

آستانه‌گذاری بهینه چندسطحی تصویر با استفاده از الگوریتم بهینه- سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس

سید جلال الدین موسوی راد^۱ و حسین ابراهیم پورکومله^۲

چکیده

آستانه‌گذاری تصاویر یک از محبوب‌ترین روش‌های قطعه‌بندی تصاویر است. در این روش، برای مشخص کردن مقادیر آستانه از هیستوگرام استفاده می‌شود. در این مقاله، یک روش آستانه‌گذاری چندسطحی برای قطعه‌بندی تصاویر مبتنی بر هیستوگرام با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس ارائه شده است. این الگوریتم یک الگوریتم جمعیت‌گرای جدید است که از تاثیری که یک استاد بر دانش‌آموزان خود دارد الهام گرفته است. تابع هزینه مورد استفاده در این پژوهش، معیار بیشینه‌سازی آنتروپی کاپور بوده است. کارایی روش پیشنهادی بر روی ۵ تصویر استاندارد مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین کارایی آن با سه الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه‌سازی ذرات (PSO) و تکامل تفاضلی (DE) مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس نتایج بهتری در توابع برازندگی، مقدار PSNR، SSIM و پایداری فراهم آورده است. زمان یافتن مقادیر آستانه برای این الگوریتم نیز نسبت به الگوریتم PSO بیشتر اما نسبت به GA و DE کمتر است.

کلیدواژه‌ها

قطعه‌بندی تصاویر، آستانه‌گذاری چند سطحی تصاویر، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس، هیستوگرام، آنتروپی کاپور

۱ مقدمه

قطعه‌بندی تصاویر یکی از مهمترین عملیات پایه برای آنالیز و تحلیل تصاویر است. منظور از قطعه‌بندی تصاویر، تقسیم تصویر به نواحی غیریکسان است طوری که این نواحی با یکدیگر اشتراکی نداشته باشند. قطعه‌بندی در کاربردهای زیادی از پردازش تصاویر و بینایی کامپیوتر مثل تصاویر پزشکی [۱، ۲]، تصاویر ماهواره‌ای [۳، ۴]، کیفیت سنجی مواد غذایی [۵]، و ردیابی اشیا [۶] کاربرد دارد.

در سال‌های اخیر، روش‌های زیادی برای قطعه‌بندی تصاویر ارائه شده است [۷-۹]. این روش‌ها را می‌توان به دو دسته کلی بانظارت^۱ و بدون نظارت^۲ تقسیم کرد. روش بدون نظارت در کاربردهای بلادرنگ^۳ ترجیح دارند زیرا آن‌ها نیازی به انجام قطعه‌بندی دستی ندارند [۱۰].

آستانه‌گذاری یکی از روش‌های مهم در قطعه‌بندی تصاویر می‌باشد. هدف اصلی در روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری، یافتن یک مقدار آستانه برای آستانه‌گذاری دو سطحی و چند مقدار آستانه برای آستانه‌گذاری چندسطحی است. در آستانه‌گذاری دو سطحی، فقط یک مقدار آستانه انتخاب می‌شود و پیکسل‌های تصویر به دو گروه تقسیم می‌شوند. در آستانه‌گذاری چندسطحی، چندین آستانه انتخاب می‌شود که پیکسل‌ها به چندین گروه تقسیم می‌گردند. آستانه‌گذاری دوسطحی معمولاً کار ساده‌ای است و آستانه‌ها معمولاً در قعر بین دو قله

این مقاله در مردادماه ۱۳۹۴ دریافت، در آذرماه بازنگری و در آذرماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه کاشان

رایانامه: jalalmoosavirad@gmail.com, S.mousavirad.2015@ieee.org

^۲ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه کاشان

رایانامه: ebrahimpour@kashanu.ac.ir

^۱ Supervised

^۲ Unsupervised

^۳ Real Time

در فاز تدریس، یادگیرنده ها از استاد یاد می گیرند و در فاز یادگیری، بین یادگیرنده ها تراکنش رخ می دهد. هدف از این مقاله، ارائه یک روش جدید مبتنی بر الگوریتم یادگیری و تدریس برای مسئله آستانه گذاری چند سطحی تصاویر است. روش پیشنهادی در این مقاله از تابع هدف آنتروپی کاپور برای آستانه گذاری تصاویر استفاده می کند. روش پیشنهادی بر روی پنج تصویر مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. همچنین روش پیشنهادی با سه روش الگوریتم ژنتیک^۱ (GA)، بهینه سازی ذرات^۲ (PSO)، و تکامل تفاضلی^۳ (DE) مقایسه شده است. نتایج نشان می دهد که روش پیشنهادی توانسته است کارایی خوبی نسبت به روش های مقایسه شده از خود نشان دهد. ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است: در ابتدا الگوریتم بهینه سازی یادگیری و تدریس شرح داده شده است. سپس آستانه گذاری چندسطحی تصاویر و تابع هدف مورد استفاده توضیح داده شده است. در ادامه نتایج روش پیشنهادی گزارش شده و کارایی این روش با چند روش دیگر مقایسه گشته است. در نهایت نیز به نتیجه گیری و کارهای آینده پرداخته شده است.

۲ بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس

بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس یک الگوریتم فراابتکاری است که تاکنون در کاربردهای مختلف [۳۲] [۳۳] نتایج رقابتی ارائه داده است. این الگوریتم در مسائل مختلفی مثل طراحی مکانیکی [۳۴]، خوشه بندی اطلاعات [۳۵]، سیستم های توزیع [۳۶]، و زمان بندی [۳۷] کارایی بهتری از الگوریتم های مقایسه شده مثل الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی ذرات ارائه نموده است. یکی از انگیزه های این مقاله بررسی کارایی الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس در مسئله آستانه گذاری تصاویر بوده است (با توجه به اصل "نهار مجانی وجود ندارد").

این الگوریتم همانند سایر الگوریتم های فراابتکاری مبتنی بر جمعیت دارای توانایی جستجوی سراسری بالایی می باشد. به خاطر ویژگی نزدیک شده به سایر دانش آموزان (و نه فقط استاد) تنوع پذیری در این الگوریتم بالا رفته است. در واقع فضاهای دیگر نیز در راه حل مورد جستجو قرار می گیرد و مشابه با بعضی الگوریتم ها مثل الگوریتم بهینه سازی ذرات فقط به سمت بهترین ها حرکت نمی کند. همچنین این عامل باعث می شود تا از همگرایی زودرس به طرف بهترین راه حل جلوگیری شود.

دو استاد T1 و T2 را فرض کنید که قرار است درس یکسانی را برای تعدادی دانش آموز ارائه بدهند که این دانش آموزان در سطح یکسان علمی و هوشی هستند. شکل ۱ توزیع نمرات این دانش آموزان را در دو کلاس نشان می دهد. منحنی های ۱ و ۲ نمرات به

هیستوگرام سطح خاکستری قرار دارند. یافتن آستانه های مناسب در آستانه گذاری چندسطحی کار ساده ای نیست و آستانه گذاری چندسطحی هم اکنون موضوعی است که بسیاری از محققان بر روی آن مطالعه می کنند [۱۱].

روش های آستانه گذاری زیادی تاکنون مطرح شده اند. یک مطالعه جامع در زمینه روش های آستانه گذاری می تواند در [۱۲] و [۱۳] دیده شود. آستانه گذاری تصاویر می تواند به دو دسته کلی پارامتری و غیرپارامتری تقسیم شود. در روش پارامتری، پارامترهای آماری هر کلاس تخمین زده می شود. این روش ها از نظر محاسباتی گران هستند و کارایی آنها وابستگی زیادی به شرایط اولیه دارد. در روش های غیرپارامتری، مقدار بهینه های مناسب به وسیله بیشینه کردن بعضی معیارها مثل واریانس بین کلاسی بدست می آید. روش آنتروپی کاپور [۱۴] یکی از روش هایی است که برای آستانه گذاری تصاویر بسیار مورد استفاده قرار گرفته است. این روش بر پایه ی توزیع هیستوگرام سطح خاکستری و بیشینه کردن آنتروپی است. هر چند که تاکنون روش های زیادی بر مبنای بیشینه و کمینه کردن آنتروپی [۱۵-۱۷] پیشنهاد شده است اما کارایی روش کاپور بر این روش ها غلبه کرده است [۱۸].

