

استفاده از مشخصه‌های آماری داده‌ها و پردازش بلوکی برای قطعه‌بندی تصاویر

احسان نادرنژاد مربی گروه مهندسی الکترونیک و کامپیوتر، موسسه آموزش عالی صنعتی مازندران
حمید حسن پور دانشیار دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی شاهرود
حسین میارنعمی استادیار دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی بابل

چکیده

در این مقاله روش جدیدی برای قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از خوشه‌بندی Fuzzy C-mean بر اساس مشخصات آماری داده‌ها ارائه شده است. در این روش ابتدا تصویر به بلوک‌های مربع شکل تقسیم می‌شود. سپس پردازش بر روی این بلوک‌ها انجام می‌گیرد. در این پردازش با توجه به مقدار میانگین پیکسل‌ها در بلوک‌ها و ضریب تغییرات آن‌ها، بلوک‌های مجاور در هم ادغام و یا یک بلوک به بلوک‌های کوچکتر تقسیم می‌شود. در این روش اندازه اولیه بلوک‌ها با توجه به ویژگی‌های تصویر انتخاب می‌شود، به گونه‌ای که برای تصاویری که دارای شدت تغییرات کمی باشند از بلوک‌هایی با اندازه بزرگتر، و برای تصاویری که دارای شدت تغییرات زیادی می‌باشند از بلوک‌هایی با اندازه کوچکتر استفاده می‌شود. برای بررسی عمل کرد، این الگوریتم بر روی چندین تصویر استاندارد اعمال شده است. نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهاد شده در این مقاله عمل کرد مناسب‌تری در مقایسه با روش پایه در قطعه‌بندی تصاویر دارد.

کلمات کلیدی: پردازش تصاویر دیجیتال، قطعه‌بندی تصاویر، خوشه‌بندی، Fuzzy C-mean.

Image Segmentation Using Statistical Features and Block Processing

E. Nadernejad Department of Electronic and Computer Engineering,
Mazandaran Institute of Technology
H. Hassanpour Faculty of Computer Engineering and Information
Technology, Shahrood University of Technology
H. Miar Naimi Faculty of Electrical Engineering, Babol University of
Technology, Babol, Iran

Abstract

This paper proposes a new approach for image segmentation using Fuzzy C-mean classifier. The technique statistically analyses the data for image segmentation. In this approach, the image is initially subdivided into small blocks. Considering the average values of pixels in the blocks and their variances, adjacent blocks may be combined to create a larger block or a block may be further subdivided into smaller blocks. The size of the initial blocks in an image depends on the range of pixels' variations so that for an image with a larger variation, blocks with a smaller size are required. Segmentation results of the proposed technique on a number of images indicate that it has a better performance compared to the existing approach.

Keywords: Digital Image processing, Image segmentation, Clustering, Fuzzy c-mean.

۱- مقدمه

اولین مرحله در تحلیل تصاویر قطعه‌بندی می‌باشد. قطعه‌بندی فرآیندی است که تصویر را به قسمت‌های اصلی سازنده‌اش تقسیم می‌کند. بدین معنی که اشیاء مختلف موجود در تصویر، با توجه به کاربرد مورد نظر، از هم جدا می‌شوند تا تحلیل تصویر در مراحل بعدی راحت‌تر انجام می‌گیرد. به عنوان مثال، در کاربردهای رهگیری وسیله نقلیه از هوا، قبل از هر چیز شناسایی جاده و سپس تشخیص وسیله نقلیه مورد علاقه است. بر این اساس در چنین کاربردی ابتدا جاده از تصویر جدا می‌شود. سپس جاده به اجزایی تقریباً به بزرگی هدف مورد علاقه تقسیم می‌شود تا بتوان وسیله نقلیه مورد نظر را در تصویر پیدا نمود (شکل ۱).

به طور کلی قطعه‌بندی یکی از مشکل‌ترین مباحث در پردازش تصویر است که در موفقیت عمل تحلیل تصویر بسیار موثر است. این تکنیک در موضوعات مختلف مبحث بینایی ماشین نظیر رهگیری خودکار هدف و جداسازی اشیاء مورد نظر در تصویر کاربرد دارد [۱،۲،۳].

برای قطعه‌بندی تصویر روش‌های مختلفی وجود دارد که می‌توان آنها را به دو دسته روش‌های مبتنی بر هیستوگرام (Histogram-based) [۴ و ۵] و روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی (Clustering-Based) [۶ و ۷] تقسیم کرد. در روش‌های مبتنی بر هیستوگرام، تقسیم‌بندی تصاویر بر اساس توزیع پیکسل‌ها صورت می‌گیرد. قدم اصلی در این روش‌ها یافتن سطح آستانه‌ای مناسب برای اعمال به تصویر می‌باشد. شکل (۲) نمونه‌ای از عمل قطعه‌بندی بر اساس روش هیستوگرام را نشان می‌دهد.

در روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی برای گروه‌بندی کردن داده‌ها از شباهت‌ها و روابط موجود بین آن‌ها استفاده می‌شود. در این روش‌ها داده‌ها به نحوی گروه‌بندی می‌شوند تا آنهایی که در داخل یک بخش قرار می‌گیرند دارای بیشترین شباهت به هم باشند. به طور کلی تصاویری که دارای جزئیات بیشتری هستند به کمک روش مبتنی بر خوشه‌بندی عمل جداسازی اشیاء (قطعه‌بندی) در آن‌ها بهتر انجام گیرد.

الگوریتم‌های زیادی جهت خوشه‌بندی معرفی شده است. الگوریتم‌های موجود را می‌توان به دو گروه سلسله مراتبی و تقسیمی دسته‌بندی نمود. روش‌های سلسله مراتبی بیشتر بر اساس تئوری گراف استوار است. در این روش هر داده را به طور مستقل به عنوان یک خوشه در نظر می‌گیریم. سپس با تعریف

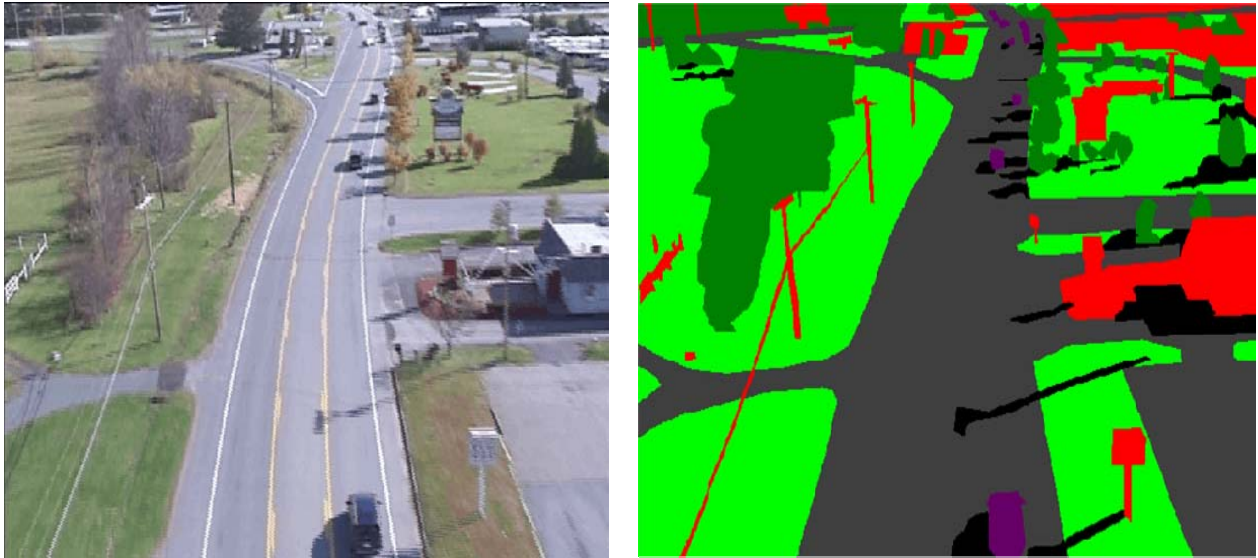
یک معیار شباهت (به عنوان مثال فاصله اقلیدسی)، دو یا چند خوشه در هم ادغام شده و تشکیل یک خوشه بزرگتر را می‌دهند. این روند ادامه می‌یابد تا شرط پایانی الگوریتم که معمولاً تعداد خوشه‌ها است، تحقق پذیرد [۹ و ۱۰].

در روش‌های تقسیمی، داده‌ها بر اساس معیار تشابه، به تعدادی خوشه تقسیم می‌شوند. تکنیک‌های به کار رفته در این روش‌ها بر این فرض استوار هستند که هر داده تنها به یک خوشه تعلق دارد. معروف‌ترین الگوریتم‌ها در این گروه، الگوریتم K-mean [۱۱] و Fuzzy c-mean [۱۲] می‌باشند که داده‌ها را به K خوشه مستقل تقسیم می‌کنند.

