



## انطباق تومورهای کبد در تصاویر چندفازی سی تی اسکن براساس نقاط شاخص ویژگی های LBP

ملیحه بابایی<sup>۱</sup>، امیرحسین فروزان<sup>۲\*</sup>

\*نویسنده مسئول، دریافت: ۰۰/۰۰/۰۰، بازنگری: ۰۰/۰۰/۰۰، پذیرش: ۰۰/۰۰/۰۰ (تاریخها توسط نشریه وارد می-  
شوند)

<sup>۱</sup> کارشناسی ارشد، مهندسی پزشکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران  
<sup>۲</sup> دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران

### چکیده

روش های بازبازی تصویر، به عنوان ابزاری برای تشخیص بیماری و انتخاب بهترین روش درمانی، بسیار اهمیت دارند. یک مرحله مهم در الگوریتم های بازبازی تصویر، تهیه بردار ویژگی است. استفاده از تصاویر با مدالیته ها یا فازهای مختلف، کمک مؤثری در انتخاب ویژگی می کند. در این صورت لازم است تصویر بافت در فازهای مختلف بر روی هم منطبق شوند. در این تحقیق، تصاویر سی تی اسکن تومورهای کبد در فازهای مختلف بر هم منطبق شده اند. برای بهبود تخمین پارامترهای ماتریس انتقال، به طور همزمان از نقاط رویه بافت و نقاط داخلی استفاده کرده ایم و این نقاط در تصویر مرجع و تصویر متحرک را به کمک عملگر LBP یکنواخت مستقل از چرخش به دست آورده ایم. با انطباق دو مجموعه از نقاط کلیدی تصاویر مرجع و متحرک، توسط الگوریتم ICP، پارامترهای ماتریس انتقال را به دست می آوریم. با اعمال ماتریس انتقال به تصویر حجمی ماسک تومور یا تصویر سطح خاکستری ورودی، انطباق دو تصویر انجام می شود. روش پیشنهادی بر روی مجموعه تصاویر سی تی اسکن ۴۵ بیمار مختلف اعمال شد و نتایج آن با روش های متعارف انطباق صلب و غیرصلب مقایسه گردیده است. روش پیشنهادی برحسب معیار فاصله Hausdorff به ترتیب ۰/۳، ۱/۲۶ و ۱/۰۶ میلی متر از روش های انطباق صلب ICP، روش انطباق صلب، سه بعدی و روش انطباق غیرصلب، دقت بیشتری دارد. نتایج به دست آمده، ظرفیت به کارگیری روش پیشنهادی را برای انطباق بافت های نرم مانند بافت کبد نشان می دهد.

کلمات کلیدی: انطباق تصاویر پزشکی، ویژگی های دودویی محلی، تصاویر چندفازی کبد، تصاویر سی تی اسکن تومورهای کبد.

### ۱- مقدمه

چندین تصویر از یک صحنه است که می تواند توسط انواعی از مدولیتها یا همگی از یک دستگاه تصویربرداری ولی در زمان های مختلف تهیه شده باشند.

انطباق تصاویر پزشکی، یک مرحله میانی در طراحی نرم افزارهای کمک تشخیصی و جراحی محسوب می شود. ورودی یک الگوریتم انطباق،

ترکیب این تصاویر، اطلاعات جدیدی تولید می‌کند که برای پزشکان در تشخیص بیماری یا جراحی اهمیت دارد.

روش‌های تصویربرداری می‌توانند برای تشخیص بیماری، جایگزین نمونه‌برداری از بافت شوند. در بیماری‌های مربوط به کبد، غالباً از مدولیت‌های ام.آر.آی، اولتراسوند و سی‌تی‌اسکن استفاده می‌شود. البته به دلیل قدرت تفکیک‌پذیری بیشتر بین تومور و بافت سالم، استفاده از تصویربرداری سی‌تی‌اسکن برای تشخیص انواع تومورهای کبد، نسبت به سایر مدولیت‌ها رایج‌تر است. در تکنیک سی‌تی‌اسکن چندفازی، به کمک تزریق ماده حاجب<sup>۱</sup> در ۳ یا ۴ مرحله، از بیمار تصویر گرفته می‌شود. در مرحله اول که فاز NC<sup>۲</sup> نامیده می‌شود، اولین تصویر پیش از تزریق ماده اخذ می‌گردد. فاز شریانی<sup>۳</sup> حدود ۲۰ ثانیه پس از تزریق، فاز پورتال<sup>۴</sup> حدود ۷۰ ثانیه و فاز چهارم<sup>۵</sup> ۱۰-۶ دقیقه پس از تزریق ماده حاجب تهیه می‌شود [۱]. تهیه تصاویر چندفازی علاوه بر افزایش دقت تعیین محل تومور، برای مشخص کردن نوع ناهنجاری نیز کاربرد دارد. متخصص رادیولوژی به کمک شدت روشنایی بافت ناهنجار در هر یک از فازها و مقایسه آن با شدت روشنایی بافت طبیعی کبد و عروق، وضعیت مرز تومور و یکنواختی بافت داخل ناحیه ناهنجاری می‌تواند در مورد بدخیم یا خوش‌خیم بودن بافت کبد اظهار نظر کند.

با گسترش استفاده از کامپیوتر به‌عنوان ابزار کمک‌تشخیصی<sup>۶</sup>، سامانه‌های بازیابی تصاویر پزشکی<sup>۷</sup> نیز توسعه یافتند. این سامانه‌ها، با دریافت یک تصویر آزمون<sup>۸</sup> و با دسترسی به بانک اطلاعات تصاویر بیماران قبلی، می‌توانند در تعیین نوع ناهنجاری و پیشنهاد روش درمانی به پزشکان کمک کنند. در این سامانه‌ها، استفاده از تصاویر سی‌تی‌اسکن چندفازی، رایج می‌باشد. مهم‌ترین پیش‌پردازش تصاویر ورودی، پس از بخش‌بندی بافت تومور، انطباق تصاویر به‌دست‌آمده از فازهای مختلف تصویربرداری است. انطباق تصاویر چندفازی، قبل از استخراج ویژگی می‌تواند به صحت بردار ویژگی استخراج‌شده کمک کند.

پارامترهای یک الگوریتم انطباق شامل، ماتریس تبدیل، مدل تبدیل و تابع هدف می‌باشند. در برخی تحقیقات از مدل‌های رایج انطباق مانند انطباق کلی<sup>۹</sup> صلب یا آفاین به‌عنوان راه‌حل اولیه استفاده می‌شود. با توجه به غیرصلب بودن کبد انسان و امکان حرکت بیمار در هنگام تصویربرداری، روش‌های کلی نمی‌توانند دو تصویر را دقیق برهم منطبق کنند [۲و۳]. بنابراین استفاده از روش‌های محلی<sup>۱۰</sup>، مناسب‌تر است. با توجه به این نکته، تخمین ماتریس تبدیل نیز باید به کمک نقاط شاخص متناظر<sup>۱۱</sup> در دو تصویر انجام شود. در تصاویر پزشکی، تعیین نقاط کلیدی و یافتن تناظر بین دو مجموعه نقطه، غالباً دشوار است. در این تحقیق، مجموعه نقاط کلیدی از روی تصاویر سی‌تی‌اسکن چندفازی بیمارانی که به توده‌های کبدی مبتلا شده‌اند، تعیین می‌شوند و انطباق تصاویر به کمک روش مبتنی بر نقاط شاخص انجام می‌شود.

در این تحقیق، برای انطباق حجم تومور در تصاویر چندفازی سی‌تی‌اسکن، علاوه بر استخراج نقاط شاخص از سطح تومور، این نقاط از درون بافت آن و با کمک عملگر الگوی باینری محلی نیز انتخاب می‌شوند تا دقت انطباق دو تصویر بهبود یابد. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که نتایج روش پیشنهادی برای تعیین نقاط شاخص که روی الگوریتم‌های متعارف انطباق اجرا شده است، موجب بهبود نتیجه انطباق می‌شود. در ادامه مقاله، در بخش

۲ به مرور تحقیقات گذشته می‌پردازیم. بخش ۳ به معرفی الگوی محلی باینری و انواع آن می‌پردازد. روش پیشنهادی در بخش ۴ و نتایج در بخش ۵ ارائه شده‌اند. در بخش ۶، بررسی نتایج آزمایش‌ها و کارهای آینده بیان می‌شوند.

