



Detection and Estimation of Spinal Abnormalities Using Medical Image Processing

Nafiseh Dokht Masoumi

Master of Electronics Engineering and Medical
Equipment Specialist at Kosar Hospital, Qazvin,
Iran.

Sareh Jalali*

PhD Student in Production and Operations
Management, Islamic Azad University, Qazvin,
Iran.

Abstract

The detection and estimation of spinal abnormalities constitute major challenges in radiology and orthopedics. This study investigates image processing techniques for the localization, segmentation, and analysis of medical images of the spine. Given the structural complexity of the vertebral column and the diversity of potential abnormalities, the use of automated and semi-automated methods can enhance diagnostic accuracy while reducing analysis time. This paper reviews classical and state-of-the-art approaches, discussing the advantages and limitations of each. Finally, hybrid solutions based on machine learning and image fusion are proposed. The results indicate that deep learning-based methods and multimodal image fusion can be effectively applied to the detection of abnormalities such as scoliosis, kyphosis, and vertebral fractures.

Keywords: spine, medical image processing, vertebral segmentation, machine learning, CT, MRI

Received: 23/December/2025

Accepted: 19/February/2025

eISSN: 3115-7610

ISSN: 3115-7572

تشخیص و تخمین ناهنجاری‌های ستون فقرات با استفاده از پردازش تصاویر پزشکی

کارشناس ارشد برق الکترونیک، مهندس تجهیزات پزشکی بیمارستان کوثر قزوین،
قزوین، ایران.

نقیسه دخت معصومی

دانشجوی دکتری تولید و عملیات، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

ساره جلالی*

چکیده

تشخیص و تخمین ناهنجاری‌های ستون فقرات از جمله چالش‌های مهم در رادیولوژی و ارتوپدی است. در این پژوهش، روش‌های پردازش تصویر برای مکانیابی، بخش‌بندی و تحلیل تصاویر پزشکی ستون فقرات مورد بررسی قرار گرفته‌اند. با توجه به پیچیدگی ساختار ستون فقرات و تنوع ناهنجاری‌های احتمالی، استفاده از روش‌های خودکار و نیمه‌خودکار می‌تواند دقت تشخیص را افزایش داده و زمان تحلیل را کاهش دهد. در این مقاله، پس از مرور روش‌های کلاسیک و نوین، مزایا و محدودیت‌های هر کدام بررسی شده و در نهایت راهکارهای ترکیبی مبتنی بر یادگیری ماشین و ادغام تصاویر پیشنهاد شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق و ادغام چندمدالیت می‌توانند به‌طور مؤثری برای تشخیص ناهنجاری‌هایی مانند اسکولیوز، کیفوز و شکستگی مهره به کار روند.

کلیدواژه‌ها: ستون فقرات، پردازش تصویر پزشکی، بخش‌بندی مهره، یادگیری ماشین، CT، MRI

۱- مقدمه

یکی از عواملی که الگوی حرکتی را تحت تأثیر قرار می‌دهد، ناهنجاری‌های ستون فقرات است. ستون فقرات و قوس‌های آن برای داشتن وضعیت بدنی مطلوب بسیار مهم به نظر می‌رسد. انحنای طبیعی در ستون فقرات سبب کاهش فشار و ناهنجاری بدن می‌شود [۱].

ستون فقرات یکی از ساختارهای پیچیده و حیاتی در بدن انسان است که نقش حمایت از ساختار اسکلتی، محافظت از نخاع و توزیع وزن بدن را بر عهده دارد. ناهنجاری‌های ستون فقرات مانند اسکولیوز، کیفوز، لوردوز و شکستگی‌های مهره‌ای می‌توانند منجر به درد مزمن، محدودیت حرکتی و حتی ناتوانی‌های جدی شوند. تشخیص به موقع و دقیق این ناهنجاری‌ها نقش کلیدی در مدیریت درمان و بهبود کیفیت زندگی بیماران دارد [۲].

ناهنجاری‌های ستون فقرات می‌تواند به دلایل مختلفی، از جمله نقص مادرزادی، پیری و انحطاط تا تروما رخ دهد [۳]. تصویربرداری پزشکی به ویژه MRI و CT به عنوان ابزارهای استاندارد برای بررسی ساختار ستون فقرات مورد استفاده قرار می‌گیرند. با این حال، تفسیر دستی این تصاویر زمان‌بر، مستعد خطا و وابسته به تجربه رادیولوژیست است. از این رو، توسعه روش‌های خودکار و نیمه‌خودکار پردازش تصویر برای تحلیل تصاویر ستون فقرات در دهه‌های اخیر مورد توجه گسترده‌ای قرار گرفته است [۴].

