مجله دانشکده پزشکی دانشگاه علوم پزشکی مشهد
سال ۶۱، شماره ۵
آذر-دی ۹۷، صفحه ۱۱۷۸-۱۱۸۷

www.mums.ac.ir
Medical Journal of Mashhad University of Medical Sciences
Vol. 61, No.5 P: **1178-1187**
Now- Jun 2018-2019

مقاله اصلی

استفاده از شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق در تشخیص درجه بدخیمی سرطان پروستات و تشخیص سرطان سینه

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۳/۱۳- تاریخ پذیرش:۹۷/۰۸/۱۵

صابر فولادی[۱]
حسن فرسی[۲]
سجاد محمد زاده[۳*]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران
۲- استاد، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران
۳- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

* دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران
تلفن:
Email: s.mohamadzadeh@birjand.ac.ir

خلاصه

مقدمه

در سال‌های اخیر علاقه به پژوهش در زمینه به‌کارگیری الگوریتم‌های هوشمند در تشخیص و طبقه-بندی بیماری‌ها به ویژه سرطان، به شدت افزایش یافته است. طبقه‌بندی تومور یک کار مهم در تشخیص پزشکی محسوب می‌شود. روش‌های محاسبات نرم‌افزاری به دلیل عملکرد طبقه‌بندی آنها در تشخیص بیماری‌های پزشکی اهمیت زیادی دارند. تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پزشکی یک کار چالش برانگیز است.

روش کار

برای تشخیص درجه بدخیمی سرطان پروستات و خوش‌خیم یا بدخیم بودن سرطان سینه از طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی عمیق به کمک فریمورک تنسورفلو و بهره‌گیری از کتابخانه کراس استفاده شده است. در مرحله آموزش، تصاویر آموزشی به همراه کلاس خروجی آن برای شبکه در نظر گرفته می-شود. حین آموزش وزن‌های فیلتر در هر تکرار به‌روز می‌شوند. به‌نحویکه بعد از چندین تکرار وزن‌های بهینه به‌روز می‌شوند و شبکه آموزش می‌بیند تا بهترین ویژگی را از تصاویر استخراج کند.

نتایج

روش پیشنهادی در این تحقیق که بر پایه شبکه های عصبی عمیق است، با توجه به استخراج ویژگی های موثرتر و دقیق تر، دقت تشخیص ۹۵/۸۳ ٪و ۹۹/۵ ٪به ترتیب در سرطان سینه و سرطان پروستات را فراهم می آورد که نسبت به روش های موجود باعث افزایش بیش از ۷٪ در دقت تشخیص گردیده است.

نتیجه‌گیری

سرطان یکی از شایع‌ترین بیماری‌های پیش‌رونده در جهان است. سرطان در سلول‌ها آغاز می‌شود که پایه‌های ساختمانی اولیه هستند که بافت را تشکیل می‌دهند. یکی از چالش‌های موجود در تکنیک‌های تشخیص تصاویر پزشکی، مشکل در تجزیه و تحلیل بافت‌های متراکم است. با توجه به اینکه تشخیص توسط انسان زمان‌بر و دارای احتمال خطای بیشتری است، محققان در تلاش بوده‌اند تا با الگوریتم‌های مختلف تشخیص را به صورت اتوماتیک انجام دهند.

کلمات کلیدی

یادگیری عمیق، سرطان پروستات، سرطان سینه، استخراج ویژگی.

پی نوشت: این مطالعه فاقد تضاد منافع می باشد.

مقدمه

در سال‌های اخیر علاقه به پژوهش در زمینه به‌کارگیری الگوریتم‌های هوشمند در تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌ها به ویژه سرطان، به شدت افزایش یافته است. طبقه‌بندی تومور یک کار مهم در تشخیص پزشکی محسوب می‌شود. روش‌های محاسبات نرم‌افزاری به دلیل عملکرد طبقه‌بندی آنها در تشخیص بیماری-های پزشکی اهمیت زیادی دارند. تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پزشکی یک کار چالش برانگیز است. الگوریتم‌های یادگیری عمیق، مخصوصا شبکه‌های کانولوشن به سرعت در حال تبدیل به یک روش برای تحلیل تصاویر پزشکی است. یادگیری عمیق یکی از زیر شاخه‌های یادگیری ماشین است که هدف آن یادگرفتن چکیده‌ای سطح بالا از داده‌ها با استفاده از معماری‌های سلسله مراتبی بوده و یک رویکرد درحال ظهور است که به طور گسترده در حوزه هوش مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد (۱).

پروستات یکی از علل اصلی مرگ و میر ناشی از سرطان در میان مردان است. مطالعات (۲) نشان می‌دهد سرطان پروستات دومین عامل مرگ مرتبط با سرطان می‌باشد. بنابراین درمان و پیشگیری از بدخیم شدن این سرطان از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. درمان موفق این سرطان مستلزم تشخیص زود هنگام آن است که برای این منظور، بررسی پاتولوژی از نمونه‌ی بافت لازم است (۳).

