

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی کامپیوتر

رساله دکتری هوش مصنوعی

شناسایی ناهنجاری در دستگاه گوارش با بهسازی تصاویر کیسول آندوسکوپی

نگارنده: زهرا امیری

استاد راهنما

دکتر حمید حسن پور

استاد مشاور

Professor Azeddine Beghdadi

اسفند ۱۴۰۰



مدیریت تحصیلات تکمیلی

باسمه تعالی

شماره: ۱۴۰۱/۸۱۹

تاریخ: ۱۳۹۹/۸/۱۹

ویرایش:

فرم شماره ۱۱: صورت جلسه نهایی دفاع از رساله دکتری (Ph.D)
(تعیین درجه نمره رساله برای ورودی‌های ۹۵ و سال‌های بعد)

بدینوسیله گواهی می‌شود خانم زهرا امیری دانشجوی دکتری رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی به شماره دانشجویی ۹۶۰۰۵۶۵ ورودی مهر ماه سال ۱۴۰۰ در تاریخ ۱۴۰۰/۱۲/۰۳ از رساله نظری / عملی ☐ خود با عنوان: شناسایی ناهنجاری در دستگاه گوارش با بهسازی تصاویر کیسول آندوسکوپی دفاع و با اخذ نمره ۱۹/۱ به درجه: عالی نائل گردید.

الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰ ☒ (ب) درجه خیلی خوب: نمره ۱۸/۹۹ - ۱۸ ☐
ج) درجه خوب: نمره ۱۷/۹۹ - ۱۶ ☐ (د) مردود: کمتر از ۱۶ ☐

ردیف	هیئت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱	استاد راهنمای اول	دکتر حمید حسن پور	استاد	
۲	استاد راهنمای دوم	دکتر		
۳	استاد مشاور اول	دکتر عزالدین بغدادی		
۴	استاد مشاور دوم	دکتر		
۵	استاد مدعو داخلی / خارجی	دکتر فرزین یغمایی	دانشیار	
۶	استاد مدعو داخلی / خارجی	دکتر علیرضا احمدی فرد	دانشیار	
۷	استاد مدعو داخلی / خارجی	دکتر منصور فاتح	دانشیار	
۸	نماینده تحصیلات تکمیلی دانشکده	دکتر علیرضا تجری	استادیار	

مدیر محترم تحصیلات تکمیلی دانشگاه:

ضمن تأیید مراتب فوق مقرر فرمائید اقدامات لازم در خصوص انجام مراحل دانش آموختگی خانم زهرا امیری بعمل آید.

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده:

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:



تقدیم بہ پدرم

کوہی استوار و حامی من در طول تمام زندگی

تقدیم بہ مادرم

سنگ صبری کہ انقبای زندگی بہ من آموخت

تقدیم بہ ہمسرم

کہ در سایہ ہمیاری و ہمدلی او بہ این منظور نائل شدم.

تقدیم بہ دلہندم

امید بخش جانم کہ آسایش او آرامش من است.

سپاسگزاری

نهایت سپاس خود را از جناب آقای دکتر حمید حسن پور که زحمات راهنمایی این رساله را عمده دار گردیدند و در تمامی مراحل انجام رساله از راهنمایی های دبیرانه ایشان استفاده نمودم ابراز می دارم و توفیقات روز افزون ایشان را توأم با صحت و سعادت خواستارم.

تعمدنامه

اینجانب زهرا امیری دانشجوی دوره دکتری رشته هوش مصنوعی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان‌نامه شناسایی ناهنجاری در دستگاه گوارش با بهسازی تصاویر کپسول آندوسکوپی تحت راهنمایی دکتر حمید حسن‌پور متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان‌نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان‌نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه صنعتی شاهرود» و یا «Shahrood University of Technology» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان‌نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود. استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان‌نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

چکیده

کپسول آندوسکوپی یک روش غیرتهاجمی برای تصویربرداری ویدیویی از دستگاه گوارش است و به پزشکان در بررسی و تشخیص بیماری در ناحیه دستگاه گوارش کمک می‌کند. این تکنولوژی جدید دارای مزایای فراوانی نسبت به روش متداول آندوسکوپی است. از مهم‌ترین مزیت آن می‌توان به تصویربرداری از نقاط غیرقابل دسترس مانند روده کوچک در مقایسه متداول آندوسکوپی اشاره نمود. بررسی فریم‌های اخذ شده یک فرآیند خسته‌کننده و زمان‌بر برای پزشکان است. برای تسهیل این فرآیند سیستمی مورد نیاز است که به تشخیص فریم‌های غیرنرمال بپردازد تا پزشک با بررسی دقیق آن‌ها بیماری را تشخیص دهد. تشخیص فریم‌های غیرنرمال یک کار چالش برانگیز است. در مسیر دستگاه گوارش اختلالات مختلفی وجود دارد. هریک از این اختلالات با ویژگی‌های متفاوتی از جمله رنگ، بافت و ساختار هندسی قابل بررسی هستند. بنابراین تشخیص وجود اختلالات مختلف نیازمند استخراج ویژگی‌های متفاوت می‌باشد. همچنین از جمله چالش‌های دیگر در شناسایی ناهنجاری‌ها، وجود خرابی‌های مختلف مانند نویز، روشنایی کم و تاری برخی از فریم‌ها در دستگاه گوارش است.

در پژوهش حاضر روشی ترکیبی از روش یادگیری عمیق و یادگیری سنتی به منظور تشخیص فریم‌های حاوی اختلالات رایج ارائه شده است. اختلالات در نظر گرفته شده شامل خونریزی، زخم، پولیپ، آنژیودیسپلازی و لنفوئید هایپرپلازی می‌باشد. بدین منظور تعدادی ویژگی از یک شبکه‌ی عمیق از پیش آموزش داده شده استخراج می‌شود. همچنین برای استخراج ویژگی‌های دستی، ابتدا با استفاده از یک ایده‌ی جدید نواحی متمایز از نظر بافت و رنگ به عنوان نواحی محتمل حاوی اختلال از تصاویر استخراج می‌گردند. سپس از این نواحی ویژگی‌های متناسب با رنگ، بافت و شکل استخراج می‌شود. در استخراج ویژگی‌های رنگ، از یک ایده‌ی جدید برای آشکارسازی تغییرات رنگ ناگهانی نسبت به پیش‌زمینه که نشان‌دهنده‌ی اختلال است، استفاده شده است. در نهایت ویژگی‌های استخراج شده‌ی عمیق و دستی به عنوان ورودی دسته‌بند در نظر گرفته می‌شود تا تصاویر به دسته‌های مذکور دسته‌بندی شوند. نتایج حاصل از این پژوهش بر روی پنج پایگاه داده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با دقت بسیار بالایی این اختلالات را تشخیص می‌دهد و نسبت به تحقیقات پیشین، از عملکرد بالاتری برخوردار است.

کلمات کلیدی: کپسول آندوسکوپی، تشخیص فریم‌های غیرنرمال، یادگیری عمیق، شناسایی اختلال، بهسازی تصاویر

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

مقالات مجلات:

- 1- Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi (2022) "Feature Extraction for Abnormality Detection in Capsule Endoscopy Images", ***Biomedical Signal Processing and Control***, vol. 71, part B.
- 2- Amiri, Z., Hassanpour H., Beghdadi, A. (2021) "A Computer-Aided Method for Digestive System Abnormality Detection in WCE Images", ***Journal of Healthcare Engineering***, vol. 2021.
- 3- Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi (2022) "An Expanded MLP Neural Network for Fast Angiodysplasia Lesions Segmentation in Capsule Endoscopy Images", ***International Journal of Artificial Intelligence and Tools***, vol. 31, no. 2.
- 4- Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, (2022) "Abnormalities Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images using EM Algorithm", ***The Visual Computer*** (Accepted).
- 5- Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, "Combining Deep Features and Hand-crafted Features for Abnormality Detection in WCE Images", ***Biomedical Signal Processing and Control***, (Under Review).

مقالات کنفرانس:

- 6- Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi (2019) "A Computer- Aided Method to Detect Bleeding Frames in Capsule Endoscopy Images" ***8th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)***, Roma, Italy.
- 7- Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi (2019) "Feature Selection for Bleeding Detection in Capsule Endoscopy Images using Genetic Algorithm", ***5th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS)***, Shahrood, Iran.

فهرست مطالب

فصل اول: کپسول آندوسکوپی و تشخیص اختلال در سیستم گوارشی ۱

۱-۱- مقدمه ۲

۱-۲- ساختار کپسول آندوسکوپی ۲

۱-۳- انواع اختلال در تصاویر کپسول آندوسکوپی ۴

۱-۴- پردازش تصاویر کپسول آندوسکوپی ۶

۱-۵- ساختار کلی سیستم پیشنهادی برای تشخیص فریم‌های غیرنرمال ۷

۱-۶- محدودیت‌ها و چالش‌ها ۹

۱-۷- هدف و فرضیات تحقیق ۱۲

۱-۸- نوآوری‌ها و دستاوردهای رساله ۱۳

۱-۹- جمع‌بندی ۱۷

فصل دوم: مروری بر کارهای گذشته ۱۹

۲-۱- مقدمه ۲۰

۲-۲- معرفی روش‌های بهسازی تصاویر کپسول آندوسکوپی ۲۰

۲-۳- مروری بر روش‌های تشخیص فریم‌های غیرنرمال ۲۳

۲-۴- جمع‌بندی ۳۳

فصل سوم: روش پیشنهادی ۳۵

۳-۱- مقدمه ۳۶

۳-۲- ساختار کلی روش پیشنهادی ۳۶

۳-۳- پیش‌پردازش ۳۷

۳۸	۴-۳- استخراج ویژگی‌های دستی
۳۸	۳-۴-۱- بهسازی تصاویر
۳۹	۳-۴-۲- استخراج نواحی پیشنهادی
۵۶	۳-۴-۳- استخراج ویژگی
۶۳	۵-۳- استخراج ویژگی‌های عمیق
۶۴	۶-۳- کاهش ویژگی
۶۴	۷-۳- دسته‌بندی تصاویر
۶۵	۳-۸- جمع‌بندی
۶۷	فصل چهارم: آزمایش‌ها و نتایج
۶۸	۱-۴- مقدمه
۶۸	۲-۴- پایگاه‌های داده
۷۵	۳-۴- معیارهای ارزیابی
۷۷	۴-۴- انتخاب تعداد ویژگی در روش انتخاب ویژگی
۷۹	۵-۴- ارزیابی روش استخراج نواحی پیشنهادی
۸۱	۶-۴- ارزیابی روش دسته‌بندی
۸۹	۷-۴- ارزیابی روش پیشنهادی از نظر زمان اجرا
۹۰	۴-۸- نرم‌افزار توسعه‌یافته
۹۲	۴-۹- جمع‌بندی
۹۳	فصل پنجم: جمع‌بندی و کارهای آتی
۹۴	۵-۱- جمع‌بندی
۹۶	۲-۵- کارهای آتی
۹۸	منابع

فهرست اشکال

- شکل ۱-۱- ساختار کلی کپسول آندوسکوپی ۳
- شکل ۲-۱- فریم‌های حاصل از کپسول آندوسکوپی در وضعیت‌های مختلف ۵
- شکل ۳-۱- اجزاء اصلی سیستم ارائه شده به منظور تشخیص انواع اختلالات در فریم‌های WCE ۹
- شکل ۴-۱- شباهت زیاد برخی از تصاویر نرمال با تصاویر غیرنرمال.. ۱۰
- شکل ۵-۱- چند نمونه از تصاویر WCE حاوی اختلالات مختلف در شرایط روشنایی کم [۳۱] ۱۱
- شکل ۶-۱- چند نمونه از تصاویر تار WCE ۱۱
- شکل ۷-۱- نمونه‌هایی از موانع احتمالی موجود در تصاویر ۱۲
- شکل ۱-۲- روال روش لانگ و همکاران [۴۳] برای افزایش روشنایی و جزئیات تصویر WCE ۲۲
- شکل ۲-۲- نتیجه‌ی اعمال روش دانگ و همکاران [۱] بر روی یک تصویر WCE با نور کم. ۲۳
- شکل ۳-۲- اعمال روش نوپا و همکاران [۱۴] بر روی یک فریم به منظور استخراج نواحی پیشنهادی حاوی آنژیودیسیپلازی ۲۷
- شکل ۴-۲- اعمال روش دیبا و همکاران [۱۷] برای تشخیص آنژیودیسیپلازی در تصاویر WCE ۲۷
- شکل ۵-۲- ساختار شبکه‌ی AlbuNet [۴۱] ۲۸
- شکل ۶-۲- ساختار شبکه‌ی TernaNet [۲] ۲۸
- شکل ۷-۲- روال کلی روش معرفی شده در [۱۰] به منظور تشخیص زخم در تصاویر WCE ۳۱
- شکل ۱-۳- ساختار کلی روش پیشنهادی ۳۷
- شکل ۲-۳- ماسک دودویی اعمال شده بر روی تصاویر ورودی ۳۸
- شکل ۳-۳- نتیجه‌ی اعمال الگوریتم بهسازی بر روی دو فریم کپسول آندوسکوپی. ۳۹
- شکل ۴-۳- یک تصویر دارای اختلال آنژیودیسیپلازی در کانال‌های مختلف فضاهای رنگی متفاوت.. ۴۱
- شکل ۵-۳- توزیع پیکسل‌های یک تصویر دارای اختلال در نواحی نرمال و غیرنرمال ۴۱
- شکل ۶-۳- نتایج انتخاب نواحی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم EM ۴۵
- شکل ۷-۳- محاسبه بین یک تکه PX و تکه میانگین PA برای دو تصویر با معیارهای مختلف ۴۸
- شکل ۸-۳- نقشه‌ی تمایز برای تصاویر با چهار اختلال مختلف ۴۹

- شکل ۳-۹- توزیع پیکسل‌ها در یک تصویر با اختلال آنژیودیسیپلازی ۵۰
- شکل ۳-۱۰- استخراج نواحی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی ۵۲
- شکل ۳-۱۱- چند نمونه از بخش‌بندی سریع تصاویر جهت استفاده در ورودی الگوریتم EM ۵۵
- شکل ۳-۱۲- مقادیر NCH برای سه صفحه از فضای رنگی CIE Lab برای یک تصویر دارای اختلال در تمام پیکسل‌ها (گراف قرمز) و تمام پیکسل‌ها به جز نواحی دارای اختلال (گراف آبی) ۵۷
- شکل ۳-۱۳- میانگین MAD به ترتیب برای تمام صفحات از فضاهای رنگی ۵۸
- شکل ۳-۱۴- نمودارهای NCH برای دو تصویر نرمال و دو تصویر دارای اختلال آنژیودیسیپلازی. ... ۶۱
- شکل ۳-۱۵- همسایگی تعریف شده حول یک پیکسل در روش استخراج ویژگی‌های بافت ۶۲
- شکل ۴-۱- دو نمونه از تصاویر موجود در پایگاه داده اول (GIANA-2017) [۴۸] ۶۹
- شکل ۴-۲- چندزهرامیری نمونه از تصاویر در پایگاه داده دوم (Red-lesion Endoscopy 2018) [۴۹] ۷۰
- شکل ۴-۳- چند نمونه از تصاویر موجود در پایگاه داده سوم (Kvasir-capsule 2021) [۶۰] ۷۲
- شکل ۴-۴- نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده‌ی چهارم (KID 2017) [۶۱] ۷۳
- شکل ۴-۵- نمونه‌هایی از تصاویر زخم موجود در پایگاه داده‌ی پنجم [۶۲] ۷۴
- شکل ۴-۶- نمودار دقت به ازای تعداد ویژگی انتخاب شده ۷۸
- شکل ۴-۷- نمودار امتیاز ویژگی‌ها، به ترتیب از بیشترین امتیاز به کمترین امتیاز ۷۸
- شکل ۴-۸- نمودار شیب امتیازات ۷۹
- شکل ۴-۹- مقایسه‌ی روش استخراج نواحی پیشنهادی با روش‌های ویرا و همکاران در روش ۱ [۶۴] و روش ۲ [۶۵] بر روی اختلالات آنژیودیسیپلازی در پایگاه داده‌ی چهارم (KID dataset) ۸۰
- شکل ۴-۱۰- نمای کلی نرم‌افزار تشخیص ناهنجاری در تصاویر کپسول آندوسکوپی ۹۱

فهرست جداول

جدول ۱-۱- برخی از مدل‌های رایج کپسول آندوسکوپی [۸]	۳
جدول ۱-۳- پارامترهای توزیع پیکسل‌ها در نواحی نرمال و ناهنجاری	۴۲
جدول ۲-۳- صفحات موثرتر در اختلالات مختلف	۵۹
جدول ۳-۳- پارامترهای الگوریتم HOG	۶۳
جدول ۱-۴- جزئیات پایگاه داده دوم (Red-lesion Endoscopy 2018) [۴۹]	۷۰
جدول ۲-۴- تصاویر موجود در پایگاه داده سوم (Kvasir-Capsule 2021) [۶۰]	۷۱
جدول ۳-۴- توصیف پایگاه داده‌ی پنجم (CrohnIPI 2020) [۶۲]	۷۴
جدول ۴-۴- پایگاه داده‌ی ترکیبی	۷۵
جدول ۵-۴- شرح چند پارامتر در معیارهای ارزیابی	۷۷
جدول ۶-۴- مقایسه‌ی روش استخراج ROIها با دو روش یادگیری عمیق شامل: روش گوبیرادیت و همکاران [۴۱] و روش اشوتز و همکاران [۲] و روش دیبا و همکاران [۱۷]	۸۱
جدول ۷-۴- ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده ترکیبی	۸۲
جدول ۸-۴- ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از دسته‌بندی تصاویر پایگاه داده ترکیبی	۸۲
جدول ۹-۴- ارزیابی تاثیر هریک از گام‌های اصلی روش بر روی روش پیشنهادی	۸۳
جدول ۱۰-۴- ارزیابی تاثیر گام‌های استخراج ویژگی‌های دستی	۸۴
جدول ۱۱-۴- مقایسه‌ی عملکرد سایر شبکه‌های عمیق از پیش آموزش داده شده	۸۵
جدول ۱۲-۴- ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی سوم	۸۶
جدول ۱۳-۴- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روشهای موجود دیگر بر روی پایگاه داده‌ی اول	۸۷
جدول ۱۴-۴- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روشهای دیگر بر روی پایگاه داده‌ی چهارم	۸۷
جدول ۱۵-۴- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش حاج‌عبداللهی و همکاران [۱۸]	۸۸
جدول ۱۶-۴- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش دمایسین و همکاران [۶۷]	۸۹
جدول ۱۷-۴- پیکربندی سیستم	۸۹
جدول ۱۸-۴- تاثیر اندازه‌ی تصویر بر دقت و زمان اجرای روش پیشنهادی	۹۰

فهرست علائم اختصاری

واژه‌های اختصاری	علامت اختصاری
Accuracy	AC
Cumulative Distribution Function	CDF
Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization	CLAHE
Completed Local Binary Pattern	CLBP
Convolutional Neural Network	CNN
Dice Score	DS
Expectation Maximazation	EM
F-measure	F-M
Histogram of Gradiant	HOG
Histogram of Gradiant	HOG
Intersection over Union	IoU
Local Binary Pattern	LBP
Mean of Absolute Differences	MAD
Matthews Correlation Coefficient	MCC
Maximum Relevance Minimum Redundancy	MRMR
Normalize Comulative Histogram	NCH
Nonlinear Intensity Transformation	NIT
Precision	Pre
Recall	Re
Region Of Interest	ROI
Stacked Sparse Auto Encoder	SSAE
Stacked Sparse Auto Encoder with Image Manifold constraint	SSAEIM
Support Vector Machine	SVM
Wireless Capsule Endoscopy	WCE

فصل اول: کپسول آندوسکوپی و تشخیص

اختلال در سیستم گوارشی

۱-۱- مقدمه

کپسول آندوسکوپی بی سیم (WCE)^۱ یک وسیله کپسول شکل کوچک است که به متخصصین گوارش اجازه می دهد دستگاه گوارش، به خصوص روده ی کوچک بیمار را با تصویر برداری ویدیویی مورد بررسی قرار دهند [۱]. WCE کاربرد وسیعی در تشخیص بیماریهای گوارشی به واسطه غیرتهاجمی بودن و احساس راحتی بیمار پیدا کرده است [۲]. تشخیص بدون درد و توانایی تصویر برداری از نقاط غیرقابل دسترس در دستگاه گوارش از مهم ترین مزایای استفاده از این تکنولوژی در مقایسه با روش آندوسکوپی سنتی است [۳]. WCE کاربردهای بسیاری به ویژه در بررسی روده ی کوچک دارد، زیرا دسترسی به آن با سایر تکنیک های موجود دشوار است. بعضی از این کاربردها مانند تشخیص خونریزی مبهم گوارشی، تشخیص بیماری های التهابی روده مانند بیماری کرون، شناسایی زخم و تومورهای مشکوک، تشخیص و ارزیابی بیماری سلیاک، نظارت بر سندرم های پولیپوزیس ارثی و ارزیابی آسیب ناشی از داروها می باشد [۴]. ویدیوی ایجاد شده از فرآیند WCE ممکن است تا ۸ ساعت طول بکشد و بالغ بر ۸۰۰۰۰ فریم ایجاد نماید [۵]. در این فرآیند معمولاً هر ثانیه بین دو تا شش تصویر گرفته می شود. بررسی فریم های ویدیو برای یک متخصص به منظور بررسی اختلالات احتمالی، یک فرآیند زمان بر و خسته کننده است [۶]. برای برطرف ساختن این مشکل از تکنیک های پردازش تصویر می توان استفاده کرد تا به کمک آن فریم های محتمل حاوی اختلالات بطور خودکار شناسایی و برای ارزیابی دقیق تر به پزشک ارائه شود.

۱-۲- ساختار کپسول آندوسکوپی

WCE دارای یک ساختار فشرده شامل یک دوربین، منبع نور، باتری و فرستنده رادیویی مشابه شکل ۱-۱ است [۴]. تصاویر به ضبط کننده ی قابل حمل بسته شده دور کمر بیمار ارسال می شود. این

¹ Wireless Capsule Endoscopy

کپسول‌ها هنگام بلعیده شدن، به طور طبیعی از طریق دستگاه گوارش حرکت می‌کنند و به چند جهت از سایر روش‌های تهیه تصویر از مسیر گوارش برتری دارند. از جمله این مزایا می‌توان به راحت بلعیده شدن آن توسط بیمار، بدون درد بودن آن، عدم نیاز به حضور بیمار در بیمارستان، عدم قرار رفتن بیمار در معرض پرتوهای خطرناک و همچنین امکان دسترسی پزشک به تصاویر روده‌ی کوچک (که توسط روش‌های سنتی دشوار است) اشاره نمود [۷]. همچنین این کپسول‌ها در مقایسه با روش‌های غیرتهاجمی موجود مانند سی‌تی‌اسکن، قادر به تهیه تصویر واقعی از نواحی داخلی بدن هستند. برخی از مدل‌های رایج کپسول آندوسکوپی در جدول ۱-۱ آمده است [۸].



شکل ۱-۱- ساختار کلی کپسول آندوسکوپی

جدول ۱-۱- برخی از مدل‌های رایج کپسول آندوسکوپی [۸]

				نام کپسول
PillCam SB3	EndoCapsule	MicroCam	OMOM	
طول: ۲۶/۲ mm قطر: ۱۱/۴ mm	طول: ۲۶ mm قطر: ۱۱ mm	طول: ۲۴/۵ mm قطر: ۱۰/۸ mm	طول: ۲۷/۹ mm قطر: ۱۳ mm	اندازه
۳ g	۳/۵۰ g	۳/۲۵ – ۴/۷۰ g	۶ g	وزن
۸ ساعت یا بیشتر	۸ ساعت یا بیشتر	۱۱ ساعت یا بیشتر	۶-۸ ساعت یا بیشتر	طول عمر باتری
۳۴۰*۳۴۰	۵۱۲*۵۱۲	۳۲۰*۳۲۰	۶۴۰*۴۸۰	رزولوشن
بین ۲-۶ fps	۲ fps	۳ fps	۲ fps	تعداد فریم در ثانیه
۱۵۶°	۱۴۵°	۱۷۰°	۱۴۰°	دامنه دید

۳-۱- انواع اختلال در تصاویر کپسول آندوسکوپی

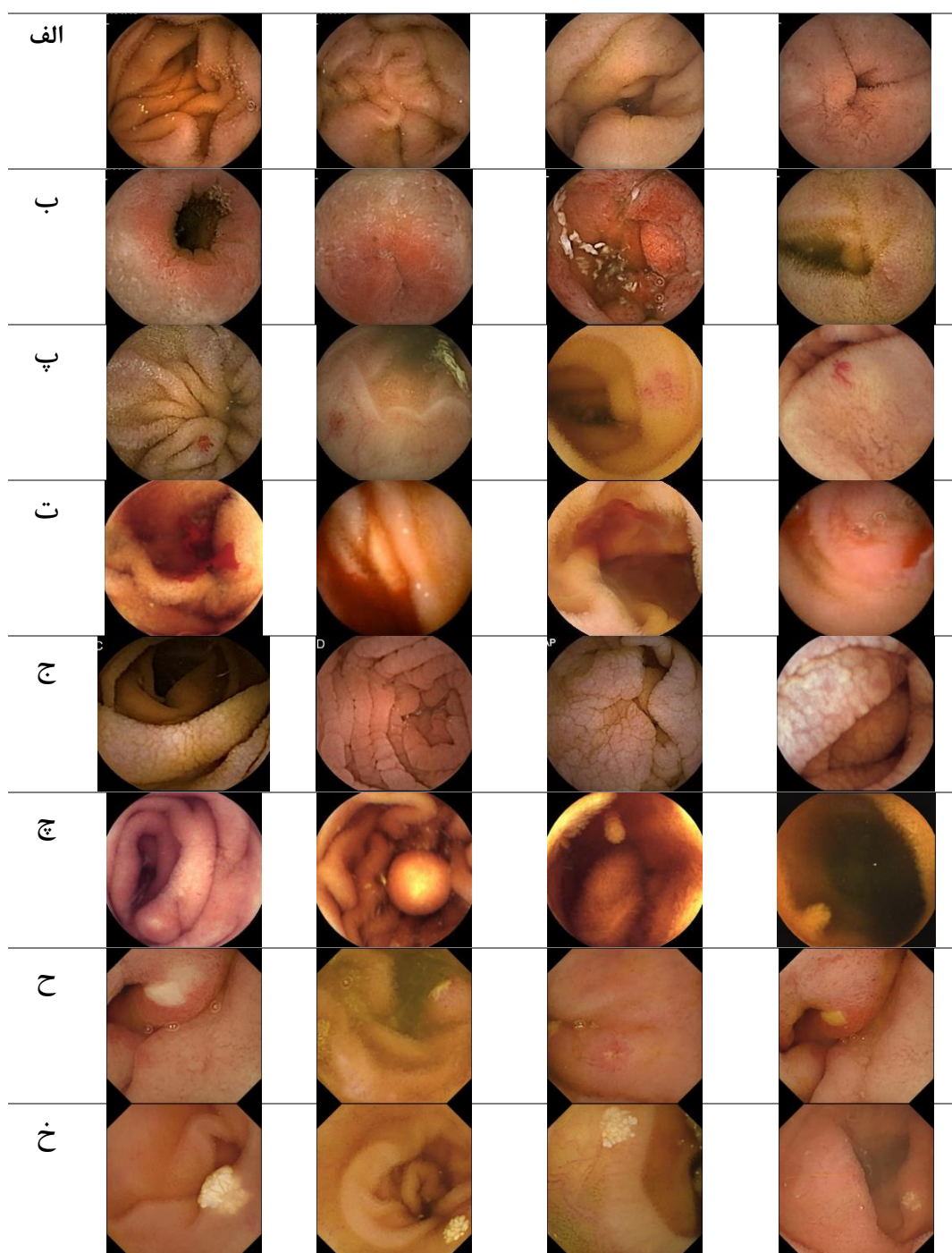
همانطور که اشاره شد در مسیر دستگاه گوارش اختلالات مختلفی وجود دارد و تشخیص آن برای متخصص حائز اهمیت است. در شکل ۱-۲ برخی از اختلالات موجود که در پژوهش‌های مختلف مورد توجه قرار گرفته‌اند، به تصویر کشیده شده‌اند. همانطور که در تصویر مشاهده می‌شود این اختلالات می‌تواند شامل آنژیودیسیپلازی، خونریزی، زخم، پولیپ‌ها، لنفوئید هایپرپلازی، التهاب روده و موارد دیگر باشد. از بین اختلالات موجود، تمرکز این پژوهش بر روی پنج نوع اختلال رایج شامل خونریزی، آنژیودیسیپلازی، پولیپ، زخم و لنفوئید هایپرپلازی می‌باشد که در ادامه به بررسی دقیق‌تر هریک از این اختلالات پرداخته شده است. طبق مشورت‌های صورت گرفته با پزشکان این اختلالات رایج‌ترین اختلالات حائز اهمیت در تصاویر کپسول آندوسکوپی هستند و بیشتر در نقاطی از دستگاه گوارش رخ می‌دهند که دسترسی به آنها با روش‌های متداول دیگر امکان‌پذیر نیست.

تشخیص زخم روده‌ی کوچک از جمله مشکلاتی است که در مراجع مختلف مورد توجه قرار گرفته است. این اختلال معمولاً در تصاویر به رنگ سفید یا خاکستری کم‌رنگ در مقایسه با نواحی مخاطی طبیعی ظاهر می‌شود. بسیاری از مطالعات در این زمینه با استفاده از تکنیک‌های معمول مرتبط با رنگ‌ها و بافت‌ها به توصیف ویژگی‌های این دسته از تصاویر پرداخته‌اند [۹-۱۲].

خونریزی در دستگاه گوارش ناشی از علل مختلفی مانند اختلالات عروقی، تومورهای عروقی، زخم‌ها و اختلالات التهابی می‌باشد [۱۳]. آنژیودیسیپلازی همان انبساط عروق مخاطی دستگاه گوارش است که اغلب در روده بروز می‌کند. این اختلال معمولاً با یک خوشه غیرمعمول از رگ‌های خونریزی شده با دیواره‌های شکننده و نازک قابل تشخیص است [۱۴]. دو اختلال خونریزی و آنژیودیسیپلازی به صورت لکه‌های قرمز رنگ در تصویر مشاهده می‌شوند. این دو اختلال از نظر ساختاری و بافت دارای ویژگی متمایز کننده‌ای نیستند. در منابع مختلف به منظور استخراج ویژگی غالباً از تحلیل ویژگی‌های

رنگ و هیستوگرام رنگ در فضاهای رنگی مختلف استفاده نموده‌اند [۱۵-۱۷] و از ساختارهای عمیق

نیز برای دسته‌بندی این تصاویر استفاده شده است [۱۸-۲۰].



شکل ۱-۲- فریم‌های حاصل از کپسول آندوسکوپی در وضعیت‌های مختلف: الف- نرمال ب- التهاب روده پ- آنژیودیسپلازی ت- خونریزی ج- بیماری سلیاک چ- پولیپ ح- زخم خ- لنفوئید هایپرپلازی.

جهش ژن‌ها باعث می‌شود که سلول‌ها به تقسیم شدن مداوم و بی‌رویه در زمانی که نیاز به تولید سلول‌های جدید نیست، ادامه دهند. این رشد نامنظم باعث شکل‌گیری پولیپ روده می‌شود و هرچه پولیپ بزرگتر باشد احتمال سرطانی شدن آن بیشتر است. در تحقیقات مختلفی موضوع تشخیص پولیپ در تصاویر کپسول آندوسکوپی مورد توجه قرار گرفته است [۲۱-۲۶]. در اکثر روش‌های موجود از سه دسته ویژگی برای تشخیص پولیپ شامل رنگ، بافت و شکل استفاده شده است. طبق اطلاعات پزشکی پولیپ‌ها دارای دو نوع شکل هندسی هستند. پولیپ‌های پدانکوله^۱، که ساختارهای قارچی شکل هستند که توسط یک ساقه نازک به بافت متصل شده‌اند. پولیپ‌های سیسیل^۲، که بدون ریشه به دیواره روده متصل می‌شوند و شبیه به کلاه (قارچ بدون پایه) هستند. رنگ پولیپ‌ها به طور کلی قرمز متمایل به صورتی و بافت آن‌ها بسیار شبیه مغز انسان می‌باشد [۲۷].

لنفوئید هایپرپلازی به دلیل افزایش سریع تعداد سلول‌های لنفوسیتی طبیعی است. این اختلال کروی شکل است و با بافتی شبیه بافت لنفوی به رنگ سفید، خاکستری روشن و زرد روشن دیده می‌شود [۲۸]. بیماری‌هایی مانند ایدز، نقص سیستم ایمنی، عفونت هلیکوباکتر پیلوری و کمبود پادتن آ می‌توانند باعث بروز این اختلال شوند. همچنین در کودکان می‌تواند مرتبط با آلرژی غذایی باشد [۲۹]. مطالعات ما نشان می‌دهد تاکنون هیچ سیستم کامپیوتری برای تشخیص این اختلال در تصاویر WCE طراحی نشده است.

