

تشخیص خودکار پوکی استخوان از تصاویر اشعه ایکس با شبکه‌های عصبی کانولوشنی و تحلیل ویژگی چندانگانه

ساحل فرجی

دانشکده مهندسی برق دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

سید جواد جوادی مقدم

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

علی حیدری چالش‌تری

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

چکیده

پوکی استخوان، بیماری شایع استخوانی، با کاهش تراکم استخوان خطر شکستگی را افزایش می‌دهد. تشخیص زودهنگام این بیماری برای مدیریت مؤثر آن حیاتی است. در این پژوهش، روشی مبتنی بر یادگیری عمیق برای شناسایی خودکار پوکی استخوان از تصاویر اشعه ایکس پیشنهاد شده است. این روش از شبکه‌های عصبی کانولوشنی برای استخراج و طبقه‌بندی ویژگی‌های کلیدی تصاویر بهره می‌برد. ابتدا، پایگاه داده تصاویر به دو بخش آموزشی و آزمایشی تقسیم شد. تصاویر در مرحله پیش‌پردازش برای بهبود کنتراست، کاهش نویز و یکسان‌سازی اندازه آماده شدند. سپس، ویژگی‌های متنوعی شامل بافت، لبه‌ها، شکل و اطلاعات آماری از تصاویر استخراج و به‌صورت ترکیبی به مدل وارد شدند. شبکه عصبی عمیق طراحی شده، با یادگیری این ویژگی‌ها، قادر به طبقه‌بندی دقیق تصاویر شد. نتایج ارزیابی نشان داد که این مدل دقت بالایی در تشخیص پوکی استخوان دارد. این روش، با ارائه رویکردی خودکار و قابل اعتماد، می‌تواند به‌عنوان ابزاری کمکی در تشخیص پزشکی مورد استفاده قرار گیرد و گامی در جهت بهبود فرآیندهای تشخیصی باشد.

واژگان کلیدی: تشخیص پوکی استخوان، پردازش تصویر، شبکه عصبی کانولوشنال، معماری چند شاخه، پیش‌یادگیری.



مقدمه

پوکی استخوان، به عنوان یک بیماری مزمن و خاموش، یکی از چالش های اصلی سلامت عمومی محسوب می شود که با کاهش تراکم مواد معدنی استخوان و تخریب میکروساختار آن، شکستگی استخوان ها را به ویژه در افراد مسن و زنان افزایش می دهد. این بیماری که میلیون ها نفر را در سراسر جهان تحت تأثیر قرار داده، اغلب تا بروز شکستگی های جدی در نواحی حساسی مانند لگن، ستون فقرات و مچ دست تشخیص داده نمی شود. این شکستگی ها عوارضی چون درد شدید، ناتوانی حرکتی، از دست دادن استقلال و حتی افزایش خطر مرگومیر را به دنبال دارند. نبود علائم بالینی پیش از شکستگی، تشخیص زودهنگام را به یکی از اولویت های کلیدی در مدیریت این بیماری تبدیل کرده است (Chen et al, ۲۰۲۳).

پوکی استخوان در انواع مختلفی ظاهر می شود که شناخت آن ها برای بهبود روش های تشخیصی ضروری است. پوکی استخوان اولیه، شایع ترین نوع، در زنان (نوع ۱) به دلیل کاهش استروژن و در افراد مسن (نوع ۲) به دلیل پیری رخ می دهد. نوع ثانویه ناشی از بیماری ها یا مصرف داروهایی مانند کورتیکواستروئیدها است، در حالی که پوکی استخوان ایدیوپاتیک در جوانان بدون عوامل خطر مشخص دیده می شود و تشخیص آن پیچیده تر است. این تنوع، نیاز به روش های تشخیصی دقیق و چندجانبه را برجسته می کند.

روش های کنونی تشخیص، مانند جذب سنجی اشعه ایکس با انرژی دوگانه، اگرچه استاندارد طلایی محسوب می شوند، اما به دلیل هزینه بالا، نیاز به تجهیزات پیشرفته و محدودیت دسترسی، کاربرد گسترده ای ندارند. این روش ها تنها تراکم استخوان را اندازه گیری می کنند و قادر به تحلیل جامع ساختار یا تغییرات ظریف بافتی نیستند. در مقابل، تصاویر اشعه ایکس به دلیل هزینه کمتر و دسترسی آسان تر، جایگزینی امیدوارکننده اند، اما تفسیر دستی آن ها زمان بر، وابسته به تجربه پزشک و مستعد خطاست (Kucukciloglu et al, ۲۰۲۴). پیشرفت های اخیر در یادگیری عمیق، به ویژه شبکه های عصبی کانولوشنی، افق های جدیدی در تحلیل خودکار تصاویر پزشکی گشوده اند. این تکنیک ها با توانایی استخراج ویژگی های پیچیده نظیر بافت، لبه ها و شکل، در تشخیص الگوهای بیماری موفق بوده اند. با این حال، استفاده از CNN برای شناسایی پوکی استخوان در تصاویر ایکس ری نیازمند توسعه معماری هایی است که بتوانند ویژگی های متنوع استخوانی را به طور همزمان تحلیل کنند. نبود روشی جامع، دقیق و مقرون به صرفه، شکافی بزرگ در این حوزه ایجاد کرده که بر کیفیت زندگی بیماران تأثیر می گذارد.

