

Hybrid Fuzzy Models and Experimental-based Collective Intelligence Algorithms for Detection of Breast Tumors through Mammography Image Analysis

Elnaz Khodadadi¹, Rahil Hosseini², Mahdi Mazinani³

¹ Department of Computer Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

² Department of Computer Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University Tehran, Iran

³ Department of Electrical Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

Abstract:

In this study, a hybrid fuzzy intelligent method for diagnosing and managing uncertainty in input features to identify breast tumors in mammography images has been proposed. Moreover, a hybrid fuzzy evolutionary model has been applied to increase the system efficiency and optimize results. Soft computing models were used to detect the type of breast mass based on the analysis of features in mammography images. The combined models proposed in this study include Fuzzy-TBO and Fuzzy-PSO-TLBO models. The performance evaluation was conducted using the Receiver Operator Characterization (ROC) analysis in terms of accuracy and area under the ROC curve. A 10-fold cross-validation technique was conducted to divide the data into training and testing sections. The obtained results reveal an accuracy of 96.27% for determining different types of mass based on tumors' features according to the images. The presented model competes and outperforms other proposed models in previous studies. The outcome of this study may be promising for apropos diagnosis and effective treatments.

Keywords: Fuzzy Inference System, Breast Tumors, Benign, Malignant, Soft Computing, Evolutionary Hybrid Algorithms.

ارائه مدل‌های هایبریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای شناسایی تومورهای سینه براساس تحلیل تصاویر ماموگرافی

الناز خدادادی^۱، راحیل حسینی^{۲*}، مهدی مزینانی^۳

۱- کارشناس ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

elnazkhodadadi88@gmail.com

۲- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
rahil.hosseini@qodsiau.ac.ir

۳- استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
mahdi_mazinani@yaoo.com

چکیده: در این پژوهش، روش هوشمند فازی برای تشخیص و مدیریت عدم قطعیت در ویژگی‌های ورودی برای شناسایی تومورهای سینه ارائه شده است. مدل‌های هایبریدی فازی - تکاملی به منظور افزایش کارایی سیستم و بهینه‌سازی نتایج استفاده شده است. هدف، استفاده از مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم برای تشخیص نوع توده‌های سینه براساس تحلیل ویژگی‌ها در تصاویر ماموگرافی است. مدل‌های ترکیبی پیشنهادشده در این پژوهش شامل فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری، فازی - بهینه‌سازی ازدحام ذرات و فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات است. از تحلیل منحنی مشخصه عملکرد سیستم برای سنجش کارایی سیستم استفاده شده است. همچنین از روش اعتبارسنجی تقاطعی ۱۰ بخشی برای تقسیم‌بندی داده‌ها به بخشهای آموزش و تست استفاده شده است. با مقایسه عملکرد مدل‌های هایبریدی پیشنهادی در این پژوهش، روش هایبریدی فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات با میزان صحت ۹۶/۲۷٪ عملکرد بهتری نسبت به روشهای پیشنهادی دیگر برای تشخیص سرطان سینه دارد. نتایج حاصل از این پژوهش به منظور تشخیص به موقع و ارائه درمان‌های مؤثر امیدبخش است.

واژه‌های کلیدی: سیستم استنتاج فازی - تومورهای سینه - خوش خیم - بدخیم - محاسبات نرم - الگوریتم‌های هایبریدی تکاملی.

۱- مقدمه

است [۱۱ و ۱۲]؛ بنابراین، شناسایی زودهنگام تومور سینه، تنها دلیل برای کاهش نرخ مرگ‌ومیر سرطان سینه است. سرطان سینه، یکی از شایع‌ترین سرطان‌ها در میان زنان ایرانی محسوب می‌شود و سالانه ۷ هزار زن ایرانی به این سرطان مبتلا می‌شوند. این سرطان دومین عامل مرگ‌ومیر در بین زنان است که متأسفانه سن شیوع آن در بین زنان جوان کشورمان تأمل برانگیز است. باتوجه به اینکه ۷۰ درصد این بیماران بالای ۵ سال عمر می‌کنند، سن ابتلا به سرطان سینه در ایران ۱۰-۱۵ سال پایین‌تر از سن جهانی است. در زمان حاضر به‌طور متوسط سن ابتلا به این بیماری در ایران بین ۴۵ تا ۵۵ سال است؛ درحالی‌که این سن در کشورهای غربی

به تکیه غیرعادی سلول‌ها در بافت سینه، سرطان سینه می‌گویند. سرطان سینه دومین علت مرگ‌ومیر در بانوان، بعد از سرطان ریه و یکی از درمان‌پذیرترین سرطان‌ها

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۰۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۲/۲۰

نام نویسنده مسئول: راحیل حسینی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه آزاد اسلامی - واحد شهر قدس - گروه مهندسی کامپیوتر

تشخیص سرطان سینه انجام شده است. استفاده از ویژگی‌های ورودی متفاوت از پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی، اندازه مناسب برای تقسیم‌بندی کافی میان داده‌های تست و آموزش و همچنین استفاده از ویژگی‌های کمینه برای رسیدن به نرخ طبقه‌بندی بیشینه برای تشخیص سرطان سینه انجام شده است. استفاده از الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی کارا و نوین برای تشخیص سرطان سینه با توجه به اندازه نمونه داده، زمان پردازش و نرخ طبقه‌بندی با میزان صحت بالا برای تنظیم پارامترهای سیستم مبتنی بر قانون فازی و مقایسه مزایا و معایب روش‌ها روی پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی انجام شده است تا تشخیص زودهنگام سرطان سینه فراهم شود و مرگ‌ومیر ناشی از این بیماری کاهش یابد.

سیستم‌های همیار کامپیوتر به کمک تشخیص پزشکی، مجموعه‌ای از ابزارهای خودکار و نیمه‌خودکارند که میزان صحت و تشخیص و اعتماد رادیولوژیست‌ها را به تفسیر تصویر در تشخیص سرطان سینه بهبود می‌دهند و به‌عنوان ابزاری برای تشخیص توده‌های سرطان سینه برای کمک به رادیولوژیست‌ها به شمار می‌آیند [۱۲].

۲- مروری بر کارهای مرتبط با سرطان سینه

در مقالات بررسی‌شده، از پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی^۲ (MIAS)، برای تشخیص سرطان سینه استفاده شده است.

در روش ارائه‌شده از سولامی و همکاران [۱۳]، ابتدا ناحیه مدنظر سینه با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استخراج شده است، سپس ویژگی‌های شکل و بافت سینه توده‌ها به ترتیب با استفاده از تبدیل فوریه و ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری استخراج شده‌اند. طبقه‌بندی توده‌های شناسایی شده با ماشین بردار پشتیبان انجام شده است که ناحیه قطعه‌بندی‌شده را بر پایه ویژگی‌های استخراج‌شده از روش‌های ذکر شده به نرمال و غیرنرمال طبقه‌بندی می‌کند. میزان صحت طبقه‌بندی ۸۳/۸۷٪ به دست آمده است.

در پژوهش ارائه‌شده از پاوار و تالبار [۱۴]، روش

بین ۵۰ تا ۶۰ سال است. با توجه به پایین آمدن میانگین سن ابتلا به این بیماری و اینکه حداکثر جمعیت زنان در ایران جوان‌اند، روند رو به رشد این بیماری را در طول ۱۰ سال آینده خواهیم داشت [۲۳].

تشخیص سرطان سینه در دانش پزشکی با عدم قطعیت همراه است. ورودی‌ها و خروجی‌ها توأم با عدم قطعیت‌اند و داده‌ها نادقیق و کیفی‌اند. عوامل تأثیرگذار در تشخیص، پیشگیری و درمان سرطان سینه مشخص نیست [۴ و ۳]. با توجه به وجود منابع عدم قطعیت در تشخیص سرطان سینه، در این پژوهش، مدل استنتاج فازی به منظور تشخیص و مدیریت عدم قطعیت در داده‌های ورودی طراحی شده است. یک سیستم استنتاج فازی از مشکل استاتیک‌بودن و عدم تطبیق با محیط رنج می‌برد. به‌منظور تکامل این سیستم‌ها، پیوند الگوریتم‌های تکاملی با سیستم فازی به ایجاد سیستم‌های هایبریدی تکامل یافته و جدید منجر می‌شود. پیوند بین الگوریتم‌های تکاملی انجام می‌شود تا با ترکیب این روش‌ها، قابلیت هر روش به دیگری منتقل شود. در مدل‌های هایبریدی می‌توان از قابلیت‌های روش‌های استفاده‌شده به‌طور هم‌زمان بهره برد. الگوریتم‌های تکاملی به نحوی از متغیرهای تصادفی در فرایند بهینه‌سازی استفاده می‌کنند و مدعی گریز از جواب‌های بهینه محلی و یافتن جواب بهینه سراسری هستند.

از تکنیک‌های پردازش تکاملی در فرایند بهینه‌سازی، آموزش، یادگیری و طراحی سیستم‌های پیچیده استفاده می‌شود. تکنیک‌های پردازش تکاملی به دانش فرد خبره نیاز ندارند؛ اگرچه دانش دامنه مسئله در بهبود سیستم‌های تکاملی مؤثر است. روش‌های پردازش تکاملی به‌طور موازی روی چندین راه‌حل کار می‌کنند، نیاز به مشتق‌گیری ندارند و می‌توانند از روش‌های غیرقطعی و احتمالی برای تعیین مکانیزم انتخاب راه‌حل‌های مناسب استفاده کنند و بنابراین، ترکیب این روش‌ها با یکدیگر و سیستم استنتاج فازی که امکان مدیریت منابع عدم قطعیت در آن وجود دارد، به ایجاد سیستم‌های بهینه و کارا با عملکرد مناسب منجر خواهد شد [۵ و ۶].

همچنین، در پژوهش حاضر، مدل‌کردن روش‌های جدید برای چیره‌شدن به محدودیت‌ها و مشکلات در

مقایسه با طبقه‌بندی‌های متداول تر می‌رسد. نرخ طبقه‌بندی در این سیستم ۸۵٪ است.

در این پژوهش، تشخیص سرطان سینه‌ی لی و همکاران [۱۸] بر پایه‌ی یادگیری ماشین بیشینه انجام شده است. این مقاله یک عملکرد خوب از دیدگاه میزان حساسیت به تشخیص‌های درست و نادرست و میزان صحت دارد و همچنین کاهش درخور توجه در زمان آموزش در مقایسه با روش‌های دیگر از مزایای این روش است. مدل قطعه‌بندی پیشنهادشده، به‌کارگیری بردارهای ویژگی انتخاب شده و طبقه‌بندی مؤثر یادگیری ماشین بیشینه، یک سیستم رضایت‌بخش را فراهم می‌کند.

ستایلیانوس و همکاران، یک روش طبقه‌بندی و قطعه‌بندی تمام اتوماتیک را برای تصاویر ماموگرافی بر پایه تخمین تراکم سینه و شناسایی عدم تقارن معرفی کرده‌اند [۱۹]. ابتدا پیش‌پردازش تصویر و تکنیک‌های قطعه‌بندی، شامل الگوریتم استخراج مرز سینه و یک نوع بهبودیافته از روش قطعه‌بندی ماهیچه قرارگرفته روی سینه، به کار برده شده است. ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی تراکم سینه استخراج شده، شامل یک ویژگی جدید وابسته به بعد پرشکن و ماشین بردارهای پشتیبان که برای طبقه‌بندی به کار برده شده‌اند، به میزان صحت بالای ۸۵٪ رسیده‌اند. بیشتر این خصوصیات برای استخراج یک مجموعه از ویژگی‌های آماری برای هر سینه استفاده شده است. تفاوت میان ارزش این ویژگی‌ها برای شناسایی عدم تقارن بین دو تصویر از هر جفت تصویر ماموگرافی استفاده شده است. با استفاده از طبقه‌بند یک کلاسه ماشین بردار پشتیبان، که نرخ موفقیت ۸۴٪/۴۷ را نتیجه می‌دهد، نتایج، نرخ موفقیت را برابر یا بالاتر از کارهای مرتبط دیگر نشان می‌دهد.

در مقاله ارائه‌شده از سیواکومار و کارنان [۲۰]، بهینه‌سازی کلنی زنبور عسل برای شناسایی خودکار مرز سینه و موقعیت نوک سینه برای شناسایی ناحیه‌ی مشکوک روی عکس‌های سینه دیجیتال بر پایه‌ی کاهش دو طرفه بین تصویر سینه چپ و راست است. این الگوریتم روی عکس‌های سینه گرفته‌شده از پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی تست شده است. نرخ شناسایی ۹۶٪/۴۰ است.

