



دانشگاه کاشان
University of Kashan

مجله محاسبات نرم

SOFT COMPUTING JOURNAL

تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir



استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور برای آستانه‌گیری چندسطحی تصاویر سی‌تی‌اسکن مغز*

علی ارشقی^۱، دانشجوی دکتری، محسن عشوریان^{۲*}، دانشیار، لیلا قابلی^۱، استادیار

^۱ گروه مهندسی برق، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۲ گروه مهندسی برق، واحد اصفهان (خوراسگان)، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران.

اطلاعات مقاله

چکیده

تاریخچه مقاله:

دریافت ۲۸ آذر ماه ۱۴۰۰

پذیرش ۲۲ مرداد ماه ۱۴۰۱

کلمات کلیدی:

قطعه‌بندی تصویر

الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور

بهینه‌سازی

فرآیندکاری

بخش‌بندی تصاویر به فرآیند تقسیم کردن یک تصویر دیجیتال به چند بخش گفته می‌شود. هدف بخش‌بندی، ساده‌سازی و یا تغییر در نمایش یک تصویر به چیزی است که معنادارتر و هم برای تحلیل آسان‌تر است. روش‌های آستانه‌گذاری با داشتن پیچیدگی بسیار کمتر در مقایسه با روش‌های نوین مبتنی بر یادگیری عمیق همچنان کاربرد گسترده‌ای دارند. در این مقاله یک الگوریتم جدید آستانه‌گیری چندسطحی، برای قطعه‌بندی تصاویر سی‌تی‌اسکن مبتنی بر هیستوگرام ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی، آستانه‌گیری تصویر با استفاده از روش نوین الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور انجام شده است. در الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور فرآیند اکتشاف و بهره‌برداری با تعریف چند نوع لاشخور با توانایی‌های متفاوت حاصل می‌شود. آنتروپی به عنوان تابع برازندگی جهت قطعه‌بندی چندسطحی تصاویر با استفاده از الگوریتم لاشخور استفاده گردید. الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم بهینه‌سازی تکاملی یعنی الگوریتم ذرات و نوع بهبود یافته‌ای از الگوریتم ذرات که بر مبنای سیستم چندعاملی فازی می‌باشد، مقایسه شده است. این مقایسه بر روی یک مجموعه تصاویر سی‌تی‌اسکن بیانگر برتری روش پیشنهادی در توابع برازندگی به میزان متوسط ۸ درصد می‌باشد. علاوه بر این، مقدار کیفیت تصاویر بخش‌بندی شده بهبودی به طور متوسط در تصاویر دوبخشی حدود ۳ درصد و در تصاویر پنج‌بخشی به طور متوسط ۱۲ درصد بوده است.

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

۱. مقدمه

عملکردهای مغز همانند کنترل عضله، حواس، حافظه و دیگر عملکردهای معمول بدن را مختل می‌کند. تومورهای متشکل از سلول‌های سرطانی، تومور بدخیم و تومورهای تشکیل شده از سلول‌های غیرسرطانی، تومور یا غده خوش‌خیم نامیده می‌شوند [۱]. سلول‌های سرطانی شکل گرفته از بافت مغز تومورهای مغزی اولیه و تومورهای منتشر شده از دیگر بخش‌های بدن تومورهای مغزی ثانویه یا متاستازیک نامیده می‌شود.

تومور رشد غیرطبیعی سلول‌ها است. به طور معمول، سلول‌ها به روش منظم تکثیر شده و می‌میرند، بدین شکل که هر سلول

سرطان مغز یکی از بیماری‌های مغز است که در آن سلول‌های سرطانی در بافت مغز شکل می‌گیرد. سلول‌های سرطانی رشد می‌کنند و توده‌ای از بافت سرطانی (تومور) تشکیل می‌دهند که

* نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول

پست‌های (های) الکترونیک: ali.arshaghi@gmail.com (ارشقی)

ashourian@iaumajlesi.ac.ir (عشوریان)

lghabeli@gmail.com (قابلی)

نحوه ارجاع به مقاله: ارشقی، علی، عشوریان، محسن، قابلی، لیلا، «استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور برای آستانه‌گیری چندسطحی تصاویر سی‌تی‌اسکن مغز»، مجله محاسبات نرم، جلد ۱۰، شماره ۲، ص ۹۸-۱۰۹، پاییز و زمستان ۱۴۰۰.

سودمند است [۵، ۶]. هیستوگرام سطح خاکستری تصویر به عنوان ابزار کارآمدی برای توسعه الگوریتم‌های قطعه‌بندی تصویر مطرح شده است. هدف اصلی مشخص کردن یک آستانه موثر است. ساده‌ترین مساله در این زمینه آستانه‌گیری دوسطحی است که در آن یک دره جداکننده هیستوگرام وجود دارد و می‌توان تصویر را با آستانه‌گیری در این مقدار قطعه‌بندی کرد. این امر می‌تواند به تولید یک تصویر باینری کمک کند که در آن پیکسل‌هایی با سطح خاکستری بالاتر از آستانه، به یک کلاس و پیکسل‌هایی با سطح خاکستری پایین‌تر از آستانه، به کلاس دیگر تعلق دارند. مساله زمانی پیچیده‌تر می‌شود که با به کارگیری آستانه‌گیری چندسطحی، قطعه‌بندی را با جزئیات بیشتری انجام دهیم. در این حالت، قطعه‌بندی تصویر به یک مساله کلاس‌بندی چندکلاسی تبدیل می‌شود که در آن بر پایه آستانه‌های مشخص شده، پیکسل‌هایی که دارای سطوح خاکستری در یک دامنه خاص هستند، در کلاس‌های تعیین شده، گروه‌بندی می‌شوند. به طور معمول به دست آوردن موقعیت دقیق دره‌های جداکننده در هیستوگرام چندوجهی^۱ یک تصویر که بتوان به وسیله آنها قطعه‌بندی را به صورت موثری انجام داد، کار ساده‌ای نیست.

تاکنون برای قطعه‌بندی تصاویر توسط آستانه‌گیری، روش‌های مختلفی ارائه شده که بعضی از آنها در ابتدا برای قطعه‌بندی دو سطحی طراحی گردیده‌اند و بعدها به حالت چندسطحی تعمیم یافتند. در کل می‌توان رویکردهای آستانه‌گیری را به دو دسته پارامتریک و غیرپارامتریک تقسیم کرد. در رویکرد پارامتریک برای توزیع سطح خاکستری هر ناحیه یک توزیع گوسی در نظر گرفته می‌شود، سپس سعی بر یافتن تخمینی از متغیرهای توزیع گوسی است که با هیستوگرام بیش‌ترین مطابقت را داشته باشند [۷، ۸]. در رویکردهای غیرپارامتریک با استفاده از تعدادی معیار تفکیک‌کننده، سعی بر یافتن آستانه‌هایی است که نواحی سطح خاکستری تصویر را به صورت بهینه از یکدیگر تفکیک کنند. دسته دوم الگوریتم‌های آستانه‌گیری، در حقیقت الگوریتم‌های بهینه‌سازی هستند. بنابراین انتخاب تابع هدف یکی از مهمترین بخش‌های الگوریتم‌های دسته دوم محسوب می‌شود. از جمله

جدید جایگزین یک سلول از دست رفته می‌شود، اما بعضی اوقات سلول‌ها، غیرطبیعی رشد می‌کنند. در سرطان‌های جامد مانند سرطان مغز، سلول‌های غیرطبیعی، توده یا توده‌های تومور را تشکیل می‌دهند. در حالی که، در بعضی از سرطان‌ها، همانند سرطان خون، سلول‌های غیرطبیعی در خون ایجاد می‌شوند [۲]. سرطانی شدن سلول‌های مغزی، می‌تواند از جایی غیر از خود بافت مغز منشا بگیرد و از سایر بافت‌ها به مغز متاستاز دهد. به هر حال، تومورهای مغزی، در بافت مخ، مخچه، هیپوفیز، بصل النخاع، پرده مننژ، ساقه مغز و ... می‌تواند مشاهده گردد. تمامی تومورهای مغزی کشنده نیستند و حتی آنهایی که بدخیم هستند، می‌توانند کنترل و درمان شوند، البته در صورتی که به بافت‌های درگیر متاستاز نداده باشند. حتی در صورت گسترش و متاستاز تومور مغزی به سایر بافت‌ها، اگر درمان به گونه‌ای انجام شود که همه قسمت‌های تومور خارج شود، تومور مغزی قابل کنترل خواهد بود. تومور می‌تواند منجر به سرطان شود که یکی از علل اصلی مرگ و میر در جهان است [۱]. تشخیص اولیه تومور و تخمین پیشرفت آن بر اساس تصویر سی‌تی‌اسکن به پزشکان در کمک به نجات زندگی انسان‌ها یاری می‌رساند.

