

ریخت‌شناسی بطن‌های مغزی از روی تصاویر MRI با خوشه‌بند فازی بهینه‌شده توسط الگوریتم شاهین هریس (HHO) و ویژگی‌های کانال تجمیعی (ACF)

سید حامد اصفهان^۱، موسی شمسی^{۲*}، علی فهمی جعفرقلخانلو^۳، اکبر علی‌پور صیفار^۴

^۱ کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکتریک - دانشگاه صنعتی سهند - تبریز - ایران

^۲ استاد، دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکتریک - دانشگاه صنعتی سهند - تبریز - ایران.

^۳ دکتری، دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکتریک - دانشگاه صنعتی سهند - تبریز - ایران

^۴ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکتریک - دانشگاه صنعتی سهند - تبریز - ایران

مقاله پژوهشی

چکیده

تاریخ دریافت:

۱۴۰۲/۰۵/۱۶

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۲/۰۹/۰۶

کلیدواژه‌ها:

بهینه‌ساز شاهین هریس، تبدیل هاف، شاخص‌های بطن‌های مغزی، ناهنجاری‌های مایع مغزی-نخاعی، ویژگی‌های کانال تجمیعی

نویسنده مسئول:

shamsi@sut.ac.ir

ریخت‌شناسی بطن‌ها در مطالعات هیدروسفالی، اسکیزوفرنی، تومورها، تروما، بیماری آلزایمر، بیماری پارکینسون، پیری و آتروفی جهت تشخیص بیماری‌های عصبی مانند سکنه مغزی، زوال عقل و بیماری هانتینگتون مورد بررسی قرار گرفته می‌شود. در این پژوهش، روشی تمام‌خودکار جهت بررسی مورفومتریک بطن‌های مغزی ارائه می‌شود. بخش‌بندی بطن‌های مغزی گامی مهم جهت آشکارسازی لند مارک‌های بطن‌های مغزی است. همچنین، تخمین اولیه ناحیه بطنی مغزی می‌تواند در بخش‌بندی دقیق مرز بطن‌های مغزی مؤثر باشد. برای این منظور، خوشه‌بند فازی (FCM) بهینه‌شده با الگوریتم شاهین هریس (HHO) و ویژگی‌های کانال تجمیعی (ACF) به کار گرفته می‌شوند. جهت اندازه‌گیری شاخص‌های خطی بطن‌های مغزی شامل ایوانز، دودمی، دودمی-قدامی، دودمی-گیجگاهی و شماره هاگمن نیازمند مکان‌یابی تعدادی لندمارک بر روی تصاویر MRI هستیم. این فرآیند براساس ویژگی‌های هندسی بطن‌های مغزی و به‌کارگیری تبدیل هاف انجام می‌شود. نتایج پیاده‌سازی نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی با دقت ۹۰٪، حساسیت ۸۲٪ و ویژگی ۹۹٪ بهترین عملکرد را در بخش‌بندی بطن‌های مغزی نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده دارد. همچنین، نتایج نشان می‌دهند که دقت اندازه‌گیری الگوریتم پیشنهادی در شاخص‌های ذکر شده به ترتیب ۹۸٪، ۷۷٪، ۷۸٪، ۷۸٪ و ۹۴٪ است.

doi : 10.22034/ABMIR.2023.20328.1032

۱- مقدمه

و همچنین این روش پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد. در نتیجه، متخصصین تمایل به بررسی مورفومتریک بطن‌های مغزی از طریق شاخص‌های خطی دارند.

در اندازه‌گیری شاخص‌های خطی معیارهای ایوانز^۷ (EI)، شاخ قدامی^۸ (FHI)، دو جبهه^۹ (BFI)، دودمی-قدامی^{۱۰} (BCFI)، دودمی-گیجگاهی^{۱۱} (BCTI)، نسبت شاخ قدامی-پس‌سری^{۱۲} (FOHR)، نسبت دودمی^{۱۱} (BCR) و شماره هاکمن^{۱۲} (HN) به‌کار گرفته می‌شوند. این شاخص‌ها در جدول (۱) توضیح داده شده‌اند. تمامی این شاخص دربرش میانی تصویر MRI اندازه‌گیری می‌شوند. شاخص‌های ایوانز، نسبت دودمی، شماره هاکمن، دودمی-قدامی و گیجگاهی مهم‌ترین معیارهای بطنی جهت تشخیص ناهنجاری‌های بطن‌های مغزی هستند. بنابراین، تمرکز اصلی ما در این پژوهش بر روی اندازه‌گیری معیارهای ذکر شده خواهد بود. برای این منظور نیازمند مکان‌یابی ۸ نقطه کلیدی بر روی تصویر MRI در نمای محوری و برش میانی هستیم. این نقاط کلیدی در شکل (۱) نشان داده شده‌اند.

سیستم بطنی یکی از ساختارهای برجسته در مغز بوده که در قسمت‌های میانی مغز قرار داشته و با مایع مغزی-نخاعی^۱ (CSF) پر شده است. جهت پایش بیماران مبتلا به ناهنجاری‌های CSF، معمولاً تصویربرداری مقطع‌نگاری کامپیوتری^۲ (C.T) یا تشدید مغناطیسی^۳ (MRI) به‌کار گرفته می‌شود [۱]. ناهنجاری‌های مربوط به پارانشیم^۴ مغز با بزرگ شدن اندازه بطن‌ها همراه است. همچنین در مطالعات هیدروسفالی، اسکیزوفرنی، تومورها، تروما، بیماری آلزایمر، بیماری پارکینسون، پیری و آتروفی ریخت‌شناسی بطن‌ها جهت تشخیص بیماری‌های عصبی مانند سکته مغزی، زوال عقل و بیماری هانتینگتون مورد بررسی قرار گرفته می‌شود. بنابراین، دانش آناتومی سیستم بطنی-مغزی برای متخصصین مغز و اعصاب ضروری است [۲]. تغییر در اندازه و شکل بطن‌ها وضعیت بالینی بیمار را مشخص کرده و می‌تواند کمک شایانی به متخصصین در برنامه‌ریزی جراحی‌های مغز و اعصاب داشته باشد. برای بررسی ریخت‌شناسی بطنی‌های مغزی، شاخص‌های حجمی و خطی توسط متخصصین به‌کار گرفته می‌شوند. اندازه‌گیری شاخص‌های حجمی زمان‌بر بوده و نیازمند سیستم سخت‌افزاری پیشرفته است

جدول (۱): توصیف شاخص‌های مورفومتریک بطن‌های مغزی

رابطه	تعریف	شاخص	ردیف
$EI = \frac{AH}{G}$	نسبت حداکثر فاصله بین شاخ‌های قدامی به حداکثر قطر داخلی جمجمه	شاخص ایوانز [۴، ۳]	(۱)
$FOHR = \frac{(A+B)}{(2G)}$	نصف نسبت عرض شاخ پیشانی و پس‌سری به حداکثر قطر داخلی جمجمه	نسبت شاخ قدامی-پس‌سری [۶، ۵]	(۲)
$FHI = \frac{F}{AH}$	حداکثر قطر داخلی استخوان پیشانی تقسیم‌بر حداکثر فاصله بین شاخ‌های قدامی	شاخص شاخ قدامی [۷]	(۳)
$BCR = \frac{BN}{BNI}$	حداقل فاصله بین هسته‌های دودمی تقسیم‌بر عرض مغز در امتداد همان خط	نسبت دودمی [۸، ۴]	(۴)
$HN = AH + BN$	مجموع حداکثر فاصله بین شاخ‌های قدامی و حداقل فاصله هسته‌های دودمی	شماره هاکمن [۹، ۴]	(۵)
$BFI = \frac{AH}{F}$	حداکثر فاصله بین شاخ‌های قدامی تقسیم‌بر حداکثر قطر داخلی استخوان پیشانی	شاخص دو جبهه [۱۰، ۴]	(۶)

