

مقاله تقسیم بندی تصویر رنگی مبتنی بر هیستوگرام RGB با استفاده از

الگوریتم

چکیده

در این مقاله، تقسیم بندی تصویر چند سطحی بهینه با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب (FA) ارائه شده است. در این کار، هیستوگرام RGB تصویر برای تقسیم بندی دوسطحی و چند سطحی در نظر گرفته شده است. آستانه بهینه برای هر جزء رنگ توسط اکریمم سازی تابع واریانس بین طبقه اوتسو به دست آورده شده است. روش تقسیم بندی ارائه شده با استفاده از مجموعه داده استاندارد RGB نشان داده شده است و با استفاده از FA موجود در ادبیات همراه با سه راهبر جستجوی تصادفی، مانند توزیع براونی، پرواز لوی و توزیع گاوسی متغیر تصادفی مربوط اعتبارسنجی شده است. ارزیابی عملکرد بین FAها با استفاده از پارامترهایی مانند مقدار هدف، PSNR، SSIM و زمان CPU انجام شده است.

کلمات کلیدی: هیستوگرام RGB، تقسیم بندی، Otsu، الگوریتم کرم شب تاب، PSNR، SSIM، زمان CPU.

1. مقدمه

تقسیم بندی تصویر یک روش ضروری است، که به طور وسیعی برای استخراج اطلاعات معنی دار از مقیاس خاکستری یا رنگی (RGB) در نظر گرفته می شود. در طول فرایند تقسیم بندی، یک تصویر دیجیتال به چند ناحیه ی جدا، و یا اشیاء، به منظور استخراج و تفسیر اطلاعات مرتبط تقسیم می شود. در سال های اخیر، این روش به طور

گسترده ای در بسیاری از زمینه های کلیدی، مانند سنجش از راه دور تصویربرداری پزشکی و تشخیص الگو در نظر گرفته شده است. تعیین سطح دقیق آستانه برای جدا کردن یک تصویر به اشیاء مطلوب (پیش زمینه) از پس زمینه گام بسیار مهم در علم تصویربرداری می باشد.

در ادبیات، تعداد قابل توجهی از روش های آستانه پارامتری و ناپارامتریدو سطحی و چند سطحی پیشنهاد شده است و به طور عمده برای تصویربرداری خاکستریپایه سازی شده است. در میان آنها، آستانه جهانی به عنوان روش تقسیم بندی تصویر بیشتر ترجیح داده شده است به دلیل سادگی، نیرومندی آن، دقت، و صلاحیت آن. به طور کلی، روش های پارامتری آستانه موجود از نظر محاسباتی پر هزینه، وقت گیر می باشد و بعضی اوقات هم عملکرد بسته به کیفیت تصویر کاهش می یابد. روش های سنتیناپارامتری، از سوی دیگر، روش هایی از قبیل *Kapur*، *Otsu*، *Tsai*، و *Kittler* ساده تر هستند و برای آستانه یدو سطحی موفق می باشند. هنگامی که تعدادی سطوح آستانه افزایش مییابد، مسئله پیچیدگی آستانه نیز افزایش مییابد و روش سنتی نیاز به زمان محاسباتی بیشتری دارد. بنابراین، برای غلبه بر پیچیدگی محاسباتی بیشتر روش های اکتشافی سنتی، بر اساس آستانه دو سطحی و چند سطحی روش هایی به طور گسترده توسط محققان برای تصویر خاکستری، *RGB*، چند طیفی و ابر طیفی پیشنهاد داده شده است. الگوریتم های فرا اکتشافی اخیر، مانند جستجوی فاخته، کلونی زنبور عسل، و کرم شب تاب، نیز برای حل مسئله آستانه تصویر *m* - سطحی به کار گرفته شده اند. بسیاری از روش های بالا در کلاس تصاویر خاکستری مورد بحث قرار گرفته شده و اعتبار سنجی شده اند.

در سال های اخیر، تقسیم بندی از تصاویر *RGB*، و یا به طور کلیتصویر برداری چند طیفی، همچنینتوجه پژوهشگرانرا جلب کرده است. نویسندگان *Ghamisi* و همکارانیک تکنیک تقسیم بندی بر اساس اکتشاف برایکلاس تصاویررنگی ابر طیف پیشنهاد کرده اند. *Su* و *Hu* یک تکنیک کوانتیزه سازی تصویر رنگی با استفاده از الگوریتم تکامل دیفرانسیل خود منطبق مورد بحث قرار داده اند و روش با استفاده از آزمون استاندارد تصاویر مورد تایید قرار گرفت. *Sarkar* و *Das* یک روش تقسیم بندی تصویر با استفاده از رنگ آنروپی *Tsallis* و تکامل دیفرانسیل ارائه

داده اند. نویسندگان اعتبار روش ارائه شده را با استفاده از یک کلاس از تصاویر RGB با استفاده از تکنیک هیستوگرام دو بعدی سنجیده اند.