آشکارسازی دقیق و به موقع ناحیه تومور مغزی در انتخاب نوع درمان، میزان موفقیت آن و دنبال کردن روند بیماری در طول درمان تاثیر بسزایی دارد. الگوریتم‌های موجود برای تشخیص تومور مغزی از نظر عملکرد خوب روی تصاویر مغزی متنوع با کیفیت‌های مختلف، حساسیت پایین نتایج به متغیرهای معرفی شده در الگوریتم و همچنین تشخیص مطمئن تومورها در مراحل اولیه شکل‌گیری با مشکلاتی مواجه هستند [۳، ۴]. در این تحقیق یک روش بخش‌بندی چندسطحی برای آشکارسازی دقیق ناحیه تومور با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی در تصاویر سی‌تی‌اسکن ارائه شده است.

قطعه‌بندی تصویر به عنوان یک عمل پایه‌ای و مهم برای تحلیل معنادار و تفسیر تصاویر اکتسابی، مطرح شده و به طور معمول به صورت یک گام پیش‌پردازشی مهم در بسیاری از کاربردهای بینایی ماشین در نظر گرفته می‌شود که برای استخراج اشیا مورد نظر از یک تصویر، توسط جداسازی آنها از پس‌زمینه تصویر

^۱ Multimodal

در این مقاله برای آستانه‌گیری چندسطحی تصاویر از الگوریتم جدید بهینه‌سازی لاشخور [۸، ۹] و از شاخص آنتروپی به عنوان تابع هدف استفاده شده است. در ضمن کارایی روش پیشنهادی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی ذرات و بهینه‌سازی ذرات با سیستم فازی چندعاملی^۳ [۱۷-۱۹] مقایسه شده است. آنچنان که انتظار می‌رود الگوریتم لاشخور با توجه به قابلیت‌های خوب خود در ترکیب فرآیند جستجو و بهره‌برداری به نتایج بهتری می‌رسد.

ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش ۲ الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور توصیف شده و در بخش ۳ نحوه استفاده از این الگوریتم برای قطعه‌بندی بیان می‌شود. در بخش ۴ نتایج ارائه شده و در نهایت در بخش ۵ جمع‌بندی ذکر می‌گردد.

۲. مرور الگوریتم تکاملی استفاده شده

۲.۱. الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور

در روش بهینه‌سازی لاشخور هر ذره (که در اینجا یک لاشخور است)، دو بردار در فضای جستجو دارد که یکی بردار توانایی و دیگری بردار موقعیت است. موقعیت جدید هر لاشخور به این دو بردار بستگی دارد. لذا به منظور پیاده‌سازی این الگوریتم یک فضای جستجوی دوبعدی انتخاب شده است. بردارهای موقعیت L_i و توانایی C_i برای ذره i ام در فضای جستجوی دوبعدی به شرح زیر تعریف می‌شود [۲۲].

$$L_i = (l_{i_1}, l_{i_2}, l_{i_3}, \dots, l_{i_d}) \quad (1)$$

$$C_i = (c_{i_1}, c_{i_2}, c_{i_3}, \dots, c_{i_d}) \quad (2)$$

بهترین موقعیت ذره i ام، بردار $C_{i.best}^*$ است که به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$C_{i.best}^* = (c_{i_1}^*, c_{i_2}^*, c_{i_3}^*, \dots, c_{i_d}^*) \quad (3)$$

بهترین موقعیت کل ذرات، بردار $C_{g.best}^*$ است که در زیر نشان داده شده است.

$$C_{g.best}^* = (c_{g_1}^*, c_{g_2}^*, c_{g_3}^*, \dots, c_{g_d}^*) \quad (4)$$

معیارهایی که به عنوان تابع هدف برای این دسته از الگوریتم‌ها در نظر گرفته می‌شوند، می‌توان به بیشینه‌سازی معیار آنتروپی ثانویه [۹، ۴]، بیشینه‌سازی واریانس بین کلاسی [۱۰]، کمینه‌سازی خطای بیز [۱۱] و آستانه‌گیری براساس شاخص فازی و شباهت فازی [۱۲] اشاره کرد.

در مرجع [۱۳]، یک الگوریتم جدید بر پایه بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس (TLBO)^۱ به منظور آستانه‌گذاری چندسطحی تصاویر ارائه شده که در آن از معیار آنتروپی کاپور^۲ به عنوان تابع ارزیابی استفاده شده است. کارایی این روش روی تصاویر استاندارد مختلف ارزیابی و با الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات مقایسه شده است. نتایج قطعه‌بندی روی تصاویر مختلف نشان می‌دهد که الگوریتم یادگیری و تدریس از نقطه نظر مقدار تابع برازندگی، توابع نمایشگر کیفیت بخش‌های تقسیم شده و پایداری الگوریتم بر سایر روش‌ها غلبه کرده است. همچنین سرعت این الگوریتم از ژنتیک بیشتر و از ازدحام ذرات کمتر است. اشکال این روش در این است که نتایج در هر بار اجرای الگوریتم با اجرای بعدی لزوماً یکسان نخواهد بود. بنابراین در هر بار اجرا ممکن است نتایج متفاوتی به دست آید.

الگوریتم‌های تکاملی متنوعی در سال‌های اخیر مطرح و به کار گرفته شده‌اند [۱۴-۱۶]. الگوریتم‌های جدیدتر مانند الگوریتم ازدحام ذرات ضعیف‌هایی از جمله رفتار شدن در نقاط بهینه محلی و همگرایی زودرس دارند. در الگوریتم بهینه‌سازی ذرات فازی مبتنی بر سیستم‌های چندعاملی (MAFPSO)، دو رویکرد الگوریتم ذرات و سیستم‌های تعاملی در یک رویکرد ترکیبی جمع شده‌اند که از مزایای آن افزایش دقت و سرعت دستیابی به پاسخ بهینه است. علاوه بر این، در این روش برای بهبود نقاط ضعف الگوریتم ذرات، از نسخه بهبود یافته این الگوریتم استفاده می‌شود [۱۷]. از آنجایی که کارایی الگوریتم قطعه‌بندی می‌تواند بر بخش‌های بعدی سیستم‌های پردازش تصویر همچون سیستم تشخیص، تاثیر چشمگیری گذارد، بهبود همزمان سرعت و دقت این بخش همچنان از مباحث روز می‌باشد.

¹ Teaching-learning-based optimization

² Kapur Entropy

³ Multi Agent System

به صورت تجربی مشخص می‌شوند. مراحل الگوریتم لاشخور در زیر نشان داده شده است.

