

DOI:10.3969/j.issn.1671-024x.2025.01.009

基于双树复小波变换与稀疏表示的牙隐裂 OCT 三维图像融合

石博雅,董潇阳

(天津工业大学 电子与信息工程学院,天津 300387)

摘要:针对采用光学相干层析(OCT)技术进行体积较大的前磨牙和磨牙的隐裂检测时,仅从单一扫描视角采集可能存在误检或漏检的问题,提出一种双树复小波变换(DTCWT)与稀疏表示(SR)相结合的牙隐裂三维图像融合方法。利用扫频 OCT 对人工牙隐裂模型从 2 个扫描视角进行成像,经过三维图像配准后,利用双树复小波变换对图像进行分解。对于低频子带进行稀疏表示,采用“最大 L_1 范数”规则进行融合,高频子带采用“绝对最大”规则融合,最后通过 DTCWT 重构得到融合后的图像。实验结果表明:采用本文方法融合后的牙隐裂图像可以得到裂纹的完整信息,获得准确的定位和分级,各方面性能均优于单独采用各多尺度分解方法和稀疏表示方法,标准差(SD)、平均梯度(AG)、空间频率(SF)和边缘信息评价因子(Q)的值分别平均提高到 36.7、6.0、27.9 和 0.74,有效提高了 OCT 牙隐裂检测的准确性。

关键词:牙隐裂;光学相干层析;稀疏表示;双树复小波变换

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1671-024X(2025)01-0062-07

OCT three dimensional fusion of tooth cracks based on DTCWT and sparse representation

SHI Boya, DONG Xiaoyang

(School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: When optical coherence tomography (OCT) is used to detect tooth cracks in large anterior molars and molars, the problem of false detection or missed detection may exist only from a single scanning viewpoint acquisition. A dual-tree complex wavelet transform (DTCWT) combined with sparse representation for OCT 3D image fusion of tooth cracks was proposed to solve the problems. The artificial tooth-cracked models were imaged from two scanning views using Swept Source OCT, and after 3D image alignment, the images were decomposed using DTCWT. The low-pass bands were fused by sparse representation using the “max- L_1 ” rule, while the high-pass bands were fused using the “max-absolute” rule, and the fused images were finally reconstructed by DTCWT. The experimental results show that the fused tooth cracks images can obtain the complete information of cracks, so that the cracks can be accurately localized and graded. This algorithm outperforms each multi-scale decomposition method or the sparse representation method alone in all aspects, the values of SD, AG, SF and Q increased to 36.7, 6.0, 27.9 and 0.74, respectively, effectively improving the accuracy of OCT tooth cracks detection.

Key words: tooth cracks; optical coherence tomography(OCT); sparse representation; dual-tree complex wavelet transform(DTCWT)

流行病学调查研究表明,牙隐裂为成人牙齿缺失的主要原因之一^[1]。牙隐裂具有隐匿性以及不可预测性,发病初期,临床症状不明显,容易被患者忽略^[2]。若不能及时发现并进行治疗,裂纹可能会逐渐延伸,从

牙釉质发展到牙本质,甚至扩展到牙髓腔,引发剧烈疼痛,从而需要进行根管治疗,甚至拔除患牙^[3]。因此,精准的牙隐裂检测具有十分重要的意义。

目前,临床上常规牙隐裂检测方法有视诊、叩诊、

收稿日期: 2023-01-17

基金项目: 天津市自然科学基金项目(19JCYBJC16200);国家自然科学基金项目(61903273);天津市科技计划项目(20YDTPJC01090)

通信作者: 石博雅(1981—),女,博士,副教授,主要研究方向为光电检测技术。E-mail: shiboya@tiangong.edu.cn

咬诊、牙髓活力温度测试、光线透照法和电子计算机断层扫描技术。其中视诊、叩诊、咬诊受医生临床经验的影响,主观性较强,牙隐裂诊断的准确性较差。牙髓活力温度测试受患者年龄、病变影响较大,具有个体差异性。光线透照法和电子计算机断层扫描技术由于分辨率有限,只能检测到部分病变到一定程度的牙隐裂。光学相干层析(optical coherence tomography, OCT)是一种非侵入式、高分辨率(1~15 μm)、高灵敏度的新型成像技术^[4],可以获得牙齿内部的微结构特征。研究表明 OCT 技术能够实现不同级别牙隐裂检测以及隐裂进程监测^[5-7]。

OCT 技术通过对牙齿的三维扫描获得裂纹信息,但对于体积较大的前磨牙和磨牙,由于 OCT 的探测深度和扫描范围有限,仅通过单一角度采集图像,可能会出现裂纹空间信息不够完整甚至检测不到的情况,导致误诊或漏诊。因此,为了提高 OCT 对牙隐裂检测的可靠性和准确性,需要对牙齿进行多角度扫描,并将不同角度的三维图像进行融合,从而获取裂纹准确信息。

