

مقایسه گرافی های پری اپیکال موازی و توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی در تعیین شکستگی عمودی ریشه دندان با استخراج ویژگی های مناسب بر مبنای تبدیل موجک

الناز صباحی محمدی

کارشناسی ارشد رشته مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز (علوم تحقیقات تبریز)

چکیده

شکستگی عمودی ریشه یک پیش آمد ناگوار در درمان کانال ریشه می باشد که اغلب سبب خارج گردن دندان می شود. علائم و نشانه های کلینیکی آن همانند تظاهرات رادیوگرافیک، اغلب مشابه درمان های ناموفق کانال ریشه و نیز تظاهرات بیماری های پریودنتال می باشد. علائم و نشانه های مرتبط به شکستگی عمودی ریشه در برخی مطالعات اخیر آنالیز شده است، که شایع ترین آن ها شامل دیفکت استخوانی، درد خفیف و تشدید یک ضایعه مزمن بوده است. تشخیص قطعی رادیوگرافیک شکستگی عمودی ریشه با وجود دو مورد ممکن می شود؛ یکی حضور یک خط رادیولوسنت شکستگی شبیه مو (hair-like) در حجم دنتین و دیگری تظاهر رادیوگرافیک جداشدگی قطعه ریشه که اغلب با یک از دست رفتن وسیع استخوان اطراف ریشه یا دندان همراه است. هدف این پژوهش استفاده از یک الگوریتم بهینه برای کمک به متخصصین رادیولوژی فک و صورت در تعیین وجود/عدم وجود شکستگی عمودی ریشه دندان در گرافی های پری اپیکال موازی و توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی و همچنین تعیین محل آن در صورت وجود داشتن است. در ابتدا الگوریتم های مختلف حذف نویز مانند PID, BM3D, SAPCA, PGPCA برای حذف نویز و آرتیفکت ها در گرافی ها مورد مقایسه قرار گرفته و بهترین آن ها بر اساس دو معیار ارزیابی PSNR و SSIM، انتخاب می شود. سپس از الگوریتم kmeans به منظور بخش بندی اولیه و تعیین محل شکستگی در گرافی های نویززدایی شده بهره می گیریم. با انتخاب ویژگی های مناسب بر مبنای تبدیل موجک گسسته و استفاده از شبکه عصبی چندلایه، گرافی ها به دو کلاس دارای VRF و فاقد VRF طبقه بندی می شوند. در نهایت مقایسه گرافی های پری اپیکال موازی و توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی در تشخیص VRF صورت می گیرد. نتایج شبیه سازی در محیط نرم افزار MATLAB نشان می دهند که مقادیر پارامترهای ارزیابی دقت، ویژگی و حساسیت بدست آمده از گرافی های توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی در مقایسه با پری اپیکال موازی بیشتر بوده و در نتیجه این نوع گرافی ها می توانند به عنوان یک روش تصویربرداری مفید برای تشخیص شکستگی عمودی ریشه دندان به شمار می آید.

کلمات کلیدی: شکستگی عمودی ریشه، الگوریتم حذف نویز، خوشه بندی، گرافی، پری اپیکال، توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی.

مقدمه

شکستگی عمودی ریشه دندان^۱ (VRF) یک پیش‌آمد ناگوار در درمان کانال ریشه می‌باشد که اغلب سبب خارج کردن دندان می‌شود. علایم و نشانه‌های کلینیکی آن همانند تظاهرات رادیوگرافیک، اغلب مشابه درمان‌های ناموفق کانال و نیز تظاهرات بیماری‌های پریدنتال می‌باشد. علایم و نشانه‌های مرتبط با VRF در برخی مطالعات اخیر مورد آنالیز قرار گرفته است که شایع‌ترین آن‌ها شامل دیفکت استخوانی، درد خفیف، ترک سینوس و تشدید یک ضایعه مزمن بوده است. تشخیص قطعی رادیوگرافیک VRF با وجود دو مورد ممکن می‌شود؛ یکی حضور یک خط رادیولوسنت شکستگی شبیه مو^۲ در حجم دنتین و دیگری تظاهر رادیوگرافیک جداشدگی قطعه ریشه که اغلب با یک از دست رفتن وسیع استخوان اطراف ریشه با دندان همراه است [۱-۳].

هدف این پژوهش مقایسه گرافی‌های پری‌اپیکال موازی و توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی در تشخیص VRF با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر است. در ابتدا الگوریتم‌های مختلف حذف نویز مانند PID، BM3D، SAPCA، PGPCA برای حذف نویز و آرتیفکت‌ها در گرافی‌ها مورد مقایسه قرار گرفته و بهترین آن‌ها بر اساس دو معیار ارزیابی PSNR و SSIM، انتخاب می‌شود. سپس از الگوریتم kmeans به منظور بخش‌بندی اولیه و تعیین محل شکستگی در گرافی‌های نویززدایی شده بهره می‌گیریم. با انتخاب ویژگی‌های مناسب بر مبنای تبدیل موجک گسسته و استفاده از شبکه عصبی چندلایه، گرافی‌ها به دو کلاس دارای VRF و فاقد VRF طبقه‌بندی می‌شوند.

پیشینه تحقیق

در سال ۲۰۱۵، Huang و همکارانش تحقیقی تحت عنوان "تشخیص شکستگی عمودی ریشه در دندان‌های عصب‌کشی شده با استفاده از توموگرافی کامپیوتری" ارائه دادند که به شرح زیر است:

شکستگی عمودی ریشه نوعی شکستگی محسوب می‌شود که در جهت طولی از ریشه شروع شده و تا تاج امتداد می‌یابد. بسیاری از VRF ها در دندان‌های عصب‌کشی شده ایجاد می‌شود و نشانه‌های آن شبیه اپیکال مزمن لته است. تشخیص VRF با استفاده از رادیوگرافی پری‌اپیکال دشوار است. در مقابل توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی باعث ایجاد تصاویر سه‌بعدی شده که به مراتب در مقایسه با رادیوگرافی پری‌اپیکال نتایج بهتری را شامل می‌شود. از این‌رو یک دندانپزشک باید بداند که چگونه می‌توان سیستم CBCT را برای دستیابی به تصاویر با وضوح بالا و کاهش آرتیفکت‌ها و تداخل موجود در تصویر راه‌اندازی کند. تصویربرداری CBCT شامل جمع‌آوری اطلاعات ساختاری، تشخیص تصویر، بازسازی تصویر و نمایش تصویر است. در این مطالعه با بررسی چهار مطالعه قبل و ۱۹ مطالعه در شرایط آزمایشگاهی^۳، بر روی پارامترهای اساسی تصویربرداری CBCT تمرکز شده است. این پارامترها شامل انتخاب میدان دید، سایز وکسل، آشکارسازهای مناسب، روش‌های مختلف پردازش تصویر و تاثیر پست‌ها بر روی دستیابی به تصاویر با وضوح مناسب است. نهایتاً، خطاهای موجود در طراحی سیستم CBCT مطرح و پیشنهاداتی برای بهبود آینده این سیستم بیان می‌شود [۱۲].

در سال ۲۰۱۳، Kositbowerata و همکارانش تحقیقی تحت عنوان "عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در تعیین شکستگی عمودی ریشه: مطالعه به‌صورت ex vivo" ارائه دادند که به شرح زیر است:

یک شبکه عصبی مصنوعی احتمالاتی برای تعیین اینکه دندان متعلق به کدام کلاس، دارای شکستگی و فاقد شکستگی، استفاده شده است. در این مطالعه تعداد ۲۰۰ گرافی (۵۰ عدد مربوط به دندان‌های سالم و ۱۵۰ عدد دارای شکستگی) انتخاب شده است. این گرافی‌ها برای آموزش و تست شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند. به این ترتیب که به سه گروه داده‌های آموزش و تست به‌صورت ۸۰/۱۲۰، ۱۰۵/۹۵ و ۱۳۰/۷۰ تقسیم می‌شوند. برای استخراج ویژگی نیز از ۴ خط افقی که ریشه را قطع می‌کنند استفاده شده که ۳ خط برای آموزش و ۱ خط برای اعتبارسنجی شبکه عصبی استفاده می‌شود. نتایج نشان داد که بعد از تست شبکه عصبی تحت مقادیر متفاوت تابع واریانس شبکه (پارامتر سیگما در شبکه عصبی احتمالاتی)، مقادیر

¹ Vertical Root Fractures (VRF)

² Hair-Like

³ In-Vitro

حساسیت، ویژگی و دقت به ترتیب برابر ۹۸ درصد، ۹۰/۵ درصد و ۹۵/۷ درصد به دست آمده است. همچنین بهترین گستره انتخاب شده برای پارامتر سیگما نیز بین ۰/۰۲۵ و ۰/۰۰۵ است. نتیجه‌ای که از این مطالعه می‌توان گرفت این است که شبکه عصبی می‌تواند به عنوان یک مدل مناسب برای تشخیص شکستگی عمودی ریشه دندان مورد استفاده قرار گیرد. از محدودیت‌های این مطالعه می‌توان به موارد زیر اشاره نمود: (۱) انجام مطالعه بر روی دندان‌های تک ریشه، (۲) انجام مطالعه بر روی دندان‌های عصب کشی نشده، (۳) انجام مطالعه بر روی دندان‌های فاقد پست رادیوپاک و مواد پر شدگی [۱۳].