در کار پیشنهاد شده، هیستوگرام RGB تصویر رنگی برای حل مسئله ی آستانه m-سطحیدر نظر گرفته شده است. حداکثرسازیتابع واریانسین طبقه Otsu به عنوان تابع هدف انتخاب شده است. روش تقسیم بندی ارائه شده یک رویکرد غیر پارامتری می باشد، در نتیجه با به کارگیری روش اکتشافی، مانند جستجو برآونی بر اساس الگوریتم کرم شب تاب (BFA)، الگوریتم کرم شب تاب (LFA) و FA با متغیر تصادفی مرتبط توزیع گاوسی (E). روش ارائه شده پیاده سازی شده است و در تصاویر رنگی استاندارد اعتبار سنجی شده است.

2. فرموله کردن مسئله

آستانه تصویر بر اساس اوتسو در ابتدا در سال 1979 ارائه شد. پیشنهاد شد این روش آستانه بهینه یک تصویر داده شده با به حداکثر رساندن عملکرد واریانس بین طبقه بر می گرداند. این روش در حال حاضر کارایی خود را در تصاویر سیاه و سفید و رنگی اثبات کرده است.

در این مقاله، رویکرد اوتسو برای تقسیم بندی تصویر رنگی با کمک هیستوگرام RGB با کمک فضای RGB در نظر گرفته شده است، هر پیکسل رنگ تصویر مخلوطی از قرمز، سبز، و آبی (RGB) است و برای آن تصویر مشابه، اندازه فضای داده $[0, L-1]^3$ می باشد ($R=[0, L-1]$, $G=[0, L-1]$, $B=[0, L-1]$). با وجود این، می توان روش اکتشافی تقسیم بندیرابه صورت زیر فرموله کرد.

برای یک تصویر RGB داده شده، فرض کنید سطح شدت در محدوده $[0, 1, 2, \dots, L-1]$ وجود داشته باشد. سپس، توزیع احتمال به صورت زیر قابل تعریف می باشد.

$$p_i^C = \frac{h_i^C}{N} \quad \sum_{i=0}^{L-1} p_i^C = 1 \quad (1)$$

که در آن i سطح شدت خاص در محدوده $\{0 < i < L-1\}$ برای بخش رنگ $C = \{R, G, B\}$ می باشد N تعداد کل پیکسل در تصویر می باشد، h_i^C تعداد پیکسل برای سطح شدت مربوطه i در جزء C است. میانگین کلی هر جز تصویر به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\mu_T^C = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i^C = 1 \quad (2)$$

سطح آستانه m -سطحی $m-1$ سطح آستانه t_j^C ارائه می کند که به صورت زیر می باشند:

$$F^C(x, y) = \begin{cases} 0, & f^C(x, y) \leq t_1^C \\ \frac{1}{2}(t_1^C + t_2^C), & t_1^C < f^C(x, y) \leq t_2^C \\ \vdots & \vdots \\ \frac{1}{2}(t_{m-2}^C + t_{m-1}^C), & t_{m-2}^C < f^C(x, y) \leq t_{m-1}^C \\ L-1, & f^C(x, y) > t_{m-1}^C \end{cases} \quad (3)$$

که x و y هستند عرض (W) و ارتفاع (H)، در پیکسل می باشند، از تصویر را در اندازه $H \times W$ که توسط $f^C(x, y)$ با L سطح شدت برای هر جزء نشان داده شده است.

$$w_j^C = \begin{cases} \sum_{i=0}^{t_j^C} p_i^C, & j=1 \\ \sum_{i=t_{j-1}^C}^{t_j^C} p_i^C + 1, & 1 < j < m \\ \sum_{i=t_{j-1}^C}^{L-1} p_i^C + 1, & j=m \end{cases} \quad (4)$$

میانگین هر کلاس μ_j^C سپس می تواند به صورت زیر محاسبه شود:

$$\mu_j^C = \begin{cases} \sum_{i=0}^{t_j^C} \frac{p_i^C}{w_j^C}, & j=1 \\ \sum_{i=t_{j-1}^C}^{t_j^C} \frac{p_i^C}{w_j^C} + 1, & 1 < j < m \\ \sum_{i=t_{j-1}^C}^{L-1} \frac{p_i^C}{w_j^C} + 1, & j=m \end{cases} \quad (5)$$

سر انجام، واریانس بین طبقه ای اوتسو از هر جزء را می توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\sigma_B^C = \sum_{j=1}^m w_j^C (\mu_j^C - \mu_T^C)^2 \quad (6)$$

که در آن w_j^C احتمال وقوع است. آستانه m -سطحی به یک مسئله بهینه سازی برای جستجوی t_j^C کاهش می یابد، که تابع هدف (J_{max}) هر یک از مؤلفه های تصویر C را حداکثر می کند :

$$\phi^C = \max_{1 \leq i^C \leq \dots, L-1} \sigma_B^C(t_j^C) \quad \text{for } C = \{R, G, B\} \quad (7)$$

حل این مسئله بهینه سازی برای یک تصویر RGB ممکن است تلاش محاسباتی بسیار بزرگتری برای هر دو آستانه ی دو سطحی و چند سطحی نیاز داشته باشد. بسیاری از روش ها در ادبیات برای حل مسئله ی آستانه تصویر ارائه شده است. در مقایسه با روش های تحلیلی سنتی، تکنیک های تقسیم بندی بر اساس اکتشاف به عنوان جایگزین با توجه به بازده محاسباتی آن استفاده می شود. بخش بعدی به طور خلاصه برخی از اینها را شرح می دهد.