این پژوهش با هدف توسعه یک روش خودکار مبتنی بر شبکه های عصبی کانولوشنی برای تشخیص پوکی استخوان از تصاویر اشعه ایکس انجام شده است. در این رویکرد، با بهره گیری از پیش پردازش پیشرفته تصاویر و استخراج ویژگی های چندگانه نظیر بافت، لبه ها و اطلاعات آماری، تلاش شده تا دقت و کارایی تشخیص افزایش یابد. این روش نه تنها می تواند وابستگی به تحلیل دستی را کاهش دهد، بلکه به عنوان ابزاری مکمل در کنار متخصصان پزشکی، فرآیند تشخیص را سریع تر و قابل اعتمادتر کند. در ادامه این مقاله، جزئیات روش پیشنهادی، مراحل پیاده سازی و نتایج ارزیابی ارائه خواهد شد.

کارهای پیشین

کاربرد یادگیری ماشین و به ویژه شبکه های عصبی کانولوشنی در تشخیص پوکی استخوان در سال های اخیر مورد توجه قرار گرفته و پیشرفت های چشمگیری را نشان داده است. محققان از این روش ها برای تحلیل انواع تصاویر پزشکی، از جمله اشعه ایکس، سی تی اسکن و DXA، استفاده کرده اند. در یکی از مطالعات برجسته (Elwaki et al, ۲۰۲۴)، روشی چندمرحله ای برای تشخیص پوکی استخوان از تصاویر اشعه ایکس ارائه شد. این روش شامل جمع آوری تصاویر از نواحی مختلف استخوانی (مانند زانو، ستون فقرات و لگن)، پیش پردازش برای حذف نویز و افزایش کیفیت با تکنیک هایی مثل نرمال سازی و افزایش داده، و طراحی یک مدل CNN با لایه های کانولوشنی، تجمعی و کاملاً متصل بود. نتایج این مطالعه با معیارهایی چون دقت، حساسیت و ناحیه زیر منحنی ROC ارزیابی شد و توانایی بالای CNN در شناسایی الگوهای مرتبط با پوکی استخوان را نشان داد.

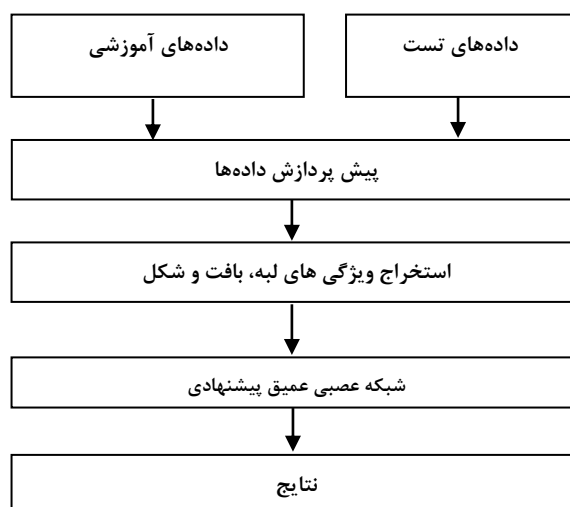
مطالعه دیگری (Feng et al, ۲۰۲۴) بر تصاویر رادیوگرافی زانو تمرکز کرد و دقت طبقه بندی را بین مدل های RGB و سیاه و سفید مقایسه نمود. یافته ها نشان داد که مدل های RGB به دلیل اطلاعات رنگی غنی تر، دقت بیشتری دارند، اما تصاویر سیاه و سفید به دلیل کاهش پیچیدگی محاسباتی، همچنان برای کاربردهای عملی مناسب اند. در پژوهشی دیگر (Gu et al, ۲۰۲۳)، استفاده از مدل های

پیش‌آموزش‌دیده CNN با یادگیری انتقالی برای تشخیص پوکی استخوان از تصاویر زانو پیشنهاد شد. این روش با بهره‌گیری از شبکه‌هایی که روی مجموعه داده‌های بزرگ آموزش دیده بودند، زمان آموزش را کاهش داد و دقت را به طور قابل توجهی بهبود بخشید. ترکیب CNN با الگوریتم‌های دیگر نیز مورد بررسی قرار گرفته است. برای مثال، در مطالعه‌ای (Jiang et al, ۲۰۲۴)، از معماری CNN به همراه جنگل تصادفی برای تحلیل تصاویر ستون فقرات استفاده شد و به دقت طبقه‌بندی ۷۱٪ دست یافت. این رویکرد نشان داد که ترکیب روش‌ها می‌تواند کارایی را افزایش دهد. در تحقیقی دیگر (Kang et al, ۲۰۲۳)، معماری U-Net برای شناسایی تغییرات مهره‌های کمری در تصاویر توموگرافی کامپیوتری به کار رفت و با دقت بالا، تراکم استخوان را ارزیابی کرد. همچنین، مدل DenseNet-۱۲۱ در مطالعه‌ای (Metrailler et al, ۲۰۲۳) برای طبقه‌بندی مهره‌ها از تصاویر رادیوگرافی ستون فقرات کمری استفاده شد و عملکرد قابل قبولی ارائه داد.