⁷ Bifrontal Index

⁸ Bicaudate-Frontal Index

⁹ Bicaudate-Temporal Index

¹⁰ Fronto-Occipital Horn Ratio

¹¹ BiCaudate Ratio

¹² Huckman Number

¹ CerebroSpinal Fluid

² Computed Tomography

³ Magnetic Resonance Imaging

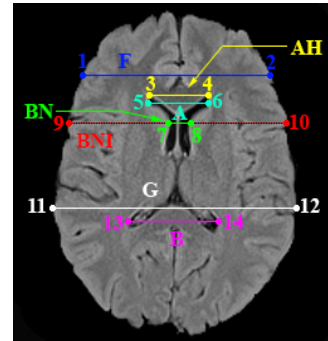
⁴ Parenchyma

⁵ Evans Index

⁶ Frontal horn index

$BCFI = \frac{BN}{AH}$	حداقل فاصله هسته‌های دودمی تقسیم‌بر حداکثر فاصله بین شاخ‌های قدامی	شاخص دودمی-قدامی [۱۱، ۴]	(۷)
$BCTI = \frac{BN}{G}$	حداقل فاصله هسته‌های دودمی تقسیم‌بر حداکثر قطر داخلی جمجمه	شاخص دودمی-گیجگاهی [۱۲، ۴]	(۸)

ردیابی گسترش بطن مغزی در بیماری آلزایمر، روش مبتنی بر ترکیب شدت روشنایی و بخش‌بندی مبتنی بر شکل را ارائه دادند. در این مطالعه، جهت بخش‌بندی بافت، بیشینه‌سازی امید ریاضی^۲ (EM) مبتنی بر شکل به‌کار گرفته شد. میسرا و همکاران [۱۷] جهت بخش‌بندی ماده خاکستری^۳ (GM)، ماده سفید^۴ (WM) و CSF از تصاویر MR مغز روش بخش‌بندی ترکیبی با استفاده از الگوریتم حوزه آبخیز و الگوریتم تکامل فاصله قاعده‌مند شده تنظیم سطح^۵ (DRLSE) را ارائه کردند. ورما و همکاران [۱۸] جهت بخش‌بندی تصاویر MRI روش مبتنی بر بهینه‌سازی خوشه‌بند فازی (FCM) با الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) را ارائه کردند. همچنین، تانگبرام و همکاران [۱۹] جهت بهینه‌سازی پارامترهای الگوریتم FCM به‌منظور بخش‌بندی تصویر، الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ را ارائه کردند. الینگزن و همکاران [۲۰] روشی برای بخش‌بندی و برچسب‌گذاری بخش‌های مختلف بطن‌های مغزی در بیماران مبتلا به هیدروسفالی فشار طبیعی (NPH) در تصاویر MRI را پیشنهاد دادند. در این مطالعه، یک روش طبقه‌بندی بافتی مبتنی بر پیچ با یک روش برچسب‌گذاری چند اطلسه بر اساس ثبت ترکیب شد تا یک الگوریتم جدید ایجاد شود که بتواند بطن‌های جانبی، سوم و چهارم را در افراد مبتلا به ونتریکلومگالی برچسب‌گذاری کند. خرم و یزدی [۲۱] روش مبتنی بر آستانه‌گذاری آتسو بهینه‌شده با الگوریتم کلونی مورچگان (ACO) برای بخش‌بندی تصویر MR مغز را پیشنهاد کردند. منوهر و همکاران [۲۲] با استفاده از انتخاب ویژگی چندهدفه مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات باینری^۶ (BPSO) و ماشین بردار پشتیبان فازی^۷ (FSVM) اقدام به تشخیص اختلال اسکیزوفرنی در تصاویر MR مغز کردند. چیترا دوی و پرابها [۲۳] اقدام به بخش‌بندی جسم پینه‌ای^۸ (CC) و نواحی بطنی جهت تجزیه و تحلیل بیماری آلزایمر



شکل (۱): نمایی از شاخص‌های خطی بطن‌های مغزی جهت بررسی

ناهنجاری‌های CSF

در سال‌های اخیر مطالعاتی در زمینه بررسی مورفومتریک سیستم بطنی مغز انجام شده است. نار و همکاران [۱۳] جهت بررسی مورفومتریک بطن‌ها در بیماران مبتلا به اسکیزوفرنی روش مبتنی بر نقشه‌برداری سه‌بعدی از مناطق تمپورو-لیمبیک را ارائه کردند. در این مطالعه، مدل‌سازی آناتومیکی مبتنی بر سطح روی داده‌های MRI باهدف به دست آوردن نقشه‌های آناتومیکی سه‌بعدی و اندازه‌گیری مکان، شکل، عدم تقارن و حجم بطن‌های جانبی، هیپوکامپ، آمیگدال و شکنج گیجگاهی فوقانی در اسکیزوفرنی انجام شد. شیا و همکاران [۱۴] جهت بخش‌بندی خودکار سیستم بطنی به شش ناحیه سه‌بعدی بدنه‌ها، شاخ‌های تحتانی بطن‌های جانبی، بطن سوم و بطن چهارم روش مبتنی بر تغییرات شدت روشنایی را ارائه دادند. مدوری و همکاران [۱۵] جهت مکان‌یابی لند مارک‌های نورواناتومیکی برای تعیین حجم شاخ قدامی، پس‌سری و گیجگاهی و بدنه اصلی روش مبتنی بر شبیه‌سازی سه‌بعدی حجم بطنی را ارائه کردند. روش بخش‌بندی شامل مراحل کانتور، استخراج آستانه، باینری‌سازی^۱ و استخراج بطن در اندازه‌گیری حجم بطن بود. بخش‌بندی و به‌دست آوردن CSF روی تصاویر محوری انجام شد. دروزد و همکاران [۱۶] جهت

⁵ Distance Regularized Level Set Evolution

⁶ Binary Particle Swarm Optimization

⁷ Fuzzy Support Vector Machine

⁸ Corpus Callosum

¹ Binarisation

² Expectation Maximization

³ Grey Matter

⁴ White Matter



(FVWT) و حداکثر قطر داخلی عرضی مجسمه^۱ (TIDS) اندازه‌گیری شدند.

بر اساس مطالعات انجام‌شده، کارهای تحقیقاتی کمتری بر روی اندازه‌گیری شاخص‌های بطنی انجام شده است. همچنین، متخصصین مغز و جهت اندازه‌گیری شاخص‌های بطنی است. بر اساس مطالعات انجام‌شده، در روش‌های مبتنی بر کانتور فعال و DRLSE این ناحیه به صورت دستی انتخاب می‌شود. در این پژوهش برای غلبه بر این مسئله، روش ویژگی‌های کانال تجمیعی (ACF) به کار گرفته می‌شود. خوشه‌بند فازی یکی از محبوب‌ترین الگوریتم‌ها جهت بخش‌بندی تصاویر پزشکی است. این الگوریتم به مقادیر اولیه حساس بوده و ممکن است در کمینه مکانی به دام بیفتد. برای حل این مشکل، الگوریتم HHO به کار گرفته می‌شود. سرانجام، با استفاده از ویژگی‌های هندسی ناحیه بطنی-مغزی و تبدیل هاف، ۸ نقطه کلیدی جهت اندازه‌گیری شاخص‌های ایوانز، دودمی، دودمی-قدامی، دودمی-گیجگاهی و شماره هاگمن آشکارسازی می‌شود.

در این پژوهش، در بخش ۲ به معرفی الگوریتم پیشنهادی خواهیم پرداخت. نتایج پیاده‌سازی در بخش ۳ ارائه خواهند شد. سرانجام، با توضیح نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادها در بخش ۴ مقاله را به پایان خواهیم رساند.