روش های سنتی برای آستانه گذاری دو سطحی به خوبی عمل می کنند اما زمانی که تعداد آستانه ها زیاد شود زمان محاسبه مقادیر آستانه به طور نمایی افزایش می یابد. برای غلبه بر چنین مشکلی، می توان از الگوریتم های فراابتکاری مثل تبرید شبیه سازی شده، الگوریتم ژنتیک، بهینه سازی ذرات استفاده کرد. با توجه به قضیه "نهار مجانی وجود ندارد" [۱۹]، هیچ الگوریتم فراابتکاری وجود ندارد که برای حل تمام مسائل بهینه سازی مناسب باشد. این تئوری باعث ایجاد انگیزه برای محققان زیادی شده است تا کارایی الگوریتم های فراابتکاری را برای مسئله آستانه گذاری تصاویر مورد استفاده قرار دهند. مرور منابع نشان می دهد که الگوریتم های فراابتکاری مثل الگوریتم ژنتیک [۲۰، ۲۱]، بهینه سازی ذرات [۲۲، ۲۳]، کلونی زنبورهای عسل [۲۴]، جفت گیری زنبورهای عسل [۲۵]، تکامل تفاضلی [۲۶، ۲۷] و جستجوی فاخته [۲۷] تاکنون به طور گسترده ای برای مسئله آستانه گذاری تصویر مورد استفاده قرار گرفته اند.

الگوریتم مبتنی بر یادگیری و تدریس [۲۸] یک الگوریتم فراابتکاری جدید است که از تاثیری که یک استاد بر دانش آموزان خود دارد الهام گرفته است. این الگوریتم در مسائل گسترده ای تاکنون مورد استفاده قرار گرفته و کارایی رقابتی از خود ارائه نموده است [۲۹-۳۱]. جمعیت در این الگوریتم به صورت گروهی از یادگیرنده ها در نظر گرفته می شود. این الگوریتم به دو فاز تقسیم می شود: فاز تدریس و فاز یادگیری.

¹ Genetic algorithm

² Particle swarm optimization

³ Differential evolution

الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس (TLBO^۱) یک الگوریتم جمعیت‌گرا است که از جمعیتی از راه‌حل‌ها برای رسیدن به راه‌حل بهینه استفاده می‌کند. در الگوریتم TLBO این جمعیت به عنوان گروهی از دانش‌آموزان در نظر گرفته می‌شود. استاد بهترین راه‌حل به دست آمده تاکنون می‌باشد. فلوجارت کلی این الگوریتم در شکل ۴ نشان داده شده است. فرایند الگوریتم TLBO به دو قسمت تقسیم می‌شود. اولین قسمت فاز استاد نام دارد که به معنای یادگیری دانش‌آموزان از استاد است. فاز بعدی، فاز دانش-آموزان است که به معنی تعامل بین دانش‌آموزها برای یادگیری بهتر می‌باشد.

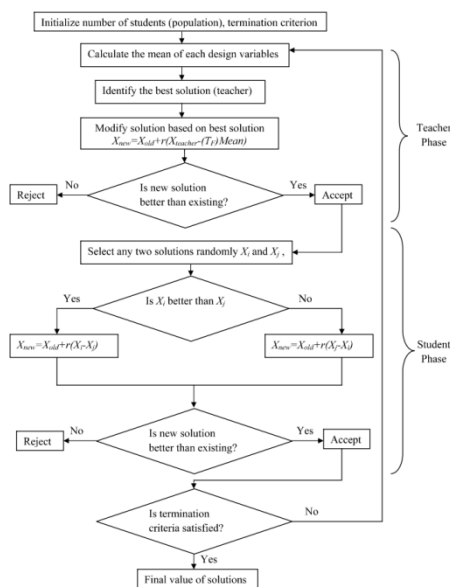
۱-۲ فاز استاد

همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده است میانگین یک کلاس از M_A به M_B در صورت داشتن استاد خوب افزایش می‌یابد. استاد خوب فردی است که بتواند سطح دانش دانش‌آموزان را به بالاترین سطح برساند هر چند که در عمل چنین چیزی غیرممکن است و استاد فقط می‌تواند میانگین یک کلاس را با توجه به شرایط کلاس تا حدودی بالا ببرد. فرض کنید که M_i میانگین یک کلاس و T_i یک استاد در تکرار i ام باشد. T_i سعی خواهد کرد تا M_i را به سطح دانش خود نزدیک کند بنابراین میانگین به M_{new} تبدیل خواهد شد. سپس راه‌حل با توجه به تفاوت بین دو میانگین به صورت زیر بروزرسانی می‌شود:

$$Difference_Mean_i = r_i (M_{new} - T_f M_i) \quad (۱)$$

که T_f فاکتور تدریس^۲ و r_i یک عدد تصادفی بین صفر و یک است. مقدار T_f می‌تواند ۱ یا ۲ باشد. راه‌حل موجود را می‌توان به صورت زیر بروزرسانی کرد:

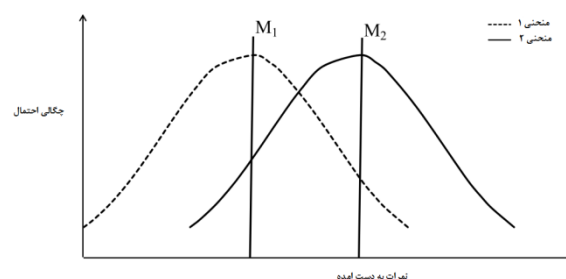
$$X_{new,i} = X_{old,i} + Difference_mean_i \quad (۲)$$



شکل ۳ فلوجارت الگوریتم TLBO [28]

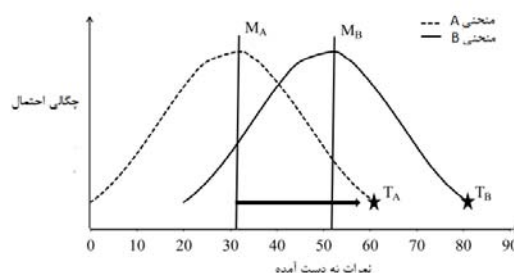
دست آمده به وسیله اساتید T_1 و T_2 می‌باشد. برای هر کدام از نمرات یک توزیع نرمال فرض شده است هر چند که در عمل ممکن است با چولگی همراه باشد.

همانطور که در شکل ۱ دیده می‌شود منحنی ۲ نتایج بهتری را از منحنی ۱ ارائه نموده است و بنابراین می‌توان گفت که استاد T_2 از لحاظ تدریس بهتر از استاد T_1 است. تفاوت اصلی بین این دو در میانگین آن‌ها (M_1 برای منحنی ۱ و M_2 برای منحنی ۲) است به عنوان مثال یک استاد خوب میانگین بهتری از دانش‌آموزان خود به دست می‌آورد. البته بین دانش‌آموزان نیز تعامل برقرار است که ممکن است به نتایج آن‌ها کمک کند. بر پایه ی مدل تدریس بالا، یک مدل ریاضی برای بهینه‌سازی توسط رااو و همکاران [۲۸] ارائه شده است. شکل ۲ یک مدل برای نمرات به دست آمده برای اساتید در کلاسی با نمودار A که دارای میانگین M_A است را نشان می‌دهد. استاد به عنوان فردی که دارای بیشترین دانش است معرفی شده است بنابراین بهترین دانش‌آموز در واقع استاد فرض شده است که در شکل ۲ با T_A نشان داده شده است.



شکل ۱ توزیع نمرات به دست آمده به وسیله اساتید به وسیله دو استاد مختلف [۲۸]

استاد سعی می‌کند تا دانش را در میان دانش‌آموزان گسترش دهد و به این صورت سطح دانش کلاس افزایش می‌یابد و باعث می‌شود تا دانش‌آموزان نمرات بالاتری بگیرند. بنابراین یک استاد میانگین نمرات کلاس را با توجه به توانایی‌های خود افزایش می‌دهد. در شکل ۲ استاد T_A سعی می‌کند تا میانگین M_A را به طرف میانگین جدید M_B حرکت دهد. استاد بیشترین تلاش را برای انتقال دانش خواهد داشت اما دانش‌آموزان قسمتی از دانش را با توجه به کیفیت تدریس و سطح کیفی خود دانش‌آموزان دریافت خواهند کرد. سطح کیفی دانش‌آموزان را می‌توان با توجه به مقدار میانگین جمعیت به دست آورد.



