

ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز بکمک متاهیوریستیک ACO

عباس بی‌نیاز^۱، زهرا احمدی^۲، عطاله عباسی^۳

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، a_biniaz@sut.ac.ir

^۲دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، zahra_a_i@yahoo.com

^۳استادیار مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، CNLab@sut.ac.ir

چکیده - ناحیه بندی تصاویر پزشکی یکی از مسائل چالش برانگیز در پردازش تصاویر بوده است. در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های هیوریستیک (اکتشافی) نتایج جالب توجهی را به همراه داشته است. کلونی مورچه‌های مصنوعی ACO (Artificial Ant Colony) یکی از انواع الگوریتم‌های متاهیوریستیک است که در چند سال اخیر برای ناحیه‌بندی تصاویر تشدید مغناطیسی یا MRI (Magnetic Resonance Imaging) مغز استفاده شده است. مورچه‌های مصنوعی در تصویر رفتار مورچه‌های طبیعی را تقلید می‌کنند. هر مورچه می‌تواند به عنوان یک هدف مرجع، اطلاعات اکتسابی از محل سکونت را درون حافظه‌ی خود ذخیره کند و هر زمان غذای جدیدی یافت شد اطلاعات خود را بروزرسانی کند. رفتار هر مورچه متأثر از مورچه‌های همسایه و همکاری بین سایر مورچه‌ها از طریق مبادله اطلاعات فرمونی است. الگوریتم ACO بر روی تصاویر واقعی و شبیه سازی شده‌ی MR مغز آزمایش شد؛ نتایج تجربی نشان می‌دهد که الگوریتم جدید علاوه بر اینکه می‌تواند جزئیات جسم را حفظ کند غیر حساس به نویز نیز هست.

کلید واژه- ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز، الگوریتم کلونی مورچگان مصنوعی (ACO)، حوزه‌های فرمونی

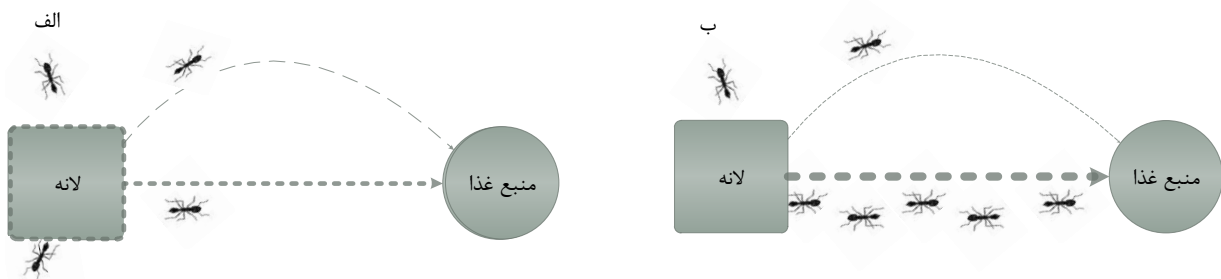
۱- مقدمه

امری دشوار و خسته‌کننده است [۱۰]. روش خوشه‌بندی فازی بدون سرپرست یا FCM (Fuzzy c-Means)، به طور گسترده‌ای در ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی بکاربرده شده است. FCM اطلاعات مکانی را دخیل نمی‌کند. در نتیجه، حساس به نویز و آرتیفکت تصویربرداری است [۱۱]. روش‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی بسیار پرکاربرد در ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی و MRI بوده‌اند اما شبکه‌های عصبی به زمان زیادی برای آموزش دیدن نیاز دارند [۱۲]. روش ناحیه‌بندی کانتور فعال قابلیت بالایی در ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی سه بعدی دارد. اما محاسبات این روش کند است و زمان زیادی را سپری خواهد کرد و از طرف دیگر، مسأله پارامترهای آزادی دارد که تنظیم این پارامترها کار دشواری است [۱۳]. در این مقاله، یک نگرش جدید برای ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز بکمک الگوریتم کلونی مورچه‌های مصنوعی ACO مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش از رفتار کاوش جمعی کلونی برای غذاییابی (foraging) و مشاهده‌ی حرکت تک تک اعضای کلونی الهام گرفته است (شکل-۱). کلونی مورچه مصنوعی در پردازش تصویر، نگاشتی از محل سکونت طبیعی مورچه به فضای دیجیتال است. ACO برای رسیدن به پاسخ مسأله از یک فرآیند تصادفی تکرار شونده پیروی می‌کند.