انتخاب ویژگی مویک هم‌رخداد با استفاده از سیستم فازی ژنتیک در مسئله طبقه‌بندی تصاویر ماموگرافی مطرح شده است. ویژگی‌های استخراج شده از مرحله استخراج ویژگی شامل انرژی، برآمدگی خوشه، سایه خوشه، مجموع واریانس، مجموع میانگین و آنتروپی از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری^۳ (GLCM) محاسبه شده‌اند و در واقع ویژگی‌های مویک هم‌رخدادند. ویژگی‌های مویک هم‌رخداد از جزئیات ضریب‌های مویک در هر سطح از تجزیه از تصاویر به دست آمده است. در چهار سطح از تجزیه ویژگی‌ها انتخاب شده و بهترین نرخ میانگین طبقه‌بندی در سطح چهار از تجزیه با انتخاب ۱۶ ویژگی از ۷۲ ویژگی ۸۹٪/۴۷ به دست آمده است.

سیستم ارائه‌شده از سریکریشنا و همکاران [۱۵]، از یک شناسایی دقیق با استفاده از تکامل تفاضلی مبتنی بر الگوریتم خوشه‌بندی فازی برای تشخیص ضایعه‌ها در تصاویر ماموگرافی استفاده می‌کند. موقعیت ضایعه که رادیولوژیست به صورت دستی نشانه‌گذاری کرده، با موقعیت ضایعه که سیستم به صورت اتوماتیک به دست آورده، مقایسه شده است. قطعه‌بندی با الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر خوشه‌بندی فازی به نشانه‌گذاری واقعی رادیولوژیست نزدیک است و می‌تواند برای تشخیص پزشکی پیشنهاد شود.

پژوهش انجام شده از ژانگ و همکاران [۱۶] یک روش جدید مبتنی بر انرژی آنتروپی مویک و طبقه‌بندی رگرسیون خطی را توسعه داده است. ابتدا ناحیه مد نظر از تصاویر ماموگرافی جدا شده است. در مرحله دوم، آنتروپی انرژی مویک برای تصاویر طبقه‌بندی شده محاسبه شده و در مرحله آخر، طبقه‌بند رگرسیون خطی برای طبقه‌بندی موارد نرمال و غیرنرمال استفاده شده است. میزان صحت در این روش، ۹۱٪/۸۵ به دست آمده است.

برای طبقه‌بندی تصویرها به موارد نرمال و نامتقارن، مگنا و همکاران [۱۷] عملکرد طبقه‌بند سیستم ایمنی مصنوعی سازگار در این مقاله را بررسی کرده‌اند. برای آزمایش کارایی الگوریتم، پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی در نظر گرفته شده است. نتایج نشان می‌دهند سیستم ایمنی مصنوعی سازگار به بهترین نتایج در

۱۰۲ ارائه مدل‌های هایپریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای

بیشتر، پایگاه داده‌های عمومی بیشتر ایجاد شود تا مجموعه داده معتبر از بیماران مبتلا به سرطان سینه را جمع‌آوری کند و بتوان با استفاده از انواع پارامترهای ورودی جمع‌آوری‌شده، سیستم‌ها و روش‌های مختلف را اعتبارسنجی کرد.

علاوه بر سایز داده، کیفیت مجموعه داده، کاربرد تکنیک‌های متفاوت و کارآمد برای مرحله استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی‌های دقیق و طبقه‌بندی در رسیدن به جواب بهینه‌تر در سیستم‌های درحال رشد همیار کامپیوتر به کمک تشخیص پزشکی، مهم است. استفاده از تکنیک‌های متفاوت پیش‌پردازش تصویر روی مجموعه داده برای بهبود کیفیت نیاز است. برای تشخیص دقیق سرطان سینه انتخاب زیر مجموعه آموزشی‌ترین ویژگی‌ها برای آموزش یک مدل به واسطه انتخاب ویژگی، می‌تواند مدل‌های قوی‌تری نتیجه دهد؛ بنابراین، چندین نکته برای رسیدن به عملکرد بالا وجود دارد که یکی از آنها تعداد ویژگی کمینه با نرخ میزان صحت طبقه‌بندی بیشینه است.

یکی دیگر از چالش‌های اساسی در پژوهش‌ها انتخاب الگوریتم مناسب برای حل مسئله است که به پارامترهای زیادی بستگی دارد. انواع داده جمع‌آوری‌شده، سایز نمونه داده، محدودیت‌های زمان و همچنین ماهیت سیستم در تعیین الگوریتم برای حل مسئله مؤثر است. همچنین مسئله دیگر، استفاده از تست اعتبارسنجی مناسب برای تخمین عملکرد الگوریتم‌ها است. برای این منظور در پژوهش حاضر، روش ارزیابی شناخته‌شده و پرکاربرد اعتبارسنجی چندبخشی (k fold cross validation) که داده‌ها را به مجموعه‌های تست و آموزش تقسیم می‌کند، برای به دست آوردن نتایج دقیق و اطمینان‌بخش پیشنهاد شده است.

۳- تکنیک‌های محاسبات نرم مبتنی بر فازی

پیشنهادی

در این بخش، تکنیک‌های محاسبات نرم مبتنی بر فازی پیشنهادی شامل الگوریتم‌های هایپریدی فازی - تکاملی پیشنهادی برای بهینه‌سازی پارامترها و به‌کارگیری آنها برای تشخیص سرطان سینه بیان شده‌اند.

تبرید شبیه‌سازی‌شده، جستجوی ممنوعه، الگوریتم ژنتیک و سیستم کلونی مورچه، چهار الگوریتم اصلی برای حل مشکلات چالش‌برانگیز در سیستم‌های هوشمند است. در مقاله ارائه‌شده لوجانامبال و کارنان [۲۱]، این چهار تکنیک و سه ترکیب هایپریدی نوین از آنها برای قطعه‌بندی تصاویر سینه پیشنهاد شده است. الگوریتم‌های هایپریدی نوین به ترتیب شامل سیستم کلونی مورچه - جستجوی ممنوعه و جستجوی ممنوعه - سیستم کلونی مورچه است. جستجوی ممنوعه - سیستم کلونی مورچه بهترین راه‌حل را فراهم می‌کند. میزان صحت روش قطعه‌بندی ۹۶٪ ارزیابی شده است.

در پژوهش انجام‌شده از راستی بروجنی و همکاران [۸] یک سیستم CAD براساس شبکه‌های عصبی کانولوشن سلسله مراتبی با ساختاری جدید، برای ایجاد تمایز بین تومورهای خوش‌خیم و بدخیم در تصاویر MR سینه پیشنهاد شده است. برای ارزیابی عملکرد این روش، از یک رویکرد متداول استخراج ویژگی و طبقه‌بندی براساس شبکه عصبی MLP به‌عنوان یک معیارسنج استفاده شده است.

در روش ارائه‌شده از علی‌اکبری دهکردی و همکاران [۹] یک روش ترکیبی هوشمند مبتنی بر سیستم فازی - عصبی برای کاهش نویز نمک و فلفل از تصاویر پزشکی ارائه می‌شود. نتایج اجرای این روش روی تصاویر پزشکی که چگالی نویز بالایی دارند، توانایی این روش در حذف نویز و حفظ جزئیات نسبت به روش‌های دیگر را نشان می‌دهد.

در تحقیق انجام‌شده جروقی و همکاران [۱۰]، روش جدیدی بر پایه مدل ترکیبی بهینه‌سازی ازدحام ذرات باینری و آنالیز تفکیک‌کننده خطی بیز برای طبقه‌بندی داده‌های با ابعاد بالا ارائه شده است.

بر پایه تحلیل نتایج، آشکار است که یکی از محدودیت‌های مشترک در مطالعات بررسی‌شده، مقدار نمونه‌های داده کم است. زمانی که از طبقه‌بندی برای تشخیص سرطان سینه استفاده می‌شود، لازم است سایز مجموعه داده‌های آموزش، به اندازه کافی بزرگ باشد. فعالیت‌های چشمگیر برای گردآوری انواع مختلف داده در زمینه سرطان سینه نیاز است. لازم است برای تحقیقات

تشخیص سرطان سینه با دانش فرد خبره طراحی شده است. مراحل مورد نیاز برای طراحی یک سیستم استنتاج فازی عبارت‌اند از: ۱. جمع‌آوری اطلاعات، که دانشی درخصوص صورت مسئله، داده‌ها و متغیرهای ورودی و خروجی از فرد خبره کسب می‌شود. ۲. متغیرهای ورودی و خروجی و تعداد عبارت‌های زبانی مربوط به هر متغیر شناسایی می‌شود. ۳. مدل استنتاج فازی از نوع سوگنو یا ممدانی مشخص می‌شود. ۴. قوانین با استفاده از دانش فرد خبره استخراج می‌شود. ۵. توابع عضویت و پارامترهای آن طراحی می‌شود. ۶. سیستم طراحی شده با داده‌های واقعی ارزیابی می‌شود.

سیستم استنتاج فازی پیشنهادی شامل ۴ متغیر ورودی و ۱ متغیر خروجی است. متغیرهای ورودی سیستم استنتاج فازی شامل ویژگی‌های بافت زمینه، نوع توده (طبقه غیرعادی بودن توده)، اندازه توده، موقعیت توده و متغیر خروجی، شدت غیرعادی بودن تعریف شده است. متغیرهای ورودی و خروجی و عبارت‌های زبانی مربوط به هر متغیر در جدول ۱ آورده شده‌اند. توابع عضویت سیستم استنتاج فازی متناظر با تمام مجموعه‌های فازی، به دلیل پراکندگی داده‌های پزشکی حول یک نقطه، گوسین تعریف شده است. تعدادی از قوانین اگر - آنگاه فازی که دانش فرد خبره استخراج کرده، در جدول ۲ بیان شده است.

جدول (۱): متغیرهای ورودی و خروجی سیستم استنتاج فازی

[۲۲]

عبارت‌های زبانی مربوط به هر متغیر	متغیرهای ورودی و خروجی
۱- چربی سان ۲- غده‌های چربی سان ۳- غده‌های متراکم	۱- ویژگی‌های بافت زمینه
۱- انباشت کلسیم ۲- واضح ۳- سوزنی شکل ۴- نامعلوم ۵- کج و کولگی ۶- عدم تقارن ۷- نرمال	۲- نوع توده
۱- کوچک ۲- متوسط ۳- بزرگ	۳- اندازه توده
۱- فوقانی داخلی ۲- تحتانی داخلی ۳- فوقانی خارجی ۴- تحتانی خارجی	۴- موقعیت توده
۱- بدخیم ۲- خوش خیم ۳- نرمال	۵- شدت غیرعادی بودن

در پژوهش حاضر، ابتدا داده‌ها پیش پردازش شده‌اند. توابع عضویت و قوانین سیستم استنتاج فازی با دانش فرد خبره طراحی شده‌اند. سپس پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی با الگوریتم‌های هایبریدی تکاملی تنظیم شده‌اند.

شکل مربوط به روند تکنیک‌های محاسبات نرم مبتنی بر فازی استفاده شده در پژوهش با استفاده از الگوریتم‌های هایبریدی تکاملی مبتنی بر فازی، در شکل ۱ معرفی شده است.

۳-۱. پایگاه داده‌ها

برای ارزیابی مدل‌های پیشنهادی از اطلاعات ۳۲۲ نمونه تصویر ماموگرافی واقعی بیماران استفاده شده که از پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی گرفته شده و به صورت آنلاین برای اهداف علمی در دسترس است [۲۲]. هر تصویر شامل اطلاعات ویژگی‌های بافت زمینه، طبقه غیرعادی بودن توده، شعاع از مرکز توده، مختصات X و Y از مرکز توده و شدت غیرعادی بودن توده است که رادیولوژیست تعیین کرده است. از این ۳۲۲ نمونه، ۶۲ نمونه خوش خیم، ۵۱ نمونه بدخیم و ۲۰۹ نمونه نرمال است. با توجه به فراوانی داده‌های هر کلاس، میانگین وزن دار آن در نظر گرفته و در تابع فیتنس اعمال شده است.

در پژوهش حاضر، در هر تصویر موقعیت توده^۴ با استفاده از مختصات X و Y از مرکز توده و شعاع توده که رادیولوژیست تعیین کرده، به صورت دستی در یکی از نواحی چهارگانه سینه تخمین زده شده است. هر سینه شامل چهار ناحیه است که با چهار عبارت زبانی فوقانی داخلی^۵، تحتانی داخلی^۶، فوقانی خارجی^۷ و تحتانی خارجی^۸ تعریف می‌شود. همچنین اندازه توده با استفاده از شعاع از مرکز توده تعیین شده است.

۳-۲. سیستم استنتاج فازی پیشنهادی

توابع عضویت و قوانین سیستم استنتاج فازی برای

۱۰۴ ارائه مدل‌های هایبریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای

جدول (۲): تعدادی از قوانین اگر - آنگاه سیستم استنتاج فازی

۱	اگر موقعیت توده فوقانی خارجی باشد، شدت غیرعادی بودن بدخیم است.
۲	اگر نوع توده واضح و اندازه توده کوچک باشد، شدت غیرعادی بودن خوش خیم است.
۳	اگر نوع توده نامعلوم و اندازه توده متوسط باشد، شدت غیرعادی بودن بدخیم است.
۴	اگر نوع توده سوزنی شکل و اندازه توده کوچک باشد، شدت غیرعادی بودن بدخیم است.