- خواندن تصویر از ورودی
- به دست آوردن هیستوگرام تصویر
- ارزیابی تابع هدف با محاسبه میزان هزینه یا برازندگی هر ذره
- اعمال الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور شامل
 - بررسی محدودیت ورودی اجرای شروط بله یا خیر و بررسی حالات شکار لاشخور
 - ثبت بهترین موقعیت برای هر ذره ($C_{i,best}^*$) و بهترین در بین کل ذرات ($C_{g,best}^*$)
 - به‌روزرسانی بردار موقعیت تمامی ذره‌ها
 - انتقال ذرات به موقعیت‌های جدید
 - بررسی همگرایی

با توجه به این که هر ذره در الگوریتم لاشخور دارای دو درجه توانایی بویایی و بینایی است، انتظار می‌رود این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌ها در حل مساله‌های بهینه‌سازی سرعت عمل بیشتری داشته باشد.

۳. روش پیشنهادی

هیستوگرام سطح خاکستری تصویر به عنوان ابزاری کارآمد برای توسعه الگوریتم‌های قطعه‌بندی تصویر مطرح شده است. هدف اصلی، مشخص کردن آستانه موثر است. مساله زمانی پیچیده‌تر می‌شود که با بکارگیری آستانه‌گیری چندسطحی، قطعه‌بندی با جزئیات بیشتری انجام شود. در این حالت، مساله قطعه‌بندی تصویر به یک مساله کلاس‌بندی چند کلاسی تبدیل می‌شود که در آن بر اساس آستانه‌های مشخص شده، پیکسل‌هایی که دارای سطوح خاکستری در یک دامنه خاص هستند در کلاس‌های تعیین شده، گروه‌بندی می‌شوند. تاکنون در زمینه قطعه‌بندی تصاویر توسط آستانه‌گیری، روش‌های مختلفی ارائه شده است که بعضی از آنها در ابتدا برای حالت دوسطحی طراحی شده‌اند و در ادامه به حالت چندسطحی تعمیم یافته‌اند. در رویکردهای

دقت کنید که به‌روزرسانی موقعیت هر ذره توسط روابط (۵) تا (۷) انجام می‌شود.

$$L_1(t) = \alpha_1 L_i(t-1) + \alpha_2 \times rand \times (C_{i,best}^* - C_i(t-1)) \quad (5)$$

$$L_2(t) = L_1(t) + \beta \times rand_1 \times (C_s(t) - C_i(t-1)) + (1 - \beta) \times rand_2 \times (C_v(t) - C_i(t-1)) + \gamma \times rand_1 \times (C_{g,best}^* - C_i(t-1)) + (1 - \gamma) \times rand_2 \times (C_{g,best}^* - C_i(t-1)) \quad (6)$$

$$L_i(t) = L_i(t-1) + C_i(t) \quad (7)$$

در این روابط، $L_i(t-1)$ بیانگر بردارهای توانایی و موقعیت در تکرار $t-1$ هستند. ضریب α_1 ضریب وزنی اینرسی (حرکت در مسیر خودی) است و نشان‌دهنده میزان تاثیر بردار توانایی تکرار قبلی یعنی $C_i(t)$ بر بردار توانایی در تکرار فعلی یعنی $C_i(t+1)$ می‌باشد. ضرایب β و α_2 ضرایب ثابت آموزش برای حرکت در مسیر بهترین مقدار ذره مورد بررسی و ضریب γ ضریب ثابت آموزش برای حرکت در مسیر بهترین ذره یافت شده در بین کل جمعیت، هستند. در ضمن C_s و C_v به ترتیب بیانگر توانایی بویایی و بینایی لاشخورها بوده و مقادیر $rand_1, rand_2$ و اعدادی تصادفی در بازه $[0,1]$ و دارای توزیع یکنواخت هستند.

به منظور به‌روزرسانی بردار توانایی هر ذره از روابط (۸) تا (۱۰) استفاده می‌شود [۲۲].

$$C_1(t) = \alpha_1 C_i(t-1) + \alpha_2 \times rand \times (C_{i,best}^* - L_i(t-1)) \quad (8)$$

$$C_2(t) = C_1(t) + \beta \times rand \times (C_s(t) - C_i(t-1)) + (1 - \beta) \times rand \times (C_v(t) - C_i(t-1)) + \gamma \times rand \times (C_{g,best}^* - L_i(t-1)) \quad (9)$$

$$C_i(t) = C_i(t-1) + L_i(t) \quad (10)$$

در این روابط، مقادیر $\alpha_1, \alpha_2, \beta$ و γ با در نظر گرفتن مساله و

استفاده می‌شود تا بهترین مقدار آستانه برای هر تصویر به دست آمده و تصاویر سرطان مغز قطعه‌بندی شوند.

۴. نتایج

در این مقاله از محیط نرم‌افزاری MATLAB برای شبیه‌سازی روش پیشنهادی و از مرجع Cancer Imaging Archive [۳۲] به عنوان پایگاه داده تصاویر مغزی استفاده شده است. همچنین تصاویر سرطان مغز با اندازه‌های یکسان (برابر ۵۱۲×۵۱۲) مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. برای این منظور، چند نمونه تصویر با درصد متفاوت پیشرفت تومور از تصاویر سرطان مغز انتخاب شده و مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، نتایج آن با برخی دیگر از الگوریتم‌های رایج در این زمینه، مانند الگوریتم ذرات [۳۱] و الگوریتم بهینه‌سازی ذرات فازی مبتنی بر سیستم‌های چندعاملی [۳۰، ۳۱]، مقایسه شده است. در این آزمایش‌ها تعداد ذرات الگوریتم پیشنهادی برابر با ۱۶ در نظر گرفته شده است. در ضمن، روش‌ها مورد مقایسه بر روی یک رایانه ۶۴ بیتی با پردازنده intel Core i2 دارای ۴ گیگابایت رم و توسط برنامه متلب ۲۰۱۹ شبیه‌سازی شده‌اند.

در جدول (۱) بهترین مقادیر آستانه به دست آمده از روش‌های مورد مقایسه، بر اساس آنتروپی برای کلیه تصاویر مورد بررسی برحسب مقدار پیکسل تصویر در حالت خاکستری تصویر، نشان داده شده است. این نتایج نشان می‌دهند، الگوریتم پیشنهادی لاشخور آستانه‌های دقیق‌تری به دست آورده است. در واقع با سطوح آستانه به دست آمده می‌توان تصویر را به طور عملی به 1 + c بخش با رنگ‌های متفاوت تقسیم و نتیجه بخش‌بندی را به شکل کیفی درک و مقایسه نمود. همچنین در اکثر مقاله‌های مربوط به آستانه‌گیری با الگوریتم‌های بهینه‌سازی، برای نشان دادن برتری الگوریتم ارائه شده نسبت به سایر الگوریتم‌ها مقدار تابع هدف را مورد سنجش قرار می‌دهند. در جدول (۲)، بهترین مقدار تابع هدف به دست آمده به وسیله روش‌های مورد مقایسه برای سطح آستانه‌گیری مختلف با اندازه‌گیری آنتروپی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در تمامی موارد الگوریتم لاشخور توانسته کیفیت بهتری را به نمایش بگذارد.

چندسطحی، محققان با استفاده از تعدادی معیار تفکیک‌کننده، سعی بر یافتن آستانه‌هایی دارند که نواحی سطح خاکستری تصویر را به شکل بهینه از یکدیگر تفکیک کنند. الگوریتم‌های آستانه‌گیری، در حقیقت الگوریتم‌های بهینه‌سازی هستند. فرآیند اجرای عملیات قطعه‌بندی را می‌توان به شکل زیر بیان نمود.

الف- خواندن تصویر از ورودی: در این مرحله تصویر خوانده می‌شود تا اطلاعات آن شامل حداقل و حداکثر سطح خاکستری (در حالت Double) که مقدار آن بین ۰ تا ۲۵۵ است، به دست آید.

ب- به دست آوردن هیستوگرام تصویر: بعد از خواندن تصویر هیستوگرام آن به دست می‌آید تا بررسی لازم صورت گیرد.

