



Segmentation of CT images of the liver with radiology based on the water-based algorithm

Mohsen Aghataheri khozani

Master's Student, Department of Radiology, Faculty of Basic Sciences, Qom Branch, Islamic Azad University, Qom, Iran. mhsntahry26@gmail.com

Fataneh Taghizadeh-Farahmand

Associate Professor, Department of Physics, Faculty of Basic Sciences, Qom Branch, Islamic Azad University, Qom, Iran (**Corresponding author**), f_farahmand@qom-iau.ac.ir

Abstract

Purpose: The purpose of the present study is to segment the CT images of the liver with radiology based on the watershed algorithm.

Materials and methods: In this study, a semi-automated method for dividing liver tumors using CT scan images has been presented. First, the tumor and liver tissue is determined by the user with point selection. Then, with the help of Abpakhshan method, the three-dimensional morphology of the primary points in the tumor and liver are determined. Then, estimation of tumor and liver tissue labels is done with the method of propagation of dependent constraints. By taking the distance between the obtained labels, the tumor boundary is obtained, and finally, the final boundaries of the tumor are determined by using the edge detector.

Findings: Changes in the number of initial points have little effect on the output results. In the CAP method, considering that the data estimation is done using the sampled points and estimates around these points, with any number of initial samples, the CAP method is able to produce the final results, which shows the high power of the CAP method in It is an estimate of the data.

Conclusion: The use of the watershed algorithm improves the segmentation of CT images of the liver with radiology.

Keywords: Radiology, CT images, Image processing, Liver, Watershed algorithm.

Received: 2023/03/25 ; Revised: 2023/04/12 ; Accepted: 2023/04/30 ; Published online: 2023/05/03

Article type: Research Article

© the authors

Publisher: Qom Islamic Azad University





بخش‌بندی تصاویر CT کبد با پرتوشناسی بر مبنای الگوریتم آپبخشان

محسن آقاظاهری خوزانی | دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه پرتویزشکی، دانشکده علوم پایه، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران.
mhsntahry26@gmail.com
فغانه تقی‌زاده فرمند | دانشیار، گروه فیزیک، دانشکده علوم پایه، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران (نویسنده مسئول).
f_farahmand@qom-iau.ac.ir

چکیده

هدف: پژوهش حاضر بخش‌بندی تصاویر CT کبد با پرتوشناسی بر مبنای الگوریتم آپبخشان است. مواد و روش‌ها: در این مطالعه یک روش نیمه‌خودکار برای بخش‌بندی تومورهای کبد با استفاده از تصاویر سی‌تی اسکن ارائه شده است. ابتدا توسط کاربر بافت تومور و کبد با انتخاب نقاطی تعیین می‌گردد. سپس به کمک روش آپبخشان، شکل‌شناسی سه بعدی نقاط اولیه در تومور و کبد تعیین می‌شوند. سپس با روش انتشار قیود وابسته، تخمین برجسب‌های بافت تومور و کبد انجام می‌شود. با گرفتن اشتراک بین برجسب‌های بدست آمده، محدوده قرار گرفتن مرز تومور بدست می‌آید و نهایتاً با استفاده از آشکارساز لبه کنی، مرزهای نهایی تومور مشخص می‌شوند.

یافته‌ها: تغییرات تعداد نقاط اولیه، بر روی نتایج خروجی تاثیر کمی داشته است. در روش CAP با توجه به آنکه تخمین داده‌ها با استفاده از نقاط نمونه‌برداری شده صورت می‌گیرد و اطراف این نقاط تخمین زده می‌شود، با هر تعداد نمونه اولیه، روش CAP قادر است تا نتایج نهایی را تولید نماید، که این امر نشان‌دهنده قدرت بالای روش CAP در تخمین داده‌ها است.

نتیجه‌گیری: بکارگیری الگوریتم آپبخشان باعث بهبود بخش‌بندی تصاویر CT کبد با پرتوشناسی می‌شود.

کلیدواژه‌ها: پرتوشناسی، تصاویر CT، پردازش تصویر، کبد، الگوریتم آپبخشان.

۱. مقدمه

یکی از بهترین روش‌های تشخیص بیماری‌های داخلی، استفاده از تصاویر پزشکی است که به کمک آن پزشک بدون ایجاد شکاف، اطلاعات خوبی از داخل بدن بیمار بدست آورده و تشخیص بهتری داده و سپس درمان بهتری اتخاذ می‌کند. کیفیت تصاویر در تشخیص پزشک نقش اساسی دارد. یکی از مراحل اساسی در پردازش تصویر، تقطیع یا بخش‌بندی تصویر^۱ است که تصویر را به نواحی جدا از هم به گونه‌ای تقسیم می‌کند که هر ناحیه مجموعه‌ای از پیکسل‌های مجاور و متصل به هم می‌باشند. هدف از تقطیع این است که یک تصویر را به مناطق معنی‌دار تجزیه کنیم (۱). به دلیل اهمیت حیاتی کبد، بیماری‌های کبد تهدیدکننده زندگی بشر هستند که بدون هیچ پیش‌هشدار رخ می‌دهند (۲). سرطان کبد یکی از رایج‌ترین سرطان‌ها است و از علل افزایش مرگ و میر در جهان می‌باشد (۳). در قطعه‌بندی تصاویر پزشکی کبد، هدف اصلی، تجزیه‌کردن آنها به ساختارهای مختلف آناتومی می‌باشد، که اجزایی مانند رگ‌های خونی و تومورهای کبد را از پیش‌زمینه آنها جدا می‌سازد. قطعه‌بندی کامپیوتری کبد، به دلیل شکل پیچیده آن و تشابه کبد با بافت‌های مجاور، از نظر روشنایی و نیز وضوح و کنتراست ضعیف تصاویر، مسئله چالش‌برانگیزی است (۴). تاکنون تلاش‌های متعددی برای قطعه‌بندی خودکار ضایعه کبد انجام شده است، اما همچنان قطعه‌بندی کبد به عنوان یکی از مسائل باز در زمینه تشخیص سرطان کبد مطرح است (۵).

تاکنون روش‌های بسیاری برای تقطیع تصویر انجام گرفته که از جمله می‌توان به روش‌های آماری و روش‌های خوشه‌بندی فازی، روش‌های بهینه‌سازی و روش‌های مبتنی بر گراف اشاره کرد (۶). روش‌های آماری، روش‌های بسیار کارآمد، ولی پرهزینه هستند. روش خوشه‌بندی از کارایی خوبی برخوردار است، اما برای تصاویر نویزدار، کارایی آن به شدت کاهش می‌یابد. در روش‌های بهینه‌سازی انبوه و... تقطیع تصویر انجام می‌گیرد که هر کدام مزایا و معایب خاص خود را دارد. برای انجام چنین تقسیم‌بندی پیچیده‌ای، باید با سه مشکل اساسی مقابله کرد (۷): تنوع زیاد اشکال کبد، شباهت زیاد با اندام‌های مجاور و نهایتاً حساسیت زیاد نسبت به نویزی که در این تصاویر مشاهده می‌شود.

در این راستا، هدف پژوهش حاضر شناسایی و تشخیص مرزهای کبد بوده تا بتوان با افزایش

دقت، قابلیت تکرار را برای انجام این کار ایجاد کرد و در مرحله دوم بتوان تومور را در کبد بیمار مشخص کرده و پیشرفت بیماری را دنبال کرد. تا به حال روش‌های مختلفی برای بخش‌بندی تصاویر CT کبد معرفی شده است، اما پیچیدگی زیاد تصاویر و تنوع شکل در آن‌ها باعث می‌شود حتی با وجود استفاده از انواع ویژگی‌ها، فرآیند بخش‌بندی با دقت کافی انجام نشود.

