

## تقطیع تصاویر با استفاده از تخمین مولتی فرکتال ، آنتروپی و خوشه بندی فازی

شبنم شادرو ، ریحانه معارف دوست ، مهدی یعقوبی ، حمید رضا پوررضا

دانشگاه آزاد اسلامی مشهد - گروه ارشد هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد

hpourreza@um.ac.ir , yaghobi@mshdiau.ac.ir , amaarefdost@yahoo.com, Shabnam\_shadroo@yahoo.com

**چکیده** - در سالهای اخیر بیشتر توجه ها به سمت ویژگیهای بافتی معطوف شده است و ویژگیهای بافتی در تقطیع تصاویر و دسته بندی تصاویر ، شناسایی الگو و غیره مورد استفاده قرار می گیرند. معمولاً در تقطیع بافت ، ابتدا به استخراج ویژگی پرداخته و سپس آن ویژگیها را دسته بندی می نمایند. روش های گوناگونی برای استخراج ویژگی بافت در یک عکس وجود دارد ، از جمله آنها می توان به بعد مولتی فرکتال اشاره نمود. در این مقاله ، با استفاده از روش شمارش جعبه تفاضلی (*DBC*) به استخراج بعد مولتی فرکتال عکس پرداخته ، سپس با استفاده از روش های خوشه بندی *FCM* و *KMeans* تقطیع بافت صورت می گیرد و در نهایت مقایسه ای بین این دو روش خوشه بندی انجام می شود و نشان داده شده است که *FCM* نتیجه بهتری را در بر دارد و در این مقاله علاوه بر مقایسه روش های خوشه بندی به منظور بهبود تقطیع بافت از ویژگی آنتروپی و *FCM* استفاده نموده ، سپس اشتراک نتیجه *FCM* با ویژگی *DBC* و نتیجه *FCM* با ویژگی آنتروپی به عنوان نتیجه نهایی در نظر گرفته می شود که خطای حاصل از تقطیع بافت را کاهش می دهد.

کلید واژه - مولتی فرکتال ، *FCM* ، *Kmeans* ، *DBC*

### ۱- مقدمه

معطوف شده است و ویژگیهای بافتی در تقطیع تصاویر و دسته بندی تصاویر ، شناسایی الگو و ... مورد استفاده قرار می گیرند. در تقطیع بافت ابتدا به استخراج ویژگی پرداخته و سپس آن ویژگیها را دسته بندی می نمایند.

امروزه روش های معمولی برای استخراج ویژگی بافت یک عکس وجود دارد که می توان این روشها را به چهار گروه تقسیم نمود [۲].

۱- روش های آماری (ماتریس همجواری ، ویژگیهای گشتاور)

۲- روش های هندسی (ویژگیهای موزایک کاری و ونوی ، روش های ساختاری )

۳- روش های بر پایه مدل (مدل زمینه تصادفی ، فرکتالها )

۴- روش های پردازش سیگنال (فیلترهای فوریه )

در مطالعات اخیر بر روی پردازش تصاویر دیجیتالی ، تکنیک های شناسایی لبه برای تحلیل و استخراج ویژگی عکس بسیار مورد استفاده قرار گرفته است و از آن در کاربردهایی مثل تقطیع ناحیه ، شناسایی شی ، ترمیم شی استفاده می شود. روشهای شناسایی لبه از اطلاعات محلی اختلاف سطح خاکستری برای تعیین نقاطی که لبه هستند ، استفاده می کند. به عنوان مثال عملگر گرادیان ، عملگر لاپلاسی و عملگر های دیگر برای تمایز سطوح خاکستری با سرعت محاسباتی بالا استفاده می شوند. این الگوریتم ها فقط به تغییر سطوح خاکستری حساس می باشند و کارایی آنها در پردازش تصاویر به عواملی مثل کیفیت نور و نویز بستگی دارد [۱].