医学图像常用的图像融合方法有多尺度变换(multi-scale transform, MST)融合和稀疏表示(sparse representation, SR)融合。多尺度变换融合分为塔分解、小波变换、多尺度几何分析 3 种。其中小波变换中的双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)方法具有近似平移不变性,融合前后不易发生形变;并将图像分解为不同方向的 8 个子带,具有较好的方向选择性,已在多个领域应用。Aishwarya 等^[8]将拉普拉斯算子应用于 DTCWT 方法中,对可见光及红外图像进行融合,降低计算复杂度,提高融合结果的空间分辨率;Mohan 等^[9]提出通过四分之一移位 DTCWT 对多聚焦图像进行融合,将更详细信息和边缘特征传输到融合图像中;Alseelawi 等^[10]通过非下采样轮廓波变换与 DTCWT 结合的方法融合磁共振成像图像(MRI)和单光子发射计算机断层成像图像(SPECT),从多模态医学图像中提取互补信息。DTCWT 融合方法可以保护图像原始信息不被破坏,但对低频子带的融合多为取平均值方法,容易受噪声影响,降低融合的准确率。稀疏表示方法解决了信号的自然稀疏性,更符合人类视觉系统的生理特征^[11]。Ma 等^[12]在联合稀疏表示的基础上采用最优理论对多聚焦图像进行融合,提高图像融合效率;Li 等^[13]将拉普拉斯金字塔与稀疏表示相结合对 MRI 图像和正电子发射断层扫描图像(PET)进行融合,得到没有失真的高质量融合图像;王兆滨等^[14]将引导滤波应用于自适

应稀疏表示中,将 MRI 图像和 CT 图像融合,提高了融合图像的清晰度。稀疏表示融合具有降噪功能,可处理信息复杂的图像融合,但融合后图像纹理及边缘等细节会变得平滑。

本文面向牙隐裂 OCT 精准检测,针对牙隐裂 OCT 图像中需要获得裂纹完整准确空间信息但裂纹特征容易受噪声影响的问题,提出一种 DTCWT 和 SR 相结合的牙隐裂 OCT 三维图像融合方法。利用 DTCWT 方法对配准后的 2 个扫描视角 OCT 三维图像进行多尺度分解,对低频子带和高频子带采用不同的融合方法,利用人工牙隐裂模型的 OCT 图像进行实验验证,并与单独采用 DTCWT 和 SR 方法的融合效果进行比较。

1 扫频 OCT 系统

本文所用的扫频 OCT 系统原理如图 1 所示。

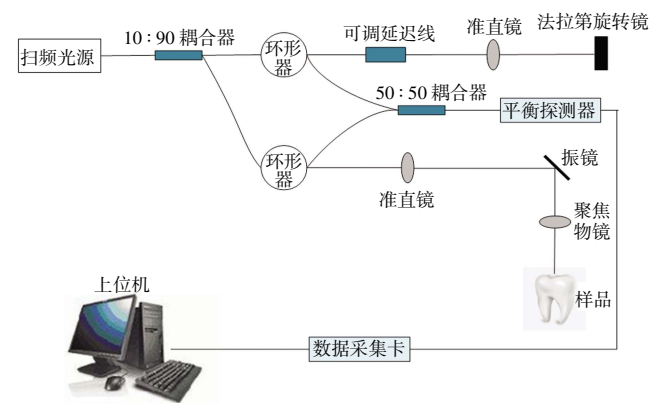


图 1 扫频 OCT 系统原理

Fig.1 Principle of scanning frequency OCT system

系统采用的光路干涉仪为马赫曾德干涉仪。扫频光源发出的近红外光被 10:90 的耦合器分为 2 束。功率较小的 1 束经过单向环形器后进入参考臂发生反射。系统中参考臂固定,通过可调延迟线调节参考臂臂长,匹配光路。采用法拉第旋转镜作为反射镜可以保持系统的稳定。功率较大的 1 束进入样品臂,通过准直镜、振镜和物镜聚焦到样品组织,在样本不同深度发生散射后返回。50:50 的耦合器接收两臂回波发生干涉,随后光电平衡探测器将光信号转化为电信号,消除共模噪声,提取有效干涉信号并放大,通过数据采集卡将信号传输至上位机。上位机对采集到的干涉信号进行加窗整流、傅里叶变换、提取幅值和相位等处理,最终得到样品不同深度的结构信息。该系统的扫描探头采用 2 个扫描振镜组成的振镜系统,通过电压驱动振镜偏转,改变出射光的方向,从而实现三维扫描。这里扫频 OCT 系统采用中心波长为 1 310 nm、