برای تشخیص قطعی اختلالات و ناهنجاری‌های ستون فقرات، تصویربرداری رادیوگرافیک همچنان به عنوان روش مرجع مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این حال، در گذشته و تا حدی در کاربردهای بالینی امروزی، پزشکان جهت ارزیابی انحناها و وضعیت ستون مهره‌ها روش‌های تماسی نظیر کایفومتر^۱، انکلاینومتر^۲، خط کش منعطف، پانتوگراف ستون فقرات^۳، الکترو گونیامتر اصلاح شده، موس ستون فقرات بهره می‌بردند. این ابزارها معمولاً بر روی برجستگی‌های مهره‌ای و میان دو نقطه آناتومیک مشخص قرار داده می‌شوند؛ به عنوان نمونه، پایه‌های انکلاینومتر بر روی زوائد خاری مهره‌های فوقانی و تحتانی ناحیه مورد اندازه‌گیری تنظیم می‌گردند.

با وجود برخی مزایا، اغلب این روش‌ها با محدودیت‌هایی از جمله وزن نسبتاً بالا، دشواری در جانمایی دقیق ابزار بر روی مهره‌ها، زمان‌بر بودن فرآیند اندازه‌گیری و نیاز به محاسبات اضافی همراه هستند که در نهایت می‌تواند موجب افزایش خطای اندازه‌گیری شود [۵].

ارزیابی خودکار تصویر با بهره‌گیری از الگوریتم Hough، مهره را بر اساس روزنه آن مکانیابی و با یک دایره تقریب می‌زند. در انتها نیز بدلیل وجود نویز با اعمال فیلتر مناسب، کنتراست را بهبود می‌بخشد [۵، ۶]. از اطلاعات شدت، تعامل فضایی و شکل جهت بخش بندی مهره‌ها و ایجاد معادله احتمال شرطی نشان گذاری مطلوب، استفاده می‌گردد. این الگوریتم در مواردی که بدلیل شباهت بخش‌های یکسان مهره، تشخیص آسان نیست کاربردی می‌باشد [۷].

هدف این مقاله بررسی مکانیابی و تقسیم بندی ستون فقرات می‌باشد

۲- مبانی نظری

تکنیک‌های مکانیابی ستون فقرات

۱. آستانه‌گیری و مورفولوژی

1. kyphometer
2. inclinometer
3. spinal pantograph

آستانه‌گیری^۱ یک گام آغازین تکراری برای بیشتر روش‌های پردازش تصویر است و منحصر به بخش بندی مهره استفاده نمی‌شود و فقط تصویر را به دو بخش تقسیم می‌کند ولی در ارتباط با سایر تکنیک‌ها استفاده می‌گردد [۸]. روش‌هایی مانند آستانه‌گیری چندسطحی همراه با عملیات مورفولوژیکی برای جداسازی مهره‌ها از زمینه استفاده می‌شوند. با این حال، این روش‌ها در حضور نویز و تغییرات شدت روشنایی با چالش مواجه هستند [۹].

۲. رشد ناحیه

در این روش، با تعیین نقطه آغازین (نقطه کشت)، ناحیه مورد نظر بر اساس شباهت شدت روشنایی گسترش می‌یابد. این روش به ورودی کاربر وابسته است و در تصاویر با مرزهای کم کنتراست دقت پایینی دارد [۱۰].

۳. روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین

در سال‌های اخیر، روش‌های یادگیری ماشین به‌طور گسترده‌ای برای تحلیل تصاویر پزشکی ستون فقرات به کار رفته‌اند:

ماشین بردار پشتیبان (SVM): برای طبقه‌بندی مهره‌ها و تشخیص ناهنجاری‌ها [۱۱].

بیشه‌های تصادفی^۲: برای مکانیابی مهره‌ها بر اساس ویژگی‌های بافت و شکل [۱۲].

شبکه‌های عصبی عمیق: به ویژه شبکه‌های کانولوشنال (CNN) برای بخش‌بندی و تشخیص ناهنجاری‌ها [۱۳].

۴. ادغام تصاویر چندمدال

ادغام تصاویر CT و MRI می‌تواند اطلاعات ساختاری استخوان و بافت نرم را در یک تصویر واحد ارائه دهد.

روش‌هایی مانند Graph Cuts و مدل‌های مبتنی بر انرژی برای ادغام بهینه این تصاویر توسعه یافته‌اند [۱۲].

۳- مواد و روش‌ها

شناسایی الگو در تصویربرداری پزشکی با استفاده از انتقال هاف منحنی‌ها

در این پژوهش، به‌منظور شناسایی و مکانیابی ساختارهای استخوانی ستون فقرات در تصاویر CT، از انتقال هاف تعمیم‌یافته برای خانواده‌ای از منحنی‌های جبری استفاده شده است. انتقال هاف یک روش کلاسیک شناسایی الگو است که بر مبنای نگاشت نقاط فضای تصویر به فضای پارامتری عمل می‌کند، به گونه‌ای که هر منحنی در فضای تصویر به یک نقطه یکتا در فضای پارامتری متناظر می‌شود.

در این چارچوب، هر نقطه لبه استخراج‌شده در تصویر، مجموعه‌ای از پارامترهای ممکن را در فضای پارامتری فراخوانی می‌کند و تلاقی این فراخوانی‌ها در قالب بیشینه‌های تابع انباشتگر، بیانگر وجود منحنی هدف در تصویر است.