در الگوریتم k-mean جهت قطعه‌بندی تصاویر، بر اساس تعداد کلاس‌های موجود، پیکسل‌های یک کلاس با توجه به معیار شباهت تنها به یک کلاس تعلق خواهند داشت. بدین معنی که احتمال عضویت یک پیکسل به یک کلاس قطعی بوده و نمی‌تواند به کلاس دیگری غیر از کلاسی که به آن تعلق دارد وابسته باشد. اما در الگوریتم Fuzzy هر پیکسل دارای وابستگی قطعی به یک کلاس نمی‌باشد و معیار عضویت فازی برای آن تعریف می‌شود. این معیار احتمال عضویت یک پیکسل به یک کلاس خاص را مشخص می‌کند.

الگوریتم خوشه‌بندی فازی عمل‌کرد خوبی در قطعه‌بندی تصاویر پزشکی از خود نشان داده است، اما ضعف عمده این روش زمان‌بر بودن آن می‌باشد [۸]. روشی که در این مقاله ارائه شده است یک روش عمومی است و محدودیتی در استفاده از آن برای قطعه‌بندی تصاویر وجود ندارد. یکی از مزایای الگوریتم پیشنهادی کاهش زمان اجرای الگوریتم نسبت به روش فازی می‌باشد. در این روش تصویر را به بلوک‌هایی تقسیم می‌کنیم. سپس با استفاده از دو ویژگی میانگین و ضریب تغییرات سطوح خاکستری پیکسل‌ها، تصویر را قطعه‌بندی می‌نماییم. نتایج حاصل از این روش بر روی تصاویر مختلف نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی دارای برتری نسبت به روش فازی می‌باشد.

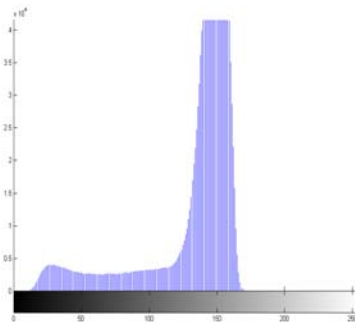
این مقاله به این صورت سازماندهی شده است که در بخش بعدی الگوریتم فازی برای قطعه‌بندی معرفی می‌شود، در بخش سوم الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود. در بخش چهارم نیز پیاده‌سازی الگوریتم آمده است. در پایان نتیجه‌گیری از مطالب و تحقیقات انجام گرفته در این مقاله ارائه می‌شود.



شکل ۱- نمونه‌ای از استفاده از قطعه‌بندی تصویر برای تشخیص اتومبیل در تصاویر هوایی

ponents or broken connection paths. There is no position past the level of detail required to identify those
 Segmentation of nontrivial images is one of the most processing. Segmentation accuracy determines the evolution of computerized analysis procedures. For this reason, care be taken to improve the probability of rugged segmentation such as industrial inspection applications, at least some the environment is possible at times. The experienced designer invariably pays considerable attention to such

Background حذف و نتیجه قطعه‌بندی و



ب) هیستوگرام تصویر اصلی

ponents or broken connection paths. There is no position past the level of detail required to identify those
 Segmentation of nontrivial images is one of the most processing. Segmentation accuracy determines the evolution of computerized analysis procedures. For this reason, care be taken to improve the probability of rugged segmentation such as industrial inspection applications, at least some the environment is possible at times. The experienced designer invariably pays considerable attention to such

الف) تصویر اصلی

شکل ۲- نمونه از عمل قطعه‌بندی بر اساس هیستوگرام

$$\mu_k^p(x_i) = \frac{\left(\frac{1}{d^2(x_i, V_k^p)}\right)^{\frac{2}{c-1}}}{\sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{d^2(x_i, V_k^p)}\right)^{\frac{2}{c-1}}} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, N \\ k = 1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (1)$$

مرحله ۴) محاسبه مرکز فازی جدید $(V_k, k=1, 2, \dots, K)$:

$$V_k^{p+1} = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_k^p(x_i)^c x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_k^p(x_i)^c} \quad (2)$$

۲- استفاده از الگوریتم فازی برای قطعه‌بندی

برای قطعه‌بندی تصویر الگوریتم خوشه‌بندی فازی به صورت زیر پیاده‌سازی می‌شود [۱۳ و ۱۴]:

مرحله ۱) انتخاب اولیه تعداد خوشه‌ها (K) و مراکز آنها برای این خوشه‌ها، $V_1 \dots V_k$ (انتخاب مراکز خوشه‌ها می‌تواند به صورت تصادفی باشد)

مرحله ۲) در نظر گرفتن $p=1$ ، که p اندیس تکرار می‌باشد.