3. مروری مختصر بر الگوریتم ها در مطالعه

در این مقاله، الگوریتم کرم شب تاب (FA) و فرم های بهبود یافته ی اخیر آن مورد توجه قرار گرفته است. FA کلاسیک ابتدا توسط Yang ارائه شده است. این یک الگوریتم متا اکتشافی الهام گرفته از طبیعت می باشد، که در آن الگوهای روشنائی چشمک زن توسط بی مهرگان مانند کرم شب تاب تولید می شود.

FA سنتی با در نظر گرفتن شرایط زیر توسعه یافته است:

(i) کرم شب تاب هاتک جنس می باشند و یک کرم شب تاب به نزدیکترین کرم شب تاب بدون در نظر گرفتن جنس آن جذب خواهد شد.

(ii) جذابیت بین دو کرم شب تاب متناسب با درخشندگی است.

(iii) روشنایی کرم شب تاب به نحوی با فرم تحلیلی تناسب و یاتابع هزینه که برای هدایت فرایند جستجو اختصاص یافته است مربوط می باشد. به عنوان مثال، در یک مسئله ماکزیمم سازی، درخندگی یک کرم شب تاب به طور مستقیم با مقدار تابع هزینه نسبی متناسب در نظر گرفته شده است (یعنی، درخندگی تابع تناسب می باشد).

حرکت کرم شب تاب i به سوی یک کرم شب تاب روشن تر j را می توان با معادله به روز رسانیمو مقیاس زیر تعیین کرد:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \beta \theta e^{-\gamma d_{ij}^2} (X_j^t - X_i^t) + \text{randomization parameter} \quad (8)$$

که در آن X_i^{t+1} موقعیت به روز شده است کرم شب تابمی باشد، X_i^t موقعیت اولیه کرم شب تاب می باشد، و شاید به عنوان نیروی جذب بین کرم شب تاب در نظر گرفته شود.

پارامتری سازی الگوریتم، یعنی پارامترهای لازم برای به روز رسانی موقعیت یک کرم شب تاب، در ادبیات بحث شده است. در مقاله اخیر از Raja و همکاران سه پارامتر تصادفی، مانند جستجو بر اساس براونی (FA معادله 9)، بر اساس پرواز لوی (FA معادله 10)، و FA سنتی، برای به روز رسانیمو مقیاس کرم شب تاب در نظر گرفته شده است.

$$\alpha_1 \cdot \text{sign}(\text{rand} - 1/2) \oplus B(s) \quad (9)$$

$$\alpha_1 \cdot \text{sign}(\text{rand} - 1/2) \oplus L(s) \quad (10)$$

$$\alpha_1 \cdot N_i(0,1) \quad (11)$$

که در آن متغیر $L(s) = A \cdot |s|^{1/\beta}$ ، $B(s) = A \cdot |s|^{\alpha/2}$ ، $A = \beta \Gamma(\beta) \sin\left(\frac{\beta\pi}{2}\right) \frac{1}{\pi} \cdot A$

تصادفی می باشند. β جز فضایی می باشد α جز موقتی می باشد و $\Gamma(\beta)$ تابع گاما می باشد. پارامترهای الگوریتم کرم شب تاب اولیه بر اساس بحث ارائه شده توسط Raja و همکاران اختصاص داده شده است که در جدول 1 خلاصه شده است.

مقدار	پارامتر
250	تعداد تکرار
20	جمعیت
m	ابعاد جستجو
Jmax	معیار توقف

جدول-1- پارامتر های آغازی برای الگوریتم های ابتکاری

4. پیاده سازی

مسئله سطح آستانه خاکستری به پیدا کردن مطلوب ترین آستانه در محدوده $[0, L-1]$ می پردازد که یک معیار تناسب را به حداکثر می رساند. به طور مشابه، با توجه به روش مبتنی بر هیستوگرام RGB، الگوریتم اکتشافی می آستانه بهینه در فضای داده ها از $[0, L-1]^3$ با به حداکثر رساندن تابع واریانس بین طبقه اوتسو در می یابد. بعد مسئله تقسیم بندی به طور عمده به آستانه (m) سطحی مورد نیاز بستگی دارد. در اینکار، برای مسئله تقسیم بندی تصویر رنگی، الگوریتم های اکتشافی مجاز به کشف فضای داده $[0, L-1]^3$ به منظور به دست آوردن سطح مطلوب آستانه می باشند. از این رو، تقسیم بندی تصویر رنگی بر اساس هیستوگرام RGB یک کار چالش برانگیز می باشد زمانی که با سطح جایگزین خاکستری آن مقایسه شود. کیفیت تصویر تقسیم بندی شده با استفاده از معیارهای تصویر به خوبی شناخته شده، مانند نسبت قله سیگنال به نویز (PSNR) و ماتریس شاخص شباهت ساختاری (SSIM) ارزیابی می شود. علاوه بر این، هر دو مقدار تابع تناسب Jmax و زمان CPU در نظر گرفته شده است.

