-	۴۸	-	۲
MRI مغز	۳۰ تصویر بدون تومور	۱	-	۲۹	-
تصاویر میکروسکوپی	۵۰ تصویر همراه با تومور	-	۴۷	-	۳
مجموع	۲۲۰ تصویر	۶	۱۱۳	۹۴	۷
دقت	۰.۹۴/۹۰				
حساسیت	۰.۹۴/۱۶				
ویژگی	۰.۹۴/۰۰				
ضریب کاپا	۰.۸۸/۷۹				

با این تفاوت که زمان عملکرد سیستم بیشتر است. اما در میزان ضریب کاپا از روش‌های MF و Zana ضعیفتر است. در جدول (۳) مقایسه با چند روش معتبر ارائه شده است. برخی دیگر از روش‌ها منحصراً بر روی برخی تصاویر خاص تمرکز داشته‌اند، به طور مثال Yousefi و همکارانش [۲۶] بر روی آشکار سازی موثر لبه و نیز جداسازی بخش بیماری توده‌های تصاویر MRI مغز و با تکیه بر الگوریتم ترکیبی MRF و الگوریتم اکتشافی کلونی مورچه صورت کار شده است. نتایج گزارش شده از روش آنها با دقتی معادل ۰.۸۵/۰۰ بوده و زمان پردازش الگوریتم به دلیل ترکیبی بودن نسبت به سایر روش‌ها بالاتر است.

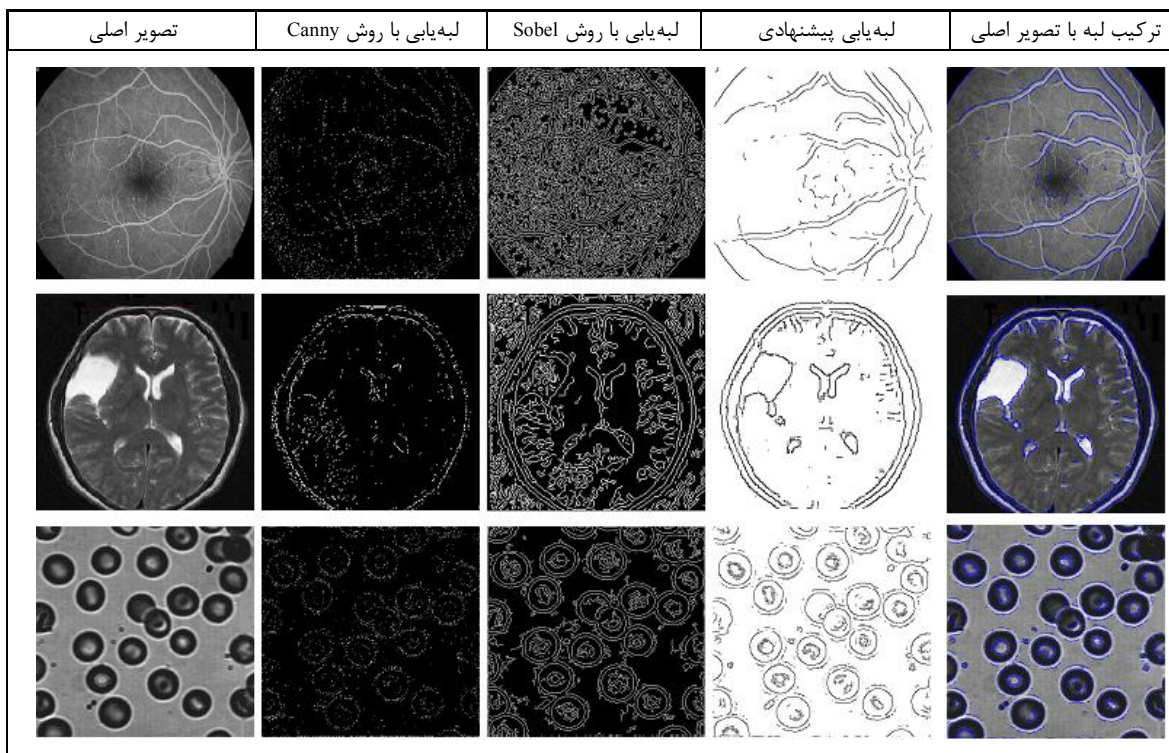
جدول (۳): مقایسه روش پیشنهادی با چند تکنیک معتبر