۴-۱- پردازش تصاویر کپسول آندوسکوپی

در زمینه استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر برای پردازش تصاویر کپسول آندوسکوپی، اکثر منابع موجود به بررسی یک نوع اختلال خاص در تصاویر پرداخته‌اند. تشخیص خودکار همزمان چند نوع اختلال در تصاویر کپسول آندوسکوپی یک کار چالش‌برانگیز است. چالش اساسی، تنوع اختلالات با

^۱ Pedunculate

^۲ Sessile

ویژگی‌های متفاوت از نظر رنگ، بافت و ساختار هندسی می‌باشد. متأسفانه به دلیل محدودیت اندازه و منبع انرژی این کپسول‌ها و شرایط پیچیده مسیر گوارش، تصاویر تهیه شده توسط کپسول آندوسکوپی در مقایسه با تصاویر مشابه تهیه شده از طریق آندوسکوپی معمولی و کولونوسکوپی از کیفیت پایین‌تری برخوردار هستند. همچنین وجود حباب و بقایای غذا در برخی موارد در مسیر گوارش بررسی دستگاه گوارش توسط کپسول آندوسکوپی را دچار مشکل می‌کند. براین اساس چند ساعت قبل از تصویربرداری توصیه‌هایی باید توسط بیمار رعایت شود.

۵-۱- ساختار کلی سیستم پیشنهادی برای تشخیص فریم‌های غیرنرمال

هدف این تحقیق، تشخیص فریم‌های نرمال و غیرنرمال شامل اختلالات خونریزی، آنژیودیسپلازی، پولیپ، زخم و لنفوئید هایپرپلازی می‌باشد. سیستم پیشنهادی تشخیص فریم‌های غیرنرمال از چند جزء اساسی تشکیل شده است. این اجزا در حالت کلی در شکل ۱-۳ قابل مشاهده است. همانطور که در شکل قابل مشاهده است به صورت کلی، از دو رویکرد بر پایه مدل و یادگیری برای استخراج ویژگی استفاده شده است. در واقع در یک مسیر ویژگی‌های عمیق مبتنی بر یادگیری و در مسیر دیگر ویژگی‌های سنتی که مبتنی بر مدل هستند، استخراج می‌شوند.

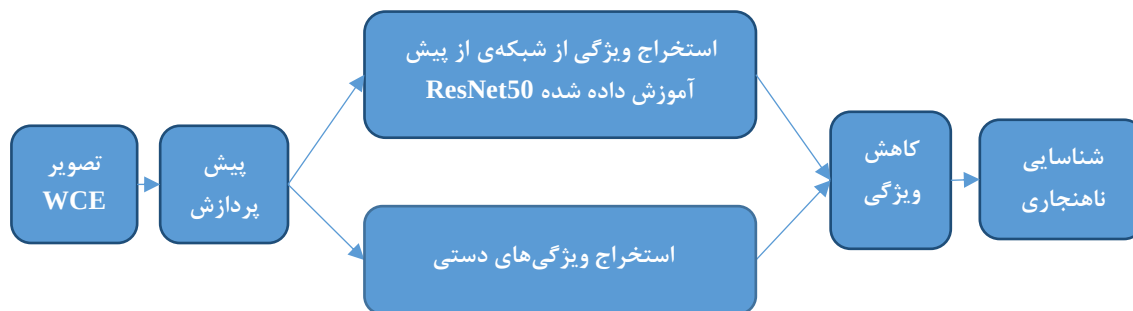
در دسته‌بندی تصاویر به دسته‌های مختلف دو رویکرد کلی وجود دارد. رویکردهای سنتی بر مبنای استخراج ویژگی‌های دستی است و رویکرد عمیق که ویژگی‌ها به صورت خودکار از شبکه‌ی عصبی عمیق استخراج می‌شوند. در تشخیص اختلالات در تصاویر کپسول آندوسکوپی از رویکرد سنتی استفاده زیادی شده است. اما اخیراً رویکرد عمیق نیز در پردازش تصاویر پزشکی با استفاده از شبکه عصبی پیچشی (CNN)^۱ مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. با این حال، فقدان مجموعه داده بزرگ و در دسترس عموم برای تصاویر WCE که توسط پزشک برچسب‌گذاری شده باشد، یک چالش

¹ Convolutional Neural Network (CNN)

بزرگ در آموزش CNN است. در واقع، آموزش یک ساختار عمیق به مجموعه داده بزرگ و متعادل نیاز دارد تا بتوان تعداد زیادی از پارامترها را بهینه کرد. با توجه به چالش اساسی موجود، می‌توان جهت بهره‌مندی از مزایای یادگیری عمیق از ساختارهای عمیق از پیش‌آموزش دیده برای استخراج ویژگی استفاده کرد. این ساختار عمیق که با داده‌های کافی از سایر حوزه‌ها از قبل آموزش داده شده است، برای استخراج ویژگی‌ها از داده‌های کم در کاربرد مورد نظر بکار گرفته می‌شود.

همانطور که در شکل ۱-۳ مشاهده می‌شود در این رساله نیز، از ترکیب ویژگی‌های عمیق و ویژگی‌های دستی استفاده شده است تا بتوان از مزایای هر دو روش یادگیری بهره جست و از سیستم‌های دسته‌بند فعلی برای تصاویر WCE که بر یک رویکرد تمرکز دارند پیشی گرفت. در استخراج ویژگی‌های دستی، سه گام اساسی شامل پیش‌پردازش، استخراج نواحی پیشنهادی و استخراج ویژگی از نواحی پیشنهادی وجود دارد. پیش‌پردازش به منظور فراهم ساختن ورودی مناسب‌تر برای مراحل بعد انجام می‌گردد. به عنوان مثال، بهبود روشنایی نواحی تیره می‌تواند کمکی در راستای استخراج بهتر نواحی پیشنهادی و استخراج ویژگی‌های مناسب‌تر گردد. از اجزای دیگر این سیستم، استخراج نواحی احتمالی حاوی اختلالات (ROI)^۱ با رنگ و بافت متفاوت در فریم‌ها با استفاده از یک روش جدید می‌باشد. سپس ویژگی‌های متنوع و جدید متناسب با انواع مختلف اختلالات از درون ROI‌ها شناسایی و استخراج می‌شوند. پس از استخراج ویژگی‌های عمیق و دستی، زیر مجموعه‌ای از این ویژگی‌ها، با استفاده از یک روش انتخاب ویژگی، برگزیده می‌شوند. در نهایت فریم‌ها با استفاده از ویژگی‌های انتخاب شده با کمک یک دسته‌بند مناسب، از یکدیگر متمایز می‌شوند.

¹ Region Of Interest



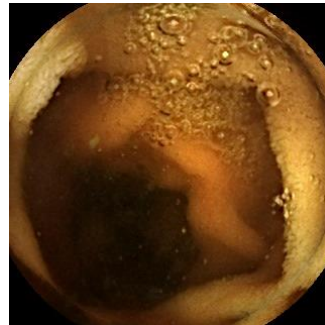
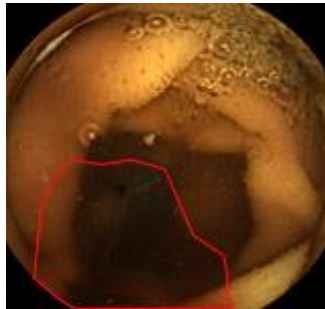
شکل ۱-۳- اجزاء اصلی سیستم ارائه شده در این رساله به منظور تشخیص انواع اختلالات در فریم‌های WCE

در ساختار پیشنهادی برای تشخیص انواع اختلالات، یکی از مهمترین مراحل، مرحله استخراج ویژگی است. فرآیند استخراج ویژگی از تصاویر می‌تواند به دو شیوه استخراج ویژگی از سطح کل تصویر و استخراج ناحیه‌ای باشد. در حالت اول ویژگی‌ها از کل تصویر استخراج می‌شود. مزیت اصلی این روش پیچیدگی محاسباتی کم است، اما این روش در حالتی که یکی از دو ناحیه مورد نظر (به عنوان مثال دارای خونریزی یا عدم خونریزی) نسبت به کل تصویر خیلی کوچکتر باشد دارای کارایی کمی است. برای غلبه بر این مشکل در دسته دوم، ویژگی‌ها از نواحی کوچکتر استخراج می‌گردد. در این دسته از روش‌ها تصویر به چندین ناحیه تقسیم می‌شود و ویژگی از هر ناحیه استخراج می‌شود [۳۰]. در ساختارهای CNN استخراج ویژگی‌ها را می‌توان به صورت ناحیه‌ای در نظر گرفت زیرا در هر لایه ویژگی‌ها حاصل از لغزاندن و پیچش فیلترهای متفاوت بر روی نواحی مختلف تصویر هستند و در نتیجه تعداد ویژگی‌های قابل ملاحظه‌ای نیز استخراج می‌شود. اما در استخراج ویژگی‌های دستی، به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی، به جای استخراج ویژگی از تمامی نواحی، ابتدا نواحی محتمل حاوی اختلالات استخراج می‌شود و سپس از این نواحی ویژگی استخراج می‌گردد.

۶-۱- محدودیت‌ها و چالش‌ها

اولین چالش پیش‌رو، ویژگی متفاوت انواع مختلف اختلالات در تصاویر کپسول آندوسکوپی می‌باشد. همانگونه که قبلاً اشاره شد، اختلالات مختلف دارای ویژگی‌های ساختاری، بافت و یا رنگ مختص خود

هستند. اغلب روش‌های پیشین برای تشخیص خودکار فریم‌ها حاوی اختلال بر روی نوع خاصی از اختلالات در مسیر گوارش تمرکز دارند. همچنین شباهت زیاد فریم‌های نرمال و غیرنرمال در برخی از اختلالات سبب دشواری استخراج ویژگی و تشخیص فریم‌های غیرنرمال می‌گردد. نمونه‌ای از این شباهت در شکل ۴-۱ مشاهده می‌شود.



ب- فریم‌های دارای اختلال در نواحی

الف- فریم‌های نرمال

مشخص شده با خطوط قرمز رنگ

شکل ۴-۱- شباهت زیاد برخی از تصاویر نرمال با تصاویر غیرنرمال. تصاویر سمت چپ به ترتیب از بالا به پایین مربوط به مشکل خونریزی و آنژیودیسپلازی می‌باشد.

چالش مهم دیگری که در فرآیند تشخیص فریم‌های غیرنرمال می‌تواند تاثیرگذار باشد کیفیت پایین تصاویر ویدیویی در کپسول آندوسکوپی می‌باشد [۳۱]. این تصاویر معمولاً تحت تاثیر خرابی‌های مختلف در مسیر دستگاه گوارش قرار می‌گیرند. به دلیل نور ناکافی در دستگاه گوارش، بعضی از

تصاویر ویدیویی حاصل از شرایط روشنایی^۱ خوبی برخوردار نیستند [۳۲]. متخصصان نیز بیان می-کنند که برخی از تصاویر WCE در مقایسه با آندوسکوپی‌های سنتی به قدر کافی روشن نیستند که بتوانند به خوبی وضعیت دستگاه گوارش را تحلیل نمایند [۵]. چند مثال از این تصاویر با روشنایی نامناسب و اختلالات مختلف در شکل ۱-۵ مشاهده می‌شود. در برخی از مقالات مانند [۳۱] به حل این مشکل پرداخته شده است. از چالش‌های دیگری که فرآیند تشخیص در این تصاویر را مشکل می-سازد وجود تاری به واسطه حرکت دوربین و نرخ فشرده‌سازی بالای آن است [۳۳]. برخی از این تصاویر در شکل ۱-۶ مشاهده می‌شود.



ج- بیماری کرون

ب- بیماری آنژودیسپلازی

الف- تومور مشکوک

شکل ۱-۵- چند نمونه از تصاویر WCE حاوی اختلالات مختلف در شرایط روشنایی کم [۳۱]



شکل ۱-۶- چند نمونه از تصاویر تار WCE

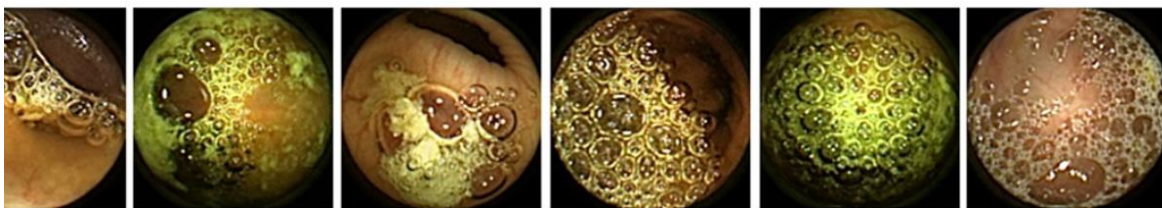
مشکلات دیگری از جمله نویز ناشی از سنسورها و وضوح کم (معمولا ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل)

نیز وجود دارند [۳۴]. در برخی از منابع به رفع نویز موجود در این تصاویر پرداخته شده است [۳۵]. با

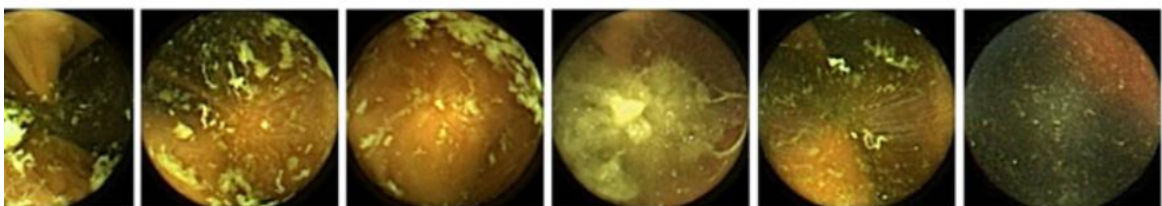
¹ Illumination

توجه به محدودیت‌های ذکر شده در برخی از فریم‌ها، جزئیات عروق و بافت‌ها به صورت واضح مشخص نیست و فرآیند تشخیص را دشوار می‌سازد.

از چالش‌های دیگر در این حوزه احتمال وجود برخی ناخالصی‌ها در بعضی از فریم‌های ویدیوی کپسول آندوسکوپی می‌باشد. این ناخالصی‌ها می‌تواند شامل حباب و یا بقایای غذا باشد. حباب‌ها در این تصاویر بصورت بیضوی شکل مقابل مشاهده هستند. وجود بقایای غذا در روده نیز با طیف گسترده‌ای از بافت همگن غالباً با رنگ سبز قابل مشاهده هستند [۲۶]. در شکل ۱-۷ این دو نوع ناخالصی در تصویر به نمایش گذاشته شده است.



الف- حباب



ب- بقایای غذا

شکل ۱-۷- نمونه‌هایی از موانع احتمالی موجود در تصاویر

۱-۷- هدف و فرضیات تحقیق

همانطور که در این فصل بیان شد هدف از انجام این تحقیق ارائه روشی جهت شناسایی فریم‌های غیرنرمال حاوی آنژیودیسپلازی، خونریزی، پولیپ و زخم در ویدیوی حاصل از کپسول آندوسکوپی بیسیم می‌باشد. انجام این تحقیق می‌تواند در صرفه‌جویی وقت و افزایش دقت به متخصصان مربوطه

کمک بسیاری نماید. با توجه به پیچیدگی‌ها و چالش‌های متفاوت موجود در این مسئله، فرضیات زیر به منظور حل مسئله در نظر گرفته شده است:

- اختلالات در نظر گرفته شده شامل خونریزی، آنژیودیسپلازی، پولیپ، زخم و لنفوئید هایپرپلازی می‌باشد.
- در هر فریم تنها یک نوع اختلال وجود دارد.

۸-۱- نوآوری‌ها و دستاوردهای رساله

نوآوری‌های این رساله را می‌توان شامل موارد زیر دانست.

- ارائه یک روش یکپارچه جدید به منظور استخراج نواحی پیشنهادی در تصاویر کپسول آندوسکوپی با اختلالات متفاوت دارای رنگ و بافت‌های مختلف
 - ارائه یک روش سریع جدید برای بخش‌بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی که به عنوان صفحه اولیه الگوریتم استخراج نواحی پیشنهادی به کار گرفته شده است.
 - ارائه یک روش کارا و موثر به منظور شناسایی صفحات موثر در شناسایی اختلالات مختلف
 - ارائه یک ویژگی جدید جهت آشکارسازی تغییرات رنگ ناگهانی نسبت به پیش‌زمینه در تصاویر کپسول آندوسکوپی که می‌تواند نشان‌دهنده‌ی وجود اختلال باشد.
- تحقیقات انجام شده در این رساله در پنج مقاله به چاپ رسیده است و دو مقاله نیز تحت داوری است.

Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, A Computer- Aided Method to Detect Bleeding Frames in Capsule Endoscopy Images, **8th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)**, 2019, pp. 217-221, doi: <https://doi.org/10.1109/EUVIP47703.2019.8946168>

در این مقاله یک روش جدید برای متمایز ساختن فریم‌های نرمال از فریم‌های حاوی خونریزی ارائه شد. در این مقاله در ابتدا از روش بخش‌بندی بر مبنای بیشینه‌سازی انتظار (EM)¹ برای استخراج ROIها بر روی کانال a در فضای رنگی CIE Lab استفاده شد. سپس دو دسته ویژگی مبتنی بر رنگ از ROIها استخراج شد. در دسته ویژگی اول، هشت ویژگی آماری از پنج کانال رنگی استخراج می‌گردد که این پنج کانال با روش سعی و خطا به دست آمده است. در دسته ویژگی دوم، از هیستوگرام رنگ جهت استخراج ویژگی استفاده شده است. از آنجایی که برخی رنگ‌ها مانند آبی به ندرت در تصاویر کپسول آندوسکوپی دیده می‌شود برای رسم هیستوگرام تنها از رنگ‌هایی استفاده شده است که در این تصاویر با احتمال بالاتری وجود دارند. جهت استخراج رنگ‌های غالب در تصاویر رنگ‌های موجود در تصویر با استفاده از الگوریتم k-means به k دسته تقسیم شده است و سپس مراکز این دسته‌ها به عنوان رنگ‌های موجود در هیستوگرام رنگ در نظر گرفته شده‌اند. در نهایت از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی تصاویر به دو دسته مطرح شده استفاده شده است.

Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, Feature Selection for Bleeding Detection in Capsule Endoscopy Images using Genetic Algorithm, *5th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS)*, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICSPIS48872.2019.9066008.

در مقاله‌ی بالا، یک روش جدید مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر حاوی خونریزی کپسول آندوسکوپی ارائه شد. ویژگی‌های استخراج شده همان ویژگی‌های مقاله‌ی قبل به منظور تشخیص خونریزی می‌باشد.

¹ Expectation Maximization

Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, Feature extraction for abnormality detection in capsule endoscopy images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 71, pp.103219, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103219>

این مقاله از چندین منظر نسبت به مقاله‌های قبل گسترش یافته است. اولین گسترش، شناسایی اختلالات آنژیودیسپلازی علاوه بر اختلالات خونریزی است. دومین گسترش، پیشنهاد یک ویژگی جدید مبتنی بر هیستوگرام است که می‌تواند تغییرات ناگهانی رنگ نسبت به پیش‌زمینه را برای اختلالات قرمز رنگ آشکار سازد. سومین گسترش، ارائه‌ی یک روش جهت شناسایی کانال‌های رنگی موثرتر در نمایش اختلالات قرمز رنگ است. با شناسایی این کانال‌ها ویژگی‌های آماری تنها از این کانال‌ها استخراج می‌شوند.

Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, Abnormalities Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images using EM Algorithm, *The Visual Computer* (Accepted)

در این مقاله، هدف دسته‌بندی اختلالات با بافت و رنگ متفاوت در تصاویر کپسول آندوسکوپی بود. در مقالات قبلی تمرکز بر روی دسته‌بندی تصاویر با اختلالات قرمز رنگ بود. اما اختلالات در نظر گرفته شده در این پژوهش دارای رنگ، بافت و شکل متفاوت بودند. برای این منظور الگوریتم EM به نحوی گسترش یافت که بتواند نواحی دارای رنگ و بافت متفاوت نسبت به پیش‌زمینه را به عنوان نواحی پیشنهادی استخراج کند. همچنین ویژگی‌های مربوط به بافت و شکل نیز علاوه بر ویژگی رنگ از ROIها استخراج شدند. ارزیابی صورت گرفته در این پژوهش بر روی چهار دسته نرمال، آنژیودیسپلازی، زخم و لنفوئید هایپرپلازی، نشان‌دهنده‌ی دقت خوب روش پیشنهادی بود.

Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi (2022) “An Expanded MLP Neural Network for Fast Angiodysplasia Lesions Segmentation in Capsule Endoscopy Images”, *International Journal of Artificial Intelligence and Tools*, vol. 31, no. 2.

در مقاله‌ی فوق، از یک روش جدید برای بخش‌بندی سریع اختلالات آنژیودیسپلازی در تصاویر کپسول آندوسکوپی استفاده شده است. در این روش یک نسخه‌ی گسترش یافته از شبکه‌ی عصبی پرسپترون (EMLP)¹ چندلایه پیشنهاد شد که می‌تواند با دقت بسیار بالایی اختلالات آنژیودیسپلازی را بخش‌بندی نماید. ایده اصلی این روش آموزش شبکه به صورتی است که فاصله‌ی بین تصاویر ورودی و تصویر ماسک باینری مربوطه در خروجی حداقل شود. با این آموزش شبکه یاد می‌گیرد به ازای تصاویر آزمون ورودی پیکسل‌های مرتبط با یک اختلال را به یک نزدیک سازد و پیکسل‌های نرمال را به صفر نزدیک سازد. در نهایت با تعریف یک حد آستانه پیکسل‌های اختلالات متمایز می‌گردند. قابل به ذکر است که این روش می‌تواند برای هر اختلالی که رنگ متمایز نسبت به پیش‌زمینه دارد به کار برده شود. در روش‌های دسته‌بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی می‌توان برای هر اختلال یک EMLP در نظر گرفت که با تصاویر همان دسته آموزش دیده شده باشد و پس از تشخیص دسته اختلال، ناحیه‌ی دقیق آن را نیز با کمک این روش مشخص گردد. البته جهت آموزش این شبکه نیاز با تصاویر با تصویر ماسک برچسب‌گذاری شده‌ی دقیق می‌باشد.

Amiri, Z., Hassanpour H., and Beghdadi, A., A Computer-Aided Method for Digestive System Abnormality Detection in WCE Images. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, doi: <https://doi.org/10.1155/2021/7863113>

در این مقاله، یک روش سریع برای دسته‌بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی با اختلالات متفاوت ارائه شد. در مقالات قبل از الگوریتم EM برای استخراج ROI ها استفاده شد اما در این مقاله روشی متفاوت و سریع برای استخراج آن‌ها پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، نواحی متمایز نسبت به پیش‌زمینه در ابتدا به عنوان ROI در نظر گرفته شد. سپس از ترکیبی از ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل برای استخراج ویژگی از این نواحی استفاده شد. روش ارائه شده منحصر به یک اختلال

¹ Expanded Multilayer perceptron

خاص نمی‌باشد و نتایج حاصل بر روی تصاویر حاصل از نه اختلال نشان‌دهنده‌ی عملکرد مطلوب روش می‌باشد. در این رساله از ایده‌ی این مقاله برای مقداردهی اولیه‌ی الگوریتم EM استفاده شده است.

Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, Combining Deep Features and Hand-crafted Features for Abnormality Detection in WCE Images, *Biomedical Signal Processing and Control* (Under Review)

در مقاله‌ی نهایی نیز اختلالات متفاوت شناسایی شدند. برای شناسایی اختلالات از ترکیب یادگیری سنتی و عمیق استفاده شده است. در این روش دو دسته ویژگی استخراج شد. در دسته‌ی اول ویژگی‌های دستی در ابتدا، با استفاده از الگوریتم EM برای استخراج نواحی پیشنهادی با بافت و رنگ متمایز استفاده شد. سپس ویژگی‌های متناسب با رنگ، شکل و بافت از نواحی ROI استخراج گردید. ویژگی‌های عمیق به کمک ساختار از پیش‌آموزش داده شده‌ی ResNet50 استخراج شد. سپس مجموع ویژگی‌های استخراج شده در دو دسته با استفاده از یک روش انتخاب ویژگی، کاهش داده شدند و در نهایت با استفاده از دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان¹ (SVM) به دسته‌های مختلف دسته‌بندی شدند.

۹-۱- جمع‌بندی

در این فصل مقدمه‌ای بر کپسول آندوسکوپی و مزایای حاصل از آن برای شناسایی ناهنجاری در دستگاه گوارش آورده شد. مهم‌ترین مزیت آن، دسترسی به نقاطی از دستگاه گوارش است که با سایر روش‌ها امکانپذیر نیست. همچنین انواع ناهنجاری‌های احتمالی موجود در تصاویر کپسول آندوسکوپی به صورت مختصر معرفی شدند. پنج اختلال رایج‌تر شامل خونریزی، زخم، آنژیودیسپلازی، پولیپ و لنفوئید هایپرپلازی که مورد توجه این پژوهش هستند، با جزئیات بیشتری معرفی شدند. در ادامه،

¹ Support vector machine

چالش اساسی پزشکان در استفاده از این تکنولوژی بیان گردید. برای پزشکان بررسی تعداد زیاد فریم‌های حاصل از فرآیند WCE یک کار زمان‌بر و خسته‌کننده است؛ بنابراین در این فصل چارچوب کلی سیستم کامپیوتری پیشنهادی برای تشخیص خودکار اختلالات رایج در این تصاویر معرفی شد. سیستم پیشنهادی با فرض وجود تنها یک اختلال در تصویر و تشخیص پنج اختلال رایج بیان شده در بالا توسعه یافته است. در سیستم پیشنهادی از ترکیب روش‌های عمیق و سنتی استفاده شده است. در روش‌های یادگیری عمیق، از یک شبکه‌ی CNN از پیش آموزش داده شده ویژگی استخراج می‌گردد. در یادگیری سنتی ابتدا روشنایی تصاویر بهبود داده می‌شود، سپس با استفاده از یک رویکرد کاملاً جدید نواحی محتمل وجود ناهنجاری از تصاویر استخراج می‌شوند و ویژگی‌های جدید و متناسب با رنگ، بافت و شکل از این نواحی استخراج می‌گردد. ویژگی‌های استخراج شده از دو رویکرد سنتی و عمیق با استفاده از یک دسته‌بند به دسته‌های مربوطه دسته‌بندی می‌شوند. در ادامه انواع محدودیت‌ها و چالش‌های موجود در این تصاویر که فرآیند تشخیص ناهنجاری در سیستم را دشوار می‌سازد، مورد بررسی قرار گرفت. از جمله مشکلات مورد بررسی، کیفیت پایین تصاویر، عدم نور کافی، تاری تصاویر، شباهت زیاد فریم‌های نرمال و غیرنرمال، تنوع بافت و رنگ اختلالات بودند. در نهایت دستاوردهای مختلف این رساله که در مقالات متعددی به چاپ رسیده است، معرفی شدند.

فصل دوم: مروری بر کارهای گذشته

۱-۲- مقدمه

با توجه به اهداف و چالش‌های موجود در مسئله، در این فصل مروری بر تحقیقات گذشته بر روی تصاویر کپسول آندوسکوپی به منظور بهسازی تصاویر، استخراج ویژگی و تشخیص فریم‌های غیرنرمال پرداخته خواهد شد. تشخیص فریم‌های غیرنرمال در مطالعات مختلفی مورد توجه قرار گرفته است. این مطالعات شامل تشخیص تومور، پولیپ، بیماری کرون، خونریزی، زخم، آنژیودیسیپلازی و سایر موارد می‌باشد [۳۶]. در اکثر روش‌های موجود شناسایی بر روی یک نوع اختلال به خصوص صورت گرفته است. بیشتر روش‌های موجود خونریزی و یا زخم را در مطالعات خود مورد بررسی قرار داده‌اند [۱۹، ۱۱، ۳۷-۴۰]. تعداد کمی از تحقیقات پولیپ و آنژیودیسیپلازی را شناسایی کرده‌اند [۴۱-۴۲، ۲۴]. تحقیقات ما نشان می‌دهد هیچ سیستم هوشمندی وجود ندارد که لنفونید هایپرپلازی را تشخیص داده باشد.

۲-۲- معرفی روش‌های بهسازی تصاویر کپسول آندوسکوپی

همانطور که در فصل ۱ بیان شد شرایط نوری محدود و محیط پیچیده دستگاه گوارش باعث می‌شود که تصاویری با وضوح پایین و کنتراست کم ایجاد گردند [۴۳]. بنابراین بهتر است کنتراست این تصاویر بهبود یابد تا این تصاویر برای پردازش‌های پیچیده‌تر آماده شوند. راماراج و همکاران در [۴۴] از دو تبدیل فوریه و موجک مبتنی بر فیلتر همومورفیک برای بهبود کنتراست تصاویر کپسول آندوسکوپی استفاده نموده‌اند. فیلتر همومورفیک تصویر را شامل دو مولفه روشنایی و بازتابش در نظر می‌گیرد که روشنایی اجزای فرکانس پایین تصویر و بازتابش اجزای فرکانس بالای تصویر را شامل می‌شود. بنابراین با استفاده از تبدیل‌هایی مانند فوریه و موجک می‌توان این دو مولفه را از یکدیگر جدا نمود. در مقاله‌ی معرفی شده مولفه روشنایی و بازتابش تصویر یک بار توسط تبدیل فوریه و یک بار

توسط تبدیل موجک از یکدیگر جدا شده و هریک از این دو مولفه توسط فیلتر باترورث بهبود داده می‌شوند.

در [۴۳] یک روش مبتنی بر تبدیل شدت غیرخطی (NIT)^۱ ارائه شده است. در این دسته از روش‌ها که به علت سادگی در بهبود تصاویر بسیار محبوب هستند مقدار شدت هر پیکسل را به مقدار دیگری نگاشت می‌کند. یکنواخت‌سازی هیستوگرام یکی از این دسته روش‌ها می‌باشد. در [۴۳] یک تابع تبدیل به منظور افزایش روشنایی و جزئیات تصویر ارائه شده است که پارامترهای آن با توجه پیکسل‌های مختلف و سازگار با اطلاعات آماری تصویر تنظیم می‌گردد. ساختار کلی روش معرفی شده در

شکل ۱-۲ مشاهده می‌شود. در این روش ابتدا تصویر ورودی به فضای رنگی HSI^۲ برده می‌شود. سپس مولفه شدت (I) آن طبق رابطه‌ی (۱-۲) بهبود داده می‌شود. پارامتر γ متناسب با مقدار هر پیکسل با استفاده از رابطه‌ی (۳-۲) و β نیز با استفاده از تابع توزیع تجمعی (CDF)^۳ سازگار با تصاویر مختلف و متغیر با شدت‌های مختلف تعیین می‌گردد.

$$L(i, j) = \left(\frac{I_n^{\gamma(i, j)}}{2 - I_n^{\gamma(i, j)}} \right)^{\beta} \quad (1-2)$$

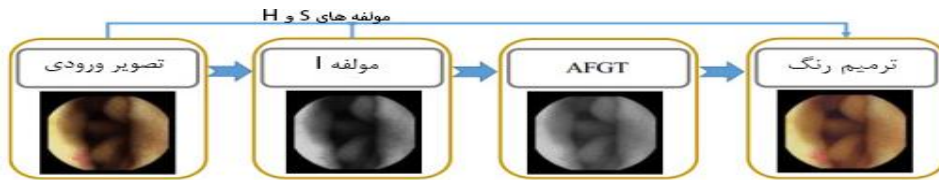
$$I_n(i, j) = \frac{I(i, j)}{I_{max}} \quad (2-2)$$

$$\gamma = 1 + \arctan(I_n(i, j) - 0.5) \quad (3-2)$$

¹ Nonlinear Intensity Transformation

² Hue, Saturation, Intensity

³ Cumulative Distribution Function



شکل ۲-۱- روال کلی روش ارائه شده توسط لانگ و همکاران [۴۳] به منظور افزایش روشنایی و جزئیات تصویر

WCE

دانگ و همکاران [۱] یک روش برای بهبود تصاویر با نور کم ارائه کرده‌اند. از این روش می‌توان برای بهبود نور کم در تصاویر کپسول آندوسکوپی بهره برد. در این روش در ابتدا تصویر به متمم آن تبدیل می‌شود. سپس الگوریتم مه‌زدایی بر روی تصویر تبدیل شده اعمال می‌شود. در نهایت تصویر مجدداً متمم می‌شود. نتیجه‌ی اعمال این روش بر روی یک تصویر WCE با نور کم در شکل ۲-۲ مشاهده می‌شود. برای متمم کردن تصویر از رابطه‌ی (۲-۴) استفاده شده است.

$$R^c(x) = 255 - I^c(x) \quad (۲-۴)$$

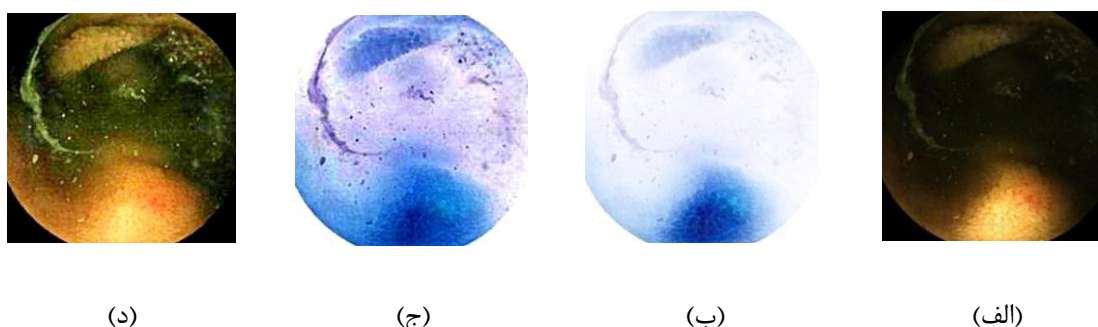
در این رابطه c کانال رنگی در فضای RGB است. در الگوریتم حذف مه ابتدا تصویر مه‌آلود به صورت رابطه‌ی (۲-۵) مدل می‌شود.

$$R(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (۲-۵)$$

که در این رابطه $R(x)$ شدت پیکسل تصویربرداری شده توسط دوربین است. $J(x)$ شدت اصلی پیکسل شی یا صحنه‌ی بدون مه است. $t(x)$ بیان می‌کند که چه درصدی از نور ساطع شده از اشیاء یا صحنه پراکنده نشده است و به دوربین می‌رسد. A نیز میزان روشنایی جو می‌باشد. در این رابطه برای بازیابی $J(x)$ از $R(x)$ باید میزان A و $t(x)$ را به درستی تخمین زد. هنگامی که جو یکنواخت باشد مقدار $t(x)$ را می‌توان از رابطه‌ی (۲-۶) محاسبه نمود.

$$t(x) = 1 - \omega \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{R^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (۶-۲)$$

در این رابطه ω مقدار ۰,۸ دارد و $\Omega(x)$ یک بلوک محلی با اندازه‌ی ۹ حول پیکسل x است. برای محاسبه‌ی A نیز ۱۰۰ پیکسل که مینیمم شدت آن‌ها در بین سه کانال رنگی RGB، در تصویر بیشینه است، انتخاب می‌شود. در بین این پیکسل‌ها، یک پیکسل که جمع مقادیر پیکسل‌ها در سه کانال RGB بیشترین است، انتخاب می‌شود. در نهایت، مقادیر سه کانال RGB به عنوان مقادیر A در سه کانال رنگی در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۲-۲- نتیجه‌ی اعمال روش دانگ و همکاران [۱] بر روی یک تصویر WCE با نور کم. الف) تصویر اصلی، ب) تصویر متمم شده، ج) تصویر پس از اعمال روش مه‌زدایی، د) تصویر بهسازی شده (مجدداً متمم شده)

۲-۳- مروری بر روش‌های تشخیص فریم‌های غیرنرمال

تحقیقات زیادی به منظور تشخیص و دسته‌بندی فریم‌های نرمال و غیرنرمال ارائه شده است. در اکثر تحقیقات صورت گرفته به تشخیص یک نوع خاص از فریم‌های غیرنرمال پرداخته شده است. در ادامه به بررسی برخی از این تحقیقات پرداخته شده است.