در سال ۲۰۱۱، Ozer تحقیقی تحت عنوان "تشخیص شکستگی‌های عمودی ریشه با استفاده از توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی با سائز و کسل‌های متفاوت در یک مدل *in vitro*" ارائه داد که به شرح زیر است:

هدف این مطالعه مقایسه دقت تشخیص توموگرافی کامپیوتری با اشعه مخروطی با رزولوشن و کسل‌های متفاوت برای تشخیص شکستگی عمودی ریشه در دندان‌های شبیه‌سازی شده است. برای این منظور ۶۰ دندان، ۳۰ دندان دارای شکستگی و ۳۰ دندان سالم، از طریق توموگرافی i-CAT در چهار رزولوشن و کسل متفاوت (۰/۱۲۵، ۰/۲، ۰/۳ و ۰/۴ میلی‌متر) مورد آزمایش قرار گرفتند. سه مشاهده‌گر حضور VRF را در تمامی روش‌ها امتیازدهی می‌کنند. در تمامی روش‌ها مقادیر حساسیت، ویژگی، نسبت همانندی و دقت محاسبه شده است. تحلیل‌های آماری بر مبنای توزیع مربع χ^2 نشان داد که تفاوت چندانی بین مشاهدات سه مشاهده‌گر دیده نشده است. اما مقادیر نسبت همانندی ۲۴/۵ برای و کسل ۰/۱۲۵ میلی‌متر، ۲۴/۲۵ برای و کسل ۰/۲ میلی‌متر، ۱۳/۲ برای و کسل ۰/۳ میلی‌متر و ۲۵/۲۴ برای و کسل ۰/۴ میلی‌متر به دست آمده است. مقادیر دقت نیز برابر ۹۷ درصد، ۹۶ درصد، ۹۳ درصد و ۹۲ درصد به دست آمده است. از این رو می‌توان نتیجه گرفت که اسکن CBCT یک سیستم قابل اعتماد در تشخیص VRF به شمار می‌آید. همچنین و کسل ۰/۲ میلی‌متر نیز به عنوان بهترین پروتکل در نظر گرفته شده که در آن کمترین تشعشعات اشعه X وجود دارد [۱۴].

الگوریتم حذف نویز استفاده شده در این پژوهش

الگوریتم‌های زیادی برای حذف نویز تصاویر پزشکی وجود دارند که برخی از این الگوریتم‌ها به طور مشخص فقط برای حذف نویز تصاویر پزشکی به کار نرفته‌اند؛ بلکه برای حذف نویز تصاویر مختلف دیگر هم بکار برده می‌شوند. هر کدام از این الگوریتم‌ها از روش‌های خاصی برای حذف نویز استفاده کرده‌اند. در این بخش الگوریتم ترکیبی آنالیز مولفه‌های مستقل و تطبیق بلوک‌ها و فیلتر کردن سه‌بعدی برای حذف نویز گرافی‌های پری‌اپیکال موازی و CBCT پیشنهاد می‌شود.

تطبیق بلوک‌ها و فیلتر کردن سه‌بعدی

این روش حذف نویز در مرجع [۲۲] پیشنهاد شده است. فرض کنیم $\square: X \rightarrow Z$ تصویر حاوی نویز در ساختار $z(x) = y(x) + \eta(x)$ باشد که در آن $x \in X$ مختصات مکانی دو بعدی تصویر در دامنه $X \subset \square^2$ ، y تصویر اصلی و $\eta(x) \sim N(0, \sigma^2)$ نویز سفید گوسی با واریانس σ^2 است. Z_x یک بلوک با ابعاد ثابت $N_1 \times N_1$ استخراج شده از فضای Z و Z_x نیز در X قرار گرفته است. تمام بلوک‌هایی که با هم تداخل دارند، بطور متوالی با اندازه ثابت به صورت یک ساختار تطبیقی مورد پردازش قرار می‌گیرند؛ به این معنی که به صورت متوالی فرآیند تطبیق بلوک‌ها و حذف نویز در دامنه تبدیل سه بعدی انجام می‌پذیرد [۲۳-۲۴]. در تمام تصویر، بلوک‌های در حال پردازش Z_{x_R} ثابت در نظر گرفته شده است (در این جا $X_R \in X$). به این بلوک‌ها، بلوک مرجع گفته می‌شود.

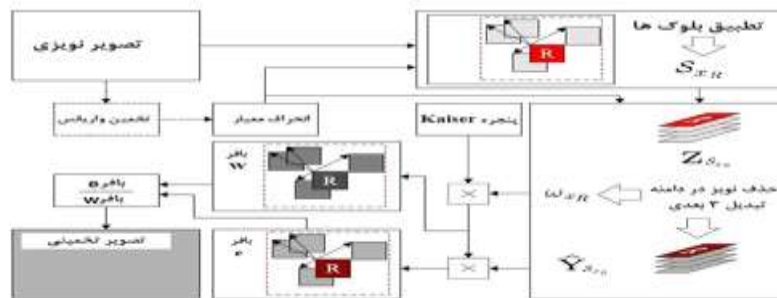
الگوریتم حذف نویز با تطبیق بلوک‌ها و فیلتر کردن سه‌بعدی

الگوریتم حذف نویز با تطبیق بلوک‌ها و فیلتر کردن سه‌بعدی در شکل ۱ نشان داده شده است. در ابتدا بیش‌ترین تعداد بلوک‌های منطبق شده برابر با یک عدد صحیح N_2 (حد بالای مجموعه $S_{x_R \in X}$) قرار داده می‌شود. عملیات تطبیق بلوک‌ها به جای کل تصویر، فقط در نواحی مجاور با اندازه ثابت $N_2 \times N_2$ و با مرکز قراردادن بلوک مرجع انجام می‌شود. برای منتقل کردن به تمام بلوک‌های مرجع بعدی از N_{step} به عنوان یک گام استفاده می‌شود و $X_R \in X$ نیز به عنوان مجموعه‌ای

از مختصات بلوک‌های مرجع معرفی می‌شود $(|X_R| \approx \frac{|X|}{N_{step}^2})$. برای کاهش اثر نویز در مرز بلوک‌ها یک

پنجره $kaiser$ ، W_{win2D} به‌عنوان بخشی از وزن‌ها در تخمین محلی در نظر گرفته می‌شود. ورودی تصویر نویزی با اندازه $M \times N$ است؛ بنابراین داریم $|X| = MN$. سپس دو بافر با سایز مشابه اعمال می‌شود؛ بافر e برای تخمین‌ها و بافر w برای وزن‌ها. الگوریتم حذف نویز تصویر از طریق تطبیق بلوک‌ها و فیلتر سه‌بعدی شامل پنج مرحله است که بصورت زیر خلاصه می‌شود:

- گام اول: برای همه $x \in X$ ، $ebuff(x) = 0$ و $wbuff(x) = 0$ در نظر گرفته می‌شود.
- گام دوم: برای تطبیق بلوک‌ها، S_{x_R} محاسبه شده و جستجو برای منطقه همسایه‌ای با سایز ثابت $N_2 \times N_2$ و مرکزیت x_R محدود می‌شود. اگر $|S_{x_R}| > N_2$ باشد، تنها مختصات‌هایی از بلوک‌های N_2 با کمترین فاصله تا Z_{x_R} در S_{x_R} حفظ شوند. برای حذف نویز با آستانه‌سازی سخت در تبدیل سه‌بعدی محلی، بلوک‌های محلی تخمین زده شده $\hat{Y}_{x \in S_{x_R}}^{x_R}$ و وزن‌های مطابق آن‌ها W_{x_R} که تعریف شده‌اند، محاسبه می‌شوند. برای جمع‌آوری، بلوک‌های محلی بازسازی شده $\hat{Y}_x^{x_R}$ ، $x \in S_{x_R}$ با یک بلوک از وزن‌ها $W(x_R) = W_{x_R} W_{win2D}$ و بافرهای تخمین زده شده $ebuff_x = ebuff_x + W(x_R) \hat{Y}_x^{x_R}$ ، تقریب زده می‌شود.
- گام سوم: در این مرحله یک تقریب متوسطی از تصویر $e(x) = \frac{ebuff(x)}{wbuff(x)}$ برای همه مقادیر $x \in X$ ، به‌عنوان تقریب اولیه برای فیلتر وینر انجام می‌شود.
- گام چهارم: در مرحله چهارم فیلتر وینر محلی e تخمین زده می‌شود، بافرها دوباره برای همه $x \in X$ به حالت ابتدایی برگردانده می‌شود؛ یعنی $ebuff(x) = 0$ و $wbuff(x) = 0$. همچنین برای تطبیق بلوک‌ها S_{x_R} محاسبه می‌شود. جستجو برای منطقه‌های مجاور با سایز ثابت $N_S \times N_S$ و مرکز x_R محدود می‌شود. اگر $|S_{x_R}| > N_2$ فقط مختصاتی از N_2 بلوک با کمترین فاصله تا E_{x_R} در S_{x_R} حفظ شده و بقیه حذف می‌شوند. برای حذف نویز با فیلتر وینر در دامنه تبدیل سه‌بعدی، ابتدا بلوک‌های محلی $\hat{Y}_{x \in S_{x_R}}^{x_R}$ تخمین زده شده و بعد وزن‌های مربوط به آن‌ها W_{x_R} محاسبه می‌شوند. برای جمع‌آوری همانند مرحله دوم عمل می‌کنیم.
- گام پنجم: در آخرین مرحله تخمین نهایی بصورت رابطه $\hat{y}(x) = \frac{ebuff(x)}{wbuff(x)}$ برای همه $x \in X$ صورت می‌گیرد.