مغز انسان یکی از پیچیده‌ترین و حساس‌ترین اندام‌های بدن است که کارکرد تمامی ارگان‌ها را کنترل می‌کند. تغییرات حاصل شده در مغز ناشی از بیماری‌های سیستم عصبی یا عفونت مغزی توسط یک روش تصویر برداری غیرتهاجمی مانند تصویربرداری MRI قابل تشخیص است [۱-۳]. مغز انسان از بافت‌های متفاوتی تشکیل شده است که به لحاظ آناتومیکی می‌تواند به بخش‌های زیر تقسیم شود: جمجمه، مایع مغزی-نخاعی، ماده‌ی خاکستری، ماده‌ی سفید، ماهیچه، چربی، مویرگ، و حفره [۴، ۵]. بهترین راه برای مشاهده و بررسی بافت‌های مذکور این است که با یک روش غیر تهاجمی، از درون آن بافت‌ها تصویربرداری کرد [۶]. با استفاده از تصویربرداری تشدید مغناطیسی به عنوان یک روش بی‌خطر که تاکنون هیچ موردی از مضرات آن منتشر نشده است می‌توان بافت‌های مذکور را با وضوح بالایی مشاهده کرد و نیز با استفاده از عمل ناحیه‌بندی، می‌توان بخش‌های مختلف مغز انسان در تصاویر MR را به نمایش درآورد [۷-۹]. ناحیه‌بندی دستی توسط متخصص، مستعد دقت زیادی است به همین دلیل

های مصنوعی، تجربه کسب می کند و با توجه به مسأله‌ی تعریف شده اطلاعات اکتشافی را فراهم می کند [۱۴، ۱۵].

حرکت مورچه‌ها در فضای تصویر، فرایندهای ساده و اتفاقی هست که منجر به پیدایش راه حل برای مسأله است. در واقع هر مورچه به تنهایی بخشی از راه حل است که با استفاده از فرمون-



شکل ۱: مکانیزم غذایی مورچه‌ها؛ الف- جستجو در مسیرهای مختلف (شروع فرآیند غذایی)، ب- پیدا کردن مسیر بهینه (پایان فرآیند غذایی)

اطمینان را می دهد که با احتمال بیشتری مورچه از شیب فرمون پیروی کند؛ $1/\delta$ ظرفیت حسی (توانایی حس کاهش فرمون توسط هر مورچه در جایی باغلظت بالای فرمون) است.

کلونی مورچه‌ها توانایی فرار از مینیمم‌های محلی را دارد و این قابلیت بدلیل مقام بودن، استفاده از فیدبک مثبت و انجام محاسبات موازی و توزیع شده در ACO است؛ در عین حال کیفیت و جزئیات تصویر هدف بکمک ACO حفظ می شود [۱۰، ۱۶، ۱۷].

۲-۱-۲- تابع موقعیت یاب مورچه

تابع احتمال انتقال نرمالیزه شده در شبکه برای رفتن از پیکسل k به پیکسل i در زمان t با معادله‌ی زیر مشخص می شود [۱۴]:

$$P_{ik} = \frac{W(\sigma_i)\omega(\Delta_i)}{\sum_{j/k} W(\sigma_j)\omega(\Delta_j)} \quad (2)$$

که نماد j/k بر مجموع تمام پیکسل‌های z در همسایگی k دلالت دارد. Δ_i تغییر در جهت حرکت مورچه در هر لحظه از زمان است. $\omega(\Delta_i)$ دلالت بر این دارد که هر مورچه با احتمال بیشتری در مسیر قبلی خود عبور می کند؛ این احتمال که اندازه-ی حرکت مورچه تا چه حد به مسیر قبلی وابسته است، به صورت بردار زیر برای یک همسایگی هشت تایی از پیکسل‌ها تعریف می شود [۱۶، ۱۸]:

$$\Delta_i = \left(\frac{1}{20}, \frac{1}{12}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, 1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \frac{1}{12}, \frac{1}{20} \right)$$