带宽为 88 μm 的扫频激光器,空气中轴向分辨率为 8.61 μm,横向分辨率为 18.7 μm,空气中成像深度为 9.98 mm。

为了获得准确的牙隐裂检测结果,本文利用扫频 OCT 系统从 2 个方向对牙体组织进行全冠面扫描,不同采集视角示意如图 2 所示。图 2 中,A1 和 A2 扫描视角相互垂直。

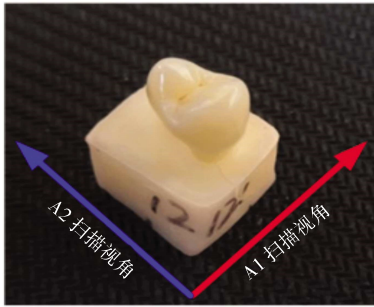


图 2 不同扫描视角示意
Fig.2 Diagram of different scanning views

2 牙隐裂 OCT 三维图像融合方法

牙隐裂 OCT 三维图像融合流程如图 3 所示。图 3 中,A1 和 A2 方向的图像经过非局部均值滤波(non-local means, NLM)算法去噪后进入三维图像融合阶段,整个过程主要包括图像配准、DTCWT 分解、各子带融合和 DTCWT 重构。

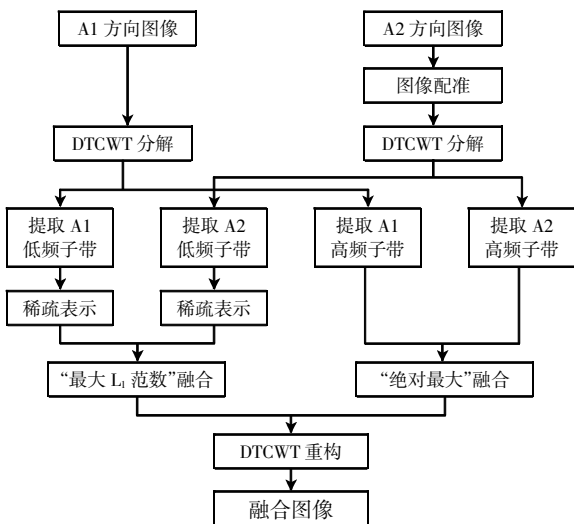


图 3 牙隐裂 OCT 三维图像融合流程

Fig.3 Flow chart of OCT 3D image fusion of tooth cracks

2.1 图像配准

为了能够更加准确且有效地对 2 个方向的牙齿三维 OCT 图像进行融合,需要在融合前对 2 个方向的数据进行配准,使牙齿同一检测位置位于同一坐标系

下相同的图像像素点上。首先采用刚性变换将待配准图像旋转到与参考图像相同的方向。刚性变换的三维坐标系中,源图像像素点 (x_1, y_1, z_1) 与刚性变换后的像素点 (x_2, y_2, z_2) 之间的关系可表示为^[15]:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: θ 为待配准图像矢量 p 以 z 轴为旋转轴时旋转到对应的参考图像相似矢量 p' 的旋转角; μ 、 v 和 w 分别为 3 个方向上的平移量。

由于不同时间下采集的样品可能发生位移,对应的像素点移动,因此本文对刚性变换后的数据再进行非刚性的 B-spline 曲线变换。刚性变换保持了像素的平直性,B-spline 则可以控制像素点的移动,但是不会破坏图像原始信息。

B-spline 曲线变换是指通过误差平方和 (sum of squared differences, SSD)对参考图像和待配准图像各断面进行相似度测量,实现特征匹配。设 $S(s, t)$ 为待配准图像的搜索图像, $T(s, t)$ 为参考图像中的模板图像,大小均为 $m \times n$,SSD 的计算公式为:

$$SSD(i, j) = \sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^n [S(i+s-1, j+t-1) - T(s, t)]^2 \quad (2)$$

SSD 越小,说明相似度越高。对图像特征进行匹配后确定最优的变换参数进行配准。图像在 B-spline 曲线变换下的坐标变换公式为^[16]:

$$T(x) = \sum_{l=0}^4 \sum_{m=0}^4 \sum_{n=0}^4 B_l(u)B_m(v)B_n(w)\Phi_{i+l, j+m, k+n} \quad (3)$$

将图像通过网格分割为不同的区域, $\Phi_{i,j,k}$ 代表格点坐标, l, m 和 n 分别为 3 个方向上周围 $4 \times 4 \times 4$ 个点,通过周围的像素点进行配准。 B 函数为 B-spline 的基函数,控制点的运动。