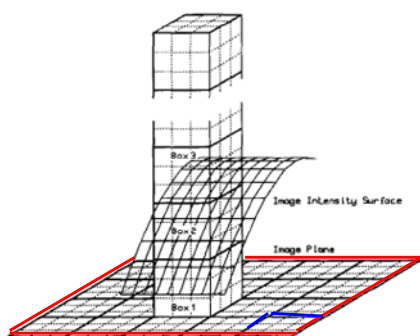
در سالهای اخیر بیشتر توجه ها به سمت ویژگیهای بافتی

## ۲- الگوریتم شمارش جعبه های تفاضلی (DBC)

در این روش به جای اندازه گیری مستقیم سطح یک عکس ، اندازه گیری در مقیاس های مختلف با استفاده از شمارش کمترین تعداد جعبه با سایز متفاوت ، به طوریکه جعبه ها تمام سطح را پوشانده باشند ، به دست می آید [۲][۵]. معمولاً برای به دست آوردن تعداد جعبه های بهینه  $N_\epsilon$  ، پیچیدگی زیاد می شود. این روش از طرح قطعه بندی معمول استفاده می کند و  $N_\epsilon$  را به صورت تقریبی محاسبه می نماید.

جزئیات این روند در زیر آورده شده است :

برای مقیاس داده شده  $\epsilon$  ، عکس  $M \times M$  به قطعه هایی با سایز  $\epsilon \times \epsilon$  تقسیم می شود و بر روی هر قطعه یک ستون  $\epsilon' = \lceil \epsilon \times G / M \rceil$  و  $G$  ماکزیمم سطح خاکستری می باشد. در این صورت عکس به شکل سطح سه بعدی به نظر می رسد که  $(i, j)$  به موقعیت دوبعدی و مختصات سوم  $Z$  به سطوح خاکستری پیکسل متناظر دلالت دارد .



شکل ۱: روش DBC

ماکزیمم و مینیمم سطوح خاکستری در قطعه  $(i, j)$  امین به ترتیب مطابق است با  $v^{th}$  و  $u^{th}$  . تعداد جعبه های مورد نیاز برای پوشاندن سطح عکس بر روی هر قطعه به صورت زیر محاسبه می شود:

$$n_\epsilon(i, j) = v - u + 1 \quad (1)$$

تعداد کل جعبه های مورد نیاز برای پوشاندن همه سطح می تواند به صورت زیر تخمین زده شود:

در این مقاله به تحلیل مولتی فرکتال در پردازش تصاویر پرداخته شده است. از جمله ویژگیهای مولتی فرکتال که در کاربردها استفاده می شود ، می توان به بعد مولتی فرکتال اشاره نمود. مشاهده انسان از ناهموار بودن عکس در واقع با بعد فرکتالی (FD) برای سطح یک عکس معادل است. ابعاد مولتی فرکتال ، یک روش آسان اما موثر را فراهم می کند که از نظر آماری ویژگیهای مقیاس بندی شده ناهمگن مجموعه فرکتال را مورد بررسی قرار می دهد. همچنین نشان داده شده است که برای یک عکس که شامل اشیاء بافت دار است ، بعد فرکتالی محلی برای الگوریتم تقطیع مناسب می باشد ، اگرچه ویژگی فرکتالی به تنهایی برای توصیف مناظر طبیعی کافی نمی باشد ، تلاش های زیادی برای استخراج بعد فرکتالی محلی صورت گرفته است ، این روش ها توانایی تخمین دقیقی از بعد فرکتالی را ندارند و این به دلیل محدودیت موجود سایز پنجره در این روش ها می باشد. به عنوان مثال Keller و دیگران بعد فرکتالی محلی را با استفاده از شمارش جعبه ها (Box counting) با پنجره ای با سایز  $32 * 32$  تخمین زدند [۱]. Chaudhuri و دیگران و Chaudhuri و Sarkar روش شمارش جعبه تفاضلی (Defferential Box counting) را پیشنهاد دادند که از پنجره ای با سایز  $17 * 17$  استفاده نمودند [۲][۳]. Peleg و Cheong امکان استفاده از پنجره محلی کوچکتر با استفاده از روش Blanket را فراهم ساختند و از پنجره ای با سایز  $16 * 16$  استفاده کردند [۴]. Navianto و دیگران روش Blanket را بهینه کرده و در آن از پنجره  $3 * 3$  استفاده نمودند.