پ- محاسبه و استفاده از شاخص آنتروپی به عنوان تابع هدف: این معیار در روش‌های آستانه‌گذاری هیستوگرام، در ابتدا برای آستانه‌گیری دوسطحی ارائه شد و بعدها به حالت چندسطحی تعمیم یافت [۲۷]. فرض کنید L بیانگر تعداد سطوح خاکستری در تصویر است و این سطوح در بازه $[6, \dots, L-1]$ قرار دارند. اگر $h(i)$ بیانگر تعداد پیکسل‌هایی با سطح خاکستری i بوده و N نشان‌دهنده تعداد کل پیکسل‌های تصویر مفروض باشد، می‌توان احتمال خاکستری i ام را به شکل $p = \frac{h(i)}{N}$ تعریف کرد و وقتی $0 \leq i \leq L-1$ ، به عبارت دیگر، $N = \sum_{i=0}^{L-1} h(i)$ است. در مرجع [۲۸]، هدف یافتن c آستانه برای $[t_1, t_2, \dots, t_c]$ است به طوری که تابع هدف (معیار آنتروپی) که در رابطه (۱۱) آورده شده است، بیشینه شود.

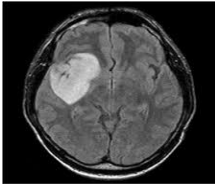
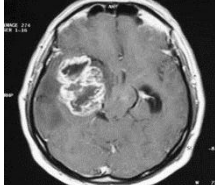
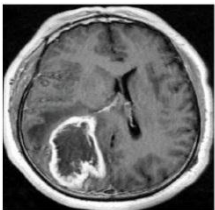
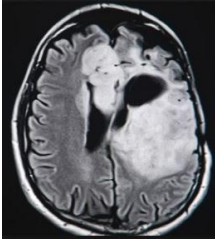
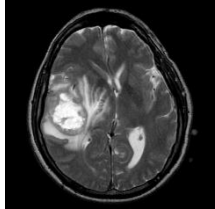
$$f([t_1, t_2, \dots, t_c]) = H_0 + H_1 + \dots + H_c \quad (11)$$

که در آن

$$\begin{aligned} w_0 &= \sum_{i=0}^{t_1-1} p_i, & H_0 &= - \sum_{i=0}^{t_1-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0} \\ w_1 &= \sum_{i=t_1}^{t_2-1} p_i, & H_1 &= - \sum_{i=t_1}^{t_2-1} \frac{p_i}{w_1} \ln \frac{p_i}{w_1} \\ w_c &= \sum_{i=t_c}^{L-1} p_i, & H_c &= - \sum_{i=t_c}^{L-1} \frac{p_i}{w_c} \ln \frac{p_i}{w_c} \end{aligned} \quad (12)$$

ت- اعمال الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور: بعد از خواندن و مشخص کردن هیستوگرام و تابع هدف، از الگوریتم بهینه‌سازی

جدول (۱): مقادیر سطح آستانه‌های بدست آمده برای الگوریتم چندعاملی ذرات فازی و الگوریتم ذرات و لاشخور

ردیف	تصویر	تعداد آستانه بهینه	لاشخور	ذرات	چندعاملی ذرات فازی
۱		۲	۲۱۴-۱۳۳	۲۱۵-۱۴۰	۲۰۸-۱۳۱
		۳	۲۱۴-۱۳۶-۹۹	۲۲۵-۱۵۵-۱۰۹	۲۲۷-۲۰۵-۱۴۱
		۵	۲۱۴-۱۷۴-۱۳۴-۷۵-۳۱	۲۲۱-۱۶۲-۱۳۴-۱۰۶-۹۳	۲۱۲-۱۷۷-۱۴۹-۸۰-۵۶
۲		۲	۲۰۹-۱۶۰	۲۰۸-۱۶۰	۲۱۳-۱۵۹
		۳	۱۶۲-۱۰۵-۴۲	۲۱۳-۱۷۷-۱۲۵	۱۹۵-۱۶۱-۱۰۰
		۵	۲۰۹-۱۶۳-۱۲۰-۷۸-۳۳	۲۳۸-۱۷۱-۱۳۶-۶۷-۳۳	۲۳۱-۲۱۴-۱۶۰-۱۲۷-۲۶
۳		۲	۱۵۲-۸۹	۱۵۷-۹۳	۱۵۶-۹۲
		۳	۲۰۲-۱۴۶-۸۷	۱۸۶-۱۴۶-۱۰۲	۲۱۲-۱۳۲-۸۶
		۵	۲۰۲-۱۴۶-۱۰۱-۶۰-۲۲	۲۱۲-۱۶۲-۱۰۲-۴۳-۱۹	۲۴۹-۱۹۳-۱۷۲-۱۵۰-۹۷
۴		۲	۱۷۷-۱۱۷	۱۷۴-۱۲۱	۱۶۹-۱۲۸
		۳	۱۸۲-۱۲۶-۶۲	۱۸۷-۱۳۰-۵۷	۱۵۷-۹۱-۴۹
		۵	۲۲۸-۱۸۱-۱۳۳-۸۵-۳۷	۲۲۴-۱۶۵-۱۳۳-۸۹-۶۲	۱۸۴-۱۶۵-۱۴۰-۱۰۱-۳۵
۵		۲	۱۷۱-۹۹	۱۷۴-۱۰۱	۱۷۵-۹۶
		۳	۲۱۰-۱۵۱-۹۳	۱۹۲-۱۵۳-۹۱	۲۲۲-۱۶۵-۸۶
		۵	۲۱۰-۱۵۳-۹۹-۵۲-۱۶	۲۲۵-۱۶۴-۱۲۴-۱۰۱-۸۱	۲۴۲-۲۲۸-۱۶۰-۱۱۱-۸۵

تصویر مفروض هستند. به هر حال، اندازه u در بازه $[0,1]$ قرار دارد و مقادیر بیشتر u حاکی از کیفیت بهتر تصویر آستانه‌گیری شده است. جدول (۳) مقدار یکنواختی به دست آمده با استفاده از سه الگوریتم بهینه‌سازی مورد مقایسه را روی چند نمونه از تصاویر قطعه‌بندی شده سرطان مغز نشان می‌دهد. در مقدار آستانه‌های دو و سه و پنج‌سطحی برای هر کدام از تصاویر مورد بررسی، اندازه یکنواختی الگوریتم پیشنهادی لاشخور نسبت به الگوریتم‌های چندعاملی ذرات فازی و الگوریتم ذرات نتایج بهتری را نشان می‌دهد.

قضاوت کمی در مورد فرآیند قطعه‌بندی برای ایجاد تصاویر آستانه‌گیری شده، توسط معیار «اندازه یکنواختی» انجام می‌شود که این معیار در رابطه (۱۳) تعریف شده است [۳۳].

$$u = 1 - 2c \frac{\sum_{j=0}^c \sum_{i \in R_j} (f_i - \mu_i)^2}{N(f_{max} - f_{min})^2} \quad (13)$$

در این رابطه، c برابر تعداد آستانه‌ها، R_j بیانگر j امین ناحیه قطعه‌بندی شده، N برابر تعداد کل پیکسل‌های تصویر، f_i سطح خاکستری پیکسل i ، μ_i میانگین سطح خاکستری پیکسل i در ناحیه j ، f_{min} کمینه و f_{max} بیشینه سطح خاکستری پیکسل‌ها در

است. در این شکل می توان مشاهده کرد که الگوریتم پیشنهادی توانسته در مقایسه با روش های دیگر، نتایج قطعه بندی بهتری را به دست آورد که این نتایج با مقادیر بالاتر u در هر مورد نشان داده شده است. به سادگی مشاهده می شود که برای ۵ آستانه، کیفیت قطعه بندی بهتر است. این نتیجه بصری، توسط مقادیر گزارش شده u (بر مبنای رابطه (۱۳)) در جدول (۳) پشتیبانی می شود که در آن هر چه تعداد آستانه ها بیشتر باشد مقدار u نیز بالاتر خواهد بود.