شکل ۲ مدلی برای توزیع نمرات بدست آمده برای گروهی از اساتید [۲۸]

^۱ Teaching-learning-based optimization

^۲ Teaching factor

که

$$H_0 = -\sum_{i=1}^t \frac{p_i}{\omega_0} \ln \frac{p_i}{\omega_0}, \quad \omega_0 = \sum_{i=1}^t p_i$$

$$H_0 = -\sum_{i=t+1}^t \frac{p_i}{\omega_1} \ln \frac{p_i}{\omega_1}, \quad \omega_1 = \sum_{i=t+1}^t p_i$$

معیار آنتروپی کاپور برای آستانه گذاری چند سطحی نیز گسترش یافته است. فرض کنید یک مسئله با D مقدار آستانه $[t_1, t_2, \dots, t_D]$ داریم و می خواهیم این مقادیر آستانه را با استفاده از معیار آنتروپی بدست آوریم. به این منظور باید تابع زیر را بیشینه

نماییم

$$f([t_1, t_2, \dots, t_D]) = H_0 + H_1 + \dots + H_D \quad (4)$$

که

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{t_1-1} p_i, \quad H_0 = -\sum_{i=0}^{t_1-1} \frac{p_i}{\omega_0} \ln \frac{p_i}{\omega_0}$$

$$\omega_1 = \sum_{i=t_1}^{t_2-1} p_i, \quad H_1 = -\sum_{i=t_1}^{t_2-1} \frac{p_i}{\omega_1} \ln \frac{p_i}{\omega_1}$$

$$\omega_2 = \sum_{i=t_2}^{t_3-1} p_i, \quad H_2 = -\sum_{i=t_2}^{t_3-1} \frac{p_i}{\omega_2} \ln \frac{p_i}{\omega_2}$$

$$\omega_D = \sum_{i=t_D}^L p_i, \quad H_D = -\sum_{i=t_D}^L \frac{p_i}{\omega_D} \ln \frac{p_i}{\omega_D}$$

این روش برای حالت دو کلاسه دارای کارایی بالایی است اما به خاطر پیچیدگی مسئله، وقتی هدف یافتن چندین کلاس باشد بسیار کند می باشد.

۲-۳ آستانه گذاری بهینه چند سطحی با

استفاده از الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر

یادگیری و تدریس

در این پژوهش روشی جدید با استفاده از الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس برای آستانه گذاری تصویر ارائه شده است. جزئیات الگوریتم پیشنهادی در زیر آمده است.

قدم ۱. تعریف مسئله بهینه سازی و مقداردهی اولیه کردن پارامترهای آن

در این مرحله، سائز جمعیت (P_n)، تعداد نسل ها (G_n)، تعداد متغیرهای مسئله (D_n)، و کران بالا و پایین مسئله (UL, LL) مقداردهی اولیه شود. همچنین باید مسئله به صورت یک مسئله بهینه سازی با تابع هدف $f(X)$ تعریف شود. تابع هدف در این مسئله معیار آنتروپی کاپور است که در قسمت قبل توضیح داده شد.

قدم ۲. مقداردهی اولیه جمعیت

در الگوریتم های بهینه سازی جمعیت گرا، هر راه حل به وسیله یک آرایه نمایش داده می شود. این راه حل در الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی ذرات به ترتیب کروموزوم و ذره نام دارد. در الگوریتم TLBO، این راه حل دانش آموز نام دارد. در مسئله آستانه گذاری

۲-۲ فاز دانش آموز

دانش آموزان دانش خود را به وسیله دو میانگین متفاوت افزایش می دهند: با استفاده از دانش استاد و تعامل بین دانش آموزان. یک دانش آموز به طور تصادفی با دیگر دانش آموزان جهت افزایش کارایی، تعاملاتی مثل مباحثه، ارائه، و سوال دارد. یک دانش آموز مفاهیم جدیدی را از دانش آموزانی که دانش بیشتری از آن ها دارند یاد می گیرند. فاز دانش آموز به صورتی که در شکل ۴ نشان داده شده است بیان گردیده است.

```

For i=1:Pn
  Randomly select two learners Xi and Xj, where
  i ≠ j
  If f(Xi) < f(Xj)
    Xnew,i = Xold,i + ri(Xi - Xj)
  Else
    Xnew,i = Xold,i + ri(Xj - Xi)
  End If
End For

```

شکل ۴ فاز دانش آموز در الگوریتم TLBO

۳ روش پیشنهادی

در این قسمت، روش پیشنهادی برای آستانه گذاری تصاویر مورد بررسی قرار گرفته است. به این منظور در ابتدا تابع هدف مورد استفاده معرفی شده و سپس به بررسی ساختار کلی روش پیشنهادی پرداخته شده است.

۳-۱ تابع هدف

معیار آنتروپی کاپور [۱۴] تا کنون به طور گسترده ای برای مشخص کردن آستانه بهینه در قطعه بندی تصاویر مورد استفاده قرار گرفته است. این الگوریتم ابتدا برای آستانه گذاری دو سطحی معرفی شد، اگر چه بعدها برای مسئله آستانه گذاری چندسطحی نیز مورد استفاده قرار گرفت.

فرض کنید که تصویر I دارای L سطح خاکستری باشد و این سطوح خاکستری در بازه $\{1, 2, \dots, L\}$ باشند. می توان احتمال رخداد یک پیکسل را به صورت $P_i = h(i) / N, (1 \leq i \leq L)$ تعریف نمود که $h(i)$ تعداد پیکسل ها در سطح خاکستری i را نشان می دهد و N مجموع تعداد پیکسل ها در تصویر است.

فرض کنید یک مسئله دو کلاسه C_1 و C_2 داشته باشیم می خواهیم آن ها را در سطح t آستانه گذاری کنیم. در این صورت سطوح $[1, \dots, t]$ در کلاس C_1 و سطوح $[t+1, \dots, L]$ در کلاس C_2 قرار خواهند گرفت. برای آستانه گیری دوسطحی در معیار آنتروپی کاپور باید معادله زیر بیشینه شود

$$f(t) = H_0 + H_1 \quad (3)$$

- تفاوت بدست آمده به راه حل جاری برای بروزرسانی مقدار آن اضافه می شود:

$$X_{new,D} = X_{old,D} + Difference_{D} \quad (۱۲)$$

X_{new} در صورتی پذیرفته می شود که مقدار تابع را بهتر نماید.

قدم چهارم. فاز دانش آموز

همانطور که قبلاً توضیح داده شد دانش‌آموزان با تعامل یا یکدیگر می توانند بر سطح دانش خود اضافه کنند. فاز دانش آموز در شکل ۴ توضیح داده شده است.

قدم پنجم. معیار اتمام

در صورتی که به بیشینه تعداد تکرارها رسیده است الگوریتم به اتمام می رسد در غیر این صورت به قدم سوم می رود.

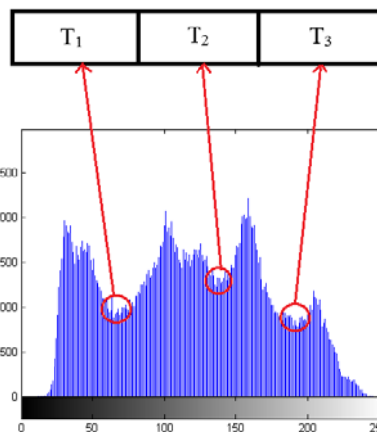
۴ نتایج آزمایش ها

روش پیشنهادی در نرم افزار متلب 2014a و بر روی یک کامپیوتر با واحد پردازش مرکزی ۱۹.۳ GHZ و حافظه ۱۲ GB پیاده سازی شده است. پنج تصویر مشهور برای ارزیابی کارایی سیستم پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفته است. تصاویر مورد ارزیابی و هیستوگرام متناظر در شکل ۶ نشان داده شده است. پارامترهای الگوریتم بهینه سازی یادگیری و تدریس برای عملیات آستانه گذاری تصویر در جدول ۱ آمده است. همچنین جهت مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها، سه الگوریتم ژنتیک (GA)، الگوریتم بهینه سازی ذرات (PSO) و الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) پیاده سازی شده است. مقادیر پارامترهای مورد استفاده این الگوریتم ها در جدول ۱ آمده است.

تصویر، این آرایه دارای سائز $1 \times NumOfThreshold$ است که $NumOfThreshold$ تعداد مقادیر آستانه است. این آرایه به صورت زیر تعریف شده است:

$$Student = [x_1, x_2, \dots, x_{NumOfThreshold}] \quad (۵)$$

شکل ۵ یک دانش آموز را برای یک هیستوگرام نمونه نشان می دهد.



شکل ۵. یک دانش آموز برای یک هیستوگرام نمونه

در این مرحله جمعیت اولیه به صورت تصادفی با سائز $P_n \times D_n$ تولید می شود. در الگوریتم TLBO، سائز جمعیت نشان دهنده تعداد دانش‌آموزان و متغیرهای طراحی (D_n) نشان دهنده موضوعات درسی است. جمعیت اولیه به صورت زیر ساخته می شود:

$$population = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,D} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{P_n,1} & x_{P_n,2} & \dots & x_{P_n,D} \end{bmatrix} \quad (۶)$$

سپس به ازای هر دانش آموز، تابع هدف با استفاده از معیار آنتروپی کاپور به دست می آید.