نوع بدخیمی سرطان پروستات با مشاهده میکروسکوپی بافت به نحوی که بافت توسط تکنیک H&E[1] لکه گذاری شده باشد انجام می‌شود. مرسوم‌ترین روش طبقه‌بندی تصاویر پروستات روش Gleason Grade است که در دهه ۷۰ میلادی پایه گذاری شده است (۵-۴). طبق این روش سرطان پروستات به پنج درجه از ۱ تا ۵ تقسیم می‌شود. به‌نحوی که با افزایش درجه، وخامت سرطان نیز افزایش می‌یابد. پاتولوژیست-ها با نمونه‌برداری از بافت و استفاده از تکنیک H&E می‌توانند درجه بدخیمی سرطان را بر پایه روش Gleason تعیین کنند. اما از آنجایی که مشاهده توسط انسان زمان بر و احتمال اشتباه در آن قابل توجه است. پژوهشگران سعی در ابداع روش‌هایی به منظور تشخیص و درجه‌بندی اتوماتیک سرطان داشته‌اند. این روش‌ها معمولا با استخراج ویژگی از تصاویر، به طبقه‌بندی آنها می‌پردازد و از الگوریتم‌های کامپیوتری به منظور تشخیص استفاده می‌شود.

شکل ۱. دیاگرام روش Gleason Grade (۳)

سرطان یک چالش مهم در سلامت عمومی برای دنیای امروز است. طبق گزارش IARC[2] (آژانس بین‌المللی تحقیقات سرطان) و WHO[3] (سازمان بهداشت جهانی) ۸/۲ میلیون مرگ ناشی از سرطان در سال ۲۰۱۲ ثبت شده است و انتظار می‌رود پیش از سال ۲۰۳۰، ۲۷ میلیون مورد جدید از این بیماری را شاهد باشیم (۶). طی تحقیقاتی در سال ۲۰۱۶ حدود ۲۴۶۶۶۰ زن مبتلا به سرطان سینه شناسایی شده است (۷). تشخیص به موقع خوش‌خیم یا بدخیم بودن سرطان سینه (حداکثر ۵ سال پس از اولین تقسیم سلول سرطانی) شانس زنده ماندن بیمار را از ۵۶ درصد به ۸۶ درصد افزایش می‌دهد (۸). بنابراین وجود یک سیستم دقیق و مطمئن برای تشخیص به‌موقع سرطان سینه ضروری به نظر می‌رسد. جزئیات ویژگی‌های سرطان، در حجم بالای نمونه‌های سرطانی روند تشخیص را برای پزشکان مشکل

[1] Hematoxylin & Eosin

[2] Inter National Agency for Research on Cancer

[3] World Health Organization

ساخته است، بنابراین روش تحلیل داده کمک بسیار مفیدی برای پزشکان در تشخیص سرطان خواهد بود. به طور خاص سرطان سینه یکی از رایج‌ترین نوع سرطان در میان زنان است که مرگ و میر آن در مقایسه با انواع دیگر سرطان‌ها بسیار بالا است. تشخیص سرطان سینه می‌تواند با روش‌های تصویربرداری مختلفی مانند ماموگرافی، ترموگرافی و تصویربرداری رزونانس مغناطیسی انجام شود (۹).

در این مقاله به تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر ماموگرافی سرطان سینه و تصاویر پاتولوژی سرطان پروستات می‌پردازیم که در آن داده‌ها مستقیما به‌عنوان بخشی از فرایند یادگیری شبکه عصبی عمیق کنترل می‌شود. ساختار این مقاله به شرح زیر است:

بخش اول مقدمه و مفهوم یادگیری عمیق را شامل می‌شود بخش دوم مدل و روش پیشنهادی را معرفی می‌کند، بخش سوم یافته‌های پژوهش را مورد بحث قرار می‌دهد، بخش چهارم تجربیات نویسندگان پژوهش و تحقیقات گذشته را بیان می‌کند و سرانجام در بخش پنجم با نتیجه‌گیری این کار به پایان می‌رسد.

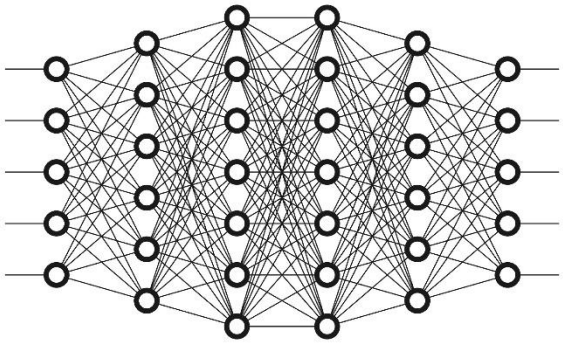
شبکه عصبی کانولوشن عمیق

شبکه عصبی کانولوشن[1] (CNN) یکی از مهم‌ترین روش‌های یادگیری عمیق است که لایه‌های متعدد در آن به شیوه‌ای جدید آموزش می‌بینند. این شبکه‌ها نوعی از شبکه عصبی چند لایه بوده که برای داده‌های دوبعدی مانند تصویر طراحی شده است. بخش‌های مختلف تصویر به عنوان ورودی به لایه‌های شبکه عصبی که به صورت سلسله مراتبی می‌باشد، اعمال می‌شود و در هر لایه با اعمال فیلترهای دیجیتال ویژگی‌های مناسبی از تصویر استخراج می‌شود (۱۰). لایه‌های کانولوشن با استفاده از کرنل‌های مختلف ویژگی‌های مختلف تصویر را کانوالو می‌کنند. عملیات کانوالو سه ویژگی مهم دارد که شامل ۱.مکانیزم اشتراک گذاری وزن‌ها در همان ویژگی که تعداد پارامترها را کاهش می‌دهد. ۲.اتصال یادگیری محلی ۳. تغییر ناپذیری با توجه به موقعیت جسم می‌باشد. با توجه به مزایای معرفی شده توسط عملیات کانوالو، برخی از مقالات پژوهشی شناخته شده آن را به عنوان جایگزینی برای لایه‌های کاملا متصل به منظور سرعت بخشیدن به فرایند یادگیری استفاده می‌کنند.