مطالعه (Gazotti et al, ۲۰۲۳) نشان داد که CNN می‌تواند دقت تشخیص را در تصاویر اشعه ایکس ساده بهبود بخشد، در حالی که مطالعه (Nicolaes et al, ۲۰۲۴) چالش‌هایی مثل نیاز به داده‌های متنوع و پیچیدگی محاسباتی را برجسته کرد. برخی پژوهش‌ها (Patil et al, ۲۰۲۳) و (Seng et al, ۲۰۲۳) از تصاویر سی‌تی‌اسکن سه‌بعدی برای تحلیل دقیق‌تر تراکم استخوان استفاده کردند، اما هزینه بالا و دسترسی محدود، کاربرد آن‌ها را محدود کرده است. در مقابل، تصاویر اشعه ایکس به دلیل مقرون‌به‌صرفه بودن، گزینه‌ای جذاب‌ترند، هرچند نیاز به روش‌های خودکار و دقیق‌تر همچنان احساس می‌شود. این پژوهش با تکیه بر این پیشینه، رویکردی نوین مبتنی بر CNN ارائه می‌دهد که با پیش‌پردازش پیشرفته و استخراج ویژگی‌های چندگانه از تصاویر اشعه ایکس، به دنبال افزایش دقت و کارایی تشخیص پوکی استخوان است.

روش پیشنهادی

تشخیص پوکی استخوان به دلیل محدودیت‌های روش‌های سنتی، مانند زمان‌بر بودن و وابستگی به مهارت انسانی، نیازمند رویکردهای نوین و خودکار است. در این پژوهش، روشی مبتنی بر یادگیری عمیق و پردازش تصویر برای تحلیل خودکار تصاویر اشعه ایکس و شناسایی پوکی استخوان پیشنهاد شده است. این روش با بهره‌گیری از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی کانولوشنی در استخراج ویژگی‌های پیچیده و غنی از تصاویر، به دنبال افزایش دقت و سرعت تشخیص است. هدف اصلی، توسعه مدلی جامع است که بتواند بیماران را بر اساس تصاویر پزشکی به دسته‌های سالم یا مبتلا به پوکی استخوان طبقه‌بندی کند. این رویکرد شامل مراحل پیش‌پردازش تصاویر برای بهبود کیفیت، طراحی معماری CNN برای استخراج ویژگی‌ها، و بهینه‌سازی مدل برای عملکرد بهتر است. روش پیشنهادی با کاهش نیاز به مداخله انسانی، به‌عنوان ابزاری کمکی برای تصمیم‌گیری پزشکی ارائه می‌شود. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است.



شکل ۱: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

۱. پیش پردازش تصاویر

پیش پردازش، گامی حیاتی برای آماده سازی تصاویر و بهبود عملکرد مدل است. این مرحله با افزایش کیفیت تصاویر و کاهش اثرات نویز، زمینه را برای تحلیل دقیق تر فراهم می کند.

- بارگذاری و آماده سازی تصاویر

تصاویر رادیوگرافی از پایگاه داده بارگذاری می شوند و برای یکنواختی به شکل استاندارد تبدیل می گردند. در این راستا، تصاویر ابتدا به فرمت خاکستری تبدیل می شوند، زیرا اطلاعات ساختاری و بافتی مهم (مانند تراکم استخوان) در تفاوت های روشنایی و کنتراست نهفته است و رنگ اهمیت کمتری دارد. سپس، همه تصاویر به ابعاد ۲۲۴ در ۲۲۴ پیکسل تغییر اندازه می یابند. این اندازه به دلیل استفاده رایج در مدل های یادگیری عمیق انتخاب شده و ضمن حفظ جزئیات تصویر، بار محاسباتی را کاهش می دهد. برای این کار از ابزارهای پردازش تصویر استفاده شده که دقت بالایی در تغییر اندازه دارند.

- نرمال سازی داده ها

شبکه های عصبی به مقیاس داده ها حساس اند و مقادیر نامتوازن می توانند دقت مدل را کاهش دهند. به همین منظور، مقادیر پیکسل ها (که بین ۰ تا ۲۵۵ هستند) با تقسیم بر ۲۵۵ به بازه ۰ تا ۱ نرمال سازی می شوند. این کار باعث می شود مدل به جای تمرکز بر مقادیر مطلق، بر روابط نسبی بین پیکسل ها تمرکز کند و عملکرد بهتری داشته باشد.

- حذف نویز و بهبود کیفیت

تصاویر رادیوگرافی گاهی به دلیل شرایط تصویربرداری یا تجهیزاتی، نویزهایی دارند که می توانند یادگیری مدل را مختل کنند. برای کاهش این نویزها، از فیلتر گوسی استفاده می شود که با صاف کردن تصویر، نویزهای ریز را حذف کرده و در عین حال لبه ها و ساختارهای اصلی را حفظ می کند. همچنین، برای تقویت جزئیات در نواحی کم نور یا پر نور، از روش برابر سازی هیستوگرام استفاده می شود که کنتراست تصویر را بهبود می بخشد و ویژگی های پنهان را آشکار می کند.