۳-۳-۱. الگوریتم هایبریدی فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری پیشنهادی

الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری^۹ (TLBO) از جدیدترین الگوریتم‌های ابتکاری است که بدون نیاز به تعیین پارامتر کنترلی خاص، عملیات بهینه‌سازی را طی دو مرحله معلم و آموزش انجام می‌دهد. این الگوریتم که الهام گرفته از فرایند طبیعی آموزش و یادگیری است، نخستین بار راتو^{۱۰}، ساوسانی^{۱۱} و واخاریا^{۱۲} در سال ۲۰۱۱ ابداع کردند [۲۵-۲۳]. این الگوریتم در سال ۲۰۱۳ بهبود یافته است [۲۶].

برای اجرای الگوریتم فازی - بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری پیشنهادی مراحل زیر به ترتیب انجام می‌شود:

- ۱- سیستم استنتاج فازی سوگنو پیشنهادی طراحی می‌شود و پارامترهای آن تعیین می‌شود.
- ۲- جمعیتی از دانش‌آموزان با پارامترهای تابع عضویت سیستم فازی مقداره می‌شود.
- ۳- میانگین اعضای جمعیت محاسبه می‌شود و π عضو برتر از جمعیت به عنوان معلم انتخاب می‌شود.
- ۴- مرحله معلم طبق فرمول ۱ اجرا می‌شود [۲۳ و ۲۴].

$$X_{new} = X_{old} + r(X_{teacher} - (T_F)Mean) \quad (1)$$

که در آن T_F عامل آموزشی^{۱۳} است که باعث می‌شود مقدار میانگین تغییر کند و از رابطه زیر به دست می‌آید. عامل آموزش به طور خودکار در جستجو تغییر می‌کند. r عدد تصادفی در بازه [۰ و ۱] است.

در رابطه ۲، $X_{total-k}$ نتیجه هر دانش‌آموز، k ، با توجه به تمام افراد در تکرار i و $X_{total-kbest}$ نتیجه معلم در همان تکرار است [۲۳ و ۲۴].

$$(T_F)_i = \left(\frac{X_{total-k}}{X_{total-kbest}} \right)_i \quad (2)$$

۵- ارزیابی و جایگزینی با نسل قبل صورت می‌گیرد.

۶- مرحله دانش‌آموز انجام می‌شود [۲۳ و ۲۴].

$$x_{new} = x_{old} + r(x_i - x_j) \quad (3)$$

۳-۳ الگوریتم‌های هایبریدی فازی - تکاملی

پیشنهادی برای بهینه‌سازی پارامترها

الگوریتم‌های هایبریدی مبتنی بر فازی پیشنهادی شامل الگوریتم فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری، فازی - بهینه‌سازی ازدحام ذرات و فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات است که برای فرایند بهینه‌سازی پارامترهای سیستم استنتاج فازی با قوانین و دانش فرد خبره استفاده شده‌اند. مراحل اجرای سیستم‌های هایبریدی مبتنی بر فازی معرفی شده به این صورت است:

- ۱- سیستم استنتاج فازی با دانش فرد خبره طراحی شده است.
- ۲- پارامترهای لازم برای نمایش توابع عضویت مجموعه‌های فازی ورودی و خروجی تعیین شده است.
- ۳- راه‌حل اولیه با مرتب‌کردن پارامترهای توابع عضویت هر متغیر ورودی و خروجی با لحاظ کردن محدودیت‌های لازم برای تولید جواب‌های معتبر تولید شده است.

۴- بردار اولیه ارزیابی شده است.

۵- بردار اولیه بهترین راه‌حل به دست آمده در نظر گرفته شده است.

۶- پارامترهای الگوریتم هایبریدی تکاملی پیشنهادی

برای بهینه‌سازی تنظیم شده است.

۷- الگوریتم هایبریدی فازی - تکاملی پیشنهادی اجرا

شده است.

(بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده از تمامی ذرات) انتخاب می‌شود.

۴- پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات تنظیم می‌شود.

۵- سرعت ذره j ام در تکرار i ام با استفاده از

$$V_j(i) = K * (V_j(i-1) + c_1 r_1 [P_{best,j} - X_j(i-1)] + c_2 r_2 [G_{best} - X_j(i-1)]) \quad (4)$$

$$K = 2/|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}| \quad (5)$$

که در آن، c_1 و c_2 به ترتیب ضرایب یادگیری شناختی^{۱۸} (یا فردی^{۱۹}) و اجتماعی^{۲۰} (یا گروهی^{۲۱})، و r_1 و r_2 دو عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0, 1]$ هستند. K تابعی از c_1 و c_2 است که در آن $\phi > 4$ و $\phi = \phi_1 + \phi_2$ است. $C1$ و $C2$ نیز از معادله ۶ به دست می‌آید [۲۷].

$$C1 = K * \phi_1, \quad C2 = K * \phi_2 \quad (6)$$

۶- موقعیت ذره j ام در تکرار i ام با استفاده از معادله ۷ محاسبه به روزرسانی می‌شود [۲۷-۳۰].

$$X_j(i) = X_j(i-1) + V_j(i); \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

۷- شایستگی هر ذره ارزیابی می‌شود و P_b و G_b به روزرسانی می‌شود.

۸- شرط توقف بررسی می‌شود. الگوریتم از مرحله ۵ تکرار می‌شود تا زمانی که به شرط توقف برسد.

۹- مقدار بهینه پارامترها تعیین می‌شود.

فلوچارت اجرای الگوریتم فازی - ازدحام ذرات پیشنهادی در شکل ۳ مشاهده می‌شود.

۳-۳-۳. الگوریتم هایبریدی فازی - مبتنی بر

آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی

در الگوریتم هایبریدی فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی، سیستم استنتاج فازی، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری ادغام شده‌اند. ادغام الگوریتم‌ها به این صورت است که در مرحله معلم، از بهترین تجربه

به صورت تصادفی دو دانش آموز X_i و X_j انتخاب می‌شود ($i \neq j$) و دانش آموز جدید از رابطه ۳ به دست می‌آید.

۷- ارزیابی و جایگزینی با نسل قبل انجام می‌شود.

۸- شرط توقف بررسی می‌شود. الگوریتم از مرحله ۳ تکرار می‌شود تا زمانی که به شرط توقف برسد.

۹- مقدار بهینه پارامترها تعیین می‌شود.

فلوچارت اجرای الگوریتم فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری پیشنهادی در شکل ۲ مشاهده می‌شود.

۳-۳-۲. الگوریتم هایبریدی فازی - ازدحام ذرات

پیشنهادی

بهینه‌سازی ازدحام ذرات^{۱۴} (PSO) یکی دیگر از روش‌های بهینه‌سازی الهام‌گرفته از طبیعت است. نخستین بار دو نفر به نام‌های کندی^{۱۵} و ابرهارت^{۱۶} این روش را در سال ۱۹۹۵ ابداع کردند [۲۷-۳۰]. در این الگوریتم که با الهام‌گیری از زندگی گروهی جانوران، به‌ویژه پرندگان و ماهی‌ها ابداع شده است، برای حل یک مسئله بهینه‌سازی، جمعیتی از جواب‌های کاندید با استفاده از یک فرمول ساده به‌طور تصادفی در دامنه مسئله به حرکت درآورده می‌شوند و با هدف یافتن جواب‌های بهینه سراسری کاویده می‌شوند. در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات هر یک از این جواب‌های کاندید را اصطلاحاً یک ذره^{۱۷} می‌نامند و هر ذره برای مثال، متناظر با یکی از پرندگان موجود در یک دسته پرنده در حال پرواز است [۷].

مراحل اجرای الگوریتم فازی - ازدحام ذرات پیشنهادی در زیر آورده شده است:

۱- سیستم استنتاج فازی پیشنهادی طراحی می‌شود و پارامترهای آن تعیین می‌شود.

۲- جمعیتی از ذرات با موقعیت و سرعت اولیه با استفاده از پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی مقاداردهی می‌شود. در آغاز اجرای الگوریتم، سرعت تمامی ذرات برابر با صفر در نظر گرفته می‌شود.

۳- شایستگی هر یک از ذرات ارزیابی می‌شود و P_b (بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده از هر ذره) و G_b

۱۰۶ ارائه مدل‌های هایبریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای

۳-۶- ارزیابی شایستگی هر یک از ذرات و انتخاب بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده توسط ذره و بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده توسط تمامی ذرات که در صورت بهتر بودن جایگزین شوند.

۳-۷- به ازای تعداد تکرار مشخص مراحل زیر انجام می شود.

۳-۸- به روزرسانی سرعت و موقعیت هر ذره که با روابط ۱۰ و ۱۱ به دست می آید [۳۰-۲۷].

$$X_j(i) = X_j(i-1) + V_j(i); \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

$$V_j(i) = K * (V_j(i-1) + c_1 r_1 [P_{best,j} - X_j(i-1)] + c_2 r_2 [G_{best} - X_j(i-1)]) \quad (11)$$

۳-۹- ارزیابی شایستگی هر یک از ذرات و انتخاب بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده توسط ذره و بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده توسط تمامی ذرات که در صورت بهتر بودن جایگزین می شوند.

۴- در صورت برآورده نشدن شرایط خاتمه به مرحله ۳ (۱- می رود.

۵- مقدار بهینه پارامترها تعیین می شود.

فلوچارت اجرای الگوریتم فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی در شکل ۴ مشاهده می شود.

۴- تحلیل نتایج آزمایشی

در این بخش، مقایسه و تحلیل نتایج به دست آمده از تکنیک‌های هوش محاسباتی پیشنهادی در این پژوهش به صورت دسته بندی ارائه می شود. نتایج هر روش پیشنهادی با معیارهای ارزیابی یکسان مقایسه شده اند. همچنین نتایج با یافته‌های دیگر محققان، مقایسه و دلایل تفاوت و مزایای سیستم‌های پیشنهادی ذکر می شود.

۴-۱. پیش پردازش داده‌ها

عملیات پیش پردازش داده شامل حذف نویز و نرمال سازی داده‌ها است. ابتدا داده‌ها نرمالایز شده است، سپس با استفاده از روش خوشه بندی مبتنی بر شناسایی

شخصی ذرات، معلم انتخاب می شود و همچنین برای ایجاد جمعیت جدید نیز، از بهترین تجربه شخصی هر ذره استفاده می شود. به عبارتی میانگین کلاس به سمت بهترین تجربه شخصی هر عضو حرکت می کند و در آخر بهترین تجربه‌های شخصی و سراسری به روزرسانی می شوند. در مرحله دانش آموز نیز، برای تولید جمعیت جدید، از بهترین تجربه شخصی ذرات استفاده می شود و بهترین تجربه‌های شخصی و سراسری به روزرسانی می شوند. سپس برای به دست آوردن بهترین تجربه‌های شخصی و سراسری در مرحله بعد، الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات به عنوان زیر تابع الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری اجرا می شود و این سیکل با توجه به تعداد نسل‌ها ادامه می یابد.

مراحل اجرایی الگوریتم فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی در زیر آورده شده است: ۱ - سیستم استنتاج فازی سوگنو و ممدانی پیشنهادی، طراحی و پارامترهای آن تعیین می شود.

۲ - مقداردهی اولیه به جمعیتی از ذرات (دانش آموزان) با سرعت و موقعیت و ارزیابی فیتنس اولیه هر یک از ذرات و انتخاب بردار موقعیت بهترین نقطه یافت شده توسط ذره و بردار موقعیت بهترین نقطه یافت شده توسط تمامی ذرات.

۳ - به ازای هر نسل مراحل زیر انجام می شود:

۳-۱ - محاسبه میانگین اعضای جمعیت

۳-۲ - انتخاب n عضو برتر از جمعیت به عنوان معلم

از بین بهترین تجربه شخصی ذرات

۳-۳ - تغییر راه حل (دانش آموز یا ذره) مبتنی بر بهترین راه حل که از فرمول ۸ به دست می آید [۲۳ و ۲۴].

$$X_{new} = X_{old} + r (X_{teacher} - (T_F)Mean) \quad (8)$$

۳-۴ - ارزیابی شایستگی هر یک از ذرات و انتخاب بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده توسط ذره و بردار موقعیت بهینه‌ترین نقطه یافت شده توسط تمامی ذرات که در صورت بهتر بودن جایگزین شوند.

۳-۵ - انتخاب دو راه حل x_i و x_j به صورت تصادفی و تغییر راه حل با استفاده از رابطه ۹ انجام می شود [۲۳ و ۲۴].

$$x_{new} = x_{old} + r(x_i - x_j) \quad (9)$$

نرمالیز شده و سپس با استفاده از روش مبتنی بر شناسایی داده پرت که در بالا توضیح شده، ۲۷ مورد داده حذف شده‌اند. پس از مرحله پیش‌پردازش داده، از ۲۹۵ داده باقیمانده برای ارزیابی کارایی روش‌ها استفاده شده است. در شکل ۵ نمونه‌ای از تصاویر ورودی از پایگاه داده و اطلاعات آن آورده شده است.