مدل ریاضی و الگوریتم شناسایی

فرض می‌شود خانواده‌ای از منحنی‌های جبری ساده‌نشده به صورت زیر تعریف شود:

$$F(x, y; a, b) = 0$$

که در آن x و y مختصات نقاط تصویر و a و b پارامترهای واقعی کنترل‌کننده شکل منحنی هستند.

$$P = (x_p, y_p)$$

از فضای تصویر، انتقال هاف متناظر با آن، منحنی‌ای را در فضای پارامتری (A, B) مطابق رابطه زیر ایجاد می‌کند:

$$F(x_p, y_p; A, B) = 0$$

بر این اساس، فرآیند شناسایی منحنی‌ها شامل مراحل زیر است:

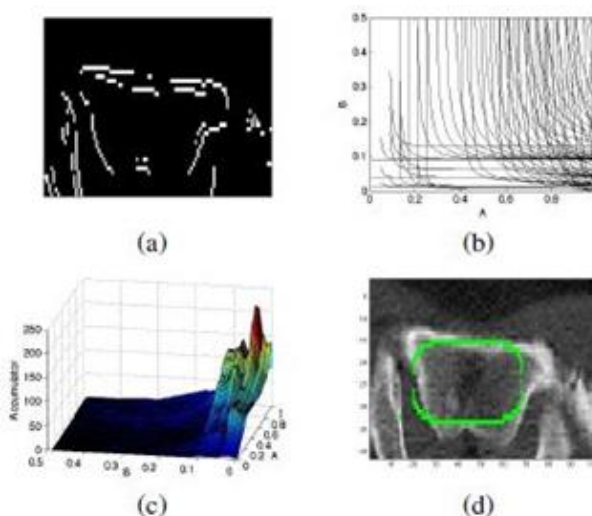
۱. استخراج نقاط لبه: با استفاده از یک آشکارساز لبه، نقاط کاندید استخراج می‌شوند.

1. thresholding
2. random forest

۲. محاسبه انتقال هاف: برای هر نقطه لبه، انتقال آن به فضای پارامتری انجام می‌گیرد.
۳. گسسته‌سازی فضای پارامتری: فضای (a, b) به سلول‌هایی با ابعاد یکنواخت تقسیم می‌شود.
۴. محاسبه تابع انباشتگر: تعداد آرای دریافت‌شده توسط هر سلول محاسبه می‌گردد.
۵. استخراج پارامترهای بهینه: بیشینه‌های نسبی انباشتگر به عنوان پارامترهای منحنی نهایی انتخاب می‌شوند [۶].

پیاده‌سازی روش بر روی تصاویر CT

برای کاهش بار محاسباتی انتقال هاف، پیش از ورود به فضای پارامتری، آشکارسازی لبه‌ها با استفاده از فیلتر Sobel انجام شد (شکل ۱). سپس تنها پیکسل‌های لبه به عنوان نقاط ورودی انتقال هاف در نظر گرفته شدند.

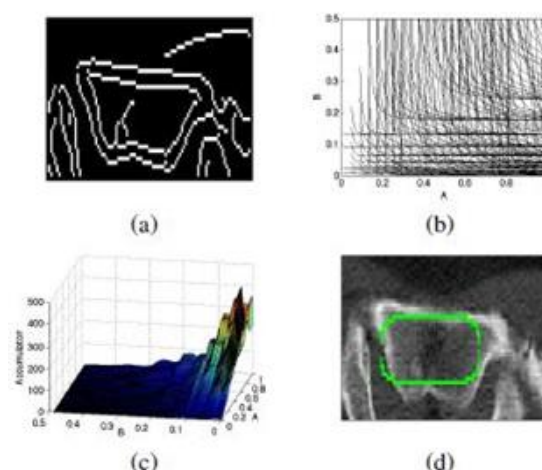


شکل ۱. ردیابی انحنای Lamet در یک تصویر CT با روش Sobel [۶]

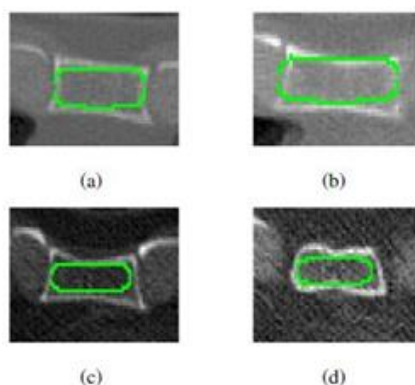
پارامترهای a و b در بازه‌های مشخص محدود شدند به گونه‌ای که منحنی استخراج‌شده درون دایره‌ای با شعاع واحد در فضای تصویر قرار گیرد. فضای پارامتری با شبکه‌ای از سلول‌های مربعی به ضلع 0.01 گسسته شد و تابع انباشتگر متناظر محاسبه گردید.