- افزایش داده ها

یکی از مشکلات رایج در یادگیری عمیق، کمبود داده های آموزشی باکیفیت است که می تواند منجر به یادگیری ناقص یا بیش برآزش مدل شود. برای رفع این مشکل، از تکنیک های افزایش داده استفاده می شود که نمونه های مصنوعی از تصاویر اصلی ایجاد می کنند. این کار تنوع داده ها را افزایش داده و مدل را در برابر تغییرات مقاوم تر می کند. تکنیک های به کار رفته عبارتند از:

- چرخش تصاویر: تصاویر در زوایای مختلف چرخانده می شوند تا مدل به جهت گیری استخوان ها حساس نباشد و شرایط مختلف تصویربرداری شبیه سازی شود.
 - جابجایی افقی و عمودی: تصاویر به صورت افقی و عمودی جابجا می شوند تا مدل به تغییرات مکانی کوچک عادت کند.
 - بزرگ نمایی و کوچک نمایی: با اعمال تغییرات مقیاسی، مدل یاد می گیرد ویژگی ها را در اندازه های مختلف تشخیص دهد.
 - انعکاس افقی: تصاویر به صورت افقی آینه می شوند تا مدل نسبت به تقارن بی تفاوت شود.
 - افزودن نویز تصادفی: نویز گوسی به تصاویر اضافه می شود تا مدل در برابر نویزهای واقعی مقاوم تر گردد.
- این تکنیک ها با استفاده از ابزارهایی در محیط TensorFlow به صورت پویا اعمال می شوند، به طوری که داده های جدید در حین آموزش تولید شده و نیازی به ذخیره سازی اضافی ندارند. این فرآیند تعمیم پذیری و دقت مدل را به طور چشمگیری بهبود می بخشد.

۲. تقسیم داده ها

برای آموزش و ارزیابی صحیح مدل، داده ها به سه مجموعه تقسیم می شوند: آموزشی، اعتبارسنجی و تست. این تقسیم بندی از بیش برآزش جلوگیری کرده و عملکرد مدل را روی داده های جدید تضمین می کند. نسبت های انتخاب شده به این صورت است:

- ۶۰٪ برای آموزش: بخش اصلی داده ها برای یادگیری الگوها و تنظیم پارامترهای مدل.

- ۲۰٪ برای اعتبارسنجی: برای ارزیابی عملکرد در حین آموزش و تنظیم پارامترهای مدل (مانند نرخ یادگیری).
 - ۲۰٪ برای تست: برای سنجش نهایی عملکرد مدل روی داده‌های مورد استفاده قرار نگرفته شده.
- این نسبت‌ها تعادل مناسبی بین یادگیری و ارزیابی ایجاد می‌کنند و از مستقل بودن مجموعه تست اطمینان می‌دهند.

۳. استخراج ویژگی‌ها

استخراج ویژگی‌ها فرآیندی است که داده‌های خام را به اطلاعات قابل فهم برای مدل تبدیل می‌کند. در تشخیص پوکی استخوان، هدف این مرحله شناسایی تغییرات ساختاری و بافتی استخوان‌هاست که نشان‌دهنده بیماری باشند.

- ویژگی‌های بافتی

ویژگی‌های بافتی به بررسی الگوهای سطحی استخوان می‌پردازند و تغییرات میکروسکوپی ناشی از پوکی استخوان (مثل سوراخ‌ها یا ناهنجاری‌ها) را آشکار می‌کنند. برای این منظور، از گشتاورهای هارالیک استفاده می‌شود که با تحلیل ماتریس هم‌رخدادی، اطلاعاتی مثل همگنی، کنتراست، همبستگی و انرژی را استخراج می‌کند. این ویژگی‌ها به شناسایی ناهنجاری‌های بافتی کمک می‌کنند.

- ویژگی‌های لبه

ویژگی‌های لبه‌ای برای تشخیص مرزهای استخوان و تغییرات واضح ساختاری به کار می‌روند. از فیلتر سوبل استفاده می‌شود که با محاسبه تفاوت شدت پیکسل‌ها در جهت‌های افقی و عمودی، لبه‌ها را از پس‌زمینه جدا می‌کند. این ویژگی‌ها برای شناسایی شکستگی‌ها یا تغییرات مرزی مفیدند.

- ویژگی‌های شکل

ویژگی‌های شکلی تغییرات هندسی استخوان‌ها (مثل نازک شدن یا تغییر فرم) را بررسی می‌کنند. این ویژگی‌ها با محاسبه مساحت، محیط و نسبت ابعاد، و همچنین تحلیل اجزای اصلی، استخراج می‌شوند. این اطلاعات به‌ویژه برای نواحی مثل ستون فقرات یا لگن که تحت تأثیر پوکی استخوان قرار می‌گیرند، حیاتی است.

- ویژگی‌های آماری

ویژگی‌های آماری، مانند میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی، توزیع شدت پیکسل‌ها را توصیف می‌کنند. این ویژگی‌ها تفاوت‌های تراکم استخوان را نشان داده و به تشخیص نواحی آسیب‌دیده کمک می‌کنند.