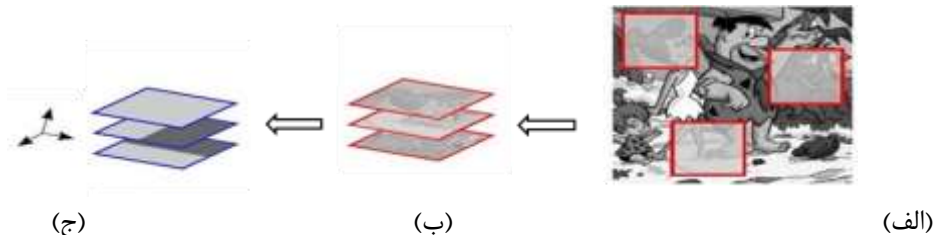
شکل ۱. الگوریتم حذف نویز با آستانه‌سازی سخت در دامنه تبدیل سه‌بعدی با تطبیق بلوک‌ها

حذف نویز در زیرمجموعه‌های یک تصویر با تحلیل مولفه اصلی^۱

در سال‌های اخیر، حذف نویز تصاویر با استفاده از روش‌های جدید بهبود چشم‌گیری داشته است. در روش‌های سنتی عمل پردازش بر روی تمامی پیکسل‌ها صورت می‌گرفت. ولی در روش‌های جدید، هر تصویر به چند قسمت جدا از هم تقسیم می‌شود که به هر یک از آن‌ها تکه^۲ گفته می‌شود. در نتیجه این روش‌ها از عملکرد بسیار مطلوب‌تری در مقایسه با روش‌های سنتی حذف نویز برخوردار هستند. همچنین این روش‌ها به خوبی می‌توانند ترکیب هندسی و بافت تصویر را نیز حفظ کنند. از جمله این روش‌ها، تطبیق بلوک‌ها و فیلترکردن سه‌بعدی تصویر است که الگوریتم آن در بخش ۳-۱-۲ بیان شد. از معایب این الگوریتم می‌توان به ساختار پیچیده آن نسبت به الگوریتم‌های سنتی اشاره کرد. روش‌های حذف نویز مبتنی بر آنالیز مولفه‌های مستقل دارای دو مرحله اصلی بصورت زیر است:

- با به کارگیری روش تجزیه مولفه اصلی، محورهای عمود بر هم را در تصویر نویزی پیدا کرده و تکه‌های تصویر نویزی را در این محورها تجزیه می‌کنیم.
- از بین بردن نویز موجود از طریق صفرکردن تمام ضرایب کوچک در تکه‌های تصویر نویزی که در محورها عمود برهم وجود دارند.

محورهای عمود برهم برای تکه‌های تصاویر نویزی به وسیله تحلیل مولفه اصلی در تصویر ایجاد می‌شود. شکل ۲ نمونه‌ای از استخراج تکه‌های تصاویر برای تحلیل مولفه اصلی را نشان می‌دهد. مجموعه تکه‌های تصاویر ورودی در تحلیل مولفه اصلی از روش‌های مختلفی انتخاب می‌شود که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به روش‌های عمومی، سلسله مراتبی و محلی اشاره کرد.



شکل ۲. (الف) استخراج تکه‌های تصاویر شکل، (ب) جمع آوری تکه‌های تصاویر، (ج) تکه‌های تصاویر استخراج شده برای تحلیل مولفه اصلی

در مسئله حذف نویز، داده‌ها شامل یک بردار y که یک نمونه از بردارهای غیر قابل مشاهده f از تصویر اصلی تخریب شده توسط نویز سفید گوسی جمع‌شونده، مدل می‌شود. بر اساس رابطه (۱) داریم:

$$y_i = f_i + w_i \rightarrow i = 1, \dots, M \quad (1)$$

که در آن y_i ($i = 1, 2, \dots, M$) تصویر نویزی، f_i زیرمجموعه‌های تصویر اصلی و w_i نویز سفید گوسی است. تکه‌های تصویر به اندازه $(W_p \times W_p)$ را بر اساس رابطه (۲) می‌توان مدل نمود:

$$Y_i = F_i + W_i \rightarrow i = 1, \dots, M \quad (2)$$

گوشه بالایی سمت چپ مطابق I امین پیکسل است که به ترتیب از تصویر نویزی، تصویر اصلی و مولفه‌های نویز استخراج شده‌اند.

الگوریتم حذف نویز پیشنهاد شده

الگوریتم حذف نویز پیشنهاد شده در این پژوهش بر اساس ترکیب آنالیز مولفه‌های مستقل و الگوریتم تطبیق بلوک‌ها و فیلتر کردن سه‌بعدی است که گام‌های آن بصورت زیر خلاصه می‌شود:

¹ Principle Component Analysis (PCA)

² Patch

- برای هر پیکسل مورد پردازش، همسایگی شکل متغیر به مرکزیت آن پیکسل با استفاده از مدل پیشنهاد شده در [۲۳] پیدا می‌شود. همسایگی در داخل یک بلوک مربعی با اندازه ثابت قرار گرفته است. این بلوک، بلوک مرجع نامیده می‌شود. تعداد پیکسل‌های موجود در همسایگی را با N_{el} نشان می‌دهیم،
- بلوک‌های مشابه با بلوک مرجع با استفاده از روش تطبیق بلوک (توضیح داده شده در بخش ۳-۱-۱) پیدا می‌شود و با بکارگیری روش گفته شده در مرحله قبل، همسایگی شکل متغیر را از هر یک از این بلوک‌های تطبیق یافته استخراج می‌کنیم. تعداد بلوک‌های تطبیق یافته را با N_{gr} نشان می‌دهیم،
- تعیین یک تبدیل و اعمال آن به همسایگی‌های شکل متغیر. برای این منظور یک سطح آستانه (τ) در نظر گرفته و دو حالت را بررسی می‌کنیم:

حالت اول: اگر نسبت $\frac{N_{gr}}{N_{el}} \geq \tau$ باشد، یعنی اینکه تعداد قابل قبولی از پیکسل‌های همسایگی مشابه برای تخمین ماتریس آنالیز مولفه‌های مستقل انتخاب شده است. بردارهای ویژه این ماتریس، بردارهای پایه را شکل می‌دهند. از این‌رو در این مرحله فقط بردارهای ویژه‌ای را که مقادیر ویژه متناظر با آن‌ها از سطح آستانه تعریف شده بزرگتر می‌باشند انتخاب می‌شوند.

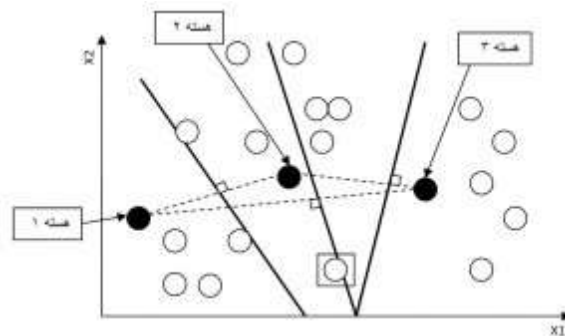
حالت دوم: اگر نسبت $\frac{N_{gr}}{N_{el}} < \tau$ باشد، یعنی اینکه تعداد کافی از پیکسل‌های همسایه مشابه به‌عنوان داده آموزشی برای مدل آنالیز مولفه‌های مستقل انتخاب نشده است. از این‌رو یک مقدار معین برای بردار ویژه انتخاب می‌شود.

- شکل دادن آرایه‌ای سه بعدی با اتصال همسایگی‌های شکل متغیر با بلوک مرجعی که بیشترین میزان شباهت را دارد.
- اعمال تبدیل بکار گرفته شده در مرحله سوم به هر یک از گروه‌های همسایگی شکل متغیر. در این مرحله یک تبدیل یک بعدی متعامد به هر یک از گروه‌های سه بعدی اعمال می‌شود.
- اعمال آستانه‌گذاری سخت به طیف سه بعدی تصویر.
- اعمال تبدیل معکوس سه بعدی از گام پنجم برای یافتن تخمین‌هایی در هر یک از گروه‌های همسایگی شکل متغیر.
- بازسازی تخمین‌های به‌دست آمده به موقعیت‌های اصلی آن‌ها با استفاده از میانگین‌گیری وزن دار.