خونریزی در دستگاه گوارش ناشی از علل مختلفی مانند اختلالات عروقی، تومورهای عروقی، زخم‌ها و اختلالات التهابی می‌باشد [۱۳]. بیشتر روش‌هایی که تشخیص خونریزی را مورد توجه قرار داده‌اند از ویژگی رنگ به منظور شناسایی این اختلالات استفاده کرده‌اند. برای این منظور از تکنیک‌های متفاوتی مانند هیستوگرام صفحات رنگی و یا اطلاعات آماری هیستوگرام استفاده شده

است. به عنوان مثال، ساینجو و همکاران در [۴۵] اطلاعات آماری مانند میانگین، انحراف معیار، انرژی و چولگی^۱ از هیستوگرام صفحات رنگی را به عنوان ویژگی استخراج کرده‌اند.

یوان و همکاران در [۴۰] از روش هیستوگرام مبتنی بر کلمه برای استخراج ویژگی‌های مبتنی بر رنگ برای تشخیص فریم‌های حاوی خونریزی از فریم‌های نرمال استفاده کرده‌اند. در این روش، ابتدا هر تصویر به صورت کیف کلمات^۲ توصیف می‌گردند. برای این منظور به کمک الگوریتم K-Means رنگ‌های موجود در تصاویر خوشه‌بندی شده و مراکز خوشه به عنوان این کلمات در نظر گرفته می‌شوند. کلمات به همراه فراوانی آن‌ها، برای هر تصویر یک هیستوگرام را تشکیل می‌دهد که به عنوان ویژگی استخراج شده از تصویر در نظر گرفته می‌شوند. با ویژگی‌های استخراج شده فریم‌های دارای خونریزی از فریم‌های نرمال با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم k نزدیکترین همسایه متمایز می‌شوند. مزیت اصلی روش استخراج ویژگی در سطح کل تصویر پیچیدگی محاسباتی کم است. اما این روش در حالتی که یکی از دو ناحیه‌ی مورد نظر (دارای خونریزی یا عدم خونریزی) نسبت به کل تصویر خیلی کوچکتر باشد دارای کارایی کمی است.

از روش‌های یادگیری عمیق نیز به منظور تشخیص خونریزی استفاده شده است. کاراپو و همکاران [۱۹] یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای شناسایی خونریزی در تصاویر کپسول آندوسکوپی ارائه داده‌اند. در این روش از سه ساختار شبکه‌ی عصبی کانولوشنی شامل ResNet50، InceptionV3 و VGG19 برای استخراج ویژگی استفاده شده است. سپس تصاویر به کمک ویژگی‌های استخراج شده توسط یک دسته‌بند به دو دسته نرمال و خونریزی دسته‌بندی می‌شوند. حاج عبداللہی و همکاران [۱۸] نیز یک روش مبتنی بر ساختار ساده‌شده از CNN برای تشخیص

^۱ Skew

^۲ Bag of words

خونریزی در تصاویر کپسول آندوسکوپی ارائه کرده‌اند. در این روش ساختار CNN با استفاده از روش‌های هرس^۱ و کوانتیزاسیون^۲ ساده‌سازی شده است.

نویا و همکاران [۱۴]، روشی به منظور تشخیص آنژیودیسپلازی از روی تصاویر کپسول آندوسکوپی پیشنهاد شده است. آنژیودیسپلازی همان انبساط عروق مخاطی دستگاه گوارش است که اغلب در روده بروز می‌کند. این اختلال معمولاً با یک خوشه غیرمعمول از رگ‌های خونریزی شده با دیواره‌های شکننده و نازک قابل تشخیص است. روش پیشنهادی شامل چهار مرحله اصلی الف) پیش پردازش، ب) انتخاب مناطق مورد علاقه یا منتخب (ROI) کاندید که احتمال دارد در آن‌ها اختلال وجود داشته باشد، ج) استخراج و انتخاب ویژگی و در نهایت د) دسته‌بندی ROI‌های کاندید به منظور تشخیص اختلال است. در مرحله پیش پردازش، ابتدا تعدیل هیستوگرام بر روی تصویر اصلی انجام می‌شود (شکل ۲-۳-ب). این روش به منظور بهبود شدت کنتراست تصاویر و کاهش تاثیر تغییرات زیاد روشنایی انجام می‌شود. سپس بر روی تصویر تعدیل شده، روش CLAHE^۳ اعمال شده است. این روش به منظور بهبود کنتراست محلی مناطق آنژیودیسپلازی و مناطق پیش‌زمینه تصویر تعدیل شده است. در نهایت به منظور افزایش تفاوت رنگی بین نقاط مختلف تصویر از روش تکنیک کشیدگی غیرهمبسته در فضای رنگی RGB استفاده می‌شود. این موضوع در (شکل ۲-۳-پ) نمایش داده شده است.

در مرحله دوم ROI‌های کاندید شناسایی می‌شود. نویسندگان ادعا کرده‌اند بیشترین تغییرات کنتراست در کانال سبز تصاویر رخ می‌دهد. بنابراین یک حد‌آستانه برای تشخیص نقاط اختلال با مقدار ۰٫۱۵ بر روی تصویر (شکل ۲-۳-ج) مرحله قبل اعمال می‌شود. سپس از الگوریتم‌های

¹ Purning

² Quntization

³ Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization

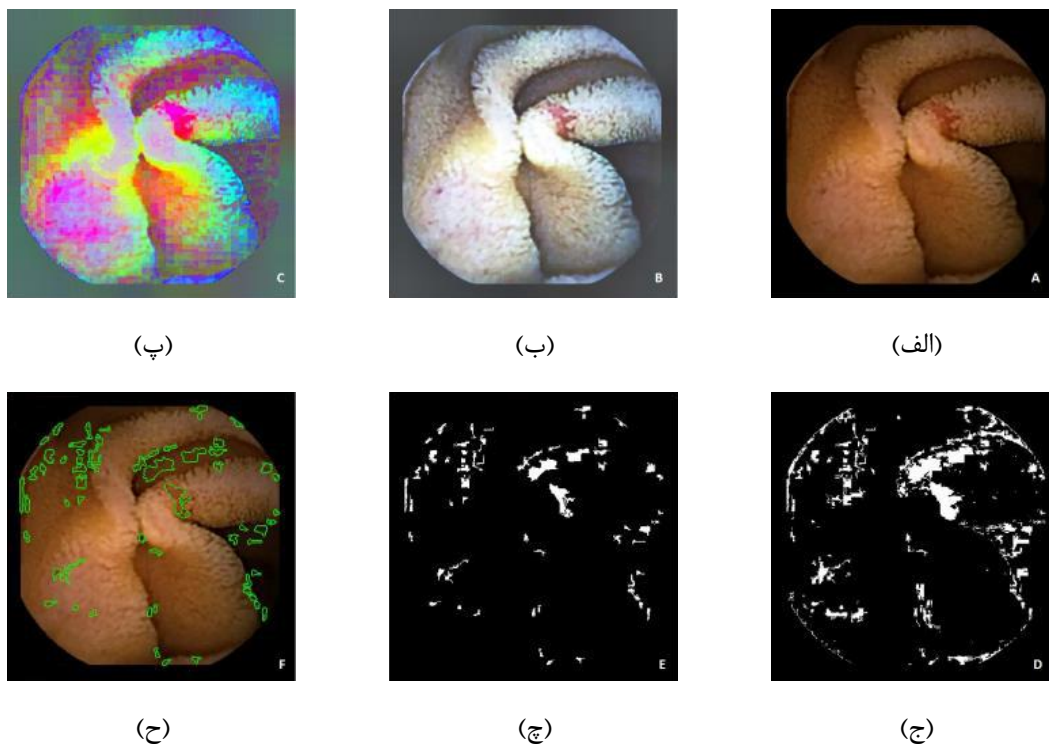
مورفولوژی به منظور همگن کردن نقاط تشخیص داده شده استفاده می‌شود. در نهایت از یک فیلتر هندسی برای کاهش ROI های کاندید استفاده می‌شود. این فیلتر شامل حدود آستانه‌ای بر روی ویژگی‌های هندسی نواحی کاندید مانند محیط و مساحت آن‌ها است. نتیجه این مرحله در (شکل ۲-۳) نمایش داده شده است. در این مرحله ROI ۴۶۶۹۳ کاندید انتخاب می‌شود که به کمک یک فرد خبره تعداد ۱۰۲۹ ROI به عنوان اختلال برچسب‌گذاری شدند.

در مرحله سوم، ۲۰۰ ویژگی مختلف از سه نوع ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل از ROI های کاندید استخراج می‌شوند. در نهایت با کمک تحلیل رگرسیون گام به گام ۸۰ ویژگی از بین این ۲۰۰ ویژگی انتخاب می‌شوند. از آنجایی که تعداد نواحی دارای اختلال خیلی کمتر از تعداد نواحی بدون اختلال است، بنابراین در مرحله چهارم از دسته‌بند درخت‌های RUSBoosted استفاده می‌شود.

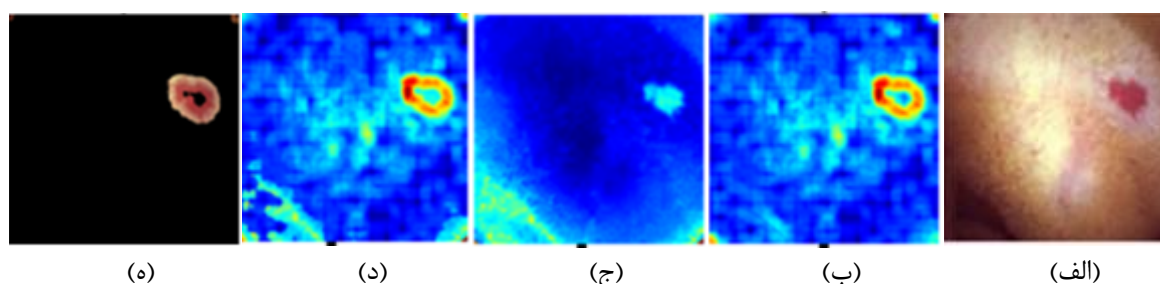
دیبا و همکاران [۱۷] یک روش مبتنی بر نقشه‌ی برجستگی^۱ به منظور تشخیص اختلالات آنژیودیسپلازی ارائه کرده‌اند. نقشه‌ی برجستگی ترکیبی از دو نقشه‌ی دیگر شامل نقشه‌ی تمایز رنگ و نقشه‌ی تمایز بافت است. نقشه‌ی تمایز رنگ نسبت لگاریتمی صفحه‌ی R به صفحه‌ی G از فضای رنگی RGB است. در صفحه‌ی تمایز بافت نیز، تصویر به تکه‌های همپوشان تقسیم می‌شوند و فاصله‌ی هر تکه با تکه‌ی میانگین (میانگین تمامی تکه‌ها) محاسبه می‌شود و به عنوان میزان تمایز آن تکه در نظر گرفته می‌شود. در نهایت از نقشه‌ی ترکیب شده‌ی نهایی، گرادیان تصویر ایجاد می‌شود و مناطق دارای قله^۲ با اعمال یک روش آستانه‌گذاری تطبیقی به عنوان پیکسل‌های مشکوک حاوی اختلال استخراج می‌شوند. این روش از دقت مناسبی در پایگاه داده‌ی گزارش داده شده برخوردار است اما تنها قادر است اختلالاتی مانند آنژیودیسپلازی که رنگ قرمز دارند را تشخیص دهد. در شکل ۲-۴ نتیجه‌ی اعمال این روش بر روی یک فریم حاوی اختلال نمایش داده شده است.

^۱ Saliency map

^۲ Peak



شکل ۳-۲- اعمال روش نوین و همکاران [۱۴] بر روی یک فریم به منظور استخراج نواحی پیشنهادی حاوی آنژیودیسپلازی: (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر تعدیل هیستوگرام شده، (پ) تصویر با بهبود رنگ، (ج) مناطق کاندید با آستانه گذاری بر روی مولفه رنگ، (چ) مناطق کاندید، (ح) مناطق کاندید بر روی تصویر اصلی

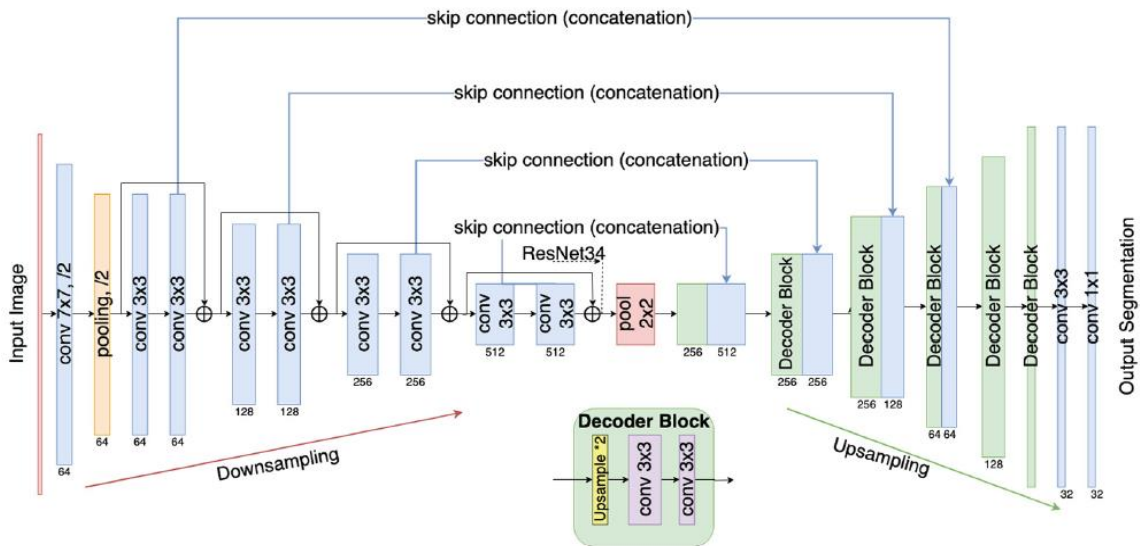


شکل ۳-۴- نتیجه اعمال روش دیبا و همکاران [۱۷] برای تشخیص آنژیودیسپلازی در تصاویر WCE بر روی یک فریم حاوی آنژیودیسپلازی. (الف) تصویر اصلی، (ب) نقشه‌ی تمایز رنگ، (ج) نقشه‌ی تمایز بافت، (د) نقشه‌ی برجستگی نهایی، (ه) ناحیه‌ی مشکوک استخراج شده

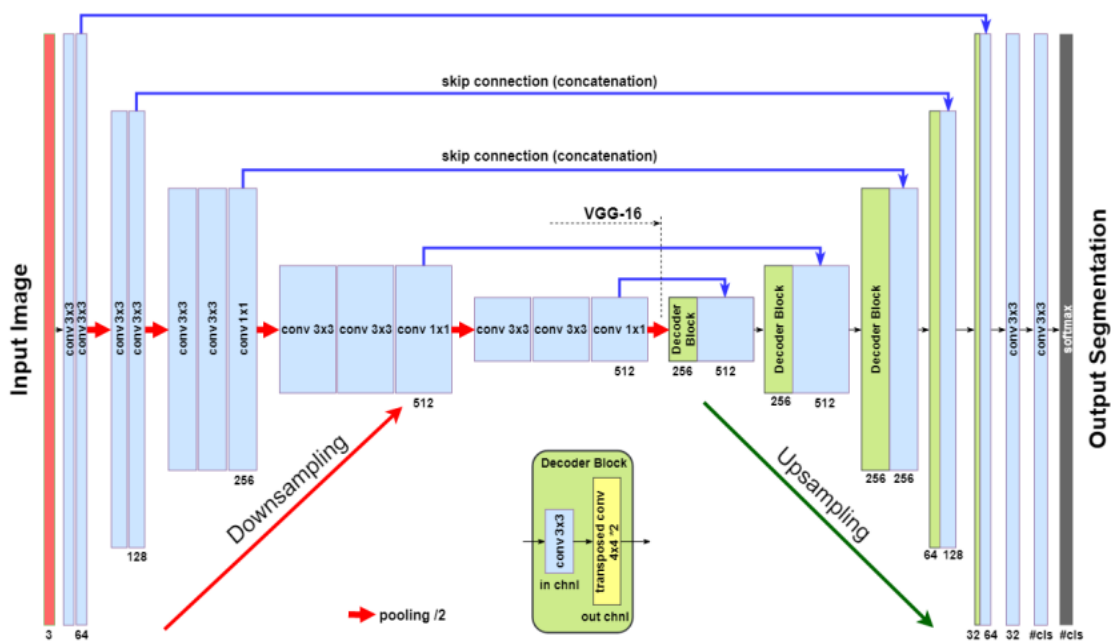
در بخش‌بندی و تشخیص اختلالات آنژیودیسپلازی نیز از یادگیری عمیق در منابع مختلفی

استفاده شده است. به عنوان مثال گوپیرادیت و همکاران [۴۱] از ساختار شبکه‌ی عمیق AlbuNet

برای بخش‌بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی دارای اختلال آنژیودیسپلازی استفاده کرده‌اند. این ساختار در شکل ۲-۵ به تصویر کشیده شده است. اشوتز و همکاران [۲] نیز از ساختار TernaNet که در شکل ۲-۶ به تصویر کشیده شده است برای بخش‌بندی این اختلالات استفاده کرده‌اند.



شکل ۲-۵- ساختار شبکه‌ی *AlbuNet* [۴۱]



شکل ۲-۶- ساختار شبکه‌ی *TernaNet* [۲]

تشخیص زخم روده‌ی کوچک از جمله مشکلات دیگری است که در مراجع مختلف مورد توجه قرار گرفته است. این اختلال معمولاً در تصاویر به رنگ سفید یا خاکستری کم‌رنگ در مقایسه با نواحی مخاطی طبیعی ظاهر می‌شود. بسیاری از مطالعات در این زمینه با استفاده از تکنیک‌های معمول مرتبط با رنگ‌ها، بافت‌ها و اشکال به توصیف ویژگی‌های تصویر پرداخته‌اند. در مرجع [۹] با استفاده از اطلاعات رنگ تصویر به تشخیص این اختلال پرداخته شده است. مناطق زخم برخلاف برخی از سایر اختلالات (خونریزی و آنژیودیسپلازی) تنها با خاصیت رنگ مشخص نمی‌شوند و تفاوت‌های بیشتری در بافت دارای اختلال، نسبت به بافت سالم نشان می‌دهند [۱۰]. بنابراین تحقیقات بسیاری به ویژگی بافت برای تشخیص این اختلال تمرکز نموده‌اند [۱۱-۱۲]. استفاده از ویژگی بافت و رنگ در کنار هم نیز توجه برخی از محققان را به خود جلب نموده است. چاریسیس و همکاران [۴۶] ابتدا به منظور تقویت ویژگی‌های رنگی اختلالات زخم، از عملگر دوران رنگ^۱ استفاده نموده‌اند. سپس به کمک الگوی دودویی محلی مستقل از چرخش یکنواخت^۲ به استخراج ویژگی از تصاویر پرداخته‌اند. علاوه بر در نظر داشتن اطلاعات بافت و رنگ در برخی از مراجع به این نکته توجه شده است که می‌توان به اطلاعات بافت در مقیاس‌های مختلف توجه نمود و در واقع یک بافت می‌تواند توسط بسیاری از میکروساختارهای بافتی در سطوح مختلف نمایش داده شود.

نویسندگان در مرجع [۱۰] با توجه به این موضوع یک رویکرد چندمقیاسی مبتنی بر الگوی دودویی محلی تکمیل شده (CLBP)^۳ [۴۷] و تبدیل هرم لاپلاسین ارائه نموده‌اند. در روش معرفی شده ابتدا از هر سه کانال رنگی مولفه‌های LBP/Sign و LBP/Magnitude در روش CLBP با در نظر داشتن هشت همسایه در شعاع یک استخراج می‌شود. سپس یکی از این دو مولفه به عنوان ورودی برای تجزیه با استفاده از هرم لاپلاسین پنج سطحی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مرحله بعد

¹ Color rotation operator

² Uniform rotation invariant local binary pattern

³ Completed Local Binary Pattern

هیستوگرام برای چهار سطح اول هرم لاپلاسین ایجاد می‌گردد. سپس، از ضرایب هیستوگرام زیر باندها، شش ویژگی آماری شامل (میانگین، انحراف استاندارد، انرژی^۱، آنتروپی^۲، چولگی، کشیدگی^۳) استخراج می‌شوند. در نهایت، تمام ویژگی‌ها با هم در یک بردار نهایی شامل ۲۴ ویژگی برای دسته‌بندی قرار داده می‌شوند.

در نهایت، با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده، تصاویر WCE به دو دسته نرمال و غیرنرمال با استفاده از یک دسته‌بند تقسیم می‌شوند. به منظور مقایسه از دسته‌بندهای مختلف در این پژوهش استفاده شده و نتایج حاصل از هریک با یکدیگر مقایسه شده‌اند. دسته‌بندهای مورد استفاده شامل ماشین بردار پشتیبان، پرسپترون چندلایه (MLP)^۴، k نزدیکترین همسایه، بیز ساده (NB)^۵ و یا جنگل تصادفی (RF)^۶ می‌باشد. روال کلی این روش در شکل ۲-۷ مشاهده می‌گردد.

¹ Energy

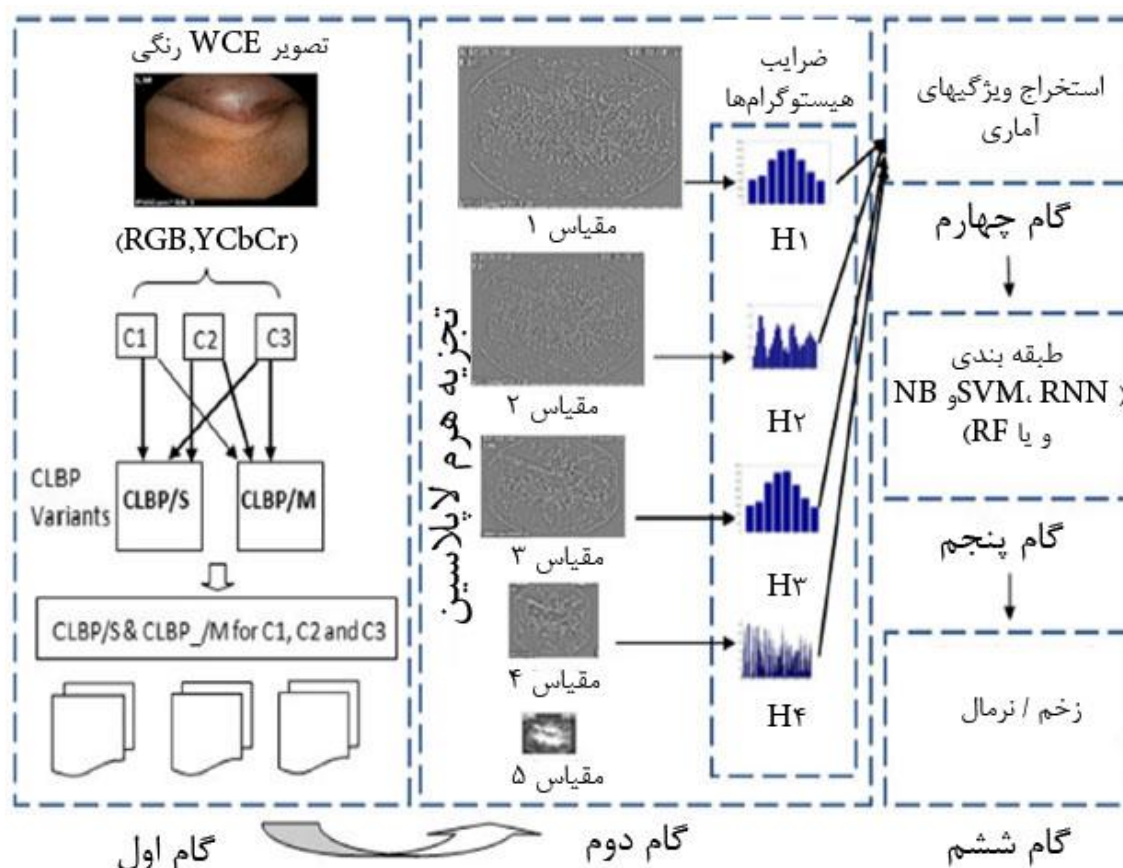
² Entropy

³ Kurtosis

⁴ MultiLayer Perceptron

⁵ Naive Bayes

⁶ Random Forest



شکل ۲-۷- روال کلی روش معرفی شده در [۱۰] به منظور تشخیص زخم در تصاویر WCE

در تحقیقات مختلفی موضوع تشخیص پولیپ در تصاویر کپسول آندوسکوپی مورد توجه قرار گرفته است. در اکثر روش‌های موجود برای تشخیص پولیپ از روش‌های متداول یادگیری ماشین استفاده شده است. در این روش‌ها غالباً ویژگی‌ها به صورت دستی استخراج می‌شوند و سپس در ادامه با استفاده از یک دسته‌بند دسته‌بندی می‌گردند. سه دسته ویژگی برای تشخیص پولیپ شامل رنگ، بافت و شکل وجود دارد. تصاویر در روش [۴۸] قبل از استخراج بافت به فضای رنگی HSV تبدیل می‌شوند، سپس از اطلاعات آماری رنگ و هستوگرام رنگ برای توصیف پولیپ‌ها استفاده می‌گردد. رنگ مهم‌ترین ویژگی برای تشخیص پولیپ است. علاوه بر رنگ، استفاده از ویژگی بافت از روش‌های متداول تشخیص پولیپ می‌باشد. این ویژگی‌ها شامل استخراج الگوهای دودویی محلی و ویژگی‌های مبتنی بر فیلتر می‌باشد. ویژگی‌های مبتنی بر فیلتر به طور گسترده‌ای در تشخیص پولیپ به کار می‌-

رود، زیرا فیلتر می‌تواند تصویر را در فضاهای مختلف توصیف کند و بانک‌های فیلتر خوب می‌توانند ناحیه‌ی پولیپ را از ناحیه‌ی نرمال جدا سازند.

یوان و همکاران در [۲۱] از فیلتر گابور برای این منظور استفاده نموده‌اند. تحقیقاتی مانند [۲۳-۲۲] از تبدیل موجک برای استخراج اطلاعات بافت تصاویر WCE استفاده کرده‌اند. LBP و رویکردهای توسعه یافته آن در تجزیه و تحلیل تصاویر WCE اتخاذ می‌شوند. در [۲۴] ویژگی‌های بافت تصاویر WCE توسط بردار ویژگی ۱۴۴ بعدی ارائه شده است که ترکیبی از LBP و LBP مستقل از چرخش است. از دیگر ویژگی‌های سطح پایین پولیپ‌ها شکل بیضوی آن‌ها می‌باشد که مورد توجه برخی از محققین در فرآیند استخراج ویژگی قرار گرفته است. یکی از روش‌های متداول برای استخراج ویژگی شکل، هیستوگرام جهت‌دار گرادیان (HOG)^۱ می‌باشد که در [۲۵] مورد توجه قرار گرفته است.

اخیرا مطالعات زیادی در زمینه رویکردهای یادگیری عمیق که دارای ویژگی برجسته استخراج ویژگی خودکار از تصاویر می‌باشد، صورت گرفته است. در [۲۶] نیز از یادگیری عمیق به منظور شناسایی فریم‌های حاوی پولیپ استفاده شده است. در این مقاله پیشنهاد شده است که به جای استخراج ویژگی‌های دستی از ساختار رمزگذار خودکار تنک پشته‌ای (SSAE)^۲ به منظور یادگیری ویژگی‌های قدرتمندتر به طور مستقیم از تصویر خام ورودی، استفاده گردد. در این روش به جای استفاده از ساختار سنتی SSAE محدودیت چندگانه^۳ تصویر در آن اعمال شده است که این ساختار جدید رمزگذار خودکار تنک پشته‌ای با محدودیت چندگانه تصویر (SSAEIM)^۴ نامیده می‌شود. محدودیت چندگانه تصویر توسط گراف نزدیکترین همسایه ساخته و ساختارهای ذاتی تصاویر را

¹ Histogram Of Gradient

² Stacked Sparse Auto Encoder

³ Manifold

⁴ Stacked Sparse Auto Encoder with Image Manifold constraint

نشان می‌دهد. این محدودیت، تصاویر در یک دسته را مجبور به یادگیری ویژگی‌های مشابه و تصاویر در دسته‌های متفاوت را از یکدیگر دور نگه می‌دارد. بنابراین ویژگی‌های یادگرفته شده دارای واریانس بین‌دسته‌ای زیاد و درون‌دسته‌ای کم هستند. پس از استخراج ویژگی‌های مورد نظر از مدل SSAEIM با استفاده از دسته‌بند Softmax تصاویر را با دقت مناسبی به چهار دسته تصویر تمیز نرمال، تمیز حاوی پولیپ، غیرتمیز حاوی حباب و غیر تمیز حاوی مایعات کدر تقسیم نموده است.

۲-۴- جمع‌بندی

در این فصل مروری بر تحقیقات گذشته بر روی تصاویر کپسول آندوسکوپی به منظور بهسازی تصاویر، استخراج ویژگی و تشخیص فریم‌های غیرنرمال انجام شد. در ابتدا روش‌های مختلف بهسازی تصویر به منظور بهبود کنتراست و روشنایی تصاویر کپسول آندوسکوپی بررسی شدند. استفاده از این روش‌ها قبل از استخراج ویژگی‌ها می‌تواند منجر به بهبود دقت دسته‌بند گردد. همچنین چندین روش مختلف به منظور تشخیص فریم‌های غیرنرمال شامل خونریزی، زخم، پولیپ و آنژیودیسپلازی معرفی گردید.