در هر گام زمانی t، هر عضو کلونی مقدار مشخص و ثابت فرمون η را نشن می دهد. این فرمون در هر تکرار با نرخ ثابت $\tau = 1/\kappa$ متلاشی می شود؛ یعنی حوزه‌های فرمونی اطلاعات قدیم خود را با نرخ $1/\kappa$ فراموش می کنند [۱۴].

نشن فرمون توسط مورچه‌های مصنوعی انجام خواهد گرفت و به صورت رابطه‌ی $T = \eta + p\Delta h$ است، که مقدار η حجم ثابت فرمون رسوب شده است. p ضریب وزنی ثابت و Δh درجه تشابه بین دو پنجره‌ی مشبک است که از روش‌های آماری قابل محاسبه است و خود شامل سه ترم است:

روش کار ارائه شده در مقاله‌ی حاضر به این صورت است: بخش ۱-۲ نگاهی گذرا به الگوریتم ACO دارد. بخش ۲-۲ الگوریتم بهینه شده‌ی ACO را ارائه می دهد و در بخش ۳ نتایج شبیه سازی مورد بحث و بررسی قرار خواهد گرفت، در بخش ۴ نتیجه‌گیری مقاله ارائه می شود.

۲- کلونی مورچه‌های مصنوعی در بوم دیجیتال

۲-۱-۱- تابع وزنی فرمون

عملکرد مورچه در یک شبکه‌ی مربعی محدود صورت می پذیرد موقعیت مکانی هر مورچه با شعاع r و جهت θ نشان داده شده است. از آنجا که پاسخ در هر لحظه از زمان، مستقل از مکان قبلی هر مورچه است، احتمال انتقال از یک مکان با مختصات (r, θ) به مکان دیگر در یک لحظه بعدتر، با مختصات (r^*, θ^*) مشخص می شود. تابع وزنی فرمون در هر نقطه بکمک رابطه‌ی زیر تعریف می شود [۱۴]:

$$W(\sigma) = \left(1 + \frac{\sigma}{1 + \delta\sigma} \right)^\beta \quad (1)$$

$\sigma(r)$ چگالی فرمون در پیکسل r ام است. و β درجه‌ی تصادفی بودن حرکت مورچه را کنترل می کند و در ارتباط با چگالی فرمون است. برای مقادیر کوچک β ، میزان غلظت فرمون کم است اما برای مقادیر زیاد β ، غلظت فرمون زیاد می شود و این

$$\mu_{\varphi}(o, c) = \frac{\min(m_o, m_c)}{\max(m_o, m_c)} \quad (4)$$

که m_o متوسط روشنایی $N_r(o)$ در همسایگی پیکسل مرکزی است. و مقدار $\mu_{\xi}(o, c)$ از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\mu_{\xi}(o, c) = k_1 p_c^1 + k_2 p_c^2 \quad (5)$$

که $k_1 + k_2 = 1$ و:

$$p_c^1 = \frac{1}{1 + |f(c) - f(o)|} \quad (6)$$

$$p_c^2 = \frac{1}{1 + |d(D(c), D(o))|} \quad (7)$$

$f(c)$ سطح خاکستری پیکسل هدف برای مورچه است و $f(o)$ روشنایی پیکسل مرکزی است. $D(o)$ واریانس پنجره مرکزی است. $\mu_k(o, c)$ اگر از حد آستانه بیشتر شود پیکسل بعنوان منبع غذا مورد توجه مورچه قرار می‌گیرد. اگر مورچه i پیکسل c را بعنوان منبع غذا انتخاب کند غذای موجود در حافظه مورچه در زمان $t = \tau$ بصورت زیر تجدید می‌شود.

$$F_{i,t=\tau} = aN_r(c) + bF_{i,t=\tau-1} \quad (8)$$

و a و b ثابت‌های مسئله هستند.