در این مقاله ابتدا بعد فرکتالی برای عکس با توجه به روش sarkar و chaudhuri به دست آمده و سپس با استفاده از روش های کلاستریک به تقطیع آن پرداخته و مقایسه ای بین روش خوشه بندی FCM و KMeans انجام شده است و نتایج نشان می دهد که خوشه بندی فازی نتیجه بهتری را حاصل می کند و به منظور بهبود روش از ویژگی آنروپی استفاده نموده و آن ویژگی ها را توسط FCM خوشه بندی نموده ، سپس اشتراک نتیجه FCM با ویژگی DBC و نتیجه FCM با ویژگی آنروپی به عنوان نتیجه نهایی نشان داده شده است که خطای حاصل از تقطیع بافت را کاهش می دهد.

T5	T4	T3	T2	T1
Straw Cloth: D53	Lizard Skin: D35	Netting : D34	Reptile skin : D22	Herringbone weave: D16
Loose Burlap: D104	Loose Burlap: D103	Sea Fan: D87	Raffia: D84	Straw matting: D55

شکل ۲: پنج نمونه بافت طبیعی از آلبوم Brodatz. نام و موقعیت آنها در جدول زیر آن نشان داده شده است.

$$J = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (5)$$

که در آن بایستی شرط زیر رعایت شود.

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (6)$$

روال کامل این الگوریتم بدین صورت است:

- ۱- تعیین مقادیر اولیه برای  $C$  (تعداد خوشه‌ها)،  $m$  (مقدار فازی بودن الگوریتم) و  $V$  (مراکز اولیه‌ای برای هر خوشه).
- ۲- محاسبه مقدار تعلق هر داده به خوشه مورد نظر با توجه به رابطه ۷:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (7)$$

- ۳- محاسبه مقدار مراکز جدیدی برای هر خوشه با توجه به رابطه ۸:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (8)$$

تکرار مراحل ۲ و ۳ تا زمانی که مقدار تفاوت بین  $u$ ها (میزان تعلق داده‌ها به خوشه‌ها) در مرحله جدید با مقدار  $u$ ها در مرحله قبل تفاوتی کمتر از یک مقدار آستانه داشته باشد.

#### ۴- ارزیابی تخمین و روش پیشنهادی

در این بخش، از مجموعه عکسهای آلبوم Brodatz برای ارزیابی کارایی روش استفاده شده است. این مجموعه عکسها، شامل ده بافت طبیعی است که به صورت رندم از آلبوم Brodatz انتخاب شده، نمونه‌هایی از این بافت‌ها در شکل ۲ نشان داده شده است این نمونه‌ها از T1 تا

$$\tilde{N}_\varepsilon = \sum_{i,j} n_\varepsilon(i, j) \quad (2)$$

به منظور توصیف توزیع متفاوت مجموعه فرکتالها یک معیار  $\mu_\varepsilon(i, j)$  برای هر قطعه تعریف می‌شود.

$$\mu_\varepsilon(i, j) = \frac{n_\varepsilon(i, j)}{\tilde{N}_\varepsilon} \quad (3)$$

قطعه بندی و تخمین در مقیاس های متفاوت انجام می شود و ابعاد مولتی فرکتال مرتبه  $q$  با استفاده از فرمول زیر به دست می آید.

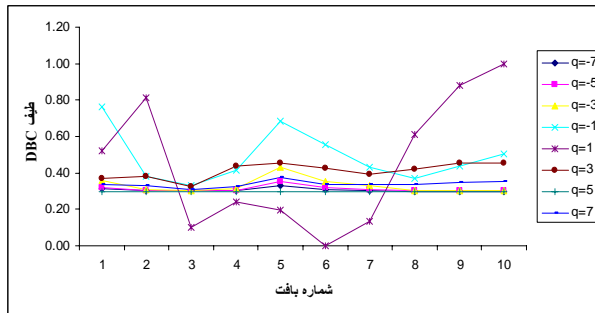
$$D_q \equiv \frac{1}{1-q} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln[\sum_{i,j} \mu_\varepsilon(i, j)^q]}{\ln\left(\frac{1}{r}\right)} \quad (4)$$

که در آن  $r = \varepsilon / M$  می باشد.