روش‌های موجود از دو رویکرد سنتی و عمیق در دسته‌بندی تصاویر WCE بهره جسته‌اند. رویکردهای سنتی نسبت به روش‌های عمیق نیازمند حافظه کمتر هستند و بار محاسباتی کمتری دارند. در روش‌های مبتنی بر یادگیری سنتی ابتدا نواحی پیشنهادی که در آن احتمال حضور اختلال وجود دارد استخراج می‌شود و سپس از این نواحی ویژگی استخراج می‌شود. روش‌های محدودی وجود دارند که ویژگی‌ها را از کل ناحیه استخراج می‌کنند، زیرا عملکرد آن‌ها در شناسایی اختلالات با اندازه کوچک پایین است. خلاء اساسی در رویکرد سنتی فقدان روشی بوده است که بتواند در مرحله‌ی استخراج ROIها، اختلالات با بافت و رنگ متفاوت را با دقت مناسب استخراج نماید. بنابراین همانطور که در این فصل مشاهده شد، بیشتر روش‌های موجود برای شناسایی اختلالات محدود پایه‌ریزی شده بودند. اما در این رساله روشی جدید ارائه شده است که قادر است نواحی حاوی اختلالات با رنگ و

بافت متفاوت را از تصاویر استخراج نماید و در نهایت با استخراج ویژگی‌های متناسب با رنگ، بافت و شکل از این نواحی با دقت مناسبی انواع اختلالات را دسته‌بندی نماید.

تعداد محدود پایگاه‌های داده WCE، استفاده از یادگیری عمیق را در این کاربرد محدود ساخته است؛ بطوریکه در غالب روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق تنها از ساختارهای از پیش‌آموزش داده شده استفاده شده است. استفاده از ساختارهای از پیش‌آموزش داده شده در تشخیص اختلالات در تصاویر WCE در مراجع متفاوت عملکرد مطلوبی داشته است. از علت‌های کارا بودن آن‌ها می‌توان به آموزش دیده شدن این ساختارها با تصاویر بسیار زیاد در شرایط متفاوت از نظر کیفیت، نور و نویز اشاره نمود که از جمله مشکلات موجود در تصاویر WCE است. بنابراین در این رساله به منظور بهره‌بندی از مزایای هر دو روش از یک رویکرد ترکیبی برای شناسایی اختلالات استفاده شده است.

فصل سوم: روش پیشنهادی

۱-۳- مقدمه

در این فصل با توجه به محدودیت‌ها، چالش‌ها و اهداف بیان شده در فصل اول و با بررسی‌های صورت گرفته بر روی روش‌های پیشین در فصل دوم، ابتدا یک چارچوب کلی برای روش پیشنهادی در این پژوهش ارائه شده است. سپس هریک از مراحل روش پیشنهادی با جزئیات بیان می‌شود.

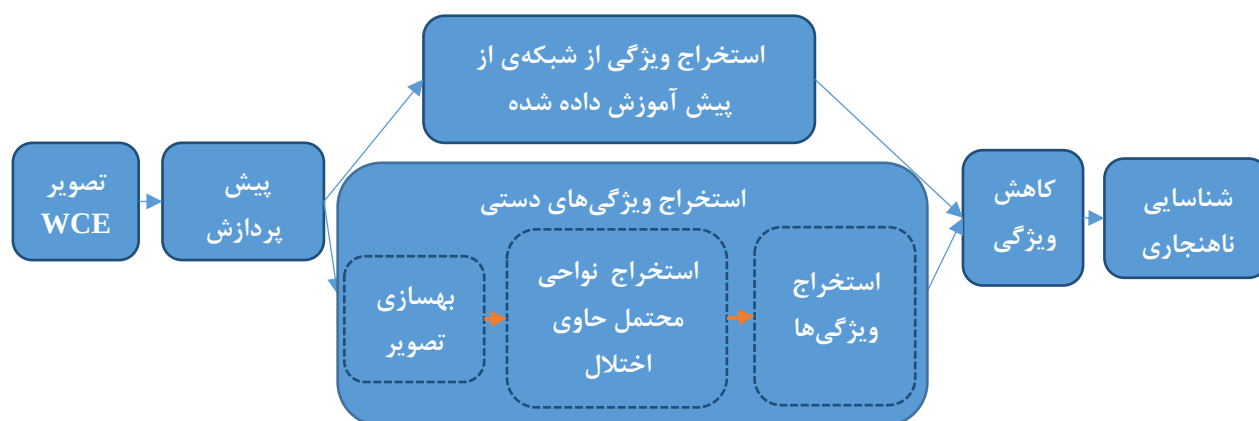
۲-۳- ساختار کلی روش پیشنهادی

همانطور که در فصل اول بیان شد در این تحقیق هدف تشخیص فریم‌های غیرنرمال حاوی اختلالات متفاوت شامل خونریزی، آنژیودیسپلازی، زخم، لنفوئید هایپرپلازی و پولیپ است. در روش پیشنهادی به کمک ترکیبی از روش یادگیری عمیق و روش‌های سنتی به منظور تشخیص فریم‌های حاوی اختلالات استفاده شده است. ساختار کلی روش پیشنهادی را در شکل ۳-۱ مشاهده می‌نمایید. برای استخراج ویژگی‌های سنتی، ابتدا تصویر از نظر روشنایی بهبود داده می‌شود. سپس به منظور تشخیص دقیق‌تر اختلالات در تصویر به جای در نظر گرفتن کل تصویر، از یک روش پیشنهادی مبتنی بر بیشینه‌سازی انتظار به منظور استخراج نواحی احتمالی وجود اختلال استفاده می‌گردد. در این روش نواحی متمایز در تصویر به عنوان نواحی پیشنهادی استخراج می‌گردد. سپس ویژگی‌های مختلف از نظر بافت، رنگ و شکل از نواحی پیشنهادی استخراج می‌شوند.

در روش یادگیری عمیق از شبکه‌ی عصبی پیچشی با معماری عمیق ResNet50 برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. در واقع تصویر به ورودی این شبکه‌ی از پیش آموزش داده شده اعمال می‌شود و از خروجی لایه‌ی ۱۷۴ که یک لایه‌ی میانگین تجمعی^۱ است، یک بردار ۲۰۴۸ مقداری به عنوان مجموعه‌ی ویژگی‌های عمیق استخراج می‌گردد. با توجه به اینکه ویژگی‌های زیادی با استفاده از دو

¹ Average pooling

روش ذکر شده استخراج می‌شوند، با استفاده از روش حداقل افزونگی - حداکثر ارتباط (MRMR)^۱ از تعداد ویژگی‌ها کاسته می‌شود. در نهایت به منظور دسته‌بندی تصاویر، ویژگی‌های استخراج شده از مرحله قبل به دسته‌بند SVM داده می‌شود.

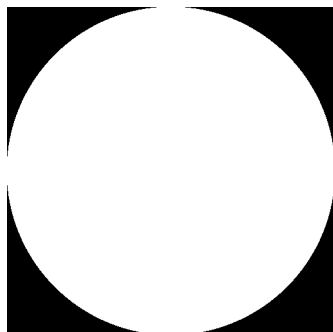


شکل ۳-۱- ساختار کلی روش پیشنهادی برای تشخیص ناهنجاری در تصاویر کپسول آندوسکوپی

۳-۳- پیش‌پردازش

تصاویر موجود در تحقیق حاضر از پایگاه‌های داده مختلف هستند. تصاویر کپسول آندوسکوپی معمولاً در یک پیش‌زمینه مشکی رنگ احاطه می‌شوند. در برخی از پایگاه‌های داده برخی از اطلاعات مانند نوع کپسول و زمان تصویربرداری در این حاشیه درج شده است. نکته‌ی مهم در رابطه با این حاشیه عدم ساختار یکسان آن در پایگاه‌های داده مختلف است. در واقع در برخی از پایگاه‌های داده میزان این حاشیه بیشتر و در برخی کمتر است. بنابراین برای حفظ کلیت‌پذیر بودن روش، بر روی تمامی تصاویر ورودی یک ماسک دودویی مطابق شکل ۳-۲ اعمال می‌شود.

¹ Minimum Redundancy Maximum Relevane



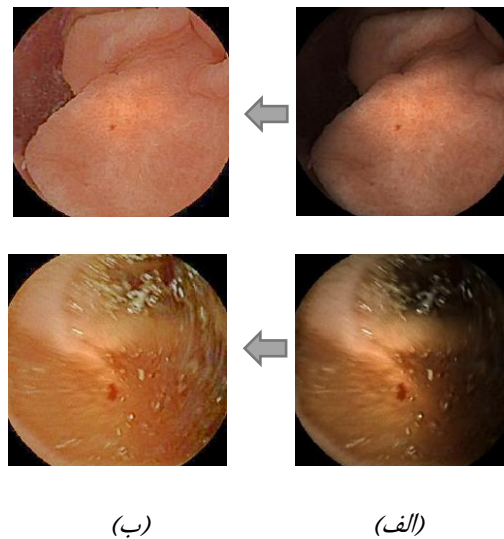
شکل ۳-۲- ماسک دودویی اعمال شده بر روی تصاویر ورودی

۳-۴- استخراج ویژگی‌های دستی

در این بخش، به شرح مراحل استخراج ویژگی‌های دستی پرداخته شده است. مراحل استخراج ویژگی‌های دستی شامل بهسازی تصویر، استخراج نواحی پیشنهادی و استخراج ویژگی از نواحی پیشنهادی می‌باشد. در ادامه هریک از این مراحل با جزئیات شرح داده شده است.

۳-۴-۱- بهسازی تصاویر

تصاویر کپسول آندوسکوپی معمولاً از عدم نور کافی رنج می‌برند؛ بنابراین به منظور دسته‌بندی دقیق‌تر از روش پیشنهادی در مرجع [۱] برای بهبود نور کم تصاویر استفاده شده است. در این روش در ابتدا تصویر به متمم آن تبدیل می‌شود. سپس الگوریتم مه‌زدایی بر روی تصویر تبدیل شده اعمال می‌شود. در نهایت تصویر مجدداً متمم می‌شود. نتیجه‌ی اعمال این روش بر روی دو تصویر کپسول آندوسکوپی در شکل ۳-۳ مشاهده می‌شود.



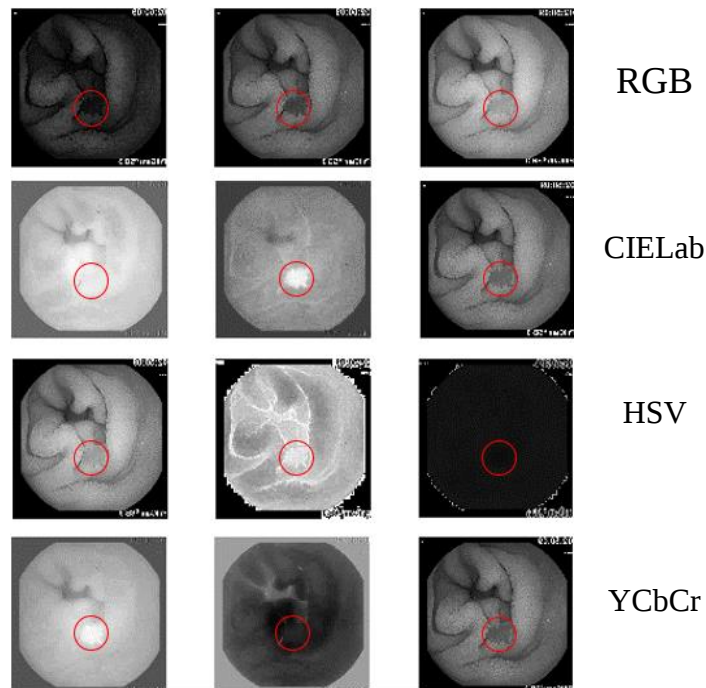
شکل ۳-۳- نتیجه‌ی اعمال الگوریتم بهسازی بر روی دو فریم کپسول آندوسکوپی: (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر بهسازی شده.

۳-۴-۲- استخراج نواحی پیشنهادی

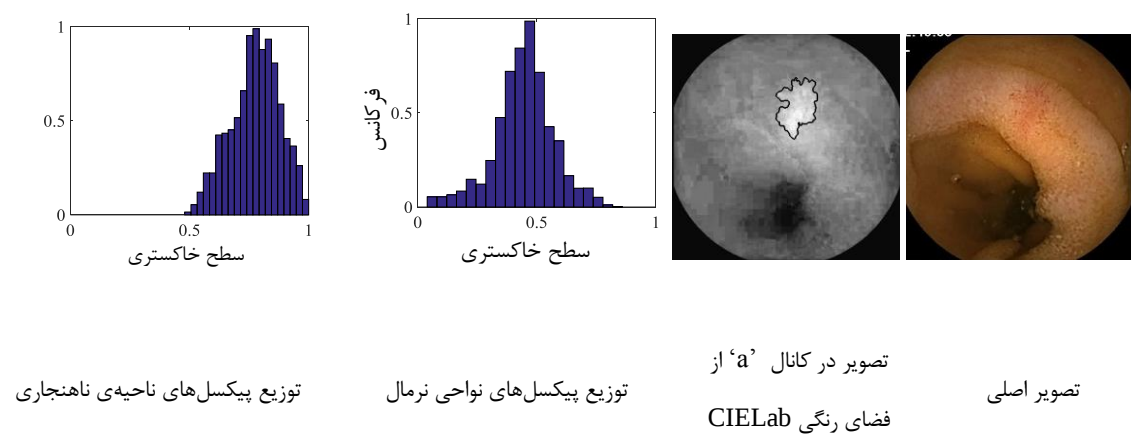
در این بخش روش پیشنهادی برای استخراج نواحی محتمل وجود اختلال معرفی شده است. هدف اصلی این گام قطعه‌بندی تصویر به نواحی مشکوک و غیرمشکوک و در واقع استخراج ROIها می‌باشد. روش پیشنهادی مبتنی بر بخش‌بندی تصویر با استفاده از الگوریتم پیشینه‌سازی انتظار است. در روش معرفی شده از دو ایده‌ی کاملاً جدید و موثر به منظور منطبق ساختن و بهبود روش EM در بخش-بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی استفاده شده است. در ادامه، در ابتدا روش EM به منظور بخش-بندی اختلالات قرمز رنگ معرفی شده است. سپس روش به صورتی تغییر داده شده است که بتواند اختلالات مختلف را در تصویر بخش‌بندی نماید. در نهایت با معرفی یک مقدار اولیه جدید و موثر برای این الگوریتم سرعت همگرایی و دقت آن افزایش یافته است.

۱-۲-۴-۳- بخش‌بندی اختلالات قرمز رنگ

اختلالات قرمز رنگ مانند آنژیودیسیپلازی در تصاویر کپسول آندوسکوپی در دومین کانال یعنی 'a' از فضای رنگی CIE Lab معمولاً روشن‌تر از سایر نواحی دیده می‌شوند. در شکل ۳-۴ که یک تصویر دارای اختلال آنژیودیسیپلازی در کانال‌های مختلف از فضاهاى رنگی متفاوت به تصویر کشیده شده است، این مسئله نشان داده شده است. بنابراین برای بخش‌بندی اختلالات قرمز رنگ مانند خونریزی و آنژیودیسیپلازی از این صفحه استفاده شده است. می‌توان پیکسل‌های تصویر در کانال 'a' از این فضای رنگی را به صورت ترکیبی از چند توزیع نرمال در نظر گرفت و با یافتن پارامترهای این توزیع‌ها پیکسل‌های تصویر را بخش‌بندی نمود. در شکل ۳-۵ توزیع پیکسل‌های یک تصویر دارای اختلال آنژیودیسیپلازی در نواحی نرمال و در نواحی دارای اختلال نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود توزیع پیکسل‌ها نزدیک به توزیع نرمال است ولی پارامترهای هریک از این دو توزیع متفاوت است. برای بررسی بیشتر این موضوع ۲۰۰ تصویر به صورت تصادفی از تصاویر دارای این اختلالات انتخاب شده‌اند. سپس مقدار میانگین و واریانس، در دو ناحیه‌ی نرمال و غیرنرمال حساب شده است و در نهایت میانگین این مقادیر در جدول ۳-۱ گزارش شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در نواحی نرمال به صورت متوسط پیکسل‌ها دارای مقدار میانگین کمتر و واریانس بیشتر هستند.



شکل ۳-۴- یک تصویر دارای اختلال آنژیودیسپلازی در کانال‌های مختلف از فضاها رنگی متفاوت. از بالا به پایین فضای رنگی RGB ، $CIE Lab$ ، HSV و $YCbCr$. در هر سطر به ترتیب از راست به چپ اولین، دومین و سومین کانال از فضای رنگی مربوطه. اختلال در کانال a از فضای رنگی $CIE Lab$ روشنتر از سایر نواحی دیده می‌شود.



شکل ۳-۵- توزیع پیکسل‌های یک تصویر دارای اختلال در نواحی نرمال و غیرنرمال

جدول ۳-۱- پارامترهای توزیع پیکسل‌ها در نواحی نرمال و ناهنجاری

میانگین میانگین‌ها	میانگین واریانس‌ها	
۰,۷۱۵	۰,۱۰۴	نواحی غیرنرمال
۰,۴۱۱	۰,۱۶۵	نواحی نرمال

الگوریتم EM روش مناسبی برای یافتن پارامترهای این توزیع‌ها می‌باشد. در واقع الگوریتم EM زمانی استفاده می‌شود که ما یک مجموعه آموزشی از داده‌ها مانند $D=\{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}\}$ داریم که هیچ‌یک از داده‌ها برچسبی ندارند و تنها می‌دانیم داده‌ها از ترکیب k توزیع مختلف تشکیل شده‌اند. EM یک روش تکراری^۱ است که می‌تواند پارامترهای این توزیع‌ها را تخمین بزند. با داشتن پارامترهای توزیع‌ها هر پیکسل به توزیعی نسبت داده می‌شود که دارای بیشترین احتمال در آن توزیع است.

به منظور استفاده از الگوریتم EM در این مسئله، مجموعه‌ی D همان پیکسل‌ها در کانال 'a' از فضای رنگی CIELab در نظر گرفته شده است. برچسب پیکسل i ام که می‌تواند به k دسته مختلف تعلق داشته باشد، با l^i تعریف شده است. احتمال اینکه l^i به دسته‌های مختلف تعلق داشته باشد یک توزیع چند جمله‌ای بر روی متغیر γ در نظر گرفته شده است که $\gamma_j \geq 0$ و $\sum_{j=1}^k \gamma_j = 1$. احتمال اینکه پیکسل l^i به دسته j تعلق داشته باشد را نشان می‌دهد. الگوریتم EM سعی می‌کند با محاسبه‌ی لگاریتم درست‌نمایی برای داده‌ها با استفاده از معادله (۳-۱) داده‌ها را مدل نماید. همچنین ما فرض کردیم که توزیع داده‌ها در یک دسته مانند j ($p(x^i | l^i = j)$) دارای یک توزیع نرمال گوسی با پارامترهای میانگین μ_j و انحراف معیار σ_j است.

¹ Iterative

$$\ell(\lambda, \mu, \Sigma) = \sum_{i=1}^m \log \sum_{l^i=1}^k p(x^i | l^i; \mu, \sigma) p(l^i; \lambda) \quad (1-3)$$

معادله‌ی (۱-۳) را می‌توان به کمک یک روش تکرارشونده شامل دو گام انتظار (E-step) و

حداکثرسازی (M-step) تخمین زد. در گام انتظار مقادیر e_j^i (معادله (۲-۳)) محاسبه می‌شود که احتمال تعلق x^i را به λ_j مشخص می‌سازد.

$$e_j^i = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^i - \mu_j)^2\right) \cdot \lambda_j}{\sum_{h=1}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_h^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^i - \mu_h)^2\right) \cdot \lambda_h} \quad (2-3)$$

در گام بیشینه‌سازی پارامترهای مدل بر مبنای حدسیات گام انتظار به روزرسانی می‌شود

(معادلات (۳-۳) تا (۵-۳)). این دو گام تکرار می‌شود تا تفاوت مقدار لگاریتم درست‌نمایی در دو گام

متوالی کمتر از یک مقدار مشخص شود (در این رساله $1e^{-6}$) و یا تعداد تکرارها از یک میزان حداکثر (۵۰ گام) بیشتر شود.

$$\lambda_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m e_j^i \quad (3-3)$$

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m e_j^i x^i}{\sum_{i=1}^m e_j^i} \quad (4-3)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^m e_j^i (x^i - \mu_j)^2}{\sum_{i=1}^m e_j^i} \quad (5-3)$$

انتخاب مقدار اولیه برای پارامترهای الگوریتم منجر به همگرایی سریع‌تر می‌شود. در این رساله

برای بخش‌بندی اختلالات قرمز رنگ از روش تکراری تحلیل داده خودسازمانده (ISODATA) [۴۹]^۱

¹ Iterative Self Organizing Data Analysis Technique

استفاده شده است (الگوریتم ۳-۱). سپس در بخش‌بندی اختلالات متفاوت از یک روش جدید برای تخمین مقادیر اولیه استفاده شده است.

ورودی: تصویر (img) و تعداد دسته (C)

۱. محاسبه‌ی هیستوگرام تصویر

$$h = \text{histogram}(\text{img})$$

۲. مقداردهی اولیه مقادیر حد آستانه $T_0, T_1, \dots, T_c$ به صورتیکه $T_0 \leq T_1 \leq \dots \leq T_c$ و مقدار سطح خاکستری بیشینه در تصویر باشد.

۳. محاسبه مقادیر میانگین

$$\mu_k = \frac{\sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} i \times h(i)}{\sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} h(i)} \quad (6-3)$$

۴. به روزرسانی مقادیر حد آستانه

$$T_k^{\text{new}} = \left\lfloor \frac{\mu_k + \mu_{k+1} + 1}{2} \right\rfloor \quad (7-3)$$

۵. به روزرسانی مقادیر میانگین با استفاده از رابطه (۶-۳)

۶. اگر $T_k^{\text{new}} \neq T_k$ آنگاه $T_k = T_k^{\text{new}}$ و به گام ۳ برو

۷. محاسبه مقادیر σ و λ

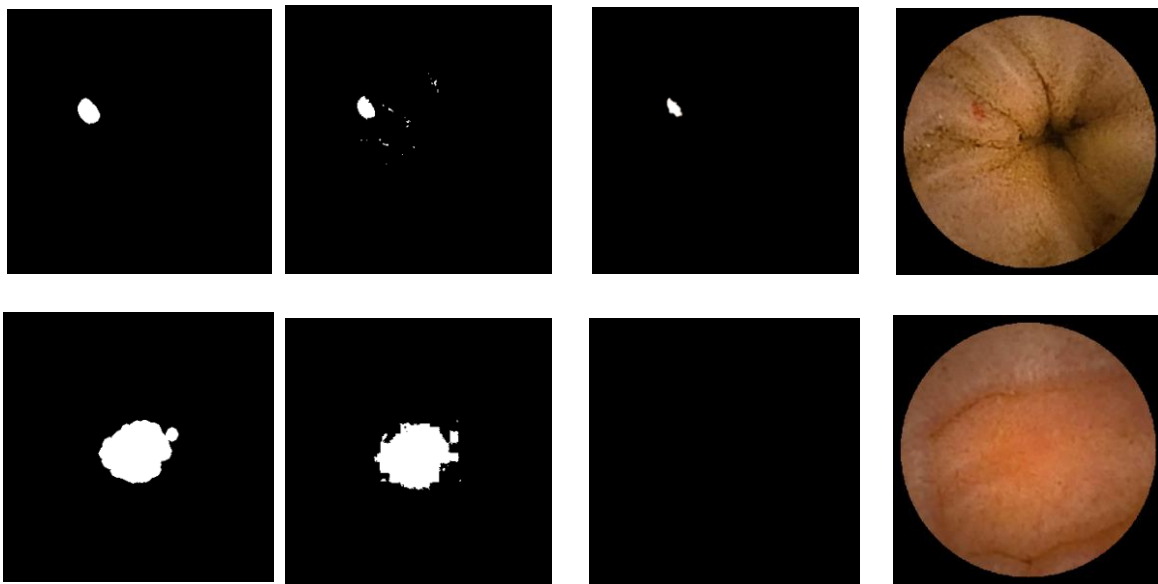
$$\sigma_k^2 = \frac{\sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} h(i) \times (i - \mu_k)^2}{\sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} h(i)} \quad (8-3)$$

$$\lambda_k = \frac{\sum_{i=T_{k-1}}^{T_k} h(i)}{\sum_{i=T_0}^{T_c} h(i)} \quad (9-3)$$

الگوریتم ۳-۱- ISODATA

در نهایت در تصویر بخش‌بندی شده، بخشی انتخاب می‌شود که بیشترین میانگین مقادیر پیکسل‌ها را در صفحه‌ی 'a' از فضای رنگی CIELab داشته باشد؛ به عبارتی دیگر روشن‌ترین بخش انتخاب می‌شود. در نهایت با توجه به اینکه ممکن است در بخش انتخاب شده نقاطی ریز وجود

داشته باشد با استفاده از فیلتر مورفولوژی این نقاط حذف می‌شوند. برای حذف این نقاط در ابتدا از فیلتر فرسایش با عنصر ساختاری دایره به شعاع چهار استفاده می‌شود. سپس با توجه به اینکه ممکن است برخی پیکسل‌های اختلال نیز دچار فرسایش شوند، از فیلتر گسترش با عنصر ساختاری دایره به شعاع سه استفاده شده است. در شکل ۳-۶ نتیجه‌ی استفاده از الگوریتم مطرح شده را بر روی دو تصویر دارای اختلال آنژیودیسیپلازی و تصویر نرمال می‌توان مشاهده نمود.



(آ) تصویر اصلی (ب) تصویر ماسک مربوطه (ج) بخش پیروز استخراج شده (د) ROI نهایی پس از اعمال فیلترهای مورفولوژی توسط روش EM

شکل ۳-۶- نتایج انتخاب نواحی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم EM به ترتیب از بالا به پایین در دو تصویر دارای اختلال آنژیودیسیپلازی و تصویر نرمال

۲-۴-۳- بخش‌بندی اختلالات متفاوت و ارائه یک روش EM توسعه یافته

روش مطرح شده در بالا تنها در بخش‌بندی اختلالات با رنگ قرمز کاربرد دارد. از آنجایی که هدف این رساله شناسایی اختلالات متفاوت است دو توسعه بر این روش صورت گرفته است. توسعه اول روش را قادر می‌سازد که اختلالات متفاوت را بخش‌بندی نماید و در توسعه‌ی بعدی یک روش

بخش‌بندی سریع معرفی شده است و از آن به عنوان مقداردهی اولیه در الگوریتم EM استفاده شده است. روش توسعه‌یافته محدود به بخش‌بندی اختلال با رنگ خاص نیست بلکه تلاش در استخراج ناحیه‌ی متمایز از نظر رنگ و بافت به عنوان ROI دارد. برای این منظور در ابتدا به معرفی روشی جهت استخراج نقشه‌ی تمایز در تصویر پرداخته شده است. سپس از این نقشه‌ی تمایز در الگوریتم EM استفاده می‌شود.

۱-۲-۲-۳- استخراج نقشه تمایز

اختلالات معمولاً رنگ یا بافت متمایزی نسبت به پیش‌زمینه دارند. شناسایی نواحی متمایز می‌تواند کمکی جهت بخش‌بندی تصویر به نواحی متمایز و غیرمتمایز باشد. یک روش متداول برای یافتن نقشه‌ی تمایز، تقسیم تصویر به تکه‌ها و یافته فاصله‌ی هر تکه (P_X) تا تمام تکه‌ها است. یک تکه متمایز تفاوت بیشتری با تکه‌های دیگر دارد [۵۰]. اما این روش ناکارآمد است چون باید تعداد بسیار زیادی فاصله‌ی تکه-تا-تکه حساب کرد. در این رساله از روش معرفی شده توسط مارگولین و همکاران در مرجع [۵۱] استفاده شده است.

در این روش ابتدا تصویر به تکه‌های همپوشان با اندازه‌ی 3×3 تقسیم می‌شوند و یک تکه متمایز خواهد بود اگر فاصله‌ی آن تا تکه متوسط (میانگین همه‌ی تکه‌ها) در راستای مولفه‌های اصلی بیشتر از اغلب تکه‌ها باشد. در واقع، برای هر تکه در راستای مولفه‌های اصلی به سمت تکه متوسط حرکت خواهیم کرد و میزان این مسافت به عنوان فاصله‌ی این تکه در نظر گرفته می‌شود. هرچه این فاصله بیشتر باشد، تکه متمایزتر است. لازم به ذکر است این فاصله معادل محاسبه‌ی فاصله‌ی منهتن^۱ یا نرم ۱ برای تکه P_X در مختصات PCA است [۵۱].

برای درک بهتر موضوع این مفهوم در

¹ Manhattan

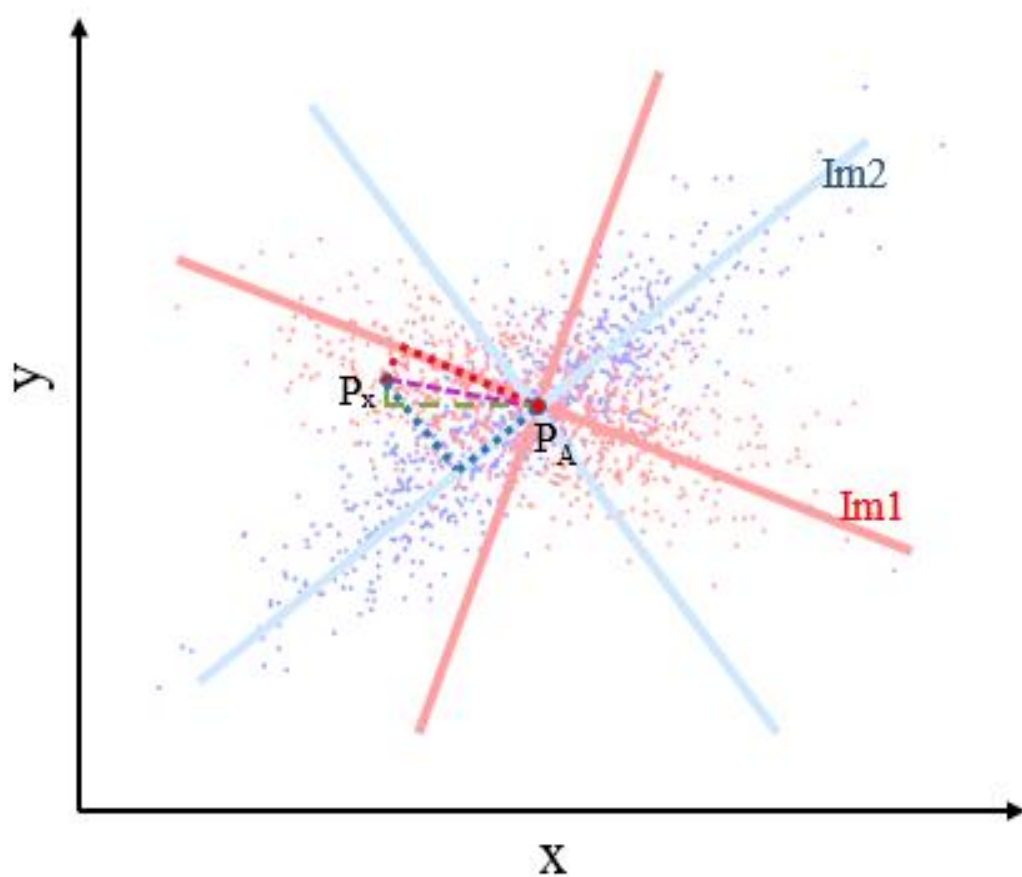
شکل ۷-۳ به تصویر کشیده شده است. در این شکل دو تصویر (نقاط قرمز برای تصویر اول (Im1) و نقاط آبی برای تصویر دوم (Im2)) به همراه دو مولفه اصلی آن‌ها (خطوط قرمز برای تصویر اول و خطوط آبی برای تصویر دوم) به نمایش گذاشته شده است. فرض کنید که تکه‌ی متوسط (P_A) دو تصویر یکسان و P_X نیز یک تکه یکسان در دو تصویر باشد. اما P_X در تصویر دوم متمایزتر از تصویر اول است. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود فاصله‌ی بین P_A و P_X در هر دو تصویر در راستای محورهای مختصات x و y با استفاده از فاصله‌ی منهتن (خط‌چین سبز) و فاصله‌ی اقلیدسی (خط‌چین بنفش) یکسان است. بنابراین احتمالاً اگر برای استخراج نواحی مجزا به محورهای مختصات دکارتی تکیه کنیم در برخی از موارد دچار شکست خواهیم شد. این در حالی است که محاسبه‌ی فاصله‌ی بین P_A و P_X در راستای مولفه‌های اصلی هر تصویر معیار مناسب‌تری برای محاسبه این فاصله است. در

شکل ۷-۳ می‌توان مشاهده نمود که فاصله‌ی منهتن بین P_A و P_X برای تصویر اول (نقطه‌چین قرمز) به درستی کوتاه‌تر از این فاصله برای تصویر دوم (نقطه‌چین آبی) در راستای مولفه‌های اصلی است.