۲-۲-۳- بروزرسانی کردن فرومون

هر مورچه وقتی یک هدف را بعنوان منبع غذایی در نظر می‌گیرد که میزان $\mu_k(o, c)$ از حد آستانه بیشتر شود. بنابراین هر مورچه در کلونی حد آستانه λ را دارد. مقدار λ بین 0.4 تا 0.9 است. نشت فرومون در پیکسل c بصورت معادله‌ی زیر مشخص می‌شود:

$$T(c) = \begin{cases} \eta \xrightarrow{\text{if}} \mu_k(o, c) < \lambda \\ \eta + p\lambda \xrightarrow{\text{if}} \mu_k(o, c) \geq \lambda \end{cases} \quad (9)$$

η حجم ثابت فرومون است و p عددی ثابت است.

$$\Delta_h = \left\{ a \frac{|m_1 - m_2|}{\text{Max}|m_1 - m_2|} + b \frac{|\sigma_1^2 - \sigma_2^2|}{(\text{Max}|\sigma_1^2 - \sigma_2^2|)} + c \frac{S}{S_{\text{max}}} \right\} \quad (3)$$

$$\times (a + b + c)^{-1}$$

ترم اول به پیدا کردن مقادیر اختلاف بین سطح روشنایی تمام بخش‌های تصویر اشاره دارد و m_1 متوسط سطح خاکستری در یک پنجره است. و در ترم دوم σ_1 واریانس شبکه مربعی در تصویر است. ترم سوم S به تفاوت روشنایی بین هیستوگرام‌های سطح خاکستری دو پنجره اشاره دارد و $a + b + c = 1$ [۱۰].

۲-۲- ناحیه‌بندی تصاویر MR مغز

۲-۲-۱- تعریف غذا برای مورچه

غذا بعنوان مرجعی توصیف می‌شود که در حافظه‌ی مورچه‌ها وجود دارد و برای ناحیه‌بندی استفاده می‌شود. برای سادگی غذا بصورت یک همسایگی به شعاع r حول پیکسل o با عنوان $N_r(o)$ بصورت دستی انتخاب می‌شود. بنابراین غذای موجود در حافظه-ی مورچه i ام در لحظه‌ی $t=0$ بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$F_{i,t=0} = N_r(o). \quad (1)$$

$$N_r(o) = \{e \in I \mid \|e - o\| < r\}. \quad (2)$$

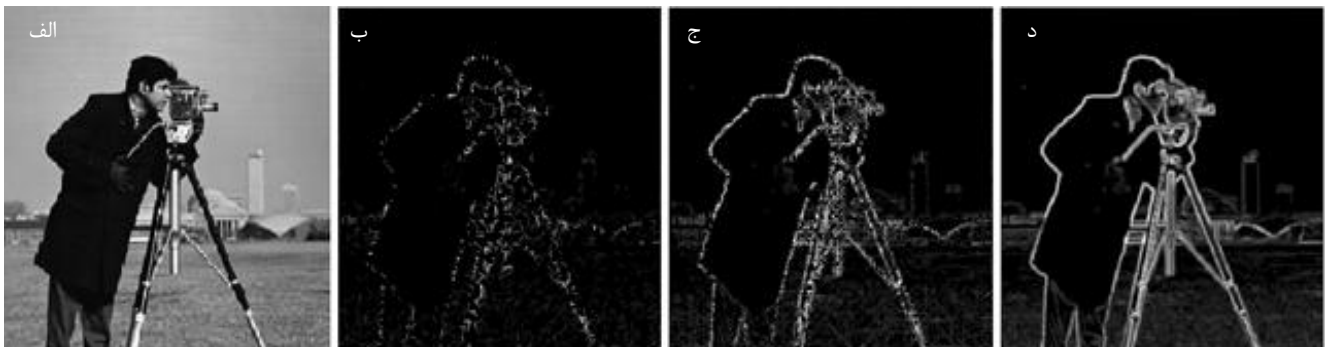
و نماد I به پیکسل‌های تصویر اشاره دارد.

