

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415465

基于特征融合的微电阻率成像测井空白带 无监督填充方法*

曾祥安^{1,2} 朱丹丹^{1,2} 周昊^{1,2} 徐朝晖¹

(1. 中国石油大学(北京)信息科学与工程学院/人工智能学院 北京 102249;

2. 中国石油大学(北京)石油数据挖掘北京市重点实验室 北京 102249)

摘要: 针对微电阻率电成像测井仪器的特点导致测井成像呈现规律性空白带的问题,本文提出一种融合多尺度多层次特征的无监督填充模型及全井段填充框架用于填充空白带。填充模型采用 UNet 架构,利用非空白带区域电阻率数据自身的统计先验基于 MAE 损失进行无监督训练填充,主要通过以下 2 个措施对传统 UNet 进行改进:在编码器中引入 MSR-Conv,提升单层网络的多尺度表征能力;在编解码特征连接环节引入多层次编解码特征融合模块与信息引导模块,丰富上采样的特征尺度,减少解码过程中的信息丢失。实验结果表明:相较 UNet,本文所提模型在自然场景数据集上的视觉效果与客观指标均有明显提升,其中 PE 降低了 19.03%,SSIM 提升了 2.9%,PSNR 提升了 4.66%。全井段填充框架应用填充模型分段训练填充空白带电阻率数据后再合并,实现端到端填充单口井的微电阻率成像测井空白带,填充结果具有一定的鲁棒性,贴合实际生产场景。

关键词: 电成像测井;空白带填充;无监督学习;特征融合;全井段填充框架

中图分类号: TP391.41; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Unsupervised filling method of micro-resistivity imaging logging blank zone based on feature fusion

Zeng Xiang'an^{1,2} Zhu Dandan^{1,2} Zhou Hao^{1,2} Xu Chaohui^{1,2}

(1. College of Information Science and Engineering/College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum(Beijing), Beijing 102249, China; 2. Beijing Key Laboratory of Petroleum Data Mining, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China)

Abstract: Aiming at the problem that the characteristics of micro-resistivity imaging logging tools lead to the regular blank zone of the measured wellbore image, this paper proposes a filling model based on unsupervised learning framework, which integrates multi-scale and multi-level features, and a full-well section filling framework to fill the blank zone. The filling model adopts the UNet architecture, and uses the statistical prior of the non-blank zone resistivity data itself to perform unsupervised training filling based on MAE loss. The model is improved mainly through the following two measures: The multi-scale residual convolution is introduced into the encoder to improve the multi-scale representation ability of the single-layer network; The multi-layer feature fusion module and information guidance module are introduced in the encoding and decoding feature connection link to enrich the feature scale of upsampling and reduce the information loss in the decoding process. The experimental results show that compared with UNet, the visual effect and objective indicators of the model proposed in this paper are significantly improved on the natural scene dataset. PE is reduced by 19.03%, SSIM is increased by 2.9%, and PSNR is increased by 4.66%. The whole well section filling framework applies the filling model to train the filling blank zone resistivity data in sections and then merge them to realize the end-to-end filling of the micro-resistivity imaging logging blank zone of a single well. The filling results have certain robustness and fit the actual production scene.

Keywords: electrical imaging logging; blank zone filling; unsupervised learning; multi-scale residual convolution; feature fusion

0 引言

微电阻率成像测井是提取储层地质特征信息的常见方

法^[1-3]。通常,微电阻率扫描成像测井仪紧贴井壁通过测量其多极板上的多排纽扣电极的电流电平来计算出井壁地层的电阻率数据^[4-6]。电阻率数据经过色标刻度标定后得到

收稿日期:2024-01-31

* 基金项目:国家重点研发计划(2019YFA0708304)、中国石油科技创新基金(2022DQ02-0609)、中国石油天然气集团有限公司-中国石油大学(北京)战略合作科技专项(ZLZX2020-03)、中国石油大学(北京)科研基金(ZX20200100)项目资助

能够反映地层井壁岩石结构、裂缝等地质特征的二维图像，可为储层评价、岩性识别、油藏裂缝识别等提供重要研究依据^[7-12]。由于获取全井眼数据代价昂贵，为提升测速以及降低测井成本，仪器对井眼的覆盖率通常达不到 100%，测得电阻率分为非空白带区域与空白带区域。空白带区域的存在会增加测井资料的解释难度，为实现对储层信息精确的解释评价，开展空白带区域的填充工作十分有必要。