۲- الگوریتم پیشنهادی

بخش‌بندی دقیق ناحیه بطن‌های مغزی گامی ضروری جهت اندازه‌گیری شاخص‌های خطی سیستم بطنی مغز است. روش‌های مبتنی بر کانتور فعال و DRLSE یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌های به کار گرفته شده برای این هدف هستند. این روش‌ها از سه عیب مهم رنج می‌برند. ۱. تخمین اولیه ناحیه موردنظر جهت بخش‌بندی معمولاً به صورت دستی انجام می‌گیرد. ۲. این الگوریتم‌ها شامل پارامترهای تنظیم بیشتری بوده و مقادیر مختلف نتایج متفاوتی را در بخش‌بندی ناحیه موردنظر نشان خواهد داد. ۳. این روش‌ها زمان بیشتری را جهت اجرای برنامه صرف می‌کنند. در این

با استفاده از روش آستانه‌گذاری چند سطحی بهینه با روش‌های ACO و کلونی زنبور مصنوعی^۱ (ABC) کردند. جایارامان و همکاران [۱] جهت بخش‌بندی بطن‌ها، از تصاویر MR و CT افراد عادی و آتروفی روش بخش‌بندی DRLSE بهبودیافته را ارائه دادند. در این کار، مدل برازش مقیاس‌پذیر منطقه‌ای^۲ (RSF) در روابط DRLSE، به منظور استفاده از اطلاعات شدت منطقه‌ای جایگزین شد. چیتراودی و همکاران [۲۴] اقدام به تشخیص AD در تصاویر MR مغز با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی کردند. در این مطالعه روش‌های بهینه‌سازی مختلفی نظیر الگوریتم بهینه‌سازی شیر^۳ (LOA)، الگوریتم ژنتیک (GA)، الگوریتم خفاش^۴ (BAT)، PSO و ABC برای بخش‌بندی منطقه هیپوکامپ از زیر منطقه‌های مغز به کار گرفته شد. باندیپادای و همکاران [۲۵] الگوریتمی را به منظور بخش‌بندی تصاویر MRI مغز با استفاده از روش آستانه‌گذاری چند سطحی بهینه‌شده با الگوریتم شاهین هریس (HHO) بهبودیافته ارائه کردند که در آن مقداردهی اولیه آشوبناک و مفهوم نوع‌دوستانه^۵ باهم ترکیب می‌شوند. لنین و همکاران [۲۶] جهت بخش‌بندی تصاویر پزشکی الگوریتم جستجوی کلاغ (CSA) را به منظور بهینه‌سازی خوشه‌بند FCM به کار گرفتند. ویلک و همکاران [۴] مقادیر شاخص‌های خطی بطن‌های مغزی را با استفاده از تصاویر C.T در کودکان محاسبه کردند. معیارهای مورد استفاده در این مطالعه شامل شاخص‌های ایوانز، دودمی، دو جبهه، دودمی-قدامی، دودمی-گیجگاهی، شیرزمن و شماره هاگمن بود. توما و همکاران [۷] اقدام به اندازه‌گیری شاخص‌ها در تصاویر C.T بیماران مبتلابه NPH کردند. در این مطالعه شاخص‌های ایوانز و شاخ قدامی، حجم بطنی و حجم کل داخل مجسمه اندازه‌گیری شدند. پولات و همکاران [۲] مقادیر طبیعی بطن‌های مغزی و شاخص‌ها را در افراد سالم جمعیت کشور ترکیه با استفاده از تصاویر MRI به صورت دستی تعیین کردند. در این مطالعه پهنای شاخ قدامی^۶ (FHW)، پهنای بطن سوم^۷ (TVW)، پهنای قدامی خلفی بطن چهارم^۸ (FVWAP)، پهنای عرضی بطن چهارم^۹

⁶ Frontal Horn Width

⁷ Third Ventricle Width

⁸ Fourth Ventricle AnteroPosterior Width

⁹ Fourth Ventricle Transverse Width

¹⁰ Maximum Transverse Inner Diameter of the Skull

¹ Artificial Bee Colony

² Region Scalable Fitting Model

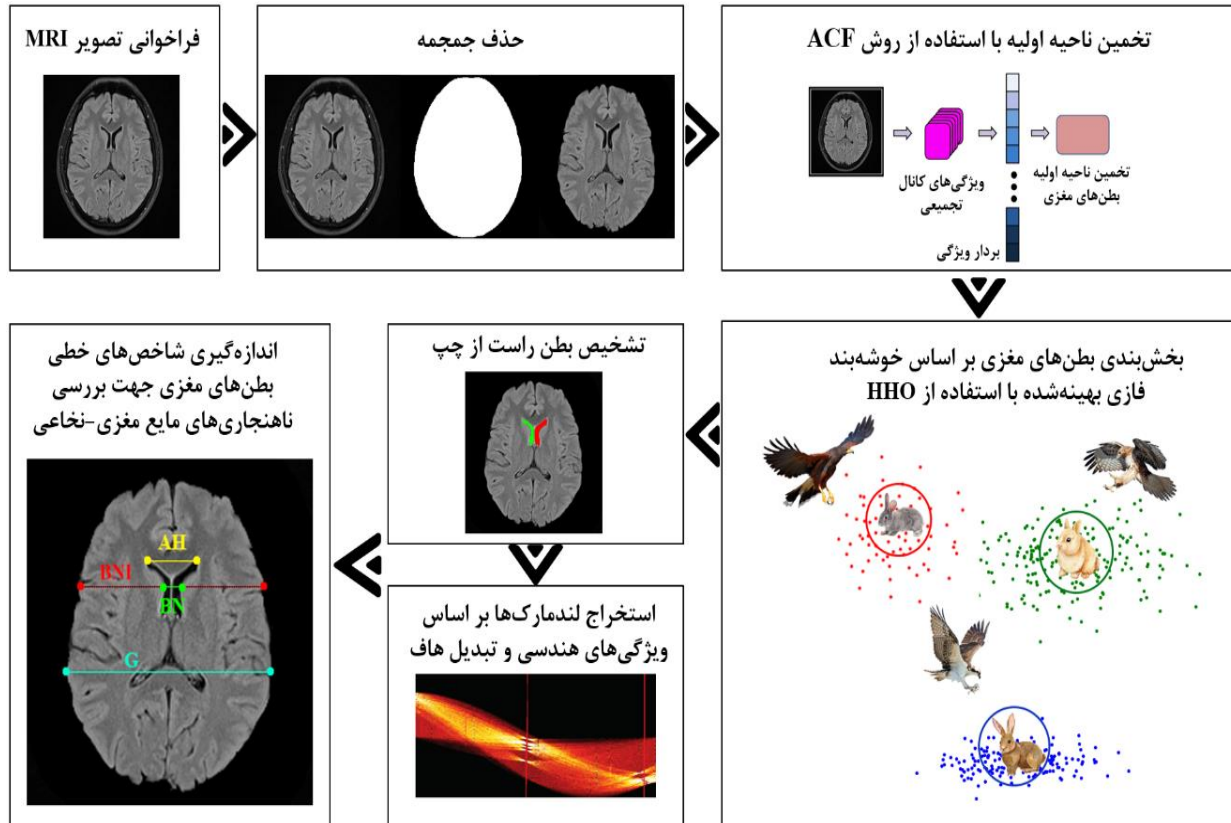
³ Lion Optimization Algorithm

⁴ Bat Algorithm

⁵ Altruism

فرآیند با استفاده از ویژگی‌های هندسی ناحیه بطنی-مغزی و به‌کارگیری تبدیل هاف انجام می‌شود. بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی در شکل (۲) نشان داده شده است.

پژوهش، جهت حل مسائل ذکر شده، روش مبتنی بر خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم HHO و ACF جهت بخش‌بندی بطن‌های مغزی ارائه می‌شود. جهت اندازه‌گیری شاخص‌های ذکر شده نیازمند مکان‌یابی ۸ لندمارک بر روی تصاویر MRI هستیم. این



شکل (۲): بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی جهت تشخیص ناهنجاری‌های مایع مغزی-نخاعی.