مرحله ۳) محاسبه تابع وابستگی فازی $(\mu_k(x_i))$ در هر مرحله:

در این روش مجموعه بلوک‌های تصویر X را با $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ بیان می‌کنیم. هر یک از x_i ها ماتریس مربعی از پیکسل‌ها می‌باشند. پس از بلوک‌بندی ویژگی‌های مناسب استخراج می‌شود. این ویژگی‌ها باید به گونه‌ای باشند که عملیات قطعه‌بندی را تسهیل نمایند. همچنین با استفاده از این ویژگی‌ها بتوان میزان وابستگی هر یک از بلوک‌ها به کلاس خاص را مشخص نمود. میانگین سطوح خاکستری پیکسل‌های موجود در هر بلوک یکی از این ویژگی‌ها می‌باشد، ویژگی دیگر که نسبت به ویژگی میانگین قدرتمندتر می‌باشد ویژگی ضریب تغییرات سطوح خاکستری پیکسل‌های بلوک‌ها می‌باشد که از روی میانگین و انحراف معیار به صورت (۴) محاسبه می‌شود [۱۶].

$$V_i = \frac{\sigma_i}{\text{mean}_i} \quad (۴)$$

استفاده از دو ویژگی فوق باعث می‌شود که داده‌های موجود در یک کلاس بیشترین شباهت را با یکدیگر داشته و همچنین باعث کاهش محاسبات می‌شود. برای این که با خوشه‌بندی فازی این کار را انجام دهیم از ماتریسی به نام ماتریس عضویت بلوک‌ها به کلاس‌ها استفاده می‌شود که به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2n} \\ u_{31} & u_{32} & \dots & u_{3n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ u_{m1} & u_{m2} & \dots & u_{mn} \end{bmatrix} \quad (۵)$$

در این ماتریس u_{ij} میزان تعلق بلوک j ام را به کلاس i ام بیان می‌کند. به عبارت دیگر u_{ij} بیانگر احتمال تعلق بلوک j ام به کلاس i ام می‌باشد. لذا بدیهی است که باید

$$\sum_{i=1}^m u_{ik} = 1 \quad (۶)$$

مرحله (۵) اگر $\mu^p = \mu^{p+1}$ توقف در غیر این صورت $p=p+1$ و ادامه از مرحله ۳.

در الگوریتم فوق x بیانگر محتوی هر پیکسل و N تعداد پیکسل‌های تصویر، $\mu_k(x_i)$ تابع وابستگی فازی، c ضریب فازی‌سازی است که یک عدد ثابت می‌باشد، و $d(x,y)$ فاصله اقلیدسی می‌باشد که به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۵]:

$$d(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{(x - y)^T (x - y)} = \sum_{i=1}^N [(x_i - y_i)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (۳)$$

لازم به ذکر است که انتخاب یک مقدار بزرگ برای c سبب وابستگی فازی بیشتر یک پیکسل به خوشه مربوطه می‌شود. البته انتخاب مقادیر بزرگ c زمان محاسبات را افزایش می‌دهد.

۳- الگوریتم پیشنهادی

در این روش قبل از هر چیز تصویر موجود به بلوک‌هایی کوچک تفکیک می‌شود. این بلوک‌ها، با توجه به تصویر، می‌توانند 2×2 ، 3×3 و یا بزرگتر باشند. شکل (۳) نمونه‌ای از این تقسیم‌بندی را نشان می‌دهد. سپس بلوک‌ها با توجه به تعداد کلاس‌ها که از قبل مشخص می‌باشد خوشه‌بندی می‌شوند. بدین صورت که با استفاده از مشخصات آماری هر بلوک تصمیم گرفته می‌شود که هر یک مربوط به چه کلاسی می‌باشد.



شکل ۳- بلوک‌بندی اولیه یک تصویر جهت تحلیل آماری مقادیر پیکسل‌ها برای قطعه‌بندی تصویر

بلوک متناظر با یک ستون به کلاسی اختصاص داده می‌شود که درایه مقابل آن کلاس در آن ستون بیشترین مقدار را داشته باشد.