PSNR شباهت تصویر تقسیم بندی شده را در برابر تصویر اصلی بر اساس مربع خطا متوسط (MSE) هر پیکسل می دهد:

$$PSNR(o,s) = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE(o,s)}} \right); \text{ dB} \quad (12)$$

$$RMSE(o,s) = \sqrt{MSE(x,y)} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W [o(i,j) - s(i,j)]^2} \quad (13)$$

که در آن 0 و S تصاویر اصلی و تقسیم بندی شده اندازه H X W می باشد. SSIM به طور کلی برای برآورد برتری تصویر و وابستگی بین تصویر اصلی و پردازش شده می باشد.

$$SSIM(o,s) = \frac{(2\mu_o\mu_s + C_1)(2\sigma_{os} + C_2)}{(\mu_o^2 + \mu_s^2 + C_1)(\sigma_o^2 + \sigma_s^2 + C_2)} \quad (14)$$

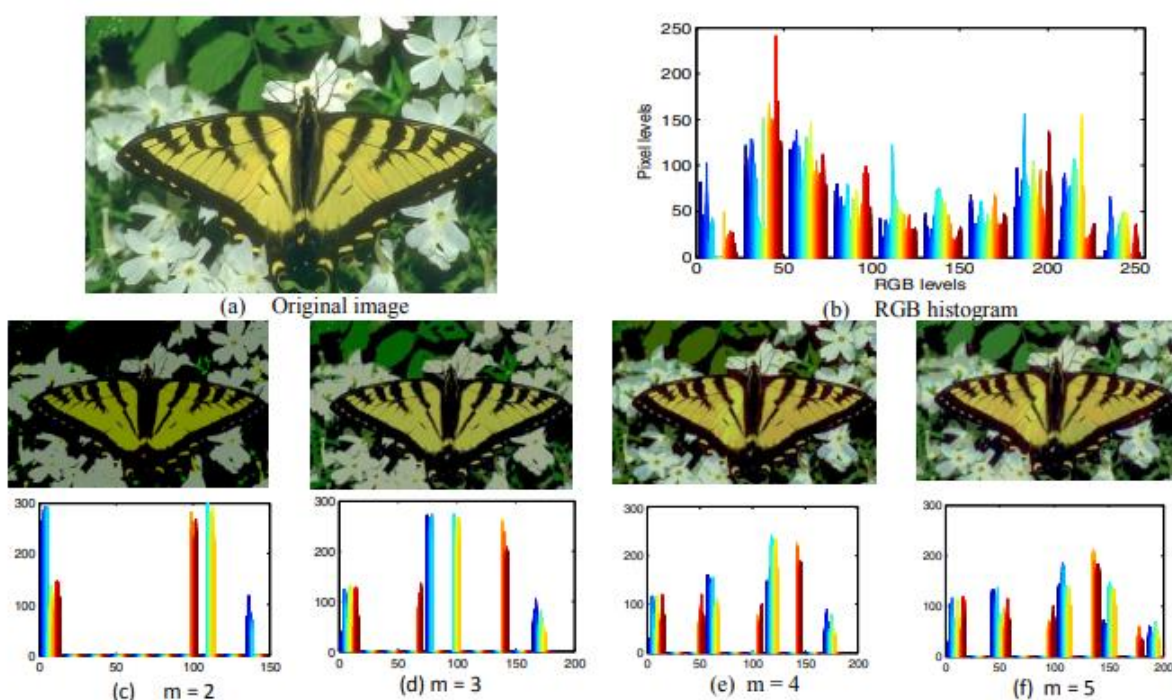
5. نتایج تجربی و بحث

آزمایش تصویر تقسیم بندی شده بر اساس هیستوگرام RGB در نرم افزار Matlab R2010a در Intel Dual Core CPU 1.6 گیگاهرتز، RAM 1.5GB دارای سیستم عامل ویندوز XP اجرا شده است. روش تقسیم بندی روش ویرایش شده ی ارائه شده در صفحه ی وب Matlab می باشد. روش ارائه شده بر روی تصاویر استاندارد (481 X 321 sized) RGB مورد آزمایش قرار گرفته است، مانند پروانه، ماهی ستاره، کرگدن، اسب، گل. تعداد آستانه ها (m): در این روش 2، 3، 4 و 5 در نظر گرفته شده است. برای هر تصویر، و برای هر m، روش تقسیم بندی 15 بار تکرار شده است و مقدار متوسط از آزمایش به عنوان مجموعه ای از آستانه مطلوب انتخاب شده اند و به عنوان اندازه گیری عملکرد به کار رفته اند.