۲-۲-۲- پیدا کردن غذای جدید

وقتی غذا تشخیص داده شد مورچه‌ها دنبال پیکسل‌هایی با خواص مشابه می‌گردند به همین منظور به مورچه‌ها توانایی مقایسه‌ی پیکسل‌ها با یک مرجع غذایی خاص داده می‌شود. مقایسه با فرمول زیر کنترل می‌شود:

$$\mu_k(o, c) = \mu_{\varphi}(o, c) \cdot \mu_{\xi}(o, c) \quad (3)$$

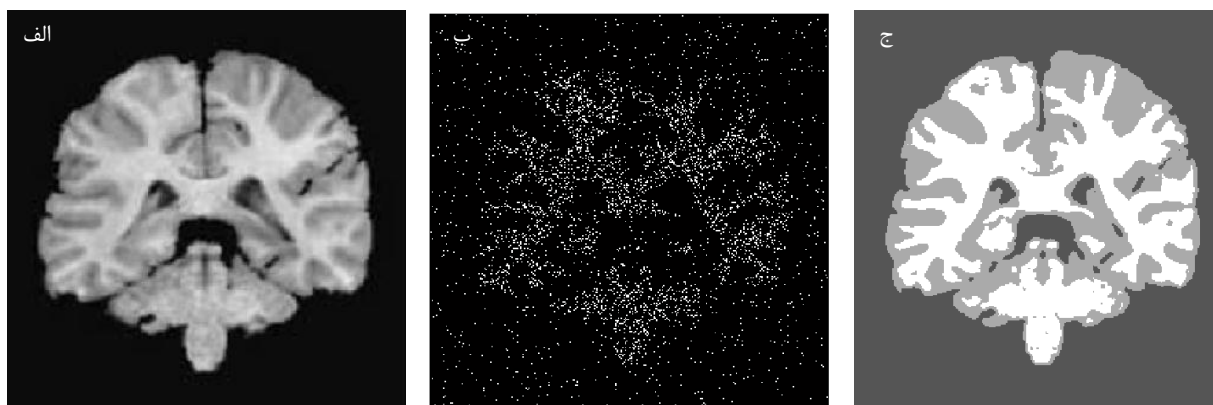
که c پیکسل هدف برای مورچه است و $\mu_{\varphi}(o, c)$ عبارتست از:



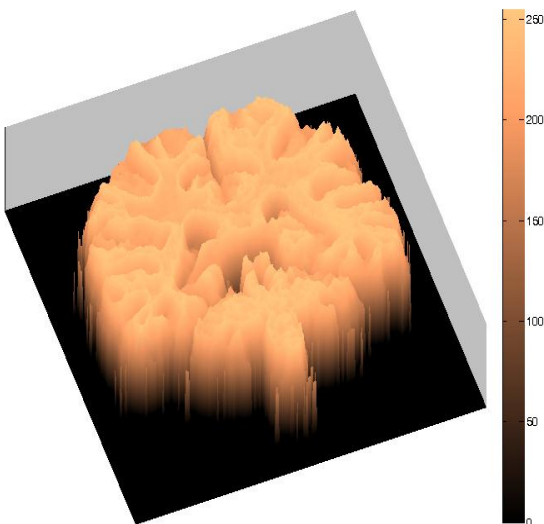
شکل ۲: عملکرد ACO در تکرارهای ۵۰، ۲۰ و ۱۰۰ بترتیب در شکل‌های ۲-ب، ۲-ج و ۲-د



شکل ۳: ناحیه‌بندی و بررسی عملکرد ACO در تصاویر شبیه‌سازی شده‌ی MR مغز انسان.