قدم سوم. فاز استاد: مراحل این قسمت در زیر آمده است:

- در ابتدا میانگین هر ستون محاسبه می شود:
- $$M_{D} = [m_1, m_2, \dots, m_D] \quad (۷)$$
- بهترین راه حل به عنوان استاد در هر تکرار در نظر گرفته می شود.

$$X_{teacher} = X_{f(X)=\min} \quad (۸)$$

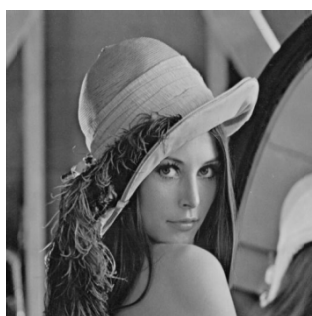
- استاد سعی می کند تا میانگین را از M_{D} به طرف $X_{teacher}$ برساند که در واقع به عنوان میانگین جدید عم می کند:

$$M_{new,D} = X_{teacher,D} \quad (۱۰)$$

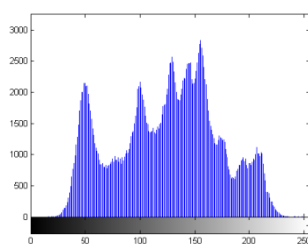
- تفاوت بین دو میانگین به صورت زیر بیان می شود

$$Difference_D = r(M_{new,D} - T_F M_{D}) \quad (۱۱)$$

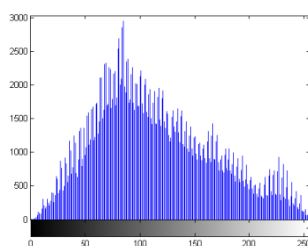
که مقدار TF، ۱ یا ۲ انتخاب می شود.



Lena



Bridge



پیشنهادی پایین تر است بنابراین روش پیشنهادی کارایی بالاتری داشته است. همچنین آزمون فریدمن^۱، مقدار χ^2 دو^۲ برای $k=2,3,4,5$ را به ترتیب $14/14$ ، 15 ، $14/76$ و $14/62$ محاسبه کرده است. این آزمون آماری مقدار p ^۳ را برای $k=2,3,4,5$ مقادیر 2.7×10^{-3} ، 1.8×10^{-3} ، 2.0×10^{-3} و 2.2×10^{-3} مشخص نموده است. از جدول توزیع χ^2 می توان دید که مقدار بحرانی^۴ برای ۳ درجه (۳-۱) آزادی و 0.05 سطح اطمینان برابر 7.815 است. از آن جایی که مقادیر χ^2 دو روی همه مقادیر آستانه بیشتر از مقدار بحرانی است H_0 رد می شود و بنابراین H_1 پذیرفته می شود. علاوه بر این مقدار P خیلی کم (نزدیک به صفر) است که رد فرضیه H_0 را تایید می کند و نشان می دهد که بین راه حل های مختلف، تفاوت وجود دارد. همچنین برای مقادیر آستانه مختلف، الگوریتم ژنتیک کمترین میانگین رتبه بندی و الگوریتم پیشنهادی بالاترین میانگین رتبه بندی را ارائه کرده اند. بنابراین می توان گفت که روش TLBO دارای بهترین کارایی و الگوریتم ژنتیک دارای بدترین کارایی است.

جدول ۱. پارامترهای بکارگرفته شده در الگوریتم های استفاده شده

مقدار	پارامتر	نام الگوریتم بهینه سازی
۵۰	تعداد جمعیت	روش پیشنهادی
۲۰۰	تعداد تکرار	
۱	TF	
۵۰	تعداد جمعیت	ژنتیک
۲۰۰	تعداد تکرار	
۰,۱	احتمال جهش ^۵	
دو نقطه ای	نوع تقاطع ^۶	
۰,۷	احتمال تقاطع	بهینه سازی ذرات
۵۰	تعداد جمعیت	
۲۰۰	تعداد تکرار	
۲	پارامتر شناختی ^۷	
۲	پارامتر اجتماعی ^۸	تکامل تفاضلی
۵۰	تعداد جمعیت	
۲۰۰	تعداد تکرار	
۰,۳	فاکتور مقیاس ^۹	
۰,۹	نرخ متقاطع ^۱	

^۲ Chi-square value

^۳ P-value

^۴ Critical value

^۵ Mutation

^۶ Crossover

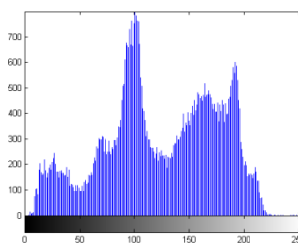
^۷ Cognitive parameter

^۸ Social parameter

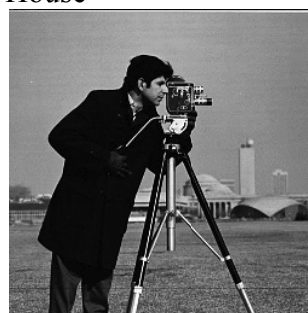
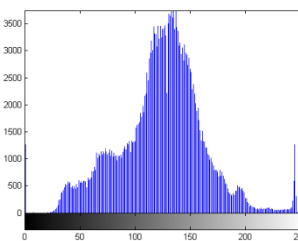
^۹ Scale factor



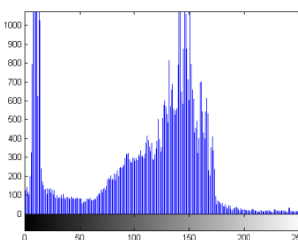
Pepper



House



Camera man



شکل ۶. تصاویر مورد ارزیابی و هیستوگرام مربوطه

آزمون فریدمن^۱ برای ارزیابی کارایی بر روی روش پیشنهادی و سایر الگوریتم های مقایسه شده اعمال شده است و نتایج آن در جدول ۲ آورده شده است. در حالت کلی آزمون فریدمن برای مقایسه کارایی روش های مختلف که بر روی مجموعه داده های مختلف اعمال می شود معرفی گشته است. این آزمون میانگین رتبه هر روش را به عنوان خروجی بیان می کند. فرضیه H_0 در این آزمون رفتار برابر روش های شرکت کننده در آزمون را نشان می دهد بنابراین اگر این فرضیه قبول شود روش ها دارای کارایی برابر هستند و بنابراین رتبه آنها برابر است. فرضیه دیگر H_1 است که تایید می کند در کارایی روش ها تفاوت وجود دارد.

جدول ۲ رتبه میانگین برای الگوریتم ژنتیک، الگوریتم بهینه سازی ذرات، تکامل تفاضلی، و بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس را برای K های مختلف نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود برای $K=2,3$ بین روش پیشنهادی و تکامل تفاضلی تفاوتی وجود ندارد زیرا میانگین رتبه آنها برابر است. اما برای K های بزرگتر میانگین رتبه روش

^۱ Friedman test

۴-۱ معیارهای کیفیت تصویر

در این مطالعه، دو معیار شاخص شباهت ساختاری^۲ (SSIM) و حداکثر نسبت سیگنال به نویز^۳ (PSNR) برای ارزیابی کیفیت تصاویر خروجی استفاده شده است. این دو معیار در مقالات مختلفی [۳۸, ۲۵, ۲۴, ۱۸] مورد استفاده واقع شده اند. PSNR با واحد دسیبل (DB) سنجیده می شود. مقدار بالاتر PSNR نشان دهنده کیفیت بالاتر تصویر آستانه گذاری شده است. SSIM معیار دیگری برای تشخیص کیفیت تصویر است که ساختارهای تصویر اصلی و آستانه گذاری شده را مقایسه می کند [۳۹]. فرم کلی شاخص SSIM به صورت معادله ۱۳ مدل شده است.

$$SSIM(I, \tilde{I}) = \frac{(2\mu_I \mu_{\tilde{I}} + C_1)(2\sigma_{I\tilde{I}} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_{\tilde{I}}^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_{\tilde{I}}^2 + C_2)} \quad (13)$$

که $\mu_I = 1/N \sum_{i=1}^N I_i$ میانگین شدت در تصویر I و

$$\sigma_{I\tilde{I}} = 1/(N-1) \sum_{i=1}^N (I_i - \mu_I)(\tilde{I}_i - \mu_{\tilde{I}})$$

است. C1 و C2 دو ثابت هستند که نتیجه آن‌ها پایداری خروجی خواهد بود وقتی که $\mu_I^2 + \mu_{\tilde{I}}^2$ خیلی نزدیک به صفر باشد. هر چقدر مقدار SSIM بالاتر باشد کارایی روش بالاتر است. جدول ۴ مقادیر PSNR و SSIM بدست آمده برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف را نشان می دهد. با توجه به این جدول، مشاهده می شود که برای تقریباً همه تصاویر، الگوریتم TLBO توانسته است مقدار PSNR بالاتری را نسبت به GA، PSO و DE ارائه نماید. برای حالت های کمی، pepper(t=3,5) و house(t=3,4)، الگوریتم DE توانسته است مقدار کمی PSNR بالاتر را ارائه نماید. نکته دیگری که باید به آن اشاره کرد این است که با توجه به جدول، هر چقدر تعداد آستانه‌ها بالاتر رود مقدار PSNR نیز بالاتر می‌رود. همچنین در این جدول مقدار SSIM برای روش‌های مختلف نیز مقایسه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ذرات، و تکامل تفاضلی هر کدام فقط در دو مورد مقدار SSIM بالاتری ارائه نموده اند در حالی که الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس در بقیه ۱۴ حالت مقدار SSIM بالاتری ارائه نموده است.