نتایج نشان داد که بیشینه انباشتگر در مقادیر تقریبی $a=0.95$ و $b=0.03$ رخ می‌دهد. منحنی Lamé متناظر با این پارامترها محاسبه و بر تصویر CT اولیه نگاشته شد که بهبود قابل توجهی در ردیابی مرز استخوانی مهره‌ها را نشان می‌دهد.

به منظور ارزیابی پایداری روش نسبت به نوع آشکارساز لبه، همین فرآیند با استفاده از آشکارساز Canny نیز تکرار شد که نتایج سازگاری مشابهی را نشان داد (شکل ۲). همچنین عملکرد الگوریتم بر روی مجموعه‌ای از تصاویر CT مختلف ارزیابی شد که نتایج آن در شکل ۳ ارائه شده است [۶].



شکل ۲. ردیابی انحنای Lamet در یک تصویر CT با روش



شکل ۳. ردیابی انحنای Lamet در ۴ تصویر CT متفاوت

انتقال تعمیم‌یافته هاف^۱ (GHT)^۲ برای شناسایی ساختار مهره‌ها

انتقال تعمیم‌یافته هاف (GHT) به منظور تخمین پارامترهای اشکال دلخواه بر اساس نقاط مرزی آن‌ها به کار گرفته می‌شود. در این پژوهش، GHT به عنوان یک ابزار شناسایی الگو برای مقابله با تغییرات شکل، نویز، انسداد جزئی و تغییرات مقیاس در تصاویر ستون فقرات استفاده شده است. عملکرد این روش مبتنی بر ترکیب اطلاعات گرادیان، نمایش مناسب الگو و رأی‌دهی در فضای انباشتگر است [۱۴].

روش‌های مبتنی بر GHT در شناسایی مهره‌ها

در مطالعات پیشین، نسخه‌های مختلفی از GHT برای بخش‌بندی مهره‌ها پیشنهاد شده است. روش‌های سنتی GHT با استفاده از مجموعه‌ای از الگوهای از پیش تعریف‌شده، اگرچه دقت مناسبی دارند، اما به دلیل تعدد الگوها با هزینه محاسباتی بالا همراه هستند.

به منظور کاهش این محدودیت، استفاده از معرف‌های فوریه^۳ (FD) در ترکیب با GHT پیشنهاد شده است که امکان انطباق کانتورهای باز و بسته را با تعداد محدودی پارامتر فراهم می‌سازد. همچنین، به کارگیری مدل‌های شکل

1. hough

2. generalized hough transform

3. Fourier descriptors

آماری (SSM)^۱ به عنوان الگو در فرآیند GHT، وابستگی به انتخاب دستی الگو را کاهش داده و زمان اجرا را بهبود می‌بخشد، هرچند عملکرد آن‌ها به کیفیت تصویر وابسته است [۱۴].

مدل‌های نیمه اتوماتیک و اتوماتیک

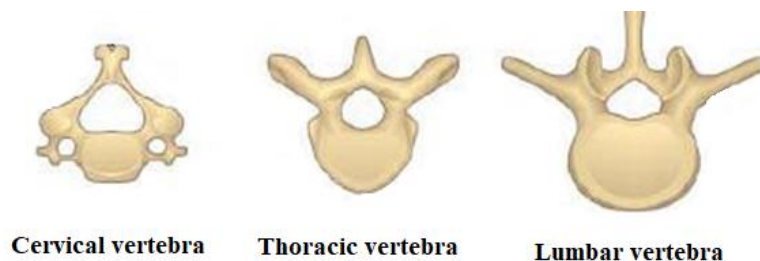
در این پژوهش، به نتایج مطالعاتی پرداخته می‌شود که در آن‌ها مدل‌های نیمه اتوماتیک و اتوماتیک مبتنی بر GHT برای بخش‌بندی مهره‌ها ارائه شده‌اند. در این مدل‌ها، اطلاعات گرادین با استفاده از آشکارساز هوشمند لبه^۲ استخراج می‌شود. گزارش‌ها نشان می‌دهند که روش‌های نیمه اتوماتیک از دقت بالاتری نسبت به روش‌های کاملاً اتوماتیک برخوردارند. همچنین نسخه‌های توسعه یافته GHT در ترکیب با معرف‌های فوری، کاربرد موفق‌تری در مدلسازی سه بعدی ستون فقرات داشته‌اند [۱۴].