استفاده از الگوریتم K-means برای بخش‌بندی اولیه و تعیین محل شکستگی گرافی‌ها

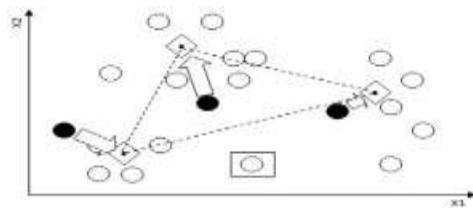
اولین گام برای پیدا کردن محل شکستگی عمودی ریشه، جداسازی دندان از لثه است. در این پژوهش از الگوریتم خوشه‌بندی K-means [۲۵] برای این منظور استفاده شده است. الگوریتم خوشه‌بندی K-means علیرغم سادگی آن یک روش کارآمد برای بسیاری از روش‌های خوشه‌بندی دیگر (نظیر خوشه‌بندی فازی) محسوب می‌شود. حرف k در این الگوریتم به این واقعیت اشاره دارد که این الگوریتم به دنبال تعداد ثابتی از خوشه‌ها است که بر اساس نزدیکی نقاط داده‌ای به هم تعریف شده‌اند. الگوریتم K-means شامل سه بخش است. در بخش اول، الگوریتم بطور تصادفی k نقطه داده‌ای را انتخاب می‌کند تا مثل هسته بر روی آن‌ها کار شود. در این مرحله هر یک از هسته‌ها یک خوشه نارس هستند. در مرحله دوم، الگوریتم هر داده را به نزدیکترین هسته اختصاص می‌دهد. یک روش برای این کار یافتن مرز بین خوشه است. بطوریکه همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده، مرز بین دو خوشه به نقاطی اطلاق می‌شود که با هر خوشه فاصله یکسانی داشته باشد. (دو نقطه A و B را در نظر بگیرید. تمامی نقاطی که دارای فاصله یکسان با دو نقطه A و B باشند، بر روی یک خط قرار می‌گیرند که این خط عمود منصف خط واصل بین نقاط A و B است). در شکل ۳، هسته‌های اولیه با خطوط منقطع به یکدیگر مرتبط شده‌اند؛ مرز خوشه‌های حاصل هم با خط‌های پررنگ‌تر نشان داده است که با خطوط منقطع، زاویه ۹۰ درجه می‌سازد. اگر از این خطوط به‌عنوان راهنما استفاده شود، مشخص است که کدام اطلاعات به کدام هسته‌ها نزدیکتر است. در سه بعد این مرزها صفحات صاف خواهند بود و در n بعد، صفحات مرزی n-1 بعدی را شکل می‌دهند. در شکل ۳ داده‌ای که دور آن مربع کشیده شده بر

اساس هسته‌های اولیه در نظر گرفته، به خوشه‌ای که توسط هسته شماره ۲ کنترل می‌شود اختصاص یافته است؛ زیرا به آن هسته بیش از دو هسته دیگر نزدیکتر است.

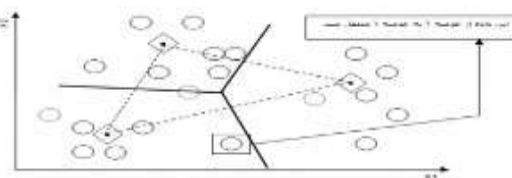


شکل ۳. هسته‌های اولیه تعیین کننده مرزهای خوشه‌های اولیه در الگوریتم خوشه‌بندی K-means

در مرحله سوم از الگوریتم خوشه‌بندی K-means، مرکز ثقل هر خوشه محاسبه می‌شود. این مراکز ثقل بهتر از هسته‌های اولیه برای مشخص کردن خوشه‌ها عمل می‌کنند. یافتن مرکز ثقل با نحاسبه میانگین اندازه هر بعد برای تمامی اطاعات در خوشه انجام می‌شود. در شکل ۴ مراکزهای جدید با لوزی مشخص شده است. علامت پیکان نیز نشان‌دهنده جهت هسته‌های اصلی به سمت مرکز جدید خوشه‌ها است. این مراکز برای تکرار بعدی الگوریتم، نقش هسته را بازی می‌کنند. مرحله دوم تکرار می‌شود و هر نقطه بار دیگر به یک خوشه با نزدیکترین مرکز، اختصاص می‌یابد. این حلقه تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که دیگر هیچ تغییری در خوشه‌ها ایجاد نشود. شکل ۵ مرزهای خوشه‌های جدید را نشان می‌دهد که همانند شکل ۳، با کشیدن عمودمنصف‌ها بین هر مرکز، شکل گرفته‌اند.



شکل ۴. نحوه محاسبه مراکز ثقل اختصاص یافته به هر خوشه



شکل ۵. ارزیابی مجدد تمامی خوشه‌های اختصاص یافت

تبدیل موجک (WT)

در الگوریتم پیشنهادی K برابر سه در نظر گرفته شده است. بعد از اعمال الگوریتم خوشه‌بندی K-means و به‌منظور برجسته‌تر کردن لبه‌های گرافی‌های پری‌اپیکال موازی و CBCT، از عملگر مورفولوژی opening استفاده نموده که بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\left. \begin{aligned} \text{Opening: } \gamma_B(f(x)) &= \delta_B[\varepsilon_B(f)] \\ \text{Erosion: } \varepsilon_B(f(x)) &= \inf_{y \in B} \{f(x-y)\} \\ \text{Dilation: } \delta_B(f(x)) &= \sup_{y \in B} \{f(x-y)\} \end{aligned} \right\} \quad f: D_f \rightarrow T \quad (3)$$

که در آن f مقادیر سطوح خاکستری تصویر در نقطه (x,y) ، D_f زیرمجموعه‌ای از Z^2 و T مجموعه‌ای از سطوح خاکستری است.

استخراج ویژگی از گرافی‌ها با استفاده از تبدیل موجک

واژه موجک^۱ از دو بخش wave به معنی موج و let به مفهوم کوچکی و گذرا بودن تشکیل شده و به معنی موج کوچک یا موج گذرا است. واژه مادر به این مسئله اشاره می‌کند که توابع ساخته شده با طول متفاوت برای پیمایش سیگنال و محاسبه ضرایب موجک از یک تابع اصلی یا موجک مادر منشعب است. تبدیل موجک به عنوان یک ابزار مفید برای حذف نویز در بسیاری از کاربردهای پردازش تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین، موجک برای فشرده‌سازی سیگنال نیز استفاده فراوانی شده است. تابع موجک، تابعی است که دو ویژگی مهم دارد؛ نوسانی و کوتاه‌مدت بودن. $\psi(x)$ ، تابع موجک است اگر و فقط اگر تبدیل فوریه آن شرط زیر را برآورده کند [۲۶]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(x)|}{|\omega|^2} d\omega < +\infty \quad (4)$$

این شرط با عنوان شرط پذیرفتگی^۲ برای موجک $\psi(x)$ شناخته می‌شود. برای اینکه موجک شرط فوق را داشته باشد، باید معادله زیر برقرار شود:

$$\psi(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (5)$$

این ویژگی تابع با میانگین صفر، چندان محدودکننده نبوده و توابع بسیاری را می‌توان بر اساس آن، تابع موجک نامید. $\psi(x)$ تابع موجک مادر است و توابع مورد استفاده در تحلیل، با دو عمل ریاضی انتقال^۳ و مقیاس^۴ در طول سیگنال مورد تحلیل، تغییر مقیاس و موقعیت می‌یابند.

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (6)$$

در نهایت، ضرایب موجک در هر نقطه از سیگنال (b) و برای هر مقدار از مقیاس (a) با رابطه زیر (برای تبدیل پیوسته موجک) محاسبه می‌شود:

$$\begin{aligned} WT(a,b) &= Wf(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{a,b}(x) dx \end{aligned} \quad (7)$$

در تبدیل موجک، هنگام استفاده از یک تابع، خاصیت محوشدگی ممان‌های آن اهمیت زیادی دارد. k -امین ممان یک موجک $\psi(x)$ برابر است با:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x^k \psi(x) dx = 0 \quad (8)$$

بنابراین یک موجک در صورتی که رابطه زیر در آن صدق کند، دارای m ممان محوشدنی^۵ است:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x^k \psi(x) dx = 0, \quad k = 0, 1, 2, \dots, m-1 \quad (9)$$

در تبدیل موجک گسسته، سیگنال ورودی $x[n]$ ابتدا از فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر عبور داده می‌شود. سپس نمونه‌ها به دو سیگنال، نمونه‌های فرکانس بالا (سیگنال جزئیات) و نمونه‌های فرکانس پایین (سیگنال تقریب) تجزیه می‌گردند. هر مرحله شامل دو فیلتر دیجیتال و دو کاهش‌دهنده نرخ نمونه‌برداری بر ۲ است. اولین فیلتر $g[\cdot]$ یک موجک مادر گسسته است که

¹ Wavelet

² Admissibility

³ Shift

⁴ Scale

⁵ Vanishing Moments (VM)

ذاتاً بالاگذر می‌باشد و فیلتر دوم $h[.]$ قرینه آن بوده و ذاتاً پایین‌گذر است. خروجی‌های این دو فیلتر با عبور از کاهش‌دهنده نرخ نمونه‌برداری بر ۲ به‌ترتیب جزئیات D_1 و تقریب A_1 را ایجاد می‌کنند. ضرایب موجک جزئیات ($d^k, k=1,2,3,4$) در سطوح اول، دوم، سوم و چهارم و ضرایب موجک تقریب (a^4) در سطح چهارم محاسبه می‌شوند. ضرایب فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر فیلتر دوبیچز -۳ به‌ترتیب بصورت زیر بدست آمده است:

Lo_D=	Hi_D=
0.0352 -0.0854 -0.1350 0.4599 0.8069	-0.3327 0.8069 -0.4599 -0.1350 0.0854

آماده‌سازی دندان‌ها

فاز اول: گروه مورد مطالعه دندان‌های پرمولر تک‌ریشه سالم و بدون پوسیدگی کشیده شده هستند. دندان‌ها با برس شسته و تمیز شده و در فرمالین نگهداری می‌شوند. سپس در زیر میکروسکوپ با بزرگ‌نمایی $\times 20$ از لحاظ عدم وجود هرگونه شکستگی مورد بررسی قرار می‌گیرند. ۱۸۰ دندان انتخاب می‌شود و ۹۰ عدد از آن‌ها عصب‌کشی شده و مابقی عصب‌کشی نمی‌شوند. تاج دندان‌ها از ۲ میلی‌متر زیر CEJ قطع خواهد شد. آماده‌سازی کانال با سیستم روتاری Proptaper تا سایز F5 انجام می‌شود و با گوتاپرکای Protaper F5 پر خواهد شد. دندان‌ها در یک باکس رزین آکریلی با استفاده از مومی به ضخامت ۱ میلی‌متر ثابت می‌شوند. در ۴۵ عدد از دندان‌های عصب‌کشی شده و ۴۵ عدد از دندان‌های عصب‌کشی نشده و مخروطی با بول ۶۰ درجه به ماشین تست یونیورسال متصل می‌شود و به دندان‌ها متصل می‌شود و تا زمانی که شکستگی در دندان‌ها ایجاد شود نیرو وارد می‌شود. میزان نیروی وارد شده در گستره ۶۵۷ تا ۶۷۹ نیوتن است. دندان‌ها از موم خارج شده در زیر میکروسکوپ با بزرگ‌نمایی ۲۰ برای اطمینان از وجود شکستگی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

