

## یک رهیافت آستانه‌گیری چندسطحی تصویر مبتنی بر الگوریتم جستجوی کلاغ و روش آتسو

فروغ شهبابی<sup>۱</sup>، فرشته پوراآهنگریان<sup>۲\*</sup>، همایون بهشتی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>موسسه آموزش عالی غیرانتفاعی غیر دولتی آیندگان، تنکابن، ایران.

<sup>۲</sup>گروه مهندسی برق-الکترونیک، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.

<sup>۳</sup>گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.

### چکیده

ناحیه‌بندی تصویر یکی از مسائل اساسی در پردازش تصویر است که اشیاء و دیگر ساختارهای موجود در تصویر را شناسایی می‌کند. یکی از روش‌هایی که به‌طور گسترده در ناحیه‌بندی تصویر به‌کار گرفته شده است، آستانه‌گیری می‌باشد که قادر است پیکسل‌های مبتنی بر آستانه‌های معین را جداسازی نماید. در روش آتسو برای تعیین حد آستانه سعی می‌شود که تا حد امکان واریانس درون کلاس‌ها را افزایش و واریانس بین کلاس‌ها را کاهش داد. از جمله مشکلات این روش، افزایش زمان محاسبات با افزایش تعداد حدود آستانه است. یکی از راهکارهای تاثیرگذار و پرکاربرد برای رفع مشکلات روش آتسو، ترکیب آن با الگوریتم‌های تکاملی است که می‌تواند کارایی ناحیه‌بندی تصویر را افزایش و زمان لازم را کاهش دهد. الگوریتم جستجوی کلاغ یکی از الگوریتم‌های نوین فرا اکتشافی مبتنی بر جمعیت است که از روش‌هایی که کلاغ‌ها برای ذخیره‌سازی و بازیابی غذای خود استفاده می‌کنند، الهام گرفته است. در این مقاله یک روش ترکیبی براساس الگوریتم جستجوی کلاغ و روش آتسو برای آستانه‌گیری چندسطحی پیشنهاد می‌شود. نتایج به‌دست‌آمده با سایر الگوریتم‌هایی که با روش آتسو ترکیب شده‌اند، از جمله الگوریتم پرندگان، الگوریتم کرم شب‌تاب و الگوریتم کرم شب‌تاب فازی مقایسه شده است. ارزیابی روی پنج تصاویر محک نشان می‌دهد که روش پیشنهادی توانسته است مدت زمان اجرا و میزان یکنواختی را بهبود بخشد.

**واژه‌های کلیدی:** ناحیه‌بندی تصویر، آستانه‌گیری تصویر، روش آتسو، الگوریتم جستجوی کلاغ، آستانه‌گیری چندسطحی.

پذیرش: ۱۳۹۸/۳/۲۰

اصلاح: ۱۳۹۸/۲/۱۸

دریافت: ۱۳۹۷/۱۰/۱۶

### ۱- مقدمه

یکی از تکنیک‌های حیاتی پردازش تصویر ناحیه‌بندی تصویر است که شامل فرآیند قطعه کردن اشیاء از پس‌زمینه است. در اغلب کاربردها نیاز است فقط یک قسمت از تصویر برای تحلیل ویژگی، استخراج شود (گونزالس، ۲۰۰۲). یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌هایی که به‌طور گسترده در ناحیه‌بندی تصویر به‌کار گرفته شده است، آستانه‌گیری تصویر می‌باشد که به دو گروه آستانه‌گیری سراسری و آستانه‌گیری محلی تقسیم می‌گردد (هارالیک و شاپیرو، ۱۹۸۵). در روش آستانه‌گیری سراسری، پیکسل‌های تصویر به دو دسته تقسیم می‌شوند که براساس یک حد آستانه است. با استفاده از این مقدار، شی موردنظر در تصویر از پیش‌زمینه جدا می‌شود (دیویس و همکاران، ۱۹۷۵).

در روش آستانه‌گیری محلی نیاز به انتخاب چند حد آستانه برای ناحیه‌بندی تصویر است و با توجه به مقادیر به‌دست‌آمده، تصویر به چند بخش تقسیم می‌گردد. برای دستیابی به جزئیات بیش‌تر در تصاویر، نیاز به آستانه‌های بیش‌تری است (دیویس و همکاران، ۱۹۷۵).



روش آتسو، یکی از شناخته‌شده‌ترین روش‌ها برای تعیین حد آستانه می‌باشد که به‌طور گسترده در ناحیه‌بندی تصویر استفاده می‌شود. هدف روش آتسو برای ناحیه‌بندی تصویر، کاهش واریانس درون کلاس‌ها و افزایش واریانس بین کلاس‌ها است (آتسو، ۱۹۷۹). یکی از مشکلات روش آتسو، افزایش یافتن زمان محاسبات با افزایش تعداد حدود آستانه است. یکی از تکنیک‌های موثر و پرکاربرد، ترکیب این روش با محاسبات تکاملی نظیر الگوریتم ژنتیک (هولند، ۱۹۹۲) و الگوریتم‌های فرااکتشافی (بک و همکاران، ۲۰۰۰) است که می‌تواند کارایی ناحیه‌بندی تصویر را افزایش و زمان لازم را کاهش دهد.