۴-۲. معیارهای ارزیابی

برای سنجش کارایی سیستم‌های پیشنهادی در این پژوهش و مقایسه با مدل‌های دیگر از تحلیل منحنی مشخصه عملکرد سیستم استفاده شده است. منحنی مشخصه عملکرد سیستم معیاری مناسب است؛ چون موازنه‌ای بین تشخیص‌های درست و نادرست سیستم یا به عبارتی سود و هزینه سیستم را به‌طور هم‌زمان به تصویر می‌کشد.

یک سیستم طبقه‌بندی، برچسب طبقه یک نمونه را پیش‌بینی می‌کند. هر نمونه یک برچسب واقعی و یک برچسب پیش‌بینی دارد. در بحث تحلیل منحنی مشخصه عملکرد سیستم یک آستانه تصمیم تعیین می‌شود؛ مقادیر کمتر از آن، منفی و مقادیر بزرگ‌تر از آستانه، مثبت در نظر گرفته می‌شوند. در آنالیز منحنی مشخصه عملکرد، معیارهای زیر محاسبه می‌شوند: آنهایی که مثبت بودند و درست مثبت تشخیص داده شده‌اند^{۲۴} (TP)، مثبت بودند و منفی تشخیص داده شده‌اند^{۲۵} (FN)، منفی بودند و درست منفی تشخیص داده شده‌اند^{۲۶} (TN) و آنهایی که منفی بودند و مثبت تشخیص داده شده‌اند^{۲۷} (FP). ماتریس کانفیوژن^{۲۸} براساس برچسب واقعی و برچسب پیش‌بینی شده نمونه‌ها و معیارهای TP، FN، TN و FP تشکیل می‌شود.

فرمول ۱۴ ویژگی [۳۵-۳۲]:

$$tn\ rate = Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (14)$$

فرمول ۱۵ میزان صحت:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (15)$$

چنانچه تعداد طبقات یا دسته‌ها برابر n باشند، ماتریس کانفیوژن، ماتریس $n \times n$ حاوی n طبقه‌بندی درست و

اوتلایر^{۲۳} (داده پرت) عملیات حذف داده‌های خارج از محدوده انجام شده است. مراحل روش خوشه‌بندی مبتنی بر شناسایی داده پرت برای حذف تعدادی از داده‌های نویزی به‌صورت زیر است [۳۱]:

۱- تعداد خوشه‌ها برابر با تعداد کلاس‌های خروجی در نظر گرفته می‌شوند. هر خوشه شامل کلیه متغیرهای ورودی مربوط به هر کلاس خروجی است؛ بنابراین، سه خوشه بدخیم، خوش‌خیم و نرمال وجود دارد.

۲- برای هر کدام از متغیرهای ورودی در هر خوشه میانگین حساب می‌شود.

۳- برای هر کدام از متغیرهای ورودی در هر خوشه با استفاده از فرمول ۱۲ کواریانس به دست می‌آید.

$$S_i = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{X \in m_i} (X_i - m_i) (X_i - m_i)^T \quad (12)$$

که در آن X_i خوشه i ام، m_i میانگین به‌ازای متغیرهای ورودی مربوط به هر خوشه و n_i اندازه خوشه i ام است.

۴- شعاع نرمال‌شده آماری داده‌ها، T مربع^{۳۳}، با استفاده از فرمول ۱۳ به دست می‌آید.

$$T_i^2 = (X_i - m_i) S_i^{-1} (X_i - m_i)^T \quad (13)$$

که در آن X_i خوشه i ام، m_i میانگین به‌ازای متغیرهای ورودی مربوط به هر خوشه و S_i^{-1} معکوس کواریانس به‌دست‌آمده برای متغیرهای ورودی در هر خوشه با فرمول مرحله قبل است.

۵- مقدار α با توجه به ابعاد مسئله و به نحوی تعیین می‌شود که ماهیت مسئله از دست نرود. هرچه α بیشتر باشد، تعداد داده‌های حذفی بیشتر خواهد بود. α با سعی و خطا برابر با ۵ در نظر گرفته شده است.

۶- مقادیر به‌دست‌آمده برای شعاع با فرمول T مربع به‌ازای هر داده با مقدار α مقایسه می‌شود و داده‌هایی که مقدارشان بیشتر از α باشد، به‌عنوان داده پرت شناسایی می‌شوند و حذف خواهند شد. باتوجه به مقدار تعیین‌شده برای α ، ۲۷ مورد داده حذف شده‌اند.

اطلاعات ۳۲۲ داده واقعی بیماران که از پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی گرفته شده، ابتدا

۱۰۸ ارائه مدل‌های هایبریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای

داده‌ها با روش اعتبارسنجی تقاطعی ۱۰ بخشی به دو قسمت آموزش و تست تقسیم‌بندی شده‌اند. میانگین مقدار سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم روی داده‌های آموزش و تست با ۱۰ تکرار از اجرای روش اعتبارسنجی تقاطعی ۱۰ بخشی با انتخاب تصادفی برای هر بخش به دست آمده است. ماتریس کانفیوژن نیز برای همه روش‌ها برای مقایسه تشخیص‌های درست و نادرست سیستم به‌ازای خروجی‌ها آورده شده است.

برای ارزیابی مدل‌های پیشنهادی از مقایسه اطلاعات تصاویر ماموگرافی واقعی بیماران که رادیولوژیست زیرنویس کرده، با نتایج سیستم‌ها بهره‌گیری شده است. پارامترهای عملگرهای روش‌های بهینه‌سازی به‌صورت اکتشافی با آزمایش مقادیر منطقی در محدوده مجاز آنها برای تنظیم پارامترها انتخاب شده است.

۴-۳-۱. عملکرد طبقه‌بند فازی

سیستم استنتاج فازی در حالت سوگنو طراحی شده است. پارامترهای تنظیم‌شده برای طراحی سیستم فازی در جدول ۳ آورده شده‌اند. توابع عضویت متناظر با هر عبارت زبانی ورودی، قبل از فرایند تنظیم پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی سوگنو در شکل ۵ مشاهده می‌شود.

جدول (۳): پارامترهای سیستم فازی

FisName	Breast Cancer Diagnosis
FisType	Sugeno
AndMethod	Min
OrMethod	Max
ImpMethod	Prod
AggMethod	Max
DefuzzMethod	Wtaver

شکل ۶، شکل توابع عضویت ورودی‌های سیستم استنتاج فازی سوگنو را برای تشخیص سرطان سینه نشان می‌دهد. نوع خروجی در سیستم استنتاج فازی سوگنو عدد ثابت است. رادیولوژیست، پارامترها و عبارات‌های زبانی مرتبط با هر متغیر از اطلاعات استخراج‌شده از تصاویر را تعیین کرده است.

n^2-n خطای احتمالی است. یک راهکار برای پرداختن به مسئله‌ای n طبقه‌ای، ساخت n منحنی مشخصه عملکرد سیستم مختلف برای هر کدام از طبقات یا دسته‌ها است. این را فرمول مرجع طبقه می‌نامند. به عبارت مشخص، اگر C مجموعه تمام طبقات باشد، منحنی مشخصه عملکرد سیستم i ، عملکرد طبقه‌بندی را با استفاده از طبقه C_i طبقه مثبت نشان می‌دهد و تمام طبقات دیگر را طبقه منفی مشخص می‌کند. براساس تعاریف بالا، در این پژوهش، کلاس خوش‌خیم و بدخیم، کلاس مثبت و کلاس نرمال، کلاس منفی در نظر گرفته شده است.

یکی دیگر از معیارهای قابل اطمینان برای گزارش دقت عملکرد سیستم، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم است. این روش با پدیدآوردن منحنی مشخصه عملکرد سیستم مرجع برای هر طبقه و درپی آن اندازه‌گیری مساحت زیر منحنی، مساحت زیر منحنی‌های مسائل چندطبقه را به دست می‌آورد؛ سپس مساحت زیر منحنی‌های وزن‌دهی‌شده بر حسب شیوع طبقه مرجع در داده‌ها را باهم جمع می‌بندد. به عبارت دقیق‌تر، تعریف این روش از مساحت زیر منحنی مجموع بدین صورت است:

$$AUC_{total} = \sum_{C_i \in C} AUC(C_i) \cdot p(C_i) \quad (16)$$

که در رابطه ۱۶، $AUC(C_i)$ مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم مرجع برای طبقه C_i است [۳۵] - [۳۲].

۴-۳-۲. عملکرد طبقه‌بندها

تکنیک‌های هوش محاسباتی پیشنهادی در پژوهش انجام‌شده، در نرم‌افزار متلب، طراحی و پیاده‌سازی شده‌اند. برای مقایسه روش‌های پیشنهادی در پژوهش‌های انجام‌شده برای طبقه‌بندی از پارامترهای ارزیابی یکسان استفاده شده است. با توجه به فراوانی داده‌های هر کلاس، میانگین وزن‌دار داده‌ها در نظر گرفته شده و در تابع فیتنس اعمال شده است. منحنی مشخصه عملکرد سیستم برای همه روش‌ها رسم شده است و برای اعتبارسنجی سیستم‌ها،

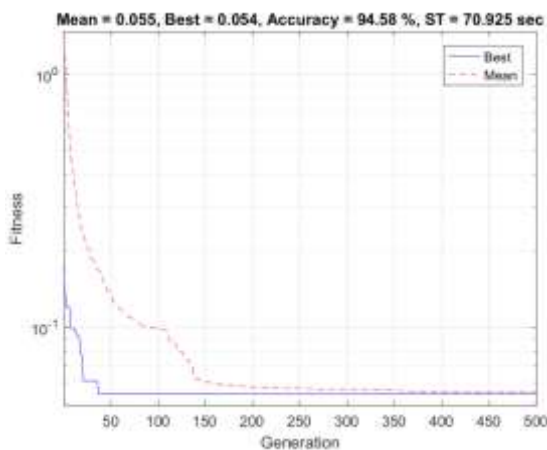
۴-۳-۳. عملکرد طبقه‌بند فازی - ازدحام ذرات

پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی سوگنو با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، تنظیم و در جدول ۵ آورده شده‌اند. در پژوهش حاصل، ساختار ذرات به صورت برداری از پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی (گوسین و واریانس) متناسب با هر متغیر زبانی (متناظر با سیستم فازی) تعریف شده است. شکل ۹، شکل توابع عضویت سیستم فازی سوگنو - ازدحام ذرات را پس از فرایند تنظیم پارامترها نشان می‌دهد. در شکل ۱۰، بهترین و میانگین اجرای الگوریتم ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی سوگنو مشاهده می‌شود.

جدول (۵): پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای

تنظیم پارامترهای توابع عضویت

۱۰۰	تعداد جمعیت
۵۰۰	تعداد نسل‌ها
۰/۷۲	ایترسی وزن
۱/۴۹	ضریب یادگیری شخصی ذرات
۱/۴۹	ضریب یادگیری جمعی ذرات



شکل (۱۰): بهترین و میانگین اجرای الگوریتم ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی سوگنو

۴-۳-۲. عملکرد طبقه‌بند فازی - مبتنی بر آموزش

و یادگیری

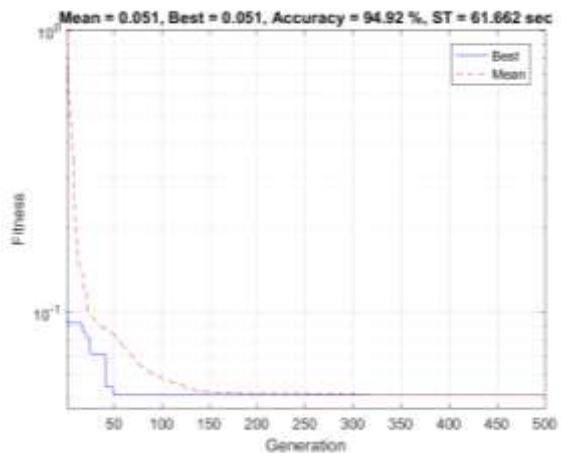
مدل‌های پیشنهادی در پژوهش در محیط متلب و روی سیستم با پردازنده Core i5، با ۲ مگابایت حافظه داخلی، پیاده‌سازی و اجرا شده است.

پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی سوگنو با الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری تنظیم شده است. تعداد جمعیت، تعداد نسل و تعداد معلم در جدول ۴ آورده شده‌اند. مقادیر مختلف برای تعیین تعداد معلم (با روش سعی و خطا) برای الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری آزمایش شده‌اند. شکل ۷، شکل توابع عضویت سیستم فازی سوگنو - مبتنی بر آموزش و یادگیری را پس از فرایند تنظیم پارامترها نشان می‌دهد. در شکل ۸، بهترین و میانگین اجرای الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی سوگنو مشاهده می‌شود.