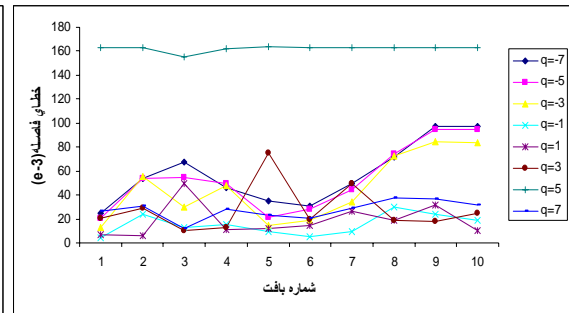
کیفیت تخمین بر روی بافت های طبیعی و مصنوعی از آلبوم Brodatz ارزیابی می شود و از مولتی فرکتال به عنوان ویژگی بافتی استفاده نموده و در نهایت مقایسه ای بین روش های خوشه بندی صورت می گیرد.

#### ۳- خوشه بندی FCM

خوشه بندی مهمترین روش یادگیری بدون نظارت است. خوشه به مجموعه‌ای از داده‌ها گفته می‌شود که به هم شباهت داشته باشند. در خوشه بندی سعی می‌شود تا داده‌ها به خوشه‌هایی تقسیم شوند که شباهت بین داده‌های درون هر خوشه حداکثر و شباهت بین داده‌های درون خوشه‌های متفاوت حداقل شود. در اینجا به دلیل حل مشکلی که هر داده به یک خوشه خاص در هر تکرار نسبت داده می‌شود روش خوشه بندی FCM پیشنهاد شده است. در FCM هدف کمینه کردن تابع ۵ است:



(ب)



(الف)

شکل ۴: تخمین مولتی فرکتال بر روی بافت های Brodatz (الف) خطای فاصله (ب) طیف DBC

$(i, j)$  به دست می آید. نتایج برای همه پیکسل ها میانگین گیری شده تا اثر تصادفی بودن را کاهش دهند. بعضی از اجزای میانگین DBC به ترتیب  $R_1, R_3, R_5, R_7$  در شکل ۴ نشان داده شده است.  $R_1, R_3, R_5, R_7$  در مقایسه با  $R_1, R_3, R_5, R_7$  بهتری را برای تمایز بافت ها دارند.

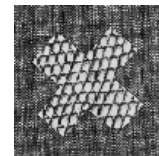
ویژگی های  $R_1, R_3, R_5, R_7$  به FCM و Kmeans داده می شود تا عکس مورد نظر را خوشه بندی کنند. به منظور بهبود نتیجه ای که توسط FCM حاصل می شود. در اینجا از ویژگی آنتروپی که یکی از ویژگیهایی می باشد که بافت را توصیف می کند، استفاده شده است. این ویژگی میزان اتفافی بودن را ارائه می دهد. اگر آنتروپی برای یک سطح مقدار زیادی را ارائه دهد بدان معنا است که در آن سطح بافت خاصی وجود ندارد.

$$E = - \sum_i \sum_j S(i, j) \log S(i, j) \quad (10)$$

که در آن S سطح را نشان می دهد.

در این مقاله بر روی هر پیکسل یک پنجره  $7 \times 7$  قرار داده و آنتروپی را در آن پنجره حساب نموده و سپس به عنوان ویژگی برای آن پیکسل در نظر می گیریم. در این صورت برای هر پیکسل یک ویژگی وجود دارد و آنها را به خوشه بندی FCM داده و آنها را خوشه بندی می کنیم. نتیجه حاصل از این روش را با نتیجه ای که FCM در روش DBC می دهد، اشتراک گرفته می شود. در نهایت نتیجه این اشتراک به عنوان نتیجه نهایی در نظر گرفته می شود.