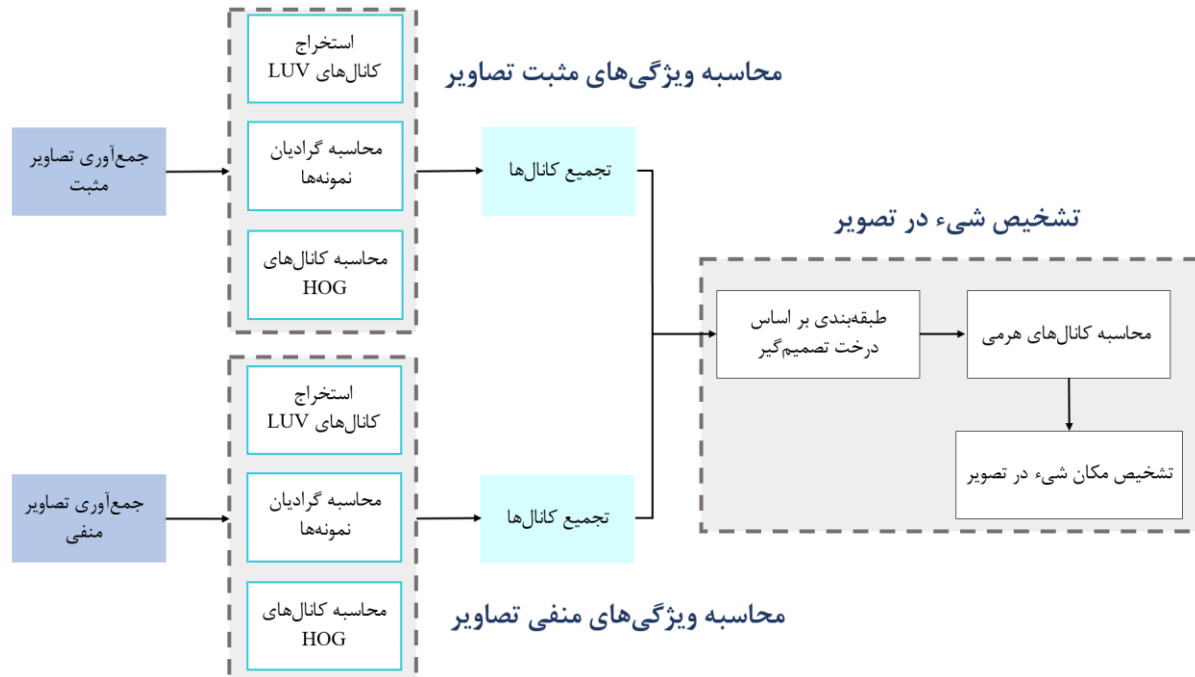
۱-۲ ویژگی کانال تجمیعی

ویژگی‌های کانال تجمیعی (ACF) توسط دلار و همکاران [۲۷] برای اهداف تشخیص اشیاء معرفی شد. چارچوب آشکارساز ACF از نظر مفهومی ساده بوده و بر اساس نمایش تصویر به صورت کانال‌های متعدد است. همان‌طوری که در شکل (۳) نشان داده شده است، تصویر ورودی I در ACF به صورت ده کانال با وضوح پایین نشان داده می‌شود. قبل از به دست آوردن کانال‌ها، تصویر با یک فیلتر هموار می‌شود. برای یک تصویر $M \times N$ ، تصویر ورودی I به بلوک‌های بدون همپوشانی با اندازه $p \times p$ تقسیم می‌شود. کانال‌های ACF می‌توانند به صورت $F =$

$C_1 \dots C_{10}$ داده شوند که در آن $C_1, C_2, C_3, \dots, C_{10}$ ماتریس‌های ستونی با ابعاد $M \times N/p^2$ بوده و نشان دهنده ده کانال با وضوح پایین هستند. سه کانال اول، مربوط به کانال‌های رنگی LUV است. این کانال‌ها با انجام تبدیل LUV بر روی تصویر به دست می‌آیند و سپس پیکسل‌ها در هر بلوک $p \times p$ بدون همپوشانی خلاصه شده و در نتیجه کانال‌هایی با وضوح پایین ایجاد می‌شوند. کانال چهارم در ACF، مربوط به اندازه گردایان نرمال شده تصویر ورودی است. شش کانال آخر، بافت‌نگار

برابر با اندازه بلوک است [۲۸]. برای جزئیات بیشتر به [۲۷] مراجعه شود.

گرایان بوده که با استفاده از بافت‌نگار گرایان‌های جهت‌دار^۱ (HOG) محاسبه می‌شوند. اندازه سلول تعریف‌شده برای HOG



شکل (۳): بلوک دیاگرام الگوریتم ویژگی‌های کانال تجمیعی جهت تخمین ناحیه اولیه بطن‌های مغزی.

$$\begin{cases} u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d(x_i, v_j)}{d(x_i, v_k)} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \\ v_j = \frac{\sum_{i=1}^N x_i \cdot u_{ij}^m}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \end{cases} \quad (2)$$

۲-۲ بهینه‌سازی خوشه‌بند فازی با استفاده از

الگوریتم شاهین هریس

اکثر الگوریتم‌های خوشه‌بند فازی، تابع هزینه زیر را کمینه می‌کنند [۲۹]:

$$\begin{cases} J_{FCM} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \cdot d(x_i, v_j) \\ d(x_i, v_j) = \|x_i - v_j\|^2 \\ \sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1] \end{cases} \quad (1)$$

که در آن m میزان فازی شدگی را مشخص می‌کند. به‌منظور به‌روزرسانی پارامترهای تابع عضویت (u_{ij}) و مراکز خوشه (v_j)، ابتدا تابع هزینه را به فرم دو-گان نوشته و نسبت به آن‌ها از تابع هزینه مشتق می‌گیریم. در نتیجه، پارامترهای u_{ij} و v_j به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

در تمامی الگوریتم‌های فرا-ابتکاری J_{FCM} را به‌عنوان تابع هزینه در نظر گرفته و هدف اصلی بهینه کردن پارامترهای الگوریتم FCM است.

الگوریتم HHO توسط حیدری و همکاران [۳۰] ارائه شد. این الگوریتم از رفتار مشارکتی شاهین‌ها جهت شکار طعمه در حال فرار الهام گرفته شده است. روش شکار شاهین‌ها تحت عنوان راهبرد هفت قتل شناخته شده است. شاهین‌های هریس وابسته به الگوهای طعمه در حال فرار می‌توانند انواع مختلفی از یورش‌های غافل‌گیرانه را نشان دهند. در این الگوریتم زمانی که شاهین‌ها نمی‌توانند شکار را مشاهده کنند، بر روی تعدادی از مکان‌ها اوج

¹ Histogram of Oriented Gradients



$$\mathbf{X}(t+1) = \Delta \mathbf{X}(t) - E|J\mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (5)$$

$$\Delta \mathbf{X}(t) = \mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}(t) \quad (6)$$

که در آن $\Delta \mathbf{X}(t)$ اختلاف بین بردار موقعیت خرگوش و مکان فعلی در تکرار t است و $J = 2(1 - r_5)$ قدرت پرش طعمه را نشان می‌دهد. r_5 یک عدد تصادفی در محدوده (۰,۱) است.

هنگامی که $r \geq 0.5$ و $|E| < 0.5$ ، طعمه انرژی لازم برای فرار را ندارد. در نتیجه، شاهین‌های هریس به صورت سخت طعمه را با یورش غافل‌گیرانه محاصره می‌کنند. این رفتار به صورت زیر مدل می‌شود:

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}_{rabbit}(t) - E|\Delta \mathbf{x}(t)| \quad (7)$$

هنگامی که هنوز $|E| \geq 0.5$ بوده اما $r < 0.5$ است، طعمه انرژی کافی برای فرار موفقیت‌آمیز را داشته و همچنان یک محاصره نرم قبل از یورش غافل‌گیرانه ایجاد خواهد شد. جهت مدل کردن الگوی حرکات فرار طعمه و جهش آن، مفهوم پرواز لوی (LF) در الگوریتم HHO به کار گرفته می‌شود. زمانی که شاهین‌ها می‌خواهند طعمه را در شرایط رقابتی شکار کنند، آن‌ها می‌توانند به تدریج بهترین شیرجه ممکن را به سمت طعمه انجام دهند. بنابراین، برای انجام یک محاصره نرم، فرض می‌شود که شاهین‌ها می‌توانند حرکت بعدی خود را بر اساس رابطه زیر ارزیابی کنند:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_{rabbit}(t) - E|J\mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (8)$$

سپس نتیجه احتمالی چنین حرکتی را با شیرجه قبلی مقایسه می‌کنند تا تشخیص دهند که آیا شیرجه خوبی خواهد بود یا خیر. اگر معقول نبود، هنگام نزدیک شدن به خرگوش نیز شروع به شیرجه‌های نامنظم، ناگهانی و سریع می‌کنند. در واقع، شاهین‌ها چندین شیرجه سریع تیمی را در اطراف طعمه انجام می‌دهند و سعی می‌کنند مکان و جهت خود را با توجه به حرکات فریبنده طعمه تصحیح کنند. فرض می‌شود شاهین‌ها بر اساس الگوهای مبتنی بر LF با استفاده از قانون زیر شیرجه خواهند زد:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{S} \times \mathbf{LF}(D) \quad (9)$$