## ۲- مروری بر تحقیقات گذشته

بائو و همکاران، انطباق تصاویر چندفازی کبد را در دو مرحله انجام دادند [۲]: فاز اول شامل تهیه نقشه فاصله ژئودزیک<sup>۱۲</sup> و مرحله دوم، دفرماسیون بیومکانیکی می‌باشد. ابتدا ناحیه کبد و عروق را به کمک متخصص، بخش-بندی می‌کنند و با الگوریتم Marching Cube، مش سطحی کبد را برای تصویر ثابت (Mt) و متحرک (Ms) به حدود ۱۰ هزار سلول تقسیم می‌کنند. فاصله ژئودزیک بین دو رأس از یک مش، طول کوتاه‌ترین مسیر بین دو رأس از روی یال‌های مش می‌باشد. اگر کاربر متخصص، محل دو نقطه متناظر را روی مش ثابت و متحرک تعیین کند، با فرض این که فاصله سایر نقاط متناظر از این نقاط شاخص برابر باشد، یافتن نقاط شاخص جدید به کمک فاصله ژئودزیک آسان‌تر می‌شود. برای هر تصویر، یک نقشه فاصله ژئودزیک تعریف می‌شود که همان فاصله بین هر رأس تا نقطه شاخص می‌باشد. از این نقشه فاصله برای یافتن خودکار سایر نقاط متناظر استفاده می‌شود. برای هر نقطه PS از مش ثابت، تعدادی نقاط متناظر کاندید انتخاب می‌شوند که فاصله ژئودزیک آنها از نقطه شاخص به اندازه  $\epsilon$  تفاوت دارد. این نقاط کاندید، روی یک دایره ژئودزیک قرار دارند. اگر کاربر متخصص، چندین نقطه شاخص را مشخص کرده باشد، به ازای هر نقطه شاخص یک نقشه فاصله ژئودزیک و یک دایره ژئودزیک خواهیم داشت. محل اشتراک این دایره‌ها، محدود به چند نقطه است و کاندیدهای واقعی نقاط متناظر را تعیین خواهد کرد. از روی این نقاط و به کمک یک تابع هدف فاصله، نقاط متناظر روی هر دو مش به‌دست می‌آید. این مجموعه نقاط متناظر، میدان جابه‌جایی سطوح مش‌ها را محاسبه می‌کنند. برای هر مش، یک مدل حجمی مبتنی بر المان محدود<sup>۱۳</sup> ایجاد می‌شود و از روی جابه‌جایی سطوح مش و به کمک مدل المان محدود، مقدار جابه‌جایی نقاط داخلی کبد به‌دست می‌آید. در این الگوریتم، بین ۵ تا ۱۰ نقطه شاخص برای هر تصویر تعریف می‌شود. برای بررسی وابستگی نتیجه انطباق به کاربر، هشت کاربر متخصص انتخاب شدند و نتیجه نهایی کمتر از ۱۰ درصد تغییرات داشت که نشان می‌دهد این الگوریتم وابستگی چندانی به کاربر ندارد. همچنین، از الگوریتم ICP به‌عنوان یک روش مرجع برای مقایسه نتیجه روش پیشنهادی استفاده شده است.

ژانگ و همکاران با ارائه یک الگوریتم خودکار، اقدام به استخراج نقاط کلیدی از سطح کبد و نقاط داخلی آن کرده‌اند [۳]. در این تحقیق دو داده NC و PV روی یکدیگر منطبق می‌شوند. ویژگی‌ها به کمک الگوریتم GLCM استخراج شده‌است و از میان نقاط به‌دست‌آمده، نقاطی را انتخاب کرده‌اند که بیشترین اطلاعات را به کاربر ارائه می‌دهد. انتخاب نقاط کاندید به کمک الگوریتم SVM انجام می‌شود و نقاط کلیدی به‌دست‌آمده، توسط الگوریتم TPS<sup>۱۴</sup> برهم منطبق می‌شوند. پنج نقطه کلیدی به کمک متخصص رادیولوژی بر روی سطح کبد انتخاب می‌شوند و در هر ۲۵ میلی‌متر از داخل کبد یک نقطه کلیدی جدید افزوده می‌شود. روش پیشنهادی توانسته است خطای متوسط انطباق سطح کبد را از ۳/۸ به ۲/۸۷ میلی‌متر این کاهش

بافت به دست می‌آیند و انتظار می‌رود ارزیابی نتیجه انطباق تومورهای داخل کبد، نسبت به سایر روش‌ها بهتر خواهد بود.

### ۳- عملگر الگوی باینری محلی (LBP)

#### ۳-۱. عملگر LBP استاندارد

ابتدا اوجلا [۹] عملگر الگوهای باینری محلی<sup>۱۷</sup> را به شکل یک عملگر مربعی ۳×۳ مطرح کرد. عملگر استاندارد LBP برای هر پیکسل، به صورت یک پنجره ۳×۳ اجرا می‌شود. همان‌طور که در شکل ۱ دیده می‌شود مرکز پنجره روی پیکسل مورد نظر قرار می‌گیرد و شدت روشنایی این پیکسل با ۸ همسایه آن مقایسه می‌شود. در هر مقایسه اگر شدت سطح خاکستری پیکسل همسایه از مقدار سطح خاکستری پیکسل مرکزی بیشتر یا مساوی باشد با عدد یک جایگزین می‌شود و اگر کمتر باشد با عدد صفر جایگزین می‌شود.

1	0	0	1	2	4	1	0	0	16	2	3	5
128		0	128		8	1		0	14	6	3	5
0	32	16	64	32	16	0	1	1	1	8	12	8
(د)	(ج)	(ب)	(الف)									

شکل ۱. (الف) قرار دادن پنجره بر روی ماتریس تصویر. (ب) نتیجه مقایسه مقدار همسایه‌ها با مقدار پیکسل مرکزی. (ج) ماتریس ضرایب. (د) ضرب ماتریس ضرایب در ماتریس نتیجه مقایسه.

مقدار عملگر LBP برای این مثال به صورت  $LBP=1+16+32+128=177$  محاسبه می‌شود. در ادامه پیکسل مرکزی با جمع وزن‌دار دودویی پیکسل‌های همسایه جایگزین می‌شود و پنجره ۳×۳ به پیکسل بعدی، منتقل و برای هر پیکسل این مقدار محاسبه می‌شود. رابطه (۱) روش محاسبه الگوی دودویی محلی برای هر پیکسل را نشان می‌دهد.

$$LBP_p(x, y) = \sum_{p=0}^{p-1} S(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

در رابطه (۱)،  $S(\cdot)$  تابع علامت<sup>۱۸</sup>،  $g_p$  شدت روشنایی پیکسل همسایه  $p$  و  $g_c$  شدت روشنایی نقطه مرکزی است.

#### ۳-۲. عملگر LBP دایره‌ای

محدودیت عملگر LBP، کوچک بودن همسایگی ۳×۳ است چون نمی‌تواند ویژگی‌های عمده و برجسته را مشخص کند. بنابراین این عملگر با استفاده از سایزهای مختلف همسایگی گسترش پیدا کرد که این کار با استفاده از روش‌های همسایگی مدور و درون‌یابی دوسویه، انجام می‌شود و به این طریق ارزش پیکسل‌ها را می‌توان در هر شعاع و هر تعداد پیکسل دلخواه در همسایگی در نظر گرفت.

این عملگر به صورت همسایه‌های دایره‌ای با شعاع‌های مختلف است [۱۰] که با نماد  $LBP_{p,R}$  نمایش داده می‌شود که  $P$  تعداد همسایه‌های مورد نظر بر روی دایره‌ای به شعاع  $R$  است. اگر مختصات پیکسل مرکزی را  $(X_C, Y_C)$  در نظر بگیریم. در این صورت مختصات پیکسل‌های همسایه با روابط (۲) و (۳) بیان می‌شوند.

دهد. تعداد داده‌های آزمایشی در این الگوریتم ۱۵ مجموعه بوده است. در این تحقیق نیز به اهمیت وجود نقاط کلیدی در داخل کبد توجه ویژه شده است و به همین علت نقاط کلیدی انتخاب شده هم در سطح کبد قرار دارند و هم در داخل بافت واقع شده‌اند.

