

طبقه‌بندی سلول‌های سرطانی پروستات با الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی با کرنل‌های مختلف از تصاویر تشدید مغناطیسی با وزن T2

محمدرضا عزیزیان^۱، مهناز اتحاد توکل^۲، سعید خان باباپور^۳، آذر برادران^۴، میلاد برادران^۵، احمد شائنی^۱

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: سرطان پروستات، یکی از شایع‌ترین انواع سرطان در ایران و جهان است. تصویربرداری از سرطان پروستات، با پیدایش تصویربرداری رزونانس مغناطیسی چند متغیری، بسیار پیشرفت کرده است. هدف از اجرای این مطالعه، تخمین حجم تومور پروستات با استفاده از نرم‌افزارهای کامپیوتری بود؛ چرا که تشخیص دقیق، به درمان اثربخش منجر می‌شود.

روش‌ها: با استفاده از یک دستور در نرم‌افزار Matlab، نواحی مورد نظر پیچیده به طور دقیق مشخص شدند. ضمن استفاده از ویژگی‌های هارالیک و روش تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی، پنج ویژگی مهم از میان ۱۷ ویژگی انتخاب شدند. سپس، از الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی برای طبقه‌بندی کردن بافت‌های غیر سرطانی از سرطانی استفاده شد. برای افزایش صحت طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبانی، از راهکارهای پیشنهاد شده استفاده شد: (۱) ویژگی جدید معرفی و استخراج شد، (۲) ویژگی‌ها نرمال‌سازی شدند، (۳) برای بهینه کردن اعتبارسنجی متقابل، K-fold از ۵ به ۱۰ تغییر یافت. به علاوه، ماشین بردار پشتیبانی، طبقه‌بندی را با استفاده از کرنل‌های گوسی، تابع پایه‌ای شعاعی و خطی انجام داد. اگر تومور در بیش از یک اسلایس شناسایی می‌شد، تمام ROI Region of interest (ROI) های مشخص شده در اسلایس‌های مختلف در استخراج ویژگی و تخمین حجم تومور در نظر گرفته می‌شدند. سطح تومور در هر اسلایس، با استفاده از نرم‌افزار Matlab محاسبه و سپس، حجم تومور تخمین زده می‌شد.

یافته‌ها: از میان ویژگی‌های هارالیک، کنتراست، همبستگی، همگنی، انرژی و آنتروپی، توانمندترین ویژگی‌ها در این مطالعه بودند که نتایج مطالعات قبلی در این زمینه را تأیید می‌کند. حساسیت طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبانی با کرنل گوسی ۰/۹۱۸۰ به دست آمد؛ در حالی که با کرنل‌های شعاعی و خطی، به ترتیب ۰/۷۰۹۷ و ۰/۸۵۷۱ به دست آمد. همچنین، ویژگی کرنل‌های گوسی، تابع پایه‌ای شعاعی و خطی به ترتیب ۰/۶۵۰۰، ۰/۸۳۰۵ و ۰/۷۰۶۹ بود. صحت با کرنل‌های گوسی و خطی برابر ۰/۷۸۵۱ به دست آمد که از صحت تابع پایه‌ای شعاعی بیشتر بود. استخراج ویژگی‌ها ی هارالیک از نواحی مورد نظر و کاهش ابعاد این ویژگی‌ها و در نهایت، مرحله‌ی طبقه‌بندی کمتر از یک دقیقه زمان می‌برد.

نتیجه‌گیری: روش پیشنهاد شده در این مطالعه، صحت تشخیص را افزایش می‌دهد و ضمن سرعت بیشتر، به راحتی قابل تکرار است.

واژگان کلیدی: پروستات؛ نوبلاسم؛ کامپیوتر؛ تخمین

ارجاع: عزیزیان محمدرضا، اتحاد توکل مهناز، خان باباپور سعید، برادران آذر، برادران میلاد، شائنی احمد. طبقه‌بندی سلول‌های سرطانی پروستات با الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی با کرنل‌های مختلف از تصاویر تشدید مغناطیسی با وزن T2. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۳۹۹؛ ۳۸ (۶۰۲): ۸۹۳-۸۹۹.

طور متوسط، از هر شش مرد یک نفر در طول زندگی خود به سرطان پروستات مبتلا می‌شود (۱). به تازگی، تصویربرداری از سرطان پروستات با پیدایش تصویربرداری رزونانس مغناطیسی چند پارامتری

مقدمه

سرطان پروستات، در حال حاضر شایع‌ترین سرطان در مردان و دومین علت مرگ و میر ناشی از سرطان در بین مردان ایالات متحده است. به

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران
 - ۲- استادیار، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران
 - ۳- رادیولوژیست، بخش رادیولوژی، مرکز درمانی عسگریه، اصفهان، ایران
 - ۴- استاد، گروه آسیب‌شناسی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران
 - ۵- استاد، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران
- نویسنده‌ی مسؤل: احمد شائنی؛ استاد، گروه فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

Email: shanei@med.mui.ac.ir

(ADC) مربوط به ۱۴۷ بیمار سرطان پروستات داشتند. آن‌ها دریافتند که از بین ویژگی‌های هارالیک پنج ویژگی انرژی، آنتروپی، همبستگی، هموزنتی و کنتراست برای تشخیص سرطان پروستات از بقیه مفیدتر هستند (۱۱). Gnep و همکاران نیز نشان دادند که ویژگی‌های هارالیک T2-w با عود بیوشیمیایی بعد از پروتودرماتی در سرطان پروستات مرتبط هستند (۱۲).