۴- یافته‌های پژوهش

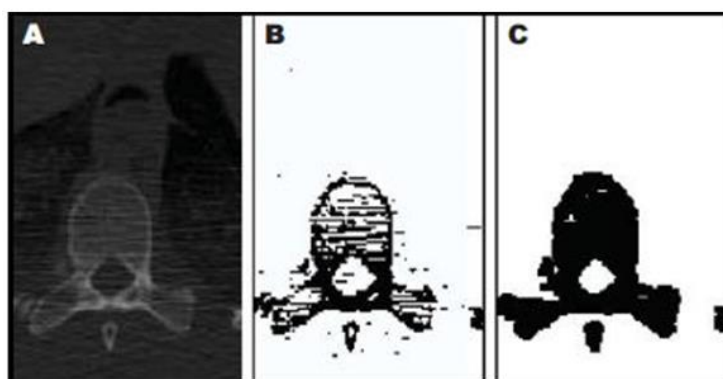
یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب روش‌های پردازش تصویر CT، انتقال Hough و مدلسازی هندسی مبتنی بر دانش آناتومیکی، امکان مکانیابی دقیق مهره‌ها و استخراج خودکار نشانه‌های آناتومیکی را فراهم می‌سازد. پیش‌پردازش مناسب تصاویر شامل کاهش نویز و بهبود کنتراست، نقش مؤثری در بهبود کیفیت تقسیم‌بندی ایفا کرده است. الگوریتم پیشنهادی موفق به استخراج ۴۳ نشانه آناتومیکی از هر مهره شده و در ارزیابی تجربی بر روی ۸۳ مهره، دقت بالایی از خود نشان داده است، به طوری که بیش از ۹۵ درصد مهره‌ها دارای تقسیم‌بندی مطلوب بوده‌اند. این نتایج نشان‌دهنده قابلیت بالای روش در کاربردهای تحلیل، مدلسازی و مداخلات مبتنی بر تصویر ستون فقرات می‌باشد.

ارزیابی خودکار و استخراج نشانه‌های آناتومیکی از تصاویر CT

- یک چارچوب خودکار برای ارزیابی ستون فقرات در تصاویر CT ارائه شد که با محدودسازی ناحیه مورد نظر، نویز داده‌ها را کاهش و دقت تحلیل را افزایش داد.
- مکانیابی مهره‌ها با استفاده از ردیابی لبه Canny و انتقال Hough با شعاع متغیر، با موفقیت برای انواع مهره‌های گردنی، صدری و کمری انجام شد.
- پیش‌پردازش شامل فیلتر میانه ۵×۵ و گسترش هیستوگرام، موجب کاهش مؤثر نویز و بهبود کنتراست ساختارهای استخوانی گردید.
- ستون فقرات به طور خودکار به مهره‌های مجزا تقسیم شد و برای هر مهره، سیستم مختصات محلی تعریف گردید.
- هر مهره به چهار زیرساخت آناتومیکی اصلی تقسیم و ۴۳ نشانه آناتومیکی بر اساس دانش تشریحی و محدودیت‌های هندسی استخراج شد.
- ارزیابی بصری نشان داد که الگوریتم در تمام داده‌ها موفق عمل کرده و تنها ۴ مورد از ۸۳ مهره دارای خطای جزئی در تقسیم‌بندی بودند؛ سایر موارد دارای کیفیت مناسب بودند.
- نتایج نشان داد که روش پیشنهادی قابلیت بالایی برای مدلسازی شکل، مقداردهی اولیه بخش‌بندی و کاربردهای بالینی دارد.



شکل ۴. نمایش دسته‌بندی مهره‌ها به سه گروه اصلی بر اساس موقعیت در ستون فقرات

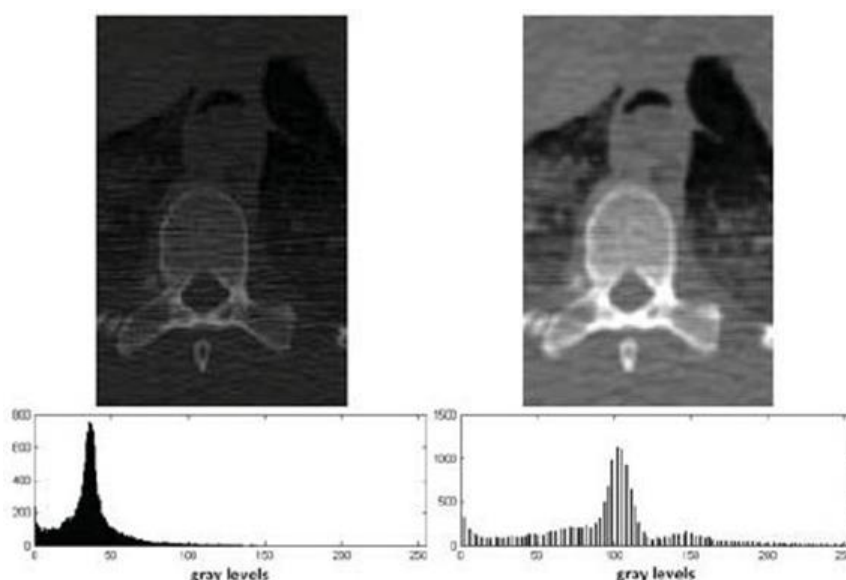


شکل ۵. پیش‌پردازش و تقسیم‌بندی تصویر CT

A: تصویر واقعی CT

B: نتیجه تقسیم‌بندی بدون پیش‌پردازش

C: نتیجه تقسیم‌بندی پس از پیش‌پردازش (کاهش نویز و بهبود کنتراست)