- انتخاب ویژگی‌ها و کاهش ابعاد

با استخراج ویژگی‌های متعدد، حجم داده‌ها ممکن است زیاد شود و پیچیدگی مدل را افزایش دهد. برای رفع این مشکل، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده می‌شود تا ویژگی‌های کلیدی انتخاب شده و ابعاد داده کاهش یابد. این کار زمان آموزش را کوتاه‌تر کرده و دقت مدل را بهبود می‌بخشد. ویژگی‌های نهایی به‌صورت بردار عددی برای ورود به مدل آماده می‌شوند.

۴. معماری روش پیشنهادی

مدل پیشنهادی بر پایه شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده که برای تحلیل تصاویر رادیوگرافی و تشخیص پوکی استخوان بهینه شده است.

- تعریف مدل

این شبکه از لایه‌های کانولوشنی برای استخراج ویژگی‌ها، لایه‌های تجمعی برای کاهش ابعاد، و لایه‌های کاملاً متصل برای طبقه‌بندی تشکیل شده است. معماری‌های معروف مثل ResNet و VGGNet بررسی شده‌اند، اما مدل نهایی با توجه به نیازهای خاص این پژوهش تنظیم شده است.

- لایه‌ها

- لایه کانولوشنی: با اعمال فیلترهای متعدد، ویژگی‌هایی مثل لبه‌ها، بافت‌ها و اشکال استخوانی استخراج می‌شوند.
- لایه تجمعی: از روش حداکثر تجمع استفاده می‌شود که ابعاد را کاهش داده و ویژگی‌های مهم را حفظ می‌کند.

- لایه کاملاً متصل: برای تصمیم‌گیری نهایی و طبقه‌بندی به کار می‌رود.

توابع فعال‌سازی

- تابع ReLU: در لایه‌های مخفی، مقادیر منفی را حذف کرده و یادگیری ویژگی‌های پیچیده را تسهیل می‌کند.
- تابع Softmax: در لایه نهایی، احتمال عضویت در کلاس‌های سالم، پوکی استخوان یا کاهش تراکم را محاسبه می‌کند.

- پارامترهای یادگیری

برای بهینه‌سازی، از الگوریتم Adam استفاده می‌شود که نرخ یادگیری را به صورت تطبیقی تنظیم کرده و همگرایی را تسریع می‌بخشد. نرخ یادگیری با دقت انتخاب می‌شود تا تعادل بین سرعت و دقت برقرار شود. برای جلوگیری از بیش‌برازش، از حذف تصادفی و توقف زودهنگام استفاده می‌شود؛ در توقف زودهنگام، آموزش با عدم بهبود عملکرد در مجموعه اعتبارسنجی متوقف می‌گردد.

- آموزش مدل

مدل با داده‌های پیش‌پردازش‌شده آموزش داده می‌شود. مجموعه آموزشی برای یادگیری الگوها، مجموعه اعتبارسنجی برای تنظیم پارامترها و مجموعه تست برای ارزیابی نهایی به کار می‌روند. این فرآیند دقت و قابلیت تعمیم مدل را تضمین می‌کند.

نتایج

در این بخش، عملکرد مدل پیشنهادی برای تشخیص پوکی استخوان از تصاویر رادیوگرافی ارزیابی می‌شود. هدف، بررسی توانایی مدل در طبقه‌بندی تصاویر به سه دسته سالم، پوکی استخوان و کاهش تراکم استخوان است. برای این منظور، نتایج حاصل از مجموعه‌های آزمایشی و اعتبارسنجی با استفاده از معیارهای مختلف عملکرد، از جمله دقت، F₁-Score و دیگر شاخص‌های رایج، تحلیل می‌شوند. این ارزیابی اثربخشی روش پیشنهادی را در شناسایی دقیق وضعیت استخوان‌ها نشان می‌دهد و پایه‌ای برای مقایسه با روش‌های موجود فراهم می‌کند. در ادامه، جزئیات نتایج و تحلیل‌های مرتبط ارائه خواهد شد.

- پایگاه داده

در این بخش، عملکرد مدل پیشنهادی برای تشخیص پوکی استخوان از تصاویر رادیوگرافی زانو ارزیابی می‌شود. هدف، سنجش توانایی مدل در طبقه‌بندی تصاویر به سه دسته سالم، پوکی استخوان و کاهش تراکم استخوان است. ارزیابی با استفاده از معیارهای عملکرد مانند دقت، ماتریس درهم‌ریختگی و شاخص‌های دیگر، بر اساس نتایج مجموعه‌های آزمایشی و اعتبارسنجی انجام می‌شود. این تحلیل اثربخشی روش پیشنهادی را نشان داده و زمینه‌ای برای مقایسه با روش‌های موجود فراهم می‌کند.

برای این پژوهش، از پایگاه داده "Knee Osteoporosis" استفاده شده است که شامل تصاویر رادیوگرافی زانو در فرمت JPEG است و به طور خاص برای آموزش مدل‌های یادگیری عمیق در تشخیص پوکی استخوان طراحی شده است. این مجموعه داده سه کلاس اصلی دارد (Sarhan et al, ۲۰۲۴):

- سالم: تصاویری از زانوهای بدون نشانه پوکی استخوان.

- پوکی استخوان: تصاویری با نشانه‌های بارز این بیماری.

- کاهش تراکم خفیف: تصاویری با علائم خفیف پوکی استخوان.