در این پژوهش، یک روش نیمه‌خودکار برای بخش‌بندی تومورهای کبد، با استفاده از تصاویر سی‌تی اسکن ارائه شده است. ابتدا توسط کاربر، بافت تومور و کبد با انتخاب نقاطی تعیین می‌گردد. سپس به کمک روش آپیکشان، شکل‌شناسی سه‌بعدی نقاط اولیه در تومور و کبد تعیین می‌شوند. سپس با روش انتشار قیود وابسته، تخمین برجسب‌های بافت تومور و کبد انجام می‌شود. با گرفتن اشتراک بین برجسب‌های بدست آمده، محدوده قرار گرفتن مرز تومور بدست می‌آید و نهایتاً با استفاده از آشکارساز لبه‌کنی، مرزهای نهایی تومور مشخص می‌شوند.

Montagnon و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی نشان دادند که قطعه‌بندی به عنوان یک مسئله حداقل‌سازی، فرمول‌بندی می‌شود؛ به طوری که کانتورها توسط یک تابع مجموعه سطح و توابع هدف متناظر با سطح تصویر توصیف می‌شوند و دقت این روش ۹۷/۵ درصد می‌باشد (۸).

Qayyum و همکاران (۲۰۲۰) جهت حذف برخی از تومورهایی که اشتباهاً به عنوان کاندید انتخاب می‌شوند، از مقایسه اسلایس‌ها با یکدیگر و بررسی تکرار کاندیدها در اسلایس‌های مجاور استفاده نمودند (۹). عملگرهای شکل‌شناسی مانند بستن و پر کردن نیز در بعضی از مقالات استفاده شده است که منجر به هموارتر شدن لبه‌های تصویر نهایی می‌شود.

Xu و همکاران (۲۰۲۱) با ایجاد ماتریس ویژگی‌های تصویر و با استفاده از ماتریس Co-occurrence توانستند برخی نقاطی که به اشتباه تومور تشخیص داده شده بودند را اصلاح نمایند (۱۰). بنابراین، ماتریس ویژگی‌های تصویر نیز توانسته است به عنوان روشی جهت اصلاح نتایج مورد استفاده قرار گیرد.

Homayounieh و همکاران (۲۰۲۰) نیز با استفاده از روش بهبود هیستوگرام تصویر توانستند شدت روشنایی تصویر را بهبود بخشند. آنها با استفاده از تعیین محدوده اطراف کبد و استفاده از روش سوبل، کبد را بخش‌بندی کردند و با توجه به نتایج، بخشی از هیستوگرام که معرف شدت روشنایی کبد می‌باشد را استخراج کرده و شدت روشنایی آن را بهبود دادند (۱۱).

Jirapatnakul و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از نقاط اولیه که توسط کاربر انتخاب می‌شوند، مرکز تومور را شناسایی کرده و بخش‌بندی کردند (۱۲).

Chlebus و همکاران (۲۰۱۷) نیز با استفاده از نقاط اولیه انتخاب شده در بافت تومور و کبد، ماتریس ویژگی‌های هر بافت را ایجاد کرده و از این طریق الگوریتم بخش‌بندی خود را آموزش دادند (۱۳).

Kushnure و همکاران (۲۰۲۱) با استناد به اطلاعات پیشین، با استفاده از پردازش‌های ساده و به‌کارگیری روش آستانه‌گذاری ایزو دیتا، به بخش‌بندی تومورهای Hypointense پرداختند (۱۴). Yamashita و همکاران (۲۰۱۸) از روش آستانه‌گذرای جهت‌دسته‌بندی اولیه تومورهای کبد استفاده نمودند و در مرحله بعد به بهبود نتایج پرداختند. استفاده از شبکه عصبی جهت کلاس‌بندی داده‌ها براساس برخی ویژگی‌های استخراج شده از تصویر، روشی است که کومار و همکاران از آن استفاده کردند (۱۵).

الگوریتم آپیکشان نیز توسط Choi و همکاران (۲۰۱۸) در بخش‌بندی تومورهای کبد استفاده شده است. در بین تمام روش‌های گفته شده، تنها نقشه‌شناختی فازی (FCM^۱) است که به صورت خودکار می‌تواند عمل کلاسه نمودن داده‌ها را انجام دهد. سایر روش‌ها نیازمند دخالت کاربر بوده و به طریقی از دانش کاربر جهت شناسایی اولیه تومورها استفاده می‌کند. روش‌هایی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^۲) و روش‌های مبتنی بر کانتور جهت دسته‌بندی داده‌ها، نیازمند آموزش اولیه هستند. برای رسیدن به نتایج بهتر در دسته‌بندی تصاویر، ویژگی‌های متفاوتی مورد استفاده قرار گرفته است که از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به میانگین، انحراف از معیار استاندارد، بیشینه و کمینه شدت روشنایی نقاط تصویر اشاره نمود (۱۶).

Wu و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیقی از کانتورهای فعال کششی "SOAC" که به‌طور خودکار در برآمدگی‌های شدت روشنایی تصویر مقاردهی اولیه می‌شوند، استفاده کردند. روش پیشنهادی به‌طور کلی تنها قابلیت به‌کار رفتن برای تصاویری از شبکه‌های خطی و منحنی شکل با نسبت سیگنال به نویز (SNR^۳) پایین را دارد، دقت این روش در تصویری با SNR پایین ۹۴ درصد می‌باشد (۱۷).

Naeem و همکاران (۲۰۲۰) برای بهبود کیفیت بخش‌بندی، یک کانتور فعال جدید به منظور

-
1. Fuzzy cognitive maps
 2. Artificial neural network
 3. Signal to Noise Ratio

آشکار کردن مرزهای نامنظم تصاویر ارائه کردند. این روش می‌تواند به طور موفقیت‌آمیز همه مرزهای نامنظم را آشکار کند و دقت شناسایی را افزایش دهد (۱۸).

Nanda و همکاران (۲۰۱۹)، برای آدرس‌دهی اولین طرح پارامتری کردن منحنی، رویکردهایی که از روش مجموعه سطح مجازی استفاده می‌کنند را پیشنهاد دادند. با استفاده از این ایده، منحنی به صورت مجموعه سطح صفر با تابع زمانی است. با دیفرانسیل‌گیری نسبت به زمان، می‌توان حرکت منحنی dx/dt را با تکامل تابع مجموعه سطح، به هم ارتباط داد. مورد خاص، زمانی است که حرکت، محدود به جهت نرمال منحنی شود. دقت قطعه‌بندی در تصاویر نهایی ۹۵ درصد است (۱۹).

با توجه به اهمیت در اختیار داشتن تصاویر واضح از کبد که مرزها با بافت‌های اطراف از کنتراست خوبی برخوردار باشد، تا پزشک تشخیص و درمان بهتر و دقیق‌تری را انجام دهد، بنابراین، هدف اصلی این پژوهش به دست آوردن تصاویر با متراست بیشتر به کمک روش آپبخشان می‌باشد.

۲. مواد و روش‌ها

روش مورد استفاده در این مطالعه از چهار قسمت اصلی تشکیل شده است. ابتدا در بخش پیش‌پردازش، پس از ورود داده و انتخاب نقاط اولیه توسط کاربر، از فیلتر انتشار ناهمسانگرد^۱ ADF برای کاهش نویز استفاده شده و ناحیه محدود مورد نظر ROI^۲ تعیین می‌گردد.

با استفاده از روش آب‌پخشان، شکل‌شناسی بخش‌بندی اولیه صورت می‌گیرد و نتایج آن پس از نمونه‌برداری تصادفی و با استفاده از نقشه اطمینان که در این پژوهش به اختصار CM^۳ نامیده می‌شود، ناحیه اطراف نقاط نمونه‌برداری شده با احتمال بالای ۹۰ درصد، توسط روش انتشار وابسته مقید^۴ CAP تخمین زده خواهد شد. به صورت همزمان لبه‌های تصویر با استفاده از آشکارساز لبه کنی تهیه می‌شود. از اشتراک نتایج CAP و لبه‌های استخراج شده، مرز اولیه تومور بدست می‌آید.