تکنیک	دقت (درصد)	ضریب کاپا	زمان (ثانیه)
MF/Ant [۲۲]	۰.۹۲/۹۳	۰.۹۳/۳۰	~۳۵
GMF [۲۳]	۰.۸۸/۵۰	۰.۷۵/۵۰	~۱۲
Kirsch [۲۴]	۰.۸۹/۳۹	۰.۸۶/۸۷	~۶
Sobel Operator	۰.۸۹/۳۶	۰.۷۵/۷۱	~۰.۲۶
Canny Operator	۰.۸۹/۵۱	۰.۷۴/۷۸	~۰.۲۸
Zana [۲۵]	۰.۹۴/۳۹	۰.۹۱/۷۴	نامعلوم
روش پیشنهادی	۰.۹۴/۹۰	۰.۸۸/۷۹	~۱۳

مجموعه شکل ۶ سیستم پیشنهادی با دو روش لبه‌یابی Canny و Sobel [۹][۱۰] که در مقالات معتبر به وفور استفاده می‌شوند، مقایسه شده است. پایین بودن میزان PPV و بالا بودن NPV سیستم (ضرایب اطمینان برای متخصص بالینی و بیمار)، ضامنی برای سیستم محسوب می‌شود که هم متخصص بالینی و هم بیمار می‌توانند به نرم افزار و خروجی آن تکیه کنند. جهت بالا بردن عملکرد سیستم تفکیک توده‌های سرطانی و همرا با بیماری و یا آسیب‌های پاتولوژیکی دو بحث باید مورد توجه باشد:

- (a) لبه یا چارچوب حاصل آمده در الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های پیشین از ضخامت کمتری برخوردار است؛ به همین دلیل از میزان خطای مثبت تا حد قابل ملاحظه‌ای کاسته خواهد شد، چرا که تحلیل لبه بدست آمده از بخش پاتولوژیکی تصویر این مزیت را به دنبال دارد که بتوان با استفاده از معادله همپوشانی پیکسلی به مرز واقعی‌تری از صحت در میزان مشابهت دست یافت.
- (b) به دلیل تغییر در انتخاب پارامترهای تاثیر گذار، نحوه بروز رسانی و نیز چارچوب متفاوت روند تکرار، نسبت به روش‌های مشابه، دقت افزایش یافته، زمان پردازش الگوریتم برای تصاویر با ابعاد بزرگتر و دستیابی به خروجی مناسب تر

اما نمی‌توان تا هر اندازه‌ای این مقدار را افزایش داد؛ چرا که برخی ویژگی‌های کلیدی لبه تصویر از بین خواهد رفت و از این رو مصالحه‌ای در انتخاب این فاکتور به وجود می‌آید. می‌توان برای انتخاب بهینه مقدار q از یک سیستم استنتاج فازی استفاده نمود تا برای هر تصویر یک روش مناسب ارائه گردد؛ به این دلیل که مقدار یا مقادیر مناسب q به ماهیت تصویر وابسته است. برای تصاویر مورد بررسی در این مقاله از مقادیر بازه [۱/۲-۱۰] استفاده شد. در برخی روش‌ها بر روی انتخاب این مقدار بحث نشده و از مقادیر ثابت استفاده شده است. اشکال عمده در انتخاب مقدار ثابت این فاکتور، استخراج نامناسب لبه در تصاویر نویزی و یا همراه با انفصال است. از دیگر روش‌های سنجش سیستم که بر اساس آن می‌توان به عملکرد الگوریتم پی برد، عامل زمان است. در مقایسه با MF/Ant [۲۲] که از دقت مناسبی در استخراج لبه تصاویر برخوردار است، زمان دستیابی به لبه کاهش یافته و حدوداً در ثلث این زمان عملیات لبه‌یابی انجام شده است. در مقایسه با روش GMF [۲۳] یا Kirsch [۲۴] که هر یک در مدت زمان اندک‌تری عملکرد داشته‌اند، دقت مورد نظر نبوده و از طرفی کیفیت لبه استخراج شده با برخی ایرادات مواجه است. سیستم در مقایسه با سیستم‌های قدرتمند دیگری که در لبه‌یابی تصاویر کاربرد دارند، دقت و زمان مناسب‌تری را ارائه می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با روش‌های لبه‌یابی نظیر فیلترهای Canny و Sobel از دقت بالاتری برخوردار است،