فاز دوم: برای تصویر پری اپیکال از سنسور RVG استفاده شد که دندان‌ها از لحاظ فاسیولینگوالی به‌صورت موازی با سنسور با تکنیک موازی تهیه و در فرمت TIFF ذخیره شدند. سپس در فرمت فایل‌های BMD ذخیره شدند (رزولوشن افقی و عمودی ۱۳۲۰، عمق ۱۰۲۴ و ارتفاع ۱۵۳۶ پیکسل است). تیوپ اشعه X به شکل یک کولیماتور گرد با ولتاژ ۸۶۵KG میلی آمپر و برای ۰/۸ ثانیه اکسپوز شد. فاصله دندان از تیوپ ۲۴ سانتی‌متر و فاصله جسم تا فیلم ۱ سانتی‌متر است.

فاز سوم: در تهیه تصاویر CBCT به‌منظور یکسان‌سازی T برش‌ها ۱ میلی‌متر در مقطع اگزیزال و کروئال و ساژیتال است. دستگاه دارای X RAY – BEAM مخروطی، آشکارساز فلت پنل ۱۵۳۶ $\times$ ۱۹۲۰ پیکسل، چرخش ۳۶۰ درجه، اسکن ۱۸S و حداکثر ۱۱۰KV بوده و بازسازی اولیه و نهایی توسط نرم‌افزار NNT viewer version 2.17 بود و شرایط تابش دستگاه به‌صورت اتوماتیک تنظیم شد.

فاز چهارم: تصاویر به‌دست‌آمده بر روی یک نمایشگر LCD ۱۹ اینچ با رزولوشن ۱۲۰۸ $\times$ ۱۰۲۴ و ۳۲ بیت در اتاق نیمه‌تاریک توسط سرکار خانم دکتر معصومه جوهری متخصص رادیولوژی دهان و فک و صورت دانشکده دندانپزشکی دانشگاه علوم پزشکی تبریز مورد بررسی قرار گرفت.

پارامترهای ارزیابی

به منظور مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی در حذف نویز و طبقه‌بندی از معیارهای ارزیابی زیر استفاده شده است:

نسبت بیشینه سیگنال به نویز

نسبت بیشینه سیگنال به نویز نشان‌دهنده نسبت مقدار ماکزیمم توان ممکن به توان نویز است. به‌دلیل اینکه بسیاری از سیگنال‌ها دارای محدوده دینامیکی گسترده‌ای هستند، این معیار ارزیابی بصورت لگاریتمی مطرح می‌شود. این معیار معمولاً برای اندازه‌گیری کیفیت تصاویر بعد از بازسازی استفاده می‌شود و هر چه مقدار آن بیشتر باشد، تصویر بازسازی شده از کیفیت بالاتری برخوردار است. مقدار سیگنال به نویز با مربع میانگین خطا تعریف می‌شود. اگر تصویر بدون نویز را با I و تصویر نویزی را با K نمایش دهیم داریم [۲۹]:

که در آن MAX_I حداکثر مقدار پیکسل ممکن در تصویر است و اگر پیکسل‌های تصویر ۸ بیتی باشند این مقدار برابر با ۲۵۵ خواهد بود.

شباهت ساختاری

شباهت ساختاری معیاری است برای اندازه‌گیری شباهت بین دو تصویر. این معیار بهبود یافته معیار قبلی بوده و تفاوت آن در این است که نویزها و آرتیفکت‌های موجود در تصویر را به‌عنوان تغییرات در اطلاعات ساختاری در نظر می‌گیرد. اطلاعات ساختاری بر اساس این ایده است که پیکسل‌هایی که از نظر مکانی بسیار نزدیک به یکدیگر هستند به شدت به هم وابسته بوده و این وابستگی از اطلاعات مهمی برخوردار است. معیار شباهت ساختاری بصورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شود [۳۰]:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (10)$$

که در آن، μ_x میانگین x ، μ_y میانگین y ، σ_x^2 واریانس x ، σ_y^2 واریانس y و σ_{xy} کواریانس بین x و y است. c_1 و c_2 دو متغیر بوده که به ترتیب برابر $c_1 = (k_1 l)^2$ ، $c_2 = (k_2 l)^2$ است که در آن $k_1 = 0.01$ ، $k_2 = 0.03$ و l برابر تعداد بیت-های پیکسل است.

معیارهای دقت، ویژگی و حساسیت

این پارامترها به‌صورت زیر تعریف می‌شوند [۳۱]:

$$\begin{aligned} Accuracy &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \\ Specificity &= \frac{TN}{TP + FP} \\ Sensitivity &= \frac{TP}{TP + FN} \end{aligned} \quad (11)$$

در رابطه فوق هر یک از پارامترهای TP ، TN ، FP و FN به‌ترتیب به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

FP : تعداد دندان‌هایی که در آن‌ها شکستگی وجود ندارد و الگوریتم آن‌ها را به اشتباه به‌عنوان شکستگی تشخیص داده است،

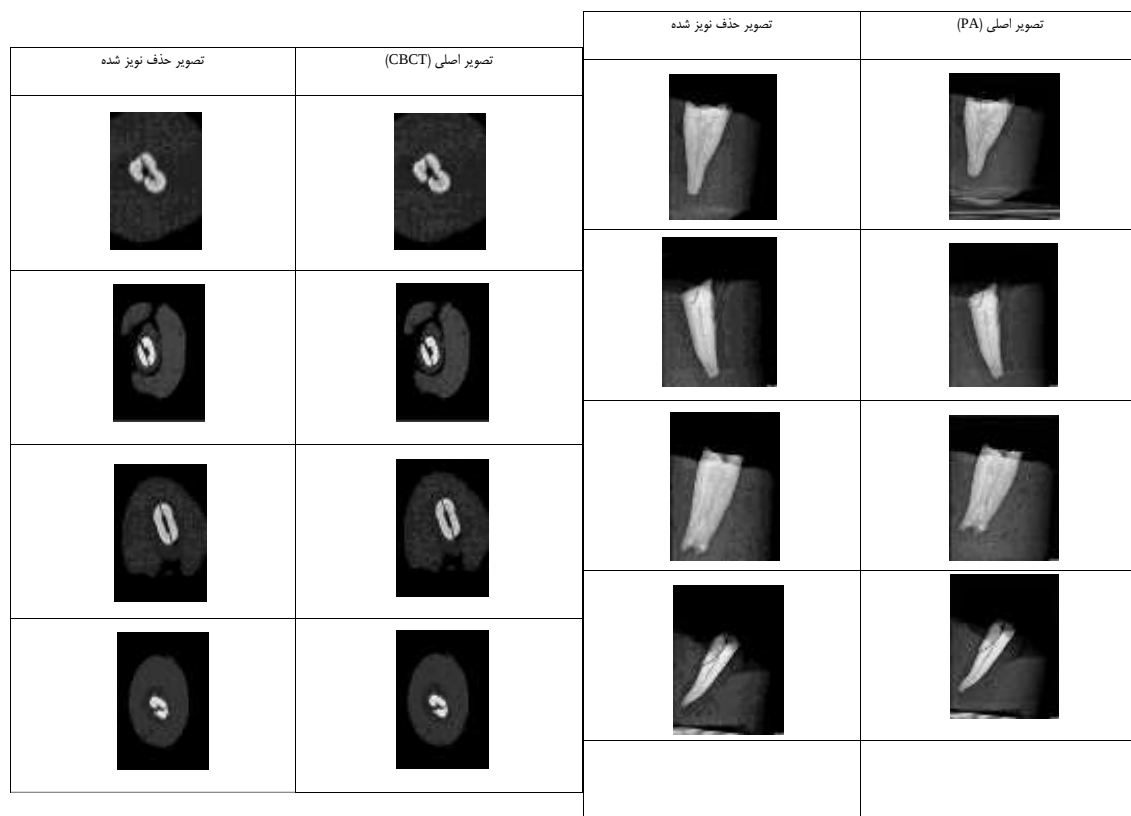
FN : تعداد دندان‌هایی که در آن‌ها شکستگی وجود داشته و الگوریتم آن‌ها را در نظر نگرفته است،

TP : تعداد دندان‌هایی که در آن‌ها شکستگی وجود داشته و الگوریتم آن‌ها را به‌درستی تشخیص داده است،

TN : تعداد دندان‌هایی که در آن‌ها شکستگی وجود نداشته و الگوریتم آن‌ها را به‌درستی تشخیص داده است.