هر تصویر با برچسبی دقیق همراه است که توسط متخصصان پزشکی تعیین شده و وضعیت استخوان را مشخص می‌کند. این برچسب‌ها به عنوان معیار اصلی برای سنجش عملکرد مدل استفاده می‌شوند. مجموعه داده به گونه‌ای تقسیم شده که ۶۰٪ برای آموزش، ۲۰٪ برای اعتبارسنجی و ۲۰٪ برای تست در نظر گرفته شده است.

- معیار ارزیابی

برای ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی در تشخیص پوکی استخوان، از معیارهای زیر استفاده شده است:



- **دقت:** این معیار درصد پیش‌بینی‌های درست مدل را نسبت به کل پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\% \text{Precision} = \frac{TP}{(TP+FP)} \times 100 \quad (1)$$

در این رابطه TP^1 تعداد موارد درست مثبت و FP^2 تعداد موارد نادرست مثبت را نشان می‌دهد. این شاخص توانایی کلی مدل در شناسایی صحیح کلاس‌ها را می‌سنجد.

- **فراخوانی:** این معیار نشان‌دهنده توانایی مدل در یافتن همه موارد مثبت واقعی است و برای تشخیص کامل پوکی استخوان اهمیت دارد. فرمول آن چنین است:

$$\% \text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)} \times 100 \quad (2)$$

در این رابطه FN^3 تعداد موارد نادرست منفی را بیان می‌کند. این معیار توانایی مدل در پیدا کردن همه موارد مثبت واقعی را می‌سنجد.

- **معیار F^1 :** ترکیبی از دقت و فراخوانی که تعادل بین این دو را برقرار می‌کند و به‌ویژه در داده‌های نامتعادل مفید است. فرمول محاسبه آن به این صورت است:

$$F^1 = \frac{(\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \times 2 \quad (3)$$

این معیارها عملکرد مدل را به صورت جامع ارزیابی کرده و نتایج در ادامه ارائه می‌شوند.

- ارزیابی روش پیشنهادی

روش پیشنهادی با استفاده از معیارهای دقت، با روش‌های مختلفی مقایسه و ارزیابی شده است. در جدول ۱، بر اساس معیارهای دقت، فراخوانی و امتیاز F^1 ارزیابی شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی توانسته است در هر سه معیار عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها ارائه دهد.

روش (Sarhan et al, ۲۰۲۴) با دقت ۹۲/۲۹ درصد، فراخوانی ۹۳/۹۷ درصد و امتیاز F^1 ۹۲/۷۰ درصد عملکرد مناسبی از خود نشان داده است، اما همچنان در مقایسه با روش پیشنهادی از نظر تمامی معیارها ضعیف‌تر عمل کرده است. روش (Xie et al, ۲۰۲۴) با دقت ۹۷/۸۱ درصد بهترین عملکرد را در این معیار نشان داده است، با این وجود، امتیاز F^1 این روش ۹۷/۱۴ درصد بوده که نسبت به روش پیشنهادی کمتر است. روش (Gaudin et al, ۲۰۲۴) با دقت ۹۲/۵۰ درصد، فراخوانی ۸۹/۷۰ درصد و امتیاز F^1 ۹۱/۱۰ درصد کمترین عملکرد را در میان روش‌های مقایسه‌شده داشته و نشان‌دهنده ضعف آن در شناسایی و طبقه‌بندی دقیق نمونه‌ها است. در مقابل، روش پیشنهادی با دقت ۹۸/۵۴ درصد، فراخوانی ۹۸/۵۰ درصد و امتیاز F^1 ۹۸/۴۹ درصد برتری قابل‌توجهی نسبت به سایر روش‌ها دارد. این نتایج نشان‌دهنده قدرت بالای روش پیشنهادی در تشخیص و طبقه‌بندی نمونه‌ها است که ناشی از ترکیب بهینه ویژگی‌های بافتی، لبه‌ای، شکل و رنگ به همراه استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق پیشرفته است. این بهبود عملکرد، توانایی روش پیشنهادی را در شناسایی دقیق پوکی استخوان از تصاویر رادیوگرافی و ارائه مدلی کارآمد و تعمیم‌پذیر تأیید می‌کند. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای تحلیل تصاویر پزشکی و کمک به تشخیص بیماری‌ها، به‌ویژه در مراحل اولیه، مورد استفاده قرار گیرد.