جدول (۴): پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و

یادگیری برای تنظیم پارامترهای توابع عضویت

۱۰۰	تعداد جمعیت
۵۰۰	تعداد نسل
۳	تعداد معلم



شکل (۸): بهترین و میانگین اجرای الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی سوگنو

۴-۴. مقایسه کارایی روش‌های پیشنهادی در

پژوهش حاضر

مقایسه تحلیل نتایج روش‌های پیشنهادی با معیارهای منحنی مشخصه عملکرد سیستم در فرایند بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی کل داده‌ها به تعداد ۲۹۵ نمونه در جدول ۷ مشاهده می‌شود.

نمودارهای هم‌زمان منحنی مشخصه عملکرد سیستم مربوط به روش‌های هایبریدی پیشنهادی برای بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی سوگنو پیشنهادی در شکل ۱۳ مصور شده است.

جدول ۸، مقایسه تحلیل نتایج ماتریس کانفیوژن روش‌های هایبریدی پیشنهادی را در فرایند بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی سوگنو نشان می‌دهد. نتایج به دست آمده از ماتریس کانفیوژن نشان می‌دهد روش هایبریدی فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به روش‌های پیشنهادی دیگر برای تشخیص سرطان سینه است؛ زیرا تعداد تشخیص‌های درست در این روش نسبت به روش‌های دیگر بیشتر است.

از روش اعتبارسنجی تقاطعی ۱۰ بخشی برای ارزیابی مراحل آموزش و تست روش‌های پیشنهادی استفاده شده است. میانگین و انحراف معیار نتایج آموزش و تست حاصل از اجرای آن برای روش‌های هایبریدی پیشنهادی پس از بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی سوگنو در جدول ۹ نشان داده شده است.

با توجه به جداول بالا و مقدار سطح زیر نمودار، نتایج حاصل از اجرای معیارهای منحنی مشخصه عملکرد سیستم و اعتبارسنجی تقاطعی ۱۰ بخشی نشان می‌دهد روش هایبریدی فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی از عملکرد بهتر نسبت به روش‌های هایبریدی پیشنهادی دیگر برای تشخیص سرطان سینه در بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی پیشنهادی برخوردار است. درخور ذکر است هر یک از مدل‌های پیشنهادی به نحوی سیستم را بهبود بخشیده‌اند.

روش‌های ارائه شده در تشخیص سرطان سینه روی

۴-۳-۴. عملکرد طبقه‌بند فازی - مبتنی بر آموزش

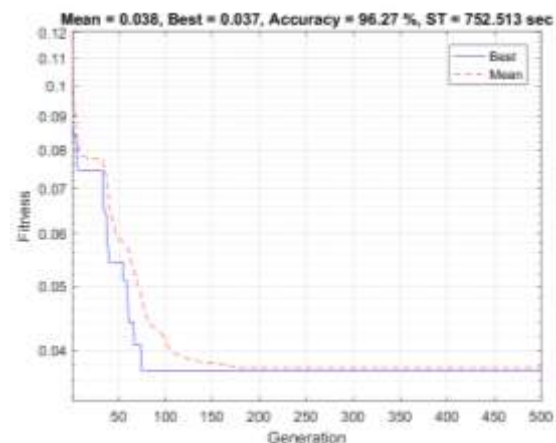
و یادگیری - ازدحام ذرات

پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی سوگنو با ترکیب الگوریتم‌های مبتنی بر آموزش و یادگیری و بهینه‌سازی ازدحام ذرات تنظیم شده‌اند. پارامترهای الگوریتم‌های ترکیبی در جدول ۶ آورده شده‌اند. شکل ۱۱، شکل توابع عضویت سیستم فازی سوگنو - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات را پس از فرایند تنظیم پارامترها نشان می‌دهد. در شکل ۱۲، بهترین و میانگین اجرای الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی سوگنو مشاهده می‌شود.

جدول (۶): پارامترهای الگوریتم ترکیبی مبتنی بر آموزش و یادگیری و بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای تنظیم پارامترهای

توابع عضویت

تعداد جمعیت	۵۰
تعداد نسل‌ها در الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری	۵۰۰
تعداد تکرار الگوریتم ازدحام ذرات به ازای اجرای هر نسل از الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری	۵۰
اینرسی وزن	۰/۷۲
ضریب یادگیری شخصی ذرات	۱/۴۹
ضریب یادگیری جمعی ذرات	۱/۴۹



شکل (۱۲): بهترین و میانگین اجرای الگوریتم مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات برای بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی سوگنو

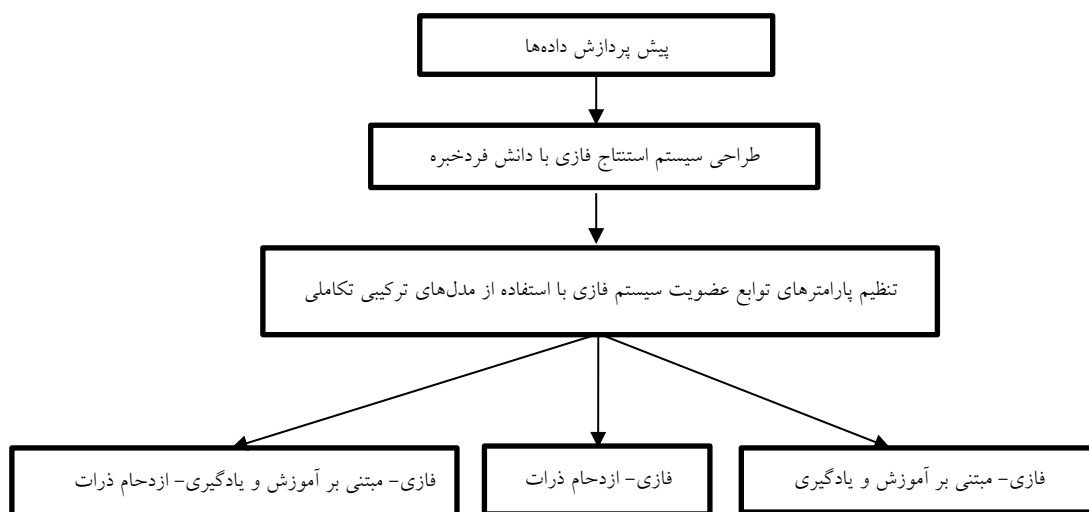
و استفاده از الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی کارا و نوین با توجه به اندازه نمونه داده، زمان پردازش و نرخ طبقه‌بندی با میزان صحت بالا برای تنظیم پارامترهای سیستم‌های مبتنی بر فازی برای مدیریت منابع عدم قطعیت برای چیره‌شدن به محدودیت‌ها و مشکلات در تشخیص سرطان سینه انجام شده است. از معیارهای اطمینان‌بخش برای سنجش کارایی سیستم‌ها استفاده و نتایج، اعتبارسنجی شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهند روش‌های پیشنهادی در این پژوهش به نرخ صحت طبقه‌بندی رقابت‌پذیر با سایر روش‌های قبلی ارائه‌شده دست یافته‌اند و روش‌های برتری فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات صحت عملکرد طبقه‌بندی در تشخیص سرطان سینه را نسبت به سایر روش‌های قبلی ارائه‌شده بهبود داده است.

با توجه به اینکه رادیولوژیست و اطلاعات تصاویر پزشکی، ویژگی‌های ورودی را در سیستم‌های پیشنهادی کارا استخراج کرده‌اند، پیشنهاد می‌شود برای اتوماتیک‌کردن فرآیند طبقه‌بندی سیستم، از روش‌های پردازش تصاویر به منظور استخراج ویژگی از تصاویر پزشکی استفاده شود و نتایج با سیستم‌های معرفی‌شده ارزیابی شود. همچنین سیستم‌های پیشنهادی را می‌توان روی پایگاه داده‌های جمع‌آوری‌شده از مراکز معتبر درمانگاهی دیگر با تعداد داده‌های بیشتر اجرا کرد. با توجه به مختصات تعیین‌شده از مرکز توده‌ها در تصاویر ماموگرافی گرفته‌شده رادیولوژیست، موقعیت توده‌ها در نواحی چهارگانه سینه با روش‌های اتوماتیک به دست می‌آید. به منظور بهبود عملکرد سیستم، می‌توان قوانین را نیز با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی آموزش داد. همچنین می‌توان از توابع عضویت مختلف و ترکیبی برای بهبود عملکرد سیستم استفاده کرد.

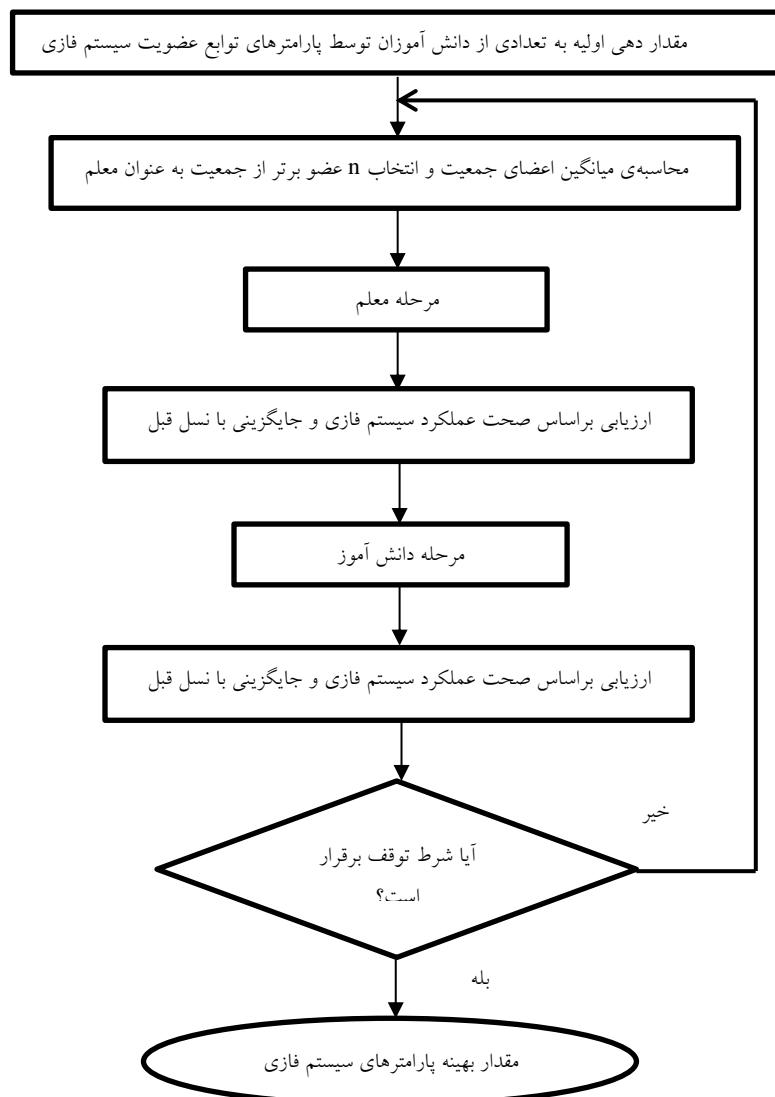
پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی توسط دیگران با تکنیک‌های برتر هوش محاسباتی پیشنهادی در این پژوهش در جدول ۱۰ مقایسه شده است. براساس مطالعات انجام‌شده روی پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی، روش‌های بررسی‌شده از ماشین بردارهای پشتیبان، روش‌های رگرسیون، یادگیری ماشین و سیستم ایمنی مصنوعی را برای طبقه‌بندی توده‌های سینه استفاده کرده‌اند. متغیرهای ورودی و خروجی در این روش‌ها مشخص شده است. در بیشتر روش‌ها ارزیابی براساس میزان صحت انجام شده است. مدل حاضر در مقایسه با سایر مدل‌های پیشنهادی در پژوهش‌های قبلی بهبود کارایی داشته است.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی

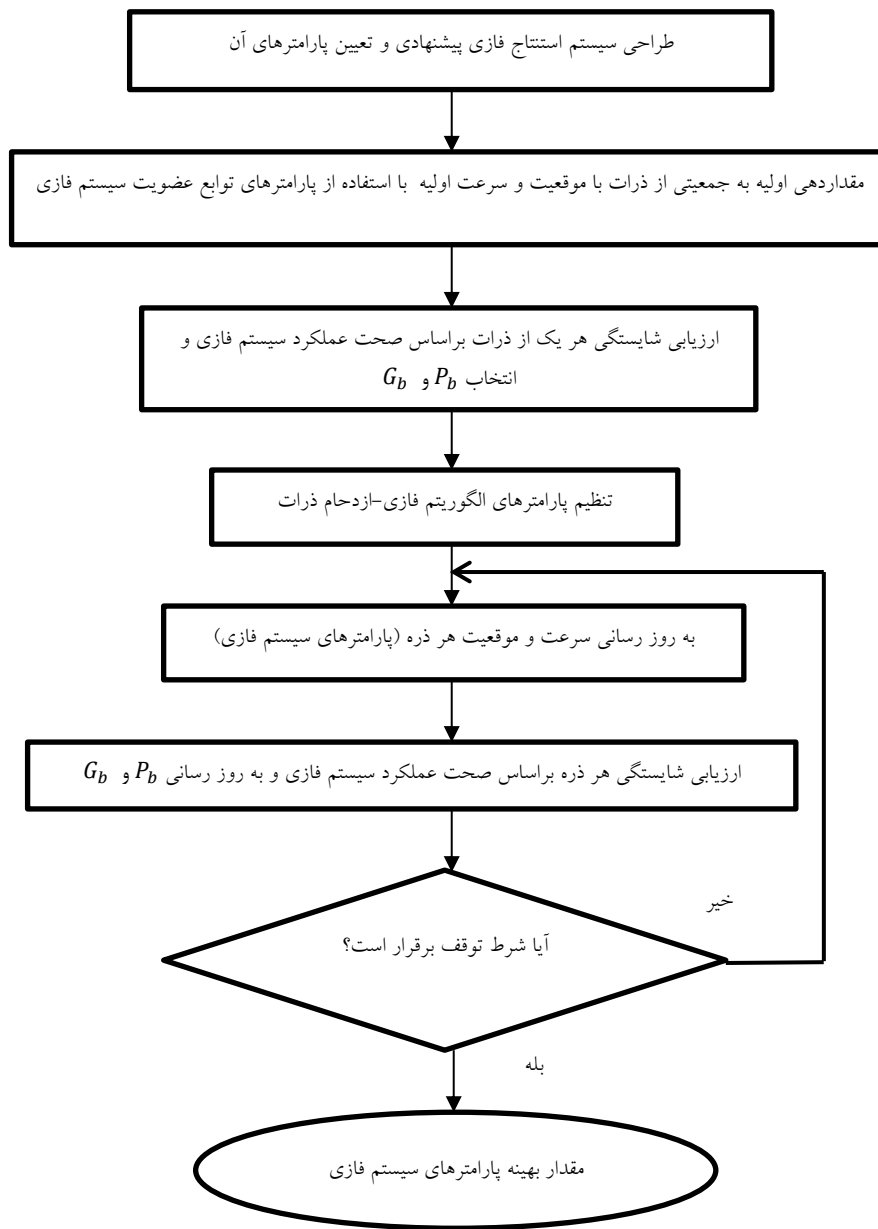
با وجود گسترش و پیشرفت تکنولوژی موجود در تشخیص و درمان، سرطان سینه هنوز دومین علت مرگ‌ومیر بعد از سرطان ریه است. تنها راه ممکن برای نجات زندگی بیماران تشخیص زودهنگام بیماری است؛ زیرا اگر این بیماری در مراحل اولیه و با میزان صحت بالا تشخیص داده شود، شانس زنده ماندن فرد افزایش پیدا می‌کند. در پژوهش حاضر، یک سیستم همیار کامپیوتر به کمک تشخیص پزشکی برای شناسایی و طبقه‌بندی توده‌ها به موارد نرمال، خوش‌خیم و بدخیم با تکنیک‌های متفاوت محاسبات نوین مبتنی بر فازی پیشنهاد شده است. از مزایای اصلی این پژوهش در مقایسه با دیگر مطالعات انجام‌شده روی پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی، تعداد ویژگی‌های ورودی کمینه در سیستم پیشنهادی است که رادیولوژیست، ویژگی‌های ورودی در سیستم‌های پیشنهادی را به صورت دستی و دقیق استخراج می‌کند و موقعیت و اندازه توده‌ها با توجه به اطلاعات استخراج‌شده تعیین می‌شود و این امر از پیچیدگی سیستم می‌کاهد. در صورتی که در بیشتر روش‌های دیگر از تکنیک‌های پردازش تصویر برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر دارای سطح بالای نویز استفاده شده است. در روش‌های پیشنهادی روش‌های جدید



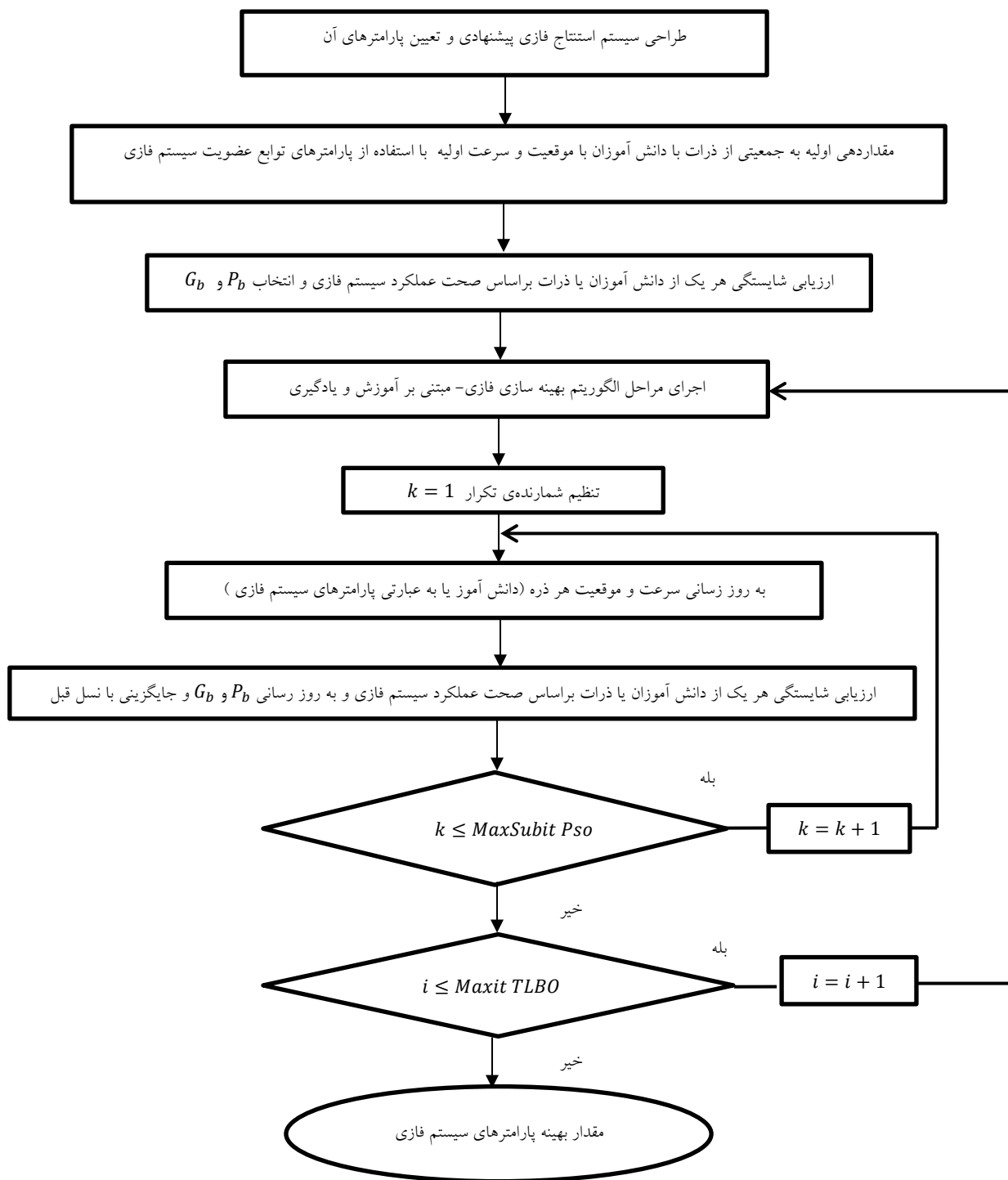
شکل (۱): روش‌های استفاده‌شده در پژوهش حاضر



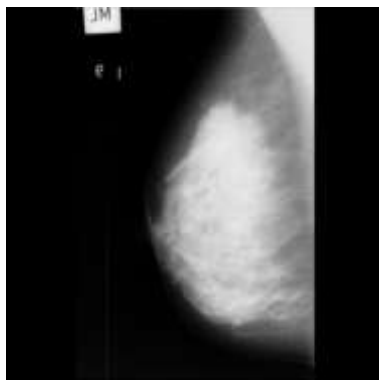
شکل (۲): فلوچارت اجرای الگوریتم فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری پیشنهادی



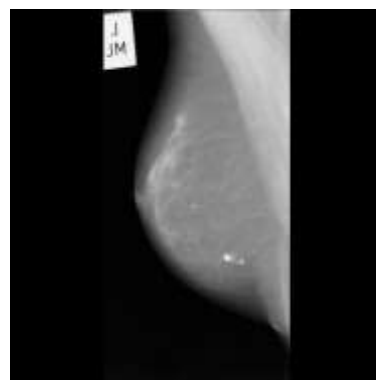
شکل (۳): فلوچارت اجرای الگوریتم فازی - ازدحام ذرات پیشنهادی



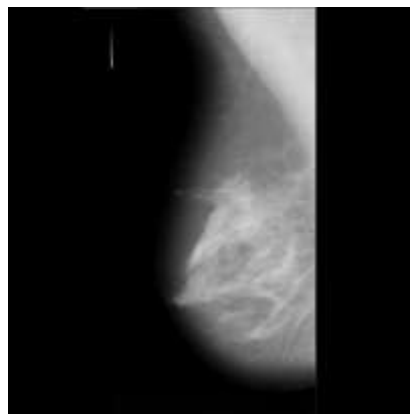
شکل (۴): فلوجارت اجرای الگوریتم فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی



(الف)

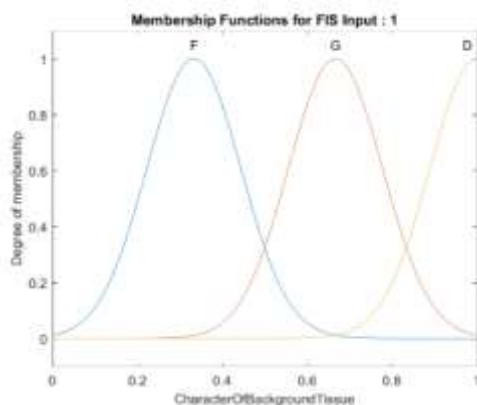


(ب)

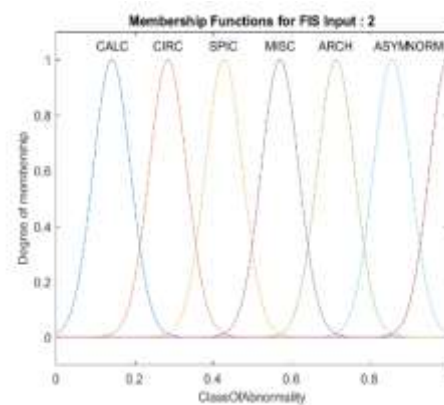


(ج)

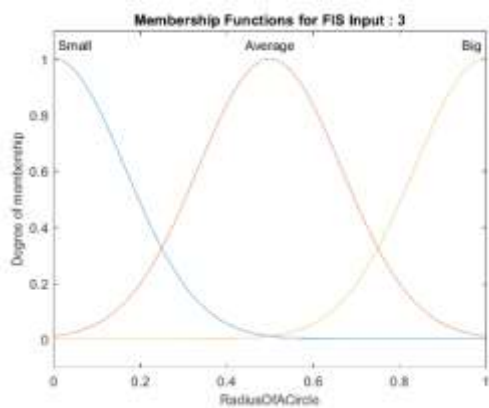
شکل (5): نمونه‌ای از تصاویر ماموگرافی پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی، الف) ویژگی بافت زمینه سینه غده‌های متراکم و شدت غیرعادی بودن، نرمال، ب) ویژگی بافت زمینه سینه چربی‌سان، طبقه غیرعادی بودن عدم تقارن و شدت غیرعادی بودن بدخیم، ج) ویژگی بافت زمینه سینه غده‌های چربی‌سان، طبقه غیرعادی بودن کج و کولگی و شدت غیرعادی بودن خوش خیم



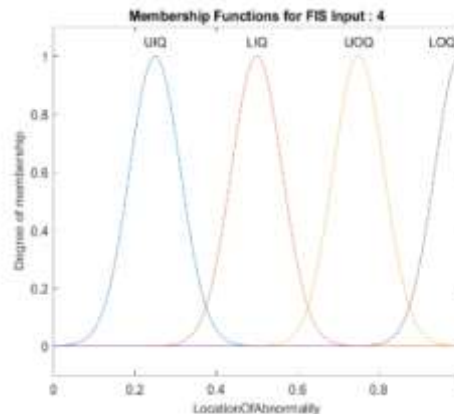
(ب)



