临床研究 DOI：10.13406/j.cnki.cyxb.003931

# 深度学习重建优化前列腺小视野DWI图像质量及其对表观扩散系数分布特性的影响研究

万　露[1]，张志伟[2]，陈　翼[1]，何重阳[1]，郁仁强[2]，张晏华[3]，郁　斌[2]
（1.重庆市红十字会医院/江北区人民医院放射科，重庆　400020；2.重庆医科大学附属第一医院放射科，重庆　400016；
3.达州市中心医院放射科，达州　635000）

**【摘　要】目的：**探讨深度学习重建（deep learning-reconstruction，DLR）优化前列腺小视野DWI（focus field-of-view diffusion-weighted imaging，FDWI）图像质量及其对表观扩散系数（apparent diffusion coefficients，ADC）分布特性的影响研究。**方法：**回顾性纳入60例前列腺磁共振检查的患者影像学资料，对比DLR、常规重建FDWI病变区域、正常区域图像的信噪比（signal-to-noise ratio，SNR）、对比噪声比（contrast-to-noise ratio，CNR）和ADC。让2位医生采用双盲法对2种重建FDWI序列的噪声、磁敏感伪影和整体图像质量分别使用5分法评分，对比2位医生评分一致性；将ADC值高阶统计量偏度与峰度进行统计分析，验证其提升图像质量的同时保护数据分布完整性的技术优势。**结果：**DL-FDWI序列病变区域和正常区域的SNR：[17.49（11.13，22.54）、17.34（11.44，26.56）]及CNR：[10.86（8.06，15.70）、9.32（5.82，13.11）]均明显高于常规-FDWI序列SNR：[12.88（10.56，18.14）、14.59（9.65，19.27）]及CNR：[8.87（7.11，11.64）、7.82（5.00，11.41）]，差异均具有统计学意义（$P<0.001$）。2位医生在噪声和整体图像质量方面DL-FDWI评分均高于常规-FDWI，差异均有统计学意义（$P<0.001$），在磁敏感伪影方面DL-FDWI序列和常规-FDWI图像评分（$P=0.637$和$P=0.655$）差异无统计学意义。2位医生噪声评分Kappa值为0.924，强相关性；磁敏感伪影和整体图像质量评分Kappa值分别为0.778，0.736，有相关性。ADC值（$\times10^{-3}$ mm²/s）：病变区域：DL[0.86（0.69，1.06）] vs. 常规[0.86（0.69，1.06）]；正常区域：DL[1.52（1.40，1.71）] vs. 常规[1.52（1.39，1.71）]，偏度：病变区域：DL[−0.04（−0.67，0.53）] vs. 常规[−0.06（−0.35，0.26）]；正常区域：DL[−0.03（−0.24，0.30）] vs. 常规[−0.17（−0.47，0.34）]，峰度：病变区域：DL[−0.52（−0.82，0.25）] vs. 常规[−0.44（−0.83，0.12）]；正常区域：DL[−0.19 ± 0.79] vs. 常规[−0.23 ± 0.78]，DL-FDWI与常规-FDWI图像在以上测量结果中差异均无统计学意义（$P>0.05$）。**结论：**DLR在不改变ADC值分布特性的前提下，明显提升FDWI图像SNR与CNR，其“提质保真”特性为基于ADC值分布的前列腺癌异质性分析提供了可靠的影像学基础。

**【关键词】**深度学习重建；小视野扩散加权；前列腺；偏度；峰度；磁共振成像
**【中图分类号】**R114　　**【文献标志码】**A

# Value of deep learning-based reconstruction in optimizing the image quality of focus-field-of-view diffusion weighted imaging for the prostate and its influence on the distribution characteristics of apparent diffusion coefficient

*Wan Lu*[1]，*Zhang Zhiwei*[2]，*Chen Yi*[1]，*He Chongyang*[1]，*Yu Renqiang*[2]，*Zhang Yanhua*[3]，*Yu Bin*[2]
（*1.Department of Radiology，Chongqing Red Cross Hospital/People's Hospital of Jiangbei District*；
*2.Department of Radiology，The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University*；
*3. Department of Radiology，Dazhou Central Hospital*）

**【Abstract】*Objective*：**To investigate the value of deep learning-based reconstruction（DLR）in optimizing the image quality of focus-field-of-view diffusion weighted imaging（FDWI）of the prostate and its influence on the distribution characteristics of apparent diffusion coefficients（ADC）. ***Methods*：**A retrospective analysis was performed for the imaging data of 60 patients undergoing prostate MRI，and signal-to-noise ratio（SNR），contrast-to-noise ratio（CNR），and ADC of the lesions and normal regions were compared between DLR-optimized FDWI（DL-FDWI）and conventionally reconstructed（FDWI）. Based on a double-blind design，two radiologists independently determined the scores of noise，susceptibility artifacts，and overall image quality of the two reconstructed FDWI sequences using a 5-point scoring system，and inter-rater agreement

**作者介绍：**万　露，Email：1171036701@qq.com，研究方向：MRI成像技术。
**通信作者：**郁　斌，Email：c.benjamin@163.com。
**优先出版：**https://link.cnki.net/urlid/50.1046.R.20250827.1500.030（2025-08-28）