در مرحله بخش‌بندی نهایی، مرزهای بدست آمده اصلاح و ماسک تومور ایجاد می‌شود و از عملگرهای شکل‌شناسی جهت هموارسازی لبه‌ها استفاده می‌گردد. در مرحله چهارم، نمایش و

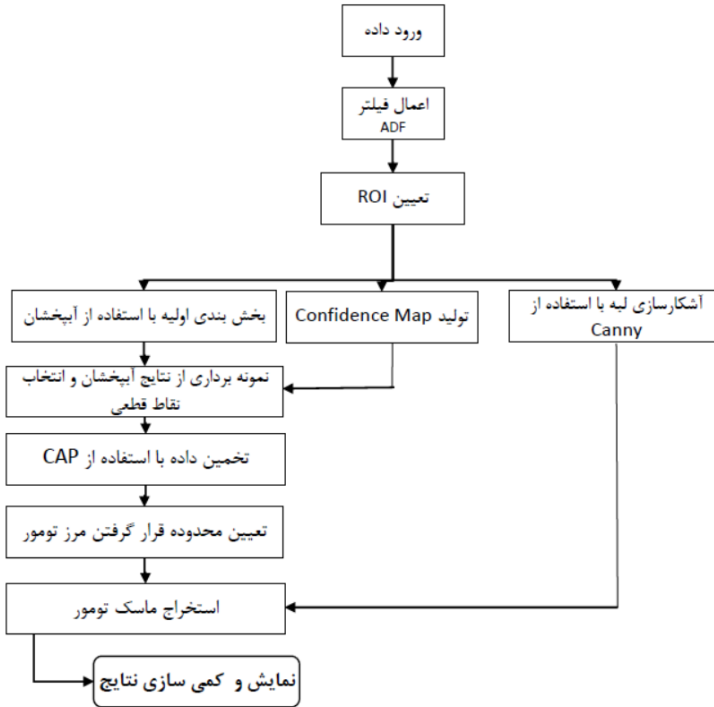
1. Anisotropic Diffusion Filter

2. Region Of Interest

3. Confidence map

4. Constraint Affinity Propagation

کمی‌سازی نتایج ارائه خواهد شد. روندنمای روش پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است.



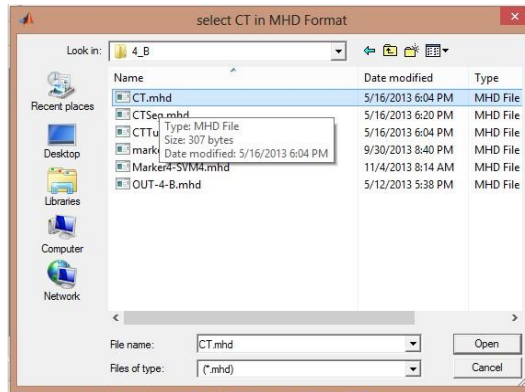
شکل ۱- روندنمای روش پیشنهادی

۳. یافته‌ها

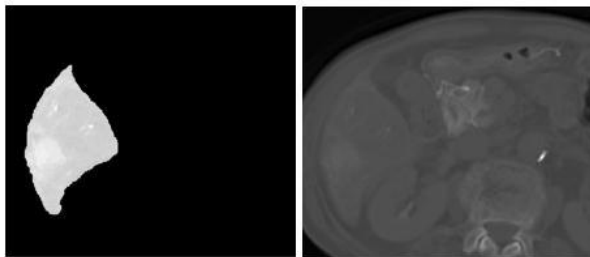
۳-۱. پیش‌پردازش داده‌های ورودی

درون‌یابی داده‌ها در راستای Z با استفاده از نرم‌افزار 3D-Slicer و به صورت سه‌بعدی انجام شده شد و ماسک کبد و تومور با استفاده از نرم‌افزار ITK-Snap ایجاد گردید. نقاط اولیه توسط کاربر با استفاده از نرم‌افزار ITK-Snap مشخص و فایل‌ها با فرمت Meta ذخیره شد. با اجرای برنامه ITK-Snap، چهار داده شامل تصویر اصلی، ماسک کبد، ماسک تومور و نقاط اولیه از کاربر خواسته می‌شود که نحوه انتخاب فایل‌ها در شکل (۲) نشان داده شده است. از آنجایی که ممکن است ماسک کبد و تومور به صورت باینری (۰ و ۱) نباشد، پس از ورود داده‌ها ماسک‌های انتخاب شده به باینری تبدیل می‌شوند. همچنین با استفاده از ماسک کبد، تصویر کبد استخراج می‌شود که در شکل (۳) نمونه‌ای از تصویر سی‌تی‌اسکن ورودی و کبد بخش‌بندی

شده، نمایش داده شده است.



شکل ۲- نحوه انتخاب فایل‌های داده توسط کاربر



(ب)

(الف)

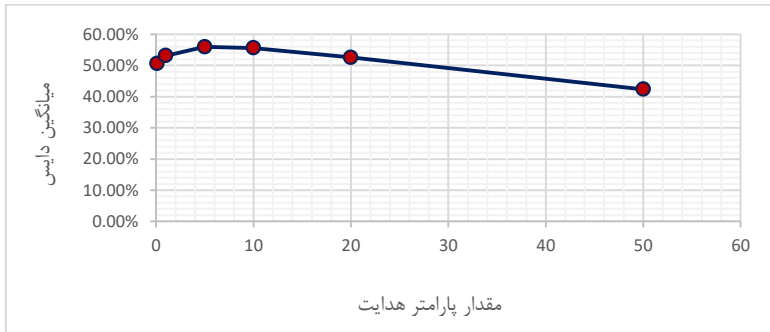
شکل ۳- (الف) تصویر اصلی داده شماره ۲، (ب) کبد استخراج شده توسط ماسک کبد

در جدول شماره (۱)، نتایج بررسی تغییرات پارامتر تعداد تکرار فیلتر ADF بر متوسط نتایج بخش بندی اولیه توسط روش آب پخش‌شان نشان داده شده است.

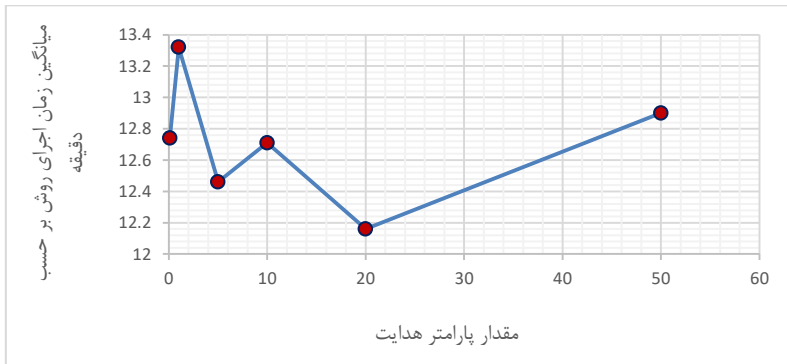
جدول ۱- بررسی تغییرات پارامتر دفعات تکرار فیلتر ADF بر متوسط نتایج آب پخش‌شان ۶ داده

دفعات تکرار	۱	۲	۵	۱۰	۲۰	۳۰
میانگین معیار دایس	0.4246	0.4310	0.5062	0.5310	0.5302	0.5308
میانگین زمان پردازش (ثانیه)	5.78	7.04	8.33	13.71	24.16	32.90

همچنین با ثابت در نظر گرفتن تعداد تکرار برابر ۱۰، تغییرات معیار دایس در بخش بندی با روش آب پخش‌شان براساس تغییرات پارامتر هدایت در شکل (۴) نمایش داده شده است. تاثیر تغییر پارامتر هدایت بر زمان محاسبه در شکل (۵) آمده است.