به طور کلی شبکه عصبی کانولوشن از سه لایه کانولوشن، ادغام و لایه تماما متصل تشکیل می‌شود (۱). معماری شبکه عصبی کانولوشن از چندین لایه کانولوشن برخوردار است که این لایه‌ها تصویر ورودی را با فیلترهایی که ضرایب آن قابل آموزش است، کانوالو میکند، این فیلترها روی تصویر حرکت داده می‌شوند در این حالت عمق فیلتر با عمق عکس برابر است. هر فیلتر مجزا یک صفحه از ویژگی را ایجاد می‌کند که متعاقب آن استفاده از n فیلتر n صفحه ویژگی را در اختیار ما قرار می‌دهد. هر فیلتر وزن‌هایی دارد که آنها را w می‌نامیم که همانند ضرایب فیلترها قابل آموزش می‌باشد و در طول آموزش، شبکه پی در پی بروز می‌شود و خروجی که از عمل کانوالو حاصل گردیده با یک عدد که به عنوان عدد بایاس در نظر می‌گیریم جمع می‌شود و در صفحه ویژگی ذخیره می‌گردد.

لایه ادغام معمولا به‌دنبال لایه کانوالو مورد استفاده قرار می‌گیرد که می‌تواند برای کاهش ابعاد ویژگی‌ها و پارامترهای شبکه مورد استفاده قرار گیرد. همانند لایه کانوالو لایه‌های ادغام نیز از پیکسل‌های مجاور برای محاسبه استفاده می‌کنند. استراتژی متفاوتی برای ادغام کردن وجود دارد ولی متداول‌ترین روش استفاده از ادغام ماکزیمم است. در روش ادغام ماکزیمم بلوک‌هایی با اندازه ۲×۲در نظر گرفته می‌شود و با حرکت دادن این بلوک‌ها بر روی تصویر از بین ۴ پیکسل مقدار ماکزیمم آن‌ها انتخاب شده و به لایه بعدی انتقال می‌یابد با این کار تعداد صفحات ویژگی که در دسترس است ثابت مانده اما اندازه صفحات ویژگی کاهش پیدا می‌کند. بنابراین در مرحله آخر از لایه‌های تماما متصل استفاده می‌کنیم که این لایه‌ها عملا صفحه ویژگی دوبعدی را به یک بردار یک بعدی تبدیل می‌کند. این لایه ۹۰ درصد از پارامترهای شبکه عصبی کانولوشن را شامل می‌شود. در شکل (۲) ساختار شبکه عصبی عمیق نشان داده شده است.

[1] Convotional Neural Network



شکل ۲. شبکه عصبی عمیق (۱۱)

یادگیری عمیق

یادگیری عمیق، تشخیص الگو و یادگیری ماشین را متحول ساخته که این عمل مربوط به تخصیص اعتبار در سیستم‌های وفقی با زنجیرهای طولانی می‌باشد. اصطلاح یادگیری عمیق اولین بار به ماشین یادگیری دکارت و شبکه‌های عصبی مصنوعی اطلاق شد. پس از آن بیشتر یادگیرنده‌های عمیق در زمینه شبکه‌های عصبی مصنوعی در بین مردم از محبوبیت ویژه-ای برخوردار شدند (۱۲). در یادگیری، ویژگی‌های غیر خطی چندین لایه استخراج می‌شود و به یک دسته‌بندی کننده اعمال شده و آن هم این ویژگی‌ها را با هم ترکیب می‌کند تا بتواند یک پیش‌بینی انجام دهد. یکی از مواردی که ما را به استفاده از تعداد لایه‌های بیشتر در یادگیری عمیق ترغیب می‌کند استفاده از تعداد لایه‌های بیشتر بمنظور استخراج ویژگی‌های بیشتر می‌باشد.

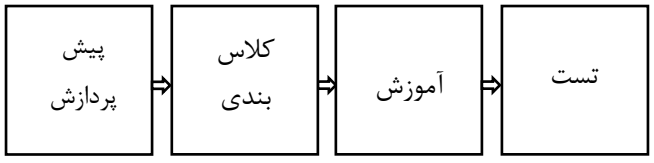
روش کار در یادگیری عمیق عملا از مغز انسان و نحوه کار قسمت پردازش‌گر بینایی مغز است که نورون‌های مربوط به سلسله مراتب اولیه که اطلاعات دریافت می‌کنند حساس می-باشد و در ادامه خروجی‌ها در یک سلسله مراتب دیگر به ساختارهای پیچیده‌تری حساس می‌باشند. به طور کلی یادگیری عمیق در این نوع شبکه‌ها وابستگی زمانی را هم با خود دربر دارد، همانطور که در شبکه‌های عصبی، ورودی شبکه از ورودی قبلی تاثیر می‌پذیرد و تقریبا یک حافظه در یک شبکه عصبی ایجاد می‌شود. بنابراین یادگیری عمیق در یادگیری ویژگی‌های سلسله مراتبی غیر خطی عمیق خلاصه نمی‌شود بلکه می‌توان از آن در یادگیری وابستگی‌های زمانی غیر خطی طولانی در داده‌های ترتیبی هم استفاده کرد. طبقه‌بندی روش-های یادگیری عمیق به چهار دسته تقسیم می‌شود که عبارتند از:

۱. روش‌های بر پایه شبکه عصبی عمیق
۲. روش‌های بر پایه RBM [1]
۳. روش‌های بر پایه اتوانکدرها
۴. روش‌های بر پایه کدینگ تُنُک

روش کار

در این پژوهش مطالعات بر روی تصاویر پاتولوژی پروستات و تصاویر ماموگرافی سرطان سینه انجام شده است. برای تشخیص درجه بدخیمی سرطان پروستات و خوش‌خیم یا بدخیم بودن سرطان سینه از طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی عمیق به کمک فریمورک تنسورفلو و بهره‌گیری از کتابخانه کراس استفاده شده است.