عملکرد الگوریتم پیشنهادی در حذف نویز

در شکل‌های ۶ نتایج حاصل از اعمال الگوریتم حذف نویز پیشنهادی برای گرافی‌های پری‌اپیکال موازی و CBCT برای سیگماهای مختلف نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در تمامی سیگماها، الگوریتم حذف نویز می‌تواند به خوبی نویزهای گرافی‌ها را از بین ببرد. با این حال با افزایش سیگما، لبه‌های تصویر (که شامل شکستگی نیز می‌باشد) ممکن است محو شود. در جداول ۱ و ۲ مقادیر کمی پارامترهای PSNR و SSIM به ازای مقادیر مختلف سیگما نشان داده شده است. همچنین نمودارهای نشان داده شده در شکل‌های ۷ و ۸ منحنی‌های PSNR و SSIM را بر حسب مقادیر مختلف سیگما نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود الگوریتم ترکیبی BM3D+PCA بیشترین مقدار PSNR را در تمامی سیگماها در مقایسه با سایر روش‌ها دارا است (به جز سیگماهای برابر ۲۵ و ۴۰ در مقایسه با روش BM3D). همچنین با افزایش سیگما در تمامی الگوریتم‌ها مقدار PSNR کاهش می‌یابد. مقادیر SSIM نیز در الگوریتم پیشنهادی در تمامی سیگماها در مقایسه با روش‌های دیگر بیشتر است.



شکل ۶: نتایج حاصل از اعمال الگوریتم حذف نویز پیشنهاد شده بر روی گرافی‌های پری‌اپیکال و CBCT

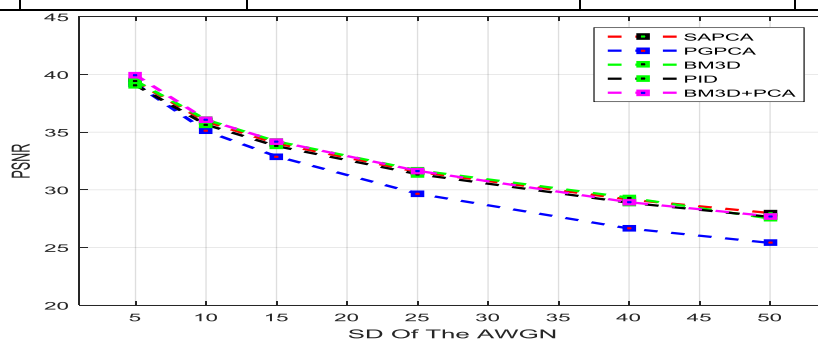
جدول ۱. مقایسه کمی PSNR الگوریتم‌های مختلف حذف نویز با مقادیر انحراف معیار مختلف

BM3D+PCA	PID	BM3D	PPCA	SAPCA
PSNR ($\sigma = 5$)				
۳۹/۹۴	۳۹/۰۸	۳۹/۴۴	۳۹/۱۹	۳۹/۳۹
PSNR ($\sigma = 10$)				
۳۶/۰۹	۳۵/۶۵	۳۶/۰۸	۳۵/۰۹	۳۵/۹۲
PSNR ($\sigma = 15$)				
۳۴/۲۱	۳۳/۷۹	۳۴/۲۰	۳۲/۹۰	۳۴/۰۲
PSNR ($\sigma = 25$)				
۳۱/۶۵	۳۱/۳۶	۳۱/۷۰	۲۹/۶۷	۳۱/۵۶
PSNR ($\sigma = 40$)				
۲۸/۹۳	۲۸/۸۸	۲۹/۳۲	۲۶/۶۵	۲۹/۱۶
PSNR ($\sigma = 50$)				
۲۷/۷۱	۲۷/۶۶	۲۷/۵۲	۲۵/۴۰	۲۷/۹۹

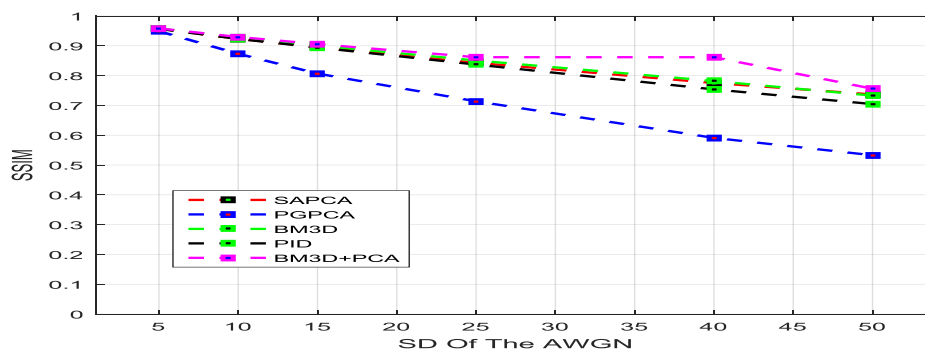
جدول ۲. مقایسه کمی SSIM الگوریتم‌های مختلف حذف نویز با مقادیر انحراف معیار مختلف

BM3D+PCA	PID	BM3D	PPCA	SAPCA
PSNR ($\sigma = 5$)				

۹۵/۸۴	۹۵/۶۷	۹۵/۷۷	۹۴/۹۰	۹۵/۷۷
PSNR ($\sigma = 10$)				
۹۳/۰۰	۹۲/۳۲	۹۲/۷۲	۸۷/۳۲	۹۲/۳۵
PSNR ($\sigma = 15$)				
۹۰/۵۸	۸۹/۴۲	۹۰/۱۰	۸۰/۶۸	۸۹/۵۶
PSNR ($\sigma = 25$)				
۸۶/۱۸	۸۳/۷۱	۸۵/۰۷	۷۱/۳۸	۸۴/۳۰
PSNR ($\sigma = 40$)				
۸۶/۱۸	۷۵/۳۸	۷۸/۱۸	۵۹/۱۰	۷۷/۵۰
PSNR ($\sigma = 50$)				
۷۵/۶۰	۷۰/۴۵	۷۳/۳۰	۵۳/۲۸	۷۳/۶۹



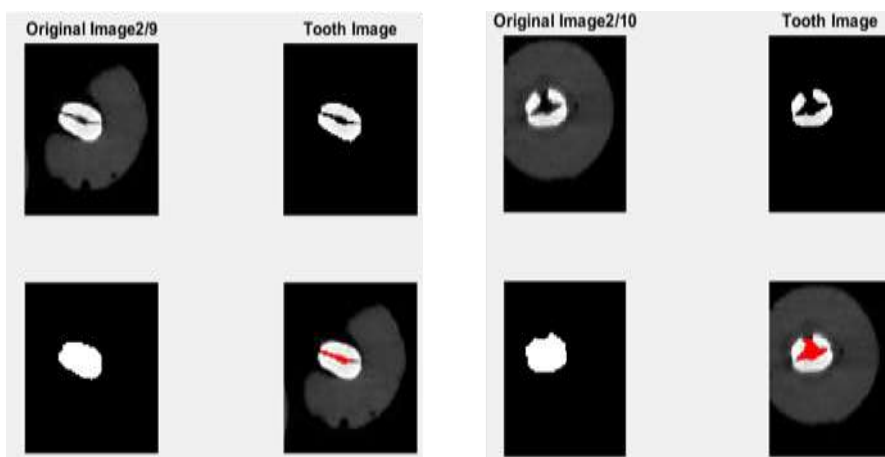
شکل ۷. منحنی PSNR بر حسب واریانس در الگوریتم‌های مختلف حذف نویز



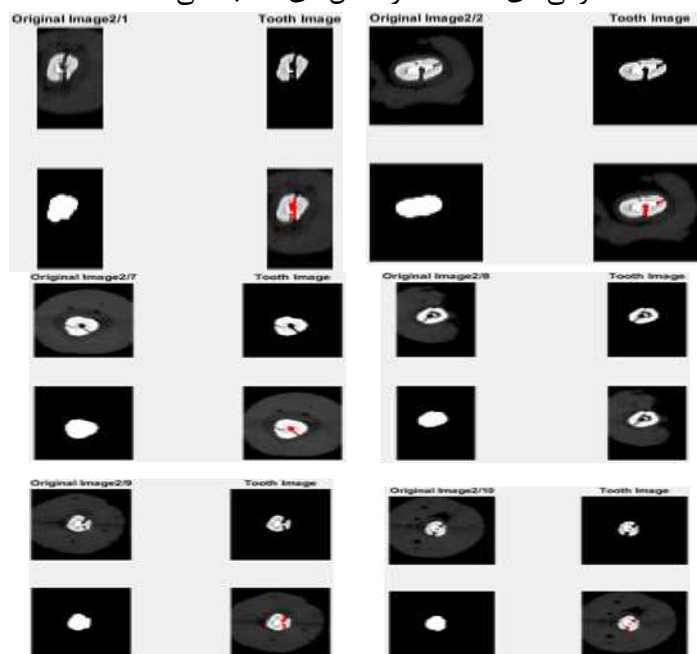
شکل ۸. منحنی SSIM بر حسب واریانس در الگوریتم‌های مختلف حذف نویز

تشخیص محل شکستگی گرافی‌ها با اعمال الگوریتم K-means

در شکل‌های ۹ و ۱۰ نتایج حاصل از اعمال الگوریتم خوشه‌بندی K-means در تعیین محل شکستگی گرافی‌های CBCT در دندان‌های عصب‌کشی شده و نشده نشان داده شده است.



