

بخش بندی خودکار کبد در تصاویر سی تی مبتنی بر لبه یاب Kirsch، انتقال میانگین و خوشه بندی K-means

سبحان افروز^۱ و فرحناز مهنا^{۲*}

چکیده

یکی از مسائل مطرح در علم پزشکی که توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده، جداسازی کبد از تصاویر توموگرافی کامپیوتری است. زیرا اولین مرحله در فرآیند تشخیص بیماری ها و تومورهای کبدی، داشتن تصویری مناسب از کبد بخش بندی شده در این تصاویر می باشد. هدف از این مقاله ارائه الگوریتمی خودکار برای بخش بندی کبد در تصاویر سی تی است. تحقیقات گذشته نشان داده است استفاده از ویژگی بافت نتایج مطلوب تری را در این بخش بندی حاصل می کند. الگوریتم پیشنهادی این مقاله مبتنی بر تحلیل بافت با استفاده از لبه یاب Kirsch، انتقال میانگین، و خوشه بندی K-means به بخش بندی کبد می پردازد. نتایج پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی ۴۰۰ تصویر سی تی بیمارستان میلاد تهران حاوی کبد و ارگان های جانبی، میانگین معیار Dice را ۹۶٪ نشان داده است. همچنین در بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر روی پایگاه داده Sliver07، میانگین معیار Dice برابر با ۸۶/۹۶٪ به دست آمده است. لذا الگوریتم پیشنهادی می تواند به عنوان اولین مرحله در فرآیند تشخیص تومورها و بیماری های کبدی مورد استفاده قرار گیرد.

کلیدواژه ها

بخش بندی خودکار کبد، تصویربرداری سی تی، لبه یاب Kirsch، انتقال میانگین، خوشه بندی K-means

۱ مقدمه

دستگاه های تصویربرداری رزونانس مغناطیسی^۱ و توموگرافی کامپیوتری^۲ یا سی تی نیازمند طراحی الگوریتم هایی هستند تا بعد از تصویربرداری، بتوانند تحلیلی روی تصاویر انجام دهند که در نهایت به پزشک در تشخیص بهتر بیماری کمک کند [۲]. تصویربرداری سی تی می تواند کبد را در برش های متفاوت نمایش دهد [۳]. الگوریتم های متعددی برای بخش بندی کبد از بافت های کناری در تصاویر سی تی ارائه شده اند که به دو گروه خودکار و نیمه خودکار قابل دسته بندی می باشند. نیمه خودکار به معنای دخالت کاربر و کمک در بخش بندی بهتر کبد است و در روش

در علم پزشکی، به دلیل نقش حیاتی کبد در بدن، بیماری های کبدی و تومورهای آن بسیار جدی در نظر گرفته می شوند و استفاده از دستگاه های تصویربرداری در بهبود روند تشخیص و درمان نقش به سزایی را ایفا می کنند [۱]. از طرفی،

این مقاله در خردادماه ۱۴۰۰ دریافت، در مهرماه بازنگری و سپس پذیرفته شد.

دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه سیستان و بلوچستان

^۱ رایانامه sobhan.a1991@yahoo.com

^{۲*} رایانامه f_mohanna@ece.usb.ac.ir

^۱ Magnetic Resonance Imaging (MRI)

^۲ Computed Tomography (CT)

با استفاده از انتقال میانگین^۱ یکسان‌سازی شدت سطوح خاکستری نواحی مختلف موجود در این تصویر انجام شده‌است. در ادامه، با خوشه‌بندی K-means، تصویر خروجی مرحله‌ی قبل، به پنج ناحیه‌ی مجزا تقسیم شده‌است. در نهایت با استفاده از عملگرهای شکل‌شناسی^۲ بافت کبد از سایر اجزای تصویر سی‌تی جدا شده است.

در ادامه در بخش دوم، تحقیقات پیشین در بخش‌بندی تصاویر پزشکی مطرح می‌شوند. الگوریتم پیشنهادی برای بخش‌بندی کبد در بخش سوم ارائه می‌شود. در بخش چهارم، به همراه معرفی معیار ارزیابی و پایگاه داده، نتایج شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی اعلام و با نتایج چند روش مشابه مقایسه می‌شود. در نهایت، در بخش پنجم به نتیجه‌گیری خواهیم پرداخت.

۲ تحقیقات پیشین

در مرجع [۱۱] برای جداسازی کبد در تصاویر سی‌تی از روش‌های مبتنی بر مدل استفاده شده است. در مرجع [۱۲] از دانش فازی شامل لبه فازی، شباهت فازی و فاصله فازی حاصل از روابط بین پیکسل‌ها در تصاویر MRI چندطیفی برای فرآیند رشد نواحی براساس بذرهای اصلاح شده استفاده شده است. در مرجع [۱۳] از روش آماری مبتنی بر پارامتر برای تشخیص بافت تومور کبدی از سایر اندام‌ها در تصاویر سی‌تی شکمی استفاده شده و روش‌های بخش‌بندی دیگر، مانند رشد منطقه و آستانه‌گیری براساس شدت نیز بررسی شده‌اند. در پیش پردازش، ابتدا تصاویر از یک فیلتر حذف نویز عبور داده شده و سپس برای استخراج تومور از آستانه‌گیری مبتنی بر میانگین آماری استفاده شده است. بعد تصویر با استفاده از آستانه‌گیری isodata باینری شده است. در پس‌پردازش، از فیلترهای میانگین، میانه و عملیات شکل‌شناسی برای حذف بقایا استفاده شده است. ارزیابی با معیارهای همگنی، انرژی و همبستگی صورت گرفته که بهبود در بخش‌بندی کبد و تومورهای آن را نشان داده است. در مرجع [۱۴] از آستانه‌ی تطبیقی، پردازش شکل‌شناسی، و خوشه‌بندی C-means فازی هسته و همچنین اطلاعات مکانی تومور کبدی استفاده و تومور کبدی در تصاویر سی‌تی شکمی جداسازی شده است. در مرحله‌ی آموزش و تست از پایگاه داده‌ی MICCAI 2008 استفاده و نشان داده شده است که خوشه‌بندی C-means هسته‌ی فازی، نویز تصاویر را کاهش و توانایی بخش‌بندی را افزایش داده است. برای مقایسه‌ی نتایج، معیارهای قدرت سیگنال به نویز و خطای مربع میانگین محاسبه و مقادیر بالای قدرت سیگنال به نویز و مقادیر کم خطای مربع میانگین، نشان داده‌اند که روش این مرجع می‌تواند کوچکترین تغییر در تصویر ورودی را آشکار کند. در مرجع [۱۵] برای بخش‌بندی کبد در تصاویر سی‌تی یک روش براساس

خودکار بخش‌بندی کبد بدون دخالت کاربر انجام می‌شود [۴]. تنوع و ابعاد مختلف کبد در بیماران مختلف می‌تواند رسیدن به یک روش کاملاً خودکار در بخش‌بندی کبد مبتنی بر بافت را مشکل نماید. بخش‌بندی کبد براساس شکل یا شدت سطح خاکستری نیز به دلیل تغییر شکل کبد در برش‌های مختلف تصویر سی‌تی و همچنین همپوشانی شدت سطح خاکستری بافت‌های مجاور، نتایج مطلوبی را فراهم نمی‌آورد و امری چالش‌برانگیز است [۵]. از طرفی، بررسی تصاویر پزشکی به دلیل کیفیت پایین می‌تواند به پیچیدگی مسائل بخش‌بندی کبد بیافزاید. در این راستا تحقیقات گذشته اثبات کرده‌اند که استفاده از ویژگی بافت در بخش‌بندی کبد، نتایج مطلوب‌تری را حاصل می‌کند [۶].

دسته‌بندی بافت نیز در حوزه‌ی تحلیل تصویر بسیار حائز اهمیت است و قوی‌ترین ابزارها برای دسته‌بندی بافت ارائه شده است [۷]. به‌طور مختصر روش‌های دسته‌بندی بافت را می‌توان به چهار دسته مبتنی بر مدل، آماری، پردازش سیگنال و هندسی تقسیم کرد. اساس کار روش‌های مبتنی بر مدل، ارائه‌ی ساختمان یک مدل برای بافت تصویر است به‌طوری‌که پارامترهای مدل را از خصوصیات اساسی دیداری بافت تصویر می‌گیرند. روش‌های آماری، توزیع مکانی سطوح خاکستری موجود در بافت را با محاسبه‌ی ویژگی‌های محلی در هر نقطه از تصویر، استخراج و برای طبقه‌بندی استفاده می‌کنند. روش‌های پردازش سیگنال، مانند تبدیل موجک، تبدیل ریگلت و تبدیل کرولت، محتوای فرکانسی بافت را مبنای کار خود قرار می‌دهند. تبدیل موجک با آن‌که در نشان‌دادن اشیاء با استفاده از نقاط منفرد بسیار مؤثر است، اما در نمایش اشیاء با خطوط، کارآمد نیست. برای کاهش این مشکل، تبدیل ریگلت معرفی شد [۸]، اما از آنجایی که تصاویر سی‌تی معمولاً به‌جای خطوط مستقیم، حاوی خطوط منحنی هستند این تبدیل هم در نمایش اشیاء با خطوط منحنی کارآمد نشد. بنابراین تبدیل کرولت برای غلبه بر محدودیت‌های تبدیل موجک و تبدیل ریگلت، توسعه یافت. البته تبدیل کرولت به‌شدت به‌جهت حساس بوده، شکل عناصر پایه‌ی آن غیرهمسانگرد و تعداد عناصر جهتی در آن وابسته به مقیاس است [۹]. روش‌های هندسی، بر ترکیبی از عناصر بافت متمرکز می‌شوند و با محاسبه‌ی مشخصه‌های آماری این عناصر و با استفاده از یکسری قوانین قراردادی، به تحلیل بافت می‌پردازند [۱۰]. در نهایت، پردازش تصویر با استفاده از روش‌های هندسی می‌تواند در طراحی یک سیستم خودکار کارآمد جهت جداسازی بافت‌های متفاوت نقش مهمی را ایفا کند.