در این مقاله استفاده از معماری خاصی از شبکه‌های عصبی عمیق پیشنهاد شده است. به‌طوریکه از دو لایه کانولوشن و یک لایه تماما متصل استفاده می‌کنیم. یکی از مشکلات استفاده از الگوریتم‌های عمیق، وجود تعداد زیادی پارامتر قابل آموزش است که مستلزم پایگاه داده‌ی زیاد می‌باشد. به دلیل اینکه در زمینه پزشکی، تصاویر در دسترس، محدود است در این مقاله سعی شده است با تعداد تصاویر محدود و طراحی معماری سازگار با این محدودیت و افزایش سرعت در روند آموزش و تست به پاسخی مناسب در این زمینه دست یافته شود. مراحل روش پیشنهادی در این مقاله شامل ۱) پیش‌پردازش ۲) کلاس‌بندی ۳) آموزش ۴) تست می‌باشد که بلوک دیاگرام آن در شکل (۳) نمایش داده شده است.



شکل ۳. مراحل روش پیشنهادی

برای ایجاد یک مدل ارزیابی بهتر، پیش از شروع مطالعه اطلاعات مربوط به سرطان، دقیقا از گزارش‌های بالینی استخراج

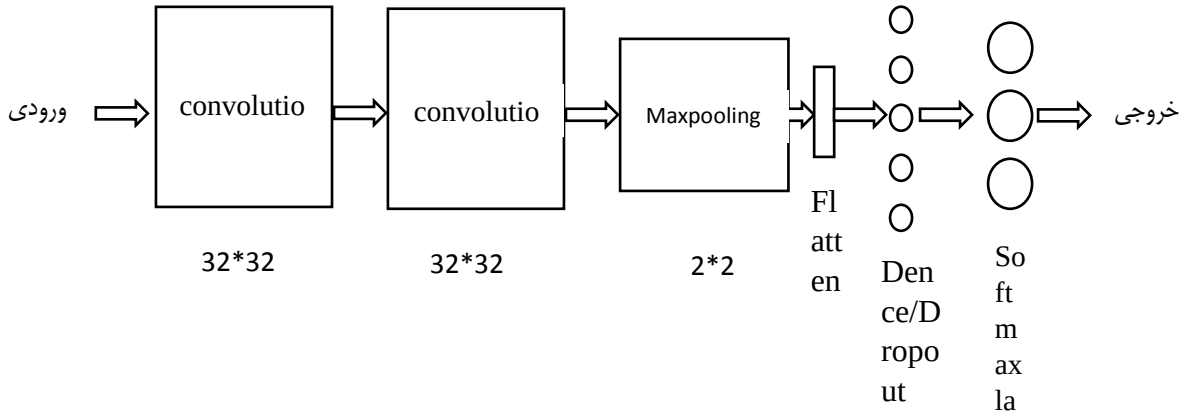
[1] Resticated Boltzmann Machine

می‌شود که فرایند فشرده و پر هزینه است. در این معماری تصاویری با ابعاد ثابت در ورودی مورد نیاز می‌باشد، به همین دلیل پیش از آموزش تصاویر به ابعاد ثابت ۲۵۰×۲۵۰ تغییر اندازه داده می‌شود و با تغییر فرمت تصاویر سرطان سینه از PGM به JPG تصاویر برای کلاس بندی آماده می‌شود.

در مرحله کلاس‌بندی، چهار کلاس برای تصاویر پایگاه‌داده مربوط به سرطان پروستات در نظر گرفته می‌شود که مربوط به پنج درجه از درجه‌بندی سرطان پروستات می‌باشد. و سه کلاس برای تصاویر سرطان سینه(خوش‌خیم، بدخیم و نرمال) در نظر گرفته می‌شود.

در مرحله آموزش، تصاویر آموزشی به همراه کلاس خروجی آن برای شبکه در نظر گرفته می‌شود. حین آموزش وزن‌های فیلتر در هر تکرار به‌روز می‌شوند. به‌نحویکه بعد از چندین تکرار وزن‌های بهینه به‌روز می‌شوند و شبکه آموزش می‌بیند تا بهترین ویژگی را از تصاویر استخراج کند. پس از آموزش وزن‌های بهینه برای مرحله طبقه‌بندی و تست مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در این پژوهش از دو لایه کانولوشن که یک عملیات ریاضی برای پردازش سیگنال می‌باشد استفاده شده است که از این طریق توسط نورون‌ها، عملیات کانولوشن به ورودی‌ها اعمال می‌گردد. مهمترین پارامتر در نورون‌های کانولوشن اندازه فیلتر می‌باشد. بعد از لایه کانولوشن برای کاهش اندازه فضایی (فقط عرض و ارتفاع نه عمق) از لایه ادغام استفاده شده و تعداد پارامترها کاهش یافته است که منجر به کاهش محاسبات و افزایش سرعت می‌گردد. مدل پیشنهادی بر پایه شبکه عصبی عمیق در شکل (۴) نمایش داده شده است.