¹ True Positive

² False Positive

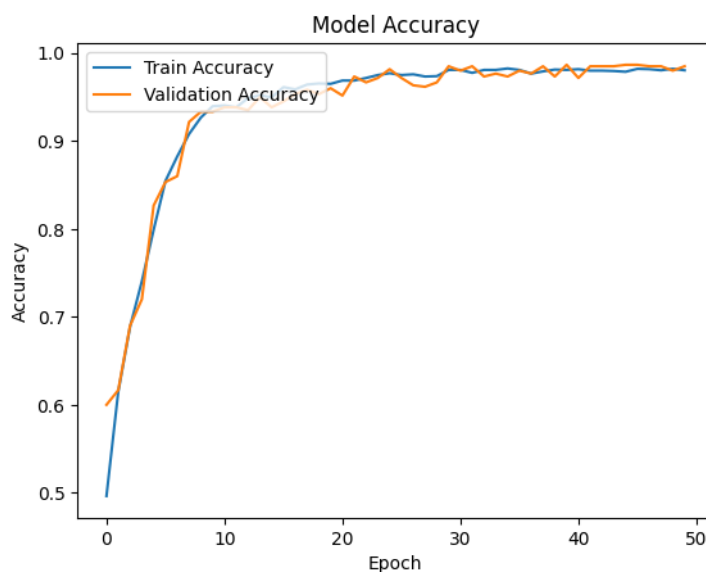
³ False Negative



جدول ۱: مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

روش	دقت	فراخوانی	F ¹ -Score
(Sarhan et al, ۲۰۲۴)	۹۲/۲۹	۹۳/۹۷	۹۲/۷۰
(Xie et al, ۲۰۲۴)	۹۷/۸۱	۹۷/۰۳	۹۷/۱۴
(Gaudin et al, ۲۰۲۴)	۹۲/۵۰	۸۹/۷۰	۹۱/۱۰
روش پیشنهادی	۹۸/۵۴	۹۸/۵۰	۹۸/۴۹

در شکل ۲ روند بهبود دقت مدل پیشنهادی در تشخیص پوکی استخوان را در طول دوره‌های آموزش نشان می‌دهد. این نمودار شامل دو خط اصلی است: دقت آموزش و دقت اعتبارسنجی. دقت آموزش نشان‌دهنده عملکرد مدل بر روی داده‌هایی است که برای آموزش استفاده شده‌اند، در حالی که دقت اعتبارسنجی عملکرد مدل را بر روی داده‌های جدید و دیده‌نشده ارزیابی می‌کند. این نتایج نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی به‌خوبی آموزش دیده است و توانسته است ویژگی‌های کلیدی مرتبط با پوکی استخوان را به‌طور دقیق شناسایی کند. فاصله کم بین دقت آموزش و اعتبارسنجی نیز نشان می‌دهد که مدل از مشکل بیش‌برازش اجتناب کرده و به‌عنوان یک ابزار دقیق و قابل اعتماد در تشخیص پوکی استخوان قابل استفاده است. به‌طور کلی، مدل پیشنهادی عملکردی عالی از خود نشان داده است و می‌تواند به‌عنوان یک روش کارآمد در تشخیص زودهنگام و دقیق پوکی استخوان مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۲: روند فرآیند آموزش روش پیشنهادی

نتیجه گیری

این پژوهش با هدف توسعه روشی خودکار برای تشخیص پوکی استخوان از تصاویر رادیوگرافی زانو انجام شد. با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی و تکنیک‌های پیشرفته پردازش تصویر، مدلی طراحی شد که تصاویر را به سه دسته سالم، پوکی استخوان و کاهش تراکم خفیف طبقه‌بندی می‌کند. مراحل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌های چندگانه (بافتی، لبه، شکل و آماری) و بهینه‌سازی مدل، دقت و کارایی آن را بهبود بخشید. ارزیابی مدل با معیارهایی چون دقت، فراخوانی و F¹ نشان داد که این روش می‌تواند به‌خوبی الگوهای



مرتبط با پوکی استخوان را شناسایی کند. استفاده از پایگاه داده Knee Osteoporosis با برجسب‌های دقیق پزشکی نیز به اعتبارسنجی نتایج کمک کرد. این رویکرد با کاهش وابستگی به تحلیل دستی، زمان تشخیص را کوتاه‌تر کرده و قابلیت اطمینان را افزایش می‌دهد. نتایج حاکی از پتانسیل بالای این روش به‌عنوان ابزاری کمکی برای پزشکان در تشخیص زودهنگام پوکی استخوان است. در آینده، گسترش این مدل به سایر نواحی استخوانی، استفاده از داده‌های متنوع‌تر و ترکیب با روش‌های تصویربرداری دیگر می‌تواند کارایی آن را بیش‌ازپیش ارتقا دهد و گامی مؤثر در بهبود سلامت عمومی باشد.