شکل ۴- بررسی تغییرات پارامتر هدایت فیلتر ADF بر متوسط دایس نتایج آب پخشان ۶ داده



شکل ۵- نمودار تغییرات پارامتر هدایت فیلتر ADF بر زمان پردازش اعمال آب پخشان بر ۶ داده

همچنین با مقدار پارامتر هدایت حاصل از ۵ و ۱۰ بار تکرار فیلتر ADF، جهت بررسی میزان تاثیرگذاری این فیلتر بر روش پیشنهادی، نتایج الگوریتم آب پخشان در دو حالت با هم مقایسه شدند. در حالت اول هیچ گونه فیلتری بر روی داده ها اعمال نشد. در حالت دوم فیلتر ADF با مشخصات گفته شده بر روی ۶ مجموعه از داده های ورودی اعمال شد که نتیجه آن در جدول (۲) آمده است.

جدول ۲- بررسی تاثیر فیلتر ADF بر نتایج آب پخشان

شماره داده	بخش بندی به روش آب پخشان پس از اعمال فیلتر ADF		بخش بندی به روش آب پخشان بدون اعمال فیلتر ADF	
	معیار دایس	معیار جاگارد	معیار دایس	معیار جاگارد
۱	0.5309	0.3614	0.4848	0.3224
۲	0.5554	0.3845	0.5102	0.3562
۳	0.4873	0.3222	0.4359	0.2890
۴	0.8543	0.7457	0.7862	0.6918

شماره داده	بخش بندی به روش آف پخشان پس از اعمال فیلتر ADF		بخش بندی به روش آف پخشان بدون اعمال فیلتر ADF	
	معیار دایس	معیار جاکارد	معیار دایس	معیار جاکارد
۵	0.3496	0.2118	0.3032	0.1823
۶	0.5785	0.4070	0.5364	0.3820
میانگین	0.5549	0.4054	0.5093	0.3683

نتیجه بخش بندی نهایی با استفاده از ویژگی های مختلف در تولید نقشه اطمینان برای تومور و کبد در جدول (۳) آمده است. شدت روشنایی و مقادیر CM به عنوان ویژگی های پنجم و ششم نیز مورد بررسی قرار گرفتند.

جدول ۳- تاثیر تعداد ویژگی ها در نتایج

شماره داده	شدت روشنایی		۴ ویژگی		۵ ویژگی	
	معیار دایس	معیار جاکارد	معیار دایس	معیار جاکارد	معیار دایس	معیار جاکارد
۱	0.2893	0.1652	0.5261	0.3569	0.5251	0.3519
۲	0.7818	0.5889	0.8059	0.6748	0.8039	0.6678
۳	0.8791	0.6076	0.7773	0.6358	0.7733	0.6318
۴	0.3971	0.2394	0.9098	0.8345	0.9028	0.8285
۵	0.3759	0.2242	0.5747	0.4032	0.5707	0.3932
۶	0.6633	0.4640	0.7747	0.6323	0.7717	0.6283
میانگین	0.5644	0.3815	0.7281	0.5896	0.7245	0.5835

با استفاده از نقاط تعیین شده توسط کاربر، محدوده حضور تومور تعیین و با استفاده از نقاط شماره ۴، ۲، ۱ و ۵، CM برای دو بافت تومور و کبد تولید می شود. ابعاد تصویر ورودی و ROI متناظر با آن در جدول (۴) نشان داده شده است.

جدول ۴- بررسی ابعادی ROI تعیین شده

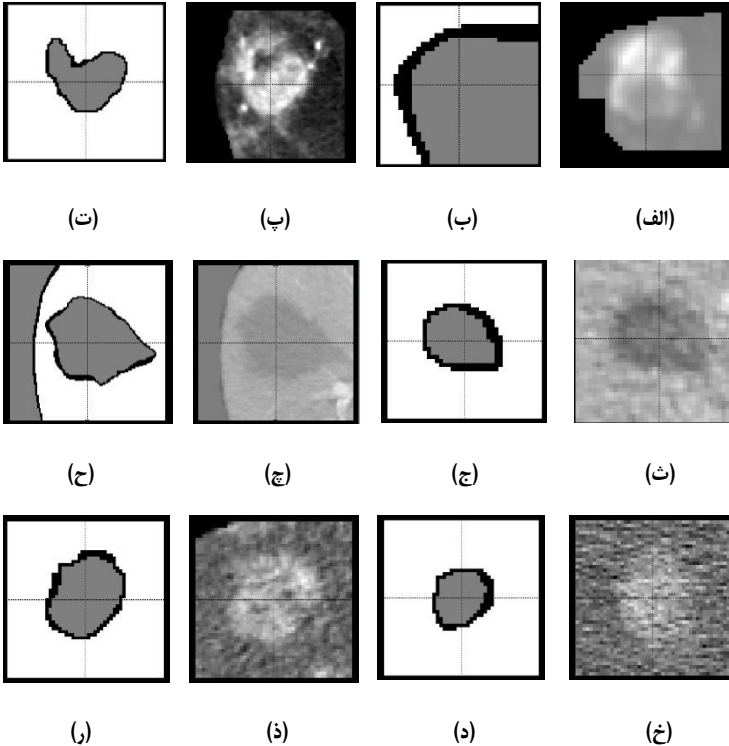
شماره داده	ابعاد داده	ابعاد ROI	درصد کاهش حجم تصویر
۱	512×512×80	35×35×21	99.88
۲	512×512×81	79×79×27	99.20
۳	512×512×88	39×39×15	99.90
۴	512×512×85	125×125×39	97.26
۵	512×512×95	45×45×17	99.86
۶	512×512×60	49×49×13	99.80
درصد متوسط کاهش حجم			99.31

۲-۳. بخش‌بندی اولیه تومورهای کبد

در جدول (۵)، نتایج بخش‌بندی اولیه تومورهای کبد با استفاده از روش آب‌پخشان ارائه شده است.

جدول ۵- نتایج اعمال روش آب‌پخشان

شماره داده	معیار دایسی	معیار جاکارد
1	0.5309	0.3614
2	0.5554	0.3845
3	0.4873	0.3222
4	0.8543	0.7457
5	0.3496	0.2118
6	0.5785	0.4070
میانگین	0.5549	0.4054



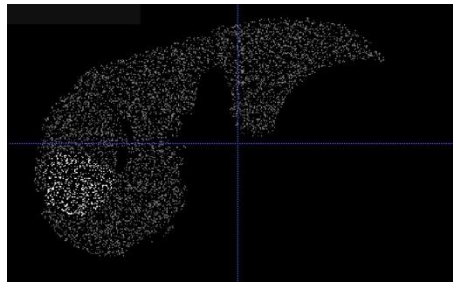
شکل ۶- ستون اول از راست، تصویر داده شماره (الف) یک، (ث) سه، (خ) پنج؛ ستون دوم نتیجه آب‌پخشان، داده شماره (ب) یک، (ج) سه، (د) پنج؛ ستون سوم از راست، تصویر داده شماره (پ) دو، (چ) چهار، (ذ) شش؛ ستون چهارم از راست نتیجه آب‌پخشان داده شماره (ت) دو، (ح) سه، (ر) پنج

خروجی بخش‌بندی روش آب‌پخشان به صورت تصادفی و بدون جایگشت نمونه‌برداری و به عنوان ورودی روش CAP استفاده می‌شود. برای بررسی تاثیر تعداد داده‌های اولیه به منظور نتیجه بخش‌بندی روش CAP بر روی داده شماره ۴ با درصد‌های متفاوت بررسی شد که نتایج آن در شکل (۷) نمایش داده شده است.



شکل ۷- نمودار میزان تاثیر تعداد نمونه‌برداری بر نتایج نهایی

نمونه تصویر داده‌های نمونه‌برداری شده در شکل (۸) نشان داده شده است که در آن نمونه‌ها با مقدار CM کوچک‌تر از ۹۰ درصد، حذف شده‌اند.