۴.۱. معرفی معیار ارزیابی کیفیت تصویر

در این بخش به معرفی معیارهای ارزیابی کیفیت تصاویر پرداخته می شود. اولین معیار ارزیابی، نسبت سیگنال به نویز است. برای محاسبه این معیار، ابتدا اختلاف بین دو تصویر به روش MSE^1 محاسبه می شود.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (14)$$

سپس مقدار بیشینه سیگنال به نویز با توجه به ۸ بیتی بودن تصاویر به صورت زیر تعریف می شود.

$$PSNR = 10 \times \log \frac{255^2}{MSE} \quad (15)$$

معیار بعدی، شباهت ساختاری است که بر اساس ساختار تصاویر طبیعی ارائه شده است. ساختار تصاویر طبیعی به این گونه است که پیکسل ها وابستگی زیادی به پیکسل های مجاور خود دارند و این وابستگی اطلاعات مهمی را درباره ساختار اشیاء در تصویر دربردارد. با محاسبه این معیار در رابطه (۱۶)، میزان شباهت ساختاری در همسایگی هر پیکسل جداگانه محاسبه می شود.

$$SSIM(I, \hat{I}) = \left(\frac{2\mu_I \mu_{\hat{I}} + c_1}{\mu_I^2 + \mu_{\hat{I}}^2 + c_1} \right)^\alpha \times \left(\frac{2\sigma_I \sigma_{\hat{I}} + c_2}{\sigma_I^2 + \sigma_{\hat{I}}^2 + c_2} \right)^\beta \times \left(\frac{\sigma_{I\hat{I}} + c_3}{\sigma_I \sigma_{\hat{I}} + c_3} \right)^\gamma \quad (16)$$

جدول (۲): بررسی مقایسه ای مقادیر تابع هدف برای ۳ الگوریتم

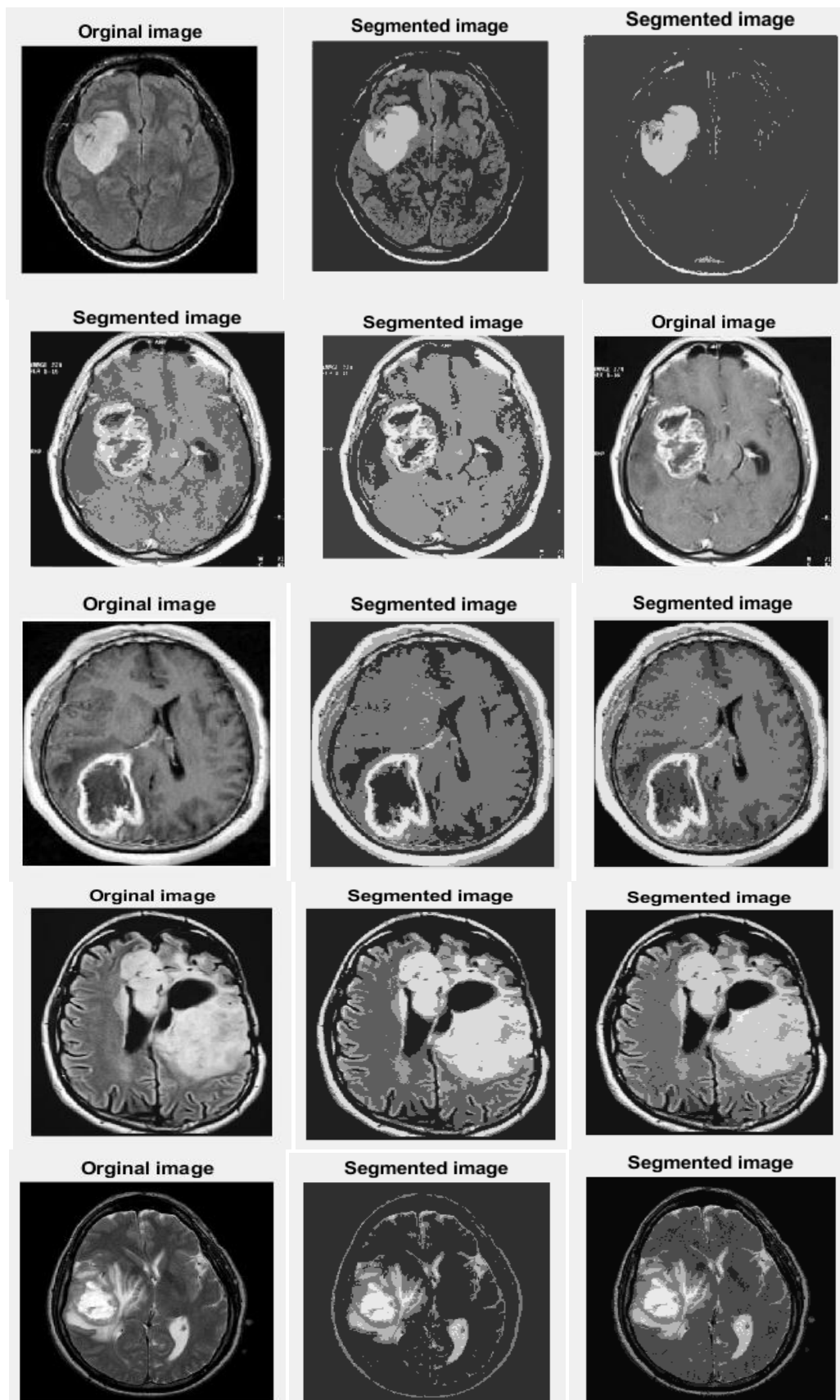
تصویر	تعداد آستانه بهینه	لاشخور	ذرات	چندعاملی ذرات فازی
۱	۲	۱۱/۵۶۷۴	۱۱/۴۸۵۴	۱۱/۴۹۱۲
	۳	۱۴/۴۰۴	۱۴/۱۳۱۹	۱۳/۸۲۳۹
	۵	۲۰/۱۷۸	۱۹/۲۷۶۸	۱۹/۴۵۵۷
۲	۲	۱۱/۹۸۹۱	۱۱/۹۸۸۸	۱۱/۹۷۸۱
	۳	۱۵/۱۳۰۲	۱۴/۸۲۱۸	۱۴/۸۶۸۹
	۵	۲۱/۱۳۸۳	۲۰/۳۱۸۲	۲۰/۰۴۷۷
۳	۲	۱۲/۷۲۲۱	۱۲/۷۱۳۱	۱۲/۷۱۵۶
	۳	۱۵/۹۸۳۹	۱۵/۸۳۶۶	۱۵/۵۸۶۵
	۵	۲۱/۷۲۷۳	۲۱/۳۶۴۴	۱۹/۹۶۳۸
۴	۲	۱۱/۹۱۱۲	۱۱/۸۹۹۰	۱۱/۸۱۴۲
	۳	۱۴/۸۷۲۳	۱۴/۸۵۹۹	۱۴/۸۳۸۱
	۵	۲۱/۰۰۱۱	۲۰/۵۱۹۸	۲۰/۲۰۳۵
۵	۲	۱۱/۴۱۹۹	۱۱/۴۱۵۳	۱۱/۴۱۴۲
	۳	۱۴/۶۲۷۶	۱۴/۵۲۰۱	۱۴/۳۹۹۴
	۵	۱۹/۷۷۷۳	۱۹/۷۳۴۸	۱۹/۰۴۶۴