در این مقاله یک الگوریتم خودکار با پیچیدگی کم و دقت مناسب برای بخش‌بندی کبد از تصاویر سی‌تی مبتنی بر بافت پیشنهاد شده است. ابتدا لبه‌های تصویر ورودی با لبه‌یاب kirsch استخراج شده‌اند. وجود لبه‌ها باعث شده تا خوشه‌بندی تصویر برای بخش‌بندی کبد، بهتر انجام شود. سپس در تصویر لبه‌ها

¹ Mean Shift

² Morphology

شده که پیش‌بینی‌های شبکه کاملاً کانولوشن را در مدل‌های کانطور فعال ادغام نموده است. در این مرجع برای تولید نقشه‌ی برجسب پیکسل حاوی اطلاعات منطقه‌ای فضایی و همچنین اطلاعات مرز لایه‌ای، فقط از یک معماری شبکه‌ی واحد استفاده شده است. مدل‌های کانطور فعال یکپارچه دارای مزیت‌های تلفیق هم‌زمان اطلاعات سطح بالا و پایین در یک تصویر هستند، و صاف بودن کانطور را نیز اعمال می‌کنند. از طرفی، نیروی محدود کننده‌ی خارجی که در همه جای تصویر وجود دارد، می‌تواند کانطور در حال تکامل را به مرز کبد سوق دهد، لذا در روش این مرجع موارد فوق باعث شده که کانطور اولیه بتواند بسیار دور از مرز کبد قرار داده شود. این کار این امکان را ایجاد کرده است تا تکامل کانطور کنترل و توپولوژی کبد حفظ شود. در مرجع [۲۰] یک الگوریتم یادگیری ویژگی خودکار براساس شبکه‌ی عمیق برای بخش‌بندی کبد ارائه شده است که مبتنی بر آموزش بدون نظارت و تنظیم دقیق شبکه‌ی عمیق DBN^۴ بوده و کل روش پیش‌آموزش و تنظیم دقیق، DBN-DNN نامیده شده است. در الگوریتم‌های سنتی یادگیری ماشین، یادگیری پیکسل به پیکسل یک کار وقت‌گیر است. بنابراین، در روش این مرجع از بلوک‌ها به‌عنوان یک واحد اساسی برای یادگیری ویژگی‌ها به‌منظور شناسایی کبد استفاده شده که باعث صرفه‌جویی در حافظه و زمان محاسبه شده است. در ضمن برای جداسازی کبد در مراحل بعد از پیش‌پردازش، از یک روش کانطور فعال خودکار استفاده شده است. نتایج تجربی، معیار شباهت Dice را برای تصاویر سی‌تی شامل سالم و بیمار، ۸۰/۹۴٪ و برای تصاویر کبدی پاتولوژی ۸۳/۹۱٪ نشان داده شده است. در مرجع [۲۱] یک روش بخش‌بندی مبتنی بر الگوریتم watershed، و خوشه‌بندی سی-میانگین فازی سریع برای جداسازی تومور کبدی از مجموعه داده‌های نئوتروسوفیک^۵ پیشنهاد شده است. برای افزایش کنتراست، مقادیر شدت تصاویر تنظیم و فرکانس‌های بالا با تعدیل هیستوگرام و فیلتر میانه، حذف شده اند. تجزیه و تحلیل کمی نتایج با استفاده از شش معیار مختلف انجام شده که نشان داده است روش این مرجع روی مجموعه داده‌های نئوتروسوفیک زمان‌بر، و دارای حساسیت کمتری نسبت به نویز بوده و در تصاویر سی‌تی غیریکنواخت عملکرد بهتری داشته است. در مرجع [۲۲] یک الگوریتم بخش‌بندی مقاوم مبتنی بر خوشه‌بندی فازی فضای هسته پیشنهاد شده که بر مبنای هسته، برای پس‌زمینه‌ی غیریکنواخت بسیار کارآمد می‌باشد. ابتدا، تصویر از فضای اقلیدسی به فضای با ابعاد بالای ویژگی، نگاشت شده است. سپس پیکسل جاری با پیکسل‌های همسایگی خود از طریق اطلاعات فضایی موجود در تصویر ترکیب، و تصویر فیلتر شده وزنی به‌دست آمده است. سرانجام، هیستوگرام دوبعدی بین پیکسل خوشه و میانگین همسایگی آن، به‌خوشه‌بندی فازی هسته‌ی مقاوم وارد و تکرار این خوشه‌بندی با استفاده از روش ضریب لاگرانژ

خوشه‌بندی C-means فازی ترکیب‌شده با یک مدل تغییر شکل-پذیر پارامتری ارائه شده است. در این مرجع روش C-means از طبقه‌بندی پیکسل، مدل تغییر شکل پذیر پارامتری، و از مرزهای تغییرات پویا برای بخش‌بندی تصویر استفاده کرده است. پارامترهای کنترل تکامل مدل تغییر شکل پذیر پارامتری نیز از نتایج خوشه‌بندی محاسبه شده‌اند. در مرجع [۱۶] یک روش خودکار برای تشخیص تومور کبدی از تصاویر سی‌تی ارائه شده است که در ابتدا با استفاده از روش تنظیم سطح تعبیه شده‌ی MRF^۱، کبد به‌طور سریع و مقاوم در برابر نویز بخش‌بندی شده است. برای رفع ابهامات شکل کبد جداشده، از مجموعه داده‌های آموزش و روش‌های تجزیه و تحلیل شکل استفاده شده است. سپس از تصویر کبد اصلاح‌شده، تومور کبدی با روش برش نموداری^۲ تشخیص داده شده است. در نهایت برای دسته‌بندی تومورها از ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. مرجع [۱۷] یک روش بخش‌بندی منطقه‌ای سه‌بعدی برای جداسازی کبد از تصاویر سی‌تی غیر کنتراست، ارائه شده است. برای ارزیابی نتایج، مناطق مختلف در این تصاویر به صورت دستی جداشده و به‌عنوان استاندارد طلایی برای ارزیابی استفاده شده اند. برای مقایسه استاندارد با مناطق کبدی جداشده، معیار درجه همپوشانی توسط تبدیل خطای همپوشانی حجمی، دوباره تعریف شده است. همچنین تأثیر تغییر اندازه‌ی پنجره‌ی تراکم‌سنجی به‌منظور تنظیم نقاط شروع برای جداسازی نواحی به‌هم چسبیده، مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج اجرای روش این مرجع بر روی ۰ تصویر سی‌تی نشان داده که ناحیه‌ی کبد دقیق‌تر از روش‌های معمول بخش‌بندی شده است. در مرجع [۱۸] با انگیزه‌ی بهبود چالش‌های بخش‌بندی کبد در تصاویر سی‌تی با کنتراست کم حاوی اندام‌های مجاور با اشکال متفاوت، الگوریتمی ارائه شده است که ابتدا در مرحله‌ی آموزش، یک مدل چندسطحی مبتنی بر ناحیه با شکل پراکنده با نام SSC^۳ ایجاد شده تا انعطاف‌پذیری مدل افزایش یافته و اطلاعات دقیق‌تری از شکل محلی به‌دست آید. به‌این ترتیب شکل کبد به چند سطح تجزیه شده است. علاوه بر این برای هر ناحیه یک مخزن شکل محلی ایجاد شده و به‌این صورت شکل ورودی ناحیه‌به‌ناحیه اصلاح شده است. مرحله‌ی آزمایش با یک شکل اولیه‌ی کبدی مبتنی بر رگ‌های خونی آغاز و سپس به‌یک شکل اولیه‌ی خاص هر بیمار دست یافته‌اند و سپس الگوریتم بهینه‌سازی شکل تغییرپذیر سلسله مراتبی اجرا و باعث شده که قالب بخش‌بندی نسبت به حداقل‌های محلی، کارایی و مقاومت بیشتری داشته باشد. نتایج آزمایش‌ها بر روی ۶۰ تصویر سی‌تی نشان داده که روش این مرجع در حضور مجموعه‌های کوچک آموزشی، از دقت و کارایی خوبی برخوردار است. در مرجع [۱۹] یک روش بخش‌بندی خودکار کبد براساس این چارچوب ایجاد

¹ Markov Random Field

² Graph Cut

³ Sparse Shape Composition

⁴ Deep Belief Network

⁵ Neutrosophic

3DIRCADb ارزیابی و عدد Dice برای بخش بندی کبد و تومور در LiTS به ترتیب، ۳۸/۹۶٪ و ۶۹/۷۳٪ و در 3DIRCADb، به ترتیب، ۴۵/۹۶٪ و ۳۴/۷۳٪ به دست است. در مرجع [۲۷]، با استفاده از سازگاری و مقایسه ی پیشرفته ترین چارچوب های یادگیری عمیق، به کارآمدترین معماری یادگیری عمیق برای بخش بندی کبد پرداخته شده است. این چارچوب ها در نرم افزار تجاری "Liver Vision" پیاده سازی و تطبیق داده شده اند. هدف، به دست آوردن دقیق ترین معماری عمیق برای بخش بندی کبد بوده است. در آزمایش ها شرایط برابر برای اندازه گیری های اثربخشی دقت الگوریتم ها برای همه ی معماری ها فراهم و از معیار شباهت Dice برای پشتیبانی از تحلیل مقایسه ای استفاده شده است. نتایج ثابت کرد که SegNet و U-Net از نظر زمان، هزینه و اثربخشی بین تمام معماری ها برتر بوده اند. همچنین مشاهده شده است که معیار دقت برای اندازه گیری اثربخشی بخش بندی تصویر به تنهایی کافی نیست. در ضمن فرمت تصاویر مورد استفاده DICOM بوده است. در مرجع [۲۸]، روشی برای غلبه بر مشکلات تقسیم بندی کبد و تومور در تصاویر سی تی نظیر مرزهای ضعیف، ارگان های مماسی و ناهماهنگی کبد ارائه شده است. لبه های اندام با استفاده از لبه یاب Kirsch استخراج و سپس نقاط مقعر و محدب لبه ها محاسبه شده اند. الگوریتم انتقال میانگین برای ایجاد یکنواختی تصاویر در امتداد مرزهای اندام استفاده شده است. سرانجام از روش C-means فازی برای تقسیم بندی کبد و تومورهای آن استفاده شده است. نتایج نشان داده که روش این مرجع در هنگام تقسیم کبد به مقدار متوسط فاصله سطح $39/0 \pm 1/1$ میلیمتر و به خطای همپوشانی حجم $33/0 \pm 8/1$ دست یافته است.