روش‌ها

این قسمت شامل ۱۰ مرحله می‌باشد که هر کدام به طور جداگانه توضیح داده شده است.

مرحله ۱- تهیه و جمع‌آوری تصاویر: این مطالعه، یک مطالعه‌ی گذشته‌نگر است. برای تهیه‌ی مجموعه‌ی تصاویر، مراجعه کنندگانی که به طور متوالی در طی دوره‌ی ۱۸ ماهه از فروردین ۱۳۹۷ تا شهریور ۱۳۹۸ در مرکز پاتولوژی دکتر برادران اصفهان بیوپسی شده و ابتلای آنان به این سرطان قطعی شده بود، به مرکز MRI بیمارستان عسکریه‌ی اصفهان معرفی شدند و تصاویرشان برای این مطالعه جمع‌آوری گردید. چنانچه بیماران تحت درمان قبلی سرطان پروستات از جمله عمل جراحی هورمون‌درمانی، پروتودرماتی یا سایر انواع درمان‌ها قرار بگیرند، از مطالعه خارج شدند. در این مطالعه، تصویربرداری با استفاده از دستگاه Siemens مدل Magnetom aera، با قدرت ۱/۵ تسلا انجام شد. متغیرهای مورد استفاده در تکنیک T2WI شامل $TR = 5700$ میلی‌ثانیه = Repetition time (TR)، $TE = 103$ میلی‌ثانیه = Echo time (TE)، $FOV = 180$ میلی‌متر = Field of view (FOV)، 5 میلی‌متر = Slice thickness = 0.65 میلی‌متر = Inter slice gap، $310 \times 320 = \text{Matrix acquired}$ و $26 \leq \text{Number of slices} \leq 20$ تعیین شد.

بدیهی است کسانی که پروتوهای فلزی مانند ضربان‌ساز قلبی، کلیپس، دربیچه‌ی مصنوعی قلب و یا هر گونه ترکش در بدن خود داشتند، به خاطر ایجاد آرتیفکت احتمالی از این مطالعه حذف شدند. در نهایت، ۱۰۱ تصویر MRI از بیماران جمع‌آوری شد. برای هر تصویر، یک ناحیه‌ی سرطانی از پروستات و یک ناحیه‌ی غیر سرطانی از پروستات بخش‌بندی گردید تا ویژگی‌های مورد نظر از هر کدام استخراج شوند.

مرحله ۲- انتخاب نوع تصویر و سکانس و تطبیق سکانس‌ها: در این مطالعه، رادیولوژیست با توجه به گزارش پاتولوژی به تصاویر MRI بیمار مراجعه کرده و محل تقریبی تومور را شناسایی می‌کند. چنانچه تومور در منطقه‌ی محیطی بود، ابتدا تومور را بر روی تصاویر سکانس Apparent diffusion coefficient (ADC) تشخیص داده شد و سپس، تصاویر تومور در سکانس T2W-MRI با تطبیق دادن

(Multi parametric-magnetic resonance imaging) یا Mp-MRI بسیار پیشرفت کرده است (۱). استفاده‌ی ترکیبی از اطلاعات آناتومیکی و کاربردی ارایه شده توسط روش چند پارامتری باعث افزایش صحت MRI در تشخیص و مرحله‌بندی سرطان پروستات می‌شود (۲-۳). وجود مجموعه‌ی داده‌های بزرگ و تغییر در سکانس‌های تصویربرداری و عوامل مختلفی نظیر تغییر و اختلاف در نظر مشاهده کنندگان و همچنین، پیچیدگی ضایعات سرطانی، می‌توانند در تشخیص و تجزیه و تحلیل داده‌های مختلف اثر بگذارند (۴، ۱). این عوامل، انگیزه‌ی لازم برای مطالعه بر روی روش‌های خودکار را در ما ایجاد می‌کند (۴). تشخیص به کمک کامپیوتر (Computer-aided Detection یا CAD) دقت تشخیص سرطان پروستات را بهبود می‌دهد و به کاهش تنوع و اختلاف در تفسیر بین پزشکان کمک می‌کند و همچنین، به راحتی قابل تکرار است (۴-۶). از آن جایی که Mp-MRI به طور بالقوه می‌تواند در شناسایی بیماری در درجه‌ی پایین کمک کند، به پزشکان این فرصت را می‌دهد که به جای این که بلافاصله برای درمان تهاجمی تصمیم بگیرند، از برنامه‌ی نظارت فعال (Active surveillance) استفاده کنند (۱).