الگوریتم‌های فرااکتشافی مختلفی نظیر الگوریتم پرندگان (شی و امبرهات، ۱۹۹۹)، الگوریتم کرم شب‌تاب (یانگ، ۲۰۱۰) و الگوریتم رفتار گروه ماهی‌ها (لی، ۲۰۰۲)، الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه (گامباردلا و همکاران، ۲۰۰۸) و غیره وجود دارند. چندین مقاله در زمینه ترکیب روش آتسو و الگوریتم پرندگان (زاهارا و همکاران، ۲۰۰۵؛ نور و همکاران، ۲۰۱۱) و نسخه‌ی توسعه‌یافته الگوریتم پرندگان (ژانگ و ژو، ۲۰۱۲؛ راجا و همکاران، ۲۰۱۵) برای آستانه‌گیری تصویر ارائه شده است. هم‌چنین برخی تحقیقات از الگوریتم کرم شب‌تاب و نسخه‌ی بهبودیافته‌ی آن استفاده کرده‌اند (حسن‌نژاد و همکاران، ۲۰۱۱؛ حسن‌نژاد و همکاران، ۲۰۱۷). اخیراً گروهی از الگوریتم‌های ترکیبی آستانه‌گیری از ترکیب روش آتسو و الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه بهره‌برده‌اند (لیانگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ گایو، و همکاران، ۲۰۱۰). الگوریتم جستجوی کلاغ (عسگرزاده، ۲۰۱۶) یکی از الگوریتم‌های الهام‌گرفته‌شده از طبیعت می‌باشد که مبتنی بر رفتار هوشمندانه کلاغ‌ها برای یافتن غذا است. کلاغ‌ها می‌توانند غذا را در طول فصل‌ها مخفی و دوباره پیدا کنند.

در این پژوهش، یک الگوریتم ترکیبی برای آستانه‌گیری چندسطحی جهت ناحیه‌بندی تصویر، به‌کمک ترکیب روش آتسو و الگوریتم جستجوی کلاغ پیشنهاد شده است. در بخش دوم، روش آتسو و در بخش سوم، الگوریتم جستجوی کلاغ به‌طور کامل تشریح می‌شود. جزئیات روش پیشنهادی و گام‌های آن در بخش چهارم مورد بررسی قرار می‌گیرند. در نهایت، نتایج به‌دست‌آمده با سایر الگوریتم‌هایی که با روش آتسو ترکیب شده‌اند، از جمله الگوریتم جستجوی پرندگان، الگوریتم کرم شب‌تاب و الگوریتم کرم شب‌تاب فازی، در بخش پنجم مقایسه می‌گردد.

## ۲- روش آتسو

روش آتسو مبتنی بر هیستوگرام تصویر می‌باشد و ایده‌ی اصلی آن بر این اساس است که پیکسل‌ها را به دو گروه آستانه تقسیم می‌کند و واریانس بین آن‌ها را محاسبه می‌نماید. از آنجایی که واریانس عامل مهمی در توزیع متقارن تصاویر خاکستری می‌باشد، واریانس بزرگ‌تر تفاوت بیش‌تری را بین دو قسمت نشان می‌دهد. هنگامی که پس‌زمینه‌ای ناقص به‌عنوان هدف به‌صورتی اشتباه یا از طریق دیگر در نظر گرفته شود، واریانس درون خوشه کاهش خواهد یافت و بنابراین بزرگ‌ترین مقدار آتسو نشان‌دهنده‌ی کم‌ترین احتمال وقوع اشتباه است.

فرض کنید اندازه‌ی تصویر  $M \times N$  و سطح خاکستری تصویر  $L$  باشد. دامنه‌ی سطح خاکستری  $L-1$  می‌باشد. تعداد پیکسل‌های سطح اول خاکستری،  $n_i$  است. بنابراین تعداد پیکسل‌های تصویر برابر  $n = \sum_{i=0}^{L-1} n_i = M \times N$  می‌باشد. هیستوگرام نرمال توزیع احتمال برابر است با:

$$p_i = \frac{n_i}{n}, \quad \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (1)$$

تصویر به دو کلاس با آستانه‌ی استاندارد  $t$  تقسیم می‌شود. کلاس  $c_1$  شامل پیکسل‌های  $i \leq t$  و کلاس  $c_2$  شامل پیکسل‌های  $i \geq t$  است. احتمال تجمعی  $c_1$  برابر است با:

$$\omega_1 = \sum_{i=0}^t p_i = \omega(t). \quad (2)$$

احتمال تجمعی  $c_2$  برابر است با:

$$\omega_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i = 1 - \omega(t). \quad (3)$$