شکل ٤. مدل پیشنهادی بر پایه شبکه عصبی عمیق

در این مقاله برای استفاده از لایه ادغام از یکی از متداول‌ترین لایه‌های ادغام به نام Max pooling استفاده شده است که یک فیلتر با ابعاد ۲×۲ درنظر گرفته شده است که بیشتر عملیات در آن انجام می‌شود. و با در نظر گرفتن یک لایه Flatten خروجی لایه‌های کانولوشن که یک تنسور چند بعدی است به یک تنسور یک بعدی تبدیل می‌شود. شبکه عصبی عمیق از چند لایه برای درک بخش‌هایی از داده‌ها استفاده می‌کند، اما برای طبقه‌بندی داده‌ها باید مجموعه‌ای از احتمالات را برای تصمیم‌گیری نهایی داشته باشیم. Softmax یک تابع شناخته شده است که مقادیر احتمالات را در یک محدوده استاندار (۰ تا ۱) نرمالیزه می‌کند.

از تکنیک dropout به منظور جلوگیری از overfitting استفاده می‌شود. بدین صورت که در هر مرحله از آموزش هر نورون یا، با احتمال p-1 از شبکه بیرون انداخته می‌شود و یا با احتمال p نگه داشته می‌شود بطوریکه در نهایت یک شبکه کاهش داده شده باقی بماند. یال‌های ورودی و خروجی به یک نود بیرون انداخته نیز حذف می‌شود تا بدین صورت تنها شبکه کاهش‌یافته بر روی داده‌ها در آن مرحله قابل آموزش باشد. سپس نودهای حذف شده به همراه وزن‌های سابق آن‌ها (قبل از

حذف) دوباره به درون شبکه وارد می‌شوند. و در نهایت با استفاده از optimizer adam که برای محاسبه بسیاری از توابع بهینه‌ساز در تنسورفلو است بهینه سازی وزن‌ها انجام می‌شود.

نتایج

یافته‌های غیر معمول در تصاویر پاتولوژی و ماموگرافی مانند توده و تراکم نامتقارن می‌تواند منجر به تشخیص سرطان شود. ریسک طبقه‌بندی بیماران سرطانی باعث شده است بسیاری از تیم‌های تحقیقاتی بر استفاده از روش‌های یادگیری عمیق تمرکز کنند. این تکنیک‌ها همچنین برای مدل سازی خطر ابتلا به سرطان، پیشرفت و درمان بیماری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. ایزار یادگیری عمیق برای شناسایی ویژگی‌های کلیدی از مجموعه داده‌های پیچیده نشان دهنده‌ی اهمیت آن‌ها در این دوره مدرن پزشکی است.

مدل پیشنهادی از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است. زیرا شبکه کانولوشنی عمیق با یادگیری سلسله مراتبی و استخراج ویژگی‌های سطح بالا می‌تواند به عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌هایی که از ویژگی‌های سطح پایین تصاویر استفاده می‌کنند دست یابد. ضمن اینکه در این روش بردار ویژگی استخراج شده از هر تصویر کاهش یافته و این خود باعث بالا رفتن سرعت طبقه‌بندی و تشخیص می‌گردد.

جدول ۱ و ۲ نتایج اجرای طبقه‌بندی سرطان پروستات و سرطان سینه را با روش‌های مختلف نشان می‌دهد که وابسته به انتخاب ویژگی از تصاویر می‌باشد. مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی نسبت به روش مولتی ویولت در تصاویر پاتولوژی پروستات و روش ماشین بردار پشتیبان در تصاویر ماموگرافی سرطان سینه دقت تشخیص بالاتری دارد که مربوط به استخراج ویژگی‌های سطح بالا از تصاویر می‌باشد.

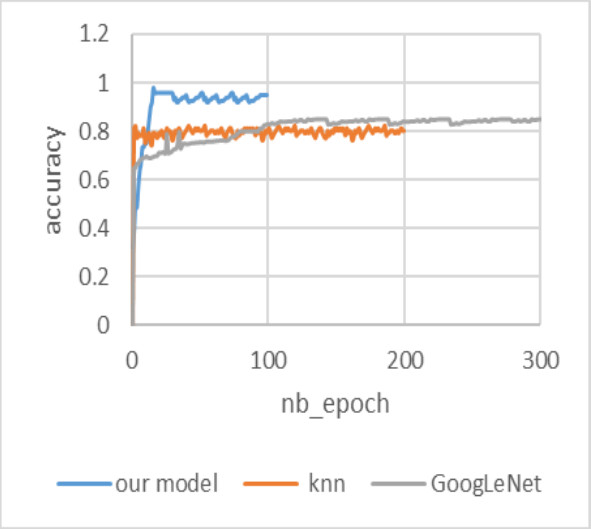
در نمودار ۱ و ۲ روند همگرایی دقت طبقه‌بندی سرطان سینه و روده با روش‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته است. مدل پیشنهادی دارای دقت بالاتری در شروع آموزش و تست در سیر همگرایی خود دارد که این ویژگی تا انتهای آموزش و تست باقی می‌ماند. مزیت دیگر روش پیشنهادی رسیدن به دقت بالاتر با تعداد گام‌های کمتر در مراحل آموزش و تست می‌باشد که نشان‌دهنده سرعت بالای شبکه عصبی عمیق پیشنهادی در طبقه-بندی پایگاه‌داده‌های مورد استفاده در این پژوهش می‌باشد.