شکل ۶ مقایسه دو روش معروف لبه‌یابی با الگوریتم پیشنهادی که در این شکل از چپ به راست به ترتیب تصویر اصلی، لبه‌یابی Sobel، لبه‌یابی Canny، پیاده-سازی الگوریتم پیشنهادی و ترکیب آن با تصویر اصلی گنجانده شده است.

دادن دقت تشخیصی است. پایین بودن میزان PPV و بالا بودن NPV سیستم (به ترتیب ضرایب اطمینان برای متخصص بالینی و بیمار)، ضامنی برای سیستم محسوب می‌شود که هم متخصص بالینی و هم بیمار می‌توانند به نرم افزار و خروجی آن تکیه کنند.

چشمگیری داشته است. با در نظر گرفتن یک طبقه بند مناسب، نظیر سیستم‌های استنتاج فازی می‌توان تا حد قابل ملاحظه‌ای در انتخاب مناسب پارامترهای متغیر الگوریتم تأثیر گذاشت.

۷. نتیجه‌گیری

تغییرات گسترده در شدت روشنایی، فقدان مرزهای گسسته، وجود نویز و فشردگی در تصاویر پزشکی باعث شده است تا متخصصان بالینی گاهی در تشخیص صحیح بیماری‌ها و توده‌های مشکوک در بافت دچار خطا شوند. در این مقاله با تکیه بر الگوریتم بهینه‌سازی مورچه، لبه‌های تصاویر پزشکی و بخش‌های هدف با دقت برابر با ۹۴/۹۰٪، حساسیت ۹۴/۱۶٪ و ویژگی ۹۴/۰۰٪ شناسایی شدند. تصاویر از سه پایگاه داده پزشکی متفاوت دریافت شدند و شامل تصاویر شبکه‌ی چشم افراد دیابتی، تصاویر MRI مغز و تصاویر هیستوپاتولوژی بود. ضریب کاپای برابر با ۸۸/۷۹٪ نشان دهنده فاکتور اطمینان بالای سیستم در عملکرد است. با ساخت ماتریس فرامون و تغییر پارامترهای جستجو در الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه نسبت به روش‌های معمول لبه‌یابی و جداسازی بخشی از تصویر، نتایج بهتری حاصل شد. در آینده هدف نویسندگان ارتقای سیستم و افزایش

مراجع

- [۱] Beckers, R., Deneubourg, J.-L., Goss, S. and Pasteels, J. M. (۱۹۹۰). Collective decision making through food recruitment. *Insectes Soc.* ۳۷, ۲۵۸-۲۶۷.
- [۲] Bonabeau, E., Theraulaz, G., Deneubourg, J.-L., Aron, S. and Camazine, S. (۱۹۹۷). Self-organization in social insects. *Trends in Ecol. Evol.* ۱۲, ۱۸۸-۱۹۳, pp. ۱۰۰-۱۰۵, ۱۹۹۹.
- [۳] M. Dorigo, V. Maniezzo and A. Colomi, "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics—Part B*, Vol ۲۶, No. ۱, pp. ۲۹-۴۱, ۱۹۹۶.
- [۴] R.M.Haralick and L.S.Shapiro, *Computer Vision*, vol.1. Reading, MA: Addison-Wesley, ۱۹۹۲.
- [۵] D. Marr, E. Hildreth, "Theory of edge detection", *Proc. of Royal Society London*, B (۲۰۷): ۱۸۷-۲۱۷, ۱۹۸۰.
- [۶] J.Canny, "A computational approach to edge detection", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-۸, pp. ۶۷۹-۶۹۸, Nov. ۱۹۸۶.
- [۷] R. Machuca, "Finding edges in noisy scenes", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, ۳: ۱۰۳-۱۱۱, ۱۹۸۱.
- [۸] Gudmundsson, M.; El-Kwae, E.A.; Kabuka, M.R., "Edge detection in medical images using a genetic algorithm," *IEEE Trans. on medical imaging*, vol. ۱۷, pp. ۴۶۹-۴۷۴, ۱۹۹۸.
- [۹] Wei-Ying Ma and B. S. Manjunath, "EdgeFlow: A Technique for Boundary Detection and Image Segmentation," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. ۹, pp. ۱۳۷۵-۱۳۸۷, ۲۰۰۰.