was assessed. Higher-order statistical metrics (skewness and kurtosis) of ADC were analyzed to validate the technical advantage of DL-FDWI in protecting data integrity while improving image quality. ***Results***: For both lesion and normal regions, the SNR [17.49 (11.13, 22.54) and 17.34 (11.44, 26.56)] and CNR [10.86 (8.06, 15.70) and 9.32 (5.82, 13.11)] of the DL-FDWI sequences were significantly higher than those of the conventional-FDWI sequences [SNR: 12.88 (10.56, 18.14) and 14.59 (9.65, 19.27); CNR: 8.87 (7.11, 11.64) and 7.82 (5.00, 11.41)], with all differences being statistically significant ($P$<0.001). Both radiologists assigned significantly higher scores to the DL-FDWI images compared to conventional-FDWI images for noise and overall image quality ($P$<0.001 for both). However, there were no statistically significant differences in the scores for susceptibility artifacts between the DL-FDWI and conventional-FDWI images ($P$=0.637 and $P$=0.655 for the two radiologists, respectively). Inter-reader agreement, assessed by Cohen's kappa coefficient, was almost perfect for noise scores (k=0.924). Agreement for susceptibility artifact scores and overall image quality scores was substantial, with kappa values of 0.778 and 0.736, respectively. ADC values ($\times10^{-3}$ mm$^2$/s): Lesion region: DL [0.86 (0.69, 1.06)] vs conventional [0.86 (0.69, 1.06)], Normal region: DL [1.52 (1.40, 1.71)] vs conventional [1.52 (1.39, 1.71)], Skewness: Lesion region: DL [−0.04 (−0.67, 0.53)] vs conventional [−0.06 (−0.35, 0.26)], Normal region: DL [−0.03 (−0.24, 0.30)] vs conventional [−0.17 (−0.47, 0.34)], Kurtosis: Lesion region: DL [−0.52 (−0.82, 0.25)] vs conventional [−0.44 (−0.83, 0.12)], Normal region: DL [−0.19 ± 0.79] vs conventional [−0.23 ± 0.78]. No statistically significant differences ($P$>0.05) were observed in any of these ADC values, skewness, or kurtosis measurements between DL-FDWI and conventional-FDWI images. ***Conclusion***: DLR significantly enhances the SNR and CNR of FDWI images without altering the distribution characteristics of ADC, and its features of "quality enhancement and fidelity preservation" provide a reliable foundation for the ADC-based heterogeneity analysis of prostate cancer.

**【Key words】** deep learning reconstruction; focus-field-of-view diffusion-weighted imaging; prostate; skewness; kurtosis; magnetic resonance imaging

磁共振扩散加权成像（diffusion-weighted imaging，DWI）是一种无创的检查手段，能够揭示组织微观结构的变化，在前列腺影像报告数据系统（prostate imaging reporting and data system，PI-RADS）中，DWI结合T2加权成像对疑似前列腺癌的早期检测、准确定位及病情分期具有关键作用[1-3]。然而，常规DWI技术如单次激发平面回波成像（single-shot echo-planar imaging，SSEPI），由于磁场不均匀性和部分容积效应，容易产生几何失真和磁敏感伪影，且有限的空间分辨率可能阻碍对小病变的检测[4-5]。

为解决上述问题，GE医疗（ge healthcare，GE）称为小视野扩散加权成像（focus field-of-view diffusion-weighted imaging，FDWI）技术应运而生。FDWI通过二维射频脉冲激发仅覆盖检查区域的小视野（field-of-view，FOV），有效减少了单激发平面回波成像DWI序列中的几何失真和磁敏感伪影和运动伪影，同时提高了空间分辨率[6-7]。这一技术已在前列腺、胰腺和直肠等多个部位得到广泛应用，明显提升了病变检测的准确性[8-9]。

尽管FDWI技术具有明显优势，但其较小的视野可能导致信噪比（signal-to-noise ratio，SNR）和对比噪声比（contrast-to-noise ratio，CNR）降低。为此，临床实践中常通过增加扫描时间来弥补图像质量的不足。近年来，深度学习重建（deep learning-based reconstruction，DLR）技术的快速发展为优化FDWI图像质量提供了新的解决方案，虽然DLR技术已被证明可有效提升图像信噪比与对比度[10-13]，但其对高阶统计量（如偏度、峰度）的影响尚未明确。现有研究多聚焦于一阶统计量如表观扩散系数（apparent diffusion coefficients，ADC）的稳定性[19-22]，而高阶统计量能够反映组织微观结构的异质性[25-26]。目前尚无研究系统探讨DLR是否在优化图像质量的同时保留ADC值的高阶分布特性，这类研究较少可能会限制DLR技术在肿瘤异质性分析中的可靠性。因此，本研究创新性地将偏度与峰度纳入评价体系，验证DLR技术"提质保真"的双重优势为前列腺癌异质性分析提供高质可靠的影像学基础。

## 1 资料与方法

### 1.1 一般资料

本研究为一项单中心回顾性研究，已通过重庆医科大学附属第一医院伦理委员会审查批准（伦理批号：2024-196-01）。在2024年3月至8月，共纳入64例PI-RADS评分1~5分前列腺MRI检查的患者。根据预先设定的排除标准（前列腺术后状态、检查配合度欠佳、髋关节置换伪影干扰），实

际排除3例前列腺手术后和1例置入物伪影患者，最终60例患者入组。

1.2 检查方法

患者磁共振图像采集与接收工作采用GE 3.0T MR750W扫描仪搭配体部线圈完成。检查前指导患者适度充盈膀胱，并采取仰卧位，确保前列腺定位于扫描视野的中心，提升扫描的精准性。FDWI扫描参数如下：FOV 180 mm×90 mm，矩阵尺寸90×46，层厚3 mm，激励次数（number of excitations，NEX）8，B值=1 000 s/mm²，体素大小2 mm×2 mm×3 mm。DLR处理基于磁共振原始数据，经过GE公司高级智能引擎IQ-Engine软件实现，处理强度设定为中等（强度弱：约25%噪声去除；强度中等：约50%噪声去除；强度强：约75%噪声去除）在图像降噪、细节和真实感中达到1个相对平衡的模式。原始数据经DLR算法降噪后，输出图像为医学数字成像和通信的格式用于后续分析。本研究选择b值=1 000 s/mm²，依据如下：①PI-RADS v2.1指南推荐b=800~1 000 s/mm²用于前列腺DWI以平衡肿瘤检测敏感性与ADC值计算的准确性[13]；②较高b值（如≥1 500 s/mm²）虽可提升病变对比度，但会导致SNR明显下降，而DLR技术可通过降噪弥补SNR损失，本研究的重点为验证DLR对常规参数（b=1 000 s/mm²）的优化效果，故未调整b值。