جدول (۳): بررسی مقایسه ای اندازه یکنواختی برای ۳ الگوریتم

تصویر	تعداد آستانه بهینه	لاشخور	ذرات	چندعاملی ذرات فازی
۱	۲	۰/۸۲۷۶۹	۰/۸۲۶۵۴	۰/۸۳۱۷۴
	۳	۰/۷۴۴۰۱	۰/۸۲۶۴۱	۰/۷۴۰۰۲
	۵	۰/۹۷۸۷۲	۰/۸۴۲۳۱	۰/۹۶۵۰۲
۲	۲	۰/۸۳۹۲	۰/۸۳۹۲۱	۰/۸۴۰۵
	۳	۰/۹۷۷۲۴	۰/۹۳۰۹۵	۰/۹۷۰۷۳
	۵	۰/۹۸۵۱۹	۰/۹۷۹۰۳	۰/۹۵۴۴۳
۳	۲	۰/۹۶۰۷۱	۰/۹۵۹۵۱	۰/۹۵۹۹۷
	۳	۰/۹۵۶۱۸	۰/۹۳۶۶۶	۰/۹۵۴۲۸
	۵	۰/۹۷۸۴	۰/۹۷۴۹۵	۰/۹۱۲۰۸
۴	۲	۰/۹۴۲۱۸	۰/۹۳۷۰۲	۰/۹۲۷۷۵
	۳	۰/۹۸۳۴۹	۰/۹۸۲۸۴	۰/۹۷۸۴
	۵	۰/۹۸۲۳۶	۰/۹۷۸۷۷	۰/۹۷۸۷۷
۵	۲	۰/۸۹۸۳۳	۰/۸۹۵۰۳	۰/۸۹۸۵۹
	۳	۰/۸۵۶۱۷	۰/۸۶۰۹۴	۰/۸۶۸۶۷
	۵	۰/۹۸۵۸۲	۰/۸۰۷۳۹	۰/۷۸۹۴۲

برای بیان بصری نتایج قطعه بندی، چند نمونه تصاویر قطعه بندی شده سرطان مغز با ۳ و ۵ آستانه در شکل (۱) نشان داده شده

¹ Mean Square Error



شکل (۱): از سمت چپ ستون اول شکل استاندارد تصاویر، ستون دوم و سوم تصاویر قطعه‌بندی شده به ترتیب با ۳ و ۵ آستانه توسط الگوریتم پیشنهادی

شبهات بین دو تصویر X و Y می‌باشد. تابع S_{GM} تابع شبهات گرادبان تصویر با استفاده از پیکسل‌های افقی و عمودی دو تصویر اصلی و بازیابی شده و تابع S_{PC} تابع شبهات تناسب فاز می‌باشد. همچنین در این رابطه، Ω میانگین مجموع دامنه مکانی تصویر در نظر گرفته می‌شود. به هر حال، معیار FSIM در بازه $[0,1]$ تعریف شده و نزدیک بودن این معیار به یک نشان‌دهنده کیفیت بالای تصویر حذف نویز شده است.

۴.۲. مقایسه معیار ارزیابی کیفیت تصویر

در جدول (۴) مقادیر بیشینه سیگنال به نویز (PSNR)، شاخص تشابه تصاویر (SSIM) و شاخص تشابه تصویر بر مبنای ویژگی (FSIM) که سه شاخص کیفی تصویر می‌باشند، مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. همان‌طوری که در بخش قبل درباره مقادیر تابع هدف بررسی شد، در اکثر مقاله‌های آستانه‌گیری با الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای بیان برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌ها متغیرهایی مانند PSNR، SSIM، FSIM و مورد سنجش قرار گرفته و با استفاده از این سه متغیر، تصاویر قطعه-بندی شده برای سطوح مختلف آستانه‌گیری به دست می‌آیند.

در رابطه (۱۶)، μ_I و σ_I به ترتیب میانگین و انحراف معیار تصویر اصلی، μ_I و σ_I میانگین و انحراف معیار تصویر فشرده شده، σ_{II} همبستگی متقابل بین دو تصویر I و I هستند. در ضمن متغیرهای α ، β و γ برای وزندهی توابع استفاده می‌شوند. اعداد c_1 ، c_2 و c_3 ثابت‌های کوچک مثبتی هستند که برای جلوگیری از ناپایداری محاسباتی (زمانی که مخرج کسر عدد کوچکی است) بکار می‌روند. مقدار متغیرهای α ، β و γ در اغلب موارد برای سادگی یک در نظر گرفته می‌شوند.

معیار بعدی، شبهات ویژگی است که مبتنی بر شبهات ساختاری است و از شبهات ویژگی‌های سطح پایین تصویر، برای مقایسه بین تصویر مرجع و تصویر حذف نویز شده، بهره می‌برد. این معیار از دو جزء تناسب فاز (PC) و مقدار گرادبان تصویر (GM) استفاده می‌کند. مقدار PC تغییرات شدت، برای دریافت ویژگی‌ها در بیشینه فاز را مشخص می‌کند. این معیار به صورت رابطه (۱۷) تعریف می‌شود.

$$FSIM = \frac{\sum_{p \in \Omega} S_L(X, Y) \times \max(PC_1(X, Y), PC_2(X, Y))}{\sum_{p \in \Omega} \max(PC_1(X, Y), PC_2(X, Y))} \quad (17)$$

در این رابطه، $S_L(X, Y) = S_{PC}(X, Y) \times S_{GM}(X, Y)$ تابع

جدول (۴): مقایسه کیفیت بخش‌های تقسیم شده در سه حالت ۲ و ۳ و ۵ بخشی برای سه الگوریتم

چند عاملی ذرات فازی			الگوریتم ذرات			الگوریتم لاشخور			تعداد آستانه بهینه	تصویر
FSIM	SSIM	PSNR	FSIM	SSIM	PSNR	FSIM	SSIM	PSNR		
۰/۵۷۴۰۶	۰/۲۷۷۵۱	۱۴/۰۹۹۳	۰/۵۶۲۰۸	۰/۲۶۵۰۸	۱۳/۷۹۳۱	۰/۵۷۲۰۴	۰/۲۷۳۹۹	۱۴/۰۱۸۹	۲	۱
۰/۵۶۲۶۳	۰/۲۶۴۵۲	۱۳/۷۲۴۴	۰/۵۸۸۴۲	۰/۳۳۷۲۳	۱۵/۶۱۲۸	۰/۵۸۱۲۵	۰/۲۷۸۷۲	۱۴/۰۵۵۷	۳	
۰/۷۲۳۴۷	۰/۴۶۶۱	۲۱/۴۸۸۶	۰/۶۸۲۴۶	۰/۴۱۹۰۸	۱۷/۴۲۹۴	۰/۷۷۸۵	۰/۴۹۶۸۹	۲۴/۹۲۲	۵	
۰/۶۳۱۰۹	۰/۵۳۳۱۴	۱۳/۸۹۸۱	۰/۶۲۷۷۳	۰/۵۳۵۵۲	۱۳/۸۶۵۷	۰/۶۲۹۰۷	۰/۵۳۵۵۱	۱۳/۸۶۵۱	۲	۲
۰/۷۱۰۱	۰/۷۲۱۲۳	۲۱/۲۱۷۲	۰/۶۸۴۲۹	۰/۶۴۷۳۵	۱۸/۳۶۰۹	۰/۷۱۹۲۸	۰/۷۸۸۹۸	۲۴/۰۹۶	۳	
۰/۷۶۷۶۶	۰/۷۵۲۵۷	۲۳/۱۰۹۳	۰/۷۹۷۳۲	۰/۷۸۷۹	۲۵/۲۳۵۲	۰/۸۳۲۲۱	۰/۸۴۷۰۴	۲۸/۰۸۵۳	۵	
۰/۶۴۴۱۴	۰/۵۸۰۵۷	۱۹/۱۵۹۸	۰/۶۴۴۳۱	۰/۵۸۰۰۶	۱۹/۰۸۳۳	۰/۶۴۲۱۸	۰/۵۸۱۳۵	۱۹/۱۹۲۷	۲	۳
۰/۷۲۰۶۳	۰/۵۹۵۳۱	۲۰/۳۵۳۴	۰/۶۷۸۵۲	۰/۵۹۸۸۵	۱۹/۶۲۱۲	۰/۷۱۹۱۲	۰/۶۲۶۳۱	۲۰/۷۰۰۳	۳	
۰/۷۱۷۳۹	۰/۶۲۱۲۱	۲۰/۱۶۷۱	۰/۸۰۸۳۸	۰/۷۴۷۶۹	۲۵/۰۹۴۵	۰/۸۱۶۶۷	۰/۷۷۲۹۱	۲۵/۹۵۸۸	۵	
۰/۶۳۰۴۶	۰/۵۸۵۵۷	۱۶/۹۷۲۷	۰/۶۴۱۳۹	۰/۵۹۸۹۱	۱۷/۴۷۷۹	۰/۶۴۴۷۸	۰/۶۰۳۵۴	۱۷/۸۰۷۷	۲	۴
۰/۷۳۹۵۵	۰/۷۸۲۵۰	۲۴/۱۷۹۱	۰/۷۶۰۱۵	۰/۷۸۲۵۶	۲۴/۴۱۵۲	۰/۷۵۹۴	۰/۷۸۱۳۶	۲۴/۳۷۵۸	۳	
۰/۸۲۲۹۹	۰/۸۳۵۷۱	۲۵/۹۷۳۴	۰/۸۰۵۶۹	۰/۸۰۹۵۲	۲۵/۸۳۷۸	۰/۸۳۳۹۷	۰/۸۴۴۶۵	۲۷/۷۴۸۴	۵	
۰/۶۶۵۷۰	۰/۳۶۴۵۵	۱۶/۶۵۴۲	۰/۶۶۶۷۲	۰/۳۶۰۸۵	۱۶/۲۷۲۶	۰/۶۶۹۲۶	۰/۳۶۴۰۲	۱۶/۴۱۲۹	۲	۵
۰/۶۷۸۸۸	۰/۳۷۹۳۴	۱۷/۴۲۹۰	۰/۶۹۷۱۹	۰/۳۸۵۹۶	۱۷/۰۸۵	۰/۶۹۲۸۴	۰/۳۸۳۰۲	۱۶/۹۴۴۱	۳	
۰/۷۲۷۰۳	۰/۴۰۷۵۲	۱۷/۶۶۸۴	۰/۷۴۸۴۷	۰/۴۲۱۲۱	۱۸/۰۹۲۵	۰/۸۴۶۰۶	۰/۵۴۸۵	۲۷/۳۹۰۹	۵	