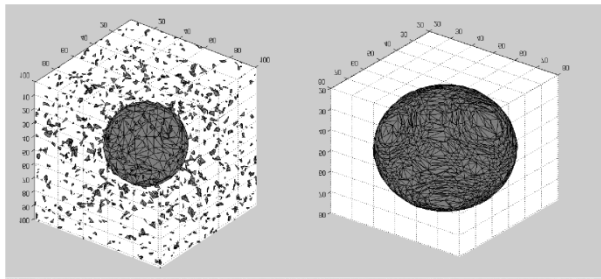


شکل ۸- تصویر نمونه‌برداری شده

در روش CAP پارامتر ε ، برابر $0/001$ در نظر گرفته شد. براساس پژوهش فریمن و همکاران (۲۰۱۱) (۲۰)، مقدار λ برابر یک و α مساوی با ۲ در نظر گرفته شده است.

به منظور بررسی عملکرد روش CAP، داده‌های مصنوعی با مشخصات فیزیکی تومورهای کبد تولید شد. از آنجایی که تومورهای کبد غالباً به صورت کروی شکل رشد می‌کنند، داده مصنوعی به صورت کره‌ای با قطر ۵۰ میلی‌متر در محیطی مکعب شکل به عنوان بخشی از کبد انتخاب و ابعاد

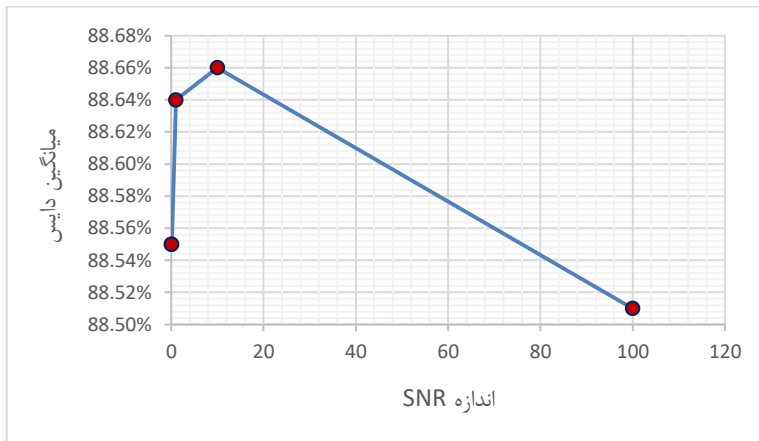
کلی تصویر مصنوعی برابر ۱۰۰ میلی‌متر مکعب در نظر گرفته شد. با استفاده از دستور Imnoise، به تصویر ایجاد شده نویز با توزیع گوسی افزوده شد تا حساسیت روش CAP نسبت به نویز برحسب نرخ سیگنال به نویز بررسی شود. نویز ایجاد شده دارای میانگین صفر و واریانس متناسب با نرخ سیگنال به نویز می‌باشد. تصویر تومور ایجاد شده در شکل (الف) و نتایج افزودن نویز به تصویر در شکل (ب) نمایش داده شده است. محدوده تغییرات SNR^۱ از ۱۰۰ الی ۰/۰۱ در نظر گرفته شده که نتایج آن در شکل (۱۰) آمده است.



(ب)

(الف)

شکل ۹- (الف) تصویر سه‌بعدی تومور ایجاد شده، (ب) تصویر سه‌بعدی تومور ایجاد شده به همراه نویز



شکل ۱۰- بررسی حساسیت روش CAP به شدت نویز

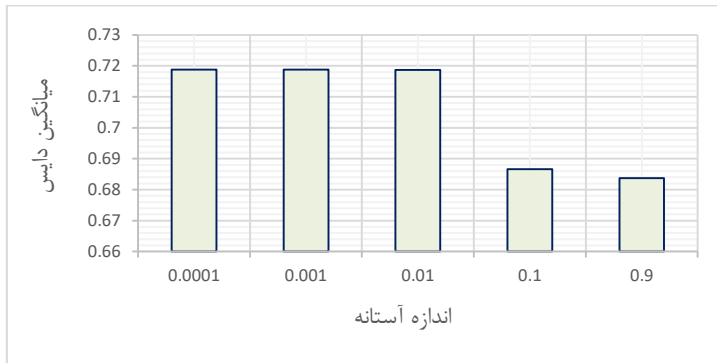
در جدول (۶) تاثیر تغییرات همسایگی بر نتایج بخش بندی داده مصنوعی با روش CAP ارائه شده است.

جدول ۶ - تاثیر ابعاد همسایگی بر نتایج روش CAP

ابعاد همسایگی	3×3	5×5	7×7	9×9
میانگین معیار دایس	0.8845	0.8212	0.7605	0.6987

۳-۳. بخش بندی نهایی تومور کبد

در بخش بندی نهایی تومور از آشکارساز لبه کنی استفاده شده است. این آشکارساز با استفاده از دستور edge در نرم افزار MATLAB پیاده سازی شد. با توجه به ویژگی این آشکارساز، دو پارامتر اندازه آستانه گذاری و انحراف از معیار استاندارد فیلتر گوسی مورد نیاز می باشد. جهت بررسی تاثیر تغییرات اندازه آستانه بر نتایج بخش بندی، انحراف از معیار برابر $1/993$ در نظر گرفته شد که نتایج متوسط دایس در شکل (۱۱) آمده است.



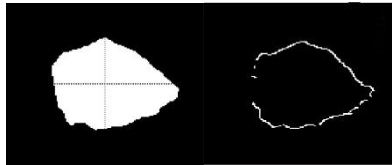
شکل ۱۱- نمودار تغییرات حد آستانه آشکارساز لبه کنی بر نتایج بخش بندی

جهت بررسی تغییرات انحراف از معیار فیلتر گوسی در آشکارساز لبه کنی طبق نتایج نمودار شکل (۱۱)، مقدار حد آستانه این آشکارساز برابر $0/001$ قرار داده شده است که در جدول (۷) نتایج تغییر سیگما قابل مشاهده است.

جدول ۷- بررسی تغییرات اندازه انحراف از معیار فیلتر گوسی آشکارساز لبه کنی بر نتایج بخش بندی

اندازه سیگما	1	1.5	2	3	4	4.5	5
میانگین معیار دایس	0.7074	0.7169	0.7187	0.7246	0.7247	0.7245	0.7232

با استفاده از لبه بدست آمده و نتایج بخش‌بندی به روش CAP، لبه‌هایی که در ناحیه با احتمال استقرار لبه قرار گرفتند، استخراج می‌شوند. از آنجایی که ممکن است این محدوده نتواند به صورت کامل تمام لبه‌ها را پوشش دهد، لبه‌های بدست آمده به صورت گسسته خواهند بود که با اتصال هر نقطه به نزدیک‌ترین نقطه مجاورش، مرز نهایی تومور تعیین، و ماسک تومور تولید می‌گردد. در شکل (۱۲ الف) نتایج لبه آشکار شده برای اسلایس شماره ۲۰ داده شماره ۴ نشان داده شده است. همچنین در شکل (۱۲ ب) ماسک بوجود آمده ناشی از درون‌یابی داخل مرز تومور به صورت باینری نمایش داده شده است.



(الف) (ب)

شکل ۱۲- (الف) لبه‌های تومور استخراج شده، (ب) تصویر ماسک اولیه تومور پس از درون‌یابی

همانطور که در شکل (۱۳ الف) بخش (الف) مشاهده می‌شود، در بخش‌بندی لبه‌ها تیزی ایجاد شده است که برای هموار ساختن لبه‌های ماسک از عملگرهای شکل‌شناسی استفاده گردید و نتیجه اصلاح انجام شده در شکل (۱۳ ب) بخش (ب) نشان داده شده است.

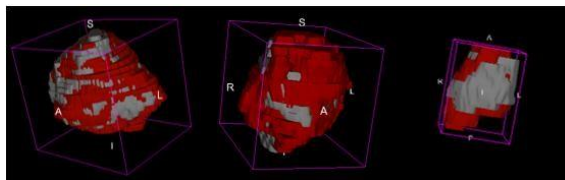


(الف) (ب) (پ)

شکل ۱۳- (الف) ماسک اولیه تومور بخش‌بندی شده، (ب) ماسک تومور پس از اصلاح، (پ) ماسک اصلی تومور

۴-۳. یافته‌ها و نمایش و کمی‌سازی نتایج

در جدول (۸) نتایج بخش‌بندی روش پیشنهادی روی مجموعه داده‌های موجود با معیارهای مختلف نشان داده شده است. نمانش سه‌بعدی تومورها نیز در شکل (۱۴) آمده است که در آن رنگ قرمز ماسک اصلی تومور و رنگ خاکستری نشان‌دهنده تومور بخش‌بندی شده توسط روش پیشنهادی می‌باشد.