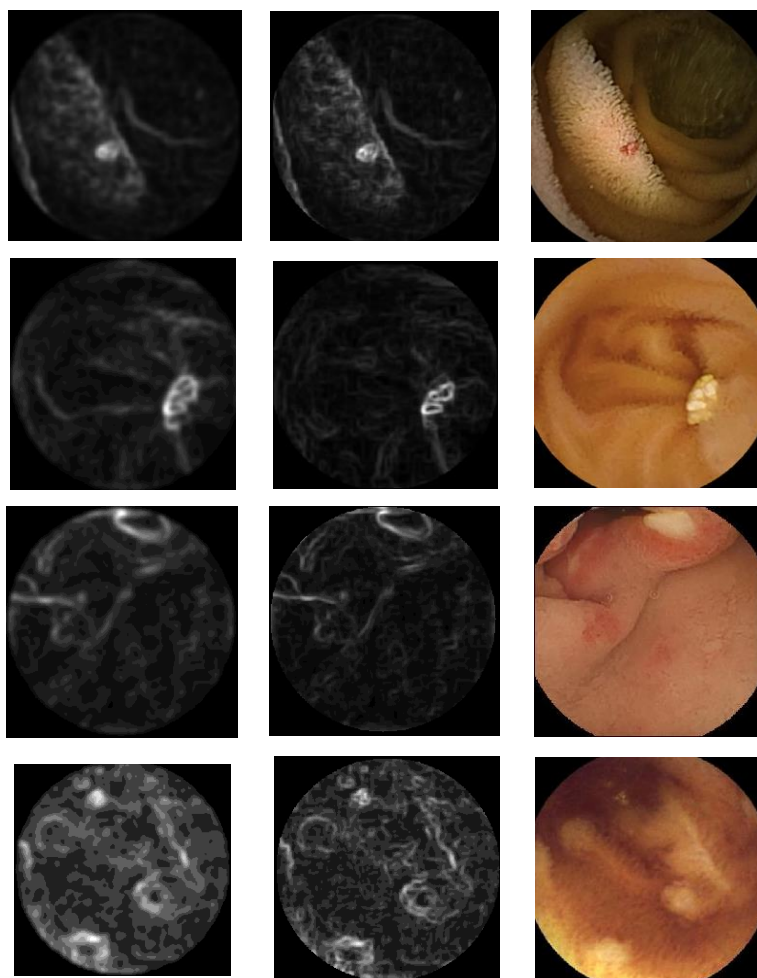
لازم به ذکر است که برای محاسبه سریع‌تر PCA تنها از تکه‌های ناهمگون استفاده شده است. برای حذف تکه‌های همگون تصویر با استفاده از الگوریتم تکرارشونده خطی ساده (SLIC)^۱ تصویر به ۲۰۰ تکه تقسیم می‌شود. واریانس تمامی تکه‌ها حساب می‌شود و ۵۰ درصد تکه‌ها که واریانس بیشتر دارند، نگه داشته می‌شوند. همچنین در نهایت بر روی نقشه‌ی استخراج شده یک فیلتر گوسین با مقدار انحراف معیار سه بر روی نقشه اعمال می‌شود تا نقشه‌ی نهایی ایجاد شود. علت استفاده از این فیلتر هموارتر ساختن ناحیه‌ی اختلال می‌باشد که به بخش‌بندی در مرحله‌ی بعد کمک می‌کند. در شکل ۸-۳ نقشه‌ی تمایز برای چهار تصویر WCE با اختلالات متفاوت مشاهده می‌شود.

¹ Simple Linear Iterative Clustering

همانطور که از شکل می توان برداشت کرد روش استفاده شده به درستی می تواند نواحی دارای اختلال را نسبت به سایر نواحی متمایز سازد.



شکل ۳-۷- محاسبه فاصله بین یک تکه P_X و تکه میانگین P_A برای دو تصویر ($Im2$ و $Im1$) با معیارهای مختلف

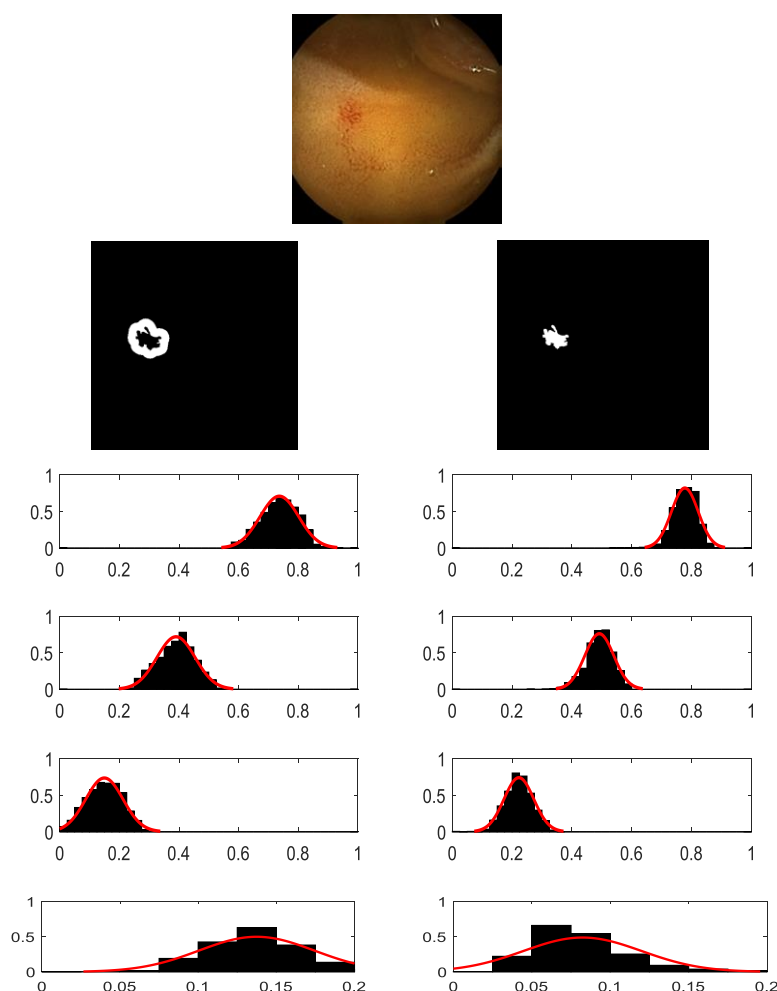


(الف) تصویر اصلی (ب) نقشه تمایز (ج) نقشه تار شده نهایی

شکل ۳-۸- نقشه‌ی تمایز برای تصاویر با چهار اختلال مختلف، به ترتیب از بالا به پایین اختلال آنژیودیسپلازی، لفوئید هایپرپلازی، زخم و پولیپ

۲-۲-۲-۳- روش توسعه یافته برای استخراج اختلالات مختلف

در روش توسعه یافته پیکسل‌های تصویر به صورت ترکیبی از چندین توزیع نرمال چند متغیره در نظر گرفته می‌شوند این واقعیت را می‌توان در شکل ۳-۹ مشاهده نمود.



شکل ۳-۹- توزیع پیکسل‌ها در یک تصویر با اختلال آنژیودیسیپلازی (سطر اول) در ناحیه‌ی اختلال (دومین سطر، اولین ستون) و در ناحیه‌ی نرمال اطراف اختلال (دومین سطر، دومین ستون) در کانال‌های قرمز، سبز، آبی فضای رنگی RGB و نقشه‌ی تمایز به ترتیب در سطرهای سوم تا ششم

در روش بخش‌بندی اختلالات قرمز رنگ، تصویر به صورت چند توزیع نرمال تک متغیره در نظر گرفته شده بود. با این ایده‌ی جدید، برای هر پیکسل هر سه مقدار صفحات فضای رنگی RGB در ورودی الگوریتم EM در نظر خواهد گرفته شد. بنابراین روش محدود به یک صفحه‌ی رنگی خاص نیست که تنها در آن برخی از اختلالات مشخص باشند. علاوه بر مقادیر پیکسل در صفحات R ، G و B مقدار متناظر با آن پیکسل در صفحه‌ی تمایز نیز در ورودی الگوریتم EM حضور خواهد داشت.

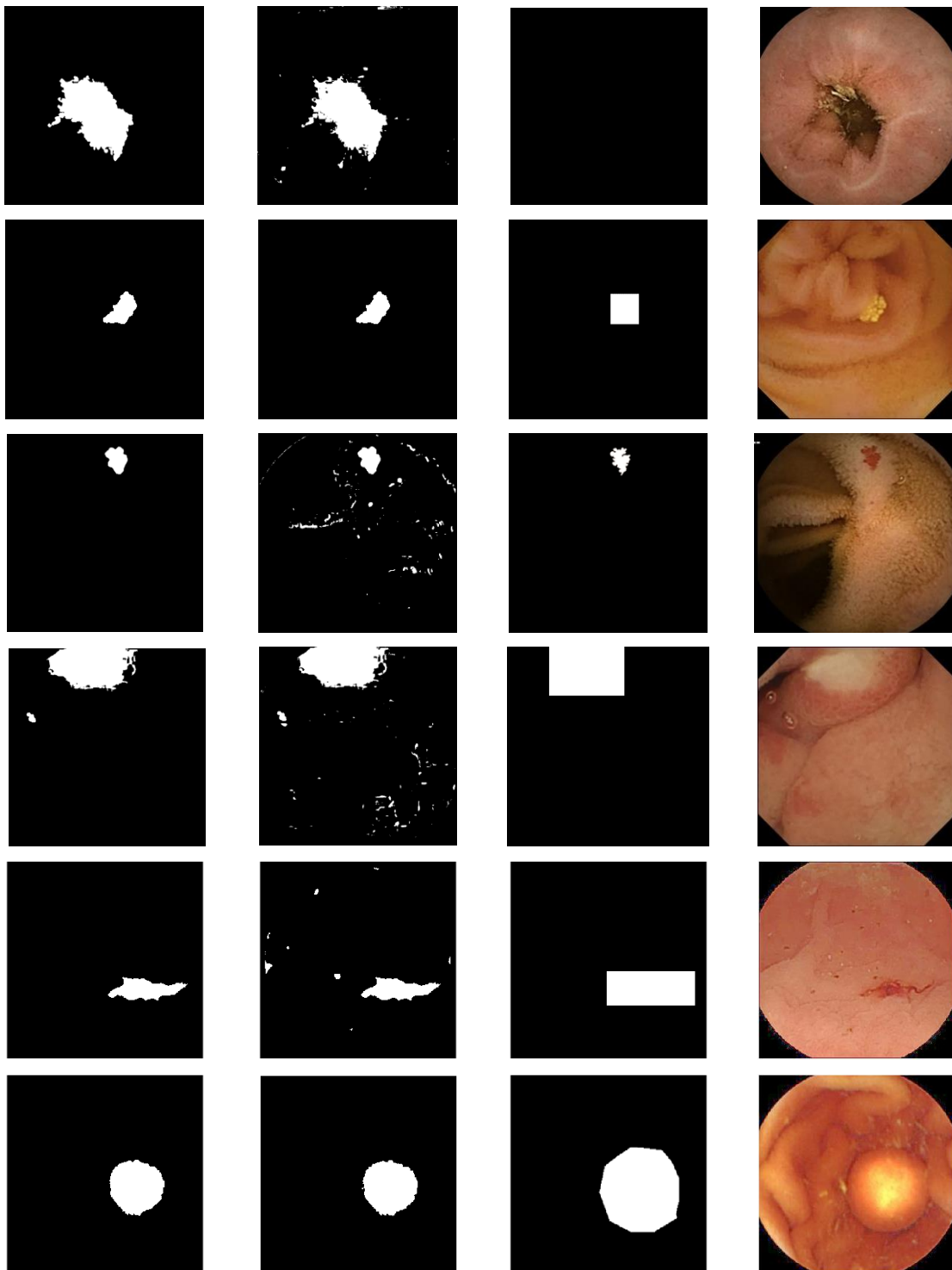
بنابراین در اینجا نیز، ورودی الگوریتم EM مجموعه‌ای از پیکسل‌ها در فضای RGB و مقدار متناظر با آن در نقشه‌ی تمایز است. بنابراین مشابه قبل ورودی‌ها تعریف می‌شوند با این تفاوت که هر پیکسل چهار بعد دارد، به جای انحراف معیار ماتریس کواریانس (Σ) خواهیم داشت. بنابراین روابط (۱-۳)، (۲-۳) و (۵-۳) به صورت روابط (۱۰-۳)، (۱۱-۳) و (۱۲-۳) خواهند بود.

$$\ell(\lambda, \mu, \Sigma) = \sum_{i=1}^m \log \sum_{l^i=1}^k p(x^i | l^i; \mu, \Sigma) p(l^i; \lambda) \quad (10-3)$$

$$e_j^i = \frac{\frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_j|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x^i - \mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (x^i - \mu_j)\right) \cdot \lambda_j}{\sum_{h=1}^k \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_h|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x^i - \mu_h)^T \Sigma_h^{-1} (x^i - \mu_h)\right) \cdot \lambda_h} \quad (11-3)$$

$$\Sigma_j = \frac{\sum_{i=1}^m e_j^i (x^i - \mu_j)(x^i - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^m e_j^i} \quad (12-3)$$

بعد از همگرایی الگوریتم، هر پیکسل به محتمل‌ترین توزیع نسبت داده می‌شود. بنابراین یک تصویر بخش‌بندی شده ایجاد می‌شود. برای انتخاب بخش پیروز به عنوان ناحیه‌ی پیشنهادی، بخشی انتخاب می‌شود که در صفحه‌ی تمایز دارای روشن‌ترین میانگین پیکسل‌ها باشد. بنابراین میانگین پیکسل‌ها در هر بخش در صفحه‌ی تمایز محاسبه می‌شود و بخشی که بیشترین میانگین را داشته باشد به عنوان ناحیه‌ی پیشنهادی در نظر گرفته می‌شود. در شکل ۱۰-۳ ج در چند تصویر با استفاده از این روش نواحی پیشنهادی استخراج شده است.



(د) ROI نهایی

(ج) بخش استخراج شده
توسط الگوریتم پیشنهادی

(ب) تصویر ماسک

(آ) تصویر اصلی

شکل ۳-۱۰- استخراج نواحی پیشنهادی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی، به ترتیب از بالا به پایین تصویر نرمال،

تصویر دارای اختلال لنفوئید هایپرپلازی، آنژیودیسیپلازی و زخم، خونریزی و پولیپ

همانطور که در تصاویر مشخص است، ممکن است در بخش انتخاب شده نقاط و خطوط پراکنده وجود داشته باشد. برای حذف این نقاط اضافی در ابتدا جزایری از پیکسل‌ها که دارای تعداد کمتر از ۵۰ پیکسل باشند حذف می‌شوند. سپس از معیار دوری از مرکز^۱ استفاده شده است و هر جزیره از پیکسل‌ها که دارای مقدار کمتر از ۰٫۹ برای این معیار باشند، حذف می‌شوند. معیار دوری از مرکز میزان دایره‌ای یا بیضی بودن یک شکل را مشخص می‌کند و هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده‌ی دایره بودن ناحیه است. در شکل ۳-۱۰-د ناحیه‌ی انتخابی نهایی پس از اعمال فیلتر-های مذکور به تصویر کشیده شده است.

۳-۲-۲-۳-۴-۳- مقداردهی اولیه/الگوریتم EM توسعه یافته با استفاده از یک روش سریع

در روش پیشنهادی، پیکسل‌ها به نسبت متمایز بودنشان در پیش‌زمینه به k دسته تقسیم خواهند شد و این k دسته به عنوان ورودی الگوریتم EM در نظر گرفته خواهد شد. به عبارتی دیگر، الگوریتم EM در نقطه‌ی شروع این دسته‌بندی را دسته‌بندی اولیه در نظر خواهد گرفت.

برای محاسبه‌ی میزان تمایز هر پیکسل نسبت به پیش‌زمینه، یک توزیع نرمال برای پیکسل‌ها برآورد می‌شود. سپس میزان تعلق هر پیکسل به آن توزیع را می‌توان به عنوان معیاری برای تمایز آن پیکسل در نظر گرفت. در واقع داریم $X \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$ که یک بردار سه بعدی $X = [R, G, B]^T$ است و R ، G و B مقادیر پیکسل‌ها در صفحات فضای رنگی RGB به ترتیب هستند. به عبارتی دیگر، X یک ماتریس $(m.n) \times 3$ که اندازه‌ی تصویر $(m \times n)$ می‌باشد. توزیع نرمال موجود در تصویر با استفاده از دو پارامتر میانگین (μ) و کواریانس 3×3 (Σ) به صورت زیر تعریف می‌شود.

¹ Eccentricity

$$\mu = E[X] = [E[R], E[G], E[B]]^T \quad (۱۳-۳)$$

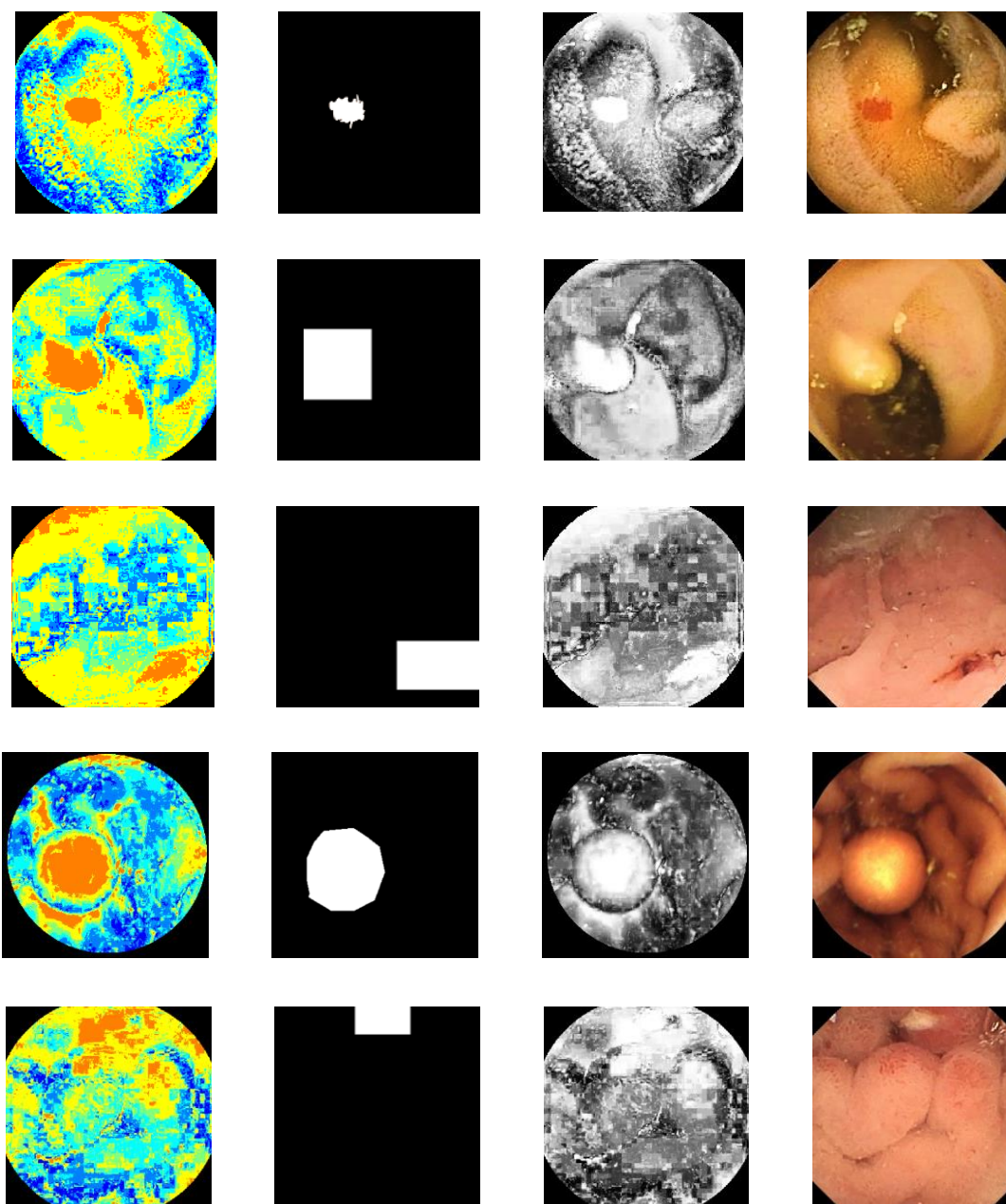
$$\Sigma_{i,j} = Cov[X_i, X_j] \quad (۱۴-۳)$$

که در آن $E[.]$ و $Cov[.,.]$ به ترتیب مقادیر امید ریاضی و کواریانس هستند. $Cov[X_i, X_j]$ کواریانس بین مقادیر پیکسل‌ها در کانال‌های i و j است. احتمال آنکه هر پیکسل $x = (r, g, b)$ با چه احتمالی به توزیع وابسته است را می‌توان با استفاده از رابطه (۱۵-۳) محاسبه کرد.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right) \quad (۱۵-۳)$$

که $|\cdot|$ دترمینان ماتریس را نشان می‌دهد. متهم $f(x)$ را می‌توان با استفاده از $\overline{f(x)} = 1 - f(x)$ محاسبه نمود. برای ایجاد دسته‌بندی اولیه در تصویر ابتدا یک تصویر جدید ایجاد می‌شود که مقدار هر پیکسل آن معادل مقدار $\overline{f(x)}$ برای آن پیکسل است. سپس تصویر ایجاد شده با استفاده از روش آستانه‌گذاری چندسطحی اتسو^۱ به k سطح تقسیم می‌شود و هر سطح به عنوان یک دسته از الگوریتم EM در نظر گرفته می‌شود. به عبارت دیگر، الگوریتم EM به جای یک شروع تصادفی، با این مقادیر اولیه برای دسته‌ها شروع به کار می‌کند. در شکل ۱۱-۳ بر روی چند نمونه از تصاویر به اختلالات متفاوت، با استفاده از این روش بخش‌بندی اولیه انجام شده است.

¹ Otsu multilevel thresholding



(الف) تصویر اصلی (ب) $\overline{f(x)}$ (ج) تصویر ماسک در (د) تصویر بخش‌بندی شده

پایگاه داده

شکل ۳-۱۱- چند نمونه از بخش‌بندی سریع تصاویر جهت استفاده در ورودی الگوریتم EM ، تصاویر از بالا به پایین به ترتیب دارای آنژیودیسپلازی، لنفوئید هایپرپلازی، خونریزی، پولیپ و زخم هستند.

۳-۴-۳- استخراج ویژگی

اختلالات متفاوت از لحاظ بافت، رنگ و شکل باهم متفاوت هستند، بنابراین برای شناسایی آنها در این رساله از ویژگی‌های مبنی بر رنگ، بافت و شکل استفاده شده است که در ادامه هر دسته از این ویژگی‌ها شرح داده خواهند شد.

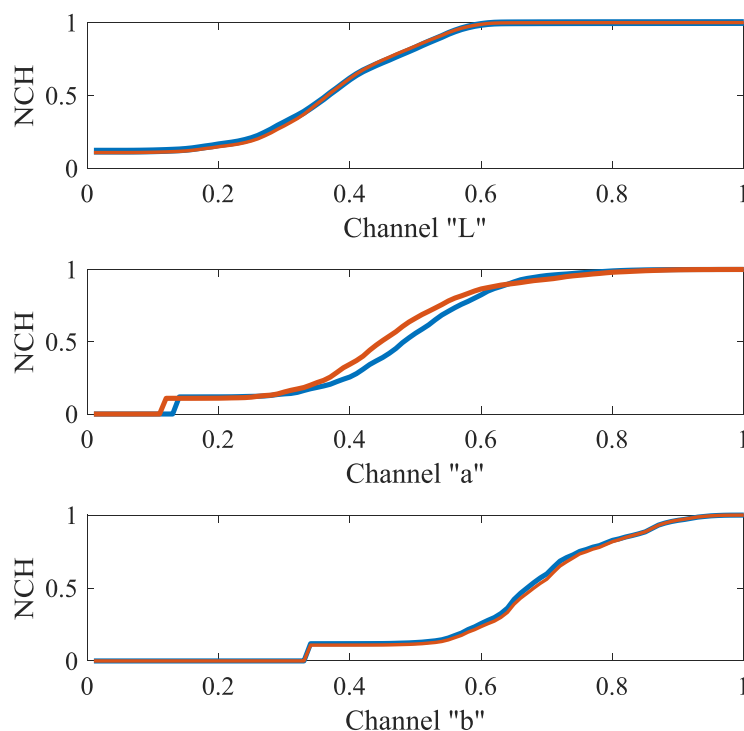
۳-۴-۳-۱- ویژگی‌های مبتنی بر رنگ

در این بخش دو دسته ویژگی از ROI به دست آمده از مرحله‌ی قبل استخراج می‌شود. دسته‌ی اول ویژگی‌های آماری مانند مقدار میانگین پیکسل‌ها در ROI از صفحات رنگی مشخص می‌باشد و دسته دوم روشی جدید برای استخراج ویژگی‌های مبتنی بر هیستوگرام تجمعی در ناحیه‌ی اختلال می‌باشد. قبل از توصیف این دو دسته ویژگی ابتدا صفحات رنگی موثر بر این اختلالات شناسایی شده است.

۱-۳-۴-۳- شناسایی صفحات رنگی موثر در شناسایی اختلالات متفاوت

تاثیر اختلالات متفاوت در صفحات مختلف از فضاهای رنگی متفاوت است. در برخی از صفحات ممکن است این اختلالات به صورت متمایزتری نسبت به صفحات دیگر مشاهده شوند. در این بخش روشی پیشنهاد شده است که برای هر اختلال مشخص می‌گردد که در کدام صفحات رنگی به صورت متمایزتر مشاهده می‌شود. برای این منظور در یک صفحه‌ی رنگی مشخص به عنوان مثال، صفحه‌ی 'a' از فضای رنگی CIELab هیستوگرام تجمعی نرمال شده (NCH) برای تصویری که دارای اختلال است، حساب می‌شود. سپس اختلال از تصویر حذف می‌شود و مجدداً هیستوگرام تجمعی نرمال شده برای تصویر محاسبه می‌شود. این فرآیند برای سایر صفحات این فضای رنگی تکرار شده است و در شکل ۳-۱۲ می‌توان نمودارهای NCH در دو حالت مذکور برای صفحات فضای رنگی CIELAB برای یک تصویر که دارای اختلال آنژیودیسیپلازی بوده است را مشاهده کرد. همانطور که دیده می‌شود

تفاوت این دو نمودار در صفحه‌ی 'a' بیشتر از سایر صفحات است. بنابراین می‌توان گفت که صفحه‌ی 'a' بیشترین تاثیر را می‌تواند در شناسایی تصویر مورد آزمایش داشته باشد.

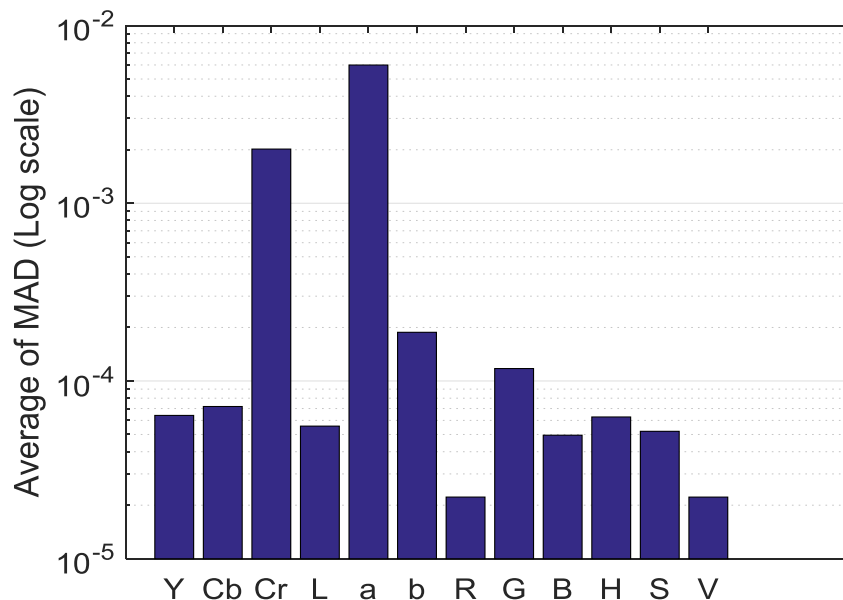


شکل ۳-۱۲- مقادیر NCH برای سه صفحه از فضای رنگی CIE_{Lab} برای یک تصویر دارای اختلال در تمام پیکسل‌ها (گراف قرمز) و تمام پیکسل‌ها به جز نواحی دارای اختلال (گراف آبی)

در واقع اگر میانگین قدرمطلق تفاوت‌ها (MAD)^۱ برای این دو نمودار در هریک از صفحات حساب شود، این مقدار برای صفحه‌ی 'a' بیشتر از دو صفحه‌ی دیگر خواهد بود. برای یافتن صفحات موثر برای این اختلال، به صورت کلی ۳۰۰ تصویر تصادفی از تصاویر موجود برای اختلال آنژیودیسپلازی انتخاب شده است. برای هر تصویر انتخابی میزان میانگین قدرمطلق خطای دو نمودار NCH (از تمام پیکسل‌ها، NCH با حذف ناحیه اختلال) بر روی هریک از صفحات فضاهای رنگی RGB ، HSV ، CIE_{Lab} و $YCbCr$ محاسبه می‌شود. سپس برای هر صفحه میزان میانگین

¹ Mean of Absolute Differences

MAD برای ۳۰۰ تصویر در آن صفحه محاسبه می‌شود. در نتیجه صفحه‌ای موثرتر خواهد بود که میزان میانگین MAD در آن بیشتر باشد. در شکل ۳-۱۳ مقدار میانگین MAD برای تمامی صفحات از فضاها رنگی نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در این اختلال دو موثرترین صفحه‌ی رنگی به ترتیب 'a' از فضای CIE Lab و 'Cr' از فضای YCrCb هستند برای سایر اختلالات نیز این آزمایش تکرار شده است و از هر اختلال ۳۰ درصد از تصاویر موجود به صورت تصادفی انتخاب شده است. سه صفحه با بیشترین ترتیب تاثیرگذاری برای اختلالات مختلف را می‌توان در جدول ۳-۲ مشاهده کرد. با توجه به جدول می‌توان در فرآیند استخراج ویژگی، صفحات Y از YCbCr، L از CIE Lab، H از HSV و B از RGB را نادیده گرفت.



شکل ۳-۱۳- میانگین MAD به ترتیب برای تمام صفحات از فضاها رنگی YCbCr، CIE Lab، RGB و HSV

جدول ۳-۲- صفحات موثرتر در اختلالات مختلف

ناهنجاری	اولین صفحه‌ی موثر	دومین صفحه‌ی موثر	سومین صفحه‌ی موثر
آنژیودیسپلازی	a از CIELab	Cr از YcbCr	b از CIELab
پولیپ	R از RGB	V از HSV	L از CIELab
لنفوئید هایپرپلازی	Cb از YcbCr	b از CIELab	G از RGB
خونریزی	R از RGB	a از CIELab	S از HSV
زخم	a از CIELab	Cb از YcbCr	Cr از YcbCr

۲-۱-۳-۴- استخراج ویژگی‌های آماری

در این دسته از ویژگی‌ها، هشت شاخص میانگین، میانه، واریانس، بیشینه، کمینه، مد، انترپی و کنتراست از ناحیه‌ی ROI از صفحات رنگی موثرتر در دو ستون اول جدول ۳-۲ استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها در بسیاری از روش‌های استخراج ویژگی از تصاویر کپسول آندوسکوپی به کار گرفته شده‌اند [۳۹، ۱۴]. صفحات موجود عبارتند از: a و b از CIE LAB، R از RGB، V از HSV و Cr، Cb از YCbCr. بنابراین از این شش صفحه‌ی رنگی موجود ۴۸ ویژگی در این مرحله استخراج می‌شود.