درست است که برای دسته بندی دقیق اشیاء متفاوت، یک شبکه ی عصبی عمیق ابزاری انعطاف پذیر و قابل تنظیم می باشد ولی نتایج روش پیشنهادی نشان می دهد که با استفاده از یک روش ساده، با محاسبات و هزینه ی کمتر نیز می توان بخش بندی کبد در تصاویر سی تی را با دقت خوبی انجام داد.

۳ روش پیشنهادی

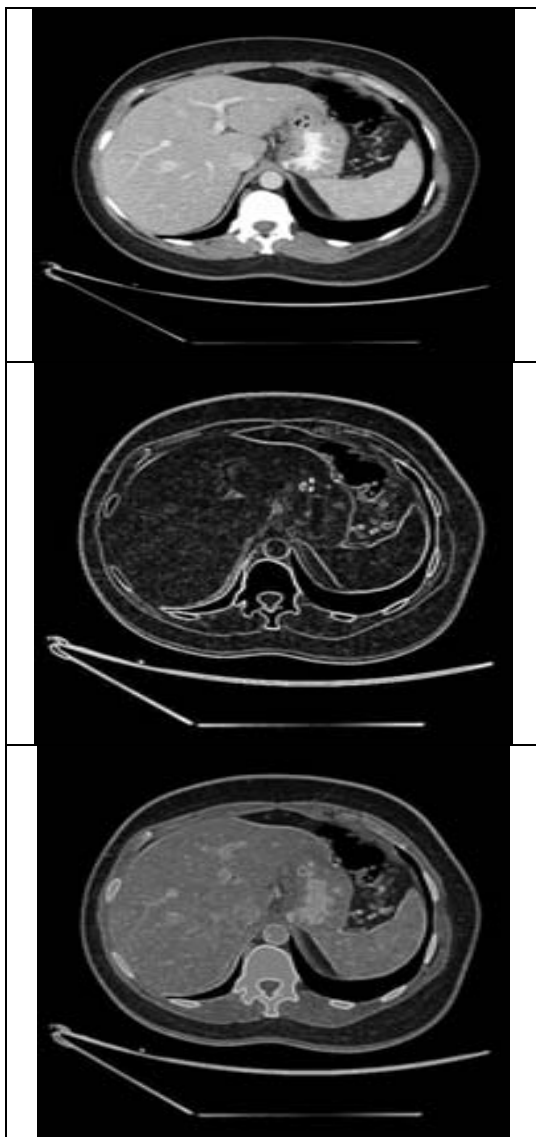
بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است. ابتدا تصویر ورودی دریافت و با لبه یاب kirsch، در هشت جهت، لبه ها استخراج و با خود تصویر ورودی جمع می شوند. لذا تصویری خواهیم داشت که لبه ها در آن تقویت شده اند. سپس، در تصویر حاصل جمع با الگوریتم انتقال میانگین، شدت سطوح خاکستری نواحی مختلف تا جای ممکن یکسان سازی می شوند. بعد توسط خوشه بندی K-means و انتخاب پنج مرکز، تصویر خروجی مرحله ی قبل خوشه بندی می شود.

حاصل شده است. بررسی نتایج روی پایگاه تصاویر سی تی Sliver07، نشان داده که روش آن ها تومورهای کبدی را به طور موثر بخش بندی کرده است. در مرجع [۲۳]، یک رویکرد خودکار ادغام ویژگی های چندبعدی در یک برش نموداری پالایش شده توسعه یافته و اعتبارسنجی شده است. در این مرجع برای بخش بندی کبد در تصویر ورودی از بخش بندی چنداطلسی استفاده شده است. سپس در کل تصویر، فواصل نامعین براساس شکل اولیه محاسبه و از آن ها در ساخت نمودار خودکار در طی اجرای روش پالایش استفاده شده اند. سرانجام، ویژگی های چندبعدی و محدودیت های شکل در چارچوب یک نمودار، تعبیه شده و به این ترتیب ناحیه ی کبد بهینه، به طور دقیق و با حداقل هزینه مشخص شده است. روش این مرجع روی ۴۰ تصویر سی تی که از دو پایگاه داده ی Silver07 و 3Dircadb1 به دست آمده بودند، ارزیابی شده که پایگاه Sliver07 برای آموزش و 3Dircadb1 برای تست استفاده شده اند. نتایج تجربی میانگین همپوشانی را ۹۴٪ نشان داده است. در مرجع [۲۴]، یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق که برای طبقه بندی معنایی پیکسل ها از صحنه های جاده ای ارائه شده بود اصلاح و برای بخش بندی کبد در تصاویر سی تی مناسب شده است. در این مرجع از معماری رمزگذار-رمزگشای کانولوشنی عمیق با نام SegNet استفاده شده است که شامل لایه های رمزگذار-رمزگشای سلسله مراتبی می باشد. شبکه SegNet از شبکه ی VGG-16 آموزش دیده، به عنوان رمزگذار و از معماری رمزگشای آن به منظور تبدیل ویژگی ها و برگشت آن ها به حوزه ی تصویر استفاده کرده و در نهایت به یک طبقه بند پیکسلی رسیده است. در مرحله ی آموزش از پایگاه داده ی 3Dircadb1 استفاده شده است. دقت بخش بندی تومور در این مرجع ۸۶٪ گزارش شده است. در مرجع [۲۵]، یک روش خودکار مبتنی بر شبکه ی عصبی تمام کانولوشن با عملکرد تنظیم سطح براساس منطقه برای بخش بندی کبد و تومور از تصاویر سی تی ارائه شده است. ابتدا کبد از تصویر ورودی جدا و سپس تومور در آن بخش بندی شده است. در واقع، شبکه ی تمام کانولوشن محل کبد و تومور را پیش بینی و الگوریتم سطح بندی، منطقه ی پیش بینی شده را اصلاح و کبد و تومور دقیق تر جدا شده اند. روش این مرجع روی دو پایگاه داده ی LiTS و IRCAD آزمایش شده و عدد Dice برای بخش بندی کبد و تومور به ترتیب ۶۰/۹۵٪ و ۷۰٪ گزارش شده است. در مرجع [۲۶]، یک U-Netⁿ، یک ساختار شبکه ی n برابر براساس U-Net سنتی ارائه شده است. در این مدل از ویژگی های خروجی واحدهای کانولوشن به عنوان ویژگی های خروجی در گره های شبکه بهره برداری شده است. دو مدل U-Net² و U-Net³ نیز برای بخش بندی کبد و تومورهای آن بررسی شده اند. علاوه بر این، کانولوشن افزایشی^۱ و ساختار متراکم در گره های این دو شبکه استفاده شده است. کارایی این روش روی دو پایگاه داده ی LiTS و

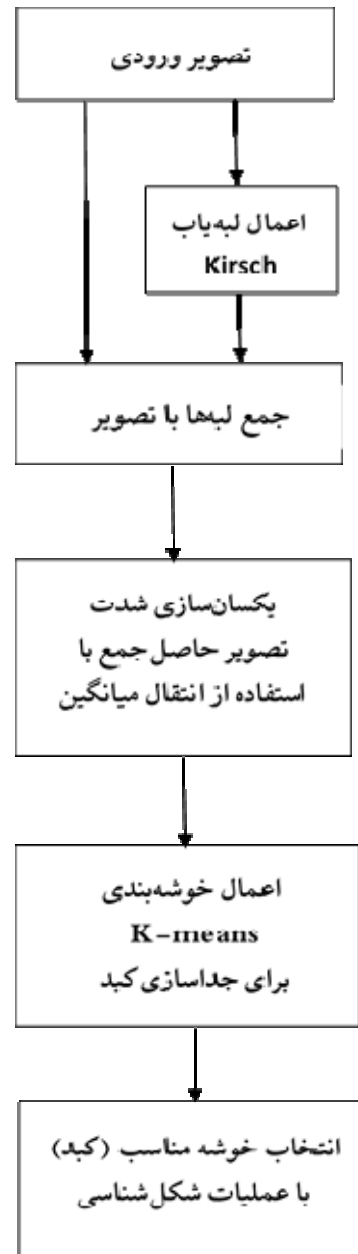
¹ Dilated Convolution

$M_0(N) = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$	$M_1(NW) = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$
$M_2(W) = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}$	$M_3(SW) = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix}$
$M_4(S) = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}$	$M_5(SE) = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}$
$M_6(E) = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix}$	$M_7(NE) = \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$