در ابتدا روش بهینه سازی بر اساس LFA, BFA و FA متعارف در تصویر پروانه برای m = 5-2 تست می شود. شکل 1 (a-f) تصویر اصلی، هیستوگرام RGB، تصویر تقسیم بندی شده و مربوط به مقادیر آستانه RGB بهینه را نشان می دهد. از Fig.1 (c-f)، می توان دید که، تقسیم بندی تصویر RGB با توجه به سه الگوی رنگ مختلف، یعنی اجزای قرمز (R)، سبز (G) و آبی (B) مسئله بسیار پیچیده تری می باشد. همان طور که قبلا گفته شد، هیستوگرام یک تصویر RGB در مقایسه با هیستوگرام تصویر خاکستری پیچیده تر است. پیدا کردن یک آستانه بهینه در چنین هیستوگرام پیچیده ممکن است یک کار چالش برانگیز باشد. به عبارت دیگر، هر یک از توزیع رنگ باید به طور جداگانه با توجه به هیستوگرام RGB، مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرند که ممکن است زمان محاسبات افزایش یابد. شکل 2 همگرایی الگوریتم کرم شب تاب بر اساس m = 5 را نشان می دهد. از این لازم به ذکر است که

تمام الگوریتمها عملکرد تقریباً مشابهی را ارائه می کنند. از جدول 2 و شکل 2 می توان مشاهده کرد که همگرایی LFA بهتر است.

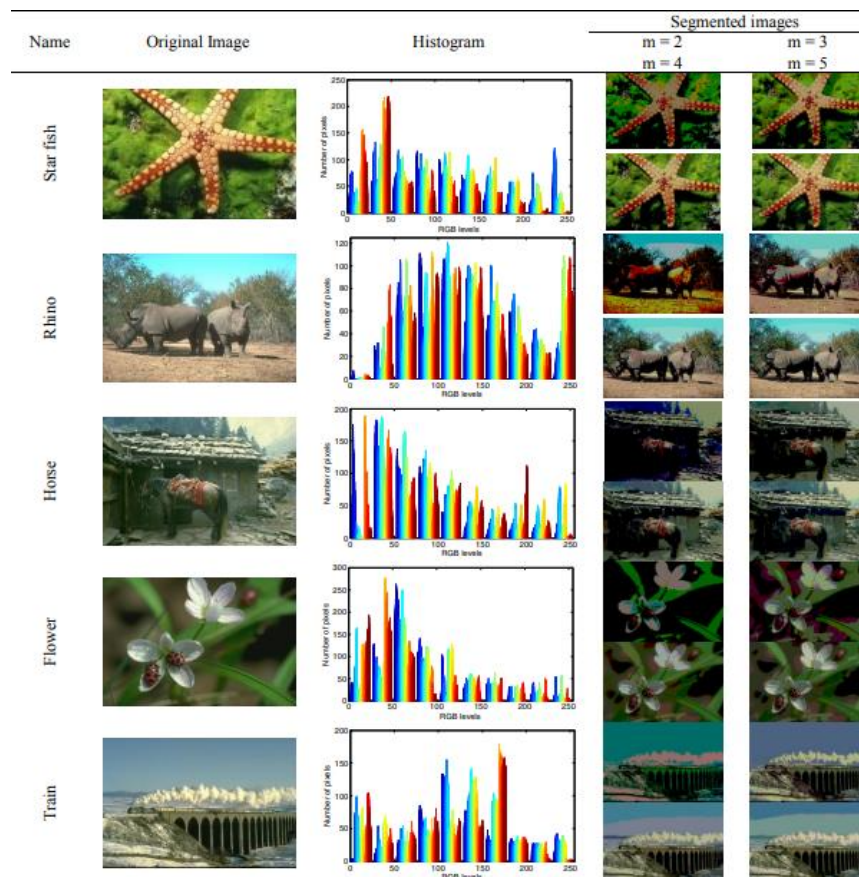
روش گفته شده در بالا برای تصاویر دیگر آزمون در جدول 3 تکرار شده است. این جدول تصاویر اصلی با اندازه و رنگ 321×481 ، هیستوگرام RGB، و در تصاویر تقسیم بندی شده دو سطحی و چند سطحی با جستجو براونی (BFA) FA نشان می دهد. مقادیر اندازه گیری عملکرد برای این تصاویر، مانند تابع هدف، PSNR، SSIM و CPU زمان در جدول 2 نشان داده شده است. آستانه بهینه مربوطه (B, G, R) در جدول 4 ارائه شده است.