ساختن سیستم CAD بر اساس Mp-MRI و نمره‌ی گلیسون می‌تواند نقش مهمی در پیش‌بینی و شناسایی بیمارانی که نظارت فعال برایشان مناسب است، داشته باشد که در نهایت، یک تصمیم‌گیری مناسب برای درمان را به همراه خواهد داشت (۱).

سیستم گلیسون، برای تعیین درجه‌ی سرطان پروستات، یکی از پرکاربردترین عوامل پیش‌بینی در سرطان پروستات است (۱). سیستم امتیازدهی نمره‌ی گلیسون، می‌تواند نشان دهنده‌ی تهاجمی بودن تومور باشد و حجم سرطان، نشان دهنده‌ی وسعت ضایعه است (۷). به تازگی، MRI نتایج امیدبخشی در اندازه‌گیری حجم تومور پروستات ارایه داده است (۸-۹). حجم تومور، ممکن است در ارزیابی خطر قبل از درمان و انتخاب درمان مناسب مفید باشد و جراح بتواند بازخورد مناسبی در مورد اندازه‌ی تومور داشته باشد.

استخراج ویژگی، نقش مهمی در این مطالعه دارد؛ چرا که در مطالعات قبلی نشان داده شده است که انتخاب ویژگی‌های مناسب برای طبقه‌بندی کردن از انتخاب خود طبقه‌بندی کننده مهم‌تر است. با استخراج ویژگی‌ها، مشخصه‌هایی به دست می‌آید که بر اساس آن‌ها، ناحیه‌ی مورد نظر به دو طبقه‌ی سرطانی و غیر سرطانی طبقه‌بندی می‌شود. ویژگی‌های هارالیک بر اساس یک روش ریاضی است که از تصویر، ویژگی‌هایی استخراج می‌شود که برای چشم انسان قابل درک نیست (۱۰). در این مطالعه، از ویژگی‌های هارالیک برای واکاوی تصاویر Mp-MRI پروستات استفاده شده است؛ چرا که پتانسیل طبقه‌بندی مطلوب را دارد. Wibmer و همکاران، مطالعه‌ای روی تصاویر Apparent diffusion coefficient و T2 weighted imaging (T2WI) را

انتخاب کند (۱۳). در این مطالعه، با استفاده از روش PCA، پنج ویژگی مهم از میان ۱۷ ویژگی انتخاب شدند.

مرحله ۷- طبقه‌بندی با یک الگوریتم یادگیری ماشین: در یادگیری ماشین، ماشین‌های بردار پشتیبان (Support vector machine یا SVM) مدل‌های یادگیری با نظارت هستند. در ابتدا، مجموعه‌ی داده‌های یادگیری که هر کدام به یکی از دو گروه برچسب شده‌اند، به الگوریتم SVM داده می‌شود و الگوریتم بر اساس آن‌ها، یک مدل می‌سازد که قادر است هر نمونه‌ی تستی را که به آن داده شود، به یکی از دو گروه اختصاص دهد. هدف SVM این است که یک الگوریتم را آموزش دهد که نمونه‌های مشاهده نشده‌ی جدید را بر اساس ویژگی‌های موجود در آن‌ها به یک دسته‌ی ویژه اختصاص دهد (۱۴).

در این مطالعه، ویژگی‌هایی با بعد کاهش یافته (در مرحله‌ی قبل)، استخراج شده از ROI تصاویر، داده‌های ورودی به الگوریتم طبقه‌بندی کننده محسوب می‌شوند. ۸۰ درصد داده‌ها (ویژگی‌های استخراج شده از ROI تصاویر با بعد کاهش یافته) به قسمت یادگیری (Learning) و ۲۰ درصد به قسمت آزمایش (Test) در کلاسیفایر SVM اختصاص یافت. این تقسیم‌بندی به صورت تصادفی صورت گرفت که طبقه‌بندی، جانب‌گیرانه نشود. در مرحله‌ی اول، داده‌های یادگیری با داشتن برچسب گروه خود به الگوریتم SVM داده شد تا الگوریتم آموزش دیده و مدل مناسب را بسازد. سپس، در مرحله‌ی بعد، داده‌های تست به الگوریتم داده شد تا گروه مربوط به آن داده‌ها را تعیین کند. قابل ذکر است به ویژگی‌های استخراج شده از ROI‌های مناطق سرطانی برچسب +۱ و به ویژگی‌های استخراج شده از ROI‌های مناطق غیر سرطانی برچسب -۱ داده شد (۱۵-۱۶).

مرحله ۸- محاسبه‌ی صحت طبقه‌بندی کننده: قابل ذکر است که صحت طبقه‌بندی کننده‌ی SVM با تقسیم تعداد نمونه‌های تست که برچسب تشخیصی و برچسب واقعی یکسان دارند، بر تعداد کل نمونه‌های تست، تعیین می‌شود.