نیکلاس و همکاران برای بررسی وضعیت تومورها قبل و بعد از فرایند درمان، از انطباق تصاویر سی‌تی‌اسکن و دو استراتژی محلی و کلی برای این کار استفاده کرده‌اند [۴]. آن‌ها در ابتدا نقاط رئوس مش سطحی دو تصویر ثابت و متحرک را به دست آورده‌اند، سپس با استفاده از انطباق صلب، تغییرات اصلی دو تصویر را جبران کرده‌اند و تخمینی از نقاط متناظر به دست آورده‌اند. انطباق اولیه به کمک الگوریتم ICP انجام شده است. در الگوریتم ICP از بردار موقعیت هر رأس به عنوان بردار ویژگی در تعیین نقاط متناظر استفاده می‌شود. نیکلاس و همکاران، برای بهبود یافتن نقاط متناظر، علاوه بر موقعیت رئوس از راستای بردار نرمال نیز استفاده کرده‌اند و با اختصاص وزن بالاتر به راستای بردار نرمال رئوس، اهمیت بیشتری برای آن در نظر گرفته‌اند و مورد انطباق شبکه مش سطح کبد را انجام داده‌اند. در مرحله بعد، مدل حجمی کبد در دو تصویر با استفاده از مدل المان محدود FEM<sup>۱۵</sup> الاستیک خطی ایجاد شده است و موقعیت جدید رئوس مش سطحی پس از انطباق صلب، به عنوان شرایط مرزی در مدل FEM استفاده شده است. به کمک شرایط مرزی، مقدار جابه‌جایی غیرصلب در نقاط داخلی کبد محاسبه شده است. ارزیابی این روش به صورت کیفی و با مقایسه مرز تومور در تصویر متحرک قبل و بعد از انطباق با مرز تومور در تصویر ثابت انجام شده است.

رنگرز و همکاران، برای انطباق تصاویر چندفازی سی‌تی‌اسکن، از روش انطباق غیرصلب چندمقیاسی استفاده کرده‌اند. آن‌ها روش انطباق مبتنی بر شدت روشنایی و معیار اطلاعات متقابل<sup>۱۶</sup> را انتخاب کرده‌اند [۱۵].

هدف این تحقیق، انطباق تصاویر فازهای NC، ART و PV برهم است که در کاربرد استخراج ویژگی‌های مکانی و زمانی در تکنیک بازیابی تصاویر پزشکی مبتنی بر محتوی استفاده می‌شود. در تکنیک‌های بازیابی تصاویر، ویژگی‌هایی از ناحیه طبیعی و ضایعه استخراج می‌شود و به کمک آن نوع ضایعه تشخیص داده می‌شود [۶]. تحقیقات گذشته نشان داده است که استفاده از اطلاعات فازهای مختلف تصویربرداری می‌تواند دقت بازیابی را به مقدار قابل توجهی افزایش دهد. لازمه استفاده از داده‌های چندفازی، متناظر بودن نقاط با موقعیت مکانی مشابه است که به کمک انطباق این داده‌ها روی یکدیگر به دست می‌آید. انطباق به کار گرفته شده در این تحقیق از نوع غیرصلب است و به کمک نقاط شاخص انجام می‌شود. برخلاف تحقیقات قبلی، نقاط شاخص هم از سطح تومور و هم از درون بافت و با کمک عملگر الگوی باینری محلی انتخاب می‌شوند. از آنجایی که بافت تومور در سه مجموعه تصاویر، مربوط به فازهای زمانی مختلف می‌تواند جابه‌جایی قابل توجه داشته باشد، تصویر فاز ART به عنوان مرجع انتخاب می‌شود و تصاویر فازهای NC و PV روی آن منطبق می‌شوند. در تحقیقات مشابه، پس از انطباق نقاط مش سطحی تومور، جابه‌جایی نقاط داخلی با مدلسازی حجمی بافت و در نظر گرفتن جابه‌جایی اولیه به عنوان شرایط مرزی، بردار انتقال نقاط داخل بافت محاسبه می‌شود. در این تحقیق به کمک عملگر باینری محلی دو بعدی، به طور هم‌زمان نقاط شاخص برای سطح و داخل

### ۳-۴. الگوی دودویی محلی مستقل از چرخش

با چرخیدن یک تصویر در صفحه، تمام همسایه های پیکسل مرکزی، در یک جهت می چرخند و این چرخش باعث ایجاد مقادیر مختلفی از عملگر LBP خواهد شد. برای حذف اثر نامطلوب چرخش بر روی مقدار LBP توسعه جدیدی از LBP که مستقل از چرخش باشد معرفی شده است. به این صورت که ابتدا با  $p$  مرتبه تکرار کل کدهای دودویی که با این بیت ها می توان استخراج کرد را به دست آورده و بعد از آن کمترین مقدار دهدهی از الگوی دودویی انتخاب می شود و به عنوان برچسب به پیکسل مورد نظر داده می شود. به این ترتیب اثر چرخش از بین می رود.

عملگر LBP مستقل از چرخش با نماد  $LBP_{p,R}^{ri}$  نمایش داده می شود. این عملگر به صورت ریاضی در رابطه ۴ نمایش داده شده است.

$$LBP_{p,R}^{ri}(x, y) = \min \{ROR(LBP_{p,R}(x, y, i) | i \in [0, p-1])\} \quad (4)$$

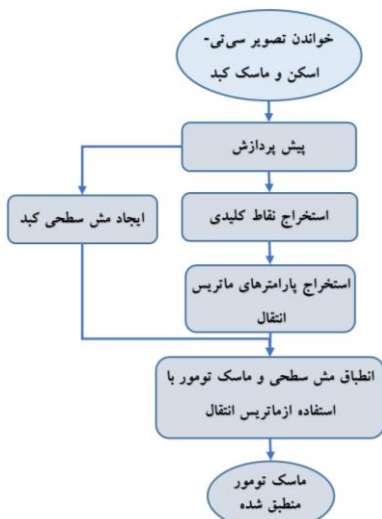
که در رابطه (۴) تابع ROR عدد دودویی  $x$  را به اندازه  $i$  بیت به سمت چپ شیفت چرخشی می دهد. این تابع به صورت رابطه (۵) ارائه می شود.

$$ROR(x, i) = \sum_{k=i}^{p-1} a_k 2^{k-i} + \sum_{k=0}^{i-1} a_k 2^{p-i+k} \quad (5)$$

### ۴- روش پیشنهادی

#### ۴-۱. فلوجارت روش پیشنهادی

فلوجارت روش پیشنهادی در شکل ۴ نشان داده شده است. ابتدا یک تصویر سی تی ورودی که شامل ناحیه شکم و ماسک تومور است خوانده می شود. سپس در مرحله پیش پردازش با قرار دادن ماسک روی تصویر، ناحیه خارج از تومور را حذف می کنیم. در الگوریتم های پردازش تصویر، بخش بندی بافت یکی از مراحل اولیه در انطباق محسوب می شود.



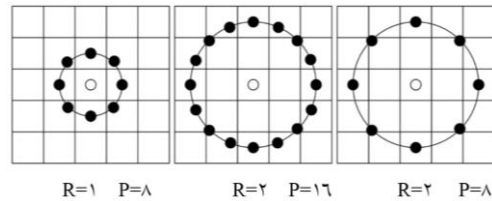
شکل ۴. فلوجارت روش پیشنهادی.

برای افزایش سرعت پردازش، ناحیه مطلوب تومور استخراج می شود تا اندازه تصویر را کاهش و سرعت اجرای الگوریتم را افزایش دهیم. در مرحله بعد، ویژگی های LBP از مقطع تومور در هر اسلایس تصویر CT استخراج

$$X_i = X_c + R \cdot \cos(2 \frac{\pi i}{p}) \quad (2)$$

$$Y_i = Y_c + R \cdot \cos(2 \frac{\pi i}{p}) \quad (3)$$

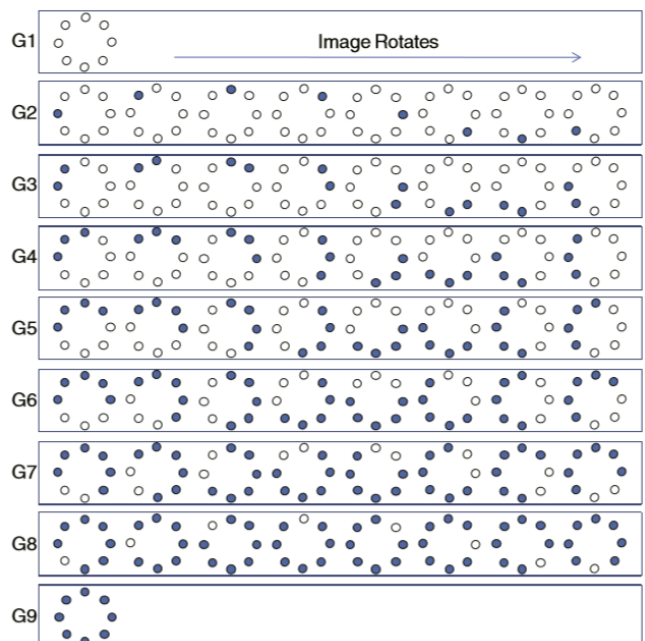
که  $i = 1, \dots, p$  است. در شکل ۲ مثالی از پیکسل های محاسبه شده با شعاع و تعداد همسایگی های مختلف دیده می شود.