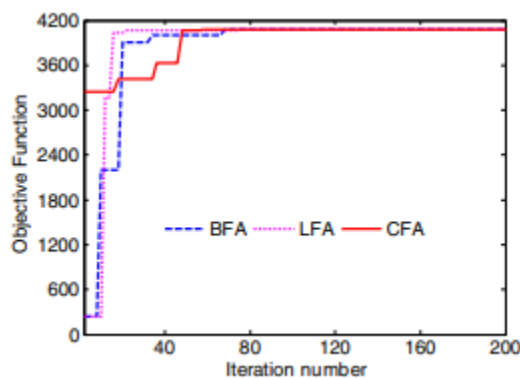
شکل-1- تقسیم بندی تصویر پروانه با الگوریتم BFA با $m=2-5$

Image	m	Objective function			PSNR (dB)			SSIM			CPU time (min)		
		BFA	LFA	CFA	BFA	LFA	CFA	BFA	LFA	CFA	BFA	LFA	CFA
Butterfly	2	3515.92	3402.61	3617.38	10.866	10.243	11.026	0.6399	0.6402	0.6394	0.2281	0.2826	0.2012
	3	3629.37	3638.81	3640.72	14.297	15.173	14.927	0.7133	0.6936	0.7047	0.4032	0.4529	0.4173
	4	3691.66	3669.02	3690.81	17.562	17.283	17.602	0.7835	0.7669	0.7639	0.4967	0.4838	0.4770
	5	3822.81	3792.55	3811.01	19.554	19.328	19.715	0.8472	0.8317	0.8274	0.5503	0.5138	0.5259
Star fish	2	1986.97	1972.10	1985.11	11.513	13.272	12.267	0.7320	0.7461	0.7392	0.3899	0.2139	0.2011
	3	2017.18	2081.66	2088.41	14.868	14.792	14.901	0.7831	0.7706	0.7593	0.3901	0.3103	0.3348
	4	2107.25	2109.91	2098.77	18.382	18.281	18.332	0.8032	0.7996	0.8106	0.4825	0.3628	0.3915
	5	2251.73	2178.24	2201.62	19.191	20.037	20.097	0.8529	0.8274	0.8461	0.5765	0.5100	0.47729
Rhino	2	2004.99	2081.84	2107.28	9.881	11.368	11.206	0.6837	0.7106	0.7083	0.2925	0.26398	0.2337
	3	2216.72	2205.22	2192.77	13.463	14.122	13.974	0.7153	0.7342	0.7311	0.4107	0.4092	0.4099
	4	2251.33	2267.18	2222.90	16.182	16.001	16.189	0.7316	0.7628	0.7528	0.4829	0.4415	0.43978
	5	2388.16	2371.97	2382.28	18.068	17.926	17.874	0.7829	0.8152	0.7902	0.5719	0.5081	0.4866
Horse	2	2635.11	2671.03	2587.99	10.517	12.015	11.739	0.6402	0.7261	0.7264	0.2688	0.2179	0.2510
	3	2688.04	2683.31	2660.37	14.701	14.826	14.519	0.7026	0.7418	0.7302	0.3519	0.28934	0.3218
	4	2717.37	2716.03	2700.83	16.576	16.478	17.005	0.7792	0.7902	0.7886	0.4820	0.3826	0.3775
	5	2782.70	2763.44	2746.67	18.269	20.027	20.157	0.8218	0.8142	0.8213	0.5792	0.4811	0.5337
Flower	2	1159.57	1302.61	1288.92	11.284	13.721	12.826	0.6820	0.7227	0.7301	0.3017	0.3122	0.3108
	3	1420.23	1472.71	1392.44	16.168	14.916	16.026	0.7211	0.7529	0.7329	0.3725	0.3518	0.3597
	4	1681.16	1592.88	1562.39	21.174	20.177	20.291	0.7938	0.8111	0.8102	0.4826	0.4114	0.4092
	5	1690.00	1623.71	1607.35	20.844	21.002	20.926	0.8315	0.8268	0.8331	0.5639	0.5297	0.5442
Train	2	1829.01	1803.55	1831.63	12.648	12.579	12.739	0.6826	0.6901	0.6883	0.3721	0.3301	0.3100
	3	1903.28	1873.77	1894.00	14.282	14.138	14.620	0.6869	0.7132	0.7039	0.4028	0.3877	0.3891
	4	1937.42	1903.18	1917.22	18.548	18.207	18.442	0.7385	0.7835	0.7893	0.4927	0.4110	0.4072
	5	1975.56	1955.28	1977.61	20.031	20.379	20.715	0.8193	0.8352	0.8374	0.5783	0.5117	0.4871