T10 برجسب خورده اند و نام آنها نیز در زیر شکل آورده شده است [۶]. سپس این نمونه عکس ها را با هم ترکیب کرده و نود نمونه عکس به صورت شکل ۳ حاصل شده است و ویژگی مولتی فرکتال آن عکس ها را به دست آورده می شود. به منظور تقطیع بافت هشت ویژگی از عکس استخراج شده و بهترین آنها انتخاب و خوشه بندی براساس آنها انجام می شود.



شکل ۳: نمونه ای از عکس های استفاده شده

مشابه با تجربیات در [۱] و [۴]، در اینجا از خطای فاصله برای ارزیابی کیفیت استفاده شده است. با رسم نمودار  $I(q, \epsilon)$  در مقابل  $\ln(1/\epsilon)$  در مقیاس های مختلف، اگر  $y = mx + c$  معادله خط تطبیقی باشد و  $y$  بر  $\ln(I(q, \epsilon))$  و  $x$  بر  $\ln(1/\epsilon)$  دلالت داشته باشد، کیفیت ارزیابی تخمین با خطای زیر به دست می آید.

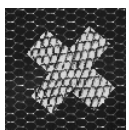


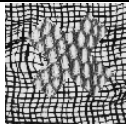

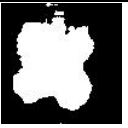
که این خطا همانند میانگین مربعات فاصله نقاط از خط تطبیق داده شده است.

$$DE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(mx_i + c - y_i)^2}{(1+m)^2}}}{n} \quad (9)$$

که در آن  $n$  برابر تعداد مقیاس ها می باشد.

در اینجا برای هر عکس، تخمین DBC برای هر پیکسل  $(i, j)$  با استفاده از پنجره لغزان با سایز  $11 \times 11$  به مرکز

## ۵- نتایج تجربی

نمونه عکس	FCM	Kmeans
		
		

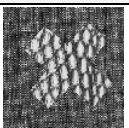
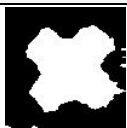
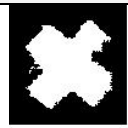
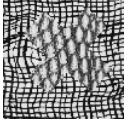


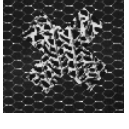


شکل ۵: نتایج اعمال الگوریتم، ردیف ۱: بافت D16 و D53، ردیف ۲: بافت D104 و D35

جدول ۱ میانگین خطا را بر روی ۹۰ نمونه عکس نشان می دهد و همانطور که انتظار می رود FCM نتیجه بهتری را حاصل می کند.

جدول ۱: میانگین خطا بر روی ۹۰ نمونه عکس

روش	FCM	Kmeans
میانگین خطا	٪۱۵	٪۲۰/۱۸

نتایج حاصل از روش پیشنهاد شده در این مقاله در شکل ۶ آورده شده است. همانطور که در شکل ۶ معلوم است این روش نتیجه بهتری را در بردارد و این به خاطر استفاده از ویژگی آنروپی که معیاری برای ارزیابی بافت است، می باشد.

نمونه عکس	FCM	روش پیشنهادی
		
		
		

شکل ۶: نتایج اعمال الگوریتم، ردیف ۱: بافت D16 و D53، ردیف ۲: بافت D104 و D35، ردیف ۳: D87 و D34

به منظور ارزیابی روش های خوشه بندی FCM و Kmeans بر روی بافت های گوناگون، طیف DBC برای تقطیع بافت تصاویر استفاده می شود. به منظور کاهش پیچیدگی دسته بندی کننده، فقط از سه جزء طیف  $\{R_1, R_7, R_{-1}\}$  که در شکل ۴ دارای رنج دینامیکی وسیعتری هستند، به عنوان ویژگی استفاده می شوند. برای هر پیکسل ویژگیهای مولتی فرکتال با یک پنجره  $11 \times 11$  که مرکز آن پیکسل مورد نظر است، محاسبه می شود. در اصل تقطیع براساس الگوریتم های FCM و Kmeans است که توانایی تخصیص پیکسل ها به مقدار مشخصی ناحیه با استفاده از ویژگیهای خوشه ها دارد.