1.3 图像分析

将患者的所有扫描图像传输至GE AW 4.7工作站，测量患者前列腺病变、正常区域和闭孔内肌的平均信号强度和标准差。SNR及CNR计算方法参考Kim EH等[14-15]研究，公式如下：

$$SNR = \frac{SI_a}{SD_a}$$

$$CNR = \frac{SI_a - SI_m}{\sqrt{SD_a^2 + SD_m^2}}$$

信号强度（signal intensity，SI）α为前列腺FDWI图像正常、病变感兴趣区域的平均信号强度，标准差（standard deviation，SD）α为前列腺FDWI图像正常、病变区域平均信号强度标准差。SIm和SDm为FDWI图像闭孔内肌的平均信号强度和标准差。ADC分布的可视化分析通过测量区域提取的ADC值数据利用Python 3.10实现，使用scipy.stats计算核密度估计，seaborn绘制分布曲线，统计计算采用scipy.stats.wilcoxon函数，将2组感兴趣区域（region of interest，ROI）测量的ADC值数据，使用PYTHON计算每个ROI的偏度和峰度，计算平均值得到最终ROI的偏度和峰度数据。ROI测量原则：①ROI选取同一层面前列腺病变、正常区域和闭孔内肌，ROI覆盖病灶最大层面50%~75%区域。②通过复制粘贴保证同一患者4组图像ROI大小一致，有多个病灶时选取较大病灶进行测量。③每组ROI测量2次，并取平均值，以获得每个ROI的数据最终平均值。2种重建的FDWI由2位放射科医生采用5分法对图像评分。评价标准如下：噪声水平（1=噪声多；2=噪声较多；3=噪声中等；4=噪声较少；5=噪声少）、磁敏感伪影（1=重度磁敏感伪影；2=磁敏感伪影明显；3=磁敏感伪影较少；4=磁敏感伪影少；5=无磁敏感伪影）整体图像质量（1=图像质量差；2=图像较差；3=图像质量良好；4=图像质量好；5=图像质量优秀）[16-18]。

1.4 统计学方法

本研究采用SPSS 27.0统计软件（IBM，Version 27.0，Armonk，NY）进行数据分析。连续变量的正态性分布通过Shapiro-Wilk检验进行评估。符合正态分布的计量资料以均值±标准差（$\bar{x} \pm s$）表示，组间比较采用配对$t$检验；非正态分布数据以中位数（四分位距）[$M_d(P_{25}, P_{75})$]表示，组间比较采用Wilcoxon符号秩检验。所有统计检验均为双侧检验，检验水准$\alpha$=0.05。观察者间一致性采用加权Kappa系数进行评估，其判断标准为：Kappa值>0.8表示一致性极好，0.3~0.8表示一致性中等，<0.3表示一致性较差。

## 2 结 果

2.1 入组患者特征资料

回顾性纳入60例前列腺磁共振检查患者影像学资料。PI-RADS评分分布如下：1~2分9例（15.0%），3分19例（31.7%），4分22例（36.7%），5分10例（16.7%）。病灶位置分布：外周带47例（78.3%），移行带9例（15.0%），中央腺4例（6.7%）。患者年龄（52.5±12.3）岁（范围：28~74岁）。

2.2 图像评价结果

DL-FDWI序列病变区域SNR为17.49（11.13，22.54），显著高于常规-FDWI序列的12.88（10.56，18.14），差异具有统计学意义（$P$<0.001）。DL-FDWI序列在病变区域的CNR显著高于常规-FDWI序列[10.86（8.06，15.70）vs. 8.87（7.11，11.64），$P$<0.001]，正常区域的SNR[17.34（11.44，26.56）vs. 14.59（9.65，19.27），$P$<0.001]和CNR[9.32（5.82，13.11）vs. 7.82（5.00，11.41），$P$<0.001]亦显著高于常规-FDWI序列。见表1。

DL-FDWI序列观察者1和观察者2噪声评分均高于常

表1 FDWI序列DLR和常规重建SNR和CNR的比较[$M_d(P_{25}, P_{75})$]

| 重建序列 | SNRs | | CNRs | |
|---|---|---|---|---|
| | 病变区域 | 正常区域 | 病变区域 | 正常区域 |
| 常规-FDWI | 12.88（10.56，18.14） | 14.59（9.65，19.27） | 8.87（7.11，11.64） | 7.82（5.00，11.41） |
| DL-FDWI | 17.49（11.13，22.54） | 17.34（11.44，26.56） | 10.86（8.06，15.70） | 9.32（5.82，13.11） |
| $Z$值 | -6.316 | -6.640 | -6.338 | -6.051 |
| $P$值 | <0.001 | <0.001 | <0.001 | <0.001 |