(الف)

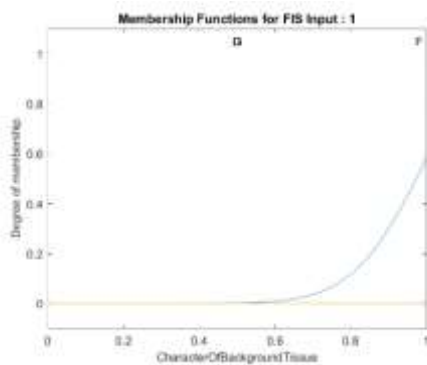


(د)

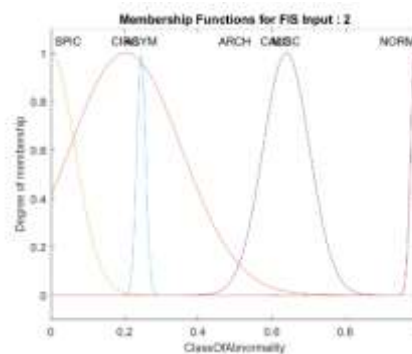


(ج)

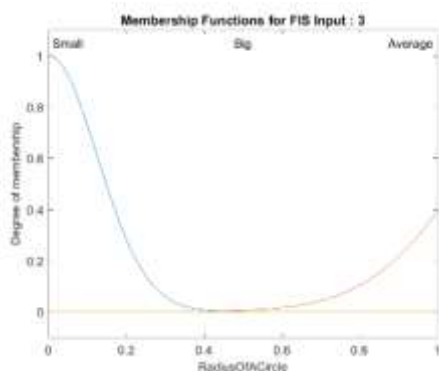
شکل (۶): توابع عضویت سیستم استنتاج فازی سوگنو قبل از فرایند تنظیم پارامترها، الف) تابع عضویت ویژگی بافت زمینه شامل ۳ عبارت زبانی چربی سان، غده‌های چربی سان و غده‌های متراکم، ب) تابع عضویت نوع توده شامل ۷ عبارت زبانی انباشتگی آهکی، واضح، سوزنی شکل، نامعلوم، کج و کولگی، عدم تقارن و نرمال، ج) تابع عضویت اندازه توده شامل ۳ عبارت زبانی کوچک، متوسط و بزرگ، د) تابع عضویت موقعیت توده شامل ۴ عبارت زبانی فوقانی داخلی، تحتانی داخلی، فوقانی خارجی، تحتانی خارجی



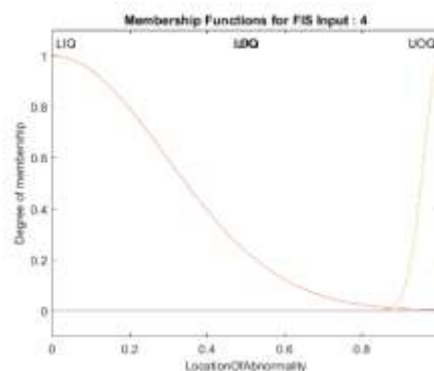
(الف)



(ب)

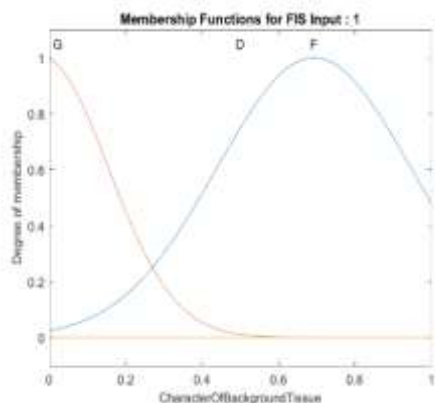


(ج)

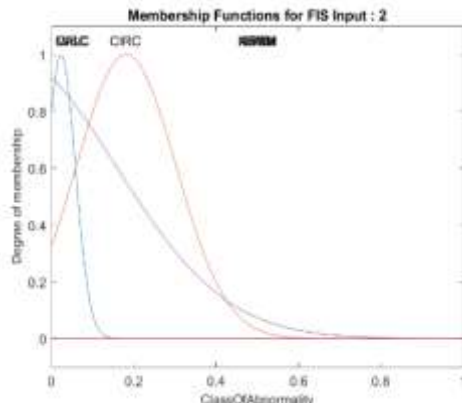


(د)

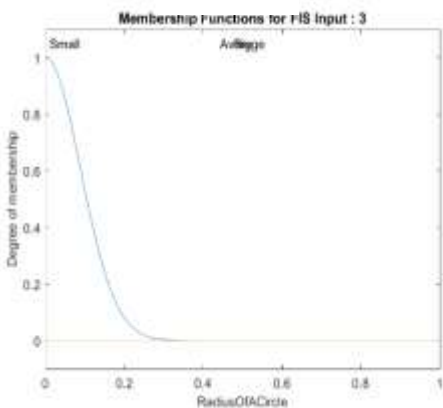
شکل (۷): توابع عضویت سیستم فازی سوگنو - مبتنی بر آموزش و یادگیری پس از فرایند تنظیم پارامترها، الف) تابع عضویت ویژگی بافت زمینه، ب) تابع عضویت نوع توده، ج) تابع عضویت اندازه توده، د) تابع عضویت موقعیت توده



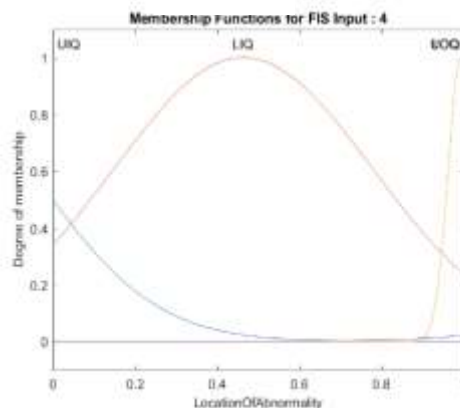
(الف)



(ب)

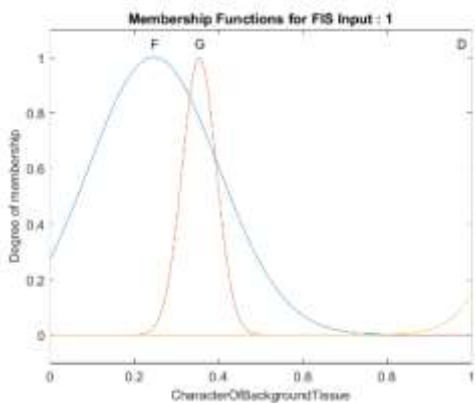


(ج)

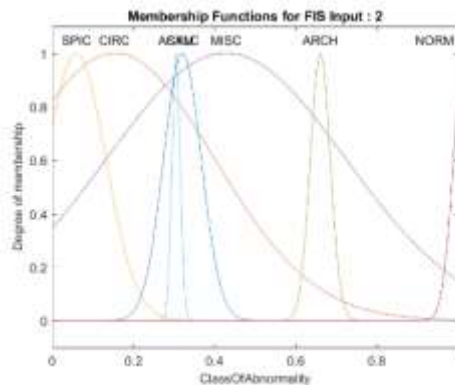


(د)

شکل (۹): توابع عضویت سیستم فازی سوگنو - ازدحام ذرات پس از فرایند تنظیم پارامترها، (الف) تابع عضویت ویژگی بافت زمینه، (ب) تابع عضویت نوع توده، (ج) تابع عضویت اندازه توده، (د) تابع عضویت موقعیت توده

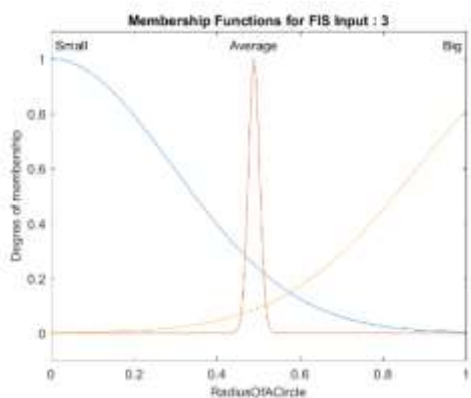


(الف)

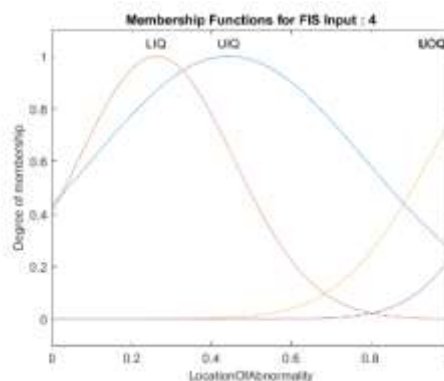


(ب)

۱۱۸ ارائه مدل‌های هایبریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای

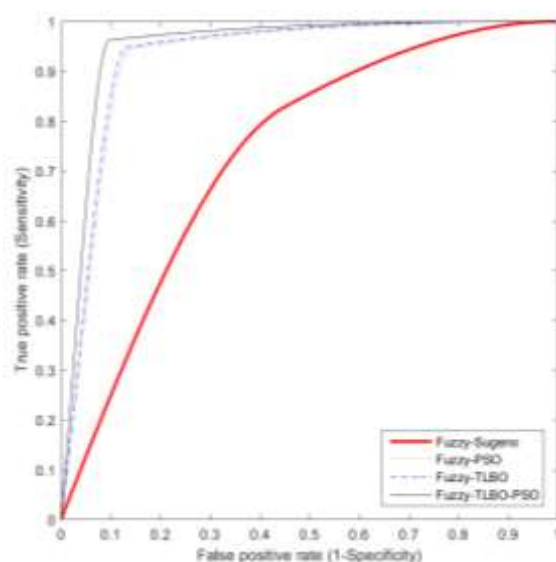


(ج)



(د)

شکل (۱۱): توابع عضویت سیستم فازی سوگنو - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پس از فرایند تنظیم پارامترها، تابع (الف) تابع عضویت ویژگی بافت زمینه، (ب) تابع عضویت نوع توده، (ج) تابع عضویت اندازه توده، (د) تابع عضویت موقعیت توده



شکل (۱۳): نمودارهای منحنی مشخصه عملکرد مربوط به روش‌های هایبریدی پیشنهادی برای بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم استنتاج فازی سوگنو پیشنهادی

جدول (۷): مقایسه تحلیل نتایج روش‌های پیشنهادی با معیارهای منحنی مشخصه عملکرد سیستم در فرایند بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی روی کل داده‌ها

روش‌ها	Accuracy% صحت	AUC% سطح زیر منحنی	Specificity % ویژگی	اطمینان CI% بازه	استاندارد SE خطای	پیش‌بینی زمانی (ثابته)	Precision% دقت	Recall% حساسیت	Fscore%
فازی	۸۲/۷۱	۶۸/۹۳	۵۵/۱۵	[۶۰/۳۳ ۷۷/۵۴]	۰/۰۴
فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری	۹۴/۹۲	۹۰/۸۲	۷۶/۷۳	[۸۰/۶۸ ۱۰۰]	۰/۰۵	۶۱/۶۶۲	۸۹/۰۴	۸۷/۷۶	۸۸/۱۰
فازی - ازدحام ذرات	۹۴/۵۸	۹۰/۲۳	۸۵/۸۸	[۸۰/۱۴ ۱۰۰]	۰/۰۵	۷۰/۹۲۵	۸۷/۵۷	۸۷/۳۴	۸۷/۴۲
فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات	۹۶/۲۷	۹۳/۲۶	۹۰/۲۴	[۸۲/۹۲ ۱۰۰]	۰/۰۵	۷۵۲/۵۱۳	۹۲/۹۳	۹۰/۷۴	۹۱/۱۲

جدول (۸): مقایسه تحلیل نتایج ماتریس کانفیوژن روش های هایبریدی پیشنهادی در فرایند بهینه سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم

فازی

FN	FP	TN	TP	روش ها
.	۵۱	۲۰۹	۳۵	فازی
.	۱۵	۲۰۹	۷۱	فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری
۰	۱۶	۲۰۹	۷۰	فازی - ازدحام ذرات
۰	۱۱	۲۰۹	۷۵	فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات

جدول (۹): میانگین و انحراف معیار نتایج آموزش و تست روش اعتبارسنجی تقاطعی ۱۰ بخشی برای روش های هایبریدی پیشنهادی

پس از بهینه سازی پارامترهای توابع عضویت سیستم فازی سوگنو

خطای استاندارد SE		بازه اطمینان ۹۵٪ CI%		ویژگی Specificity%		مساحت زیر منحنی AUC%		صحت Accuracy%		روش ها
تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	
۰/۰۰۶σ=۰/۱۳	۰/۰۰۰۲σ=۰/۰۵	[۶۳/۷۴ ۱۰۰] σ=[۰/۰۵۴ ۰]	[۸۰/۱۲ ۱۰۰] σ=[۰/۰۰۶ ۰]	۰/۰۹۵σ=۸۶/۶۳	۰/۰۰۹σ=۸۶/۷۲	۰/۰۶۴σ=۹۰/۷۷	۰/۰۰۶σ=۹۰/۸۲	۰/۰۳۳σ=۹۴/۹۲	۰/۰۰۳ σ=۹۴/۹۲	فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری
۰/۰۶۸σ=۰/۱۳	۰/۰۰۰۳σ=۰/۰۵	[۶۳/۳۴ ۹۹/۹۸] σ=[۰/۱۹۲ ۰]	[۷۹/۵۸ ۹۹/۹۵] σ=[۰/۰۰۱ ۰/۰۰۸]	۰/۱۱۷σ=۸۵/۸۷	۰/۰۱۲σ=۸۵/۸۷	۰/۰۸۰σ=۹۰/۲۲	۰/۰۰۸σ=۹۰/۲۲	۰/۰۴۳σ=۹۴/۵۷	۰/۰۰۴σ*=۹۴/۵۷	فازی - ازدحام ذرات
۰/۰۸۵σ=۰/۱۱	۰/۰۰۰۳σ=۰/۰۵	[۷۰/۳۹ ۱۰۰] σ=[۰/۲۲۶ ۰]	[۸۲/۳۵ ۱۰۰] σ=[۰/۰۰۷ ۰]	۰/۰۹۹σ=۹۰/۱۰	۰/۰۱۰σ=۹۰/۲۴	۰/۰۶۸σ=۹۳/۱۸	۰/۰۰۷σ=۹۳/۲۵	۰/۰۳۷σ=۹۶/۲۷	۰/۰۰۴σ=۹۶/۲۷	فازی - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات

*σ: انحراف معیار است.