۳- بررسی عملکرد روش پیشنهادی

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی و مقایسه آن با الگوریتم پایه فازی [۱۸]، آزمایشات مختلفی بر روی برخی تصاویر استاندارد از مرجع [۱۷] انجام شده است. از این مجموعه تصاویر می‌توان به تصویر لنا، مرد فیلمبردار، بابون، و طبیعت اشاره نمود که به طور معمول در ارزیابی اغلب تکنیک‌های پردازش تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند. در پیاده‌سازی این الگوریتم‌ها، آزمایشات مربوطه با تعداد کلاس‌های متفاوت انجام شده است که برای نمونه نتایج به دست آمده بر روی تصاویر با سه کلاس در شکل‌های (۴ و ۵) آمده است. همان طور که این تصاویر نشان می‌دهند، به‌کارگیری روش پیشنهادی، به خصوص با بلوک‌های ۳ تایی، جزئیات اضافی تصویر را بهتر از روش پایه حذف می‌نماید. لازم به ذکر است که در این آزمایشات ضریب فازی‌سازی (c) و تفرانس بترتیب ۱/۲۵ و 10^{-14} در نظر گرفته شده است. البته افزایش ضریب فازی‌سازی زمان اجرای الگوریتم را افزایش می‌دهد. در صورتی که با عمل قطعه‌بندی بتوان جزئیات اضافی تصویر را به خوبی حذف نمود، در کاربردهایی چون بینایی ماشین یافتن اهداف / اجسام مورد نظر در آن تصویر ساده‌تر خواهد بود. همان طور که پیشتر اشاره شد هدف در قطعه‌بندی، جداسازی تصویر به اجزای سازنده آن می‌باشد. در شکل‌های فوق نیز مشاهده می‌شود که جزئیات تصویر که مورد توجه ما نمی‌باشد در روش پیشنهادی بهتر از بین رفته‌اند.

در این تحقیق برای آن که با معیار عددی مناسب عمل کرد روش پیشنهادی را با روش پایه مقایسه نماییم، از چهار معیار ارزش تصویر، واریانس کلاس‌ها، ضریب تغییرات، و زمان اجرای الگوریتم استفاده نموده‌ایم. در زیر به توضیح این معیارها و چگونگی محاسبه آن می‌پردازیم.

الف: معیار ارزش تصویر: این معیاری است برای ارزش‌گذاری بر روی تصویری که لبه بهتری دارد. الگوریتمی که لبه تصاویر را پس از عمل قطعه‌بندی به خوبی حفظ نماید و لبه جدیدی را به تصویر اعمال ننماید عملیات قطعه‌بندی را بهتر انجام داده است. این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۹]:

در این روش میزان پراکندگی فازی کلاس‌ها به عنوان تابع هدف در نظر گرفته می‌شود که باید کمینه شود. این تابع هدف به صورت زیر تعریف می‌شود (در اینجا ماتریس $n \times l$ می‌باشد).

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^l u_{ij}^c \|x_k - V_j\|^2 \quad (7)$$

(در V_j مرکز کلاس زام است)

روش پیشنهادی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

- ۱- بلوک‌های اولیه را ایجاد می‌کنیم.
- ۲- به صورت تصادفی ماتریس عضویت اولیه بلوک‌ها را تشکیل می‌دهیم. البته با این شرط که مجموع درایه‌های هر ستون ماتریس یک باشد.
- ۳- مراکز ۱ کلاس را به صورت زیر محاسبه می‌کنیم:

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^c x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (8)$$

- ۴- حال باید ماتریس عضویت بلوک‌ها به صورت زیر تغییر یابد (c ضریب فازی‌سازی است):

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^l \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{c-1}}} \quad (9)$$

حال به مرحله ۳ برمی‌گردیم و مراحل ۳ و ۴ را آنقدر تکرار می‌کنیم تا خطایی که به صورت زیر تعریف می‌شود از یک حد آستانه کمتر شود.

$$error = \|U_{new} - U_{old}\| \quad (10)$$

در مرحله آخر از روی آخرین ماتریس عضویت بلوک‌ها به کلاس‌های مختلف، باید به صورت قطعی اظهار نظر کنیم که هر بلوک به کدام کلاس تعلق دارد. برای این منظور می‌دانیم که هر ستون بیانگر میزان عضویت یک بلوک به کلاس‌های مختلف می‌باشد. برای این که نتیجه حاصل از حالت فازی خارج شود

دستور مشابه استفاده شده است.

نتایج ارزیابی‌های انجام گرفته به کمک چهار معیار فوق بر روی برخی از تصاویر استاندارد در جدول (۱) آمده است. این جدول نشان می‌دهد، در روش پیشنهادی کلاس‌های حاصل دارای واریانس و ضریب تغییرات کمتری نسبت به روش پایه می‌باشد. همان طور که قبلاً اشاره شد، هر چه این مقادیر کمتر باشند نزدیکی کلاس‌ها به یکدیگر بیشتر می‌باشد و تصویر حاصل دارای قطعات تفکیکی بهتری می‌باشد. نتایج معیار FOM هم در جدول فوق نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به دلیل نزدیک‌تر بودن عدد مربوطه به یکی دارای عمل کرد بهتری است.

به طور کلی نتایج این جدول نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت روش پایه علاوه بر برتری در دقت قطعه‌بندی تصاویر، دارای زمان اجرای کمتری نیز می‌باشد. این ویژگی سبب می‌شود که روش پیشنهادی برای کاربردهای بلادرنگ مناسب‌تر باشد.