۳-۱-۳-۴- استخراج ویژگی مبتنی بر هیستوگرام

ما در این تحقیق یک روش جدید ارائه کرده‌ایم که تغییرات رنگ ناگهانی را با توجه به پیش‌زمینه در تصاویر کپسول آندوسکوپی که می‌تواند نشان‌دهنده‌ی وجود اختلال باشد، آشکار می‌کند. ایده اصلی پیشنهادی برای استخراج ویژگی‌های مبتنی بر هیستوگرام این است که در صورت وجود اختلال در تصویر، اگر هیستوگرام تجمعی را در آن محدوده (ناحیه‌ی اختلال و کمی از نواحی اطراف آن) در یک صفحه‌ی رنگی موثر رسم نماییم، یک جهش ناگهانی را در نمودار مشاهده خواهیم کرد. در ادامه با

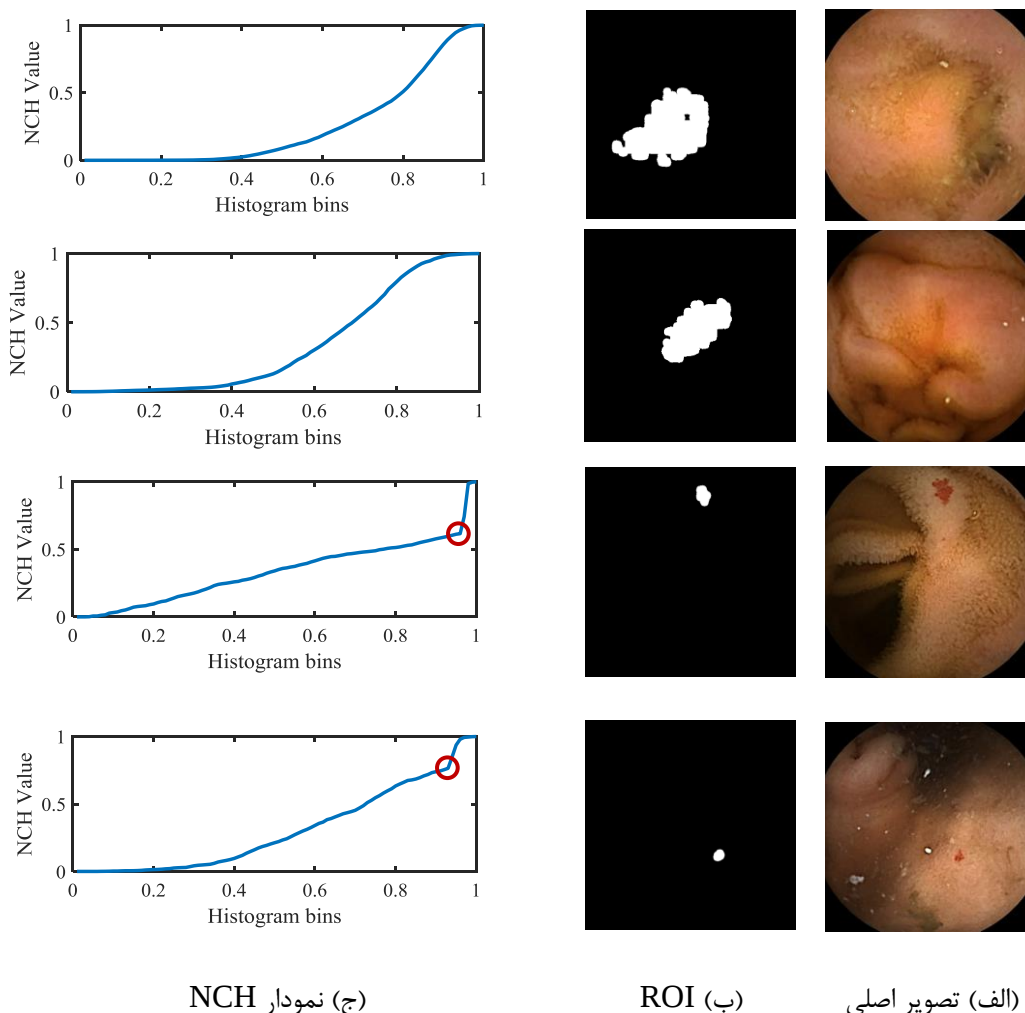
استفاده از مراحل زیر ویژگی جهش ناگهانی در هیستوگرام از یک صفحه‌ی رنگی مشخص، استخراج شده است.

- ابتدا یک قسمت از تصویر در یک صفحه‌ی رنگی موثر شامل ROI، که ROI^+ نامیده می‌شود، برای بررسی وجود اختلال در نظر گرفته می‌شود. ROI^+ شامل ROI در پیش‌زمینه است. برای به دست آوردن ROI^+ ، عملگر موفولوژی گسترش با عنصر ساختاری مربع 20×20 بر روی ROI اعمال می‌شود.

- سپس هیستوگرام تجمعی نرمال شده (NCH) در ROI^+ از صفحه‌ی مشخص از یک فضای رنگی محاسبه می‌گردد.

- اگر صفحه‌ی موثر به درستی انتخاب شده باشد، در تصویر دارای اختلال با بررسی هیستوگرام می‌توان مشاهده نمود که نمودار حاوی یک تغییر ناگهانی می‌باشد. به عنوان مثال با انتخاب صفحه‌ی 'a' از فضای رنگی CIELAB برای اختلال آنژیودیسیپلازی این جهش در نمودار با دایره قرمز در شکل ۳-۱۴ سطر سوم و چهارم قابل مشاهده است. به منظور استخراج این ویژگی مقادیر NCH به ده سطح کوانتیزه می‌شود و تعداد مقادیر NCH در هر سطح به عنوان ویژگی مجموعه دوم در نظر گرفته می‌شود.

با توجه به اینکه در روش پیشنهادی رساله هدف شناسایی چند اختلال است بنابراین ویژگی جهش ناگهانی را برای دو صفحه‌ی موثر اول تمامی اختلالات استخراج می‌کنیم. با توجه به جدول ۳-۲ این صفحات عبارتند از a و b در CIELab، R در RGB، Cr و Cb از YCbCr و V از HSV. بنابراین در این مجموعه از ویژگی ۶۰ مقدار دارد.



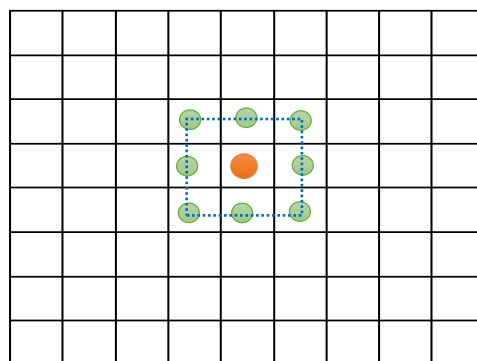
شکل ۳-۱۴- نمودارهای NCH به ترتیب از بالا به پایین برای دو تصویر نرمال و دو تصویر دارای اختلال آنژیودیسپلازی در صفحه‌ی 'a' از CIE_{Lab} ، در هر نمودار دایره‌ی قرمز رنگ در صورت وجود، جهش ناگهانی را نشان می‌دهد.

۳-۴-۲ ویژگی‌های مبتنی بر بافت

الگوی باینری محلی (LBP) یک روش معروف برای استخراج ویژگی‌های بافت است [۵۲-۵۳]. LBP یکنواخت^۱ [۵۴] یک نسخه‌ی تغییرناپذیر یا چرخش از LBP است. در این بخش از LBP یکنواخت برای استخراج ویژگی‌های بافت از ناحیه‌ی ROI (در نواحی غیر ROI مقادیر پیکسل‌ها صفر در نظر

^۱ Uniform LBP

گرفته می‌شود) استفاده شده است. این ویژگی در روش‌های دیگر از پردازش تصاویر کپسول آندوسکوپی برای استخراج ویژگی بافت نیز به کار برده شده است [۱۲، ۵۵-۵۶]. در این روش از همسایگی 3×3 حول پیکسل استفاده شده است که در شکل ۳-۱۵ قابل مشاهده است. مقایسه‌ی هر پیکسل با همسایگانش یک عدد هشت رقمی باینری ایجاد می‌کند. بنابراین ۲۵۶ عدد مختلف می‌تواند ایجاد شود. در روش LBP هیستوگرام این اعداد مجموعه ویژگی را می‌سازد ولی در LBP یکنواخت این اعداد به الگوهای یکنواخت (این الگوها حداکثر دو انتقال از ۰-۱ یا ۱-۰ در عدد هشت رقمی باینری دارند) و غیریکنواخت تقسیم می‌شوند. هر الگوی یکنواخت یک دسته مجزا در نمودار هیستوگرام دارد ولی تنها یک دسته‌ی مشترک به تمام الگوهای غیر یکنواخت تعلق می‌گیرد. بنابراین طول بردار ویژگی به ۵۹ کاهش می‌یابد. البته در این روش دسته با بیشترین مقادیر درون آن که متعلق به نواحی یکنواخت با مقدار صفر است، حذف می‌شود. بنابراین طول بردار ویژگی برابر با ۵۸ است.



شکل ۳-۱۵- همسایگی تعریف شده حول یک پیکسل در روش استخراج ویژگی‌های بافت

۳-۴-۳ توصیف گرهای مبتنی بر شکل

برای استخراج ویژگی‌های شکل، از هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار (HOG) استفاده شده است. در این بخش، کوچکترین مستطیل ممکن که شامل کل ROI باشد، انتخاب می‌شود. سپس این ناحیه به

یک مربع 48×48 تغییر اندازه داده می‌شود. در نهایت HOG برای این ناحیه محاسبه می‌گردد. پارامترهای الگوریتم HOG در جدول ۳-۳ آورده شده است. بر اساس پارامترهای ذکر شده، $6 \times 6 = 36$ تکه وجود دارد. بنابراین به میزان $36 \times 5 = 180$ ویژگی مربوط به شکل در این بخش استخراج خواهد شد.

جدول ۳-۳- پارامترهای الگوریتم HOG

پارامتر	مقدار
اندازه‌ی سلول	1×1
تعداد بازه‌های هیستوگرام	۵
همپوشانی	ندارد

۵-۳- استخراج ویژگی‌های عمیق

در این بخش، به منظور استخراج ویژگی‌های عمیق از ساختار ResNet50 به عنوان استخراج‌گر ویژگی برای تشخیص اختلالات در تصاویر کپسول آندوسکوپی استفاده شده است [۵۷]. این ساختار مشکل تنزل^۱ موجود در شبکه‌های عمیق را کاهش می‌دهد و کارایی آموزش را بهبود می‌بخشد. در بخش نتایج نشان داده شده که موثرترین شبکه‌ی عمیق در شناسایی اختلالات مورد بررسی این پژوهش شبکه‌ی ResNet50 بوده است.

ResNet50 با استفاده از تصاویر پایگاه داده‌ی ImageNet آموزش داده شده است. از این ساختار از پیش آموزش داده شده می‌توان برای استخراج ویژگی‌های متمایز از تصاویر کپسول آندوسکوپی استفاده کرد. با توجه به تعداد کم مجموعه داده‌های WCE و تعداد محدود تصاویر در

¹ Degradation problem

آن‌ها، مرحله تنظیم دقیق^۱ برای جلوگیری از بیش‌برازش در نظر گرفته نشده است [۱۹] و تصاویر مستقیماً به معماری داده می‌شوند و یک بردار ویژگی 2048×1 از لایه‌ی Average Pooling 2D استخراج می‌شود.

۳-۶- کاهش ویژگی

در مجموع از مراحل قبل ۲۳۹۴ ویژگی استخراج می‌شود که از این تعداد ۲۰۴۸ ویژگی عمیق و ۳۴۶ ویژگی دستی است. در این رساله، از الگوریتم MRMR استفاده شده است تا زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌ها انتخاب شوند. این روش سعی می‌کند افزونگی یک مجموعه ویژگی را به حداقل برساند و همچنین ارتباط یک مجموعه ویژگی را با دسته‌ها به حداکثر برساند. این روش همه ویژگی‌ها را رتبه‌بندی می‌کند و امتیازات آن‌ها را به ترتیب اهمیت برمی‌گرداند. یک موضوع مهم انتخاب تعداد ویژگی (ξ) از ویژگی‌های رتبه‌بندی شده در خروجی الگوریتم MRMR است که در فصل آینده با انجام آزمایشاتی این تعداد مشخص خواهد شد.

۳-۷- دسته‌بندی تصاویر

ویژگی‌های انتخاب شده از مرحله قبل به SVM جهت دسته‌بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی به دسته‌های مختلف داده می‌شود. SVM در بسیاری از روش‌های پردازش تصاویر پزشکی مورد استفاده قرار گرفته است [۳۳، ۳۹]. در الگوریتم SVM از هسته‌ی چندجمله‌ای با درجه‌ی دو استفاده شده است.

¹ Fine tuning

۳-۸- جمع‌بندی

در این فصل ابتدا ساختار کلی روش پیشنهادی برای تشخیص تصاویر نرمال و تصاویر دارای اختلالات آنژیودیسپلازی، خونریزی، پولیپ، زخم و لنفوئید هایپرپلازی بیان شد. همانطور که در گذشته بیان شد به منظور بهره‌بندی از مزایای دو روش یادگیری عمیق و سنتی، از یک رویکرد ترکیبی برای شناسایی اختلالات متفاوت استفاده شد. مراحل کلی این ساختار شامل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌های عمیق، استخراج ویژگی‌های دستی، انتخاب ویژگی و دسته‌بندی تصاویر، با جزئیات بیان شدند. در استخراج ویژگی‌های عمیق از ساختار از پیش‌آموزش داده شده‌ی ResNet50 استفاده شد. تصاویر به ورودی این شبکه اعمال شدند و خروجی لایه‌ی میانگین تجمع به عنوان ویژگی‌ها در نظر گرفته شد.

به منظور استخراج ویژگی‌های دستی، ابتدا با بکارگیری یک ایده‌ی نو، نواحی محتمل وجود ناهنجاری با استفاده از اطلاعات بافت و رنگ تصویر با کمک الگوریتم EM استخراج شدند. سپس ویژگی‌های متناسب با رنگ، بافت و شکل از این نواحی استخراج گردیدند. در استخراج ویژگی‌های رنگ، با استفاده از ایده جدیدی، کانال‌های رنگی موثرتر برای اختلالات متفاوت مشخص شدند و ویژگی‌ها در دو دسته‌ی ویژگی‌های آماری و ویژگی‌های مبتنی بر هیستوگرام تنها از کانال‌های موثر استخراج گردیدند. در استخراج ویژگی‌های رنگ مبتنی بر هیستوگرام، با یک ایده‌ی کاملاً جدید، تغییر ناگهانی رنگ در پیش‌زمینه که می‌تواند نشان‌دهنده‌ی اختلال باشد، آشکار شد.

در مرحله بعد ویژگی‌های عمیق و دستی استخراج شده با هم ترکیب شدند و ویژگی‌های با ارزش‌تر برای دسته‌بندی تصاویر به کمک روش MRMR انتخاب شدند. در نهایت به کمک دسته‌بند SVM تصاویر به شش دسته مورد بررسی پژوهش دسته‌بندی شدند.

فصل چهارم: آزمایش‌ها و نتایج

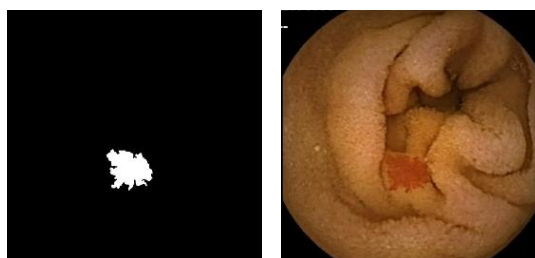
۱-۴- مقدمه

در این فصل، ابتدا معیارهای ارزیابی مورد استفاده در تحقیق معرفی شده است. سپس پایگاه‌های داده مورد استفاده در این تحقیق معرفی می‌گردد. در ادامه با انجام آزمایشی نحوه‌ی انتخاب تعداد ویژگی‌های در روش انتخاب ویژگی مشخص می‌شود. در نهایت میزان دقت روش استخراج نواحی پیشنهادی و دقت دسته‌بندی تصاویر کپسول آندوسکوپی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و با روش‌های پیشین مقایسه می‌شود.

۲-۴- پایگاه‌های داده

پایگاه داده‌های موجود در این پژوهش به شرح زیر می‌باشد.

- پایگاه داده اول (GIANA 2017) شامل ۶۰۰ تصویر نرمال، ۶۰۰ تصویر حاوی آنژیودیسپلازی است. اندازه این تصاویر 704×704 می‌باشد [۵۸]. برای هر تصویر یک تصویر ماسک دودویی موجود است که در این تصویر ماسک ناحیه‌ی اختلال به کمک متخصصان مربوطه مشخص شده است. در شکل ۴-۱ یک نمونه از تصویر حاوی آنژیودیسپلازی و یک نمونه تصویر نرمال از این پایگاه داده نمایش داده شده است.
- پایگاه داده دوم شامل اختلالات قرمز رنگ خونریزی (Red-lesion Endoscopy 2018) [۵۹] با اندازه 320×320 می‌باشد که در سال ۲۰۱۸ انتشار یافت. خصوصیات این تصاویر در جدول ۴-۱ آمده است. برای هریک از تصاویر این پایگاه داده نیز یک تصویر ماسک دودویی برچسب گذاری شده توسط متخصصان موجود است. در شکل ۴-۲ چند نمونه از تصاویر این پایگاه داده قابل مشاهده است.



(الف)



(ب)

شکل ۴-۱- دو نمونه از تصاویر موجود در پایگاه داده اول (GIANA-2017) [۵۸]، (آ) آنژیودیسیپلازی، (ب) نرمال، در هر قسمت تصویر سمت راست مربوط به تصویر اصلی و تصویر سمت چپ تصویر ماسک مربوطه به تصویر می‌باشد.

- پایگاه داده سوم (Kvasir-Capsule 2021) [۶۰] که در سال ۲۰۲۰ معرفی شد و در سال ۲۰۲۱ ویرایش شد، شامل ۴۷۲۳۸ تصویر از اختلالات متفاوت است. جزئیات انواع تصاویر موجود در این پایگاه داده در جدول ۲-۴ ذکر شده است. در این پایگاه داده تصاویر در دسته‌های مختلف مربوط به اختلالات متفاوت و یا تصاویر مربوط به آناتومی بدن هستند. در این تصاویر دسته‌های آنژیودیسیپلازی، زخم سطحی، هایپرپلازی لنفوئید، زخم، پولیپ، هماتین، جسم خارجی، اریتما و خونریزی مربوط به تصاویر ناهنجاری‌های مختلف هستند که برای هریک از این تصاویر ناحیه‌ی مربوط به اختلال در یک محدوده‌ی مستطیلی توسط متخصصان مشخص شده است.

در بین سایر دسته تصاویر موجود، یک دسته مربوط به تصاویر نرمال و دسته‌های آمپول واتر، دریچه‌ی پیلور معده، دریچه ایلئوسکال تصاویر مربوط به آناتومی بدن و دسته‌ی مخاط با دید کم شامل فریم‌هایی پوشانده شده به واسطه‌ی بقایای غذا و یا حباب هستند. لازم به ذکر است

که دسته‌های مربوط به آناتومی و دسته‌ی مخاط با دید کم در حیطه‌ی پژوهش حاضر کاربردی ندارند. تعدادی از تصاویر موجود در این پایگاه داده در شکل ۳-۴ مشاهده می‌شود. اندازه تصاویر در این پایگاه داده 336×336 پیکسل می‌باشد.

جدول ۱-۴- جزئیات پایگاه داده دوم (Red-lesion Endoscopy 2018) [۵۹].

مجموعه ۱	مجموعه ۲	مجموع	
۱۱۳۱	۴۳۹	۱۵۷۰	دارای اختلال
۲۱۶۴	۱۶۱	۲۳۲۵	بدون اختلال
۳۲۹۵	۶۰۰	۳۸۹۵	مجموع



(آ)



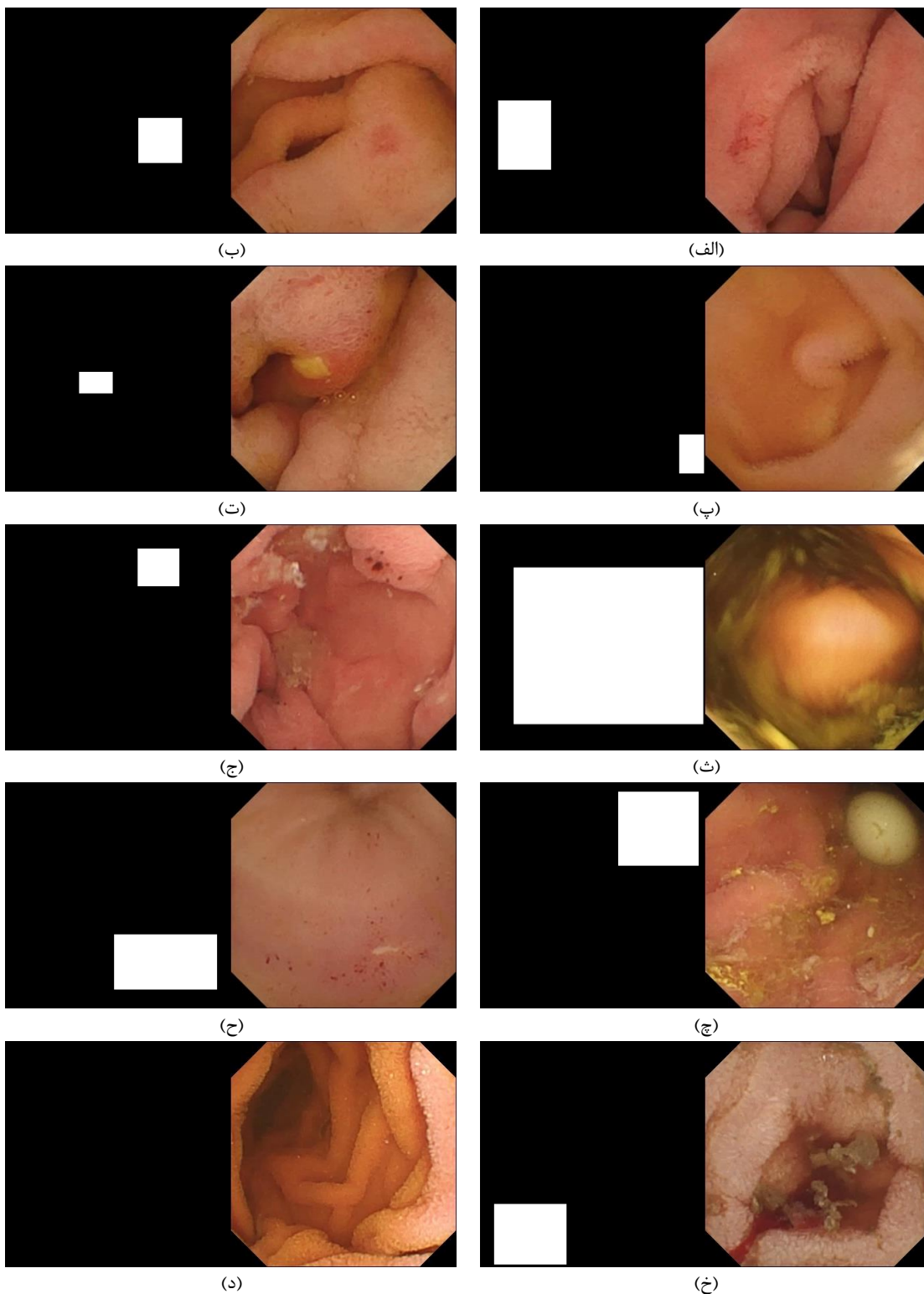
(ب)

شکل ۳-۴- چند نمونه از تصاویر موجود در پایگاه داده دوم (Red-lesion Endoscopy 2018) [۵۹]، (آ) آنژیودیسپلازی، (ب) نرمال، در هر قسمت تصویر سمت راست مربوط به تصویر اصلی و تصویر سمت چپ تصویر ماسک مربوطه به تصویر می‌باشد.

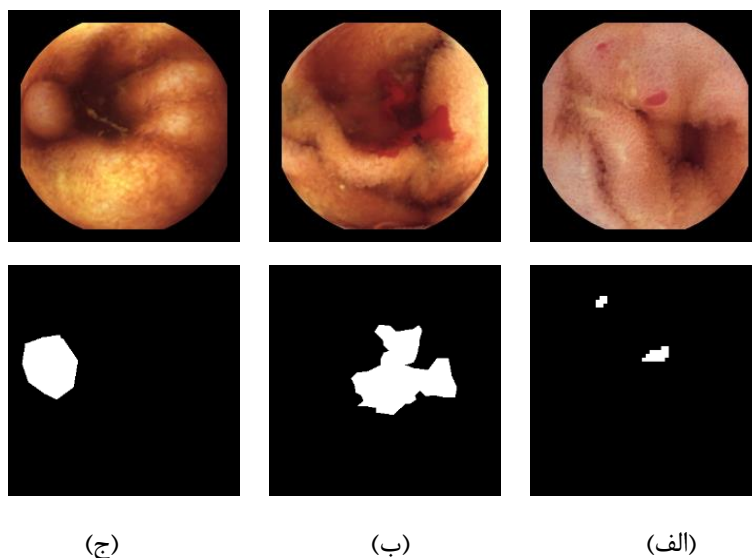
جدول ۴-۲- تصاویر موجود در پایگاه داده سوم (Kvasir-Capsule 2021) [۶۰].

دسته	تعداد
آنژیودیسپلازی	۸۶۶
آمپول واتر	۱۰
زخم سطحی	۵۰۶
لنفوئید هایپرپلازی	۵۹۲
زخم	۸۵۴
مخاط با دید کم	۲۹۰۶
دریچه‌ی پیلور معده	۱۵۲۹
پولیپ	۵۵
دریچه ایلئوسکال	۴۱۸۹
هماتین	۱۲
جسم خارجی	۷۷۶
اریتما	۱۳۹
خونریزی	۴۴۶
نرمال	۳۴۳۳۸

- پایگاه داده‌ی چهارم (KID 2017) [۶۱] شامل اختلالات مختلفی است. در این پایگاه داده دو آلبوم از تصاویر با اختلالات مختلف وجود دارد. اندازه‌ی تصاویر 360×360 پیکسل است و تمامی تصاویر به صورت کامل توسط متخصصان برچسب‌گذاری شده‌اند و تصویر ماسک دودویی برچسب‌گذاری شده برای هر تصویر موجود است. اختلالات موجود در آلبوم اول شامل خونریزی، کیست، لنفانژکتازی، آنژیودیسپلازی و آفت می‌باشد. در آلبوم دوم اختلالات التهاب، پولیپ و ضایعات عروقی وجود دارد. در شکل ۴-۴ نمونه‌ای از تصاویر این پایگاه داده مشاهده می‌شود.



شکل ۴-۳- چند نمونه از تصاویر موجود در پایگاه داده سوم (Kvasir-capsule 2021) [۶۰]، (الف) آنژیودیسپلازی، (ب) زخم سطحی، (پ) هایپرپلازی لنفوئید، (ت) زخم، (ث) پولیپ، (ج) هماتین، (چ) جسم خارجی، (ح) اریتما، (خ) خونریزی، (د) نرمال، در هر قسمت تصویر سمت راست مربوط به تصویر اصلی و تصویر سمت چپ تصویر ماسک مربوطه است.



شکل ۴-۴- نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده‌ی چهارم (KID 2017) [۶۱]، (الف) آنژیودیسپلازی، (ب) خونریزی، (ج)

پولپ

- پایگاه داده‌ی پنجم (CrohnIPI 2020) [۶۲] که در سال ۲۰۲۰ انتشار یافت، شامل تصاویری از اختلالات ناشی از بیماری کرون می‌باشد. در این پایگاه داده که شامل هفت دسته است تصاویر با اندازه‌ی 320×320 پیکسل موجود هستند. توصیف این پایگاه داده در جدول ۴-۳ آورده شده است. در این پایگاه داده متخصصان مشخص نموده‌اند که هر تصویر دقیقاً به چه دسته‌ی تعلق دارد. اما تصویر برجسب‌گذاری شده از محل اختلالات در دسترس نیست. در این تحقیق از تصاویر سه دسته‌ی زخم آفتوئیدی، زخم ۳-۱۰ میلی‌متر و زخم بزرگتر از ۱۰ میلی‌متر که مربوط به زخم می‌باشد، استفاده شده است.
- پایگاه داده ششم (پایگاه داده ترکیبی): در ادامه‌ی این فصل، به منظور ارزیابی روش پیشنهادی از یک پایگاه داده‌ی ترکیب شده از پنج پایگاه داده‌ی موجود استفاده شده است. در جدول ۴-۴ تصاویر موجود در پایگاه داده‌ی ترکیبی شرح داده شده است. لازم به ذکر است تصاویر برداشته شده از پایگاه‌های داده مختلف به دو صورت جمع‌آوری شده است. ۱- در برخی از پایگاه‌های داده همه‌ی تصاویر یک دسته آورده شده است. ۲- در برخی دیگر از

پایگاه‌های داده، تعدادی از تصاویر در یک دسته مشخص به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند. تصاویر زخم انتخاب شده از پایگاه داده‌ی پنجم به صورت تصادفی از سه دسته مربوط به زخم برداشته شده است

جدول ۴-۳- توصیف پایگاه داده‌ی پنجم (CrohnIPI 2020) [۶۲].

تعداد	دسته
۲۵۱	زخم آفتوئیدی
۱۲۵	اریتما
۴۰۸	زخم ۳-۱۰ میلی‌متر
۲۹۷	زخم بزرگتر از ۱۰ میلی‌متر
۱۴۹	ورم روده
۱۳۰	تنگی روده
۲۱۲۴	نرمال



(ج)

(ب)

(الف)

شکل ۴-۵- نمونه‌هایی از تصاویر زخم موجود در پایگاه داده‌ی پنجم [۶۲]. الف) زخم ۳-۱۰ میلی‌متر ب) زخم بزرگتر

از ۱۰ میلی‌متر، ج) زخم آفتوئیدی

جدول ۴-۴ - پایگاه داده‌ی ترکیبی

پایگاه داده ترکیبی	CrohnIPI 2020	KID 2017	Red-lesion 2018	GIANA 2017	Kvasir- capsule 2021	دسته‌بندی/پایگاه داده ←
۱۴۹۸	۰	۲۷	۰	۶۰۵	۸۶۶	آنژیودیسپلازی
۵۹۲	۰	۰	۰	۰	۵۹۲	لنفوئید هایپرپلازی
۱۳۰۰	۴۶۶	۰	۰	۰	۸۵۴	زخم
۱۰۴۶	۰	۵	۵۷۵	۰	۴۶۶	خونریزی
۹۹	۰	۴۴	۰	۰	۵۵	پولیپ
۱۶۰۰	۰	۰	۳۰۰	۳۰۰	۱۰۰۰	نرمال

۳-۴ - معیارهای ارزیابی

در این بخش چند معیار ارزیابی که به طور گسترده در دسته‌بندی تصاویر پزشکی [۳۶، ۶۳] و پردازش تصویر مورد استفاده قرار گرفته‌اند معرفی خواهد شد. معیارهای در نظر گرفته شده در این پژوهش شامل دقت (AC)^۱، صحت (Pre)^۲، پوشش (Re)^۳، نرخ مثبت کاذب (TPR)، نرخ منفی کاذب (FPR)، امتیاز اف (F-M)^۴ و ضریب همبستگی متیو (MCC)^۵، اشتراک بر اجتماع (IoU)^۶، نمره‌ی

^۱ Accuracy

^۲ Precision

^۳ Recall

^۴ F- Measure

^۵ Matthews Correlation Coefficient

^۶ Intersection over Union

تاس (DS)^۱ به ترتیب در فرمول‌های (۱-۴) تا (۹-۴) مشاهده می‌شود. مقدار تمامی این معیارهای بین صفر و یک است و همه‌ی معیارها به جز نرخ مثبت کاذب و نرخ منفی کاذب هرچه به یک نزدیک‌تر باشند، ارزیابی بهتری را نشان می‌دهند. در مورد دو معیار نرخ مثبت کاذب و نرخ منفی کاذب نیز برعکس است.

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۱-۴)$$

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۲-۴)$$

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} = 1 - FNR \quad (۳-۴)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (۴-۴)$$

$$FNR = \frac{FN}{FN + TP} \quad (۵-۴)$$

$$F - M = 2 \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (۶-۴)$$

$$MCC = \frac{TP * TN - FP * FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}} \quad (۷-۴)$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (۸-۴)$$

$$DS = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (۹-۴)$$

مقادیر مثبت صحیح (TP)، مثبت کاذب (FP)، منفی صحیح (TN) و منفی کاذب (FN) در جدول ۴-۵ معرفی شده است. با استفاده از این مقادیر معیارهای ارزیابی مورد استفاده معرفی خواهند شد.

^۱ Dise Score

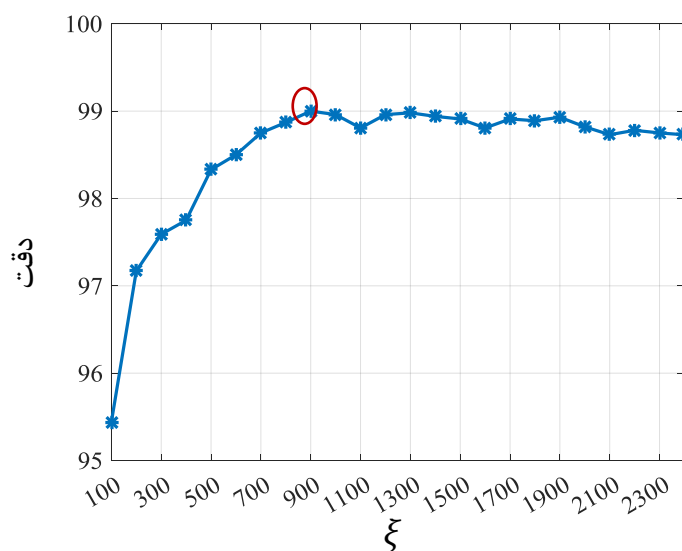
جدول ۴-۵- شرح چند پارامتر در معیارهای ارزیابی

پارامتر	مخفف	توضیح
مثبت صحیح	TP	تعداد تصاویری که به درستی در دسته مشخص دسته‌بندی شده‌اند.
مثبت کاذب	FP	تعداد تصاویری که به نادرستی از دسته‌های دیگر در دسته مشخص دسته‌بندی شده‌اند.
منفی صحیح	TN	تعداد تصاویری که به درستی از دسته‌های دیگر بوده و در دسته‌های دیگر نیز دسته‌بندی شده‌اند.
منفی کاذب	FN	تعداد تصاویری که به نادرستی از دسته مشخص در دسته‌های دیگر دسته‌بندی شده‌اند.