شکل ۹. نتایج حاصل از اعمال الگوریتم خوشه‌بندی K-means در تشخیص محل شکستگی‌های عمودی ریشه دندان در گرافی‌های CBCT از دندان‌های عصب‌کشی نشده



شکل ۱۰. نتایج حاصل از اعمال الگوریتم خوشه‌بندی K-means در تشخیص محل شکستگی‌های عمودی ریشه دندان در گرافی‌های CBCT از دندان‌های عصب‌کشی شده

طبقه‌بندی گرافی‌های پری‌اپیکال و CBCT با استفاده از شبکه عصبی احتمالاتی

در جداول ۳ الی ۶ مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت با اعمال الگوریتم استخراج ویژگی پیشنهادی و شبکه‌های عصبی MLP و PNN نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مقادیر دقت، حساسیت و ویژگی در شبکه عصبی MLP در مقایسه با PNN در هر سه گروه پایین‌تر است.

جدول ۳. مقادیر کمی دقت، حساسیت و ویژگی در گرافی‌های پری‌اپیکال موازی با اعمال شبکه عصبی چند لایه

PA	Fx*	Non-Fx*	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
Group1	16/30	16/30	50.22	53.23	53.23
Group2	27/60	33/60	48.45	49.15	48.54
Group3	53/90	33/90	45.54	57.50	49.07
*Fx: Fractured					

جدول ۴. مقادیر کمی دقت، حساسیت و ویژگی در گرافی‌های پری‌اپیکال موازی با اعمال شبکه عصبی احتمالاتی

PA		Specificity (%)	Sensitivity (%)	Accuracy (%)
Group1	0.05- 0.15	61.64	91.03	68.05
	0.25	64.07	59.25	63.56
Group2	0.45	59.25	79.36	62.40
	0.55	58.25	86.00	61.36
Group3				

جدول ۵. مقادیر کمی دقت، حساسیت و ویژگی در گرافی‌های CBCT با اعمال شبکه عصبی چند لایه

CBCT	Fx*	Non-Fx*	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
Group1	24/30	29/30	86.15	78.00	94.12
Group2	41/60	47/60	71.32	66.21	73.65
Group3	63/90	54/90	63.87	68.32	61.45
*Fx: Fractured					

جدول ۶. مقادیر کمی دقت، حساسیت و ویژگی در گرافی‌های CBCT با اعمال شبکه عصبی احتمالاتی

CBCT		Specificity (%)	Sensitivity (%)	Accuracy (%)
Group1	0.1-0.65	100	91.25	97.06
Group2	0 - ۰,۱	100	89.00	96.15
Group3	0 - ۰,۱	99.65	85.02	95.33
	0.4- 0.8	96.75	86.54	92.32

بحث

در گروه ۱ از گرافی‌های PA، مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت با اعمال شبکه عصبی PNN در مقایسه با شبکه عصبی MLP به ترتیب با ضریب ۱/۳۶، ۱/۰۶ و ۱/۷۱ بهبود می‌یابد. این برتری برای گرافی‌های CBCT نیز مشاهده می‌شود. بهبود مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت در شبکه عصبی PNN برای گرافی‌های CBCT به ترتیب به میزان ۱/۱۳، ۱ و ۱/۱۷ برابر در مقایسه با MLP است.

در گروه دوم پارامترهای دقت، ویژگی و حساسیت در شبکه عصبی PNN با انتخاب سیگما برابر ۰/۲۵ در مقایسه با شبکه عصبی MLP در گرافی‌های PA به ترتیب به میزان ۱۵/۱۱ درصد، ۱۵/۵۳ درصد و ۱۰/۱ درصد بهبود می‌یابد. این بهبود برای سیگما برابر ۰/۴۵ نیز به ترتیب برابر ۱۳/۹۵ درصد، ۱۰/۷۱ درصد و ۳۰/۲۱ درصد به دست آمده است. در گرافی‌های CBCT نیز با انتخاب سیگما در گستره ۰/۱-۰/۵۵، مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت با ضرایب ۱/۳۵، ۱/۳۶ و ۱/۳۴ در شبکه عصبی PNN بهبود می‌یابد.

نهایتاً در گروه سوم نیز از گرافی‌های PA، مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت به ترتیب در شبکه عصبی PNN ۱۵/۸۲ درصد، ۹/۱۸ درصد و ۲۸/۵۰ درصد بهبود می‌یابد. برتری مشابهی نیز در گرافی‌های CBCT برای شبکه عصبی PNN مشاهده می‌شود. به طوریکه در شبکه عصبی PNN و با در نظر گرفتن سیگما در گستره ۰/۱-۰/۳، مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت به ترتیب به میزان ۳۱/۴۶ درصد، ۳۸/۲۰ درصد و ۱۶/۷۰ درصد بهبود می‌یابد. با انتخاب سیگما در گستره ۰/۴-۰/۸ نیز این پارامترها در شبکه عصبی PNN در مقایسه با MLP به ترتیب ۲۸/۴۵، ۳۵/۳۰ و ۱۸/۲۲ درصد بهبود می‌یابد.

هنگامی که یک طبقه‌بند بر پایه شبکه عصبی طراحی می‌شود، دو پارامتر دقت و سائز شبکه مهم‌ترین پارامترهایی هستند که نیاز است مورد توجه قرار بگیرد. در طراحی شبکه عصبی می‌توانیم با تغییر کلی ساختار آن، خطای طبقه‌بندی را کاهش دهیم. این کار در شبکه عصبی MLP با اصلاح قوانین یادگیری صورت می‌پذیرد. قوانین یادگیری رویه‌ای است برای اصلاح وزن‌ها و بایاس‌های یک شبکه عصبی. در شبکه PNN نیز می‌توان با تغییر تابع واریانس خطای طبقه‌بندی را کاهش داد.

شبکه عصبی MLP طراحی شده دارای محدودیت‌هایی است؛ اول اینکه دو خروجی بیشتر ندارد یا صفر و یا یک. دوم اینکه فقط از آن می‌توان برای طبقه‌بندی ورودی‌های قابل تفکیک به صورت خطی استفاده کرد. اگر ورودی‌ها به صورت خطی قابل تفکیک باشند، حتما شبکه عصبی MLP با تعداد محدودی تکرار به جواب خواهد رسید. ورودی‌ها در صورتی قابل تفکیک به صورت خطی می‌باشند که بتوان با یک خط راست آن‌ها از یکدیگر جدا نمود. اگر ورودی‌ها تفکیک‌پذیر به صورت خطی نباشند فرآیند یادگیری هرگز همگرا نخواهد شد. این مشکل زمانی بیشتر تاثیر می‌گذارد که داده‌ها در مرز بین دو کلاس (سالم/شکستگی) قرار داشته باشند.

شبکه عصبی PNN در مقایسه با MLP از مزایای زیر برخوردار است:

- آموزش این شبکه در مقایسه با MLP با دقت بیشتری صورت می‌گیرد. در واقع آموزش در ایجا مانند شبکه‌های پرسپترون تکراری نیست،
- آموزش بهتر، شبکه PNN را برای تشخیص خطا و مسایل دسته‌بندی بلادرنگ مناسب می‌سازد،
- دارای ساختار ذاتی موازی است،
- به تصمیم‌گیری در مورد تعداد لایه‌ها و نرون‌ها در لایه‌های پنهان نیازی نیست،
- همگرایی در شبکه عصبی PNN در صورت وجود داده‌های کافی برای آموزش تضمین شده است،
- به تنظیم وزن‌های اولیه در این شبکه نیازی نیست،
- در این شبکه ارتباطی بین مراحل آموزش و فراخوانی نیست. این موضوع باعث می‌گردد که این قابلیت را پیدا کند که با داده‌ها و اطلاعات جدید تطبیق یابند. به عبارت دیگر نمونه‌های در حال آموزش می‌توانند اضافه یا حذف شوند؛ بدون اینکه نیازی به آموزش مجدد داشته باشند.

در شبکه PNN مشکل قرار گرفتن داده‌ها در مرز بین دو کلاس سالم/شکستگی با تنظیم مناسب پارامتر سیگما قابل حل است. به طوریکه همان‌طور که در جداول ۴ و ۶ مشاهده می‌شود، بهترین محدوده سیگما در گرافی‌های PA در گستره ۰/۱۵-۰/۰۵ برای گروه اول، ۰/۲۵ و ۰/۴۵ برای گروه دوم و ۰/۵۵ برای گروه سوم به دست آمده است. این گستره در گرافی‌های CBCT نیز به ترتیب برای گروه‌های اول، دوم و سوم برابر ۰/۱-۰/۶۵، ۰/۱-۰/۵۵ و ۰/۱-۰/۳ و ۰/۴-۰/۸ است. در این محدوده‌ها بیشترین مقادیر دقت، ویژگی و حساسیت برای هر سه گروه از گرافی‌ها به دست آمده است. نتایج نشان داد که تصویربرداری CBCT از دقت بالاتری در مقایسه با PA برخوردار می‌باشد.

انتخاب تعداد داده‌های آموزشی در بهبود دقت شبکه‌های MLP و PNN نقش مهمی ایفا می‌کند. به طوریکه با افزایش داده‌های آموزشی (گروه ۱) در مقایسه با گروه ۲ و ۳، دقت طبقه‌بندی افزایش و خطا کاهش پیدا می‌کند؛ چرا که با افزایش حجم داده‌های آموزشی و در اثر کاهش داده‌های تست، شبکه قادر به مشاهده حجم بیشتری از اطلاعات قبل از انجام پیش‌بینی است. نکته‌ای که باید به آن اشاره کرد این است که خطای داده‌های آموزشی بعد از هر دور معرفی کامل داده‌ها به شبکه، مجدداً محاسبه می‌شود. با انجام این کار مشاهده شد که با افزایش حجم داده‌ها در یک مرحله برخلاف انتظار خطا افزایش یافته است. این بدان معنا است که شبکه قدرت تعمیم خود را رفته رفته از دست داده و در واقع بدون آنکه قادر به دریافت ارتباط صحیح بین داده‌های ورودی و خروجی باشد، به حفظ کردن داده‌های آموزشی می‌پردازد. این مشکل در آموزش شبکه در حالتی که داده‌ها رو به کاهش هستند مشاهده نمی‌شود.