شکل ۲ ماسک‌های جهت‌دار Kirsch [۲۹]



شکل ۳ از بالا به پایین به ترتیب، تصویر ورودی، خروجی لبه‌یاب Kirsch و جمع تصویر ورودی با لبه‌های آن

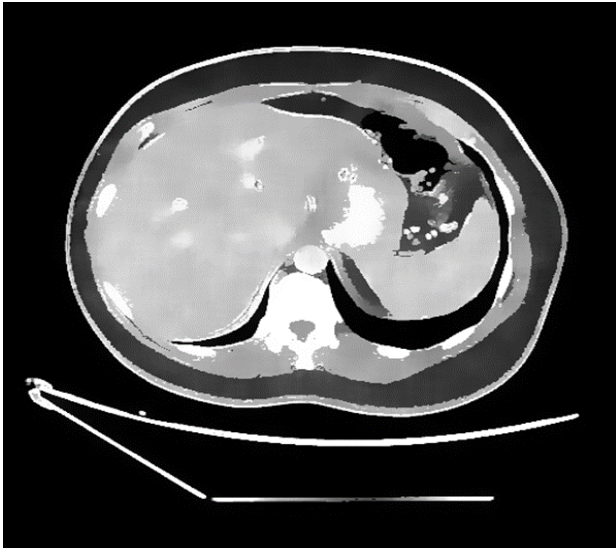


شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

عدد پنج با سعی و خطا روی کل پایگاه داده حاصل شده است. سرانجام با انتخاب خوشه‌ی مناسب حاوی کبد، توسط عملگرهای شکل‌شناسی جداسازی کبد از کل تصویر انجام می‌شود. در ادامه، به شرح بلوک‌های روش پیشنهادی در شکل ۱ می‌پردازیم.

۱-۳ لبه‌یاب Kirsch

لبه‌یاب Kirsch [۲۹] از هشت ماسک جهت‌دار شمال، شمال‌غربی، غرب، جنوب‌غربی، جنوب، جنوب‌شرقی، شرق، و شمال‌شرقی تشکیل شده است که به ترتیب دارای اختلاف زاویه‌ی ۴۵ می‌باشند. سپس خروجی ماسکی که بیشترین دامنه را داشته باشد جهت لبه را مشخص می‌کند. شکل ۲، هشت ماسک جهت‌دار Kirsch را نشان می‌دهد.



شکل ۴ خروجی الگوریتم انتقال میانگین

۳-۳ خوشه‌بندی K-means

در این خوشه‌بندی (۱) k نقطه به‌طور تصادفی به‌عنوان مرکز خوشه‌ها انتخاب می‌شوند که تا حد ممکن در فاصله‌ی هرچه بیشتر دور از یکدیگر قرار داده می‌شوند. (۲) طبق رابطه‌ی ۳، هر نمونه داده به‌خوشه‌ای که مرکز آن خوشه کمترین فاصله تا آن داده را دارد، نسبت داده می‌شود [۳۱].

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } \|x_j - c_i\|^2 \leq \|x_j - c_k\|^2 \text{ for each } k \neq i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

(۳) بعد از تعلق تمام پیکسل‌های تصویر به یکی از خوشه‌ها طبق رابطه‌ی ۴، برای هر خوشه یک مرکز جدید تعریف می‌شود که میانگین نقاط متعلق به آن خوشه است. مرحله‌های ۲ و ۳ تا زمانی که هیچ تغییری در مرکزهای خوشه‌ها ایجاد نشود، تکرار می‌شوند. علی‌رغم این که پایان این خوشه‌بندی تضمین شده‌است ولی جواب نهایی آن واحد و همواره بهینه نیست و به انتخاب خوشه‌های اولیه بستگی دارد [۳۱].

$$J = \sum_{t=1}^c J_t = \sum_k \|x_k - c_t\|^2 \quad (4)$$

که c تعداد خوشه‌ها است.

در شکل ۳ از بالا به پایین به‌ترتیب، یک تصویر ورودی سی تی حاوی کبد و بافت‌های مجاور، لبه‌های آن استخراج شده‌ی توسط لبه‌یاب Kirsch، و تصویر حاصل جمع تصویر ورودی با لبه‌های آن مشاهده می‌شوند.

۲-۳ یکسان‌سازی شدت با انتقال میانگین

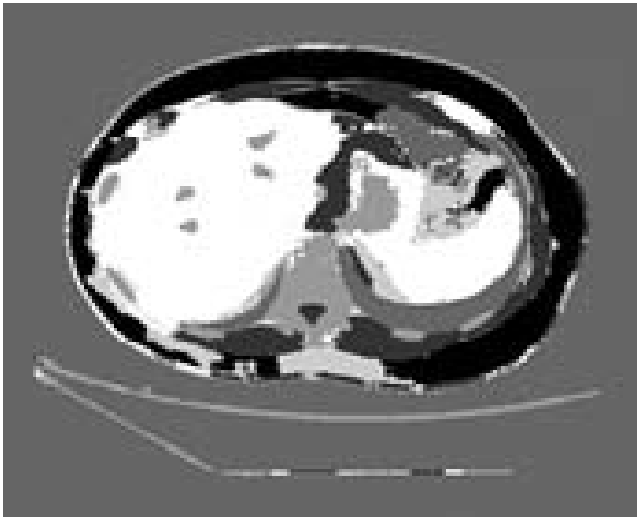
روش انتقال میانگین یک استراتژی غیر پارامتری است که چگالی پیکسل‌ها را در هر ناحیه از تصویر تخمین می‌زند. این روش به‌طور تکراری پیکسل‌ها را به‌روشی بدون نظارت گروه‌بندی می‌کند تا اطمینان حاصل شود که پیکسل‌های موجود در هر خوشه دارای بیشترین شباهت روشنایی یا رنگ هستند [۳۰]. علاوه‌براین، تعداد پیکسل‌ها باید توسط کاربر تعریف شده یا براساس سایر اطلاعات موجود مانند تعداد اشیاء تخمین زده شده یا با دانش قبلی محاسبه شود. روش انتقال میانگین، مزایایی مانند بهره‌وری و آزادی مقایسه‌ای را در تعیین تعداد پیش‌بینی‌شده از خوشه‌ها ارائه می‌دهد. این آزادی، اندازه (یا پهنای باند) و شکل پنجره (یا هسته) را که برای انتخاب پیکسل‌ها استفاده می‌شود، تعریف می‌کند. در واقع انتقال میانگین شیب چگالی پیکسل‌های مشابه را در یک ناحیه محاسبه می‌کند. این کار در داخل یک حلقه تکراری انجام می‌شود تا حداکثر تراکم در هر بخش (منطقه محلی) پیدا شود.

در این روش، ابتدا با استفاده از فاصله‌ی اقلیدسی اندازه و شکل پنجره‌ی انتخاب پیکسل‌ها در تصویر تعیین می‌شود. در مرحله دوم، هر پیکسل به‌طور تکراری به یک نقطه میانگین انتقال داده می‌شود. برای به‌دست آوردن یک نقطه ثابت که در آن شیب تابع چگالی حداکثر باشد، برآورد اولیه x باید به‌طور تکراری به روز شود تا بهترین مکان با عملکرد حداکثر چگالی تخمین زده شود. پس از آن، پیکسل‌های دیگر در همان پنجره برای تکمیل یک ناحیه، شروع به حرکت به سمت این نقطه ثابت می‌کنند. تابع هسته توسط $K(x_t - x)$ تعیین می‌شود که در آن x_t نشان دهنده کلیه پیکسل‌ها در داخل پنجره انتخابی و x نشان دهنده نقطه اولیه پنجره می‌باشد. همچنین با استفاده از یک هسته گوسی (رابطه‌ی ۱)، برای تعیین حداقل فاصله، میانگین وزن‌دار چگالی محلی در درون پنجره توسط رابطه‌ی ۲ تعیین می‌شود [۳۰].

$$K(x_t - x) = e^{-c\|x_t - x\|^2} \quad (1)$$

$$m(x) = \frac{\sum_{x_t \in N(x)} K(x_t - x)x_t}{\sum_{x_t \in N(x)} K(x_t - x)} \quad (2)$$

که $N(x)$ یک همسایه‌ی x است. شکل ۴، تصویر خروجی اعمال روش انتقال میانگین به‌تصویر حاصل جمع نشان داده شده در شکل ۳ را نشان می‌دهد.