2.2 DTCWT 分解

DTCWT 具有 2 个相互独立的滤波器组,采用二叉树结构,一棵树用于生成实部,另一棵树用于生成虚部^[17]。两树采用相同的采样频率,且两树之间的延迟恰好为一个采样间隔,满足半采样延迟条件,保证了近似的平移不变性,使小波分解时各尺度的能量分布保持稳定。同时,DTCWT 方法具有良好的方向选择性,将图像分解为 2 个低频子带和 6 个高频子带,分解出的高频子带的方向分别为 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 。低频子带反映源图像的近似和平均特性,代表图像的细节以及边界表达的能力。高频子带则可以反映图像的突变特征,计算灰度值的标准差,得到灰度值的离散情

况,通过灰度值的波动代表图像边界等内容。

将2个源图像{IA1, IA2}通过DTCWT方法进行分解,得到不同频率的图像,将它们分别记为低频子带 $\{L_{(A1,n)}, L_{(A2,n)}\}$ ($n=1,2$)和高频子带 $\{H_{(A1,m)}, H_{(A2,m)}\}$ ($m=1,2,\dots,6$)。

2.3 融合规则

对DTCWT分解后得到的低频子带 $\{L_{A1}, L_{A2}\}$ 进行稀疏表示,将 $\{L_{A1}, L_{A2}\}$ 图像分成多个图像块,通过训练样本得到字典。对每个向量进行稀疏表示,并通过“最大 L_1 范数”规则融合两组稀疏向量。具体的融合步骤如下:

(1) 设置滑动窗口,根据Yang等^[18]的分析比较,将局部图像块的大小设置为 8×8 ,滑动窗口步长为1。将滑动窗口在 L_{A1} 和 L_{A2} 经过的图像块集合定义为 $\{p_{A1}^i\}_{i=1}^T$ 和 $\{p_{A2}^i\}_{i=1}^T$ 。

(2) 将每个位置 i 处的 $\{p_{A1}^i, p_{A2}^i\}$ 转化为列向量 $\{v_{A1}^i, v_{A2}^i\}$,并将每个列向量进行归一化处理,得到 $\{\hat{v}_{A1}^i, \hat{v}_{A2}^i\}$:

$$\hat{v}_{A1}^i = v_{A1}^i - \bar{v}_{A1}^i \cdot \mathbf{1} \quad (4)$$

$$\hat{v}_{A2}^i = v_{A2}^i - \bar{v}_{A2}^i \cdot \mathbf{1} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{1}$ 表示 $n \times 1$ 的全一向量; \bar{v}_{A1}^i 和 \bar{v}_{A2}^i 分别为 v_{A1}^i 和 v_{A2}^i 所有元素的平均值。

(3) 利用正交匹配追踪(OMP)算法^[19]计算 $\{\hat{v}_{A1}^i, \hat{v}_{A2}^i\}$ 的稀疏系数向量 $\{\alpha_{A1}^i, \alpha_{A2}^i\}$,其训练模型可表示为:

$$\alpha_{A1}^i = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ 其中 } \|\hat{v}_{A1}^i - D\alpha\|_2 < \varepsilon \quad (6)$$

$$\alpha_{A2}^i = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ 其中 } \|\hat{v}_{A2}^i - D\alpha\|_2 < \varepsilon \quad (7)$$

式中: D 为学习字典; ε 为容错率,设置为0.1。

过完备字典决定了稀疏表示的信号表达能力。在相同分解条件下,从训练图像中提取相对多的多尺度低频子带进行采样是获得训练集的一种可行方法。本文采取一个自适应的学习字典,它可以适用于任何特定的变换域和参数设置。通过自然图像进行训练得到的字典可以稀疏表示出图像中的大部分“平滑”图像块,所以,可以认为将训练集合的图像块设为0时,用同一个字典来表示低频子带的图像是可行的。此时,得到的字典中的每个原子的平均值也是0,字典中只包含结构信息。因此,可以直接用自然图像作为训练集进行字典学习。这里采用K-SVD方法^[20]学习字典,从40张高质量的自然图像数据库中随机采样得到 1×10^5 个 8×8 的图像块组成训练数据,字典大小设置为256,迭代次数为30。

(4) 使用“最大 L_1 范数”规则融合 α_{A1}^i 和 α_{A2}^i ,得到稀疏向量的融合结果:

$$\alpha_F^i = \begin{cases} \alpha_{A1}^i & \text{如果 } \|\alpha_{A1}^i\|_1 > \|\alpha_{A2}^i\|_1 \\ \alpha_{A2}^i & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

v_{A1}^i 和 v_{A2}^i 的融合结果为:

$$v_F^i = D\alpha_F^i + \bar{v}_F^i \cdot \mathbf{1} \quad (9)$$

融合后的均值 \bar{v}_F^i 为:

$$\bar{v}_F^i = \begin{cases} \bar{v}_{A1}^i & \text{如果 } \alpha_F^i = \alpha_{A1}^i \\ \bar{v}_{A2}^i & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