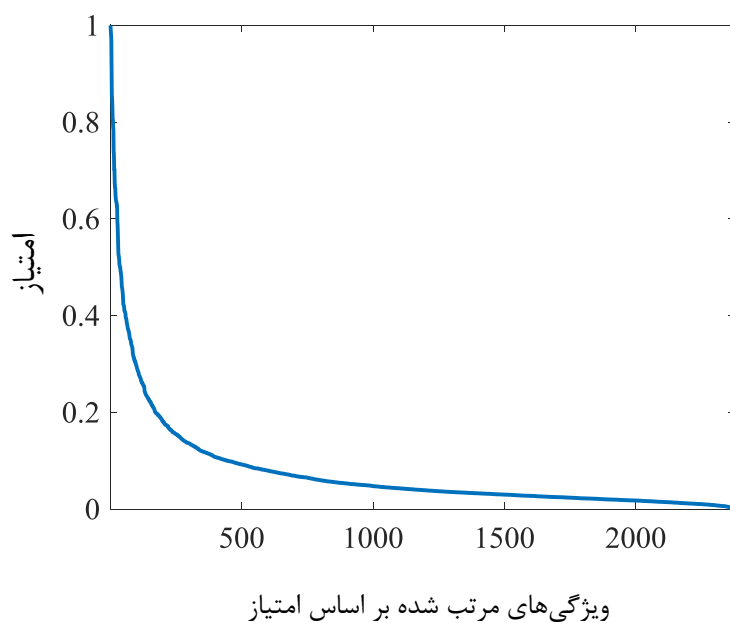
۴-۴- انتخاب تعداد ویژگی در روش انتخاب ویژگی

همانطور که در فصل قبل بیان شد در خروجی روش MRMR ویژگی‌ها به ترتیب امتیاز مرتب می‌شوند و انتخاب تعداد ویژگی مناسب و جهت استفاده در مراحل بعدی از اهمیت زیادی برخوردار است. برای این منظور آزمایشی طراحی شده است که در ادامه به شرح آن پرداخته شده است. در آزمایش انجام شده در ابتدا مقادیر مختلف برای و انتخاب می‌شود (از ۱۰۰ تا ۲۳۰۰ با اندازه‌ی گام ۱۰۰ و همچنین خود مقدار ۲۳۹۴). سپس برای هریک از مقادیر انتخاب شده میزان دقت روش اندازه‌گیری شده است. نمودار حاصل در شکل ۴-۶ ترسیم شده است. همانطور که می‌توان در شکل مشاهده نمود بیشترین مقدار دقت مربوط به مقدار ۹۰۰ است. برای یافتن مقدار حد آستانه، ابتدا نمودار امتیاز ویژگی‌ها از بیشترین به کمترین در شکل ۴-۷ نشان داده شده است. سپس این نمودار با فیلتر میانگین‌گیر با اندازه‌ی پنجره‌ی ۱۵ هموار شده است و مشتق مرتبه اول آن محاسبه شده است. در نمودار حاصل که در شکل ۴-۸ مشاهده می‌شود در نقطه‌ی ۹۰۰، مقدار نمودار برابر با ۰,۰۰۰۵ است که این مقدار به عنوان حد آستانه (T) در تمامی آزمایش‌های در نظر گرفته شده است. یعنی در

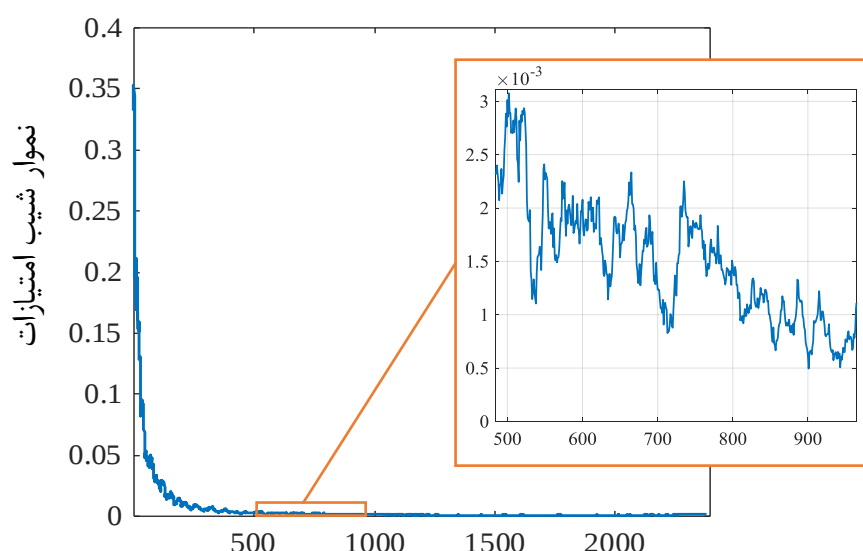
آزمایش‌های مختلف نمودار شیب امتیازات رسم می‌شود و سپس در نمودار اولین نقطه‌ای که مقدار آن بر روی نمودار کمتر از حد آستانه است به عنوان تعداد ویژگی در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۴-۶- نمودار دقت به ازای تعداد ویژگی انتخاب شده



شکل ۴-۷- نمودار امتیاز ویژگی‌ها، به ترتیب از بیشترین امتیاز به کمترین امتیاز



ویژگی‌های مرتب شده بر اساس امتیاز

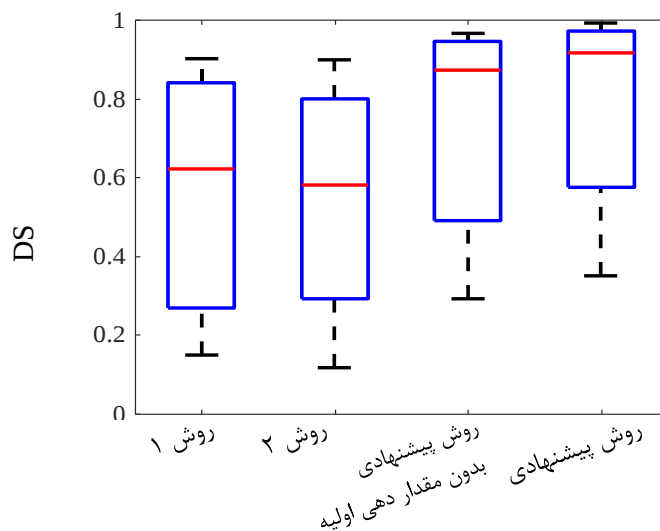
شکل ۴-۸- نمودار شیب امتیازات

۵-۴- ارزیابی روش استخراج نواحی پیشنهادی

برای ارزیابی روش استخراج نواحی پیشنهادی از معیارهای ارزیابی بخش‌بندی تصویر شامل IoU و DS استفاده شده است. این ارزیابی بر روی تصاویر آنژیودیسپلازی که در تحقیقات پیشین مورد توجه قرار گرفته شده و تصویر دودویی برچسب گذاری شده‌ی دقیق نیز برای آن وجود دارد، انجام شده است.

بخش‌بندی اختلالات آنژیودیسپلازی در چند تحقیق بر روی پایگاه‌های داده‌ی متفاوت مورد توجه قرار گرفته است که در ادامه به بررسی آنها پرداخته می‌شود. در ابتدا روش پیشنهادی با استفاده از مقداردهی اولیه و بدون مقداردهی اولیه با دو روش ارائه شده توسط ویرا و همکاران (روش اول [۶۴] و روش دوم [۶۵]) بر روی پایگاه داده‌ی چهارم (KID dataset) با معیار ارزیابی DS مقایسه شده است. این دو روش اختلالات آنژیودیسپلازی را با استفاده از روش EM و مدل مخفی مارکوف بخش‌بندی

می‌کنند. نتایج به صورت نمودار جعبه‌ای در شکل ۴-۹ ارائه شده است. در این شکل، در نمودار جعبه‌ای مربوط به روش پیشنهادی، اولین، دومین و سومین چارک، مینیمم و ماکزیمم نمودار بیشتر از سایر نمودارها است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی می‌تواند اختلالات آنژیودیسپلازی را با دقت بالاتری نسبت به روش‌های مورد مقایسه بخش‌بندی نماید. همچنین فشرده‌تر بودن نمودار نشان از قابل اعتمادتر بودن آن است.



شکل ۴-۹- مقایسه‌ی روش استخراج نواحی پیشنهادی با روش‌های ویرا و همکاران در روش ۱ [۶۴] و روش ۲ [۶۵]
بر روی اختلالات آنژیودیسپلازی در پایگاه داده‌ی چهارم (KID dataset)

همچنین روش پیشنهادی جهت استخراج ROIها با روش دیبا و همکاران [۱۷] و دو روش بخش‌بندی مبتنی بر یادگیری عمیق در زمینه‌ی اختلالات آنژیودیسپلازی که نتایج خود را بر روی پایگاه داده‌ی اول گزارش کرده‌اند، مقایسه و نتایج در جدول ۴-۶ آورده شده است. همچنین در این جدول میزان دقت بخش‌بندی اختلال آنژیودیسپلازی در روش بدون استفاده از مقداردهی اولیه‌ی برای الگوریتم EM نیز گزارش شده است. نتایج نشان می‌دهد روش پیشنهادی بهترین عملکرد را برای

بخش‌بندی این تصاویر در هر دو معیار IoU و DS داشته است. همچنین استفاده از مقداردهی اولیه در افزایش دقت روش پیشنهادی تاثیر بسزایی داشته است.

جدول ۴-۶- مقایسه‌ی روش استخراج ROI ها با دو روش یادگیری عمیق شامل: روش گوپیرادیت و همکاران [۴۱] و روش اشوتز و همکاران [۲] و روش دیبا و همکاران [۱۷]

IOU	DS	روش ↓ / معیار ←
۴۱,۳۵	۵۱,۴۰	روش دیبا و همکاران [۱۷]
۷۶,۶۴	۸۶,۱۷	روش گوپیرادیت و همکاران [۴۱]
۷۵,۳۵	۸۴,۹۸	روش اشوتز و همکاران [۲]
۷۶,۹۲	۸۷,۰۳	روش پیشنهادی بدون مقدار دهی اولیه
۸۴,۶۲	۹۱,۶۷	روش پیشنهادی

۴-۶- ارزیابی روش دسته‌بندی

در این بخش ابتدا روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی ترکیبی ارزیابی می‌شود. سپس با روش‌های مختلف دیگر مقایسه می‌گردد. لازم به ذکر است در تمامی آزمایش‌ها از روش اعتبارسنجی متقابل ۱۰-لایه استفاده شده است. در جدول ۴-۷ نتایج ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده ترکیبی قابل مشاهده است. همچنین در جدول ۴-۸ ماتریس درهم‌ریختگی مربوطه مشاهده می‌شود. نتایج موجود در دو جدول نشان‌دهنده‌ی دقت بالای روش پیشنهادی در تمامی دسته‌ها و تمامی معیارها است.

جدول ۴-۷- ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده ترکیبی

دسته ↓ / معیار ←	Ac	FNR	FPR	Pre	Re	F-M	MCC
آنژیودیسیپلازی (C1)	۰,۹۸۹	۰,۰۲۴	۰,۰۰۷	۰,۹۷۹	۰,۹۷۶	۰,۹۷۸	۰,۹۷۰
خونریزی (C2)	۰,۹۹۷	۰,۰۰۹	۰,۰۰۲	۰,۹۹۲	۰,۹۹۱	۰,۹۹۲	۰,۹۹۰
لنفوئید هایپرپلازی (C3)	۰,۹۹۵	۰,۰۱۵	۰,۰۰۴	۰,۹۶۷	۰,۹۸۵	۰,۹۷۶	۰,۹۷۳
نرمال (C4)	۰,۹۸۰	۰,۰۳۹	۰,۰۱۴	۰,۹۶۱	۰,۹۶۱	۰,۹۶۱	۰,۹۴۸
پولیپ (C5)	۰,۹۹۹	۰,۰۶۱	۰,۰۰۰	۰,۹۶۹	۰,۹۳۹	۰,۹۵۴	۰,۹۵۳
زخم (C6)	۰,۹۹۵	۰,۰۱۴	۰,۰۰۳	۰,۹۸۸	۰,۹۸۶	۰,۹۸۷	۰,۹۸۳

جدول ۴-۸- ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از دسته‌بندی تصاویر پایگاه داده ترکیبی

دسته ↓ / دسته بندی شده ←	C1	C2	C3	C4	C5	C6
آنژیودیسیپلازی (C1)	۱۴۶۲	۲	۲	۳۱	۰	۱
خونریزی (C2)	۲	۱۰۳۷	۰	۶	۰	۱
لنفوئید هایپرپلازی (C3)	۱	۰	۵۸۳	۷	۰	۱
نرمال (C4)	۲۴	۵	۱۷	۱۵۳۸	۳	۱۳
پولیپ (C5)	۱	۱	۰	۴	۹۳	۰
زخم (C6)	۳	۰	۱	۱۴	۰	۱۲۸۲

به منظور ارزیابی دقیق‌تر روش در ادامه به بررسی تاثیر هریک از گام‌های روش پیشنهادی

پرداخته شده است. برای بررسی هرگام، گام مربوطه از روند الگوریتم حذف می‌شود و سپس روش با

گام‌های باقی‌مانده بر روی تصاویر پایگاه داده ترکیبی آموزش داده می‌شود. نتایج حاصل از این آزمایش در جدول ۴-۹ مشاهده می‌شود. از نتایج می‌توان استنباط کرد که حذف هریک از گام‌های روش پیشنهادی منجر به کاهش دقت روش در تمامی معیارهای ارزیابی می‌شود. در واقع هر گام از روش پیشنهادی تاثیر مثبتی بر نتیجه‌ی نهایی داشته است.

جدول ۴-۹- ارزیابی تاثیر هریک از گام‌های اصلی روش بر روی روش پیشنهادی

روش / ↓ معیار ←	Ac	FNR	FPR	Pre	Re	F-M	MCC
روش پیشنهادی	۰,۹۹۰	۰,۰۲۳	۰,۰۰۷	۰,۹۷۷	۰,۹۷۷	۰,۹۷۷	۰,۹۷۱
روش پیشنهادی با حذف ویژگی‌های عمیق	۰,۹۷۰	۰,۰۷۱	۰,۰۲۹	۰,۹۲۹	۰,۹۲۹	۰,۹۲۹	۰,۹۰۹
روش پیشنهادی با حذف ویژگی‌های دستی	۰,۹۷۸	۰,۰۵۶	۰,۰۱۴	۰,۹۴۵	۰,۹۴۴	۰,۹۴۴	۰,۹۳۰
روش پیشنهادی با حذف انتخاب ویژگی	۰,۹۸۸	۰۰۷۰	۰,۰۳۰۲	۰,۹۷۰	۰,۹۷۰	۰,۹۷۰	۰,۹۶۱

گام استخراج ویژگی‌های دستی در روش پیشنهادی خود شامل زیرگام‌هایی است. برای ارزیابی این زیرگام‌ها، روش پیشنهادی فقط با ویژگی‌های دستی به عنوان مبنای ارزیابی در نظر گرفته شده است. سپس، هریک از زیرگام‌ها از آن حذف می‌شوند و روش مجدداً ارزیابی می‌شود. نتایج گزارش شده در جدول ۴-۱۰ نشان می‌دهد که حذف هریک از این زیرگام‌ها منجر به کاهش دقت روش پیشنهادی شده است. مخصوصاً حذف روش استخراج نواحی پیشنهادی می‌تواند به صورت قابل توجهی دقت روش را در تمامی معیارهای ارزیابی کاهش دهد. بنابراین یکی از مهم‌ترین گام‌ها در روش پیشنهادی می‌باشد.

جدول ۴-۱۰- ارزیابی تاثیر گام‌های استخراج ویژگی‌های دستی

روش ↓ / معیار ←	AC	FNR	FPR	Pre	Re	F-M	MCC
روش پیشنهادی با استفاده از ویژگی‌های دستی	۰,۹۷۰	۰,۰۷۱	۰,۰۲۹	۰,۹۲۹	۰,۹۲۹	۰,۹۲۹	۰,۹۰۹
حذف گام بهسازی تصویر	۰,۹۶۰	۰,۰۸۸	۰,۰۲۶	۰,۹۱۱	۰,۹۱۲	۰,۹۱۱	۰,۸۸۵
حذف گام استخراج نواحی پیشنهادی	۰,۹۳۳	۰,۱۶۵	۰,۰۴۱	۰,۸۴۰	۰,۸۳۵	۰,۸۳۷	۰,۷۹۴
حذف ویژگی‌های شکل	۰,۹۵۷	۰,۱۰۲	۰,۰۲۸	۰,۸۹۸	۰,۸۹۸	۰,۸۹۸	۰,۸۷۰
حذف دسته اول ویژگی‌های رنگ	۰,۹۴۵	۰,۱۳۰	۰,۰۳۶	۰,۸۷۰	۰,۸۷۰	۰,۸۷۰	۰,۸۳۴
حذف دسته دوم ویژگی‌های رنگ	۰,۹۵۵	۰,۱۰۸	۰,۰۳۰	۰,۸۹۳	۰,۸۹۲	۰,۸۹۲	۰,۸۶۲
حذف ویژگی‌های بافت	۰,۹۴۹	۰,۱۱۷	۰,۰۳۴	۰,۸۸۳	۰,۸۸۳	۰,۸۸۳	۰,۸۵۰

در استخراج ویژگی‌های عمیق از ساختار از پیش‌آموزش داده شده‌ی ResNet50 استفاده شد. در آزمایش بعدی این شبکه‌ی از پیش‌آموزش داده شده با ساختارهای از پیش‌آموزش داده شده‌ی دیگر مورد مقایسه قرار گرفته است. به منظور انجام این ارزیابی، تصاویر موجود در پایگاه داده ترکیبی به ورودی این شبکه‌ها داده شده است و ویژگی‌ها از لایه‌ی کاملاً متصل^۱ استخراج شده‌اند. سپس به کمک ویژگی‌های استخراج شده، تصاویر دسته‌بندی می‌شوند. نتایج ارزیابی دسته‌بندی به کمک هریک از این ساختارها در جدول ۴-۱۱ گزارش شده است. لازم به ذکر است که ویژگی‌های دستی نیز به منظور ارزیابی دسته‌بندی به کمک ویژگی‌های عمیق در نظر گرفته نشده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود، شبکه‌ی عمیق Resnet50 بهترین عملکرد را در تمامی معیارها داشته است.

¹ Fully connected

جدول ۴-۱۱- مقایسه‌ی عملکرد سایر شبکه‌های عمیق از پیش آموزش داده شده در روش پیشنهادی

ساختار / معیار ←	Ac	FNR	FPR	Pre	Re	F-M	MCC
ResNet50	۰,۹۷۸	۰,۰۵۶	۰,۰۱۴	۰,۹۴۵	۰,۹۴۴	۰,۹۴۴	۰,۹۳۰
VGG-19	۰,۹۵۰	۰,۱۰۷	۰,۰۳۵	۰,۸۹۴	۰,۸۹۳	۰,۸۹۳	۰,۸۶۰
AlexNet	۰,۹۵۶	۰,۰۹۶	۰,۰۳۰	۰,۹۰۵	۰,۹۰۴	۰,۹۰۴	۰,۸۷۵
Inception-V3	۰,۹۵۷	۰,۰۸۹	۰,۰۲۹	۰,۹۱۱	۰,۹۱۱	۰,۹۱۱	۰,۸۸۲
GoogleNet	۰,۹۴۷	۰,۱۱۶	۰,۰۳۶	۰,۸۸۴	۰,۸۸۴	۰,۸۸۴	۰,۸۴۸

روش پیشنهادی ما به منظور شناسایی شش دسته از تصاویر کیپسول آندوسکوپی توسعه داده شد، اما در آزمایش بعد نشان می‌دهیم که این روش قادر است اختلالات مختلف دیگری را نیز شناسایی نماید. بدین منظور روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی سوم (KVASIR Capsule-2021) آموزش و مورد ارزیابی قرار داده شده است (جدول ۴-۱۲). لازم به ذکر است که تعداد ۱۰۰۰ تصویر نرمال به صورت تصادفی از پایگاه داده انتخاب شده است.

در ادامه‌ی این فصل، روش پیشنهادی با روش‌های موجود مورد مقایسه قرار گرفته است. از آنجایی که روشی وجود ندارد که اختلالات در نظر گرفته شده در این پژوهش را به صورت یکجا مورد ارزیابی قرار دهد، روش پیشنهادی با روش‌هایی که برخی از این اختلالات را شناسایی کرده‌اند مقایسه خواهد شد.

جدول ۴-۱۲- ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی سوم (KVasir)

دسته ↓/ معیار ←	AC	FNR	FPR	Pre	Re	F-M	MCC
آنژیودیسیپلازی	۰,۹۹۵	۰,۰۱۵	۰,۰۰۳	۰,۹۱۴	۰,۹۱۵	۰,۹۱۴	۰,۹۱۱
خونریزی	۰,۹۹۸	۰,۰۰۹	۰,۰۰۱	۰,۹۱۹	۰,۹۹۱	۰,۹۹۰	۰,۹۱۹
هماتین	۱,۰۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰
فرسایش	۰,۹۸۸	۰,۰۷۳	۰,۰۰۶	۰,۹۴۴	۰,۹۲۷	۰,۹۳۵	۰,۹۲۱
آریتما توز	۰,۹۹۷	۰,۰۷۱	۰,۰۰۱	۰,۹۴۷	۰,۹۲۲	۰,۹۳۴	۰,۹۳۳
جسم خارجی	۰,۹۹۷	۰,۰۱۳	۰,۰۰۱	۰,۹۹۲	۰,۹۱۷	۰,۹۹۰	۰,۹۱۱
لنفوئید هایپرپلازی	۰,۹۹۸	۰,۰۰۷	۰,۰۰۲	۰,۹۱۵	۰,۹۹۳	۰,۹۱۹	۰,۹۱۱
پولیپ	۱,۰۰۰	۰,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰
زخم	۰,۹۹۸	۰,۰۰۴	۰,۰۰۱	۰,۹۹۳	۰,۹۹۶	۰,۹۹۵	۰,۹۹۴
نرمال	۰,۹۸۴	۰,۰۳۹	۰,۰۱۱	۰,۹۵۵	۰,۹۶۱	۰,۹۵۱	۰,۹۴۱

در ابتدا روش پیشنهادی و روش ارائه شده برای اختلالات قرمز رنگ [۶۶] با روش یوآن و همکاران [۴۰] و دیبا و همکاران [۱۷] مقایسه شده است. در جدول ۴-۱۳ نتایج این مقایسه‌ها قابل مشاهده است. همانطور که می‌توان ملاحظه کرد روش پیشنهادی بر روی این پایگاه داده بهترین ارزیابی را در تمامی معیارهای مورد استفاده در این تحقیق را دارا بوده و پس از آن روش ما برای دسته‌بندی اختلالات قرمز رنگ عملکرد بهتری نسبت به دو روش دیگر داشته است.

جدول ۴-۱۳- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش‌های موجود دیگر بر روی پایگاه داده‌ی اول (GIANA 2017)

روش / ↓ معیار ←	AC	FNR	FPR	Pre	Re	F-M
روش پیشنهادی	۰,۱۰۰	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰
دسته‌بندی اختلالات قرمز رنگ [۶۶]	۰,۹۴۹	۰,۴۱۰	۰,۰۷۰	۰,۹۶۵	۰,۹۵۹	۰,۹۶۲
روش یوآن و همکاران [۴۰]	۰,۶۹۰	۰,۲۲۶	۰,۴۷۷	۰,۷۶۵	۰,۷۷۴	۰,۷۶۹
روش دیبا و همکاران [۱۷]	۰,۶۶۰	۰,۴۵۰	۰,۲۳۱	۰,۷۲۱	۰,۵۵۰	۰,۶۱۹

همچنین روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌ی چهارم مورد بررسی قرار گرفته است که نتایج آن در جدول ۴-۱۴ گزارش شده است. همچنین در این جدول روش پیشنهادی با روش کارپو و همکاران [۱۹] و روش ما برای دسته‌بندی اختلالات قرمز رنگ مقایسه شده است. نتایج بر روی این پایگاه داده نیز نشان‌دهنده‌ی برتری روش ما نسبت به روش‌های دیگر است.

جدول ۴-۱۴- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش‌های دیگر بر روی پایگاه داده‌ی چهارم (Red-lesion Endoscopy)

روش / ↓ معیار ←	AC	FNR	FPR	Pre	Re	F-M
روش پیشنهادی	۰,۹۹۵	۰,۰۰۵	۰,۰۱۱	۰,۹۹۴	۰,۹۹۵	۰,۹۹۵
دسته‌بندی اختلالات قرمز رنگ [۶۶]	۰,۹۸۸	۰,۰۱۲	۰,۰۴۸	۰,۹۷۵	۰,۹۸۸	۰,۹۸۲
کارپو و همکاران [۱۹]	۰,۹۵۷	۰,۰۴۲	۰,۰۴۷	۰,۹۷۰	۰,۹۵۸	۰,۹۶۴

روش پیشنهادی با روش حاج‌عبداللهی و همکاران [۱۸] در جدول ۴-۱۵ مقایسه شده است. نتایج ارائه شده در جدول نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به روش ما در دسته‌بندی

اختلالات قرمز رنگ [۶۶] و نسبت به روش حاج‌عبداللهی و همکاران [۱۸] عملکرد بهتری در تمامی معیارهای ارزیابی داشته است.

جدول ۴-۱۵- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش حاج‌عبداللهی و همکاران [۱۸] بر روی پایگاه داده معرفی شده در

این مقاله

روش / ↓ معیار ←	AC	FPR	FNR	Pre	Re	F-M	MCC
روش پیشنهادی	۰,۹۹۶	۰,۰۵۵	۰,۰۰۰	۰,۹۹۶	۱,۰۰۰	۰,۹۹۸	۰,۹۷۰
دسته‌بندی اختلالات قرمز رنگ [۶۶]	۰,۹۸۳	۰,۱۸۲	۰,۰۰۰	۰,۹۸۴	۱,۰۰۰	۰,۹۹۱	۰,۸۹۰
حاج‌عبداللهی و همکاران [۱۸]	۰,۹۵۲	۰,۴۰۲	۰,۰۰۰	۰,۹۵۰	۱,۰۰۰	۰,۹۸۰	۰,۷۵۳

در نهایت روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده پنجم که حاوی چندین نوع اختلال ناشی از بیماری کرون می‌باشد با روش دماییسین و همکاران [۶۷] مقایسه شده است. دماییسین و همکاران ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از روش خود را گزارش کرده‌اند. ما معیارهای ارزیابی را از روی این ماتریس برای روش آنها محاسبه نموده‌ایم. همچنین روش خود را برای این پایگاه داده مورد ارزیابی قرار داده‌ایم. نتایج حاصل از این ارزیابی در جدول ۴-۱۶ گزارش شده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی در همه‌ی معیارهای ارزیابی به جز FPR عملکرد بهتری داشته است که در تشخیص اختلال در تصاویر پزشکی مهم‌ترین معیار FNR می‌باشد چون از دست دادن یک تصویر دارای اختلال بسیار مهم‌تر از پیشنهاد یک فریم بدون اختلال به عنوان فریم مشکوک است.

۷-۴- ارزیابی روش پیشنهادی از نظر زمان اجرا

به منظور ارزیابی زمان اجرای روش پیشنهادی بر روی یک سیستم شخصی با پیکربندی مشخص شده در جدول ۴-۱۷ تعداد ۱۰۰ تصویر به صورت تصادفی از پایگاه داده‌ی ترکیبی انتخاب شده و میانگین زمان آزمایش روش بر روی این تصاویر به عنوان زمان اجرای روش پیشنهادی در نظر گرفته شده است.

جدول ۴-۱۶- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش دمایسین و همکاران [۶۷]

روش / ↓ معیار ←	AC	FNR	FPR	Pre	Re	F-M	MCC
روش پیشنهادی	۰,۹۳۷	۰,۱۴۸	۰,۰۹۵	۰,۸۴۶	۰,۸۵۳	۰,۸۴۸	۰,۷۷۹
دمایسین و همکاران [۶۷]	۰,۹۳۶	۰,۱۶۷	۰,۰۸۴	۰,۸۳۰	۰,۸۳۳	۰,۸۲۸	۰,۷۶۳

جدول ۴-۱۷- پیکربندی سیستم

پارامتر	شرح
پردازنده	Intel(R) Core(TM) i5-6100U CPU @ 2.30 GHz
حافظه اصلی	8 GB
ویندوز	Microsoft Windows 10
کامپایلر	MATLAB 2020a

در آزمایش دیگری زمان اجرا و میزان MCC روش نسبت به اندازه‌ی تصاویر ورودی سنجیده شده است و در جدول ۴-۱۸ گزارش شده می‌شود. همانطور که مشاهده می‌شود هرچه اندازه‌ی تصاویر

ورودی کوچکتر باشد زمان اجرا به صورت قابل توجهی کاهش پیدا خواهد کرد اما منجر به کاهش عملکرد روش پیشنهادی نیز خواهد شد به طوری که در تصاویر با اندازهی 64×64 پیکسل، عملکرد به صورت قابل توجهی کاهش یافته است. از طرفی دیگر افزایش اندازهی تصویر از یک حدی به بعد نیز دقت روش را افزایش اندکی می‌دهد. با توجه به جدول اگر سرعت اولویت بر دقت باشد تصاویر را می‌توان با اندازهی 128×128 در ورودی روش فراهم ساخت ولی اگر دقت اولویت باشد تصاویر با اندازهی 320×320 را می‌توان به عنوان ورودی روش در نظر گرفت.

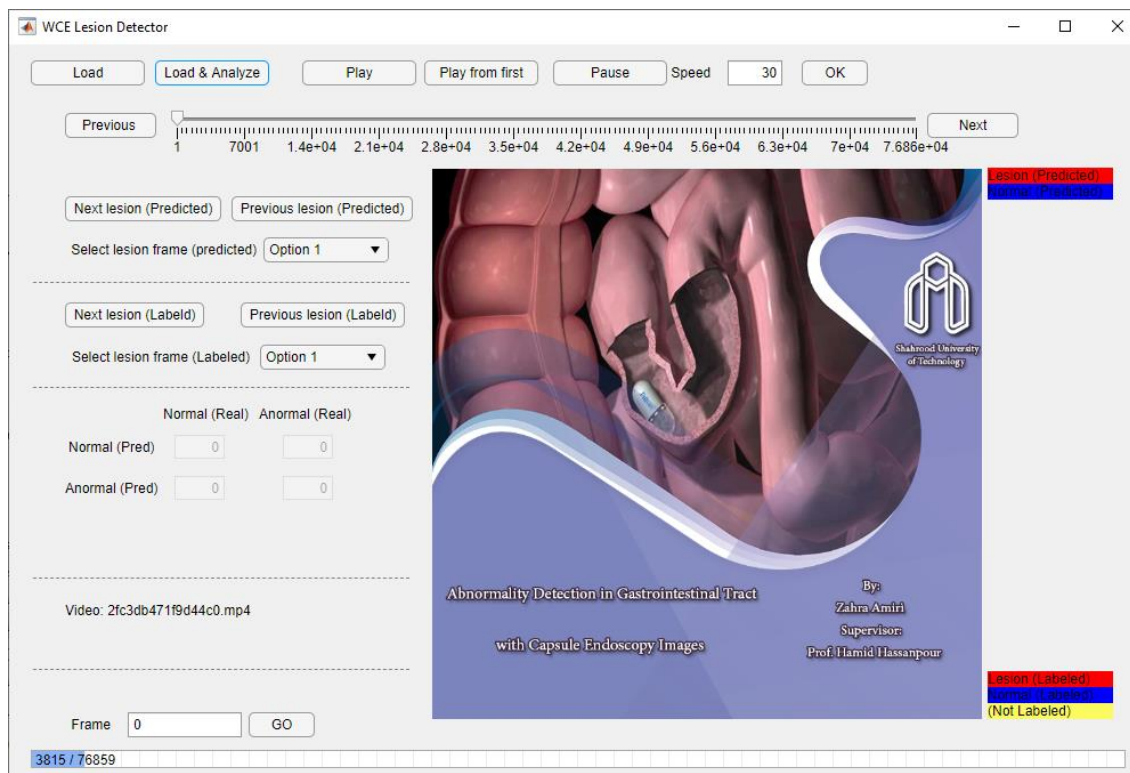
جدول ۴-۱۸- تاثیر اندازهی تصویر بر دقت و زمان اجرای روش پیشنهادی

اندازهی تصویر	64×64	128×128	256×256	320×320	512×512
زمان اجرا	۰,۰۹۳	۰,۲۸۴	۰,۸۹۴	۱,۲۷۱	۳,۸۲
میزان MCC	۰,۸۳۷۷	۰,۹۲۱	۰,۹۴۸	۰,۹۷۱	۰,۹۷۳

۴-۸- نرم‌افزار توسعه یافته

با استفاده از روش پیشنهادی یک نرم‌افزار جهت شناسایی ناهنجاری در دستگاه گوارش ارائه شده است. نمای کلی این نرم‌افزار در شکل ۴-۱۰ مشاهده می‌شود. در این نرم‌افزار در دو حالت ورودی می‌پذیرد. در حالت اول یک فیلم به همراه برچسب‌های واقعی و پیش‌بینی شده برای هر فریم در ورودی دریافت می‌شود و در حالت دوم یک فیلم به همراه برچسب‌های واقعی دریافت می‌شود و سپس برچسب هر فریم پیش‌بینی می‌گردد. با مشخص بودن این دو برچسب نرم‌افزار قابلیت‌های متعددی جهت نمایش ویدیوی کپسول آندوسکوپی دارد. از جمله‌ی این قابلیت‌ها به موارد زیر می‌توان اشاره نمود.