برای بررسی روش و مقایسه نتایج از ۹۰ نمونه عکس که از ترکیب دو نمونه بافت مختلف حاصل شده، استفاده شده است. سایز این عکس ها  $100 \times 100$  بوده و دارای ۲۵۶ سطح خاکستری می باشند. دو نمونه از این عکس ها در سمت راست شکل ۵ نشان داده شده است و نتایج حاصل از کلاسترینگ FCM و Kmeans نیز در این شکل نشان داده شده است. همانطور که نشان داده شده است، FCM نتیجه بهتری را حاصل می نماید.

FCM یک روش خوشه بندی بدون نظارت است و غالباً برای قطعه بندی تصاویر چندگانه، بر مبنای اطلاعات صرفاً استفاده می شود. FCM غالباً به صورت خودکار فضای داده ای را به بردارهای کمی فازی تقسیم می کند و هدف آن بهینه سازی فرآیند تحلیل خوشه هاست که در آن با استفاده از ماتریس کوواریانس فازی، اصلاحات لازمه صورت می گیرد. از طرفی از آنجا که جلوگیری از مینیمم محلی در طراحی توابع همسایگی، از مهمترین مسائل در خوشه بندی به شمار می آید، می توان انتظار داشت که FCM در این مورد بهتر از Kmeans می کند و همچنین FCM از لحاظ سرعت اجرا نسبت به Kmeans از قابلیت بالاتری برخوردار است.

در جدول ۲ نشان داده شده که روش پیشنهاد شده در این مقاله به دلیل استفاده از معیار آنتروپی خطای حاصل از تقطیع بافت را کاهش می دهد.

جدول ۲: میانگین خطا بر روی ۹۰ نمونه عکس

روش پیشنهادی	FCM	روش
۴٪	۱۵٪	میانگین خطا

### نتیجه گیری :

ویژگیهای مولتی فرکتال قادر به توصیف ساختار بافت می باشند. بیشتر الگوریتم هایی که اخیرا استفاده می شوند بر مبنای روش شمارش جعبه می باشند. در این مقاله به بررسی روش شمارش جعبه تفاضلی برای تقطیع بافت با استفاده از روش های خوشه بندی FCM و KMeans پرداخته شده و مقایسه ای بین این دو روش انجام شده است و نشان داده شده است که FCM نتیجه بهتری را در بر دارد و علاوه بر مقایسه روش های خوشه بندی به منظور بهبود تقطیع از ویژگی آنتروپی و خوشه بندی کننده FCM استفاده نموده ، سپس اشتراک نتیجه FCM با ویژگی DBC و نتیجه FCM با ویژگی آنتروپی به عنوان نتیجه نهایی در نظر گرفته شده است که خطای حاصل از تقطیع بافت را کاهش می دهد.

### مراجع

[1] Yong Xia, Student Member, IEEE, (David) Dagan Feng, Fellow, IEEE, and Rongchun Zhao, "Morphology-Based Multifractal Estimation for Texture Segmentation", IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 15, NO. 3, MARCH 2006

[2] N.Saker,B.B.Chaudhuri , "An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image," IEEE Trans Syst. Man Cybern., vol. 24,no. 1, pp. 115–120, Jan. 1994.

[3] B. B. Chaudhuri and N. Sarkar, "Texture segmentation using fractal dimension,"IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 17, no. 1, pp.72–77, Jan. 1995.

[4] S. Peleg, J. Naor, R. Hartley, and D. Avnir, "Multiple resolution texture analysis and classification," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. PAMI-6, no. 6, pp. 518–523, Jun. 1984.

[5] J. Feng, W.-C. Lin, and C.-T. Chen, "Fractal box-counting approach to fractal dimension estimation," in Proc. IEEE Int. Conf. Pattern Recognition,Vienna, Austria, Aug. 25–29, 1996, pp. 854–858.

[6] P. Brodatz, Texture: A Photographic Album for Artists and Designers.New York: Dover, 1966.