(5) 对每个融合结果 v_F^i ,重构为向量 p_F^i ,然后将 p_F^i 放回其在融合图像 L_F 中的原始位置。图像计算结果发生重合时,对每组重合结果取平均值,得到每个像素在 L_F 中的值。

对于高频子带 $\{H_{A1}, H_{A2}\}$,使用常用的“绝对最大”融合规则将 H_{A1} 和 H_{A2} 合并,通过各系数的绝对值作为活跃性水平的测量,得到 H_F 。然后通过一致性验证方案,保证融合系数的准确性。

最后将2个波段的计算结果 L_F 和 H_F 进行DTCWT逆变换,实现最终的图像融合。

3 实验结果与分析

3.1 实验样本制备

实验样本采用人工牙隐裂模型。利用新鲜拔除的、无龋损、经肉眼检查表面无明显裂纹的离体牙,根据冷热交替饮食使牙齿热胀冷缩形成隐裂的原理,采用温差法制备人工牙隐裂模型。先将样品放入液氮生物容器中静置8h,取出后直接放入100℃的沸水中,持续煮沸20min,循环制备2次,得到牙隐裂模型。制备完成后利用扫频OCT系统按照图2的扫描视角对人工牙隐裂模型进行成像。

3.2 评价标准

本文采用4种评价指标对所提到的融合方法进行评价。统一设A1与A2表示大小为 $H \times W$ 的2个源图像, F 表示融合后图像。

(1) 标准差(SD)。SD主要用于衡量融合结果的整体对比度。融合图像的SD定义为^[21]:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{H \times W} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W (F(x,y) - \mu)^2} \quad (11)$$

式中: μ 为融合后图像的均值。

(2) 平均梯度(AG)。AG衡量了融合图像的分辨率。融合图像的AG定义为^[22]:

$$AG = \frac{1}{(H-1)(W-1)} \times \sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=1}^{W-1} \sqrt{\frac{(F(i+1,j)-F(i,j))^2 + (F(i,j+1)-F(i,j))^2}{2}} \quad (12)$$

(3) 空间频率(SF)。SF 用于评判图像边缘信息量,融合图像的 SF 定义为^[23]:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W |F(i,j) - F(i,j-1)|^2}$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W |F(i,j) - F(i-1,j)|^2} \quad (13)$$

(4) 边缘信息评价因子(Q)。Q 衡量融合后的图像有多少边缘信息来自源图像,取值为[0, 1]。融合图像的 Q 定义为^[24]:

$$Q(A1, A2, F) = \frac{1}{|K|} \sum_{\omega \in K} (\lambda(\omega)Q_0(A1, F|\omega) + (1 - \lambda(\omega))Q_0(A2, F|\omega)) \quad (14)$$

式中: ω 为计算相似性时的滑动窗口;K 为所有窗口的集合; λ 为图 A1 的局部权重;Q₀ 为 A1、A2 图像的局部质量指数。

融合后图像的 SD、AG 和 SF 的值越大,证明融合效果越好;Q 的值越接近 1,表示融合后保留的源图像信息越多。

3.3 实验结果

首先对 2 个扫描视角的数据进行配准,将 A1 方向采集到的数据作为参考图像,A2 方向采集到的数据作为待配准图像,配准前后图像如图 4 所示。

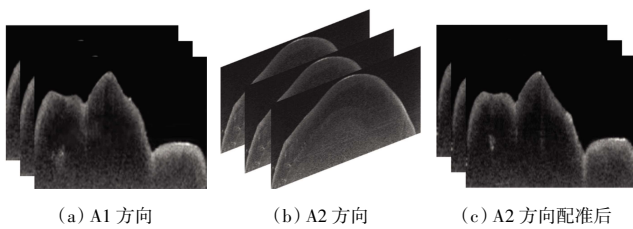


图 4 A1 及 A2 方向配准前后 OCT 三维图像

Fig.4 3D OCT images before and after registration in A1 and A2 directions

图 4(a)为 A1 方向参考图像,图 4(b)为 A2 方向待配准图像,配准前二维断层图像展示出牙齿不同方向下的结构信息。图 4(c)为 A2 方向配准后图像,配准后三维数据逆时针旋转 90°,将 A2 方向各断层面检测到的裂纹连接,使同一采集点在 2 个方向的成像结果位于同一位置,从而得到与 A1 方向相对应的断层图像。接下来对图 4(a)与图 4(c)的数据进行三维融合。