آزمایش‌ها، برتری عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها که برای قطعه‌بندی تصویر استفاده می‌شوند، اثبات گردید. محاسبه زمان اجرای فرآیند بخش‌بندی برای ۵ تصویر نمونه نشان داد که الگوریتم لاشخور حداقل ۳۰ درصد زمان محاسبه کمتری نیاز دارد. بار محاسباتی کمتر الگوریتم لاشخور که ناشی از همگرایی سریع‌تر آن می‌باشد امکان استفاده عملی از آن را میسر می‌نماید. استفاده از بخش‌بندی مبتنی بر الگوریتم لاشخور برای دیگر تصاویر پزشکی می‌تواند یکی از زمینه‌های ادامه کار فعلی باشد. همچنین انتخاب بهینه تعداد بخش‌های لازم و استفاده از متغیرهای کیفی مبتنی بر نظر افراد خبره برای بخش‌بندی، می‌تواند به عنوان زمینه‌های تحقیقاتی دیگری در این حوزه در نظر گرفته شود.

جدول (۵): زمان انجام فرآیند بخش‌بندی در سه روش برحسب ثانیه

تصویر	تعداد آستانه بهینه	لاشخور	ذرات	چندعاملی ذرات فازی
۱	۲	۰/۱۹۳	۰/۳۵۸	۰/۷۵۲
	۳	۰/۲۱۵	۰/۳۷۹	۰/۷۵۸
	۵	۰/۲۵۷	۰/۴۲۱	۰/۹۶۲
۲	۲	۰/۱۸۹	۰/۳۵۲	۰/۷۵۲
	۳	۰/۲۱۴	۰/۳۷۴	۰/۸۱۷
	۵	۰/۲۵۶	۰/۴۱۵	۰/۹۱۵
۳	۲	۰/۱۸۸	۰/۳۵۳	۰/۷۵۳
	۳	۰/۲۱۰	۰/۳۷۴	۰/۸۱۳
	۵	۰/۲۵۶	۰/۴۱۵	۰/۸۱۰
۴	۲	۰/۱۸۴	۰/۳۵۴	۰/۷۲۱
	۳	۰/۲۰۸	۰/۳۷۳	۰/۷۷۵
	۵	۰/۲۵۳	۰/۴۴۱	۰/۸۷۶
۵	۲	۰/۱۸۶	۰/۳۵۸	۰/۷۲۰
	۳	۰/۲۱۰	۰/۴۰۱	۰/۷۷۶
	۵	۰/۲۶۱	۰/۴۲۰	۰/۸۷۶

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

از آنجایی که روش پیشنهادی از الگوریتم بهینه‌سازی لاشخور برای جستجوی فضای حالت استفاده می‌کند و این الگوریتم هم به نوبه خود از دو نوع مختلف جستجو شامل جستجوی محدود (محدوده جستجو شده توسط یک لاشخور) و نامحدود (گستره وسیع جستجو شده توسط لاشخورهای بوقلمونی و درنده) بهره می‌برد، در نتیجه احتمال یافتن بهینه اصلی به مراتب افزایش می‌یابد و سبب بهبود نتایج می‌شود. این امر به وسیله داده‌های جدول (۴) که نشان‌دهنده کیفیت بیشتر تصاویر روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش دیگر است، تایید شده است. در واقع، در آستانه‌های دو و سه و پنج‌سطحی برای هر کدام از تصاویر مورد بررسی، مقادیر متغیرهای کیفیت بخش‌های تقسیم شده در الگوریتم لاشخور نسبت به دو الگوریتم دیگر نتایج بهتری را نشان می‌دهد. در ضمن، شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که با تکرار الگوریتم پیشنهادی برای تمامی تعداد جمعیت‌ها بهترین موقعیت ذره (لاشخور) سریع‌تر از سایر الگوریتم‌ها به دست می‌آید. دقت داشته باشید که موقعیت بهتر همان تعداد آستانه‌های بهینه برای هر تصویر است. جدول (۵) مقایسه‌ای بین مدت زمان انجام عملیات برحسب ثانیه برای الگوریتم‌های مورد آزمایش را نشان می‌دهد.

۵. نتیجه‌گیری و کارهای آتی

در این مقاله، استفاده از الگوریتم لاشخور به منظور ارائه روشی جدید برای آستانه‌گیری چندسطحی تصاویر سی‌تی‌اسکن مغز پیشنهاد شده است. همچنین تصاویر نمونه‌ای همراه با سطوح آستانه استخراجی جهت مقایسه کیفی نمایش داده شدند. میزان کارایی الگوریتم لاشخور برای قطعه‌بندی تصاویر با الگوریتم چندعاملی ذرات فازی و الگوریتم ذرات بر روی چندین تصویر محک مورد آزمایش قرار گرفت. برای این منظور، شاخص‌های مختلفی در حالت‌های ۲ تا ۵ سطحی مورد استفاده قرار گرفتند. این شاخص‌ها میزان برازندگی تابع هدف در فرآیند بهینه‌سازی و متغیرهای کیفیت نواحی بخش‌بندی شده بودند. در نتیجه این