شکل ۱۴- نمایش سه بعدی نتایج بخش بندی داده‌های شماره ۲، ۳ و ۴، (قرمز) تومور اصلی، (خاکستری) نتایج بخش بندی انجام شده توسط روش پیشنهادی

جدول ۸- نتایج اعمال روش پیشنهادی بر روی شش داده

خطای همپوشانی (درصد)	اختلاف حجم (درصد)	حداقل فاصله (میلیمتر)	حداکثر فاصله (میلیمتر)	دقت (درصد)	صحت (درصد)	ویژگی (درصد)	حساسیت (درصد)	معیار جاکارد (درصد)	معیار دایس (درصد)	شماره داده (درصد)
07.72	52.66	0.03	5.19	36.49	55.82	42.30	94.22	35.69	52.61	۱
30.41	26.31	0.04	5.27	93.28	96.37	99.39	70.93	67.48	80.59	۲
34.07	26.52	0.02	4.46	87.96	94.26	98.40	69.61	63.58	77.73	۳
13.53	09.67	0.03	7.25	94.91	98.08	99.41	87.36	83.45	90.98	۴
12.33	42.08	0.03	7.13	43.03	89.20	89.45	86.50	40.32	57.47	۵
30.31	27.17	0.03	4.26	86.09	96.60	98.97	70.42	63.23	77.47	۶
21.40	30.73	0.0342	5.59	73.63	88.39	87.99	79.84	58.96	72.81	میانگین

۴. نتیجه گیری

روش فریمن و همکاران (۲۰)، جهت بررسی بیشتر روش پیشنهادی، پیاده سازی شد. نتایج بخش بندی اولیه با استفاده از روش های مبتنی بر کانتور به عنوان الگوریتم بخش بندی اولیه در جدول (۹) آمده است.

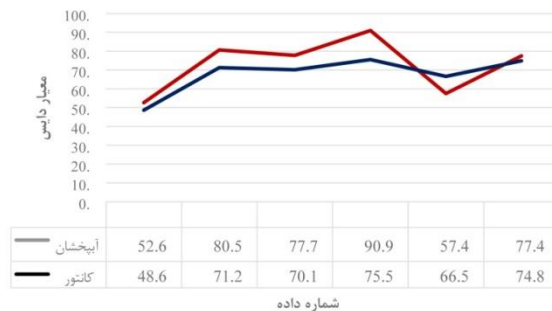
جدول ۹- نتایج بخش بندی اولیه توسط روش های مبتنی بر کانتور و آب پخشان

روش های مبتنی بر کانتور Xu, et al. (2021) Wu, et al. (2022)		روش آب پخشان		شماره داده
معیار جاکارد	معیار دایس	معیار جاکارد	معیار دایس	
0.5164	0.6811	0.3614	0.5309	۱
0.6097	0.7575	0.3845	0.5554	۲
0.3148	0.4789	0.3222	0.4873	۳
0.4691	0.7872	0.7457	0.8543	۴
0.5736	0.7920	0.2118	0.3496	۵
0.5137	0.6816	0.4070	0.5785	۶
0.5301	0.6859	0.4054	0.5549	میانگین

در شکل (۱۵) تصویر داده شماره ۷ که توسط الگوریتم‌های روش‌های مبتنی بر کانتور و آب‌پخشان بخش‌بندی گردید، نمایش داده شده است.



شکل ۱۵- (الف): نتایج بخش‌بندی اولیه توسط روش‌های مبتنی بر کانتور، (ب) نتایج بخش‌بندی اولیه توسط آب‌پخشان



شکل ۱۶- نمودار مقایسه نتایج بخش‌بندی نهایی توسط روش پیشنهادی و روش فریم بر روی داده‌های موجود

روش آب‌پخشان با استفاده از کتابخانه ITK-Snap به صورت سه‌بعدی مورد استفاده قرار گرفت. این کد به زبان C++ بوده و توسط مترجم مناسب به گونه‌ای تغییر یافت که در نرم‌افزار Matlab قابل استفاده باشد. ورودی این تابع شامل تصویر اصلی، نقاط شروع، و آدرس ذخیره تصویر خروجی است.

همچنین پارامتری جهت تنظیم میزان حساسیت روش به لبه نیز در آن دیده شد که طی بررسی‌های انجام شده، این مقدار برابر $1/933$ تنظیم شد. این مقدار از میانگین بهترین مقادیر پارامتر برای ۶ داده حاصل گردید. با این فرض، مقدار خروجی روش در پایان بخش آب‌پخشان براساس جدول (۵) خواهد بود. روش آب‌پخشان به تنهایی توانسته عمل بخش‌بندی را با متوسط دایسی برابر $55/94$ درصد انجام دهد. همان‌طور که در جدول (۵) مشاهده می‌شود، بهترین نتیجه در داده شماره ۴ حاصل شده است که با توجه به قسمت (ج) در شکل (۴) می‌توان این نتیجه را حاصل شدت روشنایی یکنواخت و مرزهای مشخص تومور دانست.

داده‌های ورودی روش CAP با نمونه‌برداری از خروجی آب‌پخشان بدست می‌آید که این نمونه‌برداری می‌تواند با درصد‌های متفاوت انجام شود. با توجه به نیاز روش CAP به داده‌های پراکنده، با استفاده از روش Datasample در نرم‌افزار Matlab از خروجی روش آب‌پخشان به صورت تصادفی و بدون جایگشت نمونه‌برداری شد. برای بررسی تاثیر تعداد داده‌های اولیه بر خروجی روش نمونه‌برداری، از نتایج آب‌پخشان داده شماره ۴، با درصد‌های متفاوت استفاده شد که نتایج آن در نمودار (۴) نشان داده شده است. نتایج نشان داده شده در نمودار (۴) موید آن است که تغییرات تعداد نقاط اولیه بر روی نتایج خروجی، تاثیر کمی داشته است. در روش CAP با توجه به آنکه تخمین داده‌ها با استفاده از نقاط نمونه‌برداری شده صورت می‌گیرد و اطراف این نقاط تخمین زده می‌شود، با هر تعداد نمونه اولیه روش CAP قادر بوده است تا نتایج نهایی را تولید نماید، که این امر نشان‌دهنده قدرت بالای روش CAP در تخمین داده‌ها است. از طرفی افزایش تعداد نقاط اولیه منجر به کاهش متوسط دایس نتایج خواهد شد. این امر به دلیل تخمین بیش از حد در ناحیه خارج از تومور اتفاق می‌افتد که منجر می‌شود نواحی خارج تومور نیز به عنوان تومور تخمین زده شوند. به طور میانگین ۲۵ درصد از داده‌های بخش‌بندی شده توسط روش آب‌پخشان نمونه‌برداری شده و در این روش مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

پس از نمونه‌برداری از داده‌ها، جهت رسیدن به بهترین نتیجه، داده‌های نمونه‌برداری شده از نظر ویژگی‌ها بررسی می‌شوند. استفاده از CM جهت بررسی درصد اطمینان بخش‌بندی انجام شده موجب می‌شود، داده‌های نمونه‌برداری شده که احتمال تومور و یا کبد بودنشان از ۹۰ درصد کمتر است، حذف شوند. این امر در ارتقاء نتایج نهایی موثر می‌باشد. برای مثال در تصویر نمونه‌برداری شده شکل (۵)، بافت تومور و کبد مشخص است.