¹ Cross rate

² Structural-Similarity index

³ Peak Signal to noise ratio

جدول ۲. مقایسه مقدار برازندگی برای الگوریتم های بهینه سازی مختلف

مقدار K	نام تصویر	مقدار برازندگی			
		DE	PSO	GA	روش پیشنهادی
۲	Lena	۱۲/۳۵۴۵(۱/۵)	۱۲/۳۵۴۳(۳)	۱۲/۳۲۶۵(۴)	۱۲/۳۵۴۵(۱/۵)
	Bridge	۱۲/۸۹۵۴(۱/۵)	۱۲/۸۹۵۳(۳)	۱۲/۸۸۹۸(۴)	۱۲/۸۹۵۴(۱/۵)
	Pepper	۱۲/۵۱۹۸(۲)	۱۲/۵۱۹۸(۲)	۱۲/۵۱۳۴(۴)	۱۲/۵۱۹۸(۲)
	House	۱۲/۳۷۰۳(۱/۵)	۱۲/۳۷۰۰(۳)	۱۲/۳۵۹۴(۴)	۱۲/۳۷۰۳(۱/۵)
	Camera Man	۱۲/۲۴۶۵(۱/۵)	۱۲/۲۴۶۱(۳)	۱۲/۱۹۸۴(۴)	۱۲/۲۴۶۵(۱/۵)
	میانگین رتبه	۱/۶	۲/۸	۴	۱/۶
۳	Lena	۱۵/۶۸۶۷(۱/۵)	۱۵/۶۶۷۲(۳)	۱۵/۴۶۳۴(۴)	۱۵/۶۸۶۷(۱/۵)
	Bridge	۱۶/۱۶۱۳(۱/۵)	۱۶/۱۵۴۴(۳)	۱۶/۱۲۶۴(۴)	۱۶/۱۶۱۳(۱/۵)
	Pepper	۱۵/۵۸۷۴(۱/۵)	۱۵/۵۸۵۴(۳)	۱۵/۵۴۶۵(۴)	۱۵/۵۸۷۴(۱/۵)
	House	۱۵/۳۶۹۵(۱/۵)	۱۵/۳۶۴۴(۳)	۱۵/۳۱۸۱(۴)	۱۵/۳۶۹۵(۱/۵)
	Camera Man	۱۵/۲۳۱۱(۱/۵)	۱۵/۲۱۹۰(۳)	۱۵/۱۵۹۴(۴)	۱۵/۲۳۱۱(۱/۵)
	میانگین رتبه	۱/۵	۳	۴	۱/۵
۴	Lena	۱۸/۶۵۷۹(۱)	۱۸/۶۲۶۹(۳)	۱۸/۴۲۲۱(۴)	۱۸/۶۵۷۹(۱)
	Bridge	۱۹/۱۵۰۴(۱)	۱۹/۱۳۷۳(۳)	۱۹/۰۵۹۸(۴)	۱۹/۱۵۰۴(۱)
	Pepper	۱۸/۳۵۲۹(۱)	۱۸/۳۳۹۶(۳)	۱۸/۲۸۷۰(۴)	۱۸/۳۵۲۹(۱)
	House	۱۸/۲۷۲۲(۱/۵)	۱۸/۲۵۳۵(۳)	۱۸/۱۱۲۸(۴)	۱۸/۲۷۲۲(۱/۵)
	Camera Man	۱۸/۲۹۳۰(۱)	۱۸/۲۶۴۰(۳)	۱۸/۰۶۱۴(۴)	۱۸/۲۹۳۰(۱)
	میانگین رتبه	۱/۹	۳	۴	۱/۱
۵	Lena	۲۱/۳۵۲۴(۱)	۲۱/۲۳۱۴(۳)	۲۱/۰۱۰۹(۴)	۲۱/۳۵۲۴(۱)
	Bridge	۱۲/۸۹۵۴(۱/۵)	۱۲/۸۹۵۳(۳)	۱۲/۸۸۹۸(۴)	۱۲/۸۹۵۴(۱/۵)
	Pepper	۲۱/۰۵۴۶(۱)	۲۱/۰۰۱۲(۳)	۲۰/۹۳۳۸(۴)	۲۱/۰۵۴۶(۱)
	House	۲۰/۹۰۳۹(۱/۵)	۲۰/۸۵۶۴(۳)	۲۰/۷۸۷۲(۴)	۲۰/۹۰۳۹(۱/۵)
	Camera Man	۲۰/۹۵۷۴(۱)	۲۰/۸۷۵۱(۳)	۲۰/۸۰۷۷(۴)	۲۰/۹۵۷۴(۱)
	میانگین رتبه	۱/۸	۳	۴	۱/۲

جدول ۳. مقایسه مقادیر آستانه های به دست آمده برای الگوریتم های بهینه سازی مختلف

تصاویر	تعداد مقادیر آستانه	مقادیر آستانه			
		DE	PSO	GA	روش پیشنهادی
Lena	۲	۷۹,۱۴۶	۸۰,۱۴۶	۷۹,۱۴۶	۷۹,۱۴۶
	۳	۷۹,۱۴۶,۲۲۸	۸۱,۱۴۷,۲۲۸	۷۹,۱۴۲,۲۲۳	۷۹,۱۴۶,۲۲۸
	۴	۶۳,۱۰۸,۱۵۸,۲۲۸	۶۶,۱۰۹,۱۵۸,۲۲۸	۶۱,۱۰۸,۱۶۰,۲۳۰	۶۳,۱۰۸,۱۵۸,۲۲۸
	۵	۵۳,۸۹,۱۲۷,۱۶۳,۲۲۸	۵۳,۹۶,۱۳۲,۱۶۷,۲۲۹	۵۷,۹۱,۱۳۲,۱۷۱,۲۳۲	۴۷,۷۹,۱۱۹,۱۶۱,۲۳۸
	۲	۹۸,۱۷۲	۹۸,۱۷۳	۱۰۰,۱۷۶	۹۸,۱۷۲
Bridge	۳	۶۴,۱۲۶,۱۸۷	۶۴,۱۲۷,۱۹۰	۶۶,۱۲۸,۱۹۳	۶۳,۱۲۵,۱۸۷
	۴	۵۵,۱۰۳,۱۵۰,۲۰۰	۵۵,۱۰۴,۱۵۲,۲۰۱	۵۵,۱۰۰,۱۴۷,۲۰۱	۵۵,۱۰۳,۱۵۱,۱۹۹
	۵	۵۰,۹۱,۱۳۰,۱۷۱,۲۰۹	۴۷,۸۷,۱۲۵,۱۶۸,۲۰۸	۵۰,۹۳,۱۳۰,۱۶۷,۲۰۸	۴۸,۸۸,۱۲۸,۱۶۸,۲۰۷
Pepper	۲	۸۰,۱۵۰	۷۹,۱۵۰	۷۴,۱۴۶	۷۹,۱۵۰
	۳	۶۳,۱۱۳,۱۶۳	۶۳,۱۱۲,۱۶۱	۶۲,۱۱۱,۱۶۳	۶۲,۱۱۲,۱۶۲
	۴	۵۳,۹۲,۱۳۴,۱۷۷	۵۵,۹۶,۱۳۶,۱۷۷	۵۴,۹۷,۱۳۸,۱۷۷	۵۰,۸۸,۱۲۹,۱۷۲
	۵	۴۷,۸۵,۱۱۸,۱۵۴,۱۹۵	۴۶,۷۹,۱۱۶,۱۵۳,۱۹۱	۴۴,۷۹,۱۱۵,۱۵۳,۱۸۹	۴۶,۸۳,۱۱۷,۱۵۵,۱۹۷
House	۲	۱۰۱,۱۷۱	۱۰۱,۱۷۱	۱۰۱,۱۷۲	۱۰۱,۱۷۱
	۳	۶۵,۱۱۱,۱۷۲	۶۷,۱۱۱,۱۷۲	۷۸,۱۲۷,۱۸۰	۶۵,۱۱۰,۱۷۲
	۴	۶۶,۱۰۹,۱۵۹,۱۹۹	۶۶,۱۰۸,۱۵۶,۱۹۳	۷۱,۱۱۳,۱۵۲,۱۹۲	۶۵,۱۰۸,۱۵۸,۱۹۸
	۵	۶۵,۱۰۱,۱۴۴,۱۶۶,۲۰۰	۶۱,۹۸,۱۳۱,۱۶۵,۲۰۱	۶۳,۹۷,۱۳۲,۱۶۶,۱۹۷	۶۴,۱۰۰,۱۳۳,۱۶۵,۱۹۹
	۲	۱۱۱,۱۷۵	۱۱۱,۱۷۵	۱۲۲,۱۷۷	۱۱۱,۱۷۴
Camera Man	۳	۸۰,۱۲۶,۱۷۵	۷۲,۱۲۳,۱۷۵	۵۸,۱۱۲,۱۷۷	۸۰,۱۲۶,۱۷۵
	۴	۲۸,۷۵,۱۳۳,۱۷۵	۲۷,۷۳,۱۲۲,۱۷۶	۳۳,۸۵,۱۳۲,۱۸۰	۲۸,۷۵,۱۳۵,۱۷۵
	۵	۲۷,۶۸,۱۰۶,۱۴۵,۱۸۴	۲۹,۷۲,۱۱۷,۱۶۶,۱۹۹	۲۵,۶۳,۹۹,۱۴۶,۱۸۳	۲۷,۶۸,۱۰۶,۱۴۲,۱۸۱