سطوح میانگین محاسبه‌شده برابر است با:



$$\mu_1 = \sum_{i=1}^L \frac{ip_i}{\omega_1} = \sum_{i=1}^L \frac{ip_i}{\omega(t)} . \quad (4)$$

$$\mu_r = \sum_{i=r+1}^{L-1} \frac{ip_i}{\omega_r} = \sum_{i=r+1}^{L-1} \frac{ip_i}{1-\omega(t)} . \quad (5)$$

واریانس کلاس  $C_1$  و  $C_r$  برابر است با:

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=1}^L \frac{(i - \mu_1)^2 p_i}{\omega_1} . \quad (6)$$

$$\sigma_r^2 = \sum_{i=r+1}^{L-1} \frac{(i - \mu_r)^2 p_i}{\omega_r} . \quad (7)$$

واریانس داخل خوشه برابر است با:

$$\sigma_\omega^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_r \sigma_r^2 . \quad (8)$$

واریانس بین خوشه برابر است با:

$$\sigma_B^2 = \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_r (\mu_r - \mu_T)^2 = \omega_1 \omega_r (\mu_r - \mu_1)^2 . \quad (9)$$

بهترین مقدار آستانه  $Th = Th^*$  باید شرط را پس از آن که تصویر به دو گروه  $C_1$  و  $C_r$  تقسیم می‌شود، برآورده سازد.

$$\eta | T_B = \max \left[ \frac{\sigma_B^2}{\sigma_\omega^2} \right] . \quad (10)$$

هنگامی که تصویر به ناحیه‌ی هدف تقسیم شد، روش آتسو باید به دو یا چند آستانه گسترش یابد. در آن نقطه، تصویر توسط  $Th_1$  و  $Th_r$  به سه گروه  $C_1$  و  $C_r$  و  $C_p$  تقسیم می‌گردد.

واریانس بین خوشه آن‌ها برابر است با:

$$\sigma_\omega^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_r \sigma_r^2 + \omega_p \sigma_p^2 . \quad (11)$$

واریانس داخل خوشه آن‌ها برابر است با:

$$\sigma_B^2 = \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_r (\mu_r - \mu_T)^2 + \omega_p (\mu_p - \mu_1)^2 . \quad (12)$$

$Th_1$  و  $Th_r$  باید بزرگ‌تر از واریانس داخل خوشه باشند:

$$\eta | Th_r, Th_1 = \max \left[ \frac{\sigma_B^2}{\sigma_\omega^2} \right] . \quad (13)$$

### ۳- الگوریتم جستجوی کلاغ

کلاغ‌ها امروزه در میان باهوش‌ترین حیوانات جهان توصیف می‌شوند. کلاغ‌ها به تماشای سایر پرندگان می‌نشینند تا ببینند که پرندگان دیگر غذای خود را کجا پنهان می‌کنند و وقتی پرنده آن‌جا را ترک کرد، غذای او را می‌دزدند. اگر کلاغی مرتکب دزدی شده باشد، احتیاط‌های اضافی مانند جابجایی مخفیگاه‌های غذا را انجام خواهد داد تا از قربانی شدن در آینده جلوگیری کند (مورد دزدی واقع نشود) (کلایتون، ۲۰۰۵).

الگوریتم جستجوی کلاغ بر پایه‌ی ۴ اصل بنا شده است که عبارت‌اند از:

- کلاغ‌ها به شکل دسته‌ای و گروهی زندگی می‌کنند.
- کلاغ‌ها موقعیت مخفیگاه‌شان را به خاطر می‌سپارند.
- کلاغ‌ها یکدیگر را برای دزدی کردن تعقیب می‌کنند.
- کلاغ‌ها به وسیله‌ی یک احتمال از دزدیده شدن انبارهایشان محافظت می‌کنند.

فرض کنید که محیطی  $d$  بعدی شامل تعدادی کلاغ وجود دارد. تعداد کلاغ‌ها (اندازه گروه)  $N$  است و موقعیت کلاغ  $i$  در زمان تکرار در فضای جستجو با یک بردار به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$X^{i,iter} \quad (i = 1, 2, \dots, N; iter = 1, 2, \dots, iter_{max}) \quad (14)$$

که

$$X^{i,iter} = [X_1^{i,iter}, X_2^{i,iter}, \dots, X_d^{i,iter}] \quad (15)$$

و  $iter_{max}$  تعداد ماکسیمم تکرارها می‌باشد. هر کلاغ حافظه‌ای دارد که در آن، موقعیت مخفیگاهش ذخیره شده است. در هر تکرار موقعیت کلاغ  $i$  با  $m^{i,iter}$  نشان داده شده است. این موقعیت، بهترین موقعیتی است که کلاغ  $i$  تا این جا به دست آورده است. هم چنین در حافظه‌ی هر کلاغ موقعیت بهترین تجربه‌اش ذخیره شده است. کلاغ‌ها در محیط حرکت می‌کنند و منابع غذایی بهتری را جستجو می‌کنند. فرض کنید که در تکرار  $iter$ ، کلاغ  $j$  می‌خواهد از مخفیگاهش بازدید کند ( $m^{j,iter}$ )، در این  $iter$ ، کلاغ  $i$  تصمیم می‌گیرد تا کلاغ  $j$  را تعقیب کند تا به مخفیگاه کلاغ  $j$  دست یابد. در این صورت دو حالت ممکن است روی دهد:

حالت اول: کلاغ  $j$  نمی‌داند که کلاغ  $i$  در حال تعقیب کردن اوست. در نتیجه، کلاغ  $i$  به مخفیگاه کلاغ  $j$  دست می‌یابد. در این حالت، موقعیت جدید کلاغ  $i$  به صورت زیر به دست می‌آید:

$$X^{i,iter} = X^{i,iter} + r_i \times fl^{i,iter} \times (m^{j,iter} - X^{i,iter}) \quad (16)$$

که  $r_i$  یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک است و  $fl^{i,iter}$  طول پرواز کلاغ  $i$  در تکرار  $iter$  را مشخص می‌کند.

حالت دوم: کلاغ  $j$  می‌داند که کلاغ  $i$  در حال تعقیب کردن اوست. در نتیجه برای محافظت از انبار و دارایی خود از دزدیده شدن، کلاغ  $j$  با استفاده از رفتن به یک موقعیت دیگر از فضای جستجو، کلاغ  $i$  را گیج می‌کند.

روی هم رفته، حالت اول و دوم می‌تواند به صورت زیر فرموله شود:

$$X^{i,iter} = \begin{cases} X^{i,iter} + r_i \times fl^{i,iter} \times (m^{j,iter} - X^{i,iter}) & r_i \geq AP^{j,iter} \\ \text{a random position} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

که  $r_i$  یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک است و  $AP^{j,iter}$  احتمال آگاهی کلاغ  $j$  در تکرار  $iter$  را مشخص می‌سازد.

با استفاده از کاهش مقدار احتمال آگاهی، CSA تمایل به هدایت جستجو در ناحیه‌ای محلی دارد که راه حل خوبی در حال حاضر در این ناحیه پیدا شده است. در نتیجه با استفاده از افزایش مقدار احتمال آگاهی ( $AP$ )، احتمال جستجو کردن محلی راه حل‌های خوب کاهش می‌یابد و CSA تمایل دارد تا فضای جستجو را بر روی مقیاس سراسری (تصادفی) پیگیری کند.

#### ۴- روش پیشنهادی

هدف از ارائه‌ی این تحقیق، توسعه‌ی یک الگوریتم ترکیبی برای آستانه‌گیری چند سطحی جهت ناحیه‌بندی تصویر به کمک ترکیب روش آتسو و الگوریتم جستجوی کلاغ است. پیکسل‌ها در تصاویر سطح خاکستری حاوی عددی بین ۰ تا ۲۵۵ هستند پس عددی بین ۰ تا ۲۵۵ انتخاب می‌شود. هر چه این عدد بهتر انتخاب شود، دسته‌بندی دقیق‌تر انجام می‌شود. موقعیت کلاغ‌ها به صورت تصادفی مقداردهی اولیه می‌گردد و به هر کلاغ یک عدد بین ۰ تا ۲۵۵ تعلق می‌گیرد. حال، با روش آتسو، فرمول‌های شرح داده شده روی تمام کلاغ‌ها اعمال می‌شود و یک عدد به دست می‌آید. این عدد فعلاً به عنوان بهترین حد آستانه در حافظه‌ی هر کلاغ ذخیره می‌شود. پس از این مرحله، روال تعقیب صورت می‌پذیرد و اگر کلاگی به موقعیت بهتری دست پیدا نمود، آن موقعیت را در حافظه خودش ذخیره (به روزرسانی) می‌کند. الگوریتم، بسته به تعداد تکرارهای داخلی، تکرار شده و هر بار پس از پایان تکرارهای داخلی، بهترین کلاغ در حافظه خود بهترین حد آستانه را دارد که به عنوان جواب مسئله است. آتسو در واقع تابع هدف الگوریتم جستجوی کلاغ محسوب می‌شود. یعنی الگوریتم در هر نقطه‌ای که قرار می‌گیرد و نیاز به محاسبه‌ی تابع هدف دارد، آتسو این عمل را انجام می‌دهد. گام‌های الگوریتم به شرح زیر می‌باشد:

– گام اول: مقداردهی اولیه‌ی جمعیت کلاغ‌ها با مقدار تصادفی آستانه در محدوده‌ی ۰ تا ۲۵۵ و تنظیم پارامترهای الگوریتم کلاغ.