مرحله ۹- افزایش صحت طبقه‌بندی کننده: با راهکارهای پیشنهادی، صحت طبقه‌بندی کننده‌ی SVM افزایش یافت. این راهکارها، عبارت از افزایش تعداد داده‌ها، افزایش تعداد ویژگی‌های انتخاب شده، انتقال ویژگی‌ها مانند تغییر مقیاس ویژگی از مقیاس اصلی به مقیاس بین صفر و یک یا نرمال‌سازی کردن، بهینه کردن یک اعتبارسنجی متقابل و استفاده از کرنل‌های مختلف بودند.

در مورد راهکار ۱، متأسفانه دسترسی به داده‌های بیشتر نبود. در مورد راهکار دوم، از مطالعات گذشته دریافتیم که اگر در یک فضای ویژگی، صحت طبقه‌بندی کننده مطلوب نباشد، ممکن است ویژگی‌ها با یکدیگر هم‌پوشانی داشته باشند. از این رو، نیاز است که ویژگی‌های جدیدی تعریف و استخراج گردد. از طرفی، در مطالعات گذشته، نشان داده شده

مختصات اصلی تومور بر روی آن، به دست آمد. برای تومورهای منطقه‌ی انتقالی یا منطقه‌ی مرکزی، به طور مستقیم تصویر T2W-MRI در نظر گرفته شد. البته، باید توجه داشت که بیوپسی تنها می‌تواند آسیب‌شناسی داخل پروستات را نشان دهد و بنابراین، تعیین محل دقیق تومور و ترسیم مرزهای آن به صورت دستی در Mp-MRI توسط رادیولوژیست انجام شد.

مرحله ۳- پیش پردازش تصاویر: هدف از پیش پردازش، نرمال‌سازی تصویر MR است که با تغییر شدت روشنایی پیکسل‌های آن تصویر همراه است؛ یعنی انتقال به بازه‌ای که در آن همه‌ی تصاویر مورد مطالعه، دارای توزیع شدت روشنایی یکسانی باشند (۱).

مرحله ۴- مشخص کردن ناحیه‌ی مورد نظر (Region of interest یا ROI): تمام تصاویر MR، توسط یک رادیولوژیست با ۱۰ سال تجربه در تصاویر MRI شکم و لگن، تفسیر و نواحی سرطانی شناسایی شد. سپس، با استفاده از دستور Free hand در نرم‌افزار Matlab روی تصاویر ROI مشخص گردید. اگر تومور در بیش از یک اسلایس شناسایی می‌شد، تمام ROI‌های مشخص شده در اسلایس‌های مختلف در استخراج ویژگی و تخمین حجم تومور در نظر گرفته می‌شدند. قابل ذکر است که ویژگی‌ها هم از نواحی سرطانی و هم از نواحی غیر سرطانی استخراج شدند؛ به عبارتی، یک ROI مربوط به ناحیه‌ی سرطانی و یک ROI مربوط به ناحیه‌ی غیر سرطانی در یک تصویر انتخاب شده بود. تعداد کل ROI‌ها، ۲۰۲ عدد بود که ROI ۱۰۱ از مناطق سرطانی و ROI ۱۰۱ از مناطق غیر سرطانی تصاویر بود.

مرحله ۵- استخراج ویژگی: در این مطالعه، از پنج ویژگی هارالیک که عبارت از انرژی، آنروپی، همبستگی، همگنی و کنتراست هستند، استفاده شد. ویژگی‌های انرژی، همبستگی، هموژنی و کنتراست در زوایای ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه محاسبه شدند که در مجموع، ۱۶ ویژگی به دست آمد که با ویژگی آنروپی در نهایت ۱۷ ویژگی برای هر ROI مشخص شده محاسبه گردید.

مرحله ۶- کاهش بعد فضای ویژگی با روش تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی (Principle component analysis یا PCA): انتخاب ویژگی‌ها در زمینه‌های مختلف علوم کامپیوتر برای مثال در بنیایی کامپیوتر، شناسایی الگو و یادگیری ماشین کاربرد گسترده‌ای دارد. مهم‌ترین راه انتخاب ویژگی، کاهش ابعاد مجموعه‌ی ویژگی‌ها است. این روش مزایایی دارد نظیر این که باعث می‌شود که محاسبات کلی اجرای کارآمدتری داشته باشد، حافظه‌ی ذخیره‌سازی کاهش یابد و زمان محاسبات کم شود و همچنین، صحت روش افزایش یابد. روش تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی (PCA)، دارای پتانسیل انتخاب ویژگی است و قادر است که تعدادی از ویژگی‌های مهم را از بین همه

جایی که ما با تعداد داده‌های محدود روبه‌رو بودیم، از الگوریتم ماشینی بردار پشتیبان که از مدل‌های یادگیری با نظارت است، برای طبقه‌بندی کردن بافت‌های غیر سرطانی از سرطانی استفاده شد. در این مطالعه، برای افزایش صحت طبقه‌بندی کننده‌ی SVM، راهکارهای پیشنهادی صورت گرفت: (۱) ویژگی جدید معرفی و استخراج شد، (۲) تمام ویژگی‌ها طبیعی‌سازی شدند، (۳) برای بهینه کردن اعتبارسنجی متقابل، K-fold از ۵ به ۱۰ تغییر یافت.