لازم به ذکر می‌باشد که با افزایش ابعاد بلوک‌ها، تصویر از حالت طبیعی خارج می‌شود و لبه‌های موجود در آن جابه‌جا می‌شود که این از نقاط ضعف الگوریتم می‌باشد. برای بهبود این نقیصه می‌توان معیاری را برای انتخاب نوع بلوک برای بلوک‌بندی تصویر ارائه نمود یعنی به صورت تطبیقی اندازه مناسبی برای بلوک با توجه به محل و اندازه اشیاء انتخاب نمود، تا به قطعه‌بندی بهتری برای تصویر دست یافت. این معیار را می‌توان بر اساس پیشروی پیکسل‌های موجود در تصویر در جهت‌های مختلف انتخاب نمود.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله الگوریتم جدیدی مبتنی بر روش خوشه‌بندی Fuzzy c-mean برای قطعه‌بندی تصاویر ارائه شده است. در این الگوریتم ابتدا تصویر به بلوک‌های مربعی با اندازه‌های متفاوت تقسیم می‌شود. سپس تصمیم‌گیری برای قطعه‌بندی در سطح بلوک‌ها انجام می‌گیرد. در این تصمیم‌گیری با توجه به دو ویژگی میانگین و ضریب تغییرات پیکسل‌های داخل هر بلوک خوشه‌بندی انجام می‌گیرد. نتایج حاصل از اعمال این الگوریتم بر روی برخی تصاویر استاندارد نشان می‌دهد که روش پیشنهادی عمل کرد مناسب‌تری در مقایسه با روش پایه در قطعه‌بندی تصاویر دارد.

$FOM = \text{Figure Of Merit} =$

$$\frac{1}{\max\{\hat{N}, N_{ideal}\}} \sum_{i=1}^{\hat{N}} \frac{1}{1 + d_i^2 \lambda} \quad (11)$$

در این معادله \hat{N} تعداد پیکسل‌های لبه در تصویر قطعه‌بندی شده و N_{ideal} تعداد پیکسل‌های لبه در تصویر اصلی (لبه‌ای ایده‌آل) می‌باشد، d_i فاصله اقلیدسی بین i امین پیکسل لبه پیدا شده و نزدیکترین پیکسل لبه‌ای ایده‌آل می‌باشد، و λ یک مقدار ثابت است که مقدار آن معمولاً ۱/۹ در نظر گرفته می‌شود. با توجه به معادله فوق FOM مقداری در محدوده صفر و یک دارد. برای ماکزیم کردن FOM از فیلترهای لبه‌یاب مختلفی می‌توان استفاده کرد که در این مقاله از فیلتر لبه‌یاب Canny برای هر دو تصویر ایده‌آل و تخمینی استفاده شده است. در این معیار هر چه مقدار FOM به عدد یک نزدیکتر باشد لبه‌های موجود در تصویر بهتر حفظ شده است.

ب: معیار واریانس کلاس‌ها: یکی از پارامترهای مهمی که برای صحت عملیات قطعه‌بندی به کار می‌رود واریانس کلاس‌ها می‌باشد. هر چه این مقادیر برای کلاس‌ها کمتر باشد میزان نزدیکی عناصر داخل یک کلاس به یکدیگر بیشتر می‌باشد که این نشان از صحت دقت عملیات قطعه‌بندی می‌باشد.

ج: معیار ضریب تغییرات کلاس‌ها: معیار ضریب تغییرات سطوح خاکستری از روی میانگین و انحراف معیار هر کلاس به صورت (۱۲) محاسبه می‌شود.

$$V_c = \frac{\sigma_i}{m_i} \quad (12)$$

در این معادله m_i میانگین سطوح خاکستری کلاس‌ها و σ_i انحراف معیار کلاس‌ها می‌باشد. هر چه اندازه و مقدار این معیار کمتر باشد نشان می‌دهد که پیکسل‌های یک کلاس به یکدیگر شباهت بیشتری دارند.