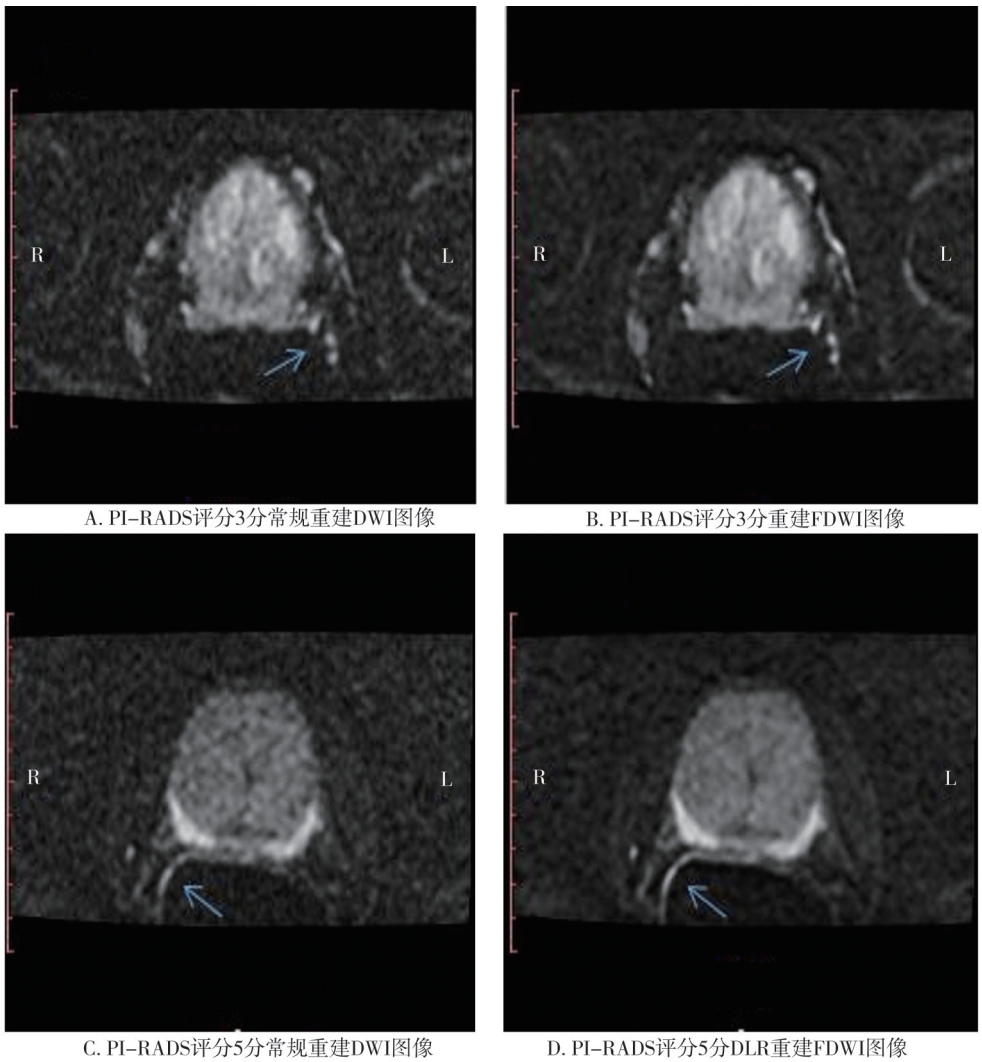
规-FDWI序列，分别为4(4,5)、2(2,3)、4(4,5)、2(2,3)，差异均有统计学意义（$P$<0.001）。DL-FDWI序列观察者1和观察者2整体图像质量评分均高于常规-FDWI序列，分别为4(4,5)、3(3,3)、4(4,5)和3(3,3.75)，差异均具有统计学意义（$P$<0.001）。DL-FDWI和常规-FDWI序列观察者1和2磁敏感伪影评分分别为3(3,4)、3(3,3)、3(3,3)和3(3,3)，差异均无统计学意义（$P$=0.637，$P$=0.655）。2位观察者噪声评分Kappa值=0.924，强相关性。磁敏感伪影和整体图像质量评分Kappa值分别为0.778，0.736，有相关性，见表2。

图1分别为PI-RADS评分3分和5分患者，2位观察者对DLR处理的FDWI序列在噪声和整体图像质量评分均高于常规重建FDWI序列评分，DLR处理FDWI序列SNR和CNR均高于常规重建FDWI序列，但磁敏感伪影方面2者没有明显变化。

**表2 主观评分及其评分一致性[$M_d$($P_{25}$，$P_{75}$)]**

| 评价指标 | 观察者 | 重建序列 | | | | 评分一致性 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 常规-FDWI | DL-FDWI | $Z$值 | $P$值 | *Kappa*值 | $s$值 |
| 噪声 | 观察者1 | 2(2,3) | 4(4,5) | −7.270 | <0.001 | 0.924 | 0.021 |
| | 观察者2 | 2(2,3) | 4(4,5) | −7.428 | <0.001 | | |
| 伪影 | 观察者1 | 3(3,3) | 3(3,4) | −1.134 | 0.637 | 0.778 | 0.054 |
| | 观察者2 | 3(3,3) | 3(3,3) | −0.447 | 0.655 | | |
| 整体 | 观察者1 | 3(3,3) | 4(4,5) | −6.274 | <0.001 | 0.736 | 0.049 |
| | 观察者2 | 3(3,3.75) | 4(4,5) | −6.184 | <0.001 | | |

注：观察者1表示10年诊断经验的医生；观察者2表示12年诊断经验的医生；伪影表示磁敏感伪影；整体表示整体图像质量




A. PI-RADS评分3分常规重建DWI图像　B. PI-RADS评分3分重建FDWI图像

C. PI-RADS评分5分常规重建DWI图像　D. PI-RADS评分5分DLR重建FDWI图像

注：磁敏感伪影（箭头所示）没有明显变化

**图1 PI-RADS评分3分和5分患者FDWI图像**

2.3 扩散系数结果及ADC分布特性分析

常规-FDWI和DL-FDWI病变区域中ADC值分别为0.86(0.69,1.06)、0.86(0.69,1.06)，差异没有统计学意义（$P$=0.903）。正常区域ADC值分别为1.52(1.39,1.71)、1.52(1.40,1.71)，差异没有统计学意义（$P$=0.495）。常规-FDWI和DL-FDWI序列病变区域ADC值的偏度分别为-0.06(-0.35,0.26)、-0.03(-0.24,0.30)，差异没有统计学意义（$P$=0.357）。常规-FDWI和DL-FDWI序列正常区域ADC值的偏度分别为-0.17(-0.47,0.34)、-0.04(-0.67,0.53)，差异没有统计学意义（$P$=0.350）。常规-FDWI和DL-FDWI序列病变区域ADC值的峰度分别为-0.44(-0.83,0.12)、-0.52(-0.82,0.25)，差异没有统计学意义（$P$=0.273）。常规-FDWI和DL-FDWI序列正常区域ADC值的峰度分别为-0.23±0.78、-0.19±0.79，差异无统计学意义（$P$=0.548）（表3）。DLR与常规重建的ADC值分布形态高度一致。KDE曲线显示，DLR处理后ADC值分布的对称性（偏度）与峰态（峰度）未发生明显偏移（图2、图3），表明DLR在降噪过程中避免了数据分布的过度平滑化。