شکل ۲. پیکسل های محاسبه شده با شعاع و تعداد همسایگی های مختلف.

### ۳-۳. الگوی دودویی محلی یکنواخت

عملگر LBP توسط الگوهای یکنواخت توسعه پیدا کرد [۱۱]. یک LBP وقتی یکنواخت است که شامل دو یا کمتر از دو بیت تغییر صفر به یک و بالعکس در کد دودویی آن باشد. برای مثال ۱۰۰۱۱۰۰۱، چهار گذار و ۱۱۰۱۰۱۰۱، شش گذار از صفر به یک یا یک به صفر دارند پس غیر یکنواخت هستند. در حالی که ۰۰۰۱۱۰۰۰، دو گذار و ۰۰۱۱۱۱۱۱، یک گذار دارند پس یکنواخت هستند. اگر الگوی دودویی شامل  $p$  بیت باشد  $p^{*2}$  الگو دارد که دارای  $(p-1)p+2$  الگوی یکنواخت است. بنابراین برای  $p=8$ ، تعداد الگوی یکنواخت ۵۸ عدد است. نماد الگوهای یکنواخت  $LBP_{p,R}^u$  است که زیر نویس آن همان شعاع و تعداد همسایگی است و بالانویس آن نیز نشان دهنده استفاده از الگوهای یکنواخت است. در شکل ۳ می توان الگوهای دودویی یکنواخت با ۸ همسایگی را دید. الگوی یکنواخت به دو دسته الگوهای چرخشی و غیر چرخشی تقسیم می شوند که خود دسته غیر چرخشی شامل دو الگوی نقطه ای و الگوی هموار است.



شکل ۳. انواع الگوی دودویی محلی یکنواخت در یک همسایگی ۸ تایی [۱۲].

پس از استخراج کبد، یکی دیگر از پیش‌پردازش‌های انجام‌شده این است که فاصله بین پیکسل‌ها را در تصاویر مرجع و شناور یکسان‌سازی کنیم. تا ابعاد دو تصویر کبد تقریباً یکسان شوند و اختلاف مقیاس بین دو تصویر در مراحل انطباق اولیه، قابل چشم‌پوشی باشد.

## ۲-۴. استخراج نقاط کلیدی

در این مرحله لازم است برخی نقاط به‌عنوان نقاط مشخصه انتخاب شوند که به‌عنوان نقاط موردنیاز برای انتخاب به‌دست می‌آیند. در این پژوهش به‌صورت نوآورانه با استفاده از LBP از تصاویر دوبعدی استخراج می‌شود که این نقاط شاخص در سطح و داخل حجم بافت تومور قرار دارند.

## ۴-۴. انطباق به کمک تکنیک ICP

پس از استخراج نقاطی با استفاده از عملگر دودویی یکنواخت مستقل از چرخش به‌عنوان ویژگی از تصاویر، انطباق تصویر با استفاده از این ویژگی‌ها انجام می‌شود. در این پژوهش از روش ICP یا همان نزدیک‌ترین نقطه تکراری برای انطباق تصاویر استفاده شده است [۱۳]؛ به این ترتیب که با استفاده از عملگر دودویی یکنواخت مستقل از چرخش نقاط شاخص از داخل تصاویر سه‌بعدی فازهای مختلف زمانی انتخاب شدند و با اعمال روش ICP، از دو ماتریس انتقال و چرخش به‌دست‌آمده برای انطباق سطح کبد یا همان سطوح مش‌بندی استفاده شده است.

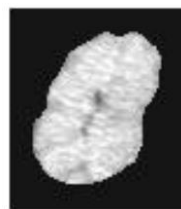
البته برای گرفتن نتیجه بهتر، این ماتریس‌های انتقال و چرخش دو مرتبه به مش‌های سطوح اعمال می‌شوند. ورودی الگوریتم ICP، دو مجموعه نقاط به‌عنوان نقاط ثابت و متحرک هستند. مراحل الگوریتم به شرح زیر می‌باشند: (۱) ابتدا یافتن تناظر بین نقاط هریک از این دو مجموعه با استفاده از معیار فاصله اقلیدسی انجام می‌شود. (۲) موقعیت مکانی این نقاط برای تخمین پارامترهای ماتریس انتقال به‌کار می‌روند و این پارامترهای ماتریس انتقال کلی افزوده می‌شود. (۳) نقاط متحرک با ماتریس انتقال به‌دست‌آمده، جابه‌جا می‌شوند. در ادامه، اجرای الگوریتم به مرحله (۱) (یافتن نقاط متناظر) بازمی‌گردد و این سه مرحله تا وقتی که میانگین فاصله بین نقاط از یک آستانه کمتر باشد یا تعداد تکرار الگوریتم از یک آستانه بیشتر شود، ادامه می‌یابد. در پایان اجرای الگوریتم، ماتریس انتقال کلی، به‌عنوان خروجی الگوریتم استفاده می‌شود. با انجام آزمایش، به این نتیجه رسیدیم که اگر ماتریس انتقال خروجی الگوریتم ICP را به نقاط متحرک اعمال کنیم و بار دیگر نقاط جدید را به همراه مجموعه نقاط ثابت به الگوریتم ICP ارائه دهیم، ماتریس انتقال به‌دست‌آمده با دقت بیشتری انطباق تصویر متحرک را انجام می‌دهد. با این کار در مرحله اعمال ICP به نقاط شاخص داخل تومور و استفاده از ماتریس‌های انتقال و چرخش انطباق داخلی برای انطباق سطوح، تأثیر تغییر شکل‌های داخلی تومور که ممکن بود نادیده گرفته شود بر سطح تومور آشکار می‌گردد و انطباق بر اساس تغییرات محلی داخل تومور نیز انجام می‌شود از طرفی با استفاده مجدد از ICP و انطباق دوباره سطوح پس از تأثیر گرفتن نقاط سطحی تومور از جابه‌جایی‌های داخلی انتظار می‌رود که انطباق سطوح نسبت به انطباق در حالت مجزا از نقاط داخلی بهتر صورت گیرد.

می‌شود که به‌عنوان نقاط شاخص در انطباق تصاویر فازهای مختلف استفاده می‌شوند. نقاط به‌دست‌آمده از هر اسلایس در یک ماتریس سه‌بعدی که با تصویر تومور هم‌اندازه است ذخیره می‌شوند بنابراین به‌جای تصویر سه‌بعدی تومور، یک حجم سه‌بعدی از نقاط شاخص در اختیار داریم و با فرض این که بین نقاط شاخص در تصاویر فازهای NC، ART و PV تناظر وجود دارد، از این نقاط در انطباق حجم تومورها استفاده می‌کنیم. برای مقایسه اثربخشی، استفاده از ویژگی‌های LBP به‌عنوان نقاط شاخص در روش پیشنهادی، به‌جای استفاده از رئوس مش سطحی، از سطح تصاویر سه‌بعدی ماسک تومورها، شبکه توری مثلثی یا همان مش را نیز استخراج می‌کنیم که در این پژوهش برای انطباق از روش ICP استفاده می‌کنیم. روند عادی برای استفاده از روش ICP انتخاب برخی نقاط مشخص است که در این پژوهش با یک رویکرد نوآورانه مشخصه‌ها استخراج می‌شوند. به این ترتیب که از ویژگی‌های LBP یا همان دودویی محلی به‌عنوان نقاط مشخص شده برای انطباق استفاده می‌کنیم. پس از استخراج نقاط مشخصه در مرحله بعد، از این نقاط برای انطباق استفاده می‌کنیم.