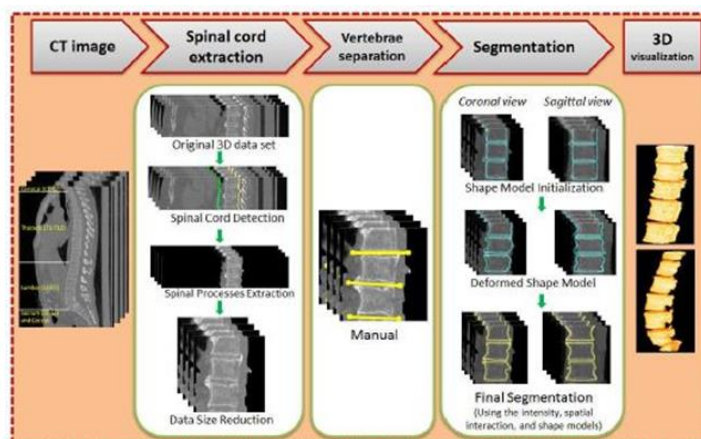
شکل ۶. نتایج کاهش نویز و گسترش هیستوگرام

بخش‌بندی بالینی مهره‌ها با اطلاعات شدت، تعامل فضایی و شکل

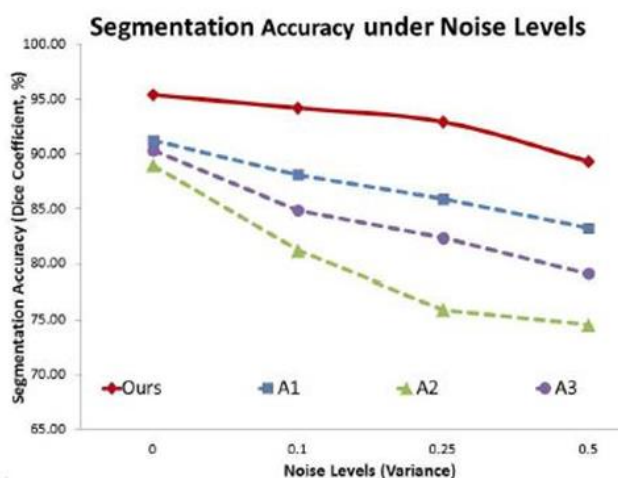
یک روش بخش‌بندی مبتنی بر چارچوب انرژی احتمالی ارائه شد که اطلاعات شدت (مدل‌سازی با توزیع گوسی)، تعامل فضایی (مدل‌سازی با میدان مارکوف-گیبز) و مدل شکل آماری را به صورت یکپارچه استفاده می‌کند.

مدل شکل آموزش دیده از ۸۰ مقطع بدنه مهره موجب پایداری بالا نسبت به مقداردهی اولیه و مقاومت در برابر نویز و ناهمگنی شدت شد.

مقایسه با روش‌های Level Set، Active Shape و Shape-based Level Set نشان داد که روش پیشنهادی دقت بالاتری در شرایط نویزی دارد، وابستگی کمتری به نقطه اولیه دارد و به زمان اجرای بسیار کمتری نیاز دارد. میانگین زمان اجرای بخش‌بندی برای ۱۲ مهره ۱۶۷/۲ ثانیه گزارش شد. نتایج تجربی سه‌بعدی در نماهای ساژیتال و کروئال دقت بالای بخش‌بندی را تأیید کردند.



شکل ۷. چهارچوب کلی روش بخش‌بندی پیشنهادی



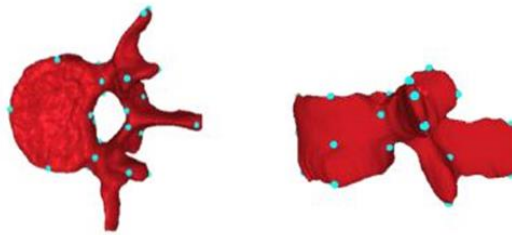
شکل ۸. نتایج کمی و پایداری روش در برابر نویز

بخش‌بندی نیمه‌خودکار و ارزیابی شکستگی مهره (VFA)

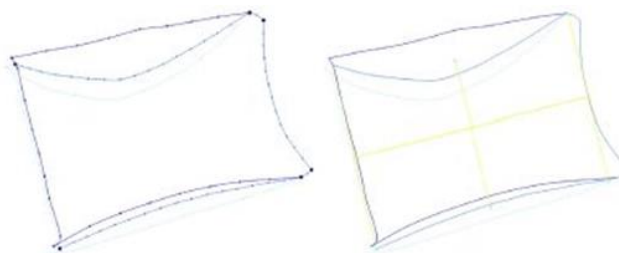
مدل‌های آماری شکل و ظاهر بر روی ۲۰۱ تصویر DXA-VFA آموزش داده شدند. سیستم نیمه‌خودکار توانست مهره‌های سالم، دفرمه خفیف و شکسته را با دقت مناسب تفکیک کند.