د: معیار زمان اجرای الگوریتم: این معیار مدت زمان لازم برای اجرای یک الگوریتم جهت قطعه‌بندی یک تصویر به تعداد کلاس مشخص می‌باشد. در این مقاله جهت محاسبه این معیار از یک کامپیوتر برای اجرای هر دو الگوریتم استفاده شده است. علاوه بر آن در پیاده‌سازی الگوریتم‌ها، به خصوص حلقه‌های مربوطه، از



(ب)



(الف)



(ت)

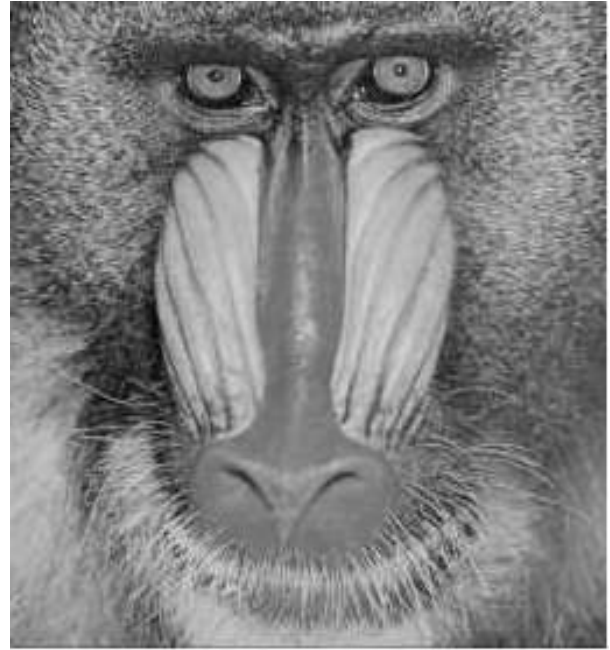


(پ)

شکل ۴ - قطعه‌بندی تصویر به سه کلاس ($m=1/25$) [۱۷]: (الف): شکل اصلی، (ب): نتایج قطعه‌بندی به روش پایه، (پ): روش بلوک‌بندی شده با بلوک ۲ تایی و (ت): روش بلوک‌بندی با بلوک ۳ تایی



(ب)



(الف)



(ت)



(پ)

شکل ۵ - مثال دیگری از قطعه‌بندی تصویر به سه کلاس ($m=1/25$): [۱۷]: (الف): شکل اصلی، (ب): نتایج قطعه‌بندی به روش پایه، (پ): روش بلوک‌بندی شده با بلوک ۲ تایی و (ت): روش بلوک‌بندی با بلوک ۳ تایی

جدول ۱- نتایج اعمال الگوریتم‌های مختلف قطعه‌بندی بر روی بعضی از تصاویر (اندازه تصاویر 256×256)

نتایج				روش استفاده شده			تصویر
				کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	فازی بدون بلوک‌بندی (روش پایه)
تکرار	زمان اجرا (s)	FOM	میانگین	۱۱۸/۶۶	۲۴/۱۴	۱۶۶/۹۱	
۱۶	۱۹/۶	0.65	واریانس	۳۳	۲۸	۱۷	
			$\% V_i$	%۱۹/۷۴	%۱۶/۸۳	%۱۰/۱۹	
			N_C	۱۸۷۹۳	۱۵۷۶۹	۳۰۹۴۷	
				کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	مرد فیلمبردار
تکرار	زمان اجرا (s)	FOM	میانگین	۱۱۹/۹۶	۲۱/۸۳	۱۶۷/۴۶	
۱۵	۴/۵۲	0.67	واریانس	۳۰	۲۲	۱۶	
			$\% V_i$	%۱۷/۹	%۱۳/۳۲	%۹/۵۸	
			N_C	۱۸۷۴۰	۱۵۸۲۰	۳۰۹۶۷	
				کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	فازی بلاک‌بندی شده
تکرار	زمان اجرا (s)	FOM	میانگین	۱۱۹/۲۶	۲۲/۶۶	۱۶۷/۸۳	
۲۰	۲/۶۹	0.64	واریانس	۳۰/۸۴	۲۴/۳۲	۱۶/۸۲	
			$\% V_i$	%۱۸/۴۸	%۱۴/۱	%۱۰/۱	
			N_C	۱۸۲۱۱	۱۵۸۶۱	۳۱۴۶۴	
				کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	فازی بدون بلوک‌بندی (روش پایه)
تکرار	زمان اجرا (s)	FOM	میانگین	۱۲۴/۸۵	۴۵.۱۶۷	۸۱	
۳۲	۳۸/۲۷	0.53	واریانس	۲۰/۹۷	۱۹/۱	۲۴/۹۸	
			$\% V_i$	%۱۲/۵۲	%۱۱/۳۹	%۱۴/۹	
			N_C	۳۰۶۴۷	۲۰۰۸۸	۱۴۸۰۱	
				کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	تصویر بابون
تکرار	زمان اجرا (s)	FOM	میانگین	۱۲۴/۷۲	۱۶۸/۳۶	۷۹/۸	
۲۹	۸/۸۵	0.56	واریانس	۱۹/۴۵	۱۷/۷۷	۲۳/۷۷	
			$\% V_i$	%۱۱/۵۶	%۱۰/۵۶	%۱۴/۱۲	
			N_C	۳۰۴۷۲	۲۰۲۴۸	۱۴۸۱۶	
				کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	فازی بلاک‌بندی شده
تکرار	زمان اجرا (s)	FOM	میانگین	۱۲۴/۳۸	۱۶۷/۹۲	۷۹/۹۱	
۳۰	۴/۱	0.48	واریانس	۲۰/۰۷	۱۸/۳۶	۲۴/۲۲	
			$\% V_i$	%۱۱/۹۵	%۱۰/۹۴	%۱۴/۴۲	
			N_C	۳۰۷۴۱	۲۰۳۱۹	۱۴۴۷۶	