شکل ۴: ناحیه‌بندی تصاویر واقعی MR مغز؛ الف-تصویر اصلی ب-موقعیت اولیه مورچه‌ها روی تصویر ج-تصویر ناحیه‌بندی توسط ACO



شکل ۵: حوزه‌های فرمونی بعد از ۱۰۰ بار تکرار ACO

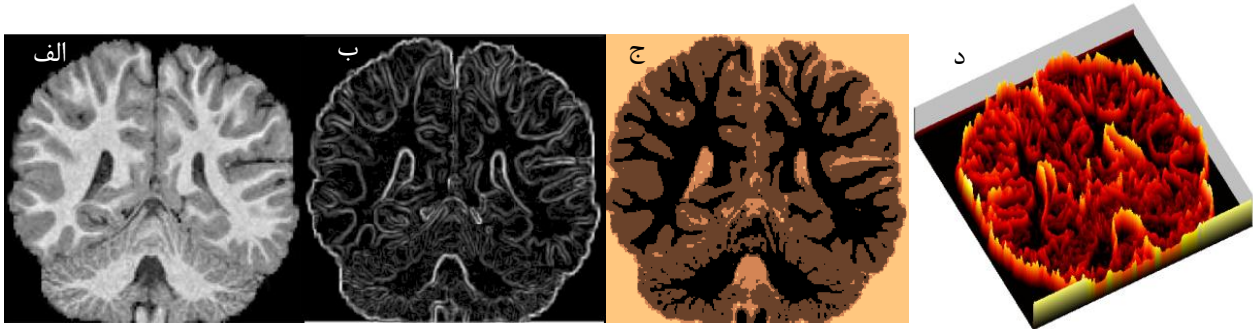
۳- نتایج شبیه‌سازی

برای بررسی عملکرد مورچه‌ها از تصاویر مختلفی استفاده شد. شکل ۲-ب تا ۲-د بترتیب عملکرد مورچه‌ها را در تکرارهای ۵، ۲۰ و ۱۰۰ نشان می‌دهد. شبیه‌سازی‌های این مقاله به ازای مقادیر $\eta=0.07$ ، $\lambda=0.0$ ، $p=1$ ، $\delta=0.0$ ، $\beta=3$ و $\nu=0.015$ بدست آمده است. تعداد مورچه‌های اولیه‌ی شکل ۲ به اندازه‌ی ۵ درصد کل پیکسل‌ها است.

شکل ۳ عملکرد مورچه‌ها را روی تصاویر شبیه‌سازی شده نشان می‌دهد. شکل ۳-الف تصویر اصلی است و در شکل ۳-ب و ۳-ج نتایج ناحیه‌بندی دیده می‌شود. تعداد مورچه‌ها در بوم دیجیتال به اندازه‌ی ۱۰ درصد کل پیکسل‌های تصویر است.

نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر واقعی MR مغز نیز انجام شده است؛ شکل ۴-الف تصویر واقعی مغز در مقطع کرونال را نمایش می‌دهد در شکل ۴-ب مکان اولیه برای مورچه‌ها، در بوم دیجیتال تعریف شده است که به انجام ناحیه‌بندی بهتر کمک می‌کند و در شکل ۴-ج تصویر ناحیه‌بندی شده نمایش داده شده است. حوزه‌های فرمونی بعد از ۱۰۰ تکرار در شکل ۵ قابل مشاهده است.

شکل ۶-الف تصویر واقعی MR مغز را نشان می‌دهد. عملکرد ACO در شکل ۶-ب و شکل ۶-ج به تصویر کشیده شده است. مورچه‌های مصنوعی در بوم دیجیتال حوزه‌های فرمونی را ترشح می‌کنند که بر روی عملکرد مورچه‌های دیگر تاثیر گذار است و در حقیقت مینم‌های محلی را کمرنگ‌تر می‌کند؛ این حوزه‌ها در شکل ۶-د به تصویر کشیده شده‌اند.



شکل ۶: الف- تصویر واقعی مغز از مقطع کروئال . شکل(ب) و (ج) نتایج ناحیه بندی توسط ACO ، د- حوزه‌های فرمونی بعد از ۱۰۰ تکرار .

segmentation error," *Human Brain Mapping*, vol. 22, pp. 133-144, 2004.