根据裂纹与釉牙本质界(dentin-enamel junction, DEJ)的关系将牙隐裂的 OCT 检测结果分为 5 个等级^[25];没有裂纹,C1 等级;裂纹长度未超过牙釉质厚度的 50%时为牙釉质浅层裂纹,C2 等级;裂纹长度超过牙釉质厚度的 50%但未到 DEJ 时为牙釉质深层裂纹,C3 等级;裂纹超过 DEJ,但超过长度不足 1 mm 时为牙本质浅层裂纹,C4 等级;裂纹超过 DEJ 且超过长度大于 1 mm 时为牙本质深层裂纹,C5 等级。这里分别采用稀疏表示(SR),不同多尺度分解方法和本文方法(DTCWT-SR)对三维图像进行融合,其中多尺度分解方法包括拉普拉斯金字塔(LP)^[26]、非下采样轮廓波变换(NSCT)^[27]和双树复小波变换(DTCWT)。前磨牙和磨牙 2 个扫描方向同一位置采用不同方法融合前后的图像如图 5 和图 6 所示。

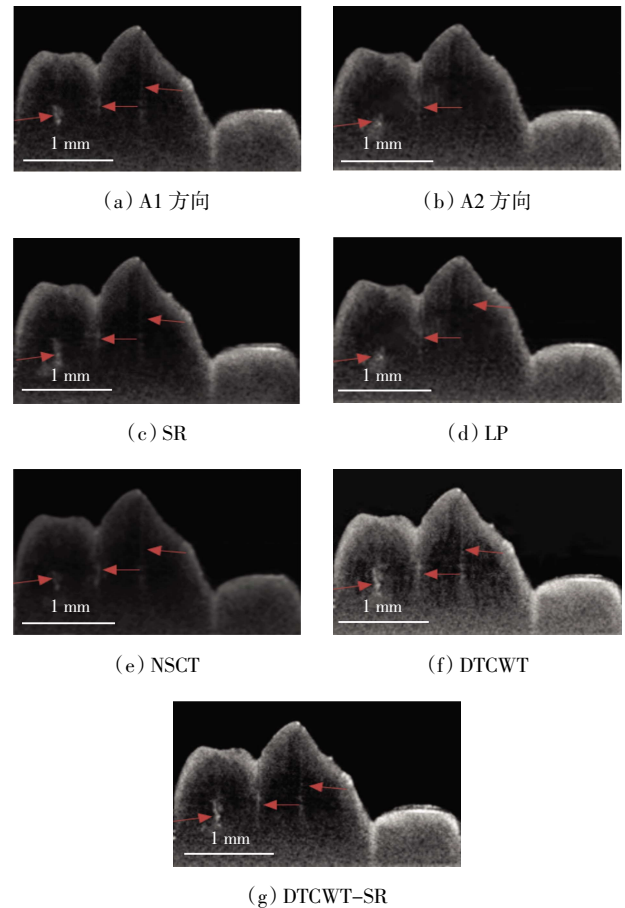


图 5 前磨牙 2 个方向融合前后图像

Fig.5 Images of premolar before and after fusion in two directions

图 5(a)为前磨牙 A1 方向图像,检测出 3 条裂纹,均为牙釉质裂纹,但清晰度不高,且中间裂纹长度小于 A2 方向中间裂纹。图 5(b)为前磨牙 A2 方向图像,只检测到 2 条裂纹,且左侧裂纹长度短于 A1 方向左侧裂纹。图 5(c)—图 5(g)为利用不同融合方法进行 2 个