۱۲۰ ارائه مدل‌های هابیریدی مبتنی بر فازی و الگوریتم‌های هوش جمعی مبتنی بر یادگیری تجربی برای

جدول (۱۰): مقایسه‌ای از روش‌های ارائه شده در تشخیص سرطان سینه روی پایگاه داده انجمن تجزیه و تحلیل تصاویر ماموگرافی از دیگران با تکنیک‌های برتر هوش محاسباتی پیشنهادی در این پژوهش

ارزیابی (%)	متغیرها	روش
۸۳/۸۷ (براساس میزان صحت)	ورودی: ۱۰۷ ویژگی استخراج شده از مرحله استخراج ویژگی خروجی: نرمال و غیرنرمال	قطعه‌بندی تصاویر ماموگرافی با روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات و طبقه‌بندی توده‌های نرمال و غیرنرمال با ماشین بردار پشتیبان [۱۳]
۸۹/۴۷ (براساس میزان صحت)	ورودی: ۱۶ ویژگی استخراج شده از مرحله استخراج ویژگی خروجی: ۱. انباشتگی آهکی ۲. واضح ۳. سوزنی شکل ۴. نامعلوم ۵. کج و کولگی ۶. عدم تقارن ۷. نرمال	سیستم فازی ژنتیک مبتنی بر انتخاب ویژگی موجه هم رخداد در طبقه‌بندی ماموگرام برای تشخیص سرطان سینه [۱۴]
گزارش نشده است	ورودی: تصویر خروجی: شناسایی توده در تصویر	شناسایی ضایعه در تصاویر ماموگرافی با استفاده از تکامل تفاضلی مبتنی بر خوشه‌بندی اتوماتیک فازی [۱۵]
۹۱/۸۵ (براساس میزان صحت)	ورودی: ویژگی‌های استخراج شده از مرحله استخراج ویژگی خروجی: نرمال و غیرنرمال	استخراج ویژگی با روش آنتروپی انرژی موجه و طبقه‌بندی با رگرسیون خطی [۱۶]
۸۵ (براساس میزان صحت)	ورودی: ویژگی‌های استخراج شده از مرحله استخراج ویژگی خروجی: نرمال و نامتقارن	مدل طبقه‌بندی سازگار مبتنی بر سیستم ایمنی مصنوعی برای شناسایی سرطان سینه [۱۷]
۹۴/۹۲ (براساس میزان صحت)	ورودی: ۴ ویژگی استخراج شده از تصویر گرفته شده رادیولوژیست خروجی: خوش خیم، بدخیم و نرمال	سیستم فازی سوگنو - مبتنی بر آموزش و یادگیری پیشنهادی
۹۴/۵۸ (براساس میزان صحت)	ورودی: ۴ ویژگی استخراج شده از تصویر گرفته شده رادیولوژیست خروجی: خوش خیم، بدخیم و نرمال	سیستم فازی سوگنو - ازدحام ذرات پیشنهادی
۹۶/۲۷ (براساس میزان صحت)	ورودی: ۴ ویژگی استخراج شده از تصویر گرفته شده رادیولوژیست خروجی: خوش خیم، بدخیم و نرمال	سیستم فازی سوگنو - مبتنی بر آموزش و یادگیری - ازدحام ذرات پیشنهادی

National Conference on Science and Computer Engineering, Mashhad, Iran.

[3] Breast Cancer Research Center, Motamed Cancer Institute, ACECR, Tehran, Iran, Available from: http://ibcrc.ir/index.php?slc_lang=fa&slc_sid=1

[4] R. Hosseini, M. Mazinani, 2014. Classification of Uncertainty sources in Intelligent Medical image analysis and understanding Applications, 9th Symposium of Advances in Science and Technology, National Conference on Science and Computer Engineering, Mashhad, Iran.

[5] R. Hosseini, Fuzzy Inference System, Faculty of Engineering, Shahre-e-Qods Branch.

[6] R. Hosseini, Evolutionary Computation, Faculty of Engineering, Shahre-e-Qods Branch.

سپاسگزاری

بر خود لازم می‌دانم از جناب آقای دکتر سعید گیتی‌فروز در تجزیه و تحلیل و تفسیر اطلاعات برای به ثمر رساندن این پژوهش قدردانی و تشکر کنم.

مراجع

[1] Kaviani A, A Journey with Breast Cancer, Available from: <http://www.kbdi.ir/default.aspx?PageID=20>

[2] R. Hosseini, M. Mazinani, 2014. A Mamdani Fuzzy Inference System for Breast Cancer Diagnosis in Intelligent Computer Aided Diagnosis System, 9th Symposium of Advances in Science and Technology,

- Mencattini A, Di Natale C, Martinelli E. 2015. *Adaptive classification model based on artificial immune system for breast cancer detection*. AISEM Annual Conference, Trento, Feb 3 -5, PP:1 -4.
- [18] Xie W, Li Y, Ma Y. 2015. *Breast mass classification in digital mammography based on extreme learning machine*. Neuro Computing, 173: 930 -941.
- [19] Stylianos D, Tzikopoulos, Michael E. Mavroforakis, Harris V. Georgiou, Nikos Dimitropoulos, Sergios Theodoridis. 2011. *A fully automated scheme for mammographic segmentation and classification based on breast density and asymmetry*. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 102 : 47-63.
- [20] Sivakumar R, Karnan M. 2012. *Diagnose Breast Cancer through Mammograms Using EABCO Algorithm*. International Journal of Engineering and Technology (IJET), 4: 302 - 307.
- [21] Lochanambal KP, Karnan M. 2010. *Hybrid Heuristics for Mammogram Segmentation*. IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, Coimbatore, Dec 28 -29, PP: 1 -4.
- [22] MIAS Database, Available from: <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>, Updated on: Dec 2012.
- [23] Rao RV, Savsani VJ, Vakharia DP. 2011. *Teaching-learning -based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems*. Computer - Aided Design, 43 : 303-315.
- [24] Rao RV, Savsani VJ, Vakharia DP. 2012. *Teaching-Learning -Based Optimization: An optimization method for continuous non - linear large scale problems*. Information Sciences, 183 :1-15.
- [25] Satheesh Kumar K, Harris Samuel R. 2015. *Teaching Learning based Optimization*. International Journal for Innovative Research in Science & Technology, 1: 413 -419.
- [26] Rao RV, Patel V. 2013. *An improved teaching -learning -based optimization algorithm for solving unconstrained optimization problems*. Scientia Iranica, Transactions D: Computer Science & Engineering and Electrical Engineering, 20: 710-720.
- [27] Kennedy J, Eberhart RC. 1995. *Particle Swarm Optimization*. Proceedings of The IEEE International Conference On Neural Networks, 4: 1942 -1948.
- [28] Shi Y, Eberhart RC. 1998. *A Modified Particle Swarm Optimizer*. Proceedings Of
- [7] F. Merikh Bayat, 2014, *Meta-Heuristic Optimization Algorithms*, Second Edition, Jahad Daneshgahi Tehran.
- [8] R. Rastiboroujeni, M. Teshnehlab, R. Jafari, 2015. *A CAD System for Identification and Classification of Breast Cancer Tumors in DCE-MR Images Based on Hierarchical Convolutional Neural Networks*, Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 6, Issue.1, PP. 1-14.
- [9] S. Aliakbari Dehkordi, M. Ghasemzadeh, V. Derhami, 2014. *A New Hybrid Fuzzy Intelligent Filter for Medical Image Noise Reduction*, Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 5, Issue.3, PP. 47-54.
- [10] M. Joroughi, M. Shamsi, H.R. Saberhari, M.H. Sedaaghi, A. Momenzadeh, 2014. *Gene selection and cancer classification based on microarray data using combined BPSO and BLDA algorithm*, Computational Intelligence in Electrical Engineering. Vol. 5, Issue.2, PP. 29-46.
- [11] Rahimeh Rouhi , Mehdi Jafari , Shohreh Kasaei , Peiman Keshavarzian, 2015. *Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation*. Expert Systems with Applications, 42 :990-1002.
- [12] Aminikhanghahi S, Shin S, Wang W, Jeon SI, Son SH. 2016. *A new fuzzy Gaussian mixture model (FGMM) based algorithm for mammography tumor image classification*. Multimed Tools and Applications, 75:1 -15.
- [13] Soulami KB, Saidi MN, Tamtaoui A. 2017. *A CAD System for the Detection of Abnormalities in the Mammograms Using the Metaheuristic Algorithm Particle Swarm Optimization*. Advances in Ubiquitous Networking, 397: 505 -517.
- [14] Pawar MM, Talbar SS . 2016. *Genetic Fuzzy System (GFS) based wavelet co - occurrence feature selection in mammogram classification for breast cancer diagnosis*. Perspectives in Science, 8: 247 -250.
- [15] Srikrishna A, Eswara Reddy B, Srinivas VS. 2016. *Detection of Lesion in Mammogram Images Using Differential Evolution Based Automatic Fuzzy Clustering*. Computational Intelligence Techniques in Health Care, PP: 61 -68.
- [16] Chen Y, Zhang Y, Lu HM, Chen XQ, Li JW, Wang SH. 2016. *Wavelet energy entropy and linear regression classifier for detecting abnormal breasts*. Multimed Tools And Applications, 75: 1 -20.
- [17] Magna G, Velappa Jayaraman S, Casti P,

- The IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, AK, May 4 -9, PP: 69 -73.
- [29] Nabab Alam M. 2016. *Particle Swarm Optimization: Algorithms And its Codes in MATLAB*.
- [30] Shi Y, Eberhart RC. 2000. *Comparing Inertia Weights And Construction Factors In Particle Swarm Optimization*. Proceedings Of The IEEE International Conference on Evolutionary Computation. La Jolla, CA, July 16 -19, PP: 84 -88.
- [31] G. S. David Sam Jayakumar, Bejoy John Thomas. 2013. *A New Procedure Of Clustering Based On Multivariate Outlier Detection*. Journal of Data Science, 11:69 - 84.
- [32] Bradley AP. 1997. *The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms*. Pattern Recognition, 30:1145 -1159.
- [33] Fawcett T. 2006. *An introduction to ROC analysis*. Pattern Recognition Letters, 27:861 -874.
- [34] Han J, Kamber M, Pei J. 2006. *Data Mining Concepts and Techniques*, Chapter (5).
- [35] Tan PN, Steinbach M, Kumar V. 2006. *Introduction to Data Mining*. Pearson Addison Wesley, Chapter (5).

¹ Computer-Aided Diagnosis System
² Mammography Imaging Analysis Society
³ Gray Level Co-Occurrence Matrix
⁴ Location Of Abnormality
⁵ Upper Inner Quadran
⁶ Lower Inner Quadran
⁷ Upper Outer Quadran
⁸ Lower Outer Quadran
⁹ Teaching-Learning-Based Optimization
¹⁰ Rao
¹¹ Savsani
¹² Vakharia
¹³ Teaching Factor
¹⁴ Particle Swarm Optimization
¹⁵ Kennedy
¹⁶ Eberhart
¹⁷ Particle
¹⁸ Cognitive
¹⁹ Individual
²⁰ Social
²¹ Group
²² Outlier Detection
²³ T- square
²⁴ True positive
²⁵ False Negative
²⁶ True Negative
²⁷ False Positive
²⁸ Confusion Matrix