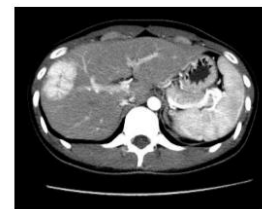
نوآوری دیگر که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته، این است که نقاط مشخصه فقط از سطح انتخاب نمی‌شود بلکه از داخل حجم نیز نقاط مشخصه انتخاب می‌شود و پس از اعمال ICP، از ماتریس انتقال و چرخش به‌دست‌آمده از این مرحله، در مرحله بعدی استفاده می‌کنیم و سطح کبد یا همان سطوح مش‌بندی را برهم منطبق می‌کنیم. در انتهای این مرحله، پس از اعمال ماتریس چرخش و انتقال، دوباره با روش ICP سطوح مش‌بندی شده برهم منطبق می‌شوند. سپس در مرحله انتهایی دو حجم تصاویر نیز با استفاده از ماتریس‌های انتقال و چرخش که در مراحل قبل به‌دست آمده بودند بر هم منطبق می‌شوند. با این تکنیک از میزان جابه‌جایی و چرخش نقاط داخل حجم تومور برای انطباق سطح تومور استفاده می‌شود از این رو انتظار می‌رود نسبت به حالتی که فقط از نقاط سطح برای انطباق استفاده می‌شود انطباق بهتر انجام شود.

## ۲-۴. پیش‌پردازش

در مرحله پیش‌پردازش پس از خوانده‌شدن تصویر سی‌تی ورودی که شامل ناحیه شکمی و ماسک کبد است در تصویر ماسک، واکنش‌های کبد و غیر کبد به‌ترتیب به‌عنوان یک و صفر برچسب می‌خورد. در واقع یک تصویر ماسک به‌عنوان یک ROI از کبد استفاده شده است. این کار باعث می‌شود که سایز تصویر ورودی تا حد زیادی کاهش یابد و الگوریتم سریع‌تر اجرا شود. در شکل ۵ یک نمونه از داده ورودی (داده ۲۰۳) و ROI آن دیده می‌شود.



(ب)



(الف)

شکل ۵. الف) تصویر داده ورودی. ب) ROI استخراج‌شده از داده ورودی.

## ۴-۵. انطباق حجم تومور

همان‌طور که در بخش قبلی بیان شد با اعمال الگوریتم ICP به نقاط شاخص استخراج‌شده، ماتریس‌های انتقال و چرخش به دست می‌آیند. در این مرحله علاوه بر انتقال مش‌های سطوح با استفاده از این ماتریس‌های انتقال و چرخش، حجم‌های تومور را نیز منتقل و بنابراین آن‌ها را برهم منطبق می‌کنیم. انطباق حجم‌های تومور با این روش، از یک طرف با استفاده از ماتریس‌های انتقال و چرخش مربوط به اعمال ICP به نقاط شاخص داخلی، که از عملگر دودویی یکنواخت مستقل از چرخش به دست آمده‌اند باعث در نظر گرفته شدن جابه‌جایی‌های داخلی تومور، در انطباق می‌شود و از طرف دیگر با استفاده از ماتریس‌های انتقال و چرخش مربوط به اعمال ICP به سطوح مش، دگردهی‌های کلی در نظر گرفته و باعث ایجاد انطباق بهتر و جامع‌تری برای حجم‌های تومور می‌شود و به‌طور کلی باعث کاهش مشکلات انطباق تصاویر فازهای زمانی متفاوت در بافت‌های نرمی چون کبد می‌شود زیرا به‌صورتی که پیش‌تر اشاره شد قسمت‌های داخلی این بافت‌ها به شدت تحت تأثیر ارگان‌های داخلی دیگر یا تنفس، دچار تغییر شکل می‌شوند.

## ۵- نتایج

### ۵-۱. مجموعه داده‌ها

تصاویر سی تی اسکن استفاده‌شده در این تحقیق متعلق به ۴۵ بیمار است که در سال‌های ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۵ در بیمارستان دانشکده پزشکی دانشگاه ژجیانگ چین جمع‌آوری شده‌اند و شامل مجموعه تصویر شکمی از ناحیه تومور است [۷ و ۸]. این داده‌ها مربوط به چهار دسته تومور و ضایعه کبدی می‌باشد که رادیولوژیست، نوع بیماری را تشخیص داده است. این چهار گروه عبارتند از: (۱) هفت داده دارای کیست (cyst)، (۲) یازده داده دارای ضایعه هیپرپلازی ندولار کانونی (FNH)، (۳) ده داده با عارضه کارسینوم هپاتوسلولار (HCC) و (۴) ۱۷ داده دارای همانژیوم (HEM). در مجموع تعداد این داده‌ها ۱۷ عدد است. ابعاد تصاویر ۸۶-۲۵×۵۱۲×۵۱۲ پیکسل با رزولوشن درون صفحه‌ای ۰/۵۸-۰/۶۸ میلی‌متر و رزولوشن بین صفحه‌ای ۷-۲ میلی‌متر می‌باشد. پردازش‌ها در رایانه شخصی با سیستم عامل Windows 64 بیتی، و پردازنده intel core-i7، فرکانس 3.58 GHZ و حافظه دینامیکی 8 GB در محیط MATLAB اجرا گردیده است.

### ۵-۲. معیارهای ارزیابی

برای بررسی کیفیت روش پیشنهادی در انطباق تصاویر و همچنین به‌منظور مقایسه آن با سایر روش‌های موجود از معیارهای هاسدورف، جاکارد و دایس استفاده شده است. این معیارها روی ماسک تصاویر تومورها اعمال می‌شود. معیار هاسدورف با رابطه (۶) بیان می‌شود [۱۴].

$$\text{Hausdorff Distance} = \text{Max} \left\{ \max_{a \in A} \left[ \min_{b \in B} d(a, b) \right], \max_{b \in B} \left[ \min_{a \in A} d(a, b) \right] \right\}. \quad (6)$$

در رابطه (۴-۱)،  $d(a, b) = \|a, b\|$  و این نشان‌دهنده فاصله اقلیدسی

بین مجموعه نقاط A و B می‌باشد.

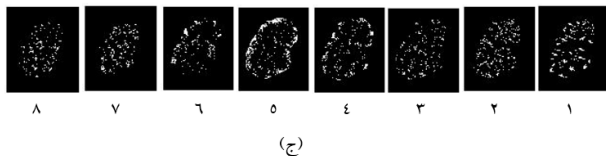
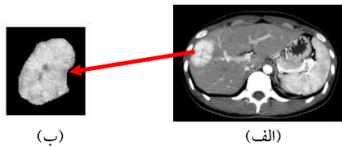
معیار دوم، معیار جاکارد است. این شاخص، معیاری است برای بررسی میزان شباهت دو مجموعه متناهی. اگر فرض کنیم A و B دو مجموعه باشند ضریب جاکارد برای این دو مجموعه به‌صورت رابطه (۷) بیان می‌شود.

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (7)$$

معیار سوم در نظر گرفته‌شده در این تحقیق، معیار دایس است. این معیار از رابطه (۸) به دست می‌آید [۱۵].

$$\text{Dice}(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (8)$$

در روابط (۷) و (۸)، A و B به ترتیب ناحیه مربوط به تصویر مرجع و تصویر متحرک است. مقدار این ضرایب عددی بین صفر و یک است و هرچه معیار دایس و جاکارد بیشتر باشند نشان‌دهنده عملکرد بهتر الگوریتم است. زمانی که بین دو تصویر تطابق کامل وجود دارد میزان آن‌ها برابر یک است.



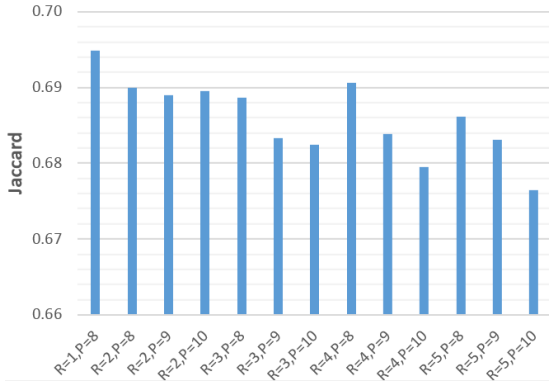
شکل ۶. نقاط ویژگی استخراج‌شده از هشت کلاس مختلف. (الف) تصویر ناحیه شکمی. (ب) تومور استخراج‌شده. (ج) نقاط ویژگی استخراج‌شده از کلاس‌های ۱ تا ۸. (د) نقاط ویژگی استخراج‌شده از ترکیب کلاس‌های ۵ و ۶.