که در آن D ، بعد مسئله و S یک بردار تصادفی با اندازه $1 \times D$ و LF تابع پرواز لوی است که با استفاده از معادله زیر محاسبه می‌شود:

گرفته و موقعیت شکار را شناسایی می‌کنند. در نتیجه، موقعیت جدید آن‌ها به صورت زیر به روزرسانی خواهد شد:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_{rand}(t) - r_1|\mathbf{X}_{rand}(t) - 2r_2\mathbf{X}(t)|, q \geq 0.5 \\ \mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}_m(t) - r_3(LB + r_4(UB - LB)), q < 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i(t)$$

که در آن $\mathbf{X}_{rand}(t)$ ، $\mathbf{X}_{rabbit}(t)$ و $\mathbf{X}_m(t)$ به ترتیب، موقعیت تصادفی یک شاهین از جمعیت‌های فعلی، موقعیت طعمه (خرگوش) و میانگین موقعیت جمعیت‌های فعلی شاهین‌ها است. مقادیر (r_1, r_2, r_3, r_4) اعداد تصادفی در محدوده (۰,۱) هستند. LB و UB نیز محدوده پایین و بالای مسئله را نشان می‌دهند. در این الگوریتم فرآیند اکتشاف بر اساس تضعیف انرژی طعمه در حال فرار می‌تواند به فرآیند استخراج تبدیل شود. انرژی طعمه در حال فرار به صورت زیر مدل می‌شود:

$$\mathbf{E} = 2\mathbf{E}_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (4)$$

که در آن \mathbf{E}_0 و T به ترتیب انرژی اولیه طعمه در حال فرار و بیشینه تعداد تکرار را نشان می‌دهند.

در فرآیند استخراج، شاهین‌های هریس جهت شکار طعمه یورش غافل‌گیرانه را به کار می‌برند. در این حالت، طعمه سعی بر فرار از موقعیت خطرناک دارد. بر اساس رفتار فرار-تعقیب، راهبردهای ۱. محاصره نرم، ۲. محاصره سخت، ۳. محاصره نرم با شیرجه سریع پیش‌رونده و ۴. محاصره سخت با شیرجه سریع پیش‌رونده می‌تواند رخ دهد. اگر پارامتر r احتمال فرار طعمه باشد در این صورت، هنگامی که $r \geq 0.5$ باشد، طعمه قبل از یورش غافل‌گیرانه در فرار موفق نخواهد بود. در این حالت وابسته به انرژی طعمه، شاهین‌ها از جهت‌های مختلف به صورت نرم یا سخت طعمه را محاصره می‌کنند. جهت مدل کردن راهبرد محاصره، پارامتر E به کار گرفته می‌شود. در این حالت، هنگامی که $|E| \geq 0.5$ ، محاصره نرم و در صورتی که $|E| < 0.5$ محاصره سخت رخ خواهد داد. هنگامی که $r \geq 0.5$ و $|E| \geq 0.5$ باشد، طعمه انرژی لازم برای فرار با پرش‌های گمراه‌کننده را دارد، اما در نهایت نمی‌تواند این کار را انجام دهد. این رفتار با روابط زیر مدل می‌شود:

منحنی در آن نقاط تغییر می‌کند. مکان‌یابی این لندمارک‌ها براساس مشتق مرتبه اول و دوم انحناى خارجی سخت بوده و در بسیاری از تصاویر منجر به تخمین مناسبی نشد. بر اساس ویژگی هندسی بطن‌ها، خطوطی که پس از تغییر انحنا در بطن‌های راست و چپ شکل می‌گیرند، به ترتیب زوایای با شیب منفی و مثبت را ایجاد می‌کنند. در نتیجه، تبدیل هاف [۳۱] جهت تشخیص این خطوط به‌کار گرفته می‌شود. پس از تشخیص خطوط، نقاط ابتدایی تمامی خطوط به‌عنوان نقاط نامزد جهت مکان‌یابی لند مارک‌های ۷ و ۸ به‌منظور محاسبه BN به‌کار گرفته می‌شوند. هردوی این لندمارک‌ها از لحاظ هندسی کمترین مقدار x را دارند. از لحاظ آناتومیکی، مختصه x در لند مارک‌های ۹ و ۱۰ یکسان بوده ولی مختصه y آن‌ها متغیر است. بر این اساس، میانگین مختصه x لند مارک‌های ۷ و ۸ را به‌عنوان خط ثابت جهت مکان‌یابی لند مارک‌های ۹ و ۱۰ باهدف محاسبه BNI انتخاب می‌کنیم. در این فرآیند، پس از حذف مجموعه دوباره خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم HHO جهت جدا کردن ناحیه مغز از پس‌زمینه به‌کار گرفته می‌شود. محل تلاقی خط ثابت با ابتدا و انتهای ناحیه مغزی به ترتیب به‌عنوان لند مارک‌های ۹ و ۱۰ در نظر گرفته می‌شود. براساس ویژگی ناحیه مغز، لند مارک‌های ۱۱ و ۱۲ بیشترین عرض را دارند. ابتدا و انتهای تصویر باینری به‌دست‌آمده به‌عنوان لند مارک‌های ۱۱ و ۱۲ جهت محاسبه G در نظر گرفته می‌شوند.

۳- نتایج پیاده‌سازی

در این پژوهش، به‌منظور ارائه نتایج بخش‌بندی الگوریتم پیشنهادی، از تصاویر MR محوری بر وزن $T1$ و $T2$ استفاده شده است. تصاویر مورد استفاده شامل ۸۰ تصویر MR (۴۰ تصویر بر وزن $T1$ و ۴۰ تصویر بر وزن $T2$) در ابعاد 256×256 پیکسل است. به‌منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی معیارهای دقت، حساسیت، ویژگی، دایس و جاکارد جهت ارزیابی بخش‌بندی به‌کار گرفته می‌شوند.

$$\text{دقت} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

$$\text{حساسیت} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

$$\text{ویژگی} = \frac{TN + FP}{TN + FN} \quad (17)$$

$$\text{دایس} = 2 * \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (18)$$

$$LF(x) = 0.01 \times \frac{\mu \times \sigma}{|v|^{\beta}}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (10)$$

که در آن μ و v مقادیر تصادفی داخل بازه $(0, 1)$ هستند و β یک ثابت پیش‌فرض برابر ۱/۵ است. از این‌رو، راهبرد نهایی برای به‌روزرسانی موقعیت شاهین‌ها در مرحله محاصره نرم را می‌توان با معادله زیر انجام داد:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y \text{ if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z \text{ if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (11)$$

که در آن Y و Z با استفاده از معادلات ۸ و ۹ به‌دست می‌آیند. هنگامی که $|E| < 0.5$ و $r < 0.5$ باشد، خرگوش انرژی کافی برای فرار ندارد و قبل از یورش غافل‌گیرانه برای شکار طعمه، محاصره سختی ایجاد می‌شود. قانون زیر در شرایط محاصره سخت انجام می‌شود:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y' \text{ if } F(Y') < F(X(t)) \\ Z' \text{ if } F(Z') < F(X(t)) \end{cases} \quad (12)$$

که در آن Y' و Z' با استفاده از قوانین جدید در معادلات زیر به‌دست می‌آیند.

$$Y' = X_{rabbit}(t) - E|X_{rabbit}(t) - X_m(t)| \quad (13)$$

$$Z' = Y' + S \times LF(D) \quad (14)$$

که در آن $X_m(t)$ با استفاده از معادله ۳ به‌دست می‌آید.