در این مطالعه، کنتراست، همبستگی، همگنی، انرژی و آنتروپی از توانمندترین ویژگی‌ها بودند که نتایج مطالعات قبلی در این زمینه را تأیید می‌کند. حساسیت طبقه‌بندی کننده‌ی ماشینی بردار پشتیبانی با کرنل گوسی 0.9180 به دست آمد؛ در حالی که با کرنل‌های شعاعی و خطی، به ترتیب 0.7097 و 0.8571 به دست آمد. از طرف دیگر، ویژگی کرنل‌های گوسی، تابع پایه‌ای شعاعی و خطی به ترتیب 0.6500 ، 0.8305 و 0.7069 بود. صحت با کرنل‌های گوسی و خطی برابر 0.7851 به دست آمد که از صحت تابع پایه‌ای شعاعی بیشتر بود. استخراج ویژگی‌های هارالیک از نواحی مورد نظر و کاهش ابعاد این ویژگی‌ها و در نهایت، مرحله‌ی طبقه‌بندی کمتر از یک دقیقه زمان می‌برد که نشانگر سریع بودن روش پیشنهادی است. همچنین، این روش به راحتی قابل تکرار است (جدول ۱).

جدول ۱. ویژگی استخراج شده از ناحیه‌ی مورد نظر (Region on interest) یا

ROI بیمار سرطانی ۷۰ ساله با نمره‌ی گلیسون ۹ (Gleason ۴ + ۵) و

مرحله‌ی ۳ (T3b N0 MX) مربوط به تصویر MRI شکل ۱

مقادیر	ویژگی استخراج شده از ناحیه‌ی مورد نظر
0.171296	Contrast 0 degree
0.286231884	Contrast 45 degree
0.229142186	Contrast 90 degree
0.269323671	Contrast 135 degree
0.832491043	Correlation 0 degree
0.714060644	Correlation 45 degree
0.773342724	Correlation 90 degree
0.731398142	Correlation 135 degree
0.281879608	Energy 0 degree
0.230687997	Energy 45 degree
0.255344856	Energy 90 degree
0.247715186	Energy 135 degree
0.923611111	Homogeneity 0 degree
0.8681562	Homogeneity 45 degree
0.89829612	Homogeneity 90 degree
0.88305153	Homogeneity 135 degree
0.35285729	Entropy

است که آنتروپی در T2WI یکی از مهم‌ترین ویژگی‌ها برای تمایز بافت سرطانی و غیر سرطانی در پروستات است. بنابراین، تصمیم گرفته شد که ویژگی آنتروپی نیز به مجموع این ویژگی‌ها اضافه شود تا صحت کار بهبود یابد. بنابراین، تعداد ویژگی‌ها به ۱۷ ویژگی رسید.

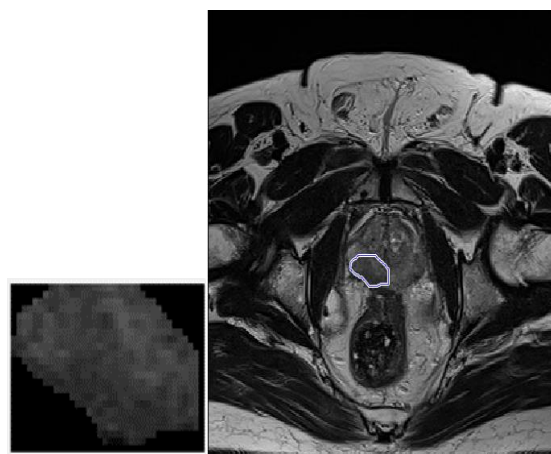
راهکار سوم نیز انجام و تمام ویژگی‌ها طبیعی‌سازی شدند.

در مورد اعتبارسنجی متقابل نیز K-fold از ۵ به ۱۰ تغییر یافت.

مرحله‌ی ۱۰ - محاسبه‌ی حجم تومور: در این قسمت، سطح تومور با استفاده از نرم‌افزار Matlab در اسلایس مربوط محاسبه شد و سپس، حجم تومور در هر اسلایس با ضرب مساحت تومور در آن اسلایس در ضخامت هر اسلایس به دست آمد و حجم کلی تومور با جمع کردن حجم تومور بر روی تمام اسلایس‌ها محاسبه شد.

یافته‌ها

یک نمونه از تصاویر T2W با نواحی مورد نظر ROI مشخص شده بر اساس دستور Free hand در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. تصویر MR پروستات یک بیمار سرطانی ۷۰ ساله با نمره‌ی گلیسون ۹ (Gleason ۴ + ۵) و مرحله‌ی ۳ (T3b N0 MX)

(الف) تصویر T2-W و شناسایی ناحیه‌ی توموری (Region on interest) یا ROI بر اساس دستور Free hand در نرم‌افزار Matlab (ب) تصویر ROI