نتایج نشان داد که روش پیشنهادی در تشخیص دفرمیتی‌های خفیف، که تشخیص کلینیکی آن‌ها دشوار است، عملکرد مطلوبی دارد. دقت مکانی نشانه‌ها نسبت به نشانه‌گذاری دستی در محدوده قابل قبول بالینی قرار داشت. استفاده از روش نیمه‌خودکار باعث کاهش قابل توجه زمان تحلیل نسبت به جایگذاری دستی ۶ نقطه شد. دسته‌بندی مدل‌ها بر

اساس ارتفاع و وزن بدنه مهره موجب بهبود نتایج گردید. روش ارائه شده برای استفاده بالینی، سریع، پایدار و قابل تغییر ارزیابی شد.



شکل ۹. نمونه تصویر DEXA-VFA و خروجی روش نیمه خودکار



شکل ۱۰. نمودار یا تصویر مکان نقاط راهنما

ادغام تصاویر CT و MR با Graph Cuts یک روش ادغام تصویر مبتنی بر Graph Cuts برای ترکیب اطلاعات CT و MR ارائه شد. الگوریتم توانست به طور همزمان: جزئیات استخوانی واضح از CT و جزئیات بافت نرم از MR را در یک تصویر واحد حفظ کند. روش پیشنهادی روی ۴۰ مجموعه بالینی (۲۰ بیمار) با موفقیت آزمایش شد. ارزیابی آماری نشان داد که: اطلاعات بافت نرم عمدتاً از MR حفظ می شوند، ساختارهای استخوانی، به ویژه کورتکس، از CT استخراج می شوند. تصاویر ادغامی توان تشخیصی بالاتری نسبت به تصاویر منفرد داشتند و نمونه های بالینی مانند خار استخوانی را به طور واضح در کنار بافت نرم نمایش دادند.

یافته ها نشان می دهد روش پیشنهادی قادر است با استفاده از پردازش خودکار تصاویر CT، مهره ها را با دقت بالا مکانیابی کرده و ۴۳ نشانه آناتومیک را به صورت پایدار استخراج نماید. ارزیابی تجربی حاکی از عملکرد موفق الگوریتم در بیش از ۹۵٪ موارد بوده و عدم وجود شکست کامل، قابلیت کاربرد بالینی روش را تأیید می کند.

استفاده از مدل های آماری شکل، چارچوب های انرژی احتمالی و الگوریتم های گراف کات، تأثیر چشمگیری در بهبود دقت، پایداری و کارایی محاسباتی بخش بندی و ادغام تصاویر ستون فقرات دارد. روش های پیشنهادی، ضمن کاهش وابستگی به دخالت کاربر، قابلیت کاربرد بالینی در ارزیابی مهره های سالم، دچار پوکی استخوان و آسیب دیده را نشان می دهند.

به طور کلی، نتایج نشان می دهد که ترکیب پردازش تصویر کلاسیک، مدل های آماری شکل و ظاهر، و روش های بهینه سازی پیشرفته می تواند به صورت مؤثر موجب افزایش دقت بخش بندی، کاهش زمان اجرا و بهبود کاربردپذیری بالینی در تحلیل تصاویر ستون فقرات شود.

۵- بحث و نتیجه گیری

روش های کلاسیک مکانیابی مهره ها نظیر آستانه گذاری و رشد ناحیه، به شدت تصویر وابسته بوده و تعاملات فضایی و زمینه آناتومیک ستون فقرات را به طور کامل مدل نمی کنند [۱۵، ۱۶]. علاوه بر این، وابستگی این روش ها به تنظیم

دستی پارامترها و حساسیت بالا به نویز، کاربرد بالینی آن‌ها را محدود می‌سازد [۱۴]. مدل‌های دگر دیس‌پذیر با وجود توانایی در نمایش ساختارهای پیچیده، معمولاً به مقداردی اولیه وابسته بوده و نیاز به مداخله کاربر دارند [۱۷]. از سوی دیگر، روش‌های مبتنی بر انتقال هاف تعمیم‌یافته (GHT) امکان مکانیابی خودکار را فراهم کرده و در برابر نویز و انسداد جزئی عملکرد مناسبی نشان می‌دهند [۱۸]. با این حال، هزینه محاسباتی بالا و افزایش زمان اجرا با افزایش تعداد الگوها، از محدودیت‌های اصلی این روش‌ها به‌شمار می‌رود [۱۹].

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که رویکردهای دانش‌محور و ترکیبی که از تلفیق اطلاعات شدت، تعامل فضایی و مدل‌های آماری شکل استفاده می‌کنند، می‌توانند دقت و پایداری مکانیابی و بخش‌بندی مهره‌ها را به‌طور معناداری افزایش داده و هم‌زمان زمان اجرا را کاهش دهند [۲۰، ۲۱]. همچنین، ادغام تصاویر چندوجهی موجب حفظ جزئیات بالینی مهم و بهبود تفسیر آناتومیکی ساختارهای استخوانی و بافت نرم می‌شود [۶].