- [1] Wirsching H.G. and Weller M., "Basics of Brain Tumor Biology for Clinicians," In *Neurorehabilitation in Neuro-Oncology*, pp. 7-19. Springer, Cham, 2019, https://doi.org/10.1007/978-3-319-95684-8_2.
- [2] Faisal A., Parveen S., Badsha S., Sarwar H., and Reza A. W., "Computer assisted diagnostic system in tumor radiography," *Journal medical system*, 37: 1-10, 2013, <https://doi.org/10.1007/s10916-013-9938-3>.
- [3] Mittal K., Shekhar A., Singh P., and Kumar M., "Brain Tumour Extraction using Otsu Based Threshold Segmentation," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 7: 159-163, 2017, <http://dx.doi.org/10.23956/ijarcsse/V7I4/0145>.
- [4] Chouksey M., Jha R. K., Sharma R., "A fast technique for image segmentation based on two Meta-heuristic algorithms," *Multimedia Tools and Applications*, 79: 19075-19127, 2020, <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08138-3>.
- [5] Arshaghi A., Ashourian M., and Ghabeli L., "Feature selection based on buzzard optimization algorithm for potato surface defects detection," *Multimedia Tools and Applications*, 79: 26623-26641, 2020, <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09236-3>.
- [6] Arshaghi A., Ashourian M., and Ghabeli L., "Detection of Skin Cancer Image by Feature Selection Methods Using New Buzzard Optimization (BUZO) Algorithm," *Traitement du Signal*, 37(2): 81-194, 2020, <http://dx.doi.org/10.18280/ts.370204>.
- [7] Golpardaz M., Helfroush M. S., and Danyali H., "A new conditional random field based on mixture of generalized Gaussian model for synthetic aperture radar image segmentation," *International Journal of Remote Sensing*, 42(12): 4739-4757, 2021, <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1899336>.
- [8] Wang X., Pan J.-S., and Chu S.-C., "A Parallel Multi-Verse Optimizer for Application in Multilevel Image Segmentation," *IEEE Access*, 8: 32018-32030, 2020, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2973411>.
- [9] Alwerfali H. S. N., Al-qaness M. A. A., Elaziz M. A., Ewees A. A., Oliva D., and Lu S., "Multi-Level Image Thresholding Based on Modified Spherical Search Optimizer and Fuzzy Entropy," *Entropy*, 22(3): 328, 2020, <https://doi.org/10.3390/e22030328>.
- [10] Abdel-Basset M., Chang V., Mohamed R., "A novel equilibrium optimization algorithm for multi-thresholding image segmentation problems," *Neural Computing and Applications*, 33: 10685-10718, 2021, <https://doi.org/10.1007/s00521-020-04820-y>.
- [11] Xie K., Cui Y., Wang C., Cui G., Wang G., Qiu X., and Wang J., "Study on threshold selection method of continuous flame images of spray combustion in the low-pressure chamber," *Case Studies in Thermal Engineering*, 26:101195, 2021, <https://doi.org/10.1016/j.csite.2021.101195>.
- [12] Henila M. and Chithra P., "Segmentation using fuzzy cluster-based thresholding method for apple fruit sorting," *IET Image Processing*, 14: 4178-4187, 2020, <https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2020.0705>.
- [۱۳] موسوی راد س. ج، ابراهیم پور کومله ح، «آستانه‌گذاری بهینه چندسطحی تصویر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس»، ماشین بینایی و پردازش تصویر، جلد ۲، شماره ۲، ص. ۵۱-۶۲، ۱۳۹۴.
- [۱۴] محمدپور م، مینایی بیدگلی ب، پروین ح، «ارائه یک الگوریتم فرا اکتشافی جدید مبتنی بر رفتار پرند تیهو برای حل مسائل بهینه‌سازی پویا»، مجله محاسبات نرم، جلد ۸، شماره ۲، ص. ۳۸-۶۵، ۱۳۹۸.
- [۱۵] سلیمی سرتختی ج، گلی بیدگلی س، «ارائه یک الگوریتم ترکیبی با استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب، الگوریتم ژنتیک و جست‌وجوی محلی»، مجله محاسبات نرم، جلد ۸، شماره ۱، ص. ۱۴-۲۸، ۱۳۹۸.
- [۱۶] آخوندی ر، حسینی ر، «ارایه مدل هوشمند هایپریدی فازی-تکامل ژنتیکی تفاضلی در یک سیستم خبره فازی برای پیش‌بینی خطر ابتلا به بیماری قلبی»، مجله محاسبات نرم، جلد ۶، شماره ۲، ص. ۳۲-۴۷، ۱۳۹۶.
- [17] Aghamohseni A., Faez K., and Gholamian M., "A Multi-agent Fuzzy PSO for image segmentation using multilevel thresholding," In *13th Iranian Conference on fuzzy system*, Qazvin Islamic Azad university, 2013, <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.1.2624.2641>.
- [18] Calvaresi D., Cid Y. D., Marinoni M., Dragoni A. F., Najjar A., and Schumacher M., "Real-time multi-agent systems: rationality, formal model, and empirical results," *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 35(12), 2021, <https://doi.org/10.1007/s10458-020-09492-5>.
- [19] Dorri A., Kanhere S. S., and Jurdak R., "Multi-agent systems: A survey," *IEEE Access*, 6: 28573-28593, 2018, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2831228>.
- [20] Sharif M., Amin J., Raza M., Yasmin M., and

- Satapathy S. C., "An integrated design of particle swarm optimization (PSO) with fusion of features for detection of brain tumor," *Pattern Recognition Letters*, 129: 150-157, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2019.11.017>.
- [21] Yang Z. and Wu A., "A non-revisiting quantum-behaved particle swarm optimization based multilevel thresholding for image segmentation," *Neural Computing and Applications*, 32: 12011-12031, 2020, <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04210-z>.
- [22] Arshaghi A., Ashourian M., and Ghabeli L., "Buzzard Optimization Algorithm: A Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm," *Majlesi Journal of Electrical Engineering*, 13(3): 83-98, 2019.
- [23] Kumar S. and Chaturvedi D. K., "Tuning of Particle Swarm Optimization Parameter Using Fuzzy Logic," In 2011 IEEE International Conference on Communication Systems and Network Technologies, 2011, <https://doi.org/10.1109/CSNT.2011.44>.
- [24] Lin G., Li H., Ma H., Yao D., and Lu R., "Human-in-the-loop consensus control for nonlinear multi-agent systems with actuator faults," *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 9(1): 111-122, 2022, <https://doi.org/10.1109/JAS.2020.1003596>.
- [25] Herrera M., Pérez-Hernández M., Parlikad A. K., and Izquierdo J., "Multi-Agent Systems and Complex Networks: Review and Applications in Systems Engineering," *Processes*, 8, 2020, <https://doi.org/10.3390/pr8030312>.
- [26] Du H., Wen G., Wu D., Cheng Y., and Lü J., "Distributed fixed-time consensus for nonlinear heterogeneous multi-agent systems," *Automatica*, 113: 108797, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2019.108797>.
- [27] Panda R., Samantaray L., Das A., Agrawal S., and Abraham A., "A novel evolutionary row class entropy based optimal multi-level thresholding technique for brain MR images," *Expert Systems with Applications*, 168: 114426, 2021, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114426>.
- [28] Resma K. P. B. and Nair M. S., "Multilevel thresholding for image segmentation using Krill Herd Optimization algorithm," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 33(5): 528-541, 2018, <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.04.007>.
- [29] Chakraborty S., Mali K., Banerjee A., and Bhattacharjee M., "A Biomedical Image Segmentation Approach Using Fractional Order Darwinian Particle Swarm Optimization and Thresholding," *Advances in Smart Communication Technology and Information Processing. Lecture Notes in Networks and Systems*, 165: 299-306, 2021, https://doi.org/10.1007/978-981-15-9433-5_29.
- [30] Alloui H., Sadgal M., and Elfazziki A., "Optimized control for medical image segmentation: improved multi-agent systems agreements using Particle Swarm Optimization," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 12: 8867-8885, 2021, <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02682-9>.
- [31] Mahajan S., Mittal N., and Pandit A. K., "Image segmentation using multilevel thresholding based on type II fuzzy entropy and marine predators algorithm," *Multimedia Tools and Applications*, 80: 19335-19359, 2021, <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10641-5>.
- [32] Cancer imaging archive, 2022, Online: <https://www.cancerimagingarchive.net/>, (Accessed: 2022).
- [33] Shahabi F., Poorahangaryan F., Edalatpanah S. A., and Beheshti H., "A Multilevel Image Thresholding Approach Based on Crow Search Algorithm and Otsu Method," *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 19(2): 2050015, 2020, <https://doi.org/10.1142/S1469026820500157>.