### ۵-۳. انتخاب مقادیر پارامترهای الگوریتم

در این قسمت، نتایج مربوط به تنظیم پارامترهای الگوریتم ارائه می‌شود. پس از استفاده از الگوهای دودویی محلی یکنواخت که شامل ۹ کلاس است، با بررسی نقاط ویژگی استخراج‌شده ناشی از هر دسته به این نتیجه رسیدیم که در مورد برخی از داده‌ها، دسته ۹ ویژگی قابل قبولی را ارائه نمی‌دهد. از طرفی با نقاط شاخصی که با استفاده از دسته ۵ (۱۵، ۳۰، ۶۰، ۱۲۰، ۱۳۵، ۱۹۵، ۲۴۰، ۲۲۵) به دست می‌آیند پترن‌های فازهای مختلف بیشتر به هم شبیه هستند که این نتیجه برای یک داده در شکل ۶ نشان داده شده است. به همین منظور دسته ۹ که شامل عدد ۲۵۵ بود حذف شد و به‌جز استفاده از ۸ دسته اصلی باقی‌مانده از ترکیب هریک از این دسته‌ها با دسته ۵ نیز به عنوان دسته‌های جدید استفاده شد. اعداد مربوط به این ۹ دسته در جدول ۱ قرار دارد.



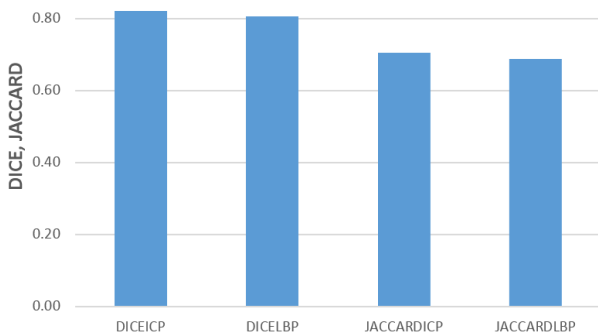
داده نشان داده شده است. برای اعتبارسنجی بیشتر روش پیشنهادی، آزمایش‌ها بر روی یک مجموعه داده مستقل نیز انجام شد و نشان داده شد که استفاده از روش پیشنهادی می‌تواند با دقت بیشتری انطباق را انجام دهد.



شکل ۹. میانگین معیار جاکارد نقاط ویژگی استخراج شده به ازای ۳، ۴، ۵. میانگین معیار جاکارد نقاط ویژگی استخراج شده به ازای ۳، ۴، ۵ و  $R = 1, 2, 3, 4, 5$  و  $P = 8, 9, 10$  برای همه داده‌ها.

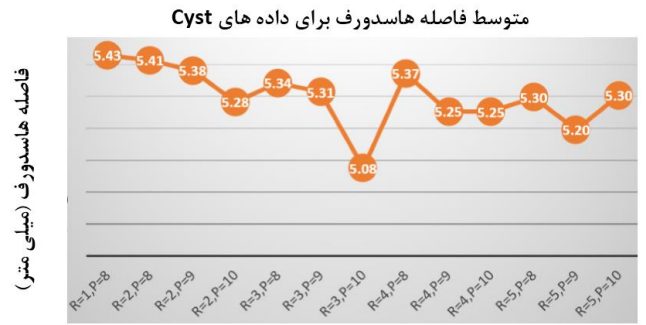
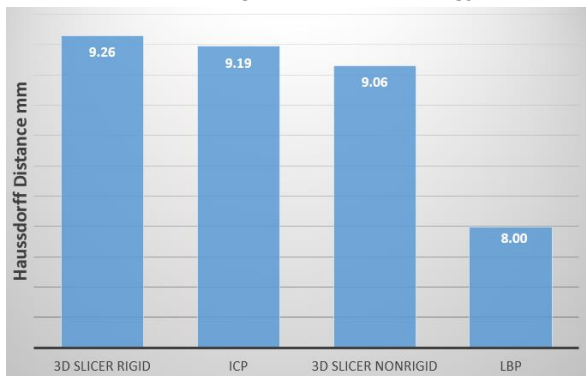
#### ۴-۵. مقایسه با سایر تحقیقات

در شکل ۱۰، نتایج میانگین معیار جاکارد و دایس روی ۴۵ داده برای روش معمول ICP و روش پیشنهادی با هم مقایسه شده‌اند. این نتایج نشان می‌دهد که تفاوت روش پیشنهادی با روش ICP (برای هر دو معیار دایس و جاکارد) ۱ درصد است.



شکل ۱۰. میانگین معیار دایس و جاکارد پس از انطباق با روش ICP (بدون نقاط شاخص داخل حجم تومور) و روش پیشنهادی برای ۴۵ داده.

در آزمایش بعدی، روش پیشنهادی با سه روش ۱- انطباق با استفاده از روش ICP و بدون استفاده از نقاط شاخص داخل حجم تومور، ۲- انطباق با استفاده از انطباق صلب و ۳- انطباق با استفاده از انطباق BSpline به کمک معیار فاصله هاسدورف مقایسه شده‌اند (شکل ۱۱).



مقدار شعاع (R) و تعداد همسایه‌ها (P) در الگوریتم LBP شکل ۷. تغییرات مقادیر میانگین فاصله هاسدورف به ازای ۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و  $R = 1, 2, 3, 4, 5$  و  $P = 8, 9, 10$  برای داده‌های دسته Cyst.

همان‌طور که پیش‌تر توضیح داده شد برای الگوی محلی دودویی می‌توان تعداد پیکسل‌های دلخواه (P) با شعاع همسایگی متنوع (R) نسبت به پیکسل مرکزی را انتخاب کرد. از آن‌جا که هیچ روش تحلیلی برای انتخاب بهترین R و P وجود ندارد در این تحقیق، مقادیر مناسب پارامترهای R و P از میان مجموعه زیر و با معیار میانگین فاصله هاسدورف انتخاب شدند:

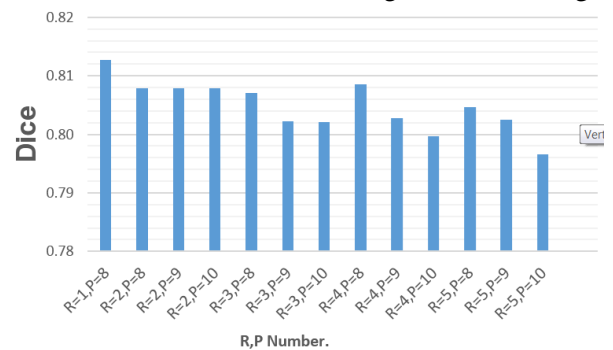
$$R, P = \{(1,8), (2,8), (2,9), (2,10), (3,8), (3,9), (3,10), (4,8), (4,9), (4,10), (5,8), (5,9), (5,10)\}$$

در مورد سایر داده‌ها، نتایج انتخاب پارامترها در جدول ۱ نشان داده شده است:

جدول ۱. مقادیر بهینه پارامترهای انطباق برای انواع مختلف تومور.

نوع تومور	شعاع اپراتور	تعداد همسایه‌ها	تعداد کلاس‌های RLBP
Cyst	۳	۱۰	۵
FNH	۲	۸	۵ و ۸
HCC	۲	۹	۳
HEM	۵	۱۰	۵

در داده‌های دسته Cyst، بهترین شعاع و همسایگی با  $R = 3$  و  $P = 10$  و کلاس ۵ به دست آمد (شکل ۷).



شکل ۸. میانگین معیار دایس نقاط ویژگی استخراج شده به ازای ۳، ۴، ۵ و  $R = 1, 2, 3, 4, 5$  و  $P = 8, 9, 10$  برای همه داده‌ها.

در آزمایشی دیگر، بدون در نظر گرفتن نوع بیماری، همه داده‌ها بررسی شدند تا بتوان یک کلاس بهینه و شعاع همسایگی و تعداد پیکسل همسایه مناسب انتخاب کرد. بهترین مقادیر پارامترها،  $R = 2$  و  $P = 9$  و  $Class = 5$  and هستند. در شکل‌های ۸ و ۹، میانگین معیار دایس و جاکارد برای ۴۵

۰/۷۶	۰/۹۴	۰/۹۷	۰/۷۹	۵ و ۹
------	------	------	------	-------

پس از انجام این آزمون، نتایج به دست آمده به صورت دو پارامتر H و P قابل تحلیل می‌باشد. مقدار H به صورت صفر یا یک به دست می‌آید که مقدار صفر آن نشان دهنده معنادار بودن مقایسه میانگین‌هاست و مقدار یک آن، ارزش نداشتن این مقایسه را نشان می‌دهد. اما برای بررسی میزان این اعتبار، پارامتر P را بررسی می‌کنند این پارامتر مقداری از صفر تا یک دارد که هر چه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد نشان می‌دهد فرض مقایسه میانگین‌ها اعتبار بیشتری دارد.