در این مطالعه، دستور Free hand به کار گرفته شده قابلیت مشخص کردن دقیق نواحی ROI را داشت؛ به عبارتی، نواحی با پیچیده‌ترین مرزها به طور دقیق مشخص شدند. همچنین، ویژگی‌های هارالیک که از ویژگی‌های قدرتمند پردازش تصویر هستند، در این مطالعه کارآمد بودند. به علاوه، با استفاده از الگوریتم PCA پنج ویژگی مهم از میان ۱۷ ویژگی انتخاب شد که باعث کاهش حافظه‌ی ذخیره‌سازی و کم شدن زمان محاسبات و افزایش صحت گردید. از آن

گلیسون بالاتر، تمایل به رشد و گسترش بالاتری نسبت به تومورهای با نمره‌ی پایین‌تر دارند. Donati و همکاران، در مطالعه‌ی در مورد این که «آیا حجم تومور حاصل از نقشه‌های ضریب انتشار ظاهری (ADC) و مقدار ADC میانگین تومور (ADCmean) پیش‌بینی‌کننده‌های مستقلی از نمره‌ی گلیسون تومور پروستات (GS) هستند؟» تحقیق کردند. آن‌ها نتیجه گرفتند که در بیماران مبتلا به سرطان پروستات، ADCmean یک پیش‌بینی‌کننده‌ی مستقل از تهاجمی بودن تومور است، اما در مورد VolumeADC چنین نیست (۲۱). Morgan و همکاران، در مطالعه‌ی مشاهده کردند که در سرطان درجه‌ی بالا، حجم تومور مهم‌ترین عامل پاتولوژیکی پیش‌بینی خروجی پروستاتکتومی رادیکال است (۲۲). May و همکاران، حجم تومور مطلق و نسبی (نسبت مطلق حجم تومور به حجم غده) را در ۵۲۸ نمونه‌ی پروستاتکتومی شده به طور بصری تخمین زدند. میانگین پی‌گیری بعد از عمل برای ۴۹ ماه و همچنین، توانایی هر دو متغیر برای پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفت. آن‌ها پی بردند که حجم نسبی بیش از ۲۵ درصد به طور مستقل می‌تواند عود بیوشیمیایی در اثر پیشرفت آنتی‌ژن اختصاصی پروستات بعد از جراحی را پیش‌بینی کند و همچنین، وقتی حجم تومور مطلق بیش از ۱۰ سانتی‌متر مکعب باشد تا ۲۸ درصد افزایش می‌یابد (۱۷). Morgan و همکاران، در مطالعه‌ی نتیجه گرفتند که حجم تومور در ۳۴ درصد مردان بعد از دو سال نظارت فعال، با اندازه‌گیری افزایش قابل توجهی همراه بوده است (۲۲). تغییرات در ADC ممکن است برای شناسایی تومورها با رشد قابل اندازه‌گیری، استفاده شود.

نتیجه‌گیری

داشتن مقدار تخمینی حجم تومور برای پیش‌بینی سرطان پروستات بسیار ارزشمند است. پژوهشگران این مطالعه را با مقایسه و ارزیابی همبستگی حجم تومور با نمره‌ی گلیسون بیوپسی در آینده ادامه خواهند داد.

تشکر و قدردانی

این مقاله، حاصل پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد رشته‌ی فیزیک پزشکی به شماره‌ی طرح ۳۹۸۵۸۵ مصوب در دانشگاه علوم پزشکی اصفهان می‌باشد. منابع مالی و اعتباری طرح توسط معاونت پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی اصفهان تأمین شده است. از حمایت‌های مدیریت و پرسنل مرکز پاتولوژی دکتر برادران اصفهان سپاسگزار می‌گردم.

قابل ذکر است که صحت طبقه‌بندی‌کننده‌ی SVM با تقسیم تعداد نمونه‌های تست که برچسب تشخیصی و برچسب واقعی یکسان دارند، بر تعداد کل نمونه‌های تست، تعیین می‌شود (۱۷). نتایج پس از اعمال راهکارهای مختلف در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲. نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ی Support vector machine (SVM) با

کرنل‌های گوسی، تابع پایه‌ای شعاعی و خطی

SVM-Gaussian	SVM-RBF	SVM-Linear	
۰/۹۱۸۰	۰/۷۰۹۷	۰/۸۵۷۱	Sensitivity
۰/۶۵۰۰	۰/۸۳۰۵	۰/۷۰۶۹	Specificity
۰/۷۸۵۱	۰/۷۶۸۶	۰/۷۸۵۱	Accuracy

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، صحت طبقه‌بندی‌کننده‌ی SVM با کرنل‌های گوسی و خطی برابر ۰/۷۸۵۱ است که از صحت تابع پایه‌ای شعاعی بیشتر است.