图2、3，男，73岁，前列腺PI-RADS评分为5分。前列腺病变区域ADC值核密度分布图显示：①DLR组ADC均值略低于常规重建，但分布形态高度重叠，提示DLR未明显改变数据整体分布特性。②DLR处理后偏度由-0.33改善至-0.24（分布对称性增强），峰度由-0.34提升至-0.09（分布峰态趋近正态），显示DLR在降噪过程中保留了ADC值的生物学分布特征。前列腺健康区域ADC值核密度分布图显示：①2组ADC均值相近，分布曲线高度重叠，表明DLR未明显改变健康区域ADC值的整体分布特性。②DLR处理后偏度由-0.77改善至-0.54（分布左偏程度降低），峰度由0.15降低至0.05（分布更接近正态峰态），显示DLR技术对正常组织的生物学信号保真性与其在病变区域的表现一致，为前列腺腺体影像分析提供了可靠技术支撑。

表3 DLR和常规重建FDWI序列的ADC值、偏度、峰度[$\bar{x}\pm s$, $M_d(P_{25},P_{75})$]

| 评价指标 | 数据重建方式 | | $Z/t$值 | $P$值 |
|---|---|---|---|---|
| | 常规重建 | DLR | | |
| ADC病变($10^{-3}$ mm$^2$/s) | 0.86(0.69,1.06) | 0.86(0.69,1.06) | -0.121 | 0.903 |
| ADC正常($10^{-3}$ mm$^2$/s) | 1.52(1.39,1.71) | 1.52(1.40,1.71) | -0.682 | 0.495 |
| 偏度(病变) | -0.06(-0.35,0.26) | -0.03(-0.24,0.30) | -0.920 | 0.357 |
| 偏度(正常) | -0.17(-0.47,0.34) | -0.04(-0.67,0.53) | -0.935 | 0.350 |
| 峰度(病变) | -0.44(-0.83,0.12) | -0.52(-0.82,0.25) | -1.097 | 0.273 |
| 峰度(正常) | -0.23±0.78 | -0.19±0.79 | -0.605 | 0.548 |

注：ADC(病变)/(正常)表示病变和正常区域的ADC值中位数，偏度(病变)/(正常)表示病变和正常区域ADC值偏度的中位数，峰度(病变)表示病变区域ADC值峰度的中位数，峰度(正常)表示正常区域ADC值的平均值