با انجام این آزمون بر روی نتایج این پروژه برای تمامی مقایسه‌ها مقدار H برابر صفر شد و مقدار P به صورت مقادیر جدول ۲ به دست آمد. در هر ۴ نوع بیماری، T-test به ۱۶ دسته اعداد مربوط به P و R منتخب اعمال و نتایج آن در ادامه آورده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود مقادیر به دست آمده برای P نشان می‌دهد فرض مقایسه میانگین‌ها تا حد خوبی معنادار است.

## ۶- بحث، بررسی و کارهای آینده

انطباق با روش پیشنهاد شده، انطباقی مبتنی بر نقاط مشخصه می‌باشد که به شکل نوآورانه‌ای از ویژگی‌های LBP به عنوان نقاط مشخصه انتخاب شده است. دلیل استفاده از ویژگی‌های LBP، انتخاب نقاط شاخص‌تر به عنوان ویژگی است. از طرف دیگر برای به دست آوردن دقت بیشتر و همچنین بالا بردن سرعت پردازش از یک ROI استفاده شده است.

پس از استخراج نقاط مشخصه در مرحله بعد، از این نقاط برای انطباق استفاده شد. پس از اعمال ICP، از ماتریس انتقال و چرخش به دست آمده از این مرحله در مرحله بعدی استفاده شد و سطح کبد یا همان سطوح مش بندی را برهم منطبق کردیم. با این تکنیک نقاط مشخصه فقط از سطح انتخاب نمی‌شود بلکه از داخل حجم نیز نقاط مشخصه انتخاب شدند و در انتهای این مرحله پس از اعمال ماتریس چرخش و انتقال، دوباره با روش ICP سطوح مش بندی شده برهم منطبق شدند. سپس در مرحله انتهایی، دو حجم تصاویر نیز با استفاده از ماتریس‌های انتقال و چرخش که در مراحل قبل به دست آمده بودند بر هم منطبق شدند. بنابراین می‌توان از میزان جابه‌جایی و چرخش نقاط داخل حجم تومور برای انطباق سطح تومور و همچنین انطباق حجم تومور استفاده کرد. میانگین نتایج روی ۱۰ داده از مجموعه انواع تومورها، برای معیار فاصله هاسدورف، برابر ۸ میلی‌متر است که بیانگر بهبود ۱/۱۹ میلی‌متر نسبت به روش ICP، بدون استفاده از نقاط شاخص داخل تومور است. میزان معیار فاصله هاسدورف برای روش ICP (بدون استفاده از نقاط شاخص داخل تومور)، روی ده داده، برابر ۹/۱۹ میلی‌متر است.

به منظور بررسی بیشتر روش ارائه شده، نتایج این روش با روش‌های انطباق صلب و BSpline مقایسه شد. میزان معیار فاصله هاسدورف این سه روش در شکل ۱۱ آورده شد. این بررسی نشان داد که میانگین فاصله هاسدورف روش پیشنهادی ۱/۲۶ میلی‌متر، مقدار فاصله هاسدورف روش انطباق صلب را بهبود می‌بخشد و همچنین ۱/۰۶ میلی‌متر مقدار فاصله هاسدورف روش انطباق BSpline را بهبود می‌دهد. میزان معیار فاصله

شکل ۱۱. میانگین معیار هاسدورف انطباق صلب و غیر صلب (B-spline)، روش ICP (بدون نقاط شاخص داخل حجم تومور) و روش پیشنهادی برای ۱۰ داده.

## ۵-۵. بررسی صحت نتایج با استفاده از T-test

در این تحقیق از T-test به عنوان آزمون آماری برای بررسی معنادار بودن مقایسه میانگین‌ها استفاده شده است. منظور از معنادار بودن آماری میانگین دو نمونه این است که آیا بهبود نتایج انطباق که پس از استفاده از نقاط شاخص مبتنی بر LBP به صورت تصادفی به دست آمده است یا در نتیجه در سایر آزمایش‌ها هم قابل حصول است. فرض کنید  $x_i$  متغیر تصادفی در حالت اول و  $y_i$  متغیر تصادفی در حالت دوم از نمونه نام باشد. آماره این آزمون مبتنی بر متغیر  $d_i$  است که از اختلاف زوج نتایج به دست می‌آید و با رابطه (۹) تعریف می‌شود.

$$T = \frac{\bar{d}}{s/\sqrt{n}} \quad (9)$$

$$d_i = x_i - y_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i. \quad (11)$$

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2. \quad (12)$$

جدول ۲. مقادیر P به دست آمده از T-test برای همه کلاس‌ها مربوط به دسته‌های ۳ = R و ۱۰ = P بیماری R.Cyst و ۲ = R و ۸ = P بیماری FNH، ۲ = R و ۹ = P بیماری HCC، ۵ = R و ۱۰ = P بیماری HEM.

	R=3, P=10	R=2, P=8	R=2, P=9	R=5, P=10
نقاط شاخص گروه	P-Cyst	P-FNH	P-HCC	P-HEM
۱	۰/۸۵	۰/۹۵	۰/۹۴	۰/۷۸
۲	۰/۸۶	۰/۹۲	۰/۹۷	۰/۸۳
۳	۰/۷۷	۰/۸۸	۰/۸۷	۰/۸۲
۴	۰/۷۹	۰/۸۹	۰/۸۸	۰/۸۶
۵	۰/۵۹	۰/۹۳	۰/۹۹	۰/۶۵
۶	۰/۷۲	۰/۸۹	۰/۹۴	۰/۹۱
۷	۰/۹۴	۱/۰۰	۰/۹۶	۰/۹۰
۸	۰/۶۱	۰/۹۶	۰/۸۰	۰/۹۸
۵ و ۱	۰/۷۵	۰/۸۴	۰/۹۴	۰/۹۳
۵ و ۲	۰/۹۴	۰/۸۷	۱/۰۰	۰/۷۸
۵ و ۳	۰/۹۹	۰/۸۶	۰/۹۸	۰/۹۶
۵ و ۴	۰/۸۳	۰/۹۶	۰/۹۵	۰/۷۹
۵ و ۶	۰/۶۸	۰/۹۷	۰/۹۲	۰/۸۷
۵ و ۷	۰/۸۵	۰/۸۶	۰/۹۵	۰/۷۹
۵ و ۸	۰/۸۷	۰/۷۷	۰/۹۶	۰/۹۰



همسایگی‌ها نسبت به روش ICP (بدون استفاده از نقاط شاخص داخل حجم تومور) بهبود داشته است. همچنین دسته چهارم به نام همانژیوم (HEM) شایع‌ترین تومور خوش‌خیم کبدی، بهترین نتایج را داشته است و میانگین بهبود در این دسته به ۰/۵۸ میلی‌متر می‌رسد.

در این پژوهش ۲ پارامتر قابل تنظیم مشاهده می‌شود که دو تای آن‌ها مربوط به انتخاب شعاع همسایگی (R) و تعداد نقطه موردنظر (P) در عملگر دودویی محلی یا همان LBP است و دیگری مربوط به میزان درصد فاصله‌ای است که می‌توان در استخراج نقاط شاخص در توسعه جدید LBP از مقدار شدت روشنایی هر پیکسل گرفته شود. نتایج مربوط به انتخاب R و P مناسب روی ۴۵ داده به دست آمد و مناسب‌ترین شعاع همسایگی مقدار ۲ انتخاب شد و بهترین تعداد نقاط انتخابی از همسایگی پیکسل مرکزی در شعاع همسایگی ۲، مقدار ۹ پیکسل انتخاب شد. البته اگر هر دسته از داده‌ها به تفکیک نوع بیماری بررسی شود می‌توان R و P بهتری پیشنهاد کرد که این مقادیر برای هر دسته بیماری در جدول ۴ آورده شده است.

با توجه به بهبود نتایج انطباق روش پیشنهادی نسبت به روش ICP که بر اثر دخالت دادن نقاط برجسته در حجم تصویر به دست آمده است، این روش را می‌توان برای انطباق انواع تصاویر پزشکی در مدالیته‌های مختلف به کار برد. همچنین، توسعه‌های جدیدی برای LBP وجود دارد که نتایج مقاومی در انتخاب نقاط برجسته به دست می‌آورد. بنابراین، به کارگیری این توسعه‌های جدید می‌تواند در بهبود نتیجه انطباق مؤثر باشد.