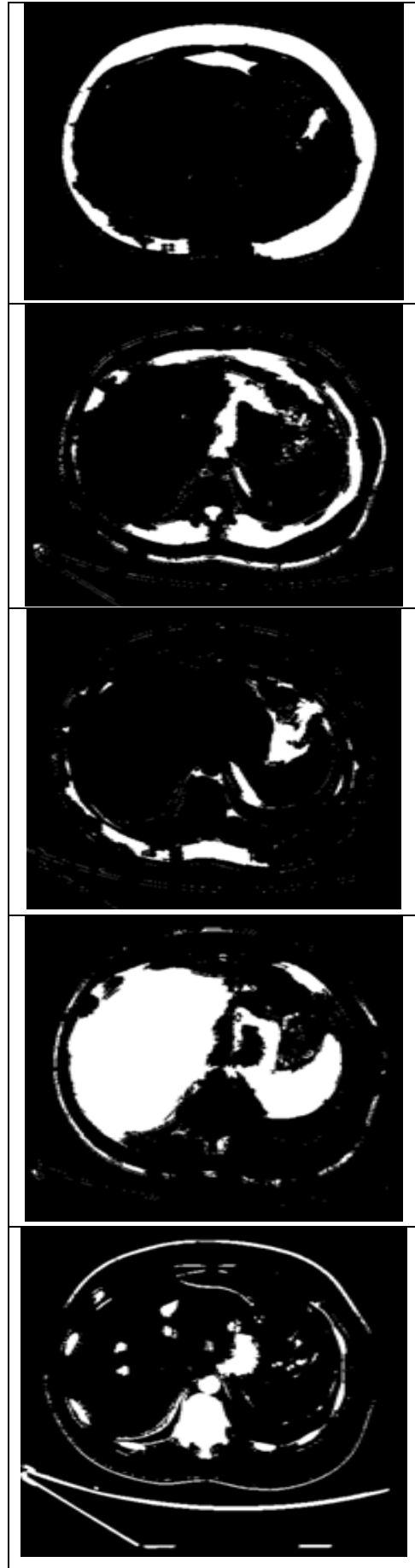
شکل ۶ خروجی نهایی الگوریتم K-means

در شکل ۵، پنج تصویر خوشه‌بندی شده با استفاده از الگوریتم K-means را مشاهده می‌کنید که تعداد خوشه‌ها پنج انتخاب شده است. انتخاب عدد پنج برای تعداد خوشه‌ها با توجه به آزمایش‌های متفاوتی که روی کل تصاویر پایگاه داده انجام شد، صورت گرفته است تا نتایج مطلوب‌تری حاصل شود. برای تولید خروجی نهایی این الگوریتم، ابتدا هر یک از تصاویر باینری در شکل ۵ را در تصویر ورودی اولیه ضرب و سپس همه را باهم جمع می‌کنیم. تصویر حاصل در شکل ۶ آورده شده است.

۳-۴ اعمال عملگرهای شکل‌شناسی

در این مرحله، ابتدا تصویر خروجی سطح خاکستری الگوریتم K-means را باینری کرده، سپس در این تصویر، با استفاده از عملگرهای شکل‌شناسی سعی در حذف نویز و نقاط ناخواسته، پرکردن حفره‌ها، و اصلاح مرز نواحی خوشه‌بندی شده را داریم. در این روند، تمام نقاط سفید تصویر توسط یک ماسک 3×3 بررسی و در صورتی که حداقل یکی از همسایه‌های 3×3 آن، سیاه باشد، آن نقطه نیز سیاه می‌شود. به‌طور معکوس این کار را برای تمام نقاط سیاه انجام داده و در صورتی که حداقل یکی از همسایه‌های 3×3 آن، سفید باشد، آن نقطه سفید می‌شود. با این کار بسیاری از بافت‌های ناخواسته در ناحیه‌ی بخش‌بندی حذف می‌شوند اما بافت کبد نیز از بیرون کوچکتر و از داخل دارای حفره‌های بزرگ می‌شود.

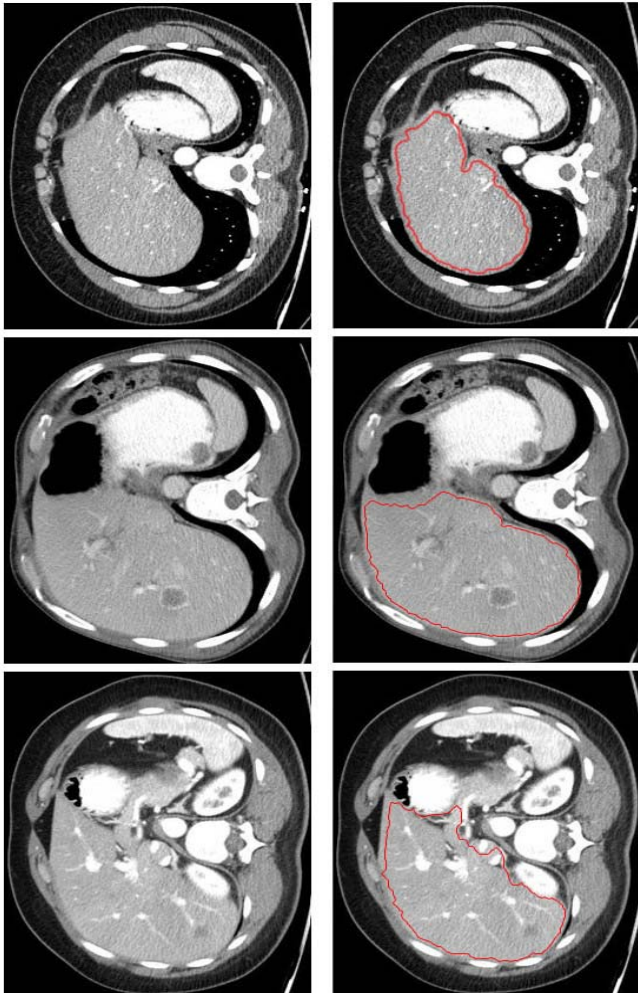
برای رفع این مشکل و این که در نهایت یک بافت کبدی صلب داشته باشیم که تا حد ممکن مرزهای آن به مرزهای ایده‌آل کبدی شبیه باشد، ابتدا تمام حفره‌های تصویر را پر می‌کنیم. بعد با یک فیلتر دایره‌ای به شعاع ۲ مرزهای بیرونی و درونی کبد را افزایش می‌دهیم. سپس ویژگی‌هایی مانند طول، عرض، مساحت و نسبت طول به عرض را برای هر ناحیه به دست می‌آوریم تا در جداسازی نواحی مختلف از آن استفاده کنیم. در نهایت با انجام این کارها



شکل ۵ پنج تصویر خوشه‌بندی شده با استفاده از الگوریتم K-means با تعداد ۵ خوشه

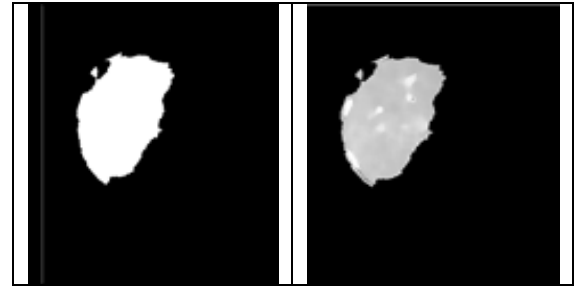
۴-۱ پایگاه داده

پایگاه‌داده‌ی این مقاله، شامل ۴۰۰ تصویر سی‌تی با اندازه‌ی ۵۱۲×۵۱۲ و با فرمت DICOM^۱ [۳۲] حاوی کبد و سایر بافت‌های مجاور آن می‌باشد که از بیمارستان میلاد تهران تهیه شده است. از آنجایی که این تصاویر بدون هیچ‌گونه دستکاری در شدت روشنایی و اندازه استفاده شده‌اند، لذا الگوریتم پیشنهادی که با شبیه‌سازی روی این پایگاه توانسته بخش‌بندی کبد را با دقت مناسب انجام دهد، قابلیت تجاری‌سازی نیز دارد. بسیاری از محققان در زمینه‌ی بخش‌بندی کبد شبیه‌سازی‌های خود را بر روی پایگاه تصاویر Sliver07 انجام داده‌اند [۳۳]. مجموعه تصاویر پایگاه بیمارستان میلاد تهران، در مقایسه با این پایگاه دارای اندام‌های به‌هم چسبیده‌ی بیشتر و جزئیات بیشتری است، لذا نیازمند الگوریتم دقیق‌تری برای بخش‌بندی کبد می‌باشد که خود تأییدی بر کارایی عملکرد الگوریتم پیشنهادی است. تعدادی از تصاویر پایگاه داده‌ی بیمارستان میلاد تهران و نتایج بخش‌بندی کبد در آن‌ها توسط الگوریتم پیشنهادی، در شکل ۹ آورده شده‌اند.

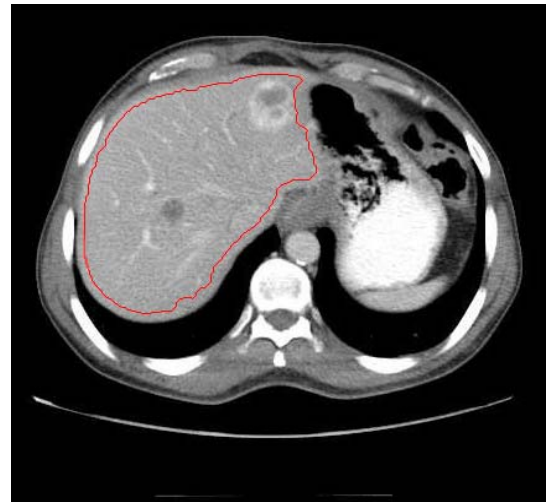


شکل ۹ چپ- تعدادی از تصاویر سی‌تی اسکن پایگاه داده‌ی بیمارستان میلاد تهران، راست- نتایج شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی روی این تصاویر که مرز کبد با یک خط قرمز مشخص شده است.

تصویری حاوی سه ناحیه حاصل می‌شود که از نظر مساحت، و نسبت طول به عرض با هم فرق دارند و کبد به راحتی قابل شناسایی بوده و با اعمال یک فیلتر بر روی ویژگی‌های آن، جدا می‌شود. شکل ۷، کبد جداشده را نشان می‌دهد.