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، یک روش کارآمد برای مکانیابی و بخش‌بندی مهره‌ها باید دارای زمان اجرای کوتاه، وابستگی حداقلی به مداخله کاربر و مقاومت بالا در برابر نویز و تغییرپذیری‌های آناتومیکی باشد [۵]. رویکردهای ترکیبی مبتنی بر اطلاعات شدت، تعامل فضایی و مدل‌های شکل، گزینه‌ای قابل‌اعتماد برای کاربردهای بالینی محسوب می‌شوند و می‌توانند ارزش تشخیصی تصاویر پزشکی را افزایش دهند.

در نهایت، با توجه به محدودیت روش‌های دوبعدی رایج، توسعه چارچوب‌های سه‌بعدی به‌عنوان مسیر پژوهشی آتی پیشنهاد می‌شود تا دقت مکانیابی و جامعیت تحلیل‌های بالینی بیش از پیش ارتقا یابد [۲۱].

منابع

1. Shahabi M, Minoonejad H, Karimizadeh Ardakani M. Functional movement patterns in adolescent boys with hyperlordosis and healthy peers using the nine-test screening battery. *The Scientific Journal of Rehabilitation Medicine*. 2025;14(4):532-45.
2. Qu B, Cao J, Qian C, Wu J, Lin J, Wang L, et al. Current development and prospects of deep learning in spine image analysis: a literature review. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*. 2022;12(6):3454.
3. Diarbakerli E, Grauers A, Danielsson A, Abbott A, Gerdhem P. Quality of life in males and females with idiopathic scoliosis. *Spine*. 2019;44(6):404-10.
4. Zhang H, Liu, Y., & Wang, Q. Automatic spine curvature estimation from X-ray images using convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2022;41(5):1203-14.
5. Barabáš J, Babušiak B, Gála M, Čapka M, Radil R, editors. Computer-assisted analysis of spinal curvature parameters from CT images. 2012 35th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP); 2012: IEEE.
6. Campi C, Perasso A, Beltrametti MC, Massone AM, Sambuceti G, Piana M, editors. Pattern recognition in medical imaging by means of the Hough transform of curves. 2013 8th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA); 2013: IEEE.
7. Yao J, Burns JE, Getty S, Stieger J, Summers RM, editors. Automated extraction of anatomic landmarks on vertebrae based on anatomic knowledge and geometrical constraints. 2014 IEEE 11th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI); 2014: IEEE.
8. Kadoury S, Labelle H, Paragios N. Spine segmentation in medical images using manifold embeddings and higher-order MRFs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2013;32(7):1227-38.
9. Aslan MS, Shalaby A, Farag AA, editors. Clinically desired segmentation method for vertebral bodies. 2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging; 2013: IEEE.
10. Campbell JQ, Petrella AJ. An automated method for landmark identification and finite-element modeling of the lumbar spine. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2015;62(11):2709-16.
11. Mirzaalian H, Wels M, Heimann T, Kelm BM, Suehling M, editors. Fast and robust 3D vertebra segmentation using statistical shape models. 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC); 2013: IEEE.

12. Miles B, Ayed IB, Law MW, Garvin G, Fenster A, Li S. Spine image fusion via graph cuts. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2013;60(7):1841-50.
13. Lu H, Liu M, Yu K, Fang Y, Zhao J, Shi Y. A deep learning-based fully automated vertebra segmentation and labeling workflow. *British Journal of Hospital Medicine*. 2025;86(9):1-22.
14. Zhang J, Lv L, Shi X, Wang Y, Guo F, Zhang Y, et al. 3-D reconstruction of the spine from biplanar radiographs based on contour matching using the Hough transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2013;60(7):1954-64.
15. Garg R, Mittal A. A survey on techniques of vertebrae localization. *2014 Recent Advances in Engineering and Computational Sciences (RAECS)*. 2014:1-4.
16. van der Velde R, Ozanian T, Dumitrescu B, Haslam J, Staal J, Brett A, et al. Performance of statistical models of shape and appearance for semiautomatic segmentations of spinal vertebrae T4–L4 on digitized vertebral fracture assessment images. *The Spine Journal*. 2015;15(6):1248-54.
17. Kelm BM, Wels M, Zhou SK, Seifert S, Suehling M, Zheng Y, et al. Spine detection in CT and MR using iterated marginal space learning. *Medical Image Analysis*. 2013;17(8):1283-92.
18. Wang Z, Zhen X, Tay K, Osman S, Romano W, Li S. A unified segmentation framework for M 3 spinal images. *IEEE Trans Med Image*. 2010;34(8):1640-8.
19. Lecron F, Boisvert J, Mahmoudi S, Labelle H, Benjelloun M. Three-dimensional spine model reconstruction using one-class SVM regularization. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2013;60(11):3256-64.
20. Oktay AB, Akgul YS. Simultaneous localization of lumbar vertebrae and intervertebral discs with SVM-based MRF. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2013;60(9):2375-83.
21. Yao J, Burns JE, Muñoz H, Summers RM. Cortical shell unwrapping for vertebral body abnormality detection on computed tomography. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 2014;38(7):628-38.