نتیجه گیری

تکنیک‌های تصویربرداری سنتی با رزولوشن بالا به طور عمده برای تشخیص شکستگی عمودی ریشه در کاربردهای کلینیکی مورد استفاده قرار می‌گیرد. برخی از این تکنیک‌ها عبارتند از: optical coherence tomography، local CT و CT روزنه‌ای تنظیم شده. با وجود مزایای عمده این نوع از روش‌های تصویربرداری مشکلاتی نیز در آن‌ها وجود دارد؛ از جمله اینکه برخی از این روش‌های تصویربرداری منحصر برای کاربردهای پزشکی طراحی شده و برای تصویربرداری از دندان مناسب

نیستند. برخی دیگر نیز از نظر تجاری در دسترس نیستند. همچنین گزارش شده که این روش‌ها در مقایسه با تکنیک تصویربرداری CBCT از کیفیت پایین‌تر برخوردار می‌باشند.

تصویربرداری CBCT از یک پرتو دهنده X به شکل مستطیل یا گرد که بر روی یک حسگر دوبعدی اشعه X تمرکز یافته استفاده می‌کند، تا بدین ترتیب با یک چرخش ۳۶۰ درجه‌ای حول سر بیمار، اسکن تهیه شود. در طول انجام اسکن، ۳۶۰ اکسپوز (به ازای هر درجه چرخش، یک اکسپوز) انجام می‌شود تا از این طریق اطلاعات دیجیتالی خام به منظور بازسازی ناحیه اکسپوز شده توسط الگوریتم کامپیوتر فراهم شود. این نوع از تصویربرداری امکان تولید تصاویر آنی را نه تنها در صفحه آگزیال بلکه تصاویر دوبعدی در صفحات کروئال، ساژیتال و حتی مایل یا منحنی را فراهم می‌سازد (فرایندی که به آن بازسازی چندصفحه‌ای گویند). به علاوه، اطلاعات حاصل از CBCT می‌تواند به صورت حجمی بازسازی شود و اطلاعات سه‌بعدی به دست دهد. از مزایای این تکنیک در مقایسه با روش‌های متداول رادیوگرافی می‌توان به سرعت و دقت بالا، جمع‌آوری آسان داده‌های رادیولوژی، کاهش دوز تشعشعی، کاهش آرتیفکت و هزینه پایین اشاره کرد.

با وجود برتری CBCT در مقایسه با روش‌های سنتی، این روش نیز دارای مشکلاتی است. عامل اصلی که کیفیت تصویر CBCT را تنزل می‌بخشد، آرتیفکت تصویری است. آرتیفکت‌های تصویر به خصوص در دندان‌های اندوشده و همچنین دندان‌های دارای پست رخ می‌دهد. آرتیفکت‌ها می‌توانند ناشی از محدودیت‌ها در پروسه‌های فیزیکی، که مرحله بدست آوردن اطلاعات CBCT را شامل می‌شود، ایجاد گردند. هنگامی که پرتو اشعه X از میان یک جسم عبور می‌کند، فوتون‌ها با انرژی کمتر در مقایسه با فوتون‌های با انرژی بیشتر جذب می‌شوند. نوع دیگر آرتیفکت، آرتیفکت ناشی از اسکنر بوده که به طور معمول به صورت خطوط گرد یا حلقوی در نتیجه نقص در تشخیص اسکنر یا کالیبراسیون ضعیف ظاهر می‌شود.

مراجع

- [1]. Sausa Melo S, Bortoluzzi E, Aberu M, Correa L, Correa M.(2010).Diagnostic ability of a cone beam computed tomography scan to assess longitudinal root fracture in prosthetically treated teeth.JOE,36(11),1879-1882.
- [2]. Berman LH, Hartwell G. Diagnosis. In: Cohen S, Hargreaves KM, eds. Pathways of the pulp. 9th ed. St Louis, MO: Mosby; 2006:2-39.
- [3]. Tamse A, Fuss Z, Lustig J, Ganor Y, Kaffe I. Radiographic features of vertically fractured, endodontically treated maxillary premolars. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod 1999;88:348-52.
- [4]. Rivera EM, Walton RE. Longitudinal tooth fractures: findings that contribute to complex endodontic diagnoses. Endod Topics 2009;16:82-111.
- [5]. Cohen S, Blanco L, Berman L. Vertical root fractures: clinical and radiographic diagnosis. J Am Dent Assoc 2003;134:434-41.
- [6]. Meister F, Lommel TJ, Gerstein H. Diagnosis and possible causes of vertical root fracture. Oral Surg Oral Med Oral Pathol 1980;49:243-53.
- [7]. Lee J, Kwon K, Kol K. (2004). Diagnostic accuracy of artificially induced vertical root fracture, a comparison of direct digital periapical images with conventional periapical images. Korean Journal Maxillofac Radiol, 34, 185-190.
- [8]. Lin CC, Tsai YL, Li UM, Chang YC, Lin CP, Jeng JH. Horizontal/oblique root fractures in the palatal root of maxillary molars with associated periodontal destruction: case reports. Int Endod J 2008;41:442-7.
- [9]. Hassan b,Metska m,Ozok a,Stelt p,Wesselink p.(2009).Detection of vertical root fracture in endodontically treated teeth by a cone beam computed tomography scan.JOE,5(35),719-722.
- [10]. Kamnuroglu K, Murat S, Pehlivan fuksel S, I--- Cebeci A, Horusan A. (2009). Detection of vertical root fracture using cone- beam-computerizes tomography: an invitro assessment. Oral surg oral med oral pathol oral Radial Endod, 109, e74-e81.

- [11]. White s,Pharoah m (2014). Oral radiology principles and interpretation, 1.Linda Duncan,canada,569.
- [12]. Huang C, Lee B. (2015). Diagnosis of vertical root fracture in endodontically treated teeth using computed tomography. Journal of Dental Sciences, 10; 227-232.
- [13]. Kositbowarnchui S, Plermkamon S, Tangkosol T. (2013). Performance of an artificial neural network for vertical root fracture detection: an ex vivo study. Dental traumatology. 29; 151-155.
- [14]. Ozer SY, Unlu G, Deger Y. (2011). Diagnosis and treatment of endodontically teeth with vertical root fracture: three case reports with two-year follow-up. J Endod, 37; 91-102.
- [15]. Hassan B, Metska ME, Ozok AR, van der Stelt P, Wesselink PR. Comparison of five cone beam computed tomography systems for the detection of vertical root fractures. J Endod 2010;36:126-9.
- [16]. Ozer SY. Detection of vertical root fractures of different thicknesses in endodontically enlarged teeth by cone beam computed tomography versus digital radiography. J Endod 2010; 36: 1245-9.
- [17]. Bernardes RA, de Moraes IG, Duarte MAH, Azevedo BC, de Azevedo JR, Bramante CM. Use of cone-beam volumetric tomography in the diagnosis of root fractures. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod 2009;108:270-7.
- [18]. Roberts JA, Drage A, Davies J, Thomas DW. Effective dose from cone beam CT examinations in dentistry. Br J Radiol 2009;82:35-40.
- [19]. Hannig C, Dullin C, Hulsman M, Heidrich G. Three-dimensional, non-destructive visualization of vertical root fractures using flat panel volume detector computer tomography: an ex vivo in vitro case report. Int Endod J 2005;38:904-13.
- [20]. Nair MK, Groö ndahl HG, Webber RL, Nair UP, Wallace JA. Effect of iterative restoration on the detection of artificially induced vertical radicular fractures by tuned aperture computed tomography. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod 2003;96: 118-25.
- [21]. Youssefzadeh S, Gahleitner A, Dorffner R, Bernhart T, Kainberger FM. Dental vertical root fractures: value of CT in detection. Radiology 1999;210:545-9.
- [22]. K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik and K. O. Egiazarian, Image denoising by sparse 3-D transformdomain collaborative filtering, IEEE Trans. Image Process,vol. 16, no. 8, pp. 2080-2095, 2007.
- [23]. L. Yaroslavsky, K. Egiazarian and J. Astola, Transform domain image restoration methods: review, comparison and interpretation, in Proc. Nonlinear Image Process and Pattern Analysis XII, vol. 4304, pp. 155-169, 2001.
- [24]. O. Guleryuz, Weighted overcomplete denoising, in Proc. Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, vol. 2, pp. 1992-1996, November 2003.
- [25]. Pham D. T., Dimov S. S., Nguyen C. D, Selection of K in K-means Clustering, Proc. IMechE vol. 219 Part C: J. Mechanical Engineering Science, pp. 103-119, 2005.
- [26]. Unser M, Blu T, Wavlet Theory Demystified, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 51, no. pp. 470-483, 2003.
- [27]. Graps A, An Introduction to Wavelets, IEEE Computational Sceince and Engineering, vol. 2, no. 2, pp. 1-18, 1995.
- [28]. Specht D F, Probabilistic Neural Networks, Neural Networks, vol. 3, pp. 109-118, 1990.
- [29]. <http://meddean.luc.edu>
- [30]. <http://path.upne.edu>
- [31]. Saha M, Ghosh R, Goswami B, Robustness and Sensitivity Metrics for Tuning the Extended Kalman Filter, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 63, no. 4, pp. 964-971, 2014.