- گام دوم: ناحیه‌بندی تصویر طبق مقادیر آستانه‌های تعیین شده.
- گام سوم: محاسبه‌ی تابع هدف هر یک از کلاغ‌ها با استفاده از روش آتسو (فرمول ۱۳) و ذخیره‌ی مقادیر به‌دست آمده برای مقدار اولیه به‌عنوان بهترین منبع غذایی در حافظه کلاغ‌ها.
- گام چهارم: تا زمانی که  $iter < iter_{max}$  باشد، به‌ازای تمام کلاغ‌ها مراحل زیر انجام می‌گیرد:
  - به‌طور تصادفی یکی از کلاغ‌ها برای تعقیب، انتخاب می‌شود.
  - مقدار احتمال آگاهی تعیین می‌شود.
  - اگر  $r_j \geq AP^{j, iter}$  باشد،  $X^{i, iter+1} = X^{i, iter} + r_i \times fl^{i, iter} \times (m^{j, iter} - X^{i, iter})$ .
  - در غیر این صورت یک مقدار تصادفی در فضای جستجو انتخاب می‌شود.
  - بررسی امکان موقعیت جدید (آستانه باید در محدوده‌ی ۰ تا ۲۵۵ باشد).
  - ارزیابی تابع هدف برای موقعیت جدید کلاغ‌ها.
  - به‌روزرسانی حافظه کلاغ‌ها.
- گام پنجم: ناحیه‌بندی تصویر با مقادیر آستانه‌های بهینه به‌دست آمده.

از مقیاس یکنواختی (طاها و همکاران، ۲۰۱۴) طبق فرمول زیر برای ارزیابی نتایج ناحیه‌بندی تصویر استفاده می‌شود.

$$U = 1 - \left( 2 \times c \times K / N / (f_{max} - f_{min}) \right)^2 \quad (18)$$

که  $c$  تعداد آستانه‌ها و  $N$  تعداد کل پیکسل‌ها در تصویر است.  $f_{max}$  حداکثر سطوح خاکستری پیکسل‌ها در تصویر و  $f_{min}$  حداقل سطوح خاکستری پیکسل‌ها در تصویر را نشان می‌دهند.

$K$  مجموع کل واریانس‌های خوشه است که از فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$K = \sum_{i=1}^c \sum_{i \in R_i} (f_i - \mu_j)^2 \quad (19)$$

که  $R_j$  ناحیه‌ی تقسیم‌شده  $j$ ام،  $f_i$  سطح خاکستری پیکسل  $i$  و  $\mu_j$  سطح خاکستری میانگین پیکسل‌ها در ناحیه‌ی  $j$ ام می‌باشد. در نهایت، مقیاس یکنواختی می‌تواند با فرمول زیر نشان داده شود:

$$U = 1 - \left( 2 \times c \times \left( \sum_{i=1}^c \sum_{i \in R_i} (f_i - \mu_j)^2 \right) / N / (f_{max} - f_{min}) \right)^2 \quad (20)$$

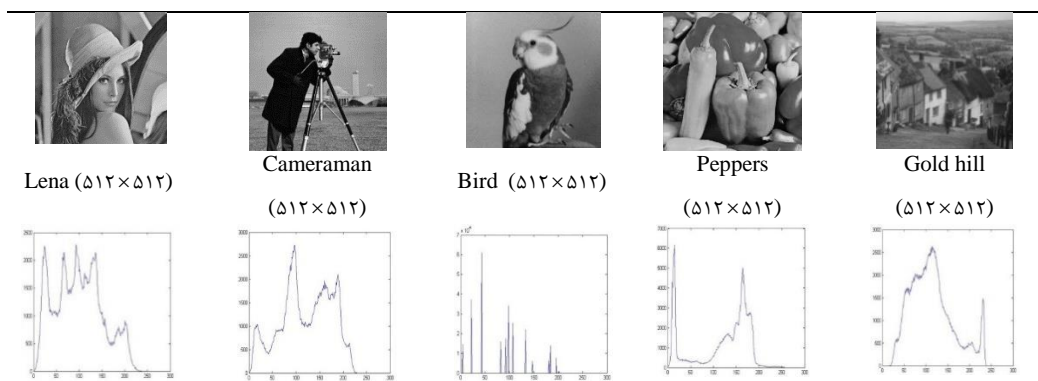
مقدار یکنواختی کسری مثبت در بازه‌ی  $[0, 1]$  است. مقدار بالاتر نشان‌دهنده‌ی یکنواختی و کیفیت بهتر در تصویر ناحیه‌بندی شده است و بالعکس مقدار پایین‌تر کیفیت بدتر روش آستانه‌گذاری را نشان می‌دهد.

## ۵- یافته‌های پژوهش

برای تحلیل و ارزیابی نتایج، الگوریتم پیشنهادی روی پنج تصویر به نام‌های *Gold hill* و *Peppers*، *Bird*، *Cameraman*، *Lena* اجرا شد. این تصاویر سطوح خاکستری و در اندازه  $512 \times 512$  پیکسل می‌باشند. جدول ۱ تصاویر اصلی و هیستوگرام متناظر با آن‌ها را نمایش می‌دهد. در این بخش، جهت مقایسه روش پیشنهادی با الگوریتم کرم شب‌تاب، الگوریتم کرم شب‌تاب فازی و الگوریتم جستجوی پرندگان، از نظر مقادیر آستانه‌های بهینه، نتیجه‌ی ناحیه‌بندی، میزان یکنواختی و مدت زمان اجرا مورد بررسی قرار می‌گیرد.

برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی، اندازه‌ی جمعیت ۵۰، تعداد تکرارها ۵۰۰۰، طول پرواز ۲ و احتمال آگاهی ۰/۱ در نظر گرفته شده است.

جدول ۱- تصاویر مورد آزمون و هیستوگرام متناظر با هر تصویر.



جدول ۲ مقدار آستانه‌های بهینه‌ی به‌دست‌آمده توسط الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم کرم شب‌تاب، الگوریتم کرم شب‌تاب فازی و الگوریتم جستجوی پرندگان را روی تصاویر نامبرده در جدول ۱ با در نظر گرفتن تعداد آستانه‌های ۲ تا ۵ نشان می‌دهد.






جدول ۲- مقایسه مقدار آستانه‌های بهینه.

مقدار آستانه‌های بهینه				تعداد آستانه	نام تصویر
Fafa+Otsu	FA+Otsu	PSO+Otsu	CSA+Otsu		
۶۰-۱۱۹	۷۲-۱۶۴	۸۲-۱۷۰	۹۹-۱۸۵	۲	Lena
۶۲-۱۰۲-۱۵۰	۵۹-۹۷-۱۳۸	۵۹-۹۱-۱۵۹	۸۳-۱۲۹-۱۷۲	۳	
۶۷-۱۰۶-۱۳۵-۱۷۲	۲۹-۶۴-۱۱۲-۱۶۲	۵۹-۸۴-۱۰۶-۱۷۲	۷۶-۱۱۷-۱۴۶-۱۸۲	۴	
۴۷-۷۵-۱۱۰-۱۵۰-۱۹۱	۴۳-۹۲-۱۲۴-۱۳۱-۱۸۷	۳۲-۵۵-۱۰۶-۱۵۰-۱۶۴	۷۵-۱۱۳-۱۴۰-۱۶۳-۱۹۱	۵	
۶۹-۱۴۲	۹۰-۱۴۵	۶۵-۱۵۳	۶۸-۱۴۶	۲	
۶۲-۱۲۰-۱۵۱	۴۶-۱۰۴-۱۵۳	۷۲-۱۱۹-۱۵۸	۳۸-۱۰۲-۱۴۹	۳	Cameraman
۵۵-۱۰۹-۱۳۹-۱۶۴	۴۱-۷۲-۱۳۶-۱۷۲	۳۱-۹۴-۱۴۸-۱۷۴	۴۹-۱۰۰-۱۴۰-۱۷۲	۴	
۳۰-۸۲-۱۲۷-۱۴۱-۱۷۳	۳۷-۶۹-۱۱۸-۱۳۹-۲۲۲	۳۱-۷۶-۱۱۳-۱۵۶-۱۸۰	۳۸-۴۱-۱۲۱-۱۴۷-۱۷۱	۵	
۸۸-۱۶۷	۱۰۶-۱۴۳	۹۴-۱۵۳	۹۲-۱۴۳	۲	
۵۸-۱۱۲-۱۵۶	۸۵-۱۳۵-۱۶۰	۴۸-۱۰۳-۱۶۶	۶۰-۱۱۰-۱۶۵	۳	
۶۶-۱۱۰-۱۶۵-۱۸۶	۵۱-۱۱۶-۱۴۱-۱۶۱	۵۷-۱۱۴-۱۵۱-۱۷۴	۶۲-۹۴-۱۳۴-۱۶۴	۴	Bird
۵۰-۹۰-۹۶-۱۳۵-۱۶۰	۱۹-۹۵-۱۱۰-۱۵۹-۱۷۷	۵۵-۶۲-۱۰۵-۱۴۴-۱۷۹	۴۷-۷۵-۱۱۶-۱۴۶-۱۷۷	۵	
۶۴-۱۲۴	۶۹-۱۲۰	۶۵-۱۶۴	۵۴-۱۳۷	۲	
۷۶-۱۲۵-۱۶۴	۵۷-۱۰۵-۱۴۰	۷۷-۱۳۱-۱۷۱	۶۵-۱۱۲-۱۶۶	۳	
۵۸-۱۰۹-۱۶۴-۱۸۶	۴۵-۵۸-۱۰۷-۱۶۲	۴۹-۱۰۴-۱۴۵-۱۸۷	۴۶-۸۷-۱۲۸-۱۷۲	۴	
۳۹-۸۴-۱۲۵-۱۵۴-۱۹۳	۳۵-۵۵-۱۱۶-۱۴۹-۱۹۴	۶۰-۸۴-۱۱۲-۱۶۴-۱۸۶	۴۵-۷۸-۱۱۳-۱۴۸-۱۷۹	۵	Peppers
۸۱-۱۵۶	۷۹-۱۴۶	۸۹-۱۶۷	۱۰۴-۱۷۹	۲	
۸۲-۱۰۸-۱۴۶	۸۱-۸۷-۱۶۲	۶۶-۱۰۵-۱۷۰	۸۷-۱۲۶-۱۶۹	۳	
۸۹-۱۲۵-۱۸۸-۱۹۸	۶۳-۸۶-۱۱۲-۱۶۱	۸۳-۱۱۴-۱۵۳-۱۹۷	۶۶-۹۷-۱۳۷-۱۸۹	۴	
۶۷-۱۰۳-۱۳۷-۱۳۸-۱۷۰	۶۵-۸۹-۱۱۴-۱۴۰-۱۶۴	۷۰-۹۹-۱۳۳-۱۸۷-۲۱۶	۶۳-۹۲-۱۱۹-۱۴۷-۱۹۰	۵	
					Gold hill