- [9] N. De Stefano, M. L. Bartolozzi, L. Guidi, M. L. Stromillo, and A. Federico, "Magnetic resonance spectroscopy as a measure of brain damage in multiple sclerosis," *Journal of the Neurological Sciences*, vol. 233, pp. 203-208, 2005.
- [10] P. Huang, H. Cao, and S. Luo, "An artificial ant colonies approach to medical image segmentation," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 92, pp. 267-273, 2008.
- [11] K. Chuang, H. Tzeng, S. Chen, J. Wu, and T. Chen, "Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, pp. 9-15, 2006.
- [12] A. Demirhan and İ. Güler, "Combining stationary wavelet transform and self-organizing maps for brain MR image segmentation," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, pp. 358-367, 2011.
- [13] J. Hwang, Y. Han, and H. W. Park, "Skull-stripping method for brain MRI using a 3D level set with a speedup operator," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2011.
- [14] D. R. Chialvo and M. M. Millonas, "How swarms build cognitive maps," *NATO ASI SERIES F COMPUTER AND SYSTEMS SCIENCES*, vol. 144, pp. 439-439, 1۹۹۵.
- [15] B. Chandra Mohan and R. Baskaran, "A survey: Ant Colony Optimization based recent research and implementation on several engineering domain," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 4618-4627, 2012.
- [16] L. Ma, K. Wang, and D. Zhang, "A universal texture segmentation and representation scheme based on ant colony optimization for iris image processing," *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 57, pp. 1862-1868, 2009.
- [17] D. Lu, "Edge detection improvement by ant colony optimization," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, pp. 416-425, 2008.
- [18] C. Fernandes, V. Ramos, and A. C. Rosa, "Self-regulated artificial ant colonies on digital image habitats," *Arxiv preprint cs/0512004*, 2005.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک رویکرد جدید برای ناحیه‌بندی تصاویر پزشکی با استفاده از الگوریتم کلونی مورچه‌ها برای مصنوعی ارائه شد. رویکرد بیان شده از رفتار جمعی جستجو برای غذا توسط مورچه‌ها در بوم طبیعی الهام گرفته است و یک الگوریتم تکاملی است که در بخش‌بندی تصاویر MR مغز به خوبی عمل می‌کند. همچنین تصویر شبیه‌سازی‌شده و تصاویر واقعی کلینیکی برای ارزیابی عملکرد الگوریتم ACO مورد استفاده قرار گرفت. ACO در بوم دیجیتال نسبت به نوین مقاوم هست و می‌تواند جزئیات تصویر را نمایش دهد در کارهای آینده از روش خوشه‌بندی فازی برای بهبود ناحیه‌بندی متاهیوریستیک ACO استفاده خواهد شد.

مراجع:

- [1] A. Achiron, S. Gicquel, S. Miron, and M. Faibel, "Brain MRI lesion load quantification in multiple sclerosis: a comparison between automated multispectral and semi-automated thresholding computer-assisted techniques," *Magnetic Resonance Imaging*, vol. ۲۰, pp. 713-720, 2002.
- [2] M. A. Balafar, A. R. Ramli, M. I. Saripan, and S. Mashohor, "Review of brain MRI image segmentation methods," *Artificial Intelligence Review*, vol. 33, pp. 261-274, 2010.
- [3] P. Dastidar, "Overview of Neuroradiological MRI," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 1, 1999.
- [4] Y. Li and Z. Chi, "MR Brain image segmentation based on self-organizing map network," *International Journal of Information Technology*, vol. 11, pp. 45-53, 2005.
- [5] X. Huang, Z. Qian, R. Huang, and D. Metaxas, "Deformable-model based textured object segmentation," 2005, pp. 119-135.
- [6] Z. P. Liang and P. C. Lauterbur, *Principles of magnetic resonance imaging*: IEEE press New York, 2000.
- [7] I. Middleton and R. I. Damper, "Segmentation of magnetic resonance images using a combination of neural networks and active contour models," *Medical Engineering & Physics*, vol. 26, pp. 71-86, 2004.
- [8] J. D. Gispert, S. Reig, J. Pascau, J. J. Vaquero, P. Garcia-Barreno, and M. Desco, "Method for bias field correction of brain T1-weighted magnetic resonance images minimizing