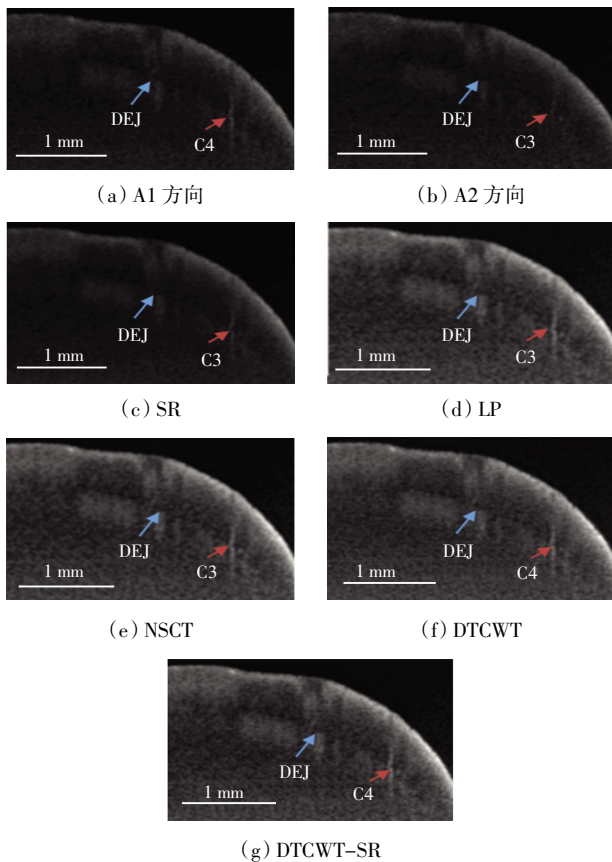


图 6 磨牙 2 个方向融合前后图像

Fig.6 Images of molar before and after fusion in two directions

方向图像融合后的结果,包含前磨牙的全部 3 条裂纹,并将两方向断续的裂纹拼接起来,得到裂纹的准确长度。

图 6(a)为磨牙 A1 方向图像,裂纹穿过釉牙本质界,延伸至牙本质,但未超过 1 mm,属于 C4 等级裂纹;图 6(b)为磨牙 A2 方向图像,裂纹只存在于牙釉质中,且超过牙釉质的 1/2,属于 C3 等级裂纹。融合后的图 6(c)—图 6(g)显示的裂纹已深入到牙本质中,属于 C4 等级裂纹,因此融合后的牙隐裂检测结果更为准确。

由图 5 和图 6 可以看出,OCT 从任意单一方向无法准确地检测到完整的牙隐裂形态,而融合后的图像可以结合 2 个方向的图像数据,获取裂纹的准确定位、长度及走向等信息。融合后图 5(c)和图 6(c)为稀疏表示融合结果,信噪比较高,但得到的图像细节较为平滑,丢失部分细节信息,裂纹边缘变得模糊。图 5(d)—图 5(f)和图 6(d)—图 6(f)为多尺度分解融合结果,融合后图像信噪比较低,包含源图像部分噪声,影响对裂纹长度的测量。其中,DTCWT 方法融合后的裂纹最为完整,清晰度更高。图 5(g)和图 6(g)为本文融合方法的融合结果,在保证一定信噪比的前提下,裂纹轮廓更加清晰,对比度更高,可以得到裂纹完整的空间信息,提高对牙隐裂诊断的准确性。

根据前面给出的 4 种评价标准对不同融合方法得到的图像进行客观评价,对三维数据的各断层融合图像的评价结果取平均值,评价结果如表 1 所示。

表 1 不同融合算法的性能对比

Tab.1 Comparison of performance of different fusion algorithms

图像	算法	SD	AG	SF	Q
前磨牙	SR	25.413	4.094 3	16.634	0.598 2
	LP	30.355	4.622 7	19.428	0.613 9
	NSCT	29.458	5.564 6	20.499	0.637 8
	DTCWT	31.324	5.494 6	23.266	0.697 8
	DTCWT-SR	36.567	5.523 6	27.517	0.699 7
磨牙	SR	28.269	4.247 5	18.788	0.612 6
	LP	32.229	5.980 3	20.185	0.690 0
	NSCT	31.509	5.927 5	23.304	0.724 8
	DTCWT	32.413	6.026 8	22.696	0.739 5
	DTCWT-SR	36.841	6.482 3	28.271	0.785 1

由表 1 可以看出,多尺度分解融合中 DTCWT 方法对牙隐裂 OCT 图像的融合效果最佳。DTCWT 与稀疏表示方法结合的融合方法各个评价指标均优于单独采用多尺度分解融合或稀疏表示方法的结果。尤其在标准差 SD 和空间频率 SF 两个指标上的优势更为突出。结果表明本文的融合方法有效地克服了 DTCWT 方法降低图像对比度和 SR 方法使得裂纹特征趋于平滑的缺点,既提高了图像的清晰度和对比度,又保留了源图像的细节信息,可以实现牙隐裂的 OCT 精准检测。

4 结束语

本文提出的基于 DTCWT 与稀疏表示的牙隐裂三维图像融合方法,低频部分采用稀疏表示方法和“最大 L_1 范数”规则进行融合,高频部分采用“绝对最大”规则进行融合,将多尺度变换保留图像细节的优势与稀疏表示消除图像噪声影响的优势相结合,提高融合图像的清晰度和对比度的同时保留了裂纹的细节信息。实验结果表明:与各多尺度分解和稀疏表示方法相比,本文算法的各个评价指标均为最优值,SD 平均提高到 36.7,AG 平均提高到 6.0,SF 平均提高到 27.9,Q 平均提高到 0.74,可以实现牙隐裂 OCT 的精准检测,对牙隐裂的临床诊断具有重要意义。

参考文献:

- [1] MAMOUN J S, NAPOLETANO D. Cracked tooth diagnosis and treatment: An alternative paradigm[J]. European Journal of Dentistry, 2015, 9(2): 293-303.
- [2] HILTON T J, FUNKHOUSER E, FERRACANE J L, et al. Associations of types of pain with crack-level, tooth-level and