بحث



نشانه‌های زیستی مختلف نظیر نمره‌ی گلیسون، مرحله‌ی تومور و وضعیت حاشیه‌ی جراحی با حجم تومور همبستگی دارند. در مطالعات دیگر نیز نشان داده شده است که حجم تومور در هر دو سکانس T2-W، ضریب پخش ظاهری و نمره‌ی گلیسون، متغیرهایی هستند که با عود بیوشیمیایی بیماری بعد از پرتودرمانی همبستگی دارند. بنابراین، تخمین دقیق حجم تومور برای درمان مناسب، اساسی و پرکاربرد است. به طور معمول، این کار به صورت بصری صورت می‌گیرد که می‌تواند دچار خطا شود و به علاوه، زمان‌بر است. در این مطالعه، تخمین کامپیوتری حجم تومور انجام گرفت که باعث افزایش دقت تشخیص و کاهش اختلاف نظر در تفسیر بین ناظران و پزشکان می‌شود. در ضمن، سریع و به راحتی قابل تکرار است. ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از قدرتمندترین طبقه‌بندی‌کننده‌ها در یادگیری ماشین است که وقتی یک مجموعه داده توسط دو کلاس در فضای بعد بالا تعریف شود، مورد استفاده قرار می‌گیرد. از این الگوریتم، برای مطالعات گسترده‌ای برای طبقه‌بندی کردن مانند طبقه‌بندی نمره‌ی گلیسون، داده‌های بیان ژن و ردیابی سرطان به کار می‌رود (۲۰-۱۸).

حجم تومور، مهم‌ترین عامل پیش‌بینی‌کننده برای عود سرطان پروستات پس از پروستاتکتومی رادیکال است. سیستم رتبه‌بندی گلیسون برای تعیین مرحله‌ی سرطان پروستات، یکی از پرکاربردترین عوامل پیش‌بینی‌کننده است. تومورهای با نمره‌ی

References

- Liu L, Tian Z, Zhang Z, Fei B. Computer-aided detection of prostate cancer with MRI: Technology and applications. *Acad Radiol* 2016; 23(8): 1024-46.
- Puech P, Rouviere O, Renard-Penna R, Villers A, Devos P, Colombel M, et al. Prostate cancer diagnosis: Multiparametric MR-targeted biopsy with cognitive and transrectal US-MR fusion guidance versus systematic biopsy--prospective multicenter study. *Radiology* 2013; 268(2): 461-9.
- Lawrence EM, Tang SY, Barrett T, Koo B, Goldman DA, Warren AY, et al. Prostate cancer: performance characteristics of combined T(2)W and DW-MRI scoring in the setting of template transperineal re-biopsy using MR-TRUS fusion. *Eur Radiol* 2014; 24(7): 1497-505.
- Artan Y, Haider MA, Langer DL, van der Kwast TH, Evans AJ, Yang Y, et al. Prostate cancer localization with multispectral MRI using cost-sensitive support vector machines and conditional random fields. *IEEE Trans Image Process* 2010; 19(9): 2444-55.
- Hambrock T, Vos PC, Hulsbergen-van de Kaa CA, Barentsz JO, Huisman HJ. Prostate cancer: Computer-aided diagnosis with multiparametric 3-T MR imaging--effect on observer performance. *Radiology* 2013; 266(2): 521-30.
- Vos PC, Barentsz JO, Karssemeijer N, Huisman HJ. Automatic computer-aided detection of prostate cancer based on multiparametric magnetic resonance image analysis. *Phys Med Biol* 2012; 57(6): 1527-42.
- Palisaar RJ, Graefen M, Karakiewicz PI, Hammerer PG, Huland E, Haese A, et al. Assessment of clinical and pathologic characteristics predisposing to disease recurrence following radical prostatectomy in men with pathologically organ-confined prostate cancer. *Eur Urol* 2002; 41(2): 155-61.
- Villers A, Puech P, Mouton D, Leroy X, Ballereau C, Lemaitre L. Dynamic contrast enhanced, pelvic phased array magnetic resonance imaging of localized prostate cancer for predicting tumor volume: Correlation with radical prostatectomy findings. *J Urol* 2006; 176(6 Pt 1): 2432-7.
- Lemaitre L, Puech P, Poncelet E, Bouye S, Leroy X, Biserte J, et al. Dynamic contrast-enhanced MRI of anterior prostate cancer: Morphometric assessment and correlation with radical prostatectomy findings. *Eur Radiol* 2009; 19(2): 470-80.
- Haralick RM. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE* 1979; 67(5): 786-804.
- Wibmer A, Hricak H, Gondo T, Matsumoto K, Veeraraghavan H, Fehr D, et al. Haralick texture analysis of prostate MRI: Utility for differentiating non-cancerous prostate from prostate cancer and differentiating prostate cancers with different Gleason scores. *Eur Radiol* 2015; 25(10): 2840-50.
- Gnep K, Fargeas A, Gutierrez-Carvajal RE, Commandeur F, Mathieu R, Ospina JD, et al. Haralick textural features on T2-weighted MRI are associated with biochemical recurrence following radiotherapy for peripheral zone prostate cancer. *J Magn Reson Imaging* 2017; 45(1): 103-17.
- Smith LI. A Tutorial on Principal Components Analysis (Computer Science Technical Report No. OUCS-2002-12) [Online]. [cited 2002]; Available from: URL: <http://hdl.handle.net/10523/7534>
- Citak-Er F, Vural M, Acar O, Esen T, Onay A, Ozturk-Isik E. Final Gleason score prediction using discriminant analysis and support vector machine based on preoperative multiparametric MR imaging of prostate cancer at 3T. *Biomed Res Int* 2014; 2014: 690787.
- Jayachandran A, Dhanasekaran R. multi class brain tumor classification of MRI images using hybrid structure descriptor and Fuzzy logic based RBF kernel SVM. *Iran J Fuzzy Syst* 2017; 14(3): 41-54.
- Litjens G, Debats O, Barentsz J, Karssemeijer N, Huisman H. Computer-aided detection of prostate cancer in MRI. *IEEE Trans Med Imaging* 2014; 33(5): 1083-92.
- May M, Siegsmond M, Hammermann F, Loy V, Gunia S. Visual estimation of the tumor volume in prostate cancer: a useful means for predicting biochemical-free survival after radical prostatectomy? *Prostate Cancer Prostatic Dis* 2007; 10(1): 66-71.
- Vanitha CDA, Devaraj D, Venkatesulu M. Gene expression data classification using support vector machine and mutual information-based gene selection. *Procedia Comput Sci* 2015; 47: 13-21.
- Chang CY, Hu HY, Tsai YS. Prostate cancer detection in dynamic MRIs. *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing, DSP 2015*; 2015 Jul 21-24; Singapore.
- Li J, Weng Z, Xu H, Zhang Z, Miao H, Chen W, et al. Support Vector Machines (SVM) classification of prostate cancer Gleason score in central gland using multiparametric magnetic resonance images: A cross-validated study. *Eur J Radiol* 2018; 98: 61-7.
- Donati OF, Afaq A, Vargas HA, Mazaheri Y, Zheng J, Moskowitz CS, et al. Prostate MRI: evaluating tumor volume and apparent diffusion coefficient as surrogate biomarkers for predicting tumor Gleason score. *Clin Cancer Res* 2014; 20(14): 3705-11.
- Morgan VA, Parker C, MacDonald A, Thomas K, deSouza NM. Monitoring tumor volume in patients with prostate cancer undergoing active surveillance: Is MRI apparent diffusion coefficient indicative of tumor growth? *AJR Am J Roentgenol* 2017; 209(3): 620-8.