- for mobile ad hoc networks,” *Journal of Computer and System Sciences*, vol. 72, Issue 7, pp. 1144-1155, Nov. 2006.
- [11] G. P. Papamichail and D. P. Papamichail, “The k-means range algorithm for personalized data clustering in e-commerce,” *European Journal of Operational Research*, vol. 177, Issue 3, pp. 1400-1408, 16 March 2007.
- [12] K. P. Detroja, R. D. Gudi and S. C. Patwardhan, “A possibilistic clustering approach to novel fault detection and isolation,” *Journal of Process Control*, vol. 16, Issue 10, pp. 1055-1073, Dec. 2006.
- [13] F. de A. T. de Carvalho, “Fuzzy c-means clustering methods for symbolic interval data,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, Issue 4, pp. 423-437, 1 March 2007.
- [14] M. S. Yang, W. L. Hung and F. C. Cheng, “Mixed-variable fuzzy clustering approach to part family and machine cell formation for GT applications,” *International Journal of Production Economics*, vol. 103, Issue 1, pp. 185-198, Sep. 2006.
- [15] R. Jenssen, D. Erdogmus, K. E. Hild II, J. C. Principe and T. Eltoft, “Information cut for clustering using a gradient descent approach,” *Pattern Recognition*, vol. 40, Issue 3, pp. 796-80, March 2007.
- [16] S. Chuai-aree, C. Lursinsap, P. Sophatsathit, and S. Siripant, “Fuzzy C-Mean: A Statistical Feature Classification of Text and Image Segmentation Method,” *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, vol. 9, no. 6, pp. 661-671, (2001).
- [17] DIPimage Databases, http://imageprocessingplace.com/DIP/dip_image_databases/image_databases.htm.
- [18] K. S. Chuang, H. L. Tzeng, Sh. Chen, J. Wu and T. J. Chen, “Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, Issue 1, Jan. 2006.
- مراجع
- [1] K. Z. Mao, Z. Peng and T. ay-Hoon, “Supervised learning-based cell image segmentation for P53 immunohistochemistry,” *Biomedical Engineering, IEEE Trans. on* vol. Issue 6, pp. 1153 – 1163, Jun. 2006.
- [2] J. Blasco, N. Aleixos and E. Moltó, “Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm,” *Journal of Food Engineering*, In Press, Accepted Manuscript, Available online 22 December 2006,
- [3] A. I. Timchenko, A. A. Mardon and J. A. Greenspon; “New approach in the problem of subsurface objects detection using remote sensing technique,” *Advances in Space Research*, vol. 38, Issue 10, pp. 2218-2222, 2006.
- [4] Sh. Dinggang, “Image registration by local histogram matching,” *Pattern Recognition*, vol. 40, Issue 4, pp. 1161-1172, Apr. 2007.
- [5] N. Bonnet, J. Cutrona and M. Herbin, “A ‘no-threshold’ histogram-based image segmentation method,” *Pattern Recognition*, vol. 35, Issue 10, pp. 2319-2322, Oct. 2002.
- [6] L. Peihua, “A clustering-based color model and integral images for fast object tracking,” *Signal Processing: Image Communication*, vol. 21, Issue 8, pp. 676-687, Sept. 2006.
- [7] B. Ma and H. S. Wong, “2D clustering based discriminant analysis for 3D head model classification,” *Pattern Recognition*, vol. 39, Issue 3, pp. 491-494, March 2006.
- [8] J. Yen and R. Langari, *Fuzzy logic, intelligence, control and information*, Prentice Hall, 2000, New York.
- [9] S. A. Mingoti and J. O. Lima, “Comparing SOM neural network with Fuzzy c-means, K-means and traditional hierarchical clustering algorithms,” *European Journal of Operational Research*, vol. 174, Issue 3, pp. 1742-1759, 1 Nov. 2006.
- [10] I. I. Er and W. K.G. Seah, “Clustering overhead and convergence time analysis of the mobility-based multi-hop clustering algorithm