جدول ۱. مقایسه نتایج پیشنهادی با سایر روش‌ها در سرطان سینه

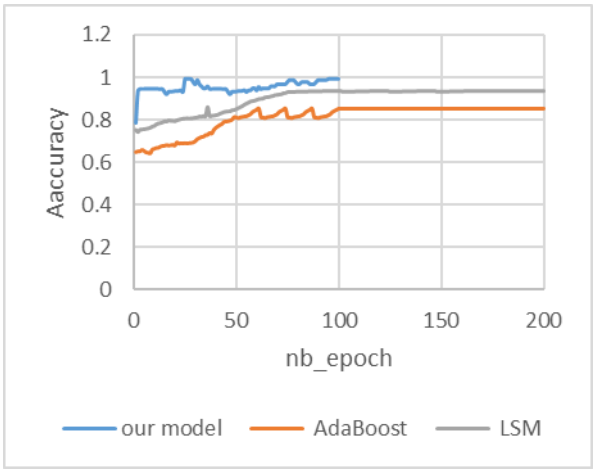
نام روش	دقت تشخیص
Haralickتبدیل موجک و تبدیل موجک چندگانه	٪ ۸۳
ماشین بردار پشتیبان	٪ ۸۵/۹
گوگل‌نت	٪ ۸۵
درخت تصمیم‌گیری	٪ ۸۴/۵
KNN	٪ ۸۰/۴
روش پیشنهادی	٪ ۹۵/۸۳

جدول ۲. مقایسه نتایج پیشنهادی با سایر روش‌ها در سرطان پروستات

نام روش	دقت تشخیص
تبدیل مولتی ویولت	٪ ۹۷
طبقه‌بندی AdaBoost	٪۸۵-٪۹۰
آموزش ساختار محلی	٪ ۹۱/۲۵
Fractal-Dimension	٪ ۹۴/۶
LSM	٪ ۹۳/۷۵
روش پیشنهادی	٪ ۹۹/۵



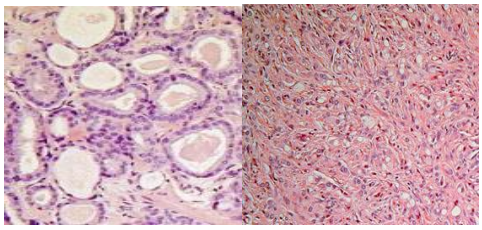
نمودار ۱. مقایسه دقت مدل پیشنهادی با سایر روش ها در سرطان سینه



نمودار ۲. مقایسه دقت مدل پیشنهادی با سایر روش ها در سرطان پروستات

پایگاه داده

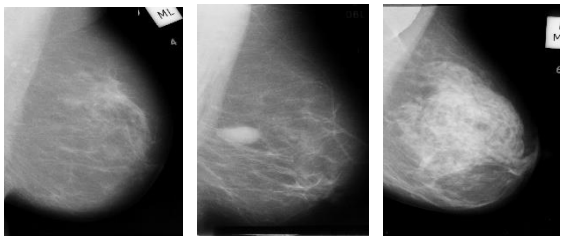
مجموعه داده مورد استفاده برای تحقیق یکی از اصلی‌ترین لازمه‌های تحقیق به‌شمار می‌رود. پایگاه داده مورد استفاده برای سرطان پروستات شامل ۱۰۰ تصویر پاتولوژی می‌باشد که تمام تصاویر در شدت نور برابر مورد تصویربرداری قرار گرفته‌اند. مجموعه تصاویر ما شامل ۲۱، ۲۰، ۳۲ و ۲۷ تصویر از درجه‌های ۲، ۳، ۴ و ۵ می‌باشد که نمونه ای از آن در شکل (۵) نمایش داده شده است. لازم به ذکر است که از آنجایی که درجه‌ی یک در سرطان پروستات نادر است در پژوهش‌ها الگوریتم‌های طبقه‌بندی معمولا بر روی تصاویر از درجه‌ی ۲ تا ۵ آزمایش می‌شوند (۱۳).



ب الف

شکل ۵. تصاویر پاتولوژی پروستات با درجه ۳ (الف) و درجه ۵ (ب) (۱۳)

انجمن تجزیه و تحلیل ماموگرافی[1] (MIAS) یک سازمان از گروه تحقیقاتی انگلستان است که علاقه‌مند به درک ماموگرافی هستند و پایگاه داده‌ای از تصاویر دیجیتال ماموگرافی را ایجاد کرده‌اند. این پایگاه‌داده شامل تصاویر سینه چپ و راست برای ۱۶۱ بیمار است. این پایگاه داده شامل ۳۲۲ تصویر است که به سه نوع از جمله عادی، خوش‌خیم و بدخیم متعلق هستند که شامل ۲۰۸ تصویر کلاس عادی، ۶۳ تصویر کلاس خوش‌خیم و ۵۱ تصویر کلاس بدخیم می‌باشد که اندازه تمامی تصاویر ۱۰۲۴×۱۰۲۴ با فرمت PGM می‌باشد (۱۴). نمونه ای از این تصاویر در شکل (۶) نمایش داده شده است.



پ ب الف

شکل ٦. تصاویر ماموگرافی سینه بدخیم
(الف) خوش‌خیم (ب) و نرمال (پ) (۱۴)

بحث

بر اساس مطالعه حاضر استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق در تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر پزشکی دقت بالایی را برای محققان در این زمینه فراهم می کند.

تحقیقات قابل توجهی در مورد مسئله تشخیص خودکار سرطان بر روی تصویربرداری بافت هیستوپاتولوژی دیجیتال و تصاویر ماموگرافی صورت گرفته است؛ این تلاش‌های تحقیقاتی، بینش ارزشمندی را در خصوص ماهیت این مسئله به ارمغان آورده است.