جدول ۴. مقادیر PSNR و SSIM بدست آمده برای الگوریتم های بهینه سازی مختلف

DE		PSO		GA		TLBO		تعداد مقادیر آستانه	تصاویر
SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR		
۰/۵۲۶۲	۱۵/۷۰۷۱	۰/۵۲۳۳	۱۵/۶۹۴۹	۰/۵۲۵۷	۱۵/۶۵۷۲	۰/۵۲۷۷	۱۵/۷۲۷۸	۲	Lena
۰/۵۱۷۶	۱۵/۷۰۷۱	۰/۵۱۶۸	۱۵/۵۲۲۶	۰/۵۲۳۵	۱۵/۵۶۸۱	۰/۵۲۷۹	۱۵/۷۲۸۰	۳	
۰/۶۲۲۳	۱۸/۵۷۴۷	۰/۶۱۳۸	۱۸/۳۰۸۳	۰/۶۱۵۵	۱۷/۹۷۴۸	۰/۶۲۲۸	۱۸/۵۸۰۲	۴	
۰/۶۷۱۲	۲۰/۱۱۱۸	۰/۶۵۸۴	۱۹/۷۶۶۸	۰/۶۵۰۸	۱۹/۴۲۴	۰/۶۸۰۹	۲۰/۲۲۷۹	۵	
۰/۳۹۲۷	۱۳/۳۳۵۶	۰/۳۹۴۲	۱۳/۳۵۹۴	۰/۳۸۲۳	۱۳/۱۶۱۰	۰/۳۹۵۳	۱۴/۴۸۰۰	۲	Bridge
۰/۵۸۵۴	۱۶/۸۸۷۲	۰/۵۹۱۱	۱۶/۸۲۸۳	۰/۵۸۱۱	۱۶/۶۰۹۸	۰/۵۹۵۷	۱۷/۹۲۱۲	۳	
۰/۶۸۶۰	۱۸/۷۵۶۵	۰/۶۸۵۸	۱۸/۶۹۵۵	۰/۶۷۹۱	۱۸/۴۷۰۳	۰/۶۸۹۸	۱۸/۷۷۶۰	۴	
۰/۷۴۶۸	۲۰/۱۷۲۱	۰/۷۴۹۴	۲۰/۲۲۳۲	۰/۷۲۸۵	۱۹/۷۶۶۸	۰/۷۵۱۳	۲۰/۶۸۹۲	۵	
۰/۵۹۱۲	۱۶/۲۶۳۸	۰/۵۸۹۷	۱۶/۲۶۶۶	۰/۶۰۱۳	۱۶/۱۵۳۶	۰/۵۸۹۹	۱۶/۲۶۷۳	۲	Pepper
۰/۶۶۸۷	۱۸/۱۸۳۳	۰/۶۶۹۶	۱۸/۱۹۶۷	۰/۶۶۲۰	۱۸/۱۱۷۷	۰/۶۷۰۰	۱۸/۱۷۰۵	۳	
۰/۷۲۱۵	۲۰/۱۷۲۹	۰/۷۱۷۲	۲۰/۰۴۷۹	۰/۷۰۷۴	۱۹/۸۴۳۲	۰/۷۳۰۸	۲۰/۴۸۹۱	۴	
۰/۷۵۳۱	۲۰/۹۷۰۲	۰/۷۴۹۴	۲۱/۰۲۲۷	۰/۷۴۰۷	۲۰/۸۵۳۵	۰/۷۴۶۲	۲۰/۸۸۰۵	۵	
۰/۵۰۱۶	۱۴/۴۸۰۰	۰/۵۰۱۱	۱۴/۴۷۲۲	۰/۴۹۹۶	۱۴/۴۱۱۷	۰/۵۰۳۲	۱۴/۴۹۵۸	۲	House
۰/۶۳۴۱	۱۷/۹۲۱۲	۰/۶۴۳۱	۱۷/۸۵۷۹	۰/۶۰۳۳	۱۶/۹۸۷۴	۰/۶۴۶۶	۱۷/۸۹۵۹	۳	
۰/۶۷۳۰	۱۸/۷۷۶۰	۰/۶۷۷۵	۱۸/۹۱۵۰	۰/۶۶۱۷	۱۸/۶۵۳۳	۰/۶۷۴۹	۱۸/۷۶۴۴	۴	
۰/۷۲۹۳	۲۰/۶۸۹۲	۰/۷۳۱۵	۲۰/۷۰۷۱	۰/۷۲۳۹	۲۰/۴۱۳۸	۰/۷۳۲۱	۲۰/۸۳۴۷	۵	
۰/۴۹۹۱	۱۴/۵۶۷۷	۰/۴۹۷۹	۱۴/۵۴۱۸	۰/۴۹۲۴	۱۴/۴۵۴۲	۰/۴۹۸۹	۱۴/۵۹۳۷	۲	Camera Man
۰/۵۹۹۸	۱۸/۸۷۹۴	۰/۶۰۶۳	۱۸/۷۷۰۳	۰/۶۰۸۰	۱۷/۶۸۲۲	۰/۶۰۱۰	۱۸/۸۷۹۵	۳	
۰/۶۴۴۴	۱۹/۶۱۶۹	۰/۶۴۶۷	۱۹/۴۲۴۸	۰/۶۲۰۹	۱۹/۵۷۱۶	۰/۶۴۳۷	۱۹/۷۲۰۴	۴	
۰/۶۷۲۹	۲۱/۰۲۵۴	۰/۶۵۲۸	۲۰/۳۲۳۹	۰/۶۷۴	۲۰/۶۷۹۷	۰/۶۷۷۲	۲۱/۳۳۱۷	۵	

جدول ۵. مقدار انحراف معیار برای الگوریتم های بهینه سازی مختلف

مقدار انحراف معیار				تعداد مقادیر آستانه	تصاویر
DE	PSO	GA	TLBO		
۰	۰/۰۰۰۲	۰/۰۴۱۱	۰	۲	Lena
۰	۰/۰۱۴۸	۰/۱۱۷۵	۰	۳	
۰/۰۰۲	۰/۰۲۹۷	۰/۱۲۰۸	۰	۴	
۰/۰۰۹	۰/۰۵۷۸	۰/۱۹۹۷	۰/۰۰۶	۵	
۰	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۷۸	۰	۲	Bridge
۰	۰/۰۰۳۴	۰/۰۱۷	۰	۳	
۰/۰۰۳۴	۰/۰۰۷۱	۰/۰۵۰۸	۰/۰۰۰۴	۴	
۰/۰۰۷۷	۰/۰۲۳۹	۰/۰۸۹۵	۰/۰۰۲۷	۵	
۰	۰	۰/۰۰۸۵	۰	۲	Pepper
۰	۰/۰۰۱۵	۰/۰۴۵	۰	۳	
۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۸۳	۰/۰۵۴	۰/۰۰۰۱	۴	
۰/۰۱۱۵	۰/۰۱۸۴	۰/۰۵۸۴	۰/۰۰۹۸	۵	
۰	۰/۰۰۰۶	۰/۰۱۱۸	۰	۲	House
۰	۰/۰۰۳۱	۰/۰۲۶۸	۰	۳	
۰/۰۰۲۸	۰/۰۰۸۵	۰/۰۸۲۸	۰/۰۰۳۴	۴	
۰/۰۰۶۲	۰/۰۳۲۲	۰/۰۶۸۴	۰/۰۰۴	۵	
۰	۰/۰۰۱۳	۰/۰۴۷۵	۰	۲	Camera Man
۰	۰/۰۰۸۶	۰/۰۶۷۷	۰	۳	
۰/۰۰۶۹	۰/۰۲۳۲	۰/۱۰۴۷	۰/۰۰۰۴	۴	
۰/۰۰۸۵	۰/۰۴۶۵	۰/۰۶۳۳	۰/۰۰۵۳	۵	