- [۱۹] X. Zhuang, "Edge Feature Extraction in Digital Images with the Ant Colony System," IEEE International Conference in Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, ۲۰۰۴.
- [۲۰] A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. ۱۹, pp. ۲۰۳-۲۱۰, Mar. ۲۰۰۰.
- [۲۱] Yun Zhou, Sung-Cheng Huang, Shanglian Bao, Dean F.Wong. Parametric Imaging and Statistical Mapping of brain tumor in Ga-۶۷ EDTA Dynamic Pet Studies, IEEE, ۲۰۰۲.
- [۲۲] M. G. Cinsdikici, D. Aydın, "Detection of blood vessels in ophthalmoscope images using MF/ant (matched filter/ant colony) algorithm", computer methods and programs in biomedicine ۹(۶), pp. ۸۵-۹۵, ۲۰۰۹.
- [۲۳] S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, et al; "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters", *IEEE Trans. Med. Imaging* ۸(۳) pp. ۲۶۳-۲۶۹, ۱۹۸۹.
- [۲۴] H. Li, O. Chutatape; "Fundus image feature extraction", in Proceeding of the ۲۲nd IEEE Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, vol. ۱, pp. ۳۰۷۱-۳۰۷۳, ۲۰۰۰.
- [۲۵] F. Zana, J.C. Klein; "A multimodal registration algorithm of eye fundus images using vessels detection and Hough transform", *IEEE Trans. Med. Imaging* ۱۸(۵) pp. ۴۱۹-۴۲۸, ۱۹۹۹.
- [۲۶] S. Yousefi, R. Azmi and M. Zahedi. "Brain tissue segmentation in MR images based on a hybrid of MRF and social algorithms", *Medical Image Analysis*, Vol. ۱۶, pp. ۸۴۰-۸۴۸, ۲۰۱۲.
- [۲۷] A. Rezaee, "Extracting Edge of Images with Ant Colony," *Journal of Electrical Engineering*, vol. ۵۹, no. ۱, pp. ۵۷-۵۹, ۲۰۰۸.
- [۲۸] J. Tian, W. Yu, and S. Xie, "An Ant Colony Optimization Algorithm for Image Edge Detection," *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, ۲۰۰۸.
- [۲۹] H. Nezamabadi-pour, S. Saryzadi, and E. Rashedi, "Edge Detection Using Ant Algorithms," *Soft Computing*, vol. ۱۰, pp. ۶۲۳-۶۲۸, ۲۰۰۶.
- [۳۰] X. Zhuang and N. E. Mastorakis, "Edge Detection Based on the Collective Intelligence of Artificial Swarms," *Proceedings of the ۴th WSEAS International Conference on Electronic, Signal Processing, and Control*, ۲۰۰۵.
- [۳۱] D. Geman, S. Geman, C. Graffigne, and P. Dong, "Boundary detection by constrained optimization," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. ۱۲, no. ۷, pp. ۶۰۹-۶۲۸, Jul. ۲۰۰۷.
- [۳۲] A. Veronica Bateria and C. Oppus, "Image Edge Detection Using Ant Colony Optimization", *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, ۲, vol ۴, pp. ۲۵-۳۳ ۲۰۱۰.
- [۳۳] M. Holtzman-Gazit, D. Goldshe, and R Kimmel. Hierarchical segmentation of thin structure in volumetric medical images. In: *Medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI)*, Montreal; ۲۰۰۳.
- [۳۴] S.Venkatesan and Dr.S.Srinivasa Rao Madane,"Face Recognition System with Genetic Algorithm and ANT Colony Optimization" *International Journal of Innovation, Management and Technology*, Vol. ۱, No. ۵, December ۲۰۱۸, ۲۰۱۰.
- [۳۵] M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. ۱, pp. ۵۳-۶۶, ۱۹۹۷.