در (۱۳) با استفاده از استخراج ویژگی‌های انرژی و آنتروپی ضرایب مولتی ویولت تصاویر، سیستمی جهت درجه‌بندی اتوماتیک ارائه دادند. در این روش، تبدیل مولتی ویولت دو سطحی از هر تصویر گرفته می‌شود. که با استفاده از آن تصاویر درجه‌بندی می‌شود که در این حالت دقت ٪۹۰ گزارش شده است. در (۱۵) نویسندگان با استفاده از دو مرحله طبقه‌بندی AdaBoost: ۱.نشانه‌گذاری در یک پیکربندی تصویر سوپر پیکسل ۲. استفاده از جز به جز بافت برای ارائه یک طبقه‌بندی از تصاویر سرطان پروستات به مقادیر دقت ۹۰ و ۸۵ درصدی دست

1

یافتند. در (۳) نویسندگان با استفاده از آموزش ساختار محلی در مرحله آموزش از تصاویر دارای برچسب، زیرگراف‌هایی استخراج شده و در کتاب کد ذخیره می‌شود. سپس در مرحله تست زیرگراف استخراج شده از هر تصویر با کتاب کد مقایسه شده و درجه‌بندی انجام می‌شود. در این روش در بهترین حالت دقت ۹۱/۲۵ درصد برای تصاویر مربوط به سرطان پروستات درجه ۳ مشاهده شده است.

در حوزه روش‌های ترکیبی آزمایش کردن با ویژگی‌های مختلف با خواص مانند بافت که شامل تبدیل موجک چندگانه هارلیک و ویژگی‌های شکل برای شناسایی توده‌های خوش‌خیم و بدخیم در سرطان سینه مورد استفاده قرار گرفته است. و الگوریتم‌های ژنتیک برای استخراج ویژگی‌های بیشتر در نظر گرفته شده است که این امر باعث بالا رفتن دقت تشخیص سرطان می‌شود (۱۶). در حوزه ماشین بردار پشتیبان با افزایش ماکزیمم سطح آستانه برای تصویر، تفاوت‌های اعمال شده بهبود می‌یابد سپس بافت و ویژگی‌های طیفی دامنه را انتخاب می‌کند و از یک طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی سرطان سینه خوش‌خیم و بدخیم استفاده می‌کنند(۱۶). در زمینه شبکه‌های عصبی عمیق نیز الگوریتم گوگل‌نت با معماری مخصوص به خود که یکی از پر کاربردترین الگوریتم‌های یادگیری عمیق است بر روی پایگاه داده ماموگرافی دیجیتال مربوط به سرطان سینه مورد استفاده قرار گرفته است و نتایج آن در دقت تشخیص تومور ۸۵ درصد گزارش شده است (۱).

معیار ارزیابی

معیار ارزیابی در این مقاله معیار دقت می‌باشد که این معیار میزان دقت طبقه‌بندی را محاسبه می‌کند یا در واقع مشخص می‌کند که الگوریتم استفاده شده در این مقاله تا چه میزان طبقه‌بندی و تشخیص را درست انجام داده است.

معیار فراخوانی، میزان جواب‌های درست پیش‌بینی شده مثبت توسط سیستم را محاسبه می‌کند. بدین معنا که از مجموع نمونه‌های سرطانی در پایگاه‌داده مورد آزمایش چند درصد به درستی توسط سیستم به‌عنوان سرطانی شناسایی شده‌اند (۱).

TP : شامل تعداد نمونه‌های سرطانی که سیستم آن‌ها را درست تشخیص داده است.

FP : شامل تعداد نمونه‌های سالمی است که سیستم آن‌ها را سرطانی تشخیص داده است.

FN : شامل تعداد نمونه‌های سرطانی است که سیستم آن‌ها را سالم تشخیص داده است.

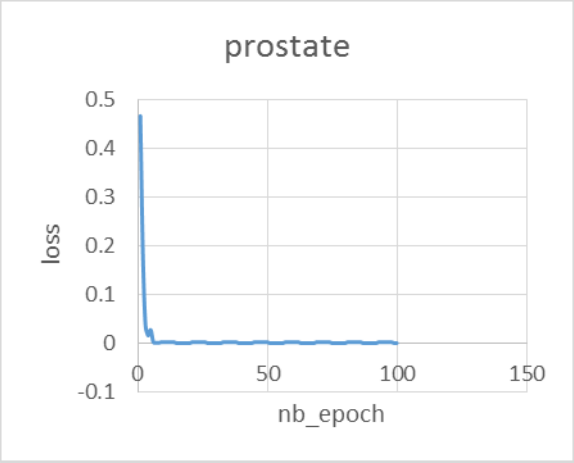
$$\text{accuracy} = \frac{TN + TP}{TN + FN + TP + FP}$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

هدف ما از ارائه الگوریتم عمیق و ارائه روش‌های مفید، افزایش دقت و سرعت طبقه‌بندی و تشخیص می‌باشد. در این پژوهش با توجه به پایگاه داده مورد استفاده دقت ۹۵/۸۳ درصد در تشخیص سرطان سینه و دقت ۹۹/۵ درصد در تشخیص درجه بدخیمی سرطان پروستات حاصل شده است.

در یادگیری عمیق بهینه سازی ریاضی توابع loss برای طبقه‌بندی قابل محاسبه می‌باشد. در این پژوهش با استفاده از لایه softmax به محاسبه loss تصاویر آموزش و تست پرداخته شده است. در نمودار ۳ و ۴ روند کاهش این تابع نشان داده شده است که مقدار ناچیز loss در هر دو شبیه سازی نشان از روند عالی آموزش و تست تصاویر پایگاه‌داده دارد که منجر به تشخیص با دقت بالا و همچنین کاهش زمان و افزایش سرعت در رسیدن به دقت نهایی می‌گردد.