۳-۴ تحلیل پایداری

از آنجایی که تقریباً تمام الگوریتم های جمعیت گرا تصادفی می باشند، 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. پس باید بتوان پایداری این الگوریتم ها را ارزیابی کرد. برای آنالیز پایداری الگوریتم های جمعیت گرا، در واقع باید بررسی شود که آیا نتایج در اجراهای مختلف به عدد ثابتی همگرا می شود یا خیر. به این منظور می توان از انحراف معیار استفاده کرد که به صورت زیر تعریف می شود:

$$STD = \sqrt{\sum_{i=1}^k \frac{(\sigma_i - \mu)^2}{K}} \quad (13)$$

که STD انحراف معیار، σ_i مقدار برازندگی به دست آمده در اجرای i ام، K تعداد کل اجراها و μ نشان دهنده مقدار میانگین برازندگی در اجراهای مختلف می باشد. هر چقدر این مقدار کمتر باشد پایداری الگوریتم بیشتر است. انحراف معیار برای ۱۰ اجرای مختلف در جدول ۵ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده

می شود در تمام موارد به جز یک مورد (House, $t=4$) مقدار انحراف معیار بدست آمده توسط TLBO کمتر یا برابر با روش های دیگر بوده است. بنابراین می توان گفت الگوریتم TLBO پایدارترین الگوریتم در بین الگوریتم های مقایسه شده است.

۴-۴ بررسی کارایی زمانی

زمان انجام محاسبات برای الگوریتم های جمعیت گرا مختلف در جدول ۶ آمده است. همانطور که از جدول مشاهده می شود زمان محاسبات با تعداد مقادیر آستانه گاهی کمی افزایش می یابد. البته چنین چیزی را در تمام موارد نمی توان بیان داشت. کمترین زمان یافتن مقادیر آستانه مربوط به الگوریتم PSO بوده است. البته زمان محاسبه مقادیر آستانه با الگوریتم TLBO کمتر از GA و DE است.

جدول ۶. زمان محاسبه مقادیر آستانه برای الگوریتم های بهینه سازی مختلف

زمان				تعداد مقادیر آستانه	تصاویر
DE	PSO	GA	TLBO		
۱۲/۴۹۰۱	۷/۵۵۲۶	۱۲/۲۲۸۷	۱۱/۰۷۵	۲	Lena
۱۲/۱۸۲۲	۵/۵۷۵۹	۱۲/۹۰۹۲	۱۰/۹۹۵۴	۳	
۱۲/۱۸۷۸	۴/۴۶۹۶	۱۲/۴۲۳۷	۱۱/۳۳۷۵	۴	
۱۲/۴۷۸۷	۴/۴۴۹۱	۱۳/۰۹۷۲	۱۱/۵۲۸۵	۵	
۱۲/۵۲۸۴	۸/۳۶۷۱	۱۲/۰۶۲۶	۱۱/۳۲۲۵	۲	Bridge
۱۲/۱۵۲۸	۵/۵۳۶۳	۱۲/۸۹۱۳	۱۱/۱۲۰۴	۳	
۱۲/۲۱۶۵	۴/۴۳۴۳	۱۲/۱۹۳۹	۱۱/۲۶۳۹	۴	
۱۲/۴۳۴۴	۵/۶۵۰۰	۱۲/۹۴۸۶	۱۱/۵۷۲۱	۵	
۱۰/۸۹۹۶	۶/۰۲۴۲	۱۰/۲۵۶۲	۸/۳۱۴۵	۲	Pepper
۱۰/۷۰۰۳	۴/۰۱۸۲	۱۰/۷۲۱۷	۸/۲۰۲۹	۳	
۱۰/۸۷۵۴	۳/۰۸۸۲	۱۰/۳۱۸۴	۸/۴۸۲۵	۴	
۱۰/۷۰۱۳	۳/۱۶۰۹	۱۰/۹۶۱۸	۸/۶۹۶۲	۵	
۱۲/۴۹۳۳	۸/۰۰۸۵	۱۲/۸۹۷۲	۱۰/۸۴۴۶	۲	House
۱۲/۰۶۵۴	۵/۵۵۱۱	۱۲/۲۳۰۹	۱۱/۰۵۶۸	۳	
۱۲/۳۷۵۶	۴/۴۱۵۰	۱۲/۹۰۸۵	۱۱/۲۷۷۶	۴	
۱۲/۲۹۷۶	۴/۵۰۷۱	۱۲/۴۸۰۷	۱۱/۵۲۸۵	۵	
۱۱/۰۲۴۰	۶/۰۶۱۶	۱۲/۶۹۶۰	۸/۴۳۷۲	۲	Camera Man
۱۰/۷۰۰۲	۳/۹۸۹۳	۱۲/۳۰۲۲	۸/۲۱۷۲	۳	
۱۰/۸۶۳۴	۳/۰۷۸۶	۱۲/۸۹۱۶	۸/۴۸۳۱	۴	
۱۰/۸۴۴۲	۳/۱۱۹۷	۱۲/۷۲۶۲	۸/۷۳۶۳	۵	

TLBO مورد استفاده قرار گرفت. کارایی روش پیشنهادی بر روی تصاویر استاندارد مختلف و با الگوریتم های GA، PSO و DE مقایسه شد. نتایج قطعه بندی بر روی تصاویر مختلف نشان می دهد که الگوریتم TLBO از نظر مقدار تابع برازندگی، PSNR، SSIM و پایداری الگوریتم بر سایر روش ها غلبه کرده

۵ جمع بندی و کارهای آینده

در این مقاله، یک الگوریتم جدید بر پایه بهینه سازی مبتنی بر یادگیری و تدریس (TLBO) برای آستانه گذاری چند سطحی تصاویر ارائه شد. معیار آنتروپی کاپور به عنوان تابع ارزیابی در

- [10] N. Raja, V. Rajinikanth, and K. Latha, "Otsu based optimal multilevel image thresholding using firefly algorithm," *Modelling and Simulation in Engineering*, vol. 2014, p. 37, 2014.
- [11] Y. Liu, C. Mu, W. Kou, and J. Liu, "Modified particle swarm optimization-based multilevel thresholding for image segmentation," *Soft Computing*, pp. 1-17, 2014.
- [12] M. Sezgin, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic imaging*, vol. 13, pp. 146-168, 2004.
- [13] P. K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. Wong, "A survey of thresholding techniques," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 41, pp. 233-260, 1988.
- [14] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, and A. K. Wong, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 29, pp. 273-285, 1985.
- [15] T. Pun, "Entropic thresholding, a new approach," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 16, pp. 210-239, 1981.
- [16] C. H. Li and C. Lee, "Minimum cross entropy thresholding," *Pattern Recognition*, vol. 26, pp. 617-625, 1993.
- [17] C. Li and P. K.-S. Tam, "An iterative algorithm for minimum cross entropy thresholding," *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, pp. 771-776, 1998.
- [18] T. Kurban, P. Civicioglu, R. Kurban, and E. Besdok, "Comparison of evolutionary and swarm based computational techniques for multilevel color image thresholding," *Applied Soft Computing*, vol. 23, pp. 128-143, 2014.
- [19] D. H. Wolpert and W. G. Macready, "No free lunch theorems for optimization," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 1, pp. 67-82, 1997.
- [20] K. Hammouche, M. Diaf, and P. Siarry, "A multilevel automatic thresholding method based on a genetic algorithm for a fast image segmentation," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 109, pp. 163-175, 2008.
- [21] P.-Y. Yin, "A fast scheme for optimal thresholding using genetic algorithms," *Signal processing*, vol. 72, pp. 85-95, 1999.
- [22] P.-Y. Yin, "Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on particle swarm optimization," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 184, pp. 503-513, 2007.
- [23] M. Maitra and A. Chatterjee, "A hybrid cooperative-comprehensive learning based PSO algorithm for image segmentation using multilevel thresholding," *Expert Systems with Applications*, vol. 34, pp. 1341-1350, 2008.
- [24] M.-H. Horng, "Multilevel thresholding selection based on the artificial bee colony algorithm for image segmentation," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 13785-13791, 2011.
- [25] M.-H. Horng, "A multilevel image thresholding using the honey bee mating optimization," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 215, pp. 3302-3310, 2010.
- [26] S. Sarkar, G. R. Patra, and S. Das, "A differential evolution based approach for multilevel image segmentation using minimum cross entropy thresholding," in *Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing*, ed: Springer, 2011, pp. 51-58.
- [27] S. Sarkar and S. Das, "Multilevel image thresholding based on 2D histogram and maximum Tsallis entropy—a differential evolution approach," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 4788-4797, 2013.
- [28] R. V. Rao, V. J. Savsani, and D. Vakharia, "Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems," *Computer-Aided Design*, vol. 43, pp. 303-315, 2011.
- [29] A. Shabanpour-Haghighi, A. R. Seifi, and T. Niknam, "A modified teaching-learning based optimization for multi-objective optimal power flow problem," *Energy Conversion and Management*, vol. 77, pp. 597-607, 2014.