منابع

- Chen, Y.C., Li, Y.T., Kuo, P.C., Cheng, S.J., Chung, Y.H., Kuo, D.P. and Chen, C.Y., (۲۰۲۳). Automatic segmentation and radiomic texture analysis for osteoporosis screening using chest low-dose computed tomography. *European Radiology*. Vol. ۳۳. No. ۷. ۵۰۹۷-۵۱۰۶.
- Küçükçiloğlu, Y., Şekeroğlu, B., Adalı, T. and Şentürk, N., (۲۰۲۴). Prediction of osteoporosis using MRI and CT scans with unimodal and multimodal deep-learning models. *Diagnostic and Interventional Radiology*. Vol. ۳۰. No. ۱.
- Elwakil, W., El Gaafary, M., & El Miedany, Y. (۲۰۲۴). Screening and management of osteoporosis: a survey of knowledge, attitude, and practice among healthcare professionals in Egypt—a study by the Egyptian Academy of Bone Health. *Osteoporosis International*, Vol. ۳۵. No. ۱. ۹۳-۱۰۳.
- Feng, J.-n., Zhang, C.-g., Li, B.-h., Zhan, S.-y., Wang, S.-f., & Song, C.-l. (۲۰۲۴). Global burden of hip fracture: the global burden of disease study. *Osteoporosis International*. Vol. ۳۵. No. ۱. ۴۱-۵۲.
- Gu, Y., Otake, Y., Uemura, K., Soufi, M., Takao, M., Talbot, H., Okada, S., Sugano, N., & Sato, Y. (۲۰۲۳). Bone mineral density estimation from a plain X-ray image by learning decomposition into projections of bone-segmented computed tomography. *Medical Image Analysis*.
- Jiang, Y., Wu, H., Yang, D., Wang, W., Chu, J., Tang, J., & Yao, X. (۲۰۲۴). Diagnostic Value of Quantitative Ultrasound for Osteoporosis in Elderly Women: A Meta-Analysis. *Alternative Therapies in Health & Medicine*. Vol. ۳۰. No. ۱.
- Kang, J.-W., Park, C., Lee, D.-E., Yoo, J.-H., & Kim, M. (۲۰۲۳). Prediction of bone mineral density in CT using deep learning with explainability. *Frontiers in Physiology*.
- Métrailler, A., Hans, D., Lamy, O., Gonzalez Rodriguez, E., & Shevroja, E. (۲۰۲۳). Heel quantitative ultrasound (QUS) predicts incident fractures independently of trabecular bone score (TBS), bone mineral density (BMD), and FRAX: the OsteoLaus Study. *Osteoporosis International*. Vol. ۳۴. No. ۸. ۱۴۰۱-۱۴۰۹.
- Nicolaes, J., Liu, Y., Zhao, Y., Huang, P., Wang, L., Yu, A., Dunkel, J., Libanati, C., & Cheng, X. (۲۰۲۴). External validation of a convolutional neural network algorithm for opportunistically detecting vertebral fractures in routine CT scans. *Osteoporosis International*. Vol. ۳۵. No. ۱. ۱۴۳-۱۵۲.
- Gazzotti, S., Aparisi Gómez, M. P., Schileo, E., Taddei, F., Sangiorgi, L., Fusaro, M., Miceli, M., Guglielmi, G., & Bazzocchi, A. (۲۰۲۳). High-resolution peripheral quantitative computed tomography: research or clinical practice The British journal of radiology.
- Patil, K. A., Prashanth, K. M., & Ramalingaiah, A. (۲۰۲۳). Law Texture Analysis for the Detection of Osteoporosis of Lumbar Spine (L^۱-L^۴) X-ray Images Using Convolutional Neural Networks. *IAENG International Journal of Computer Science*. Vol. ۵۰. No. ۱. ۷۱-۸۵.
- Seng, K. P., Ang, L.-M., Peter, E., & Mmonyi, A. (۲۰۲۳). Machine learning and AI technologies for smart wearables. *Electronics*. Vol. ۱۲. No. ۷.



- Sarhan, A.M., Gobara, M., Yasser, S., Elsayed, Z., Sherif, G., Moataz, N., Yasir, Y., Moustafa, E., Ibrahim, S. and Ali, H.A., (۲۰۲۴). Knee osteoporosis diagnosis based on deep learning. International Journal of Computational Intelligence Systems. Vol. ۱۷. No. ۱.
- Xie, H., Gu, C., Zhang, W., Zhu, J., He, J., Huang, Z., Zhu, J. and Xu, Z., (۲۰۲۴). A few-shot learning framework for the diagnosis of osteopenia and osteoporosis using knee X-ray images. Journal of International Medical Research. Vol. ۵۲. No. ۹.
- Gaudin, R., Otto, W., Ghanad, I., Kewenig, S., Rendenbach, C., Alevizakos, V., Grün, P., Kofler, F., Heiland, M. and von See, C., (۲۰۲۴). Enhanced Osteoporosis Detection Using Artificial Intelligence: A Deep Learning Approach to Panoramic Radiographs with an Emphasis on the Mental Foramen. Medical Sciences. Vol. ۱۲. No. ۳.



Automatic Osteoporosis Detection from X-ray Images Using Convolutional Neural Networks and Multi-Feature Analysis

Sahel faraji

Department of Electrical Engineering, Payame Noor University, Tehran, Iran

Seyed Javad Javadi Moghadam

Department of Electrical Engineering, Payame Noor University, Iran

Ali Heydari Chaleshtori

Department of Electrical Engineering, Payame Noor University, Tehran, Iran

Abstract

Osteoporosis, a common bone disease, increases the risk of fractures by reducing bone density. Early detection of this disease is crucial for effective management. In this study, a deep learning-based method is proposed for the automatic detection of osteoporosis from X-ray images. This method utilizes convolutional neural networks (CNNs) to extract and classify key image features. Initially, the image dataset was divided into training and testing sets. During the preprocessing stage, images were enhanced for contrast, noise reduction, and size normalization. Subsequently, various features, including texture, edges, shape, and statistical information, were extracted and integrated into the model. The designed deep neural network, by learning these features, accurately classified the images. Evaluation results demonstrated that the model achieved high accuracy in osteoporosis detection. This approach, providing an automated and reliable solution, can serve as an assistive tool in medical diagnosis and contribute to improving diagnostic processes.

Keywords: Osteoporosis detection, image processing, convolutional neural network, multi-branch architecture, transfer learning.