- اجرا شدن ویدیو و نمایش یک نوار وضعیت در بالا و پایین فیلم که به ترتیب برچسب واقعی و برچسب پیش‌بینی شده برای هر فریم را با رنگ‌بندی‌های مختلف مشخص می‌نماید.
- امکان متوقف کردن ویدیو و اجرای مجدد
- مشخص نمودن سرعت اجرای ویدیو
- درخواست اجرای ویدیو از ابتدا
- درخواست پرش ویدیو به شماره فریم خاص
- نمایش فریم قبلی و بعدی
- دارا بودن یک لغزنده برای جلو و عقب بردن ویدیو به یک فریم خاص
- نمایش ماتریس درهم‌ریختگی و معیارهای ارزیابی مربوطه با توجه به برچسب واقعی و پیش‌بینی شده
- وجود یک لیست کشویی که شماره فریم‌های دارای ناهنجاری را در برچسب واقعی نشان می‌دهد و می‌توان به آن فریم پرش کرد.
- وجود یک لیست کشویی که شماره فریم‌های دارای ناهنجاری را در برچسب پیش‌بینی شده نشان می‌دهد و می‌توان به آن فریم پرش کرد.
- دکمه‌ی پرش به فریم دارای ناهنجاری بعدی در برچسب‌های واقعی
- دکمه‌ی پرش به فریم دارای ناهنجاری قبلی در برچسب‌های واقعی
- دکمه‌ی پرش به فریم دارای ناهنجاری بعدی در برچسب‌های پیش‌بینی شده
- دکمه‌ی پرش به فریم دارای ناهنجاری قبلی در برچسب‌های پیش‌بینی شده
- نمایش نوار وضعیت میزان پیشرفت به هنگام پیش‌بینی فریم‌ها



شکل ۴-۱۰- نمای کلی نرم افزار تشخیص ناهنجاری در تصاویر کپسول آندوسکوپی

۴-۹- جمع بندی

در این فصل، ابتدا شش پایگاه داده مورد استفاده در تحقیق معرفی شد. سپس معیارهای ارزیابی برای بخش بندی ROI ها و دسته بندی تصاویر شرح داده شدند. در ادامه مقدار حد آستانه در روش انتخاب ویژگی با طرح یک آزمایش محاسبه شد و در نهایت روش پیشنهادی از لحاظ میزان دقت بخش بندی اختلالات و دسته بندی نهایی تصاویر WCE مورد ارزیابی قرار گرفت و با روش های دیگر مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان می دهد که روش پیشنهادی با دقت مطلوبی می تواند نواحی ROI را بخش بندی نماید. همچنین، روش پیشنهادی اختلالات مختلف را با عملکرد بسیار مطلوبی در تمامی معیارهای ارزیابی به دسته های مربوطه دسته بندی می کند. روش پیشنهادی بر روی چندین پایگاه داده مختلف با روش های پیشین مورد مقایسه قرار گرفت که در تمامی مقایسه ها، توانست عملکرد بالاتری داشته باشد.

فصل پنجم: جمع‌بندی و کارهای آتی

۵-۱- جمع بندی

کپسول آندوسکوپی یک روش غیرتهاجمی برای تشخیص اختلالات دستگاه گوارش است که به متخصصان در تشخیص آن‌ها کمک می‌نماید. این تکنولوژی جدید دارای مزایای فراوانی نسبت به روش متداول آندوسکوپی است. با این حال، بیش از ۸۰۰۰ فریم در این فرآیند تولید می‌شود. بررسی فریم‌های تولید شده یک فرآیند خسته‌کننده و زمان‌بر برای متخصصان است و در نتیجه باعث کاهش دقت آنها در بررسی اختلالات احتمالی موجود می‌گردد. برای تسهیل این فرآیند روشی مورد نیاز است که به تشخیص فریم‌های غیرنرمال بپردازد.

در پژوهش حاضر یک روش برای تشخیص فریم‌های نرمال و غیرنرمال حاوی اختلالات خونریزی، زخم، آنژیودیسیپلازی، پولیپ و لنفوئید هایپرپلازی ارائه شد. روش‌های پیشین در دو رویکرد عمیق و سنتی به شناسایی اختلالات متفاوت پرداخته‌اند. به دلیل کمبود پایگاه داده عمومی و بزرگ از تصاویر کپسول آندوسکوپی، بیشتر روش‌های موجود از رویکرد سنتی برای شناسایی این اختلالات استفاده کرده‌اند. در غالب این روش‌ها، ابتدا نواحی احتمالی حاوی ناهنجاری استخراج می‌شوند، زیرا روش‌هایی که ویژگی‌ها را از کل تصویر استخراج می‌کنند، در شناسایی اختلالات کوچک ناکارآمد هستند. تمرکز بیشتر روش‌های مبنی بر رویکرد سنتی بر روی شناسایی یک نوع خاص از اختلالات بوده است. از مهم‌ترین دلایل این مسئله، توانایی محدود روش‌های موجود در استخراج نواحی پیشنهادی بوده است. در واقع این روش‌ها تنها قادر بودند که اختلالات با رنگ و یا بافت مشخص را استخراج نمایند. در این رساله روشی جدید برای استخراج نواحی پیشنهادی ارائه شد که محدود به رنگ و بافت مشخص نیست و قادر است نواحی را با توجه به اطلاعات رنگ و بافت متمایزشان در پیش‌زمینه تصویر استخراج نماید.

از ویژگی رنگ می‌توان به عنوان مهم‌ترین ویژگی در شناسایی اختلالات متفاوت نام برد. بیشتر روش‌های موجود بر روی استخراج ویژگی‌های آماری از روی رنگ‌های متفاوت در صفحات رنگی

تصویر تمرکز داشته‌اند. در این رساله علاوه بر توجه به ویژگی‌های آماری، به این نکته مهم توجه شد که اختلالات با هر رنگی در صفحه باشند نسبت به پیش‌زمینه متمایز هستند. بنابراین این تمایز می‌تواند یک جهش ناگهانی را در هیستوگرام تجمعی تصویر ایجاد نماید. شناسایی و استخراج این ویژگی توانست کمک بسزایی در شناسایی اختلالات متفاوت در این رساله ایفا نماید.

در رویکردهای عمیق شناسایی اختلالات در تصاویر کپسول آندوسکوپی نیاز به پایگاه داده‌ها با تصاویر زیاد است که متأسفانه برای تصاویر کپسول آندوسکوپی پایگاه‌های داده محدود با تصاویر کم وجود دارد. بنابراین استفاده از این رویکرد محدود به ساختارهای از پیش‌آموزش داده شده است. اما در مراجع می‌توان مشاهده نمود که نتایج نسبتاً مطلوبی در استفاده از این ساختارها ایجاد شده است. از علل توفیق این روش‌ها می‌توان به این موضوع اشاره نمود که این شبکه‌ها با حجم تصاویر بالای آموزش داده شده، توانمند هستند ویژگی‌های بسیار متنوعی از لحاظ رنگ، بافت و شکل را با فیلترهای مختلف استخراج نمایند. همچنین این ساختارها با تصاویر در شرایط متنوع مانند وجود نویز، عدم نور کافی و کیفیت پایین آموزش داده شده‌اند، که از جمله چالش‌های تصاویر WCE هستند. بنابراین در این رساله تنها به روش سنتی بسنده نشد و ویژگی‌های عمیق نیز از ساختار از پیش آموزش داده شده‌ی ResNet50 استخراج شد.

در نهایت در روش معرفی شده، زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌های سنتی و عمیق ترکیب شده از مراحل قبل، با استفاده از روش بیشترین ارتباط-حداقل افزونگی انتخاب شدند و با استفاده از دسته‌بند SVM به شش دسته نرمال، آنژیودیسیپلازی، خونریزی، زخم، پولیپ و لنفوئید هایپرپلازی که رایج‌ترین اختلالات در تصاویر WCE هستند، دسته‌بندی شدند. روش پیشنهادی بر روی پنج پایگاه داده استاندارد و همچنین بر روی یک پایگاه داده ترکیبی از تصاویر، مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی با دقت بسیار بالایی می‌تواند شش دسته در نظر گرفته شده در تحقیق را دسته‌بندی نماید. میانگین وزن‌دار صحت و پوشش روش پیشنهادی روی پایگاه داده ترکیبی به

ترتیب مقادیر ۰,۹۷۷ و ۰,۹۷۷ گزارش است. این روش با چندین روش موجود مورد مقایسه قرار گرفت که نسبت به منابع موجود از عملکرد بالاتری در همه‌ی معیارهای ارزیابی، برخوردار بود. همچنین روش پیشنهادی با آنکه به صورت خاص بر روی شش اختلال مشخص توسعه داده شده بود، اما بر روی پایگاه‌های داده از تصاویر کپسول آندوسکوپی حاوی اختلالات دیگر نیز مورد ارزیابی قرار گرفت و عملکرد مطلوبی در این پایگاه‌های داده نیز حاصل شد.

۲-۵- کارهای آتی

در این پژوهش یک روش هوشمند به منظور تشخیص اختلالات متفاوت در تصاویر کپسول آندوسکوپی ارائه شد. در ادامه پیشنهاداتی برای کارهای آینده آورده شده است.

در اختلالات موجود در تصاویر کپسول آندوسکوپی یکی از مهم‌ترین ویژگی‌ها، ویژگی رنگ است. معمولاً پیکسل‌های اطراف اختلال دارای رنگ یکنواختی هستند. بنابراین یک جهش ناگهانی رنگ در پیکسل‌های اطراف اختلال مشاهده می‌شود. در این رساله در استخراج ویژگی‌های رنگ از یک ایده‌ی کاملاً جدید استفاده شد تا جهش ناگهانی رنگ را در پیش‌زمینه آشکار سازد. ویژگی استخراج شده کاملاً متناسب با خصوصیت اختلالات موجود در تصاویر کپسول آندوسکوپی بود. در کارهای آینده تحقیق می‌توان به استخراج ویژگی‌های بافت و شکل که تناسب بیشتری با خصوصیات موجود در تصاویر کپسول آندوسکوپی دارد، پرداخته شود.

در برخی از تصاویر کپسول آندوسکوپی مشکلات متعددی مانند نویز، تاری و عدم نور کافی وجود دارد. این مشکلات می‌تواند باعث کاهش دقت در تشخیص اختلالات گردد. در این پژوهش مشکل عدم نور کافی مورد توجه قرار گرفت و راهکاری برای رفع آن ارائه شد که منجر به افزایش دقت روش پیشنهادی گردید؛ بنابراین از جمله کارهای آینده می‌تواند رفع مشکلات دیگر موجود در تصاویر کپسول آندوسکوپی به منظور افزایش دقت دسته‌بندی باشد.

روش‌های متعددی وجود دارد که از آن‌ها می‌توان استفاده کرد و محل دقیق ناهنجاری را در تصویر مشخص نمود ولی روش‌های موجود تنها برای بخش‌بندی یک ناهنجاری خاص کاربرد دارند. بنابراین پس از دسته‌بندی هر تصویر به دسته مشخص می‌توان از این روش‌ها استفاده نمود تا در ادامه محل دقیق ناهنجاری نیز مشخص گردد. به عنوان مثال، ما در یکی از مقالات خود در این پژوهش¹ یک نسخه‌ی گسترش یافته از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه (EMLP) پیشنهاد دادیم که توانست با دقت بسیار بالایی اختلالات آنژیودیسپلازی را بخش‌بندی نماید. این شبکه در مرحله‌ی آموزش یاد می‌گیرد که فاصله‌ی بین تصاویر ورودی و تصویر دودویی ماسک مربوطه (در آن محل اختلال به صورت دقیق مشخص شده) در خروجی را حداقل سازد. بنابراین پس از آموزش شبکه، با اعمال یک تصویر آزمون به آن، پیکسل‌های مرتبط به ناهنجاری را به یک نزدیک می‌کند و پیکسل‌های نرمال را به صفر نزدیک می‌سازد و با در نظر گرفتن یک حد آستانه می‌توان ناحیه‌ی ناهنجاری را مشخص نمود. این روش می‌تواند برای هر اختلالی که رنگ متمایز نسبت به پیش‌زمینه دارد به کار برده شود. البته برای آموزش EMLP نیاز به تصاویر ماسک دودویی دقیق می‌باشد.

کپسول آندوسکوپی یک تکنولوژی نسبتاً نوظهور است که مزایای استفاده از آن سبب شده است که متخصصان به صورت گسترده‌تری از آن استفاده نمایند؛ بنابراین در سال‌های اخیر پایگاه‌های داده بیشتری نیز در دسترس قرار گرفته است. با گسترش پایگاه‌های داده در آینده می‌توان از ساختار عمیق به صورت یکپارچه برای تمامی مراحل استفاده نمود.

¹ Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, An Expanded MLP Neural Network for Fast Angiodysplasia Lesions Segmentation in Capsule Endoscopy Images, *International Journal of Artificial Intelligence and Tools*. (Accepted)

- [١] X. Dong, G. Wang, Y. Pang, W. Li, J. Wen, W. Meng and Y. Lu, "Fast Efficient Algorithm for Enhancement of Low Lighting Video", in *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, Barcelona, 2011.
- [٢] A. A. Shvets, V. I. Iglovikov, A. Rakhlin and A. A. Kalinin, "Angiodysplasia Detection and Localization using Deep Convolutional Neural Networks", in *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*. pp. 612-617, 2018.
- [٣] Y. Xu, K. Li, Z. Zhao and M. Q. H. Meng, "Autonomous Magnetic Navigation Framework for Active Wireless Capsule Endoscopy Inspired by Conventional Colonoscopy Procedures", *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 1729 - 1736, 2022.
- [٤] Z. Li, D. Carter, R. Eliakim, W. Zou, H. Wu, Z. Liao, Z. Gong, J. Wang, J. W. Chung and S. Y. Song, "The Current Main Types of Capsule Endoscopy," in *Handbook of Capsule Endoscopy*, Springer, 2014, pp. 5-45.
- [٥] R. F. Wong, A. K. Tuteja, D. S. Haslem, L. Pappas, A. Szabo, M. M. Ogara and J. A. & DiSario, "Video Capsule Compared with Standard Endoscopy for the Evaluation of Small-bowel Polyps with Familial Adenomatous Polyposis", *Gastrointestinal endoscopy*, vol. 64, no. 4, pp. 530-537, 2006.
- [٦] C. Babu, D. A. Chandy and H. A. Christinal, "Efficient Scheme for WCE Image Compression based on Strategic Chroma Subsampling and Encoding", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, 2022.
- [٧] M. S. Ayyaz, M. I. U. Lali, M. Hussain, H. T. Rauf, B. Alouffi, H. Alyami and S. Wasti, "Hybrid Deep Learning Model for Endoscopic Lesion Detection and Classification Using Endoscopy Videos", *Diagnostics*, vol. 12, no. 1, pp. 43, 2022.
- [٨] A. Koulaouzidis, D. K. Iakovidis, A. Karargyris and J. N. Plevris, "Optimizing lesion Detection in Small-bowel Capsule Endoscopy: from Present Problems to Future Solutions", *Expert Review of Gastroenterology & Hepatology*, vol. 9, no. 2, pp. 217-235, 2015.
- [٩] J. Yeh, T. Wu and W. Tsai, "Bleeding and Ulcer Detection using Wireless Capsule Endoscopy Images", *Journal of Software Engineering and Applications*, vol. 7, no. 05, p. 422, 2014.
- [١٠] M. Souaidi, A. A. Abdelouahed and M. El Ansari, "Multi-scale Completed Local Binary Patterns for Ulcer Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images", *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1-18, 2018.
- [١١] L. Yu, P. C. Yuen and J. Lai, "Ulcer Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images", in *In Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)* (pp. 45-48). IEEE. 2012.

- [۱۲] R. Nawarathna, J. Oh, J. Muthukudage, W. Tavanapong, J. Wong, P. C. De Groen and S. J. Tang, "Abnormal Image Detection in Endoscopy Videos using a Filter Bank and Local Binary Patterns", *Neurocomputing*, vol. 144, pp. 70-91, 2014.
- [۱۳] D. O. Faigel and D. R. Cave, "Capsule endoscopy", Saunders Elsevier, 2008.
- [۱۴] F. Noya, M. A. Alvarez-Gonzalez and R. & Benitez, "Automated Angiodysplasia Detection from Wireless Capsule Endoscopy", in *39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 3158-3161., 2017.
- [۱۵] فقیه دینوری و.. کریمیان خسروشاهی ق., زلفی لبقوان م., "ارائه الگوریتمی مبتنی بر ویژگی های رنگی برای تشخیص خونریزی در تصاویر کپسول آندوسکوپی بیسیم", در دومین کنفرانس بین المللی بازشناسی الگو و تحلیل تصویر، رشت، ۱۳۹۳.
- [۱۶] A. A. Mamun, M. S. Hossain, P. P. Em, A. Tahabilder, R. Sultana and M. A. Islam, "Small Intestine Bleeding Detection using Color Threshold and Morphological Operation in WCE Images", *International Journal of Electrical & Computer Engineering* , vol. 11, no. 04, pp. 3040-3048, 2021.
- [۱۷] F. Deebea, S. K. Mohammed, F. M. Bui and K. A. Wahid, "A Saliency-based Unsupervised Method for Angiectasia Detection in Endoscopic Video Frames", *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 38, no. 2, pp. 325-335, 2018.
- [۱۸] M. Hajabdollahi, R. Esfandiarpour, P. Khadivi, S. R. Soroushmehr, N. Karimi, K. Najarian and S. Samavi, "Segmentation of Bleeding Regions in Wireless Capsule Endoscopy for Detection of Informative Frames", *Biomedical Signal Processing and Control* , vol. 53, pp. 101565, 2019.
- [۱۹] A. Caroppo, A. Leone and P. Siciliano, "Deep transfer Learning Approaches for Bleeding Detection in Endoscopy Images", *Computerized Medical Imaging and Graphics* , vol. 88, pp. 101852, 2021.
- [۲۰] R. S. Latha, G. R. Sreekanth, G. Murugesan, S. Aruna, B. Inbaraj, S. Kanivel and S. Karthikeyan, "Deep Learning based Automatic Detection of Intestinal Hemorrhage Using Wireless Capsule Endoscopy Images", *Natural Volatiles & Essential Oils (NVEO)*, vol. 8, no. 5, pp. 92-103, 2021.
- [۲۱] Y. Yuan and M. Q. H. Meng, "A Novel Feature for Polyp Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images", in *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Chicago, IL, USA, 2014.
- [۲۲] D. C. Barbosa, D. B. Roupar, J. C. Ramos, A. C. Tavares and C. S. Lima, "Automatic Small Bowel Tumor Diagnosis by Using Multi-scale Wavelet-based Analysis in Wireless Capsule Endoscopy Images", *Biomedical Engineering Online*, vol. 11, no. 1, pp. 3, 2012.
- [۲۳] B. Li and M.-H. Meng, "Automatic Polyp Detection for Wireless Capsule Endoscopy Images", *Expert System and Application*, vol. 39, pp. 10952–10958., 2012.
- [۲۴] A. El Khatib, N. Werghi and H. Al-Ahmad, "Automatic Polyp Detection: A Comparative Study", in *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (pp. 2669-2672). IEEE, 2015.
- [۲۵] Y. Iwahori, A. Hattori, Y. Adachi, M. K. Bhuyan, R. J. Woodham and K. Kasugai, "Automatic Detection of Polyp using Hessian Filter and HOG Features", *Procedia Computer Science*, vol. 60, pp. 730-739, 2015.

- [۲۶] Y. Yuan and M. Q. Meng, "Deep Learning for Polyp Recognition in Wireless Capsule Endoscopy Images", *Medical physics*, vol. 44, no. 4, pp. 1379-1389, 2017.
- [۲۷] V. Prasath, "Polyp Detection and Segmentation from Video Capsule Endoscopy: A Review", *Journal of Imaging*, vol. 3, no. 1, 2017.
- [۲۸] M. Iwamuro, S. Hiraoka, H. Okada, Y. Kawai, Y. Miyabe, K. Takata and K. Yamamoto, "Lymphoid Hyperplasia of the Colon and Its Association with Underlying Allergic Airway Diseases", *International Journal of Colorectal Disease*, vol. 31, no. 2, pp. 313-317, 2016.
- [۲۹] M. Khuroo, N. Khuroo and M. Khuroo, "Diffuse Duodenal Nodular Lymphoid Hyperplasia: a Large Cohort of Patients Etiologically Related to Helicobacter Pylori Infection", *BMC Gastroenterology*, pp. 11-36, 2011.
- [۳۰] T. Ghosh, S. A. Fattah, K. A. Wahid, W. P. Zhu and M. O. Ahmad, "Cluster based Statistical Feature Extraction Method for Automatic Bleeding Detection in Wireless Capsule Endoscopy Video", *Computers in Biology and Medicine*, vol. 94, pp. 41-54, 2018.
- [۳۱] B. Li and M. Q.-H. Meng, "Wireless Capsule Endoscopy Images Enhancement via Adaptive Contrast Diffusion", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 23, no. 1, pp. 222-228, 2012.
- [۳۲] F. Alenezi and K. C. Santosh, "Geometric Regularized Hopfield Neural Network for Medical Image Enhancement", *International Journal of Biomedical Imaging*, vol. 2021, Article ID 6664569, 2021.
- [۳۳] P. S. Sundaram and N. Santhiyakumari, "An Enhancement of Computer Aided Approach for Colon Cancer Detection in WCE Images Using ROI Based Color Histogram and SVM2", *Journal of Medical Systems*, vol. 43, no. 2, pp. 29, 2019.
- [۳۴] H. Liu, W.-S. Lu and M. Q.-H. Meng, "De-Blurring Wireless Capsule Endoscopy Images by Total Variation Minimization", in *IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing*, Victoria, BC, Canada, 2011.
- [۳۵] R. N. Kaçmaz, B. Yılmaz, M. S. Dündar and S. & Doğan, "Motion Artifact Detection in Colonoscopy Images", *The EuroBiotech Journal*, vol. 2, no. 3, pp. 171-175, 2018.
- [۳۶] X. Wu, H. Chen, T. Gan, J. Chen, C.-W. Ngo and Q. Peng, "Automatic Hookworm Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images", *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 35, no. 7, pp. 1741 - 1752, 2016.
- [۳۷] F. Deeba, S. K. Mohammed, F. M. Bui and K. A. Wahid, "Unsupervised Abnormality Detection using Saliency and Retinex based Color Enhancement," in *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2016.
- [۳۸] A. Ellahyani and S. Charfi, "Computer-aided Diagnosis System for Ulcer Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images", *In Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1743, no. 1, 2021.
- [۳۹] F. Deeba, M. Islam, F. M. Bui and K. A. Wahid, "Performance Assessment of a Bleeding Detection Algorithm for Endoscopic Video based on Classifier Fusion Method and Exhaustive Feature Selection", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 40, pp. 415-424, 2018.

- [۴۰] Y. Yuan, B. Li and M. Q. Meng, “Bleeding Frame and Region Detection in the Wireless Capsule Endoscopy Video”, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, no. 2, pp. 624-630, 2016.
- [۴۱] S. Gobpradit and P. Vateekul, “Angiodysplasia Segmentation on Capsule Endoscopy Images Using AlbuNet with Squeeze-and-Excitation Blocks”, in *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems* (pp. 283-293). Springer, Cham, 2020.
- [۴۲] S. Doaa, “Deep Learning-based Polyp Detection in Wireless Capsule Endoscopy Images”, *Journal of Engineering Research*, vol. 5, no. 4, pp. 61-66, 2021.
- [۴۳] M. Long, Z. Li, X. Xie, G. Li and Z. Wang, “Adaptive Image Enhancement Based on Guide Image and Fraction-Power Transformation for Wireless Capsule Endoscopy”, *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 12, no. 5, pp. 993-1003, 2018.
- [۴۴] M. Ramaraj, S. Raghavan, Wahid and A. Khan, “Homomorphic Filtering Techniques for WCE Image Enhancement”, in *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC)*, Enathi, India, 2013.
- [۴۵] S. Sainju, F. M. Bui and K. Wahid, “Bleeding Detection in Wireless Capsule Endoscopy based on Color features from histogram probability”, in *26th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pp. 1-4, IEEE, 2013.
- [۴۶] V. S. K. C. Charisis, L. J. Hadjileontiadis, C. N. Liatsos and G. D. & Sergiadis, “Computer-aided Capsule Endoscopy Images Evaluation based on Color Rotation and Texture Features: An Educational Tool to Physicians”, in *26th IEEE International Symposium On Computer-Based Medical Systems*, pp. 203-208. IEEE, 2013.
- [۴۷] Z. Guo, L. Zhang and D. Zhang, “A Completed Modeling of Local Binary Pattern Operator for Texture Classification”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(6), vol. 19, no. 06, pp. 1657-1663, 2010.
- [۴۸] A. Karargyris and N. Bourbakis, “Detection of Small Bowel Polyps and Ulcers in Wireless Capsule Endoscopy Videos”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 10, no. 58, pp. 2777-2786, 2011.
- [۴۹] F. R. Velasco, “Thresholding using the ISODATA clustering algorithm”, *Maryland Univ Park College Computer Science Center*, 1979.
- [۵۰] K. Y. Chang, T. L. Liu, H. T. Chen and S. H. Lai, “Fusing Generic Objectness and Visual Saliency for Salient Object Detection”, in *2011 International Conference on Computer Vision*, pp. 914-921, 2011.
- [۵۱] R. Margolin, A. Tal and L. Zelnik-Manor, “What Makes a Patch Distinct?” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1139-1146, 2013.
- [۵۲] A. Ajam, M. Forghani, M. AlyanNezhadi, H. Qazanfari and Z. Amiri, “Content-based Image Retrieval using Color Difference Histogram in Image Textures”, in *5th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS)*, Shahrood, Iran, 2019.

- [۵۳] M. AlyanNezhadi, H. Qazanfari, A. Ajam and Z. Amiri, "Content-based Image Retrieval Considering Colour Difference Histogram of Image Texture and Edge Orientation", *International journal of Engineering*, vol. 33, no. 5, pp. 949-958, 2020.
- [۵۴] O. Barkan, J. Weill, L. Wolf and H. Aronowitz, "Fast High Dimensional Vector Multiplication Face Recognition", in *IEEE International Conference on Computer Vision* pp. 1960-1967, 2013.
- [۵۵] رشادی، ش.، دایی کوزه کنانی، ض.، کریمیان خسروشاهی، ق.، "تشخیص خودکار علائم تومور در تصاویر کپسول آندوسکوپی بی سیم با ترکیب الگوی LBP و ویژگی SURF" در سومین کنفرانس ملی و اولین کنفرانس بین المللی پژوهش هایی کاربردی در مهندسی برق، مکانیک و مکاترونیک، تهران، ۱۳۹۴.
- [۵۶] A. F. Constantinescu, M. Ionescu, I. Rogoveanu, M. E. Ciurea, C. T. Streba and V. F. C. C. Iovanescu, "Analysis of Wireless Capsule Endoscopy Images using Local Binary Patterns", *Applied Medical Informatics*, vol. 36, no. 2, pp. 31-42, 2015.
- [۵۷] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke and A. A. Alemi, "Inception-v4, Inception-resnet and the Impact of Residual Connections on Learning", in *Thirty-first Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence*, San Francisco, 2017.
- [۵۸] "Gastrointestinal image analysis". <https://endovissub2017-giana.grand-challenge.org/> (Accessed 10 February 2022).
- [۵۹] P. Coelho, A. Pereira, M. Salgado and A. & Cunha, "A Deep Learning Approach for Red Lesions Detection in Video Capsule Endoscopies", in *International Conference Image Analysis and Recognition*, pp. 553-561, Springer, Cham. 2018.
- [۶۰] P. H. Smedsrud, V. Thambawita, S. A. Hicks, H. Gjestang, O. O. Nedrejord, E. Næss and P. Halvorsen, "Kvasir-capsule, a Video Capsule Endoscopy Dataset", *Scientific Data*, vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2020.
- [۶۱] A. Koulaouzidis, D. K. Iakovidis, D. E. Yung, E. Rondonotti, U. Kopylov, J. N. Plevris, E. Toth and A. Eliakim, "KID Project: an Internet-based Digital Video Atlas of Capsule Endoscopy for Research Purposes", *Endoscopy International Open*, vol. 5, no. 6, pp. 477-483, 2017.
- [۶۲] R. Vallée, A. De Maissin, A. Coutrot, H. Mouchère, A. Bourreille and N. Normand, "CrohnIPI: An Endoscopic Image Database for the Evaluation of Automatic Crohn's Disease Lesions Recognition Algorithms," In *Medical Imaging 2020: Biomedical Applications in Molecular, Structural, and Functional Imaging*, vol. 11317, 2020.
- [۶۳] Y. Fu, W. Zhang, M. Mandal and M.-H. Meng, "Computer-aided Bleeding Detection in WCE video", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 18, no. 2, pp. 636-642, 2013.
- [۶۴] P. M. Vieira, B. Gonçalves, C. R. Gonçalves and C. S. Lima, "Segmentation of Angiodysplasia Lesions in WCE Images using a MAP Approach with Markov Random Fields", in *IEEE 38th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Orlando, FL, USA, 2016.
- [۶۵] P. Vieira, C. Silva and D. Costa, "Automatic Segmentation and Detection of Small Bowel Angioectasias in WCE Images", *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 47, pp. 1446-1462, 2019.

- [۶۶] Z. Amiri, H. Hassanpour and A. Beghdadi, “Feature Extraction for Abnormality Detection in Capsule Endoscopy Images”, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, pp. 103219, 2022.
- [۶۷] A. de Maissin, R. Vallée, M. Flamant, M. Fondain-Bossiere, C. Le Berre, A. Coutrot and A. Bourreille, “Multi-expert Annotation of Crohn’s Disease Images of the Small Bowel for Automatic Detection using a Convolutional Recurrent Attention Neural Network”, *Endoscopy International Open*, vol. 09, no. 71, pp. 1136-1144, 2021.

Abstract

Capsule endoscopy is a non-invasive method for diagnosing diseases, which can assist gastroenterologists to investigate the digestive tract. This new technology has many advantages over conventional endoscopy. However, it is a tedious task for physicians to visually investigate the whole video frames obtained in each endoscopy. Hence, a system is required to automatically detect probable frames to any abnormalities for further investigation by the physician. Abnormality detection is challenging work. Different abnormalities such as bleeding, Angiodysplasia, polyp, and ulcer may exist in capsule endoscopy images. Each of these abnormalities can be detected by different features, including color, texture, or shape. Bleeding and angiodysplasia are usually distinguished only by the color property, but the ulcer regions are not only identified by color features and their texture differs from the normal regions. Three types of features, including color, texture, and shape, can be used to diagnose polyps. So detecting different abnormalities requires extracting the different types of features. Unfortunately, WCE does not provide image qualities equivalent to traditional methods. WCE also suffers from various impairments such as blurring, noise, and low illumination in different areas of the digestive tract. So, the details of the vessels and tissues are not clear in some frames.

In this research, a method has been proposed to investigate capsule endoscopy images for abnormalities including bleeding, ulcers, polyps, angiodysplasia, and lymphoid hyperplasia. The proposed method is a combination of deep and traditional learning techniques. Deep features are extracted from a pre-trained deep network. To extract hand-crafted features, at first, the image lighting is enhanced. Then, the potential suspected regions of abnormality are identified and from the obtained region, some features are extracted. Finally, by using extracted deep and hand-crafted features frames are classified into mentioned lesions and normal classes. The results of this study on different datasets show that the proposed system is able to detect multiple lesions from WCE frames with high accuracy and it has a better performance compared with other existing methods.

Keywords: Capsule endoscopy, Abnormality Detection, Image enhancement, Deep learning



Shahrood University of Technology

Faculty of Computer Engineering

Ph.D. Thesis in Artificial Intelligence Engineering

**Abnormality Detection in Gastrointestinal Tract with
Enhanced Capsule Endoscopy Images**

By: Zahra Amiri

Supervisor:

Dr. Hamid Hassanpour

Co-supervisor:

Dr. Azeddine Beghdadi

March 2022