است. همچنین سرعت این الگوریتم از GA و DE بیشتر اما از PSO کمتر است.

به عنوان پیشنهادی برای کارهای آینده، می توان الگوریتم TLBO را با توابع ارزیابی دیگر مثل اتسو مورد بررسی قرار داد. همچنین بررسی کارایی روش پیشنهادی بر روی تصاویر دیگر مثل تصاویر پزشکی پیشنهاد می شود.

تاکنون برای آستانه گذاری تصاویر الگوریتم های فراابتکاری مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. بیشتر این روش ها کار خود را با الگوریتم های فراابتکاری مشهور مثل ژنتیک و بهینه سازی ذرات مورد مقایسه قرار داده اند. برای ادامه این کار مقایسه روش پیشنهادی با الگوریتم های فراابتکاری دیگر مثل الگوریتم کرم شب تاب توصیه می شود.

۶ تشکر و قدردانی

این مطالعه با حمایت مالی دانشگاه کاشان به انجام رسیده است لذا نویسندگان بر خود لازم می دانند تا از مدیریت محترم دانشگاه جهت حمایت های مالی تشکر و قدردانی نمایند.

مراجع

- [1] R. Phellan, A. X. Falcão, and J. Udupa, "Improving Atlas-Based Medical Image Segmentation with a Relaxed Object Search," in *Computational Modeling of Objects Presented in Images. Fundamentals, Methods, and Applications*, ed: Springer, 2014, pp. 152-163.
- [2] N. Torbati, A. Ayatollahi, and A. Kermani, "An efficient neural network based method for medical image segmentation," *Computers in biology and medicine*, vol. 44, pp. 76-87, 2014.
- [3] R. Sammouda, N. Adgaba, A. Touir, and A. Al-Ghamdi, "Agriculture satellite image segmentation using a modified artificial Hopfield neural network," *Computers in Human Behavior*, vol. 30, pp. 436-441, 2014.
- [4] A. Bhandari, A. Kumar, and G. Singh, "Tsallis Entropy based Multilevel Thresholding for Colored Satellite Image Segmentation using Evolutionary Algorithms," *Expert Systems with Applications*, 2015.
- [5] S. MousaviRad, F. A. Tab, and K. Mollazade, "Design of an Expert System for Rice Kernel Identification using Optimal Morphological Features and Back Propagation Neural Network," *International Journal of Applied Information Systems*, vol. 3, pp. 33-37, 2012.
- [6] S. Lefebvre and S. Ambellouis, "Vehicle detection and tracking using mean shift segmentation on semi-dense disparity maps," in *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012 IEEE, 2012, pp. 855-860.
- [7] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 33, pp. 898-916, 2011.
- [8] M. Gong, Y. Liang, J. Shi, W. Ma, and J. Ma, "Fuzzy c-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 573-584, 2013.
- [9] A. Dirami, K. Hammouche, M. Diaf, and P. Siarry, "Fast multilevel thresholding for image segmentation through a multiphase level set method," *Signal Processing*, vol. 93, pp. 139-153, 2013.



سید جلال الدین موسوی راد
دانشجوی دکتری دانشگاه
کاشان است. ایشان مدرک
کارشناسی مهندسی کامپیوتر-
نرم افزار را در سال ۱۳۸۷ از
دانشگاه آزاد اسلامی مشهد و
مدرک کارشناسی ارشد خود را
در سال ۱۳۹۰ از دانشکده

مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه کردستان با رتبه یک دریافت
نمودند. از ایشان بیش از ۳۰ مقاله در مجلات، کتب
و کنفرانس های ملی و بین المللی منتشر شده است. زمینه های
مورد علاقه پژوهشی ایشان شامل الگوریتم های فراابتکاری،
شناسایی الگو، و پردازش تصویر است. ایشان هم اکنون بر
روی کاربرد الگوریتم های فراابتکاری در پردازش تصویر در
حال کار هستند.



حسین ابراهیم پور کومله دوره
کارشناسی خود را در رشته
مهندسی کامپیوتر (سخت افزار)
با رتبه اول در دانشگاه صنعتی
اصفهان در سال ۱۳۷۲ و دوره
کارشناسی ارشد را با رتبه ممتاز
در دانشگاه صنعتی امیرکبیر در
گرایش هوش ماشین و رباتیک

در سال ۱۳۷۵ به پایان رساند. سپس به عنوان عضو هیات
علمی جذب دانشگاه کاشان شد و پس از قبولی در امتحان
دکتری بورس و اعزام، از سال ۱۳۷۹ عازم کشور استرالیا
گشت. او پروژه دکتری خود را در سال ۲۰۰۴ با عنوان
"تکنیک های فرکتالی برای شناسایی چهره" در دانشگاه صنعت
یک و ییتزلند با موفقیت به پایان رساند. دکتر ابراهیم پور پس
از اتمام دوره پسادکتری در دانشگاه نیوکاسل استرالیا و
همکاری با مرکز تحقیقات علمی استرالیا (csiro) به عنوان
"Visiting Scientist" در سال ۱۳۸۶ به ایران مراجعت و
همکاری خود را با دانشگاه های کشور از سر گرفته است. در
حال حاضر ایشان عضو هیات علمی و معاون پژوهشی
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه کاشان، همچنین
عضو هیات تحریریه مجله محاسبات نرم و عضو کمیته علمی
و داوری چندین ژورنال و کنفرانس معتبر داخلی و خارجی
هستند و از ایشان تاکنون بیش از ۹۰ مقاله علمی در
کنفرانسها، مجلات و کتب معتبر علمی چاپ گشته است.

- [30] V. K. Patel and V. J. Savsani, "A multi-objective improved teaching-learning based optimization algorithm (MO-ITLBO)," *Information Sciences*, 2014.
- [31] V. Chakravarthy, K. N. Babu, S. Suresh, P. C. Devi, and P. M. Rao, "Linear Array Optimization Using Teaching Learning Based Optimization," in *Emerging ICT for Bridging the Future-Proceedings of the 49th Annual Convention of the Computer Society of India CSI Volume 2*, 2015, pp. 183-190.
- [32] S. Degertekin and M. Hayalioglu, "Sizing truss structures using teaching-learning-based optimization," *Computers & Structures*, vol. 119, pp. 177-188, 2013.
- [33] C. Camp and M. Farshchin, "Design of space trusses using modified teaching-learning based optimization," *Engineering Structures*, vol. 62, pp. 87-97, 2014.
- [34] R. V. Rao and V. Kalyankar, "Parameter optimization of modern machining processes using teaching-learning-based optimization algorithm," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 26, pp. 524-531, 2013.
- [35] S. C. Satapathy and A. Naik, "Data clustering based on teaching-learning-based optimization," in *Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing*, ed: Springer, 2011, pp. 148-156.
- [36] T. Niknam, R. Azizipanah-Abarghooee, and M. R. Narimani, "A new multi objective optimization approach based on TLBO for location of automatic voltage regulators in distribution systems," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 25, pp. 1577-1588, 2012.
- [37] A. Baykasoglu, A. Hamzadayi, and S. Y. Köse, "Testing the performance of teaching-learning based optimization (TLBO) algorithm on combinatorial problems: Flow shop and job shop scheduling cases," *Information Sciences*, vol. 276, pp. 204-218, 2014.
- [38] D. Oliva, E. Cuevas, G. Pajares, D. Zaldivar, and V. Osuna, "A Multilevel Thresholding algorithm using electromagnetism optimization," *Neurocomputing*, vol. 139, pp. 357-381, 2014.
- [39] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, pp. 600-612, 2004.