همچنین با توجه به آنکه بخش عمده‌ای از کار بخش‌بندی در ارتباط با روش CAP می‌باشد، میزان تاثیر نویز داده و تاثیر آن بر خروجی روش CAP با استفاده از داده مصنوعی بررسی شد که نتایج نشان داده شده در نمودار (۴) گواه آن است که، روش CAP توانسته است به خوبی بر نویز موجود در تصویر غلبه نماید و عملاً این نویز در نتیجه موثر نیست.

از آنجایی که یکی از مهم‌ترین پارامترهای تنظیم‌کننده خروجی روش CAP، ناحیه همسایگی است که برای هر پیکسل در نظر گرفته می‌شود، نتایج افزایش و کاهش این ناحیه نیز مورد بررسی قرار گرفت. طبق جدول (۶) افزایش ناحیه همسایگی اطراف هر وکسل موجب کاهش معیار دایس شده است. این امر به دلیل افزایش بیش از اندازه در لبه‌های بافت بوده که روش مورد استفاده

نتوانسته به درستی لبه‌ها را تخمین بزند. از طرفی، افزایش ناحیه همسایگی موجب افزایش درایه‌های ماتریس A خواهد شد، که در نهایت معکوس نمودن آن، زمان محاسبات را افزایش می‌دهد.

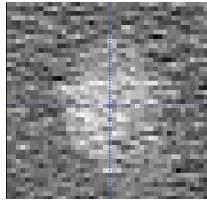
پس از تهیه نتایج روش CAP برای تومور و کبد نیاز است که ناحیه قرار گرفتن مرز تومور تعیین شود که این امر با اشتراک گرفتن از خروجی روش CAP و آشکارساز لبه کنی میسر می‌شود. اما پیش از این موضوع نیاز است دو پارامتر موثر در آشکارساز کنی یعنی حد آستانه و مقدار سیگما در فیلتر گوسی مورد بررسی قرار گیرد. این دو پارامتر به ازای مقادیر مختلف بررسی شدند که نتایج آن در نمودار (۵) و جدول (۷) آورده شده است. براساس نتایج حاصل، بهترین حد آستانه $0/001$ و مقدار سیگما فیلتر گوسی ۴ در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که آستانه ذکر شده برای حد آستانه، بالا بوده و حد آستانه پایین برابر $0/0004$ انتخاب شده است که پیش فرض نرم‌افزار Matlab است.

همانطور که پیش از این نیز به آن اشاره شد، آشکارساز لبه کنی در این روش از بین ۵ آشکارساز دیگر انتخاب شد که نتایج هر کدام در شکل (۷) نشان داده شده است. تنها روش کنی است که توانسته اغلب لبه‌ها را به درستی آشکارسازی نماید.

مرز نهایی بدست آمده با اشتراک بین خروجی آشکارساز لبه کنی با خروجی الگوریتم CAP در شکل (۷ الف)، نشان داده شده است. همانطور که مشخص است روش پیشنهادی توانسته مرز تومور را به صورت کامل مشخص نماید. از این رو نیاز به اصلاح نتایج با اتصال نقاط به یکدیگر و تولید مرز یکپارچه وجود دارد که نتیجه این موضوع در شکل (۷ ب)، نمایش داده شده است. در نهایت لبه‌های غیرهموار تومور بخش بندی شده مطابق شکل (۸) بخش (الف)، توسط عملگرهای شکل شناسی هموار و اصلاح شدند که این موضوع متوسط دایس را قریب به $1/3$ درصد بهبود داد.

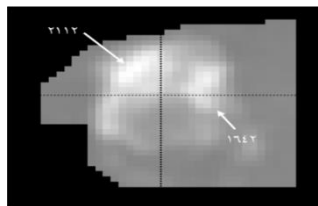
میانگین معیار دایس برای ۶ داده برابر $72/81$ درصد می‌باشد. به جز در داده‌های ۱ و ۵، معیار دایس بالای ۷۶ درصد بوده و در بهترین حالت، تومور شماره ۴ را با $90/98$ درصد دایس بخش بندی نموده است. میانگین حداکثر فاصله میان نقاط تومور بخش بندی شده با تومور اصلی برابر $5/59$ میلیمتر است که در مقایسه با نتایج پژوهش فریمن که از روش‌های مبتنی بر کانتور در بخش بندی اولیه داده‌ها استفاده نموده، کاهش چشمگیری داشته است. این مقدار براساس نتایج مندرج در جدول (۲) و جدول (۳) از نتایج روش‌های بخش بندی با استفاده از افزایش کانتراست و بخش بندی با استفاده از اسکن حلزونی که به ترتیب برابر $11/73$ میلیمتر و $10/13$ میلیمتر است، نیز کمتر است.

نتایج عددی این روش در جدول (۸) و به صورت سه بعدی در شکل (۱۵) نشان داده شده‌اند. بهترین مقدار دایس که مربوط به داده شماره ۴ است، به نسبت نتایج آب‌پخشان در جدول (۵)، $6/4$ درصد بهبود یافته است. کمترین مقدارهای دایس بدست آمده مربوط به داده‌های شماره ۱ و ۵ می‌باشد. داده‌های شماره ۱ و ۵ که از کیفیت بخش‌بندی پایین‌تری برخوردار هستند، به دلیل نویز بالای تصویر نتوانسته‌اند با دقت بالایی بخش‌بندی شوند. نمونه تصویر داده شماره ۵ در شکل (۱۷) نشان داده شده است.



شکل ۱۷- نمونه بافت تومور در داده شماره ۵

همانطور که در شکل (۱۵ الف) مشاهده می‌شود، لبه‌های تومور قابل شناسایی نیستند. بنابراین، روش آب‌پخشان که اساس بخش‌بندی اولیه است، نتوانسته عمل بخش‌بندی را با معیار دایسی بیشتر از $34/96$ درصد براساس جدول (۵) انجام دهد. طبق شکل (۱۲) در داده شماره (۱) اختلاف شدت روشنایی بافت تومور در قسمت‌های مختلف به اندازه‌ای زیاد است که روش آب‌پخشان نمی‌تواند به درستی بافت تومور اولیه را شناسایی کند و نهایتاً منجر به ایجاد خطا در خروجی روش می‌شود. نتیجه بخش‌بندی اولیه داده شماره (۱) توسط روش آب‌پخشان در شکل (۱۵ ب) نشان داده شده است. همانطور که مشخص است، آب‌پخشان نتوانسته تومور را به درستی بخش‌بندی کند و بافت کبد را نیز به عنوان تومور شناخته است. این در حالی است که بافت تومور در سایر داده‌ها بسیار همگن‌تر می‌باشد. با این وجود روش پیشنهادی توانسته است نتایج را بهبود بخشد.



شکل ۱۸- نمایش مقدار شدت روشنایی تومور در داده شماره (۱)

بدون در نظر گرفتن داده‌های ۱ و ۵ که به دلیل کیفیت پایین تصویر اصلی روش نتوانسته است

بخش بندی دقیقی از تومور داشته باشد، در سایر داده‌ها بخش بندی با میانگین معیار دایس بالا برابر ۸۱/۱۲ درصد انجام گرفته است.