شکل ۷ راست- کبد جداشده و چپ- ماسک باینری آن



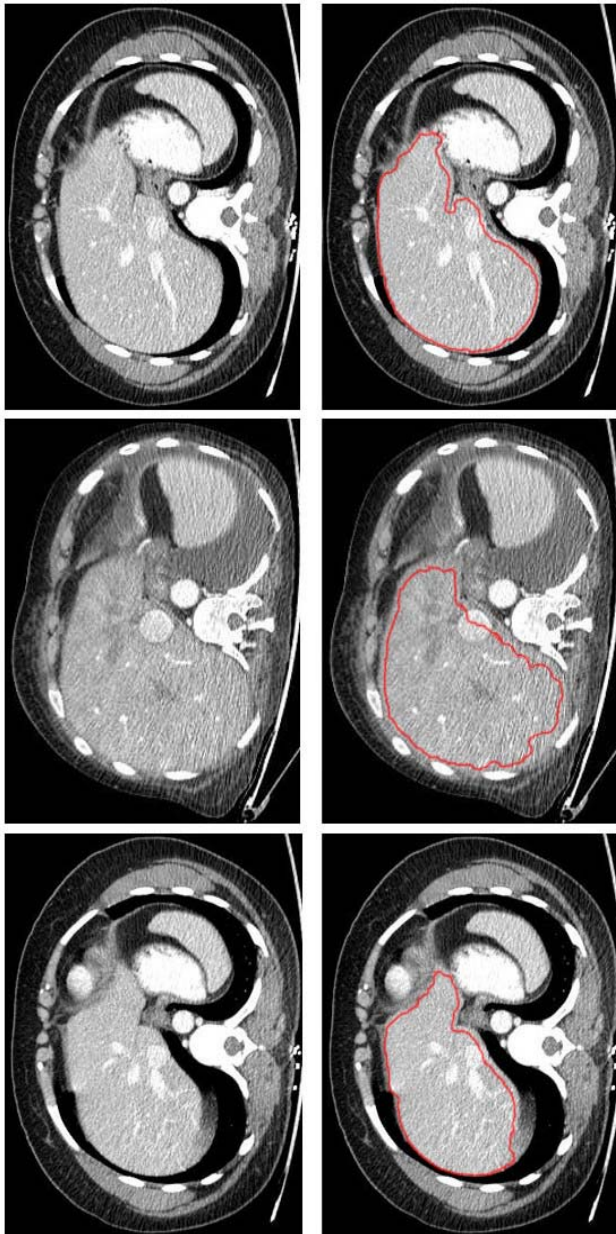
شکل ۸ تصویر اعمال مرز ماسک باینری به تصویر ورودی اولیه

همان‌طور که در شکل ۷-چپ دیده می‌شود، شدت روشنایی این تصویر با تصویر ورودی اولیه فرق دارد. برای رفع این مشکل، ابتدا ماسک باینری کبد جداشده تولید شده که در شکل ۷-راست قابل مشاهده است. بعد این ماسک باینری در تصویر ورودی اولیه ضرب می‌شود. سپس برای مشاهده‌ی مرز کبد در این تصویر، پیکسل‌های محیط با استفاده از دستور bwperim نرم‌افزار متلب استخراج و مقدار شدت پیکسل‌های محیط در ۲۵۵ ضرب می‌شود تا قابل جمع‌شدن با تصویر ورودی باشند. نتیجه‌ی این جمع در شکل ۸ مشاهده می‌شود.

۴ نتایج و ارزیابی

در این بخش ابتدا پایگاه تصاویر سی‌تی بیمارستان میلاد تهران و همچنین معیارهای ارزیابی معرفی شده‌اند. سپس نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی در بخش‌بندی کبد بر روی این پایگاه تصاویر ارائه شده است.

¹ Digital Imaging Communications in Medicine



شکل ۱۰ چپ- تعدادی دیگر از تصاویر پایگاه بیمارستان میلاد تهران، راست- نتایج شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی روی این تصاویر که مرز کبد با یک خط سفید نازک مشخص شده‌است.

شبیه‌سازی این روش‌ها نیز توسط نرم‌افزار متلب نسخه‌ی 2019b با همان سیستمی که مشخصات فنی آن را شرح دادیم، انجام شده است تا مقایسه عادلانه باشد. در ضمن عملکرد تمام روش‌ها روی پایگاه تصاویر بیمارستان میلاد تهران بررسی و مقایسه شده‌اند. عدد Dice گزارش شده در جدول ۱ میانگین حسابی عددهای Dice به دست آمده برای تک تک تصاویر پایگاه داده است. همچنین در رابطه با الگوریتم مرجع‌های [۱۶]، [۱۴]، و [۱۳]، ابتدا این الگوریتم‌ها را فقط تا مرحله‌ی جداسازی کبد پیاده‌سازی کرده‌ایم و سپس اعداد Dice این مراجع را طبق این الگوریتم‌های جدید در جدول ۱ گزارش داده‌ایم.

۲-۴ معیارهای ارزیابی

معیارهای ارزیابی مرسومی که در مقاله‌های بخش‌بندی کبد در تصاویر سی‌تی مورد استفاده قرار گرفته‌اند شامل معیار شباهت Dice، معیار خطای همپوشانی حجمی VOE^۱ و فاصله سطحی میانگین ASD^۲ می‌باشند که طبق رابطه‌های ۵، ۶ و ۷ تعریف شده‌اند [۲۸].

$$Dice(A, B) = 100\% \times \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (5)$$

$$VOE(A, B) = 100\% \times \left(1 - \frac{vol(A \cap B)}{vol(A \cup B)}\right) \quad (6)$$

$$ASD(A, B) = \frac{\sum_{s \in A} d(s_A, s(B)) + \sum_{s \in B} d(s_B, s(A))}{|s(A)| + |s(B)|} \quad (7)$$

که A ناحیه‌ی کبد جدا شده توسط الگوریتم بخش‌بندی و B ناحیه‌ی ایده‌آل کبد هستند. تصاویر حاوی ناحیه‌ی ایده‌آل کبد نیز توسط بیمارستان میلاد تهران تهیه و در روش پیشنهادی استفاده شده‌اند. منظور از جمله‌ی اول حاصل جمع در صورت کسر در رابطه‌ی ۷، مجموع فواصل کلیه‌ی نقاط مرزی ناحیه‌ی کبد جدا شده از ناحیه ایده‌آل کبد می‌باشد و به‌طور مشابه برای جمله دوم قابل شرح است. جمله مخرج کسر نیز مجموع طول مرز این دو ناحیه می‌باشد.

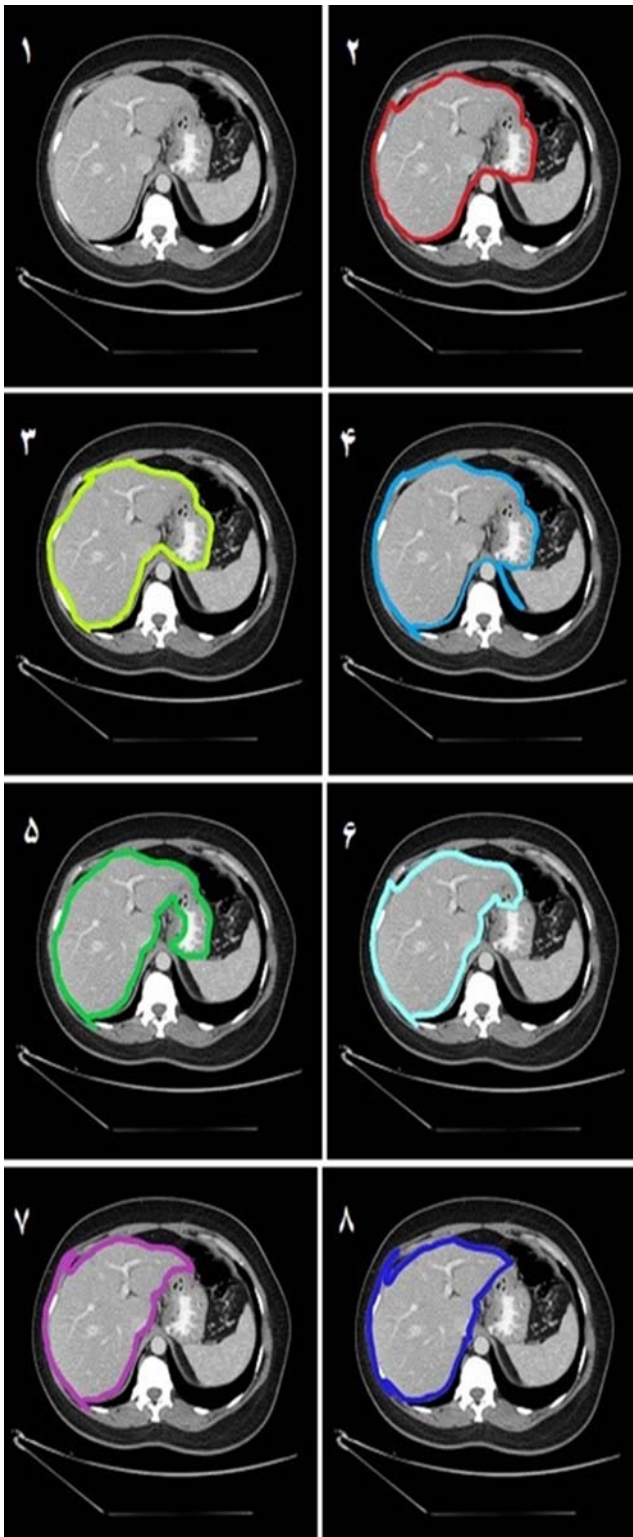
۳-۴ نتایج و ارزیابی

شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی توسط نرم‌افزار متلب نسخه‌ی Intel core i7-6500U-2019b با مشخصات فنی 64bit، Ram 8GB، 2.6GHz انجام شده‌است. تعداد دیگری از نتایج الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه تصاویر بیمارستان میلاد تهران در شکل ۱۰ آورده شده‌اند. با وجودی که در این تصاویر، اندام‌ها به‌هم چسبیده، از نظر شدت روشنایی به‌هم نزدیک، و جزئیات زیاد است، الگوریتم پیشنهادی با دقت بالایی ناحیه‌ی کبد را جدا کرده است. در جدول ۱ روش پیشنهادی با تعدادی از روش‌های مشابه، از نظر زمان جداسازی و میزان شباهت ناحیه‌ی جدا شده با مدل واقعی کبد مقایسه شده است.