جدول-2- مقایسه ی عملکرد مقدار معیار برای تصاویر آزمون RGB



جدول-3- تصاویر آزمون، هیستوگرام RGB و تصاویر تقسیم بندی شده



شکل-2- همگرایی جستجوی FA

Image	m	BFA			LFA			CFA		
		R	G	B	R	G	B	R	G	B
Butterfly	2	14,98	7,107	4,136	16,102	8,115	4,143	16,100	9,105	6,138
	3	13,69,144	6,96,174	3,82,167	15,71,149	7,93,171	3,85,164	15,68,147	8,98,177	4,80,168
	4	12,51,105,146	6,71,124,178	3,64,108,172	13,49,107,145	5,74,126,181	3,61,110,175	13,50,104,144	6,72,123,179	3,61,111,175
	5	12,54,96,133,167	5,52,114,153,192	2,46,107,140,179	11,56,99,136,171	4,50,115,151,195	2,41,109,146,184	11,57,95,135,168	4,54,116,151,191	2,44,109,148,184
	2	18,86	13,115	7,147	17,91	14,103	8,142	19,77	13,119	11,152
Star fish	3	16,78,124	10,89,162	7,69,175	15,81,127	12,75,160	7,61,181	17,60,127	11,81,167	8,77,174
	4	15,71,122,138	8,80,131,153	5,51,94,194	12,68,120,133	10,65,137,158	4,47,90,188	14,58,129,128	9,77,134,150	6,50,91,198
	5	12,53,103,135,164	5,33,107,148,210	2,49,92,124,172	9,51,111,141,162	7,30,101,142,216	2,45,84,121,193	10,49,87,133,166	7,31,112,140,212	4,51,91,127,170
Rhino	2	17,95	14,134	12,155	17,91	15,137	13,152	16,99	13,131	10,153
	3	15,61,137	13,79,174	10,43,158	14,66,134	13,82,171	11,41,165	15,58,132	11,71,167	9,47,10
	4	12,43,111,152	11,68,139,186	8,35,98,204	12,39,116,147	11,71,134,182	8,38,102,196	14,41,104,147	9,66,133,180	8,31,104,201
	5	10,44,97,145,177	7,28,107,148,202	5,39,105,166,221	10,49,92,147,170	8,31,101,142,193	4,33,111,174,208	12,48,93,140,172	7,33,112,141,196	6,31,102,161,218
	2	11,118	7,112	2,123	14,113	8,118	3,132	10,120	7,115	4,1131
Horse	3	14,81,171	9,94,148	3,108,160	13,77,167	7,89,142	4,111,163	11,84,166	10,91,145	2,112,162
	4	16,67,125,181	10,81,120,157	4,78,114,170	12,66,121,180	8,86,122,164	6,71,112,173	9,62,128,178	8,84,125,163	2,71,104,176
	5	18,54,95,138,196	12,71,112,130,171	3,66,107,142,184	12,50,102,145,193	10,76,117,135,178	3,62,112,144,187	13,44,99,131,186	10,76,116,133,178	3,63,97,152,186
Flower	2	13,155	12,141	4,132	14,161	12,148	4,132	16,162	14,145	7,148
	3	15,106,16	10,76,152	6,130,178	13,111,16	11,73,150	6,130,178	14,112,172	11,68,160	6,126,167
	4	17,93,130,188	9,85,127,183	5,101,139,176	11,73,128,182	9,75,121,180	5,101,139,176	15,98,135,181	10,82,128,177	5,95,127,163
	5	14,90,115,154,198	9,46,88,124,189	4,98,135,161,177	15,91,121,151,186	9,38,83,128,184	4,98,135,161,177	14,91,112,151,190	9,38,68,119,183	4,91,109,158,170
	2	16,166	12,145	5,138	18,152	14,144	5,138	17,164	13,137	8,151
Train	3	15,122,18	11,101,17	4,115,169	16,124,18	12,122,17	4,115,169	16,120,176	11,97,166	6,111,143
	4	14,136,17,5,197	8,70,128,188	5,102,148,184	12,133,17,0,182	10,76,123,180	5,102,148,184	14,129,168,184	10,71,122,179	5,101,135,177
	5	16,118,16,0,180,202	6,72,112,175,196	4,85,127,165,188	14,108,15,3,172,192	11,70,102,176,189	4,85,127,165,188	14,108,164,177,204	9,70,104,163,183	4,65,97,145,191

جدول-4- مقادیر حد آستانه ی بهینه برای تصاویر RGB با الگوریتم های کرم شب تاب

از این نتایج، می شود متوجه شد که با وجود تفاوت های کوچک، به نظر می رسد تمام الگوریتم به نزدیکترین حل مطلوب می رسند. برای تمام تصاویر مورد آزمایش با سطوح آستانه های مختلف، زمان همگرایی هر دو LFA و

FA به نظر می رسد که بهتر از BFA می باشد. از سوی دیگر، به طور کلی مقادیر J_{max} (تابع هدف) به دست آمده است با BFA به طور کلینسبت به زمانی که با جایگزین مقایسه می شود بهتر می باشد.