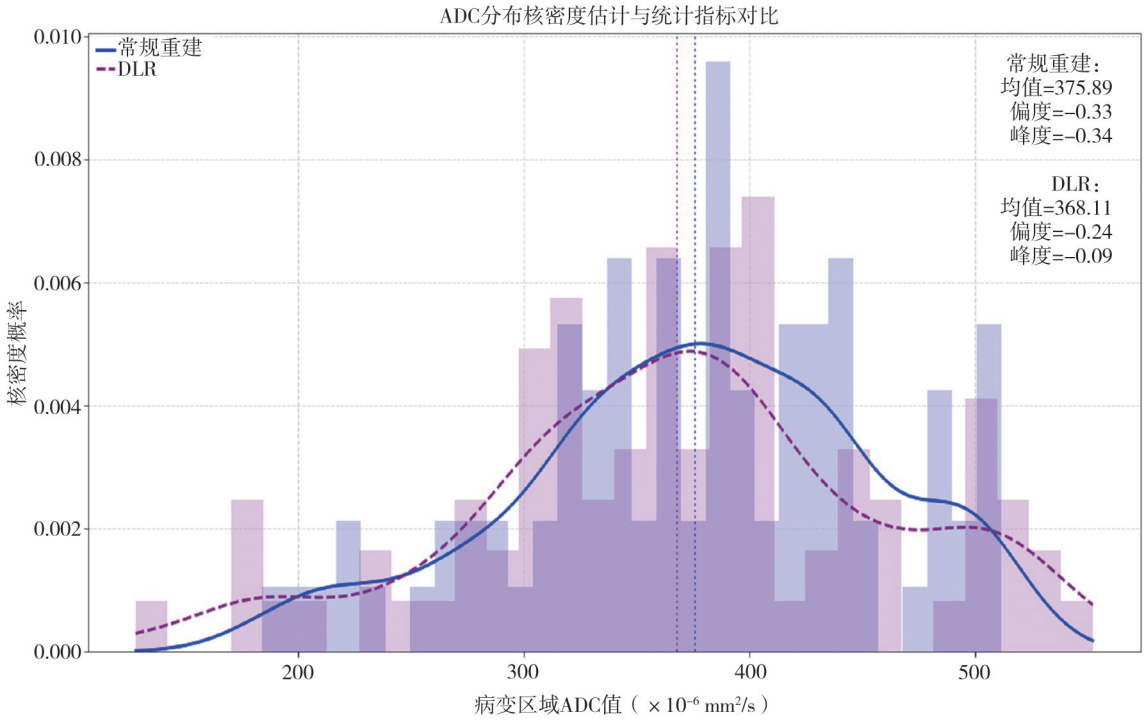



图2 前列腺病变区域ADC值核密度分布

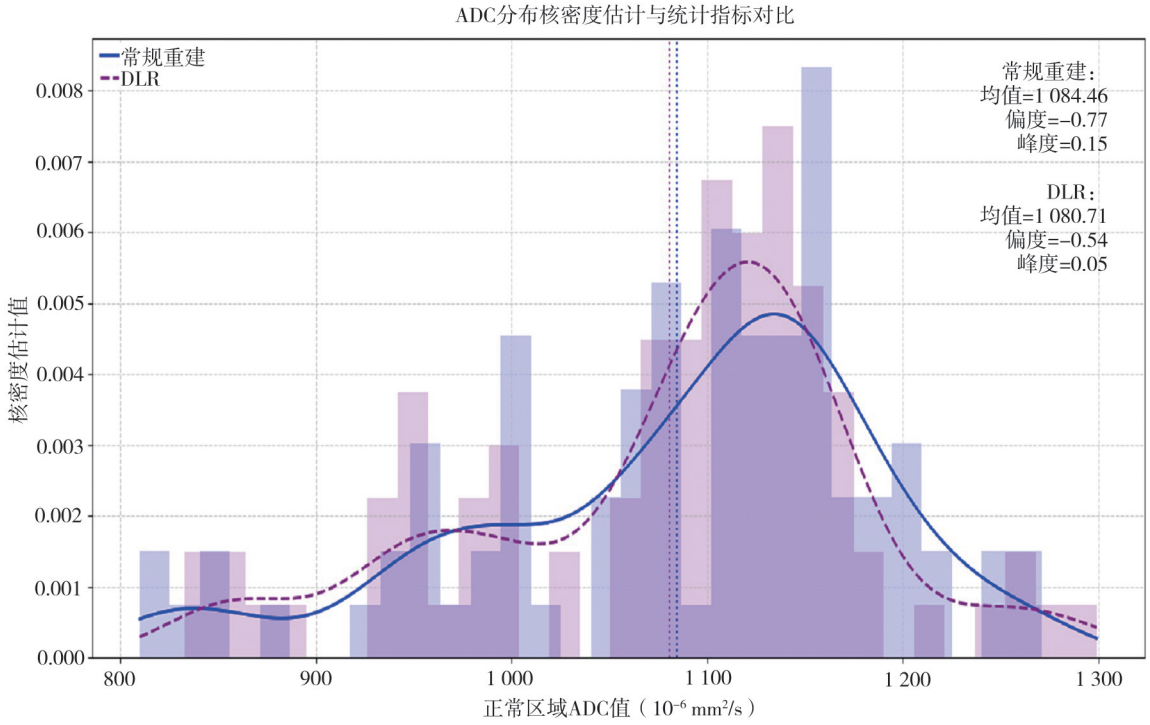



**图3　前列腺健康区域ADC值核密度分布**

## 3　讨　论

本研究系统性评估DLR前列腺FDWI序列在图像质量及ADC分布特性保留中的双重价值。研究结果显示，DL-FDWI序列在前列腺感兴趣区域的SNR、CNR、噪声控制及整体图像质量方面均优于常规-FDWI，但在磁敏感伪影的抑制上未表现出优势。值得注意的是，2种重建方法测得的前列腺ADC平均值、偏度及峰度无明显差异，表明DLR在提升图像质量的同时完整保留了ADC值的分布特性，证实其“提质保真”的独特优势。以下从技术机制、ADC高阶统计量的临床意义、“提质保真”的临床影响、DLR的适用性与局限性4个方面展开讨论。

### 3.1　DLR靶向降噪与数据保真的技术机制

传统FDWI重建依赖频域滤波降噪（如高斯滤波），虽可抑制噪声，但易损失组织细节并引入模糊伪影[9]。与之不同，DLR通过深度卷积神经网络区分噪声与真实信号，靶向抑制随机噪声（如高斯、泊松噪声[23]），其核心机制在于学习从噪声图像到高质量图像的映射关系，从而靶向抑制噪声信号，而非对原始信号强度分布进行全局修改或平滑。本研究的结果（图2、图3）直观展示了DLR处理后病变和正常区域ADC分布的核密度曲线与常规重建高度重叠，且表3所示偏度与峰度差异无统计学意义。这有力证明，DLR在有效降噪的同时，成功避免了传统方法因过度平滑化导致的信息损失，特别是对反映组织微观结构复杂性和空间异质性的高阶统计信息（偏度、峰度）的保留至关重要。

### 3.2　ADC高阶统计量的临床意义

本研究将偏度和峰度作为评估ADC分布特性的高阶统计量，具有重要的临床价值。偏度反映了ADC值分布的不对称性，负偏度（左偏）通常表示存在较多低ADC值的体素，这可能与肿瘤内细胞密集、坏死较少或间质成分复杂的区域相对应。峰度则描述了分布曲线与正态分布的偏离程度，高峰度（尖峰）提示ADC值更集中于均值附近，低峰度（扁峰）则表明ADC值分布更分散，可能反映了肿瘤内微观环境的异质性[24]。前列腺癌本质上是高度异质性的疾病。ADC分布的负偏度和低峰度已被多项研究提示与肿瘤内更复杂的微观结构异质性相关，如Gleason评分升级、侵袭性表型或肿瘤内坏死/纤维化区域的分布不均。这与Liu Y等[25]对前列腺癌IVIM-峰度模型的研究结论一致——恶性组织的扩散异质性明显高于良性组织。Li C等[26]证实，IVIM-峰度模型的直方图参数（如D值的75th百分位、Kappa值的90th百分位）与Gleason评分明显相

关，其诊断效能超越传统单指数模型。本研究保留的偏度/峰度特征，正是此类高级模型分析的核心输入。虽然当前 PI-RADS v2.1 标准主要依赖评估 DWI 和 ADC 图以及 ADC 值截断值[1]，但定量高阶统计量（如偏度、峰度）为客观评估肿瘤异质性提供了新的方式。本研究中 DLR 技术保留了这些高阶特征（图 2、图 3、表 3），提示在使用 DLR 优化的 FDWI 图像进行影像组学分析时，提取的反映异质性的特征将变得可靠。这为未来开发基于 PI-RADS 框架、整合高阶统计量的更精准的风险分层模型或预后预测模型奠定了坚实的影像数据基础。