¹Volumetric Overlap Error

²Average Surface Distance

چنین الگوریتم‌هایی زمان اجرای روش پیشنهادی را نیز افزایش می‌دهد. لذا در این مقاله برای کمک به حجم کار زیاد متخصصان رادیولوژی به میزان دقت جداسازی ۹۶٪ در زمان ۱۵/۳ ثانیه اکتفا شده است.



شکل ۱۱- تصویر سی‌تی ورودی و بخش‌بندی کبد در آن با

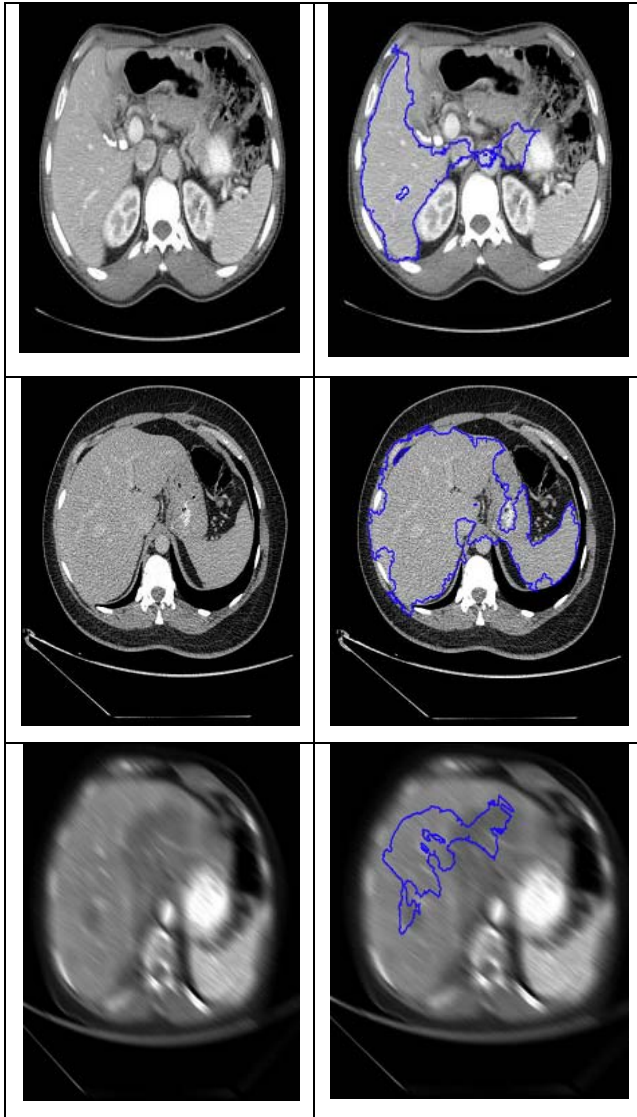
- ۱- روش مرجع [۱۴] ۲- روش مرجع [۱۸]
 ۳- روش مرجع [۱۳] ۴- روش مرجع [۱۷]
 ۵- روش مرجع [۱۵] ۶- روش مرجع [۱۶]
 ۷- روش مرجع [۱۶] ۸- روش پیشنهادی

جدول ۱ مقایسه‌ی زمان بخش‌بندی و میزان شباهت ناحیه‌ی جداشده با مدل واقعی کبد در روش پیشنهادی با تعدادی از روش‌های مشابه بر روی پایگاه داده‌ی تصاویر سی‌تی بیمارستان میلاد تهران

روش‌ها	زمان (ثانیه)	میانگین دایس
روش پیشنهادی	۱۵/۳	۹۶٪
روش مرجع [۱۶] (بخش‌بندی میدان تصادفی مارکوف)	۱۶/۵	۹۴٪
روش مرجع [۱۴] (خوشه‌بندی سی-میانگین فازی کرنلی)	۴۹/۳	۹۰٪
روش مرجع [۱۳] (مبتنی بر پارامترهای آماری)	۳۷/۴	۸۹٪
روش مرجع [۱۵] (خوشه‌بندی سی-میانگین فازی فضایی)	۶۱/۴	۸۸٪
روش مرجع [۱۸] (ناحیه‌ی محلی سلسله مراتبی)	۵۹/۴	۸۷٪
روش مرجع [۱۷] (هیستوگرام محلی نقشه‌ی همبستگی)	۹۲/۵	۸۰٪

در شکل ۱۱ مقایسه‌ی دیداری نتایج بخش‌بندی کبد توسط روش پیشنهادی با تعدادی از روش‌های مشابه بر روی یک تصویر از پایگاه داده‌ی بیمارستان میلاد تهران نشان داده شده است. در این شکل بعضی از روش‌ها به اشتباه علاوه بر کبد بخشی از ارگان‌های مجاور آن را نیز وارد ناحیه‌ی کبد جداشده کرده‌اند. فقط دو روش پیشنهادی و روش مرجع [۱۶] بخش‌بندی کبد را صحیح انجام داده‌اند، اما روش پیشنهادی با الگوریتمی ساده‌تر، زمانی کمتر و میزان شباهت بیشتر این جداسازی را انجام داده، لذا کاربردی‌تر است. در جدول ۲ ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی بر روی پایگاه تصاویر سی‌تی بیمارستان میلاد تهران با استفاده از دو معیار VOE و ASD آورده شده است. در جدول ۳ نیز ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی بر روی پایگاه تصاویر بیمارستان میلاد تهران و معیار Dice آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود کارایی روش پیشنهادی روی پایگاه تصاویر Sliver07 با استفاده از معیار Dice آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود کارایی روش پیشنهادی بیمارستان میلاد تهران پیچیده‌تر و دارای جزئیات بیشتر می‌باشند. در شکل ۱۲ تعدادی از نتایجی را آورده‌ایم که الگوریتم پیشنهادی نتوانسته به‌طور صحیح کبد را جداسازی کند. در این شکل، در دو تصویر سطر ۱ و ۲، کبد به علت تشابه رنگ و بافت با ارگان‌های چسبیده به آن به‌درستی جداسازی نشده است. همچنین در تصویر سطر ۳، به دلیل تابودن، الگوریتم پیشنهادی دچار خطا شده است. در تصاویر تار حتی لبه‌یاب قادر به تشخیص مرزهای صحیح تصویر نیست. در چنین مواردی پیشنهاد می‌شود که از یک الگوریتم بهینه‌ساز مانند ازدحام ذرات و کلونی مورچه برای تار-زدایی در ابتدای روش پیشنهادی استفاده کرد که البته اضافه کردن

می‌تواند به‌عنوان یک جداکننده‌ی ساده و دقیق کبد از تصاویر سی-تی در اولین مرحله از شناسایی بیماری‌ها و تومورهای کبدی مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۱۲ نمونه‌ای از تصاویر سی-تی که روش پیشنهادی در جداسازی کبد نادرست عمل کرده است. (چپ) تصویر ورودی (راست) خروجی روش پیشنهادی

مراجع

- [1] Lim, S.J., Jeong, Y.Y., Ho, Y.S., *Automatic liver segmentation for volume measurement in CT images*, Visual Communication and Image Representation, vol. 17, no. 4, pp. 860-875, 2006.
- [2] Albrecht, A., Hein, E., Steinhofel, K., Taupitz, M., Wong, C.K., *Bounded-depth threshold circuits for computer-assisted CT image classification*, Artificial Intelligence in Medicine, vol. 24, issue 2, pp. 179-192, 2002.
- [3] Fasquel, J.B., Agnus, V., Moreau, J., Soler, L., Marescaux, J., *An interactive medical image*

جدول ۲ ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه تصاویر بیمارستان میلاد تهران با استفاده از معیارهای VOE و ASD

	VOE	ASD
اعمال روش پیشنهادی بر روی پایگاه تصاویر بیمارستان میلاد تهران	۵۴/۲	۸۳/۱ میلی‌متر

جدول ۳ ارزیابی روش پیشنهادی بر روی پایگاه تصاویر بیمارستان میلاد تهران با Sliver07 و استفاده از معیار Dice

	ضریب شباهت Dice برای روش پیشنهادی
برای پایگاه تصاویر سی-تی بیمارستان میلاد تهران	٪ ۹۶
برای پایگاه تصاویر سی-تی Sliver07	٪ ۸۶/۹۶

۵ نتیجه‌گیری

بخش‌بندی دستی کبد زمان‌بر و یک بار سنگین برای متخصصین رادیولوژی است. لذا به‌خواندن، شناسایی و ارزیابی خودکار تصاویر سی-تی به‌صورت سریع و دقیق نیاز است. در این مقاله روشی خودکار برای بخش‌بندی کبد در تصاویر سی-تی، مبتنی بر لبه‌یاب Kirsch، انتقال میانگین، و خوشه‌بندی K-means ارائه شد که ساده، سریع و با دقت کافی می‌باشد. ابتدا بابه‌یاب Kirsch لبه‌های تصویر سی-تی ورودی استخراج و تقویت شد. سپس، با الگوریتم انتقال میانگین شدت سطوح خاکستری این تصویر یکنواخت شد. بعد با استفاده از خوشه‌بندی K-means این تصویر به پنج ناحیه بخش‌بندی و با انتخاب ناحیه‌ی مناسب، کبد جدا شد. سپس با تولید ماسک باینری از تصویر کبد جدا شده و جمع آن با تصویر سی-تی اولیه، و اصلاح تصویر حاصل جمع با عملیات شکل‌شناسی، تصویری ایجاد شد که در آن مرز کبد با خط قرمز نازکی مشخص شد.