- patient-level characteristics in posterior teeth with visible cracks: Findings from the national dental practice-based research network[J]. *Journal of dentistry*, 2018, 70: 67-73.
- [3] YANG Y P, CHEN G P, HUA F, et al. Biting pain reproduced by the tooth slooth: An aid for early diagnosis of cracked tooth[J]. *Quintessence Int*, 2019, 50(1): 82-87.
- [4] MACHOY M, SEELIGER J, SZYSZKA-SOMMERFELD L, et al. The use of optical coherence tomography in dental diagnostics: A state-of-the-art review[J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2017, 7560645.
- [5] SHI B Y, TANG Y, LIAN X L, et al. Detection of artificial tooth cracks based on optical coherence tomography[C]//*Proceedings of the 2020 2nd International Conference on Intelligent Medicine and Image Processing*. Tianjin, China: ACM, 2020:70-74.
- [6] KIM J M, KANG S R, YI W J. Automatic detection of tooth cracks in optical coherence tomography images[J]. *Journal of Periodontal & Implant Science*, 2017, 47(1): 41-50.
- [7] SHIMADA Y, YOSHIYAMA M, TAGAMI J, et al. Evaluation of dental caries, tooth crack, and age-related changes in tooth structure using optical coherence tomography[J]. *Japanese Dental Science Review*, 2020, 56(1):109-118.
- [8] AISHWARYA N, THANGAMMAL C B. Visible and infrared image fusion using DTCWT and adaptive combined clustered dictionary[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 93: 300-309.
- [9] MOHAN C R, CHOUHAN K, ROUT R K, et al. Improved procedure for multi-focus images using image fusion with qshiftN DTCWT and MPCA in laplacian pyramid domain[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(19): 9495.
- [10] ALSEELAWI N, TUAMA HAZIM H, ALRIKABI H T S. A novel method of multimodal medical image fusion based on hybrid approach of NSCT and DTCWT[J]. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (IJOE)*, 2022, 18(3): 114-133.
- [11] OLSHAUSEN B A, FIELD D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. *Nature*, 1996, 381(6583): 607-609.
- [12] MA X L, HU S H, LIU S Q, et al. Multi-focus image fusion based on joint sparse representation and optimum theory[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 78: 125-134.
- [13] LI X Q, ZHANG X M, DING M Y. A sum-modified-Laplacian and sparse representation based multimodal medical image fusion in Laplacian pyramid domain[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2019, 57(10): 2265-2275.
- [14] 王兆滨, 马一鲲, 崔子婧. 基于引导滤波与稀疏表示的医学图像融合[J]. *电子科技大学学报*, 2022, 51(2): 264-273. WANG Z B, MA Y K, CUI Z J. Medical image fusion based on guided filtering and sparse representation[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology*, 2022, 51(2): 264-273(in Chinese).
- [15] ROCHE A, PENNEC X, MALANDAIN G, et al. Rigid registration of 3-D ultrasound with MR images: A new approach combining intensity and gradient information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2001, 20(10): 1038-1049.
- [16] YIN Y B, HOFFMAN E A, LIN C L. Mass preserving nonrigid registration of CT lung images using cubic B-Spline[J]. *Medical Physics*, 2009, 36(9):4213-4222.
- [17] LEWIS J J, O'CALLAGHAN R J, NIKOLOV S G, et al. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2):119-130.
- [18] YANG B, LI S T. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit[J]. *Information Fusion*, 2012, 13(1):10-19.
- [19] MALLAT S G, ZHANG Z F. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12):3397-3415.
- [20] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [21] LEE D K, IN J, LEE S. Standard deviation and standard error of the mean[J]. *Korean Journal of Anesthesiology*, 2015, 68(3): 220-223.
- [22] WU J, HUANG H, QIU Y, et al. Remote sensing image fusion based on average gradient of wavelet transform[C]// *IEEE International Conference Mechatronics and Automation*. Niagara Falls, Ont., Canada: IEEE, 2005: 1817-1821.
- [23] SHAPLEY R, LENNIE P. Spatial frequency analysis in the visual system[J]. *Annual Review of Neuroscience*, 1985, 8(1): 547-581.
- [24] XYDEAS C S, PETROVIC' V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4):308-309.
- [25] EI T Z, SHIMADA Y, ABDOU A, et al. Three-dimensional assessment of proximal contact enamel using optical coherence tomography[J]. *Dental Materials*, 2019, 35(4): e74-e82.
- [26] BURT P J, ADELSON E H. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code[M]//*Readings in Computer Vision*. Amsterdam: Elsevier, 1987:671-679.
- [27] ZHANG Q, GUO B L. Multifocus image fusion using the non-subsampled contourlet transform[J]. *Signal Processing*, 2009, 89(7): 1334-1346.

本文引文格式:

石博雅, 董潇阳. 基于双树复小波变换与稀疏表示的牙隐裂 OCT 三维图像融合[J]. *天津工业大学学报*, 2025, 44(1): 62-68.

SHI B Y, DONG X Y. OCT three dimensional fusion of tooth cracks based on DTCWT and sparse representation[J]. *Journal of Tiangong University*, 2025, 44(1): 62-68(in Chinese).