نمودار ۳. میزان loss در مرحله آزمون سرطان سینه



نمودار ٤. میزان loss در مرحله آزمون سرطان پروستات

نتیجه‌گیری

سرطان یکی از شایع‌ترین بیماری‌های پیش‌رونده در جهان است. سرطان در سلول‌ها آغاز می‌شود که پایه‌های ساختمانی اولیه هستند که بافت را تشکیل می‌دهند. یکی از چالش‌های موجود در تکنیک‌های تشخیص تصاویر پزشکی مشکل در تجزیه و تحلیل بافت‌های متراکم است. با توجه به اینکه تشخیص توسط انسان زمان‌بر و دارای احتمال خطای بیشتری است، محققان در تلاش بوده‌اند تا با الگوریتم‌های مختلف تشخیص را به صورت اتوماتیک انجام دهند. اما اغلب روش‌ها از استخراج ویژگی سطح پایین استفاده می‌کنند. به همین دلیل در این پژوهش روش مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشن عمیق به کار گرفته شده است تا با استخراج ویژگی‌های عمیق‌تر، به دقت بهتری دست یابیم.

References

1- Guo Y, Liu Y, Oerlemans A, Lao S, Wu S, Lew MS. Deep learning for visual understanding: A review. Neurocomputing. 2016 Apr 26;187:27-48.
2- Ralph DJ, Wylie KR. Ejaculatory disorders and sexual function. BJU international. 2015 Jun 1:95(9):1181-6.
3- Wang D, Foran DJ, Ren J, Zhong H, Kim IY, Qi X. Exploring automatic prostate histopathology image gleason grading via local structure modeling. InEngineering in Medical and Biology Socity(EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE 2015 Aug 25 (pp.2649-2652) IEEE.
4- Gleason DF. Histological grading and clinical staging of prostatic carcinoma. Urologic pathology. The prostate. 1977;171.
5- O'Dowd GJ, Veltri RW, Miller MC, Strum SB. The Gleason score: A significant biologic manifestation of prostate cancer aggressiveness on biopsy. PCRI Insights. 2001 Jan;4(1):1-5.
6- Spanhol FA, Oliveira LS, Petitjean C, Heutte L. A dataset for breast cancer histopathological image classification. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2016 Jul;63(7):1455-62.
7- Al-Masni MA, Al-Antari MA, Park JM, Gi G, Kim TY, Rivera P, Valarezo E, Han SM, Kim TS. Detection and classification of the breast abnormalities in digital mammograms via regional Convolutional Neural Network. InEngineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2017 39th Annual International Conference of the IEEE 2017 Jul 11 (pp. 1230-1233). IEEE.
8- Onan A. A fuzzy-rough nearest neighbor classifier combined with consistency-based subset evaluation and instance selection for automated diagnosis of breast cancer. Expert Systems with Applications. 2015 Nov 15;42(20):6844-52.
9- Printz C. Breast cancer detection rate with ultrasound comparable to mammography. Cancer. 2016 May 15;122(10):1475-.
10- Arel I, Rose DC, Karnowski TP. Deep machine learning-a new frontier in artificial intelligence research [research frontier]. IEEE computational intelligence magazine. 2010 Nov;5(4):13-8.
11- Kim P. MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence.2017.
12- . Schmidhuber, J., "Deep Learning," Scholarpedia, Vol. 10, No. 11, pp. 328-343, 2015.
13- K. Jafari-Khouzani and H. Soltanian-Zadeh, "Multiwavelet grading of pathological images of prostate," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, pp - .2003 ,604 696.
14- http://www.mammoimage.org/databases/.
15- Gorelick L, Veksler O, Gaed M, Gómez JA, Moussa M, Bauman G, Fenster A, Ward AD. Prostate histopathology: Learning tissue component histograms for cancer detection and classification. IEEE transactions on medical imaging. 2013 Oct;32(10):1804-18.
16- Arya C, Tiwari R. Expert system for breast cancer diagnosis: a survey. InComputer Communication and Informatics (ICCCI), 2016 International Conference on 2016 Jan 7 (pp. 1-9). IEEE.

Original Article

Detection of Malignancy Degree in Prostate and Breast Cancers by Using Deep Neural Network

Received: 03/06/2018 - Accepted: 06/11/2018

saber fooladi[1]
Hassan Farsi[2]
Sajad Mohamadzadeh[3*]

[1]Ms.c Student, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran
2Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran
3Assistant Professor, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

* Department of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

Email: s.mohamadzadeh@birjand.ac.ir

Abstract

Introduction: In recent years, interest in research into the application of intelligent algorithms for diagnosis and categorization of diseases, especially cancer has increased dramatically. Tumor classification is an important task in medical diagnosis. Technological calculations are important due to their classification function in diagnosis of medical illnesses. Diagnosing and classifying medical images is a challenging task.

Materials and Methods: To detect the malignancy of prostate cancer and the opioid or malignant breast cancer, deep neural network classifier, which is based on Tensor flow framework and Keras library, is used. In the training phase, educational images are considered along with the output class for the network. During training, the weight of the filter is updated every time. However, after several replications, optimal weights are updated and the network is trained to extract the best feature from the images.

Results: In this research, the proposed method due to using deep neural network and accurate feature extraction provides detection accuracy about 95.83% and 99.5% for breast and prostate cancers, respectively, which is more than 7% compared to other methods.

Conclusion: Cancer is one of the most prevalent diseases in the world. Cancer is started from the cells, which are the basic building blocks making the tissue. One of the challenges in medical diagnostic techniques is the difficulty in analyzing dense tissues. Since the detection of the diagnosis by human is time-consuming and has a higher probability of error, the researchers have been trying to detect it automatically by using different algorithms.

Key words:
deep learning, prostate cancer, breast cancer, feature extraction.

Acknowledgement: There is no conflict of interest.