### 3.3 “提质保真”特性对临床诊断流程的影响

DLR 明显提升的图像质量（SNR，CNR，主观评分）使病灶边界更清晰（图 1、表 2），背景噪声更低，有助于放射科医生更准确地识别和勾画病灶，进行 PI-RADS 评分。提升 PI-RADS 评估的信心和效率，减少因图像质量不佳导致的诊断不确定性或不同观察者间的评分差异，提高诊断效率和评分一致性[21-22]。本研究及 Ueda T 等[20]的工作均证实，DLR 处理后测得的 ADC 平均值与传统方法差异无统计学意义（表 3）。这意味着临床实践中依赖的 ADC 值截断点（用于区分良恶性或评估侵袭性）可以继续沿用，无须因重建方法的改变而调整诊断阈值，简化了临床流程。潜在的扫描时间优化：DLR 明显提升 SNR 的特性，为在保持或接近现有图像质量水平的前提下，探索 NEX 或优化其他扫描参数以缩短扫描时间提供了可能性。这将提升患者舒适度，减少运动伪影，并提高设备检查效率。

### 3.4 DLR 技术的适用性与潜在局限性

本研究在 GE 3.0T MR750W 设备上使用固定 b 值（1 000 s/mm$^2$）和特定 DLR 算法验证其“提质保真”的效果。然而，不同厂商的原始数据格式、重建流程以及噪声特性可能存在差异。本研究所用 GE 平台的 DLR 算法在其他厂商设备上的表现需要进一步验证。此外，不同 DLR 算法（如基于不同网络结构或训练目标）的效果也可能存在差异。扫描参数的影响：本研究固定 b 值为 1 000 s/mm$^2$，符合 PI-RADS v2.1 推荐范围[1]。然而，有研究探索使用超高 b 值（≥1 500 s/mm$^2$）以提升病变对比度，但这通常导致 SNR 急剧下降[20]。虽然理论上 DLR 可通过降噪补偿 SNR 损失，但在超高 b 值下对 ADC 值及其分布特性（尤其是高阶统计量）的保真效果需要进一步验证。同样，磁场强度也可能影响 DLR 的性能和效果。

本研究存在以下局限性：① 样本量相对较小（$n$=60），且为单中心回顾性研究。后续需扩大样本量，纳入更多 PI-RADS 不同分级的病例，进行多中心研究，以更全面地验证 DLR 在不同人群和设备上的普适性和稳定性。②本研究主要聚焦于图像质量参数和 ADC 分布特性的定量评估，未直接评估 DL-FDWI 对前列腺癌检出率、PI-RADS 评分准确性或与病理结果（如 Gleason 评分）相关性的影响。未来研究应结合病理金标准，评估 DLR 优化图像对最终诊断敏感性和特异性的提升作用。③研究仅评估了特定 b 值（1 000 s/mm$^2$）和单一 DLR 强度（50%）。不同 b 值、不同 DLR 强度设置下的效果及其对高阶统计量的影响需要进一步探索。

## 4 小 结

本研究证实，DLR 技术在不增加扫描时间的前提下，能明显提升前列腺 FDWI 图像的 SNR 与 CNR，改善主观噪声评分和整体图像质量，同时保留 ADC 值的分布特性，包括反映肿瘤异质性的关键高阶统计量——偏度和峰度。这种独特的“提质保真”特性，不仅为放射科医生提供了更清晰、更可靠的影像用于 PI-RADS 评估，维持了现有 ADC 诊断标准的稳定性，更重要的是，为基于 ADC 值高阶统计量的前列腺癌异质性定量分析和未来高精度影像组学/AI 模型的开发提供了高质量的影像数据基础，也展现出 DLR 技术推动前列腺癌精准诊疗发展的巨大潜力。

**利益冲突** 所有作者声明不存在利益冲突

**作者贡献声明** 郁斌：设计本研究的方案，对稿件的重要内容进行了修改；万露：起草和撰写稿件，获取、分析和解释本研究的数据；张志伟、陈翼、何重阳、郁仁强、张晏华：获取、分析或解释本研究的数据，对稿件重要内容进行了修改

## 参 考 文 献

[1] 汪 洋，宦 怡，任 静. 前列腺影像报告与数据系统 2.1 版（PI-RADS v2.1）：解读与比较[J]. 国际医学放射学杂志，2019，42（6）：712-716.

Wang Y，Huan Y，Ren J. Interpretation of Prostate Imaging-Reporting and Data System version 2.1（PI-RADS v2.1）and comparison with version 2.0[J]. Int J Med Radiol，2019，42（6）：712-716.

[2] Turkbey B，Rosenkrantz AB，Haider MA，et al. Prostate imaging reporting and data system version 2.1：2019 update of prostate imaging