Classification of Prostate Cancerous Tissues by Support Vector Machine Algorithm with Different Kernels from T2-Weighted Magnetic Resonance Images

Mohammadreza Azizian¹, Mahnaz Etehadtavakol², Saeed Khanbabapour³, Azar Baradaran⁴,
Milad Baradaran², Ahmad Shanei⁵

Original Article

Abstract

Background: Prostate cancer is one of the most prevalent cancer types in Iran and worldwide. Prostate cancer imaging had been promoted using magnetic resonance imaging (MRI). The aim of present study was to estimate prostate tumors volume by a computerized approach.

Methods: By using a Matlab command, the regions of interest were precisely identified. The Haralick features were applied. In addition, using the principal component analysis algorithm, five important features were selected among 17 features. Then, a support vector machine classifier was applied to classify cancerous and normal tissues. To increase the accuracy of the machine vector classifier, the proposed solutions were applied: 1) a new feature was introduced and extracted, 2) all features were normalized, 3) to optimize mutual validation, k-fold changed from 5 to 10. In addition, the support vector machine classifier was implemented by using the Gaussian kernel, radial basis function, and linear kernel. If the tumor was identified in more than one slice, all identified regions of interest (ROIs) in different slices were considered in the feature extractions and tumor volume estimation processes.

Findings: Among the Haralick features, contrast, correlation, homogeneity, energy, and entropy were the most powerful features in this study that confirmed the findings of previous studies. The sensitivity of the classifier was obtained 0.9180 using Gaussian kernel, while with radial basis function and linear kernels obtained 0.7097 and 0.8571, respectively. In addition, the specificity of Gaussian, radial basis function, and linear kernels were obtained 0.6500, 0.8305, and 0.7069, respectively. The accuracy with Gaussian and linear kernels was obtained 0.7851 which was greater than with the radial basis function. The feature extraction of the regions of interest, feature reduction, and classification steps took less than one minute which indicated the proposed algorithm was fast. It was also repeatable.

Conclusion: The proposed computerized estimation of prostate tumors volume can increase the accuracy of the diagnosis. It is quick and simply repeatable.

Keywords: Prostate, Neoplasms, Computers, Estimation techniques

Citation: Azizian M, Etehadtavakol M, Khanbabapour S, Baradaran A, Baradaran M, Shanei A. **Classification of Prostate Cancerous Tissues by Support Vector Machine Algorithm with Different Kernels from T2-Weighted Magnetic Resonance Images.** J Isfahan Med Sch 2021; 38(602): 893-9.

1- MSc Student, Department of Medical Physics, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2- Assistant Professor, Department of Medical Physics, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

3- Radiologist, Department of Radiology, Asgariyeh Hospital, Isfahan, Iran

4- Professor, Department of Pathology, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

5- Professor, Department of Medical Physics, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

Corresponding Author: Ahmad Shanei, Professor, Department of Medical Physics, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran; Email: shanei@med.mui.ac.ir