جدول ۴. مقادیر R و P بهینه پیشنهاد شده برای هر دسته بیماری.

نوع بیماری	CYST	FNH	HCC	HEM	همه داده‌ها
R و P	R=3, P=10	R=2, P=8	R=2, P=9	R=5, P=10	R=2, P=9

## ۷- منابع

- [۱] G. Brancatelli, R. L. Baron, M. S. Peterson, W. Marsh and C. T. Helical, "screening for HCC in patients with Cirrhosis: Frequency and causes of False-Positive interpretation," *AJR ISO:1007-1014*, 2003.
- [۲] Available: <http://www.cdc.gov/cancer/liver/images/liver-diagram-english.jpg>. Accessed on 2019, 1 January.
- [۳] M. H. Beers, A. J. Fletcher, T.V. Jones, and R. Porter, *The Merck Manual of Medical Information*, 2nd Home Edition. Merck & Co. Inc.: New Jersey, 2003.
- [۴] G. Niculescu, J. F. David, and J. Noshier. "Non-rigid registration of the liver in consecutive CT studies for assessment of tumor response to radiofrequency ablation." *In 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 856-859. IEEE, 2007.
- [۵] E. J. Rangraz, C. Walter, M. Geert, B. Kristof, M. D. Christophe, and J. Nuyts. "Multi-modal image analysis for semi-automatic segmentation of the total liver and liver arterial perfusion territories for radioembolization." *EJNMMI research*, vol. 9, no. 1, pp. 1-21, 2019.
- [۶] M. S. Mirasadi and A. H. Foruzan. "Content-based medical image retrieval of CT images of liver lesions using manifold learning." *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, vol. 8, no. 4, pp. 233-240, 2019.
- [۷] J. Wang, J. Li, X.-H. Han, L. Lin, H. Hu, Y. Xu, Q. Chen, Y. Iwamoto, Y.-W. Chen, Tensor-based sparse representations of multi-phase medical images for classification of focal liver lesions, *Pattern Recognit. Lett.* vol. 130, pp. 207-215, 2020.
- [۸] Y. Xu, L. Lin, H. Hu, D. Wang, W. Zhu, J. Wang, X.-H. Han, Y.-W. Chen, Texture-specific bag of visual words model and spatial

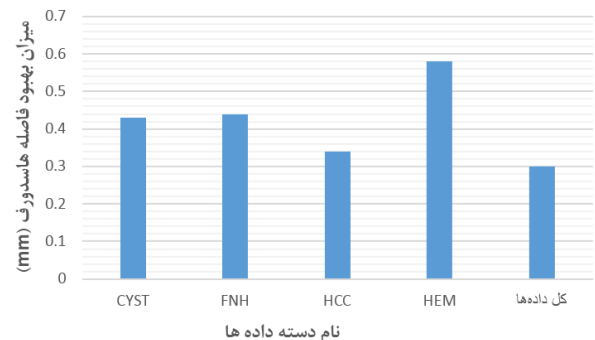
هاسدورف روش‌های انطباق صلب و BSpline روی ده داده به ترتیب برابر ۹/۲۶ و ۹/۰۶ میلی‌متر است.

پس از بررسی‌های انجام‌شده روی صحت عملکرد روش پیشنهادی و مقایسه آن با سه روش موجود، به منظور بررسی بیشتر صحت عملکرد این روش از نظر تکرارپذیری از ۴۵ داده بالینی استفاده شد که این داده‌ها نیز در ۴ دسته انواع بیماری طبقه‌بندی شدند. آنچه به طور کلی از پژوهش انجام‌شده به دست می‌آید میزان میانگین معیار فاصله هاسدورف، دایس و جاکارد برای ۴ دسته انواع بیماری به شرح جدول ۳ است.

جدول ۳. میانگین معیار فاصله هاسدورف، دایس، جاکارد روش پیشنهادی و معیار هاسدورف روش ICP (بدون نقاط شاخص داخل تومور)، برای ۴ نوع بیماری.

معیار هاسدورف ICP روش	معیار جاکارد	معیار دایس	معیار هاسدورف	نوع بیماری
5.51	0.77	0.87	5.08	CYST
8.40	0.66	0.79	7.96	FNH
10.74	0.70	0.82	10.40	HCC
8.26	0.67	0.80	7.68	HEM
8.42	0.69	0.81	8.12	کل داده‌ها

که بررسی این نتایج، میزان میانگین معیارهای فاصله هاسدورف، دایس و جاکارد را برای ۴۵ داده، به ترتیب ۸/۱۲ میلی‌متر و ۸۱ و ۶۹ درصد گزارش می‌کند. در شکل ۱۲ میزان بهبود معیار فاصله هاسدورف همه دسته‌ها و همچنین کل داده‌ها آورده شده است.



شکل ۱۲. بهبود میانگین فاصله هاسدورف همه دسته‌ها و همچنین کل داده‌ها.

برای کل داده‌ها میزان ۰/۳ میلی‌متر بهبود را نسبت به روش ICP (بدون استفاده از نقاط شاخص داخل حجم تومور) نشان می‌دهد. برای مثال در داده ۴۲۲ میزان بهبود ۲/۸۳ میلی‌متر است یا در داده ۲۰۵ میزان بهبود ۲/۲۷ میلی‌متر است. نکته حائز اهمیت در این موضوع این است که هر چند که میزان بهبود معیار فاصله هاسدورف در ۴۵ داده به اندازه ۱۰ داده بررسی شده اولیه نیست ولی این میزان بهبود در داده‌های دسته دوم و چهارم بیماری، بیشتر است و به طور میانگین میزان بهبود در دسته دوم بیماری به نام ضایعه هیپریپلازی ندولار کانونی (FNH)، 43/0 میلی‌متر است. اهمیت این موضوع به این علت است که این دسته از تومورها به علت شباهتی که از نظر بافت‌شناسی با بافت طبیعی کبد دارد در تمامی روش‌های تصویربرداری به عنوان ضایعه پنهان یاد می‌شود و تشخیص آن بسیار سخت است و در این دسته، بیشتر نتایج برای همه کلاس‌ها و کل شعاع همسایگی و تعداد پیکسل

- [۱۶] X. Qi, Xianbiao, L. Shen, G. Zhao, Q. Li, and M. Pietikäinen. "Globally rotation invariant multi-scale co-occurrence local binary pattern." *Image and Vision Computing*, vol. 43, pp. 16-26, 2015.
- [۱۷] P. J. Besl, and N. D. McKay. "Method for registration of 3-D shapes." In *Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures*, International Society for Optics and Photonics, vol. 1611, pp. 586-607, 1992.
- [۱۸] M-P. Dubuisson, and A. K. Jain. "A modified Hausdorff distance for object matching." In *Proceedings of 12th international conference on pattern recognition*, pp. 566-568. IEEE, 1994.
- [۱۹] L. R. Dice, "Measures of the amount of ecologic association between species." *Ecology*, vol. 26, no. 3, pp. 297-302, 1945.
- cone matching-based method for the retrieval of focal liver lesions using multiphase contrast-enhanced CT images, *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.* vol. 13, no. 1, pp. 151-164, 2018.
- [۲۰] T. Ojala, P. Matti, and D. Harwood. "A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions." *Pattern Recognition*. vol. 29, no. 1, pp. 51-59, 1996.
- [۲۱] T. Ojala, P. Matti, and T. Maenpaa. "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 24, no. 7, pp. 971- 987, 2002.
- [۲۲] T. Mäenpää, T. Ojala, M. Pietikäinen, and M. Soriano. "Robust texture classification by subsets of local binary patterns." In *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 3, no. 3-7, pp. 939-942. 2000.

<sup>10</sup> Local

<sup>11</sup> Corresponding Landmarks

<sup>12</sup> Geodesic Distance Map

<sup>13</sup> Finite Element

<sup>14</sup> Thin Plate Spline

<sup>15</sup> Finite Element Method

<sup>16</sup> Mututal Information

<sup>17</sup> Local Binary Pattern = LBP

<sup>18</sup> Sign function

<sup>1</sup> Contrast Media

<sup>2</sup> Non-Contrast

<sup>3</sup> Arterial=ART

<sup>4</sup> Portal-Vein=PV

<sup>5</sup> Delayed Phase

<sup>6</sup> Computer-Aided Diagnosis

<sup>7</sup> Medical Image Retrieival Systems

<sup>8</sup> Test image

<sup>9</sup> Global Registration