۲-۳ مکان‌یابی نقاط کلیدی جهت اندازه‌گیری

شاخص‌های بطنی

در این بخش، الگوریتمی خودکار مبتنی بر ویژگی‌های هندسی بطن‌های مغزی همراه با به‌کارگیری تبدیل هاف جهت مکان‌یابی لندمارک‌ها ارائه می‌شود. به‌منظور محاسبه طول AH نیازمند آشکارسازی لند مارک‌های ۳ و ۴ هستیم. برای این منظور، پس از بخش‌بندی بطن‌های مغزی با استفاده از لبه‌یاب Canny، کانتور جانبی بطن راست و چپ استخراج می‌شود. لندمارک ۴ در بطن راست از لحاظ مختصات مکانی بیشینه y و کمینه x را دارد. همچنین، لندمارک ۳ در بطن چپ کمینه y و کمینه x را دارد. لند مارک‌های ۷ و ۸ در ناحیه‌ای از بطن‌های مغزی قرار دارند که تقعر



جستجو برای الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در نظر گرفته می‌شوند. در این حالت بعد مسئله بالا خواهد بود. عملکرد الگوریتم‌های فرا-ابتکاری بیشتر در بهینه‌سازی مسائل با بعد بالا مشخص می‌شود. نتایج جدول ۲ نشان می‌دهند که الگوریتم HHO در مقایسه با سایر الگوریتم‌های فرا-ابتکاری عملکرد بهتری در بخش بندی بطن‌های مغزی دارد. الگوریتم CSA توانایی بالایی در حل مسائل بهینه‌سازی با بعد بالا ندارد. این موضوع در جدول ۲ نیز کاملاً قابل مشاهده است که الگوریتم CSA نسبت به سایر الگوریتم‌ها مقادیر پایینی در تمامی معیارهای بخش بندی تصویر دارد. الگوریتم PSO به مقادیر وزنی اکتشاف، استخراج و اینرسی حساس بوده و مقادیر مختلف می‌توانند نتایج متفاوتی را نشان دهند. با توجه به مقادیر مشخص شده در [۱۸]، الگوریتم PSO نسبت به الگوریتم‌های HHO و نهنگ^۶ (WOA) عملکرد مناسبی در بخش بندی بطن‌های مغزی ندارد. نمونه‌هایی از نتایج الگوریتم‌ها در شکل (۴) آورده شده است. روش ارائه شده در [۱] مرز بین بطن‌ها را به اشتباه به کلاس بطن‌ها برچسب زده، به طوری که الگوریتم‌های فرا-ابتکاری این مسئله را برطرف کرده‌اند. الگوریتم FCM در دو حالت می‌تواند به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی مطرح شود. در حالت اول، به روزرسانی مراکز خوشه از طریق الگوریتم فرا-ابتکاری انجام شده و سپس با در اختیار داشتن مراکز خوشه بهینه، ماتریس عضویت از روی مراکز خوشه به روزرسانی می‌شود که به این فرآیند بهینه‌سازی پیوسته گفته می‌شود. در حالت دوم، ماتریس عضویت از طریق الگوریتم فرا-ابتکاری به دست آمده و سپس، مراکز خوشه از روی ماتریس عضویت به روزرسانی می‌شوند که به این فرآیند بهینه‌سازی گسسته گفته می‌شود. بُعد مسئله در حالت پیوسته پایین بوده و این در حالی است که بهینه‌سازی گسسته یک مسئله با بُعد بالا است. روش‌های [۱۸]، [۱۹] و [۲۶] در فضای پیوسته به بهینه‌سازی الگوریتم FCM پرداخته‌اند، در حالی که در این مقاله الگوریتم FCM به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی گسسته مطرح شده است. نتایج نشان می‌دهند که

$$(19) \quad \text{جاکرد} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

$$(20) \quad \text{نسبت بیک سیگنال به نویز} = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{peakvalue}^2}{\text{MeanSquaredError}} \right)$$

$$(21) \quad \text{امتیاز تطبیق کانتور} = \frac{2TP}{2TP + FN + FP}$$

منفی صحیح^۱ (TN)، پیکسل‌هایی هستند که به درستی، به عنوان پس‌زمینه تشخیص داده می‌شوند. مثبت صحیح^۲ (TP)، پیکسل‌هایی هستند که به درستی، به عنوان پیش‌زمینه بخش بندی می‌شوند. منفی کاذب^۳ (FN)، پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه، به عنوان پس‌زمینه تشخیص داده می‌شوند و مثبت کاذب^۴ (FP)، پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه، به عنوان پیش‌زمینه بخش بندی می‌شوند.

عملکرد الگوریتم پیشنهادی در اندازه‌گیری شاخص‌های بطنی با اندازه‌گیری به روش دستی مقایسه شده و برای این منظور معیارهای دقت اندازه‌گیری و میانگین خطای مطلق^۵ (MAE) به کار گرفته می‌شوند.

$$(22) \quad \text{اندازه‌گیری دقت} = \frac{|P - \hat{P}|}{P}$$

$$(23) \quad MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P - \hat{P}|$$

که در آن، P و \hat{P} به ترتیب تعداد تصاویر به کار گرفته شده، اندازه‌گیری دستی و اندازه‌گیری با استفاده از الگوریتم پیشنهادی است.

مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های مورد مقایسه در جدول ۲ آورده شده است. تمامی روش‌ها در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شده و روی پایگاه داده مورد استفاده ارزیابی شده‌اند. برای مقایسه بهتر، الگوریتم ACF در تمامی روش‌ها جهت تخمین اولیه ناحیه بطن‌ها به کار گرفته شد. الگوریتم FCM در دو حالت پیوسته و گسسته می‌تواند به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی تعریف شود. در حالت گسسته ماتریس عضویت به عنوان عامل‌های

⁴ False Positive

⁵ Mean Absolute Error

⁶ Whale Optimization Algorithm

¹ True Negative

² True Positive

³ False Negative

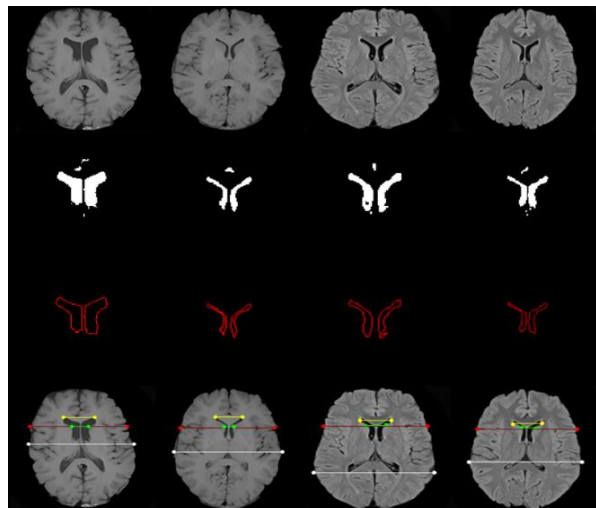


الگوریتم HHO توانایی بالایی در بهینه‌سازی الگوریتم FCM در فضایی با بُعد بالا دارد.

جدول ۲: مقایسه نتایج بخش‌بندی الگوریتم‌های مختلف روی ۸۰ تصویر MRI

الگوریتم معیار	RSF+DRSLE [1]		FCM+PSO [18]		FCM+WOA [19]		FCM+CSA [26]		FCM+HHO (الگوریتم پیشنهادی)	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
دقت	٪۷۹ ^۴	۰/۰۸	٪۸۲ ^۳	۰/۲۶	٪۸۵ ^۲	۰/۱۸	٪۷۳ ^۵	۰/۳۶	٪۹۰ ^۱	۰/۰۵
حساسیت	٪۷۷ ^۳	۰/۱۰	٪۷۵ ^۴	۰/۲۴	٪۷۸ ^۲	۰/۱۶	٪۶۷ ^۵	۰/۳۶	٪۸۲ ^۱	۰/۰۷
ویژگی	٪۹۹ ^۱	۰/۰۰۰۷	٪۹۹ ^۱	۰/۰۰۰۴	٪۹۹ ^۱	۰/۰۰۰۳	٪۹۸ ^۲	۰/۰۵	٪۹۹ ^۱	۰/۰۰۰۲
نسبت پیک سیگنال به نویز	۷۴/۷۸ ^۴	۱/۶۹	۷/۹۶ ^۲ ۵	۳/۵۷	۷۵/۸۷ ^۳	۲/۴۰	۷۴/۰۳ ^۵	۳/۴	٪۷۷ ^۱	۱/۶۶
شاخص دایس	٪۷۷ ^۴	۰/۰۵	٪۷۸ ^۳	۰/۲۵	٪۸۱ ^۲	۰/۱۷	٪۶۴ ^۵	۰/۳۴	٪۸۶ ^۱	۰/۰۵
شاخص جاکارد	٪۶۳ ^۵	۰/۰۶	٪۶۹ ^۳	۰/۲۲	٪۷۱ ^۲	۰/۱۶	٪۶۵ ^۴	۰/۳۲	٪۷۵ ^۱	۰/۰۸
امتیاز تطبیق کانتور	٪۸۸ ^۲	۰/۰۹	٪۸۷ ^۳	۰/۱۶	٪۸۸ ^۲	۰/۱۰	٪۷۶ ^۴	۰/۱۵	٪۹۲ ^۱	۰/۰۴