جدول ۳ مقایسه‌ی یکنواختی بین الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم کرم شب‌تاب، الگوریتم کرم شب‌تاب فازی و الگوریتم جستجوی پرندگان را با تعداد آستانه‌های ۲ تا ۵ نشان می‌دهد. همان‌طور که در این جدول نشان داده شده است، میزان یکنواختی الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌ها بالاتر است.

یکی دیگر از معیارهای مهم ارزیابی الگوریتم‌ها، سرعت اجرای آن‌ها است. مدت زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی و سایر الگوریتم‌ها روی یک سیستم با مشخصات CPU core 2- 2.1 ghz، RAM = 4GB، Windos 7، Matlab R2017a روی تصویر Lena و حدود آستانه‌ی ۲ تا ۵ محاسبه گردید. جدول ۴ مقایسه‌ی مدت‌زمان اجرای الگوریتم‌ها را نشان می‌دهد. چنان‌چه مشاهده می‌گردد، زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی تفاوت قابل توجهی با سه الگوریتم دیگر دارد. با افزایش تعداد آستانه‌ها، زمان محاسباتی افزایش می‌یابد، اما روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم کرم شب‌تاب فازی کم‌ترین رشد را دارد.

جدول ۳- مقایسه‌ی یکنواختی در الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم‌های کرم شب‌تاب، کرم شب‌تاب فازی و جستجوی پرندگان.

تصویر	تعداد آستانه	مقدار یکنواختی			
		Fafa+Otsu	FA+Otsu	PSO+Otsu	CSA+Otsu
	۲	۰/۹۰۵۳	۰/۸۸۱۱	۰/۹۲۲۵	۰/۹۲۳۹
	۳	۰/۸۴۵۵	۰/۸۸۲۹	۰/۷۶۶۲	۰/۸۸۹۰
	۴	۰/۷۹۱۱	۰/۸۷۷۳	۰/۷۹۰۶	۰/۹۰۲۰
	۵	۰/۸۴۳۶	۰/۸۸۲۴	۰/۸۳۵۳	۰/۹۴۲۸
	۲	۰/۸۱۱۶	۰/۸۹۱۹	۰/۷۶۲۸	۰/۹۳۰۱
	۳	۰/۷۴۳۸	۰/۸۸۳۴	۰/۶۹۹۷	۰/۸۸۹۳
	۴	۰/۸۹۱۴	۰/۸۷۵۲	۰/۸۶۴۴	۰/۸۸۶۱
	۵	۰/۸۷۹۰	۰/۸۹۵۳	۰/۸۸۸۱	۰/۹۲۶۳
	۲	۰/۶۹۶۹	۰/۸۹۰۸	۰/۵۲۱۰	۰/۹۰۶۹
	۳	۰/۸۰۳۷	۰/۸۸۹۳	۰/۶۷۱۲	۰/۸۶۶۹
	۴	۰/۸۵۳۵	۰/۹۰۲۱	۰/۶۸۶۹	۰/۹۲۴۱
	۵	۰/۷۲۵۶	۰/۸۹۴۵	۰/۸۷۶۲	۰/۸۵۸۱
	۲	۰/۸۷۷۵	۰/۸۹۹۴	۰/۶۴۱۲	۰/۹۸۹۱
	۳	۰/۸۲۶۸	۰/۸۸۹۴	۰/۶۳۶۷	۰/۹۹۰۲
	۴	۰/۸۹۶۱	۰/۸۹۸۶	۰/۶۵۰۸	۰/۹۷۸۹
	۵	۰/۸۶۰۹	۰/۹۵۸۹	۰/۸۹۸۰	۰/۹۵۴۷
	۲	۰/۸۵۰۴	۰/۸۸۴۱	۰/۸۲۹۷	۰/۸۳۲۳
	۳	۰/۸۵۷۲	۰/۷۸۶۶	۰/۷۱۰۱	۰/۷۶۶۰
	۴	۰/۷۲۲۱	۰/۸۸۵۰	۰/۷۲۳۲	۰/۷۵۱۹
	۵	۰/۷۹۶۵	۰/۸۸۷۸	۰/۷۳۰۴	۰/۷۳۴۷
					





## ۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای بهبود کیفیت ناحیه‌بندی تصویر و هم‌چنین کاهش زمان اجرا از روش آتسو در چندین سطح آستانه‌گیری، یک روش ترکیبی جدید با استفاده از روش آتسو و الگوریتم جستجوی کلاغ توسعه یافت. جهت بهبود ناحیه‌بندی تصویر سعی گردید تا واریانس بین کلاس‌ها افزایش و واریانس درون کلاسی کاهش یابد. برای این هدف، آتسو به‌عنوان تابع هدف الگوریتم جستجوی کلاغ مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده روی پنج تصویر محک، مشخص نمود که کیفیت ناحیه‌بندی روی تصاویر سطوح خاکستری در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها بهتر است. هم‌چنین زمان اجرای محاسباتی نسبت به سه الگوریتم دیگر کم‌تر است. به‌طور کلی، می‌توان نتیجه گرفت الگوریتم پیشنهادی با توجه به کیفیت و سرعت خود می‌تواند برای ناحیه‌بندی تصاویر سطوح خاکستری و کاربردهای بلادرنگ به خوبی مورد استفاده قرار گیرد.

## منابع

- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital image processing*. Prentice Hall.
- Haralick, R. M., & Shapiro, L. G. (1985). Image segmentation techniques. *Computer vision, graphics, and image processing*, 29(1), 100-132.
- Davis, L. S., Rosenfeld, A., & Weszka, J. S. (1975). Region extraction by averaging and thresholding. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, (3), 383-388.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Holland, J. H. (1992). Genetic algorithms. *Scientific American*, 267(1), 66-73.
- Bäck, T., Fogel, D. B., & Michalewicz, Z. (2000). Introduction to evolutionary algorithms. *Evolutionary computation*, 1, 59-63.
- Shi, Y., & Eberhart, R. C. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. *Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)* (pp. 1945-1950). IEEE.
- Yang, X. S. (2010). Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation. *International journal of bio-inspired computation*, 2(2), 78-84.
- Li, XL (2002). An optimizing method based on autonomous animats: fish-swarm algorithm. *Systems engineering-theory & practice*, 22 (11), 32-38.
- Gambardella, M. D. L. M., Martinoli, M. B. A., & Stützle, R. P. T. (2006). Ant colony optimization and swarm intelligence. *Proceedings of 5th international workshop on ant colony optimization and swarm intelligence (ANTS)*. Brussels, Belgium, Springer.
- Zahara, E., Fan, S. K. S., & Tsai, D. M. (2005). Optimal multi-thresholding using a hybrid optimization approach. *Pattern recognition letters*, 26(8), 1082-1095.
- Noor, M. M., Hussain, Z., Ahmad, K. A., & Ainihayati, A. R. (2011). Gel electrophoresis image segmentation with otsu method based on particle swarm optimization. *2011 IEEE 7th international colloquium on signal processing and its applications* (pp. 426-429). IEEE.





- Zhang, Z., & Zhou, N. (2012). A novel image segmentation method combined Otsu and improved PSO. *2012 IEEE fifth international conference on advanced computational intelligence (ICACI)* (pp. 583-586). IEEE.
- Raja, N. S. M., Sukanya, S. A., & Nikita, Y. (2015). Improved PSO based multi-level thresholding for cancer infected breast thermal images using Otsu. *Procedia computer science*, 48, 524-529.
- Hassanzadeh, T., Vojodi, H., & Moghadam, A. M. E. (2011). An image segmentation approach based on maximum variance intra-cluster method and firefly algorithm. *2011 seventh international conference on natural computation* (pp. 1817-1821). IEEE.
- Hassanzadeh, T., Meybodi, M. R., & Shahramirad, M. (2017). A new fuzzy firefly algorithm with adaptive parameters. *International journal of computational intelligence and applications*, 16(03), 1750017.
- Liang, Y. C., Chen, A. H. L., & Chyu, C. C. (2006). Application of a hybrid ant colony optimization for the multilevel thresholding in image processing. *International conference on neural information processing* (pp. 1183-1192). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Gao, K., Dong, M., Zhu, L., & Gao, M. (2010). Image segmentation method based upon otsu aco algorithm. *International symposium on information and automation* (pp. 574-580). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Askarzadeh, A. (2016). A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm. *Computers & structures*, 169, 1-12.
- Clayton, N., & Emery, N. (2005). Corvid cognition. *Current biology*, 15(3), R80-R81.
- Taha, A. A., Hanbury, A., & del Toro, O. A. J. (2014). A formal method for selecting evaluation metrics for image segmentation. *2014 IEEE international conference on image processing (ICIP)* (pp. 932-936). IEEE.