reporting and data system version 2[J]. Eur Urol, 2019, 76(3): 340-351.
[3] Choi MH, Lee YJ, Jung SE. Tracking changes in clinical practice patterns following prebiopsy biparametric prostate MRI[J]. Acad Radiol, 2020, 27(9): 1255-1260.
[4] Schiavina R, Chessa F, Borghesi M, et al. State-of-the-art imaging techniques in the management of preoperative staging and re-staging of prostate cancer[J]. Int J Urol, 2019, 26(1): 18-30.
[5] Peng Y, Li Z, Tang H, et al. Comparison of reduced field-of-view diffusion-weighted imaging(DWI) and conventional DWI techniques in the assessment of rectal carcinoma at 3.0 T: Image quality and histological T staging[J]. Magn Reson Imaging, 2018, 47(4): 967-975.
[6] Hu L, Wei LM, Wang SH, et al. Better lesion conspicuity translates into improved prostate cancer detection: comparison of non-parallel-transmission-zoomed-DWI with conventional-DWI[J]. Abdom Radiol, 2021, 46(12): 5659-5668.
[7] Zhao WJ, Ju SY, Yang HY, et al. Improved value of multiplexed sensitivity encoding DWI with reversed polarity gradients in diagnosing prostate cancer: a comparison study with single-shot DWI and MUSE DWI[J]. Acad Radiol, 2024, 31(3): 909-920.
[8] Li L, Wang L, Deng M, et al. Feasibility study of 3-T DWI of the prostate: readout-segmented versus single-shot echo-planar imaging[J]. AJR Am J Roentgenol, 2015, 205(1): 70-76.
[9] Bai Y, Pei Y, Liu WV, et al. MRI: evaluating the application of FOCUS-MUSE diffusion-weighted imaging in the pancreas in comparison with FOCUS, MUSE, and single-shot DWIs[J]. J Magn Reson Imaging, 2023, 57(4): 1156-1171.
[10] 方 姝，吴梦雄，陈 乾，等. 深度学习在肝脏屏气T2加权成像图像质量评价中的应用研究[J]. 磁共振成像, 2023, 14(5): 31-35
Fang S, Wu MX, Chen Q, et al. Application Research of Deep Learning in Image Quality Assessment of Liver Breath-Hold T2-Weighted Imaging [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2023, 14(5): 31-35.
[11] Yokota Y, Takeda C, Kidoh M, et al. Effects of deep learning reconstruction technique in high-resolution non-contrast magnetic resonance coronary angiography at a 3-tesla machine[J]. Can Assoc Radiol J, 2021, 72(1): 120-127.
[12] 饶显锋，杨舒文，陈 静，等. 基于深度学习重建超快速扫描方案用于颈椎MR检查[J]. 中国医学影像技术, 2024, 40(6): 843-847.
Rao XF, Yang SW, Chen J, et al. Application of deep learning reconstruction-based ultra-fast scanning protocol for cervical spine MR imaging[J]. Chin J Med Imaging Technol, 2024, 40(6): 843-847.
[13] Qiu DF, Zhang SX, Liu Y, et al. Super-resolution reconstruction of knee magnetic resonance imaging based on deep learning[J]. Comput Meth Programs Biomed, 2020, 187: 105059.
[14] Kim EH, Choi MH, Lee YJ, et al. Deep learning-accelerated T2-weighted imaging of the prostate: impact of further acceleration with lower spatial resolution on image quality[J]. Eur J Radiol, 2021, 145: 110012.
[15] Kim M, Kim SH, Hong S, et al. Evaluation of extra-prostatic extension on deep learning-reconstructed high-resolution thin-slice T2-weighted images in patients with prostate cancer[J]. Cancers (Basel), 2024, 16(2): 413.
[16] Filli L, Ghafoor S, Kenkel D, et al. Simultaneous multi-slice readout-segmented echo planar imaging for accelerated diffusion-weighted imaging of the breast[J]. Eur J Radiol, 2016, 85(1): 274-278.
[17] Shanbhogue K, Tong A, Smereka P, et al. Accelerated single-shot T2-weighted fat-suppressed (FS) MRI of the liver with deep learning - based image reconstruction: qualitative and quantitative comparison of image quality with conventional T2-weighted FS sequence[J]. Eur Radiol, 2021, 31(11): 8447-8457.
[18] Liu W, Patil D, Howard DH, et al. Impact of prebiopsy magnetic resonance imaging of the prostate on cancer detection and treatment patterns[J]. Urol Oncol Semin Orig Investig, 2019, 37(3): 181-188.
[19] Kidoh M, Shinoda K, Kitajima M, et al. Deep learning based noise reduction for brain MR imaging: tests on phantoms and healthy volunteers[J]. Magn Reson Med Sci, 2020, 19(3): 195-206.
[20] Ueda T, Ohno Y, Yamamoto K, et al. Deep learning reconstruction of diffusion-weighted MRI improves image quality for prostatic imaging[J]. Radiology, 2022, 303(2): 373-381.
[21] 王绎忱，张馨心，胡满仓，等. 深度学习重建技术在优化前列腺磁共振T2加权成像扫描时间和图像质量中的应用价值[J]. 磁共振成像, 2023, 14(5): 48-52
Wang YC, Zhang XX, Hu MC, et al. Application Value of Deep Learning Reconstruction Technology in Optimizing Scan Time and Image Quality of Prostate MRI T2-Weighted Imaging[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2023, 14(5): 48-52
[22] 可 赞，李 亮，宋鑫洋，等. 基于深度学习重建技术改善前列腺T2WI图像质量的研究[J]. 磁共振成像, 2023, 14(05): 41-47.
Ke Z, Li L, Song XY, et al. Research on Improving Prostate T2WI Image Quality Based on Deep Learning Reconstruction Technology [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2023, 14(05): 41-47.
[23] 邓戈文. 基于深度学习的MRI重建方法研究[D/OL]. 济南：山东中医药大学, 2024-06-01[2025-08-09].
Deng GW. Research on MRI reconstruction methods based on deep learning[D/OL]. Jinan: Shandong Univ Tradit Chin Med, 2024-06-01 [2025-08-09].
[24] Hectors SJ, Semaan S, Semaan S, et al. Advanced diffusion-weighted imaging modeling for prostate cancer characterization: correlation with quantitative histopathologic tumor tissue composition-a hypothesis-generating study[J]. Radiology, 2018, 286(3): 918-928.
[25] Liu Y, Wang X, Cui Y, et al. Comparative study of monoexponential, intravoxel incoherent motion, kurtosis, and IVIM-kurtosis models for the diagnosis and aggressiveness assessment of prostate cancer[J]. Front Oncol, 2020, 10: 1763.
[26] Li C, Yu L, Jiang Y, et al. The histogram analysis of intravoxel incoherent motion-kurtosis model in the diagnosis and grading of prostate cancer-a preliminary study[J]. Front Oncol, 2021, 11: 604428.

（收稿：2025-04-13；修回：2025-07-13；录用：2025-08-12）
（责任编辑：周一青）
本文引用格式：
万 露，张志伟，陈 翼，等. 深度学习重建优化前列腺小视野DWI图像质量及其对表观扩散系数分布特性的影响研究[J]. 重庆医科大学学报, 2026, 51(10): 1513-1520.