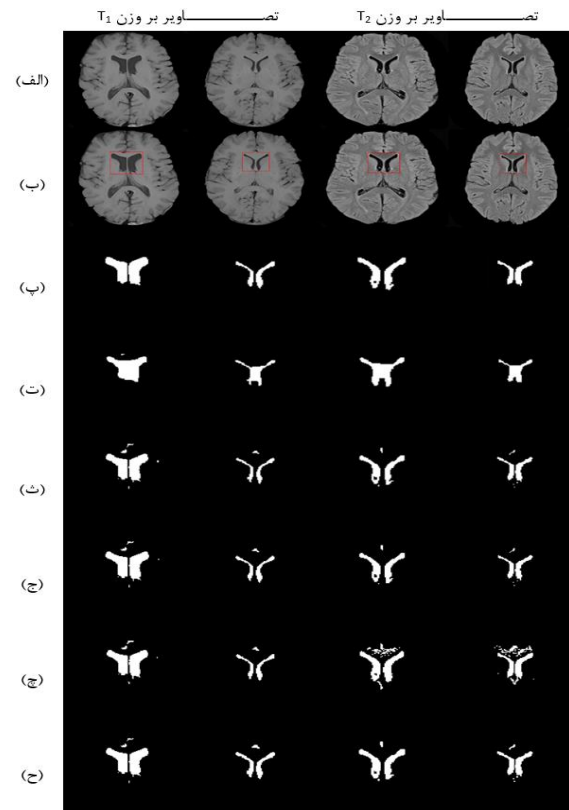
الگوریتم پیشنهادی در اندازه‌گیری شاخص‌های بطنی با اندازه‌گیری دستی در جدول ۳ مقایسه شده است. شاخص‌های EI و HN با دقت‌های اندازه‌گیری ۹۷٪ و ۹۲٪ عملکرد مناسبی در ارزیابی ریخت‌شناسی بطن‌های مغزی دارند. این فرآیند نشان می‌دهد که مکان‌یابی لند مارک‌های ۳، ۴، ۷ و ۸ (لند مارک‌های بطنی) با دقت مناسبی انجام شده است. شاخص‌های اندازه‌گیری شده با استفاده از روش پیشنهادی در EI و HN به مقادیر اندازه‌گیری شده با استفاده از روش دستی نزدیک بوده که این موضوع نشان از دقت بالای الگوریتم پیشنهادی دارد. نکته مهمی که در الگوریتم پیشنهادی وجود دارد این است که انحراف معیار خیلی نزدیک به اندازه‌گیری دستی است. نمونه‌ای از نتایج مکان‌یابی لند مارک‌های بطنی در شکل (۵) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک سامانه نرم‌افزاری جهت ارزیابی ریخت‌شناسی بطن‌های مغزی به‌منظور شناسایی ناهنجاری‌های بطن‌های مغزی به‌کار گرفته شود.



شکل (۵): نمونه‌ای از نتایج الگوریتم پیشنهادی جهت مکان‌یابی لند مارک‌ها بر روی تصاویر MRI جهت تحلیل ریخت‌شناسی بطن‌های مغزی. (ردیف اول): تصاویر اصلی، (ردیف دوم): نتایج بخش‌بندی، (ردیف سوم): استخراج کانتور خارجی بطن‌های مغزی، (ردیف چهارم): اندازه‌گیری شاخص‌های بطنی.

۴- نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات

در این پژوهش، روشی هوشمند جهت اندازه‌گیری شاخص‌های خطی بطن‌های مغزی (ایوانز، دودمی، دودمی-قدامی، دودمی-



شکل (۴): نمونه‌هایی از نتایج الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده جهت بخش‌بندی ناحیه بطنی مغزی. (الف): تصاویر ورودی پس حذف جمجمه. (ب): نتایج تخمین ناحیه اولیه با استفاده از الگوریتم ACF. (پ): بخش‌بندی دستی. (ت): نتایج بخش‌بندی با استفاده از روش DRLSE [۱]. (ث): نتایج بخش‌بندی با استفاده از خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم PSO [۱۸]. (ج): نتایج بخش‌بندی با استفاده از خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم WOA [۱۹]. (چ): نتایج بخش‌بندی با استفاده از خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم CSA [۲۶]. (ح): نتایج بخش‌بندی با استفاده از خوشه‌بند فازی بهینه‌شده با الگوریتم HHO (الگوریتم پیشنهادی).

همان‌طوری که در شکل (۴) نیز نشان داده شده است روش ارائه شده در [۲۶] به‌اشتباه پیکسل‌های غیربطنی را به‌عنوان کلاس بطنی در نظر می‌گیرد. بر اساس مطالعات انجام شده، کارهای پژوهشی کمی در زمینه تحلیل ریخت‌شناسی بطن‌های مغزی مبتنی بر اندازه‌گیری‌های خطی انجام شده است. بنابراین، ارزیابی عملکرد

الگوریتم پیشنهادی عملکرد مناسبی در بخش‌بندی بطن‌های مغزی و اندازه‌گیری شاخص‌های آن دارد.

در ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از تصاویر افراد سالم استفاده شده است. پیشنهاد می‌شود عملکرد این الگوریتم روی پایگاه داده تصاویر بیماران مبتلا به ناهنجاری‌های CSF مانند هیدروسفالی و آلزایمر نیز بررسی شود. ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف جهت بخش‌بندی بطن‌های مغزی می‌تواند مطرح باشد. همچنین در مرحله تشخیص خطوط جهت مکان‌یابی لند مارک‌های موردنیاز تبدیل رادون می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

گیجگاهی و شماره هاکمن) توسعه داده شد. براساس مطالعات انجام‌شده، متخصصین مغز و اعصاب به‌منظور تحلیل ریخت‌شناسی بطن‌های مغزی، شاخص‌های ذکرشده را به‌صورت دستی اندازه‌گیری می‌کنند. این فرآیند زمان‌بر و سخت بوده به‌طوری‌که نیازمند مهارت و تجربه است. بنابراین، در این پژوهش بخش‌بندی بطن‌های مغزی با به‌کارگیری الگوریتم نوین فرا ابتکاری شاهین هریس جهت بهینه‌سازی خوشه‌بند فازی انجام گرفت. سپس جهت اندازه‌گیری شاخص‌های بطنی، مکان‌یابی لند مارک‌های موردنظر بر روی تصاویر MRI با استفاده از ویژگی‌های هندسی بطن‌های مغزی و تبدیل هاف انجام شد. نتایج پیاده‌سازی نشان می‌دهند که

جدول (۳): مقایسه اندازه‌گیری دستی شاخص‌های خطی بطن‌های مغزی با الگوریتم پیشنهادی.

شاخص‌ها روش‌ها		EI	BCR	HN	BCFI	BCTI
		اندازه‌گیری دستی	Min	۰/۱۹۴۲	۰/۰۶۹۵	۳۵/۸۹۵۲
	Max	۰/۲۹۴۳	۰/۱۸۵۲	۶۳/۹۰۱۴	۰/۵۷۲۸	۰/۱۶۸۶
	Mean	۰/۲۴۵۳	۰/۱۰۷۵	۴۶/۷۸۹۴	۰/۳۸۵۳	۰/۰۹۵۴
	Std	۰/۰۲۴۶	۰/۰۲۸۴	۶/۸۰۲۰	۰/۰۷۷۶	۰/۰۲۶۱
اندازه‌گیری روش پیشنهادی	Min	۰/۱۸۶۱	۰/۰۳۹۹	۳۶/۴۷۲۱	۰/۱۳۵۵	۰/۰۳۴۴
	Max	۰/۳۴۲۶	۰/۲۹۴۲	۸۳/۲۸۱۵	۰/۶۶۴۳	۰/۲۲۷۶
	Mean	۰/۲۴۹۱	۰/۱۰۶۸	۴۷/۰۸۶۱	۰/۳۶۹۳	۰/۰۹۱۹
	Std	۰/۰۲۸۰	۰/۰۳۳۶	۶/۹۳۷۱	۰/۰۹۵۹	۰/۰۲۷۲
دقت		٪۹۷/۰۸	٪۷۴/۶۴	٪۹۲/۶۳	٪۷۷/۸۵	٪۷۶/۱۸
میانگین خطای مطلق		۰/۰۰۶۸	۰/۰۲۶۸	۳/۳۹۷۸	۰/۰۸۶۱	۰/۰۲۲۳

enlargement in adults," Surgical neurology international, vol. 6, 2015.