طبق جدول (۹)، در مقیاسه این روش با اعمال روش‌های مبتنی بر کانتور، جهت بخش بندی به جای آب‌پخشان، با ۲۲ درصد افزایش معیار دایس برابر ۶۳/۰۶ درصد مواجه خواهیم شد. از آنجایی که میزان صحت بخش بندی اولیه بر روی نتایج نهایی تاثیر بسزایی دارد، روش پیشنهادی توسط فریمن و همکاران (۲۰۱۱) که از روش‌های مبتنی بر کانتور جهت بخش بندی اولیه استفاده نموده‌اند، با روش آب‌پخشان مقایسه شد. بخش بندی به روش‌های مبتنی بر کانتور در این پژوهش براساس چهار ویژگی تصویر صورت گرفته و الگوریتم CAP بر روی نتایج روش‌های مبتنی بر کانتور اعمال شده است. یکی از مزایای روش آب‌پخشان به روش‌های مبتنی بر کانتور، عدم بخش بندی سایر نقاط مشابه تومور می‌باشد. از آنجایی که نتایج حاصل از این بخش بندی توسط روش CAP تخمین زده خواهد شد، هرگونه تشخیص اشتباه در بخش بندی اولیه، نتایج را تضعیف خواهد کرد. همانطور که در (شکل ۹ الف)، نشان داده شده است، دو بخش غیر تومور به عنوان تومور بخش بندی شده است. این دو بخش نتیجه شباهت ویژگی‌های بافت رگ و تومور است. همانطور که در شکل (۱۵ ب) مشاهده می‌شود، آب‌پخشان آنها را به عنوان تومور در نظر نگرفته است. البته نتایج بخش بندی روش‌های مبتنی بر کانتور در این مرحله، از نظر معیارهای خطا، از نتایج آب‌پخشان رضایت بخش تر می‌باشد، ولی به دلیل بخش بندی اشتباه برخی از اجزای تصویر، مشکلاتی را در ادامه روش ایجاد می‌کند که نتایج نهایی را تحت تاثیر قرار خواهد داد.

نتایج نهایی بخش بندی توسط روش‌های مبتنی بر کانتور و آب‌پخشان در شکل (۱۱) آورده شده است. همانطور که گفته شد، روش آب‌پخشان در نهایت نتایج بهتری نسبت به روش‌های مبتنی بر کانتور دارد. با این وجود نتیجه روش‌های مبتنی بر کانتور در خصوص داده شماره (۵) که دارای مرزهای مشخصی نیست، قابل توجه است. از آنجایی که روش‌های مبتنی بر کانتور، با استفاده از ویژگی‌های تصویر، عمل بخش بندی را انجام می‌دهد و نیازی به اطلاعات لبه در تصویر ندارد، توانسته است با نتیجه بهتری این داده را بخش بندی کند که می‌تواند از نقاط قوت این روش محسوب گردد.

در مقایسه روش مبتنی بر کانتور و آب‌پخشان با روش مسیح، مقدار حساسیت و دقت بدست آمده پایین تر است. شایان ذکر است که روش مسیح تنها قابلیت بخش بندی تومورهای Hypointense را دارد، در صورتی که روش پیشنهادی، هر دو نوع تومور را بخش بندی می‌کند. از طرفی، داده‌ها نیز

یکسان نیستند. همچنین در روش مسیح فرض بر آن گذاشته شده است که تومورها به صورت کروی شکل هستند، که در داده‌های موجود این فرض نیز کاملاً صادق نمی‌باشد. با مقایسه روش مطالعه این پژوهش با روش فریمن و نوگروها به این نتیجه رسیدیم که توانسته‌ایم خطای همپوشانی را ۱۰ درصد و ماکزیمم فاصله بین سطوح را ۵ میلیمتر کاهش دهیم.

۵. سپاسگزاری

از پایگاه داده‌های کگل (www.Kaggle.com) به جهت در اختیار قرار دادن داده‌های مورد نیاز پژوهشگران قدردانی می‌شود.

References

1. Altini N, Prencipe B, Cascarano GD, Brunetti A, Brunetti G, Triggiani V & et al. Liver, kidney and spleen segmentation from CT scans and MRI with deep learning: A survey. *Neurocomputing*. 2022; 490: 30-53.
2. Valindria VV, Pawlowski N, Rajchl M, Lavdas I, Aboagye EO, Rockall AG & et al. *Multi-modal learning from unpaired images: Application to multi-organ segmentation in CT and MRI*. In: 2018 IEEE winter conference on applications of computer vision (WACV) (pp. 547-556). IEEE.
3. Wang K, Mamidipalli A, Retson T, Bahrami N, Hasenstab K, Blansit, K & et al. Automated CT and MRI liver segmentation and biometry using a generalized convolutional neural network. *Radiology: Artificial Intelligence*. 2019; 1(2).
4. Raju A, Cheng CT, Huo Y, Cai J, Huang J, Xiao J. & et al. *Co-heterogeneous and adaptive segmentation from multi-source and multi-phase CT imaging data: a study on pathological liver and lesion segmentation*. In: European Conference on Computer Vision (pp. 448-465). Springer, Cham, 2020.
5. Vorontsov E, Cerny M, Régnier P, Di Jorio L, Pal CJ, Lapointe R & et al. Deep learning for automated segmentation of liver lesions at CT in patients with colorectal cancer liver metastases. *Radiology: Artificial Intelligence*. 2019; 1(2).
6. Lebre MA, Vacavant A, Grand-Brochier M, Rositi H, Strand R, Rosier H & et al. (2019). A robust multi-variability model-based liver segmentation algorithm for CT-scan and MRI modalities. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2019; 76.
7. Zhou LQ, Wang JY, Yu SY, Wu GG, Wei Q, Deng, YB & et al. Artificial intelligence in medical imaging of the liver. *World journal of gastroenterology*. 2019; 25(6): 672.
8. Montagnon E, Cerny M, Cadrin-Chênevert A, Hamilton V, Derennes T, Ilinca A & et al. Deep learning workflow in radiology: a primer. *Insights into imaging*. 2020; 11(1): 1-15.
9. Qayyum A, Lalande A & Meriaudeau F. Automatic segmentation of tumors and affected organs in the abdomen using a 3D hybrid model for computed tomography imaging. *Computers in Biology and Medicine*. 2020; 127.
10. Xu Y, Cai M, Lin L, Zhang Y, Hu H, Peng Z & et al. PA-ResSeg: A phase attention residual network for liver tumor segmentation from multiphase CT images. *Medical Physics*. 2021; 48(7): 3752-3766.
11. Homayounieh F, Singh R, Nitiwarangkul C, Lades F, Schmidt B, Sedlmair M & et al. Semiautomatic segmentation and radiomics for dual-energy CT: a pilot study to differentiate benign and malignant hepatic lesions. *American Journal of Roentgenology*. 2020; 215(2): 398-405.
12. Jirapatnakul A, Reeves AP, Lewis S, Chen X, Ma T, Yip R & et al. Automated measurement of liver attenuation to identify moderate-to-severe hepatic steatosis from chest CT scans. *European journal of radiology*. 2020; 122.
13. Chlebus G, Schenk A, Moltz JH, van Ginneken B, Hahn HK, & Meine H. Automatic liver tumor segmentation in CT with fully convolutional neural networks and object-based

- postprocessing. *Scientific reports*. 2018; 8(1): 1-7.
14. Kushnure DT, & Talbar SN. MS-UNet: A multi-scale UNet with feature recalibration approach for automatic liver and tumor segmentation in CT images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2021; 89.
 15. Yamashita R, Nishio M, Do RKG & Togashi K (2018). Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights into imaging*. 9(4): 611-629.
 16. Choi KJ, Jang JK, Lee SS, Sung YS, Shim WH, Kim HS & et al. Development and validation of a deep learning system for staging liver fibrosis by using contrast agent-enhanced CT images in the liver. *Radiology*. 2018; 289(3): 688-697.
 17. Wu J, Furuzuki M, Li G, Kamiya T, Mabu S, Tanabe M & et al. Segmentation of liver tumors in multiphase computed tomography images using hybrid method. *Computers & Electrical Engineering*. 2022; 97.
 18. Naeem S, Ali A, Qadri S, Khan Mashwani W, Tairan N, Shah H & et al. Machine-learning based hybrid-feature analysis for liver cancer classification using fused (MR and CT) images. *Applied Sciences*. 2020; 10(9): 3134.
 19. Nanda N, Kakkar P & Nagpal S. Computer-aided segmentation of liver lesions in CT scans using cascaded convolution neural networks and genetically optimized classifier. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2019; 44(4): 4049-4062.
 20. Freman S, Haak D & Wenderoth MP. Increased Course Structure Improves Performance in Introductory Biology. *CBE Life Sci Educ*. 2011; 10(2): 175-186.