6. نتیجه گیری

در این مقاله، یک روش تقسیم بندی چند سطح جدید بر اساس هیستوگرام RGB با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب (BFA) مبتنی بر جستجو براونی، بر اساس الگوریتم جستجو لوی کرم شب تاب (LFA) و الگوریتم کرم شب تاب معمولی (FA) پیشنهاد داده شده است. تکنیک های پیشنهادی برای حل مسئله اوتسو برای مشخص کردن مقادیر آستانه چند سطحی استفاده می شوند. روش تقسیم بندی شده با استفاده از تجزیه و تحلیل کمی و کیفی هر دو معتبر بررسی شده است، از جمله مقیاس های معمولی، مانند تابع هدف، PSNR، SSIM و زمان CPU، که با تبدیل تصویر رنگی تقسیم بندی شده به یک تصویر خاکستریارزیابی می شوند. نتایج نشان می دهد که الگوریتم های LFA و FA همگرایی سریعتری در مقایسه با BFA دارند، در حالی که دومی قادر به دستیابی به تابع هدف نهایی برتری می باشد.

Reference

1. Agrawal S, Panda R, Bhuyan S, Panigrahi BK. Tsallis entropy based optimal multilevel thresholding using cuckoo search algorithm, *Swarm and Evolutionary Computation*, 2013; 11: 16–30.
2. Akay BA. Study on particle swarm optimization and artificial bee colony algorithms for multilevel thresholding. *Applied Soft Computing*, 2013; 13(6): 3066–3091.
3. Ghamisi P, Couceiro MS, Benediktsson JA. Classification of hyperspectral images with binary fractional order Darwinian PSO and random forests. *SPIE Remote Sensing*, 2013; 88920S-88920S-8.
4. Ghamisi P, Couceiro MS, Benediktsson JA, Ferreira N M F. An efficient method for segmentation of images based on fractional calculus and natural selection. *Expert Syst. Appl.*, 2012; 39 (16):12407– 12417.
5. Ghamisi P, Couceiro MS, Martins FML, Benediktsson JA. Multilevel image segmentation based on fractional-order Darwinian particleswarm optimization. *IEEE T. on Geoscience and Remote sensing*, 2014; 52(5):2382-2394.
6. Lee SU, Chung SY, Park RHA. Comparative Performance Study Techniques for Segmentation, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1990; 52 (2) : 171 - 190.
7. Manikantan K, Arun BV, Yaradonic DKS. Optimal Multilevel Thresholds based on Tsallis Entropy Method using Golden Ratio ParticleSwarm Optimization for Improved Image Segmentation, *Procedia Engineering*, 2012; 30 :364 – 371.
8. Otsu NA. Threshold selection method from Gray-Level Histograms, *IEEE T. on Systems, Man and Cybernetics*, 1979; 9 (1): 62-66.
9. Pal NR, Pal SK. A review on image segmentation techniques, *Pattern Recognition*, 1993; 26 (9): 1277 – 1294.
10. Su Q, Hu Z. Color Image Quantization Algorithm Based on Self-Adaptive Differential Evolution, *Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2013, Article ID 231916, 8 pages.
11. Rajinikanth V, Sri Madhava Raja N, Latha K. Optimal Multilevel Image Thresholding: An Analysis with PSO and BFO Algorithms. *Aust.J. Basic and Appl. Sci.*, 2014; 8(9): 443-454.
12. Sarkar S, Das S. Multilevel image thresholding based on 2D histogram and maximum Tsallis entropy – A Differential Evolution Approach. *IEEE T. on Image Processing*, 2013.; 22(12): 4788-4797.
13. Sezgin M, Sankar B. Survey over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation, *Journal of Electronic Imaging*, 2004; 13(1): 146 - 165.
14. Sri Madhava Raja, N.; Rajinikanth, V.; and Latha, K. Otsu Based Optimal Multilevel Image Thresholding Using Firefly Algorithm, *Modelling and Simulation in Engineering*, vol. 2014, Article ID 794574, 17 pages.
15. Sri Madhava Raja N, Suresh Manic K, Rajinikanth V. Firefly Algorithm with Various Randomization Parameters: An Analysis, In B.K.Panigrahi et al. (Eds.): *SEMCCO 2013, Part.1, Lecture notes in computer science (LNCS 8297)*, 2013;110–121.
16. Taher F, Werghi N, Al-Ahmad H, Donner C. Extraction and Segmentation of Sputum Cells for Lung Cancer Early Diagnosis. *Algorithms*, 2013; 6: 512-531.
17. Yang XS. Firefly algorithm, Lévy flights and global optimization, In *Research and Development in Intelligent Systems XXVI*, Springer-Verlag London, UK, 2010; 209–218.
18. Yang XS. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization, *International Journal of Bio-inspired Computation*, 2010;2(2): 78- 84.
19. Yang XS. Firefly algorithms for multimodal optimization, *Stochastic Algorithms, Foundations and Applications, SAGA 2009, Lecture Notes in Computer Sciences 5792*, 2009; 169–178.
20. Yang XS. *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press, Frome, UK, 2nd edition, 2011.