به‌این ترتیب، با یک روش ساده که زمان‌بر هم نیست به متخصصان رادیولوژی این امکان داده شد که نه تنها به‌طور خودکار تصویر کبد جدا شده را داشته باشند بلکه به‌طور خودکار با استفاده از این ناحیه‌ی کبد جدا شده مواردی نظیر، مساحت، طول، عرض و نسبت طول به عرض کبد را محاسبه و در شناسایی بیماری‌ها و تومورهای کبدی از آن‌ها بهره‌مند شوند. الگوریتم پیشنهادی روی ۴۰۰ تصویر سی-تی کبد و بافت‌های مجاور آن که دارای اعضای به‌هم چسبیده، جزییات زیاد و نویز می‌باشند و از بیمارستان میلاد تهران تهیه شدند، شبیه‌سازی شد و با ارزیابی نتایج میانگین معیار شباهت دایس ٪ ۹۶، میزان خطای همپوشانی حجمی ۵۴/۲، و عدد فاصله سطحی میانگین ۸۳/۱ میلی‌متر به‌دست آمدند. همچنین در ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه تصاویر سی-تی Sliver07 میانگین معیار شباهت دایس ٪ ۸۶/۹۶ حاصل شد. کلیه‌ی این نتایج تضمین می‌کند، الگوریتم پیشنهادی

- [16] Amitha Raj, Jayasree, M., *Automated liver tumor detection using Markov random field segmentation*, Procedia Technology, vol. 24, pp. 1305–1310, 2016.
- [17] Satoshi Yamaguchi, Koji Satake, Yoshio Yamaji, Yen-Wei Chen, Hiromi T. Tanaka, *Three-dimensional semiautomatic liver segmentation method for non-contrast computed tomography based on a correlation map of loco-regional histogram and probabilistic atlas*, Computers in Biology and Medicine, vol. 55, pp. 79–85, 2014.
- [18] Changfa Shi, Yuanzhi Cheng, Fei Liu, Yadong Wang, Jing Bai, Shinichi Tamura, *A hierarchical local region-based sparse shape composition for liver segmentation in CT scans*, Pattern Recognition, vol. 50, pp. 88–106, 2016.
- [19] Guo, X., Schwartz, L.H., Zhao, B., *Automatic liver segmentation by integrating fully convolutional networks into active contour model*, Medical Physics, vol. 46, no. 10, pp. 4455–4469, 2019.
- [20] Ahmad, M., Ai, D., Xie, G., Qadri, S.F., Song, H., Huang, Y., Wang, Y., Yang, J., *Deep belief network modeling for automatic liver segmentation*, IEEE Access, vol. 7, pp. 20585–20595, 2019.
- [21] Anter, A.M., Hassenian, A.E., *CT liver tumor segmentation hybrid approach using neutrosophic sets, fast fuzzy c-means and adaptive watershed algorithm*, Artificial Intelligence in Medicine, vol. 97, pp. 105–117, 2019.
- [22] Cai, J., *Segmentation and diagnosis of liver carcinoma based on adaptive scale-kernel fuzzy clustering model for CT images*, Journal of Medical Systems, vol. 43, no. 322, pp. 1–11, 2019.
- [23] Lu, X., Xie, Q., Zha, Y., Wang, D., *Fully automatic liver segmentation combining multi-dimensional graph cut with shape information in 3D CT images*, Scientific Reports, vol. 8, no. 10700, pp. 1–9, 2018.
- [24] S. Almotairi, S., Kareem, G., Aouf, M., Almotairi, B., Salem, M.A.M., *Liver tumor segmentation in CT scans using modified SegNet*, Sensors, vol. 20, no. 1516, pp. 1–13, 2020.
- [25] Omar Ibrahim Alirr, *Deep learning and level set approach for liver and tumor segmentation from CT scans*, Applied Clinical Medical Physics, vol. 21, issue 10, pp. 200–209, 2020.
- [26] Tran, S.T., Cheng, C.H., Liu, D.G., *A multiple layer U-Net, U^p-Net, for liver tumor segmentation in CT*, IEEE Access, vol.9, pp.3752–3764, 2021.
- [27] Sengun, K.E., Cetin, Y.T., Guzel, M.S., Can, S., Bostanic, E., *Automatic liver segmentation from CT images using deep learning algorithm: a comparative study*, arXiv.2101.09987v1, pp. 1–10, 2021.
- [28] Ranjbarzadeh, R., Saadi, S.B., *Automated liver and tumor segmentation based on concave and convex points segmentation system based on the optimal management of regions of interest using topological medical knowledge*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 82, no. 3, pp. 216–230, 2006.
- [4] Fasel, J.H., Selle, D., Evertsz, C.J., Terrier, F., Peitgen, H.O., Gailloud, P., *Segmental anatomy of the liver: poor correlation with CT*, Radiology, vol. 206, no. 1, pp. 151–156, 1998.
- [5] Gunasundari, S., Janakiraman, S., *A study of textural analysis methods for the diagnosis of liver diseases from abdominal computed tomography*, Computer Applications, vol. 74, no. 11, pp. 7–12, 2013.
- [6] Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I., *Textural features for image classification*, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-3, issue. 6, pp. 610–621, 1973.
- [7] Chen, C.H., Pau, L.F., Wang, S.P., *Texture analysis*, World Scientific, 2nd Edition, pp. 207–248, 1998.
- [8] Dettori, L., Semler, L., *A comparison of wavelet, ridgelet, and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography*, Computers in Biology and Medicine, vol. 37, no. 4, pp. 486–498, 2007.
- [9] Reddy, K.R., Faust, T., *The clinician's guide to liver disease*, SLACK Incorporated, 2006.
- [10] Condurache, A.P., Mertins, A., *Segmentation of retinal vessels with a hysteresis binary-classification paradigm*, Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 36, no. 4, pp. 325–335, 2012.
- [11] Li, C., Wang, X., Xia, Y., Eberl, S., Yin, Y., Feng, D.D., *Automated PET-guided liver segmentation from low-contrast CT volumes using probabilistic atlas*, Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 107, no. 2, pp. 164–174, 2012.
- [12] Lin, G.C., Wang, W.J., Kang, C.C., Wang, C.M., *Multispectral MR images segmentation based on fuzzy knowledge and modified seeded region growing*, Magnetic Resonance Imaging, vol. 30, no. 2, pp. 230–246, 2012.
- [13] Rakesh Kumar, Y., Moorthy Muthukrishnan, N., Abhishek Mahajan, Priyanka, P., Padmavathi, G., Nethra, M., Sneha R., Meenakshi H thankur, *Statistical parameter-based automatic liver tumor segmentation from abdominal CT scans: a potential radiomic signature*, Computer Science, vol. 93, pp. 446–452, 2016.
- [14] Amita Das, Sukanta Kumar Sabut, *Kernelized fuzzy C-means clustering with adaptive thresholding for segmenting liver tumors*, Computer Science, vol. 92, pp. 389–395, 2016.
- [15] Sajith, A.G., Hariharan, S., *Spatial fuzzy C-means clustering based segmentation on CT images*, IEEE Second International Conference on Electronics and Communication Systems, pp.414–417, 2015.



سبحان افروز در سال ۱۳۹۳ مدرک کارشناسی خود در رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک را از دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان اخذ کرد. سپس در سال ۱۳۹۹ با مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم از دانشگاه سیستان و بلوچستان فارغ التحصیل شد. ایشان تاکنون به کار با تیم تحقیقاتی دکتر فرحناز مهنا در دانشگاه سیستان و بلوچستان مشغول می باشد.



فرحناز مهنا در سال ۱۳۶۷ مدرک کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک را از دانشگاه سیستان و بلوچستان اخذ کرد. سپس در سال ۱۳۷۱ با مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق گرایش الکترونیک از دانشگاه تهران فارغ التحصیل شد. در ادامه در سال ۱۳۸۱ موفق به اخذ مدرک دکتری مهندسی برق-پردازش داده از دانشگاه ساری انگلستان گردید. ایشان دوره پسادکتری را در مرکز پردازش بینایی، گفتار و سیگنال (CVSSP) در دانشگاه ساری انگلستان تا ۱۳۸۳ ادامه دادند. ایشان هم‌اکنون دانشیار گروه مخابرات دانشگاه سیستان و بلوچستان هستند. تحقیقات ایشان در زمینه‌های پردازش تصویر، ویدیو، بینایی ماشین، و ارتباطات می باشد.

- using fuzzy c-means and mean shift clustering, Measurement, vol. 150, no. 107086, 2020.
- [29] Sivakamasundari, J., Kavitha, G., Natarajan, V., Ramakrishnan, S., *Proposal of a content based retinal image retrieval system using Kirsch template based edge detection*, IEEE International Conference on Informatics, Electronics and Vision (ICIEV), 2014.
- [30] Berkhin, P., *A survey of clustering data mining techniques, Grouping multidimensional data*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 25-71, 2006.
- [31] Abbasi, A.A., Younis, M., *A survey on clustering algorithms for wireless sensor networks*, Computer Communications, vol.30, no. 14-15 pp. 2826-2841, 2007.
- [32] Kahn, C.E., Carrino, J.A., Flynn, M.J., Peck, D.J., Horii, S.C., DICOM and radiology: past, present, and future," Journal of the American College of Radiology, vol. 4, issue 9, pp. 652-657, 2007.
- [33] Bhagat, A.P., Medical image formats, compression techniques and DICOM image retrieval a survey, In Proc. of IEEE International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS), 2012.