- [4] R. Wilk, E. Kluczewska, B. Syc, and G. Bajor, "Normative values for selected linear indices of the intracranial fluid spaces based on CT images of the head in children," Polish journal of radiology, vol. 76, no. 3, p. 16, 2011.
- [5] M. Jamous, S. Sood, R. Kumar, and S. Ham, "Frontal and occipital horn width ratio for the evaluation of small and asymmetrical ventricles," Pediatric neurosurgery, vol. 39, no. 1, pp. 17-21, 2003.
- [6] M. Schulz, B. Spors, and U.-W. Thomale, "Stented ndoscopic third ventriculostomy—

References

- [1] T. Jayaraman, S. Reddy, M. Mahadevappa, A. Sadhu, and P. K. Dutta, "Modified distance regularized level set evolution for brain ventricles segmentation," Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art, vol. 3, no. 1, pp. 1-12, 2020.
- [2] S. Polat, F. Y. Öksüzler, M. Öksüzler, A. G. Kabakci, and A. H. Yücel, "Morphometric MRI Study of the Brain Ventricles in Healthy Turkish Subjects," International Journal of Morphology, vol. 37, no. 2, 2019.
- [3] K. Reinard et al., "Simple and reproducible linear measurements to determine ventricular



- [19] S. Tongbram, B. A. Shimray, L. S. Singh, and N. Dhanachandra, "A novel image segmentation approach using fcm and whale optimization algorithm," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1-15, 2021.
- [20] L. M. Ellingsen, S. Roy, A. Carass, A. M. Blitz, D. L. Pham, and J. L. Prince, "Segmentation and labeling of the ventricular system in normal pressure hydrocephalus using patch-based tissue classification and multi-atlas labeling," in *Medical Imaging 2016: Image Processing*, 2016, vol. 9784: International Society for Optics and Photonics, p. 97840G.
- [21] B. Khorram and M. Yazdi, "A new optimized thresholding method using ant colony algorithm for MR brain image segmentation," *Journal of digital imaging*, vol. 32, no. 1, pp. 162-174, 2019.
- [22] L. Manohar and K. Ganesan, "Diagnosis of schizophrenia disorder in MR brain images using multi-objective BPSO based feature selection with fuzzy SVM," *Journal of medical and biological engineering*, vol. 38, no. 6, pp. 917-932, 2018.
- [23] D. Chitradevi and S. Prabha, "Analysis of Alzheimer disease using optimization techniques," in *2020 Sixth International Conference on Bio Signals, Images, and Instrumentation (ICBSII)*, 2020: IEEE, pp. 1-5.
- [24] D. Chitradevi, S. Prabha, and A. D. Prabhu, "Diagnosis of Alzheimer disease in MR brain images using optimization techniques," *Neural Computing and Applications*, vol. 33, no. 1, pp. 223-237, 2021.
- [25] R. Bandyopadhyay, R. Kundu, D. Oliva, and R. Sarkar, "Segmentation of brain MRI using an altruistic Harris Hawks' Optimization algorithm," *Knowledge-Based Systems*, vol. 232, p. 107468, 2021.
- [26] A. Lenin Fred, S. Kumar, P. Padmanaban, B. Gulyas, and H. Ajay Kumar, "Fuzzy-crow search optimization for medical image segmentation," in *Applications of hybrid metaheuristic algorithms for image processing*: Springer, 2020, pp. 413-439.
- [27] P. Dollár, R. Appel, S. Belongie, and P. Perona, "Fast feature pyramids for object detection," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 36, no. 8, pp. 1532-1545, 2014.
- [28] B. T. Bastian and J. CV, "Integrated feature set using aggregate channel features and histogram of sparse codes for human detection," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 79, no. 3, pp. 2931-2944, 2020.
- indications and results," *Child's Nervous System*, vol. 31, no. 9, pp. 1499-1507, 2015.
- [7] A. K. Toma, E. Holl, N. D. Kitchen, and L. D. Watkins, "Evans' index revisited: the need for an alternative in normal pressure hydrocephalus," *Neurosurgery*, vol. 68, no. 4, pp. 939-944, 2011.
- [8] R. A. Bermel, R. Bakshi, C. Tjoa, S. R. Puli, and L. Jacobs, "Bicaudate ratio as a magnetic resonance imaging marker of brain atrophy in multiple sclerosis," *Archives of neurology*, vol. 59, no. 2, pp. 275-280, 2002.
- [9] M. Krawczyński, *Norma kliniczna w pediatrii*. Wydaw. Lekarskie PZWL, 2005.
- [10] W. Maksymowicz, *Neurochirurgia w zarysie*. Wydawnictwo Lekarskie PZWL, 1999.
- [11] W. Meese, W. Kluge, T. Grumme, and W. Hopfenmüller, "CT evaluation of the CSF spaces of healthy persons," *Neuroradiology*, vol. 19, no. 3, pp. 131-136, 1980.
- [12] A. Kosourov, I. Gaivoronskiĭ, G. Rokhlin, I. Blagova, and A. Panfilenko, "In vivo assessment of various parameters of the brain ventricles with magnetic resonance tomography," *Morfologiya (Saint Petersburg, Russia)*, vol. 122, no. 4, pp. 71-73, 2002.
- [13] K. L. Narr et al., "Three-dimensional mapping of temporo-limbic regions and the lateral ventricles in schizophrenia: gender effects," *Biological psychiatry*, vol. 50, no. 2, pp. 84-97, 2001.
- [14] Y. Xia, Q. Hu, A. Aziz, and W. L. Nowinski, "A knowledge-driven algorithm for a rapid and automatic extraction of the human cerebral ventricular system from MR neuroimages," *NeuroImage*, vol. 21, no. 1, pp. 269-282, 2004.
- [15] M. Meduri et al., "Morphometrical and morphological analysis of lateral ventricles in schizophrenia patients versus healthy controls," *Psychiatry Research: Neuroimaging*, vol. 183, no. 1, pp. 52-58, 2010.
- [16] J. Drozd, A. Hayes, R. Moreland, A. Khan, M. Borrie, and R. Bartha, "Tracking brain ventricle expansion in Alzheimer's disease using combined intensity and shape-based segmentation," *Alzheimer's & Dementia*, vol. 8, no. 4, p. P21, 2012.
- [17] P. Mishra, S. Agarwal, and U. Kiran, "A hybrid technique of medical image segmentation using DRLSE algorithm," *KrishiSanskriti Publ*, vol. 1, no. 5, pp. 52-53, 2014.
- [18] H. Verma, D. Verma, and P. K. Tiwari, "A population based hybrid FCM-PSO algorithm for clustering analysis and segmentation of brain image," *Expert Systems with Applications*, vol. 167, p. 114121, 2021.



- [29] A. Fahmi Jafargholkhanloo and M. Shamsi, "Segmentation of Facial Color Images based on Fuzzy Clustering Optimized by Grey Wolf and Whale Algorithms," *Journal of Soft Computing and Information Technology*, vol. 10, no. 2, pp. 1-13, 2021.
- [30] A. A. Heidari, S. Mirjalili, H. Faris, I. Aljarah, M. Mafarja, and H. Chen, "Harris hawks optimization: Algorithm and applications," *Future generation computer systems*, vol. 97, pp. 849-872, 2019.
- [31] P. Mukhopadhyay and B. B. Chaudhuri, "A survey of Hough Transform," *Pattern Recognition*, vol. 48, no. 3, pp. 993-1010, 2015.