目前国内外测井领域填充微电阻率成像测井中空白带的传统方法通常是基于插值算法、图像修复领域中的 Criminisi 算法以及多点地质统计学中的 Filtersim 算法。康晓泉等^[13]采用反距离加权插值法对空白带的缺失电阻率来复原井壁全井眼数据，插值方法速度快，但是会产生纹理边缘模糊^[14]以及台阶现象^[15]的现象；陈长胜等^[16]提出一种基于图像分解的填充方法，将原始待填充图像分解，使用 Criminisi 算法填充纹理子图，使用反距离加权插值法填充结构子图，有效地修复了高覆盖率井眼图像的纹理与结构特征；熊楚康等^[17]在优先权函数数据项中引入曲率项，解决了传统 Criminisi 算法填充地层界面结构时出现的边缘模糊的问题；Hurley 等^[18]应用多点地质统计学中的 Filtersim 模拟算法训练填充电成像测井中的空白带区域，充分利用处理窗长内的整幅图像的统计信息^[19]，在层理均匀的地层结构的井壁图像中取得了良好的效果，但是对于非均质性较强的地层空白带填充结果存在异常。

传统空白带填充算法在复原高覆盖率井壁井眼数据或弱非均质性地层时能取得良好填充效果，但是在填充低覆盖率井壁井眼数据的空白带或者强非均质性地层时，填充层理连续性差^[20]，且传统填充算法的计算速度较慢^[21]。深度学习能学习到图像蕴含的深层语义特征，随着深度学习方法在图像修复领域的兴起，微电阻率成像测井的空白带填充方法也在逐步向深度学习方向发展。王哲峰等^[22]通过 Encoder-Decoder 网络模型学习电成像上已知像素点蕴含的底层先验特征，实现单幅图像的空白带的纹理与结构特征修复；陈建华等^[23]将 UNet 模型下采样编码阶段中的普通卷积替换为空洞卷积并引入 skip 模式用于砂砾岩图像的空白带填充，更好地恢复砂砾岩图像中的轮廓细节信息；袁晓涛等^[24]融合多层语义特征对复杂岩性电成像的空白带进行填充，通过捕获多尺度特征提升空白带的填充效果；杜春雨等^[20]在编码器解码器的基础上引入变形卷积与注意力机制显著提升空白带填充砂石边缘的清晰度与准确性。

目前基于深度学习的空白带填充算法均采用二维井壁图像作为填充修复主体，当色标变化或比例尺变化时，填充结果不再适用，存在鲁棒性不足的问题。同时，基于图像的空白带填充结果无法导入现有测井数据分析软件进一步对地层进行深入分析，在实际应用方面存在问题。针对此问题，本文提出基于特征融合的微电阻率成像测井空白带无监督填充方法，本研究以测井所得电阻率数据作为填充修

复主体，填充后的结果能够导入测井数据分析软件，贴合实际生产场景。此外，本研究通过融合不同尺度特征，能够有效改善空白带填充的纹理细节与边缘层理连续性。

1 无监督填充方法

微电阻率成像测井仪器多极板上的纽扣电极接触到井壁上不同的岩石成分和流体会测量出不同的电阻率^[25]，根据电阻率的相对大小可以采用不同色标刻度标定进行二维成像^[26]如图 1 所示，成像模式类比灰度图像，即电阻率数据蕴含丰富的语义特征，因此采用深度图像修复模型来生成电成像测井中空白带区域缺失的电阻率数据是可行的。



图 1 色标刻度对比

(上为测井成像色标刻度；下为灰度图像色标刻度)

由于大多数深度图像修复模型需要大量训练样本支持来获取数据的先验信息^[27-29]，但是在工程中获取覆盖率 100% 的全井眼电成像测井电阻率数据难度过大，而深度学习模型自身具有对数据的统计先验^[30]，可以利用先验知识直接在微电阻率成像测井的非空白带区域的电阻率数据上进行反复迭代来优化模型，即通过无监督训练来填充空白带区域缺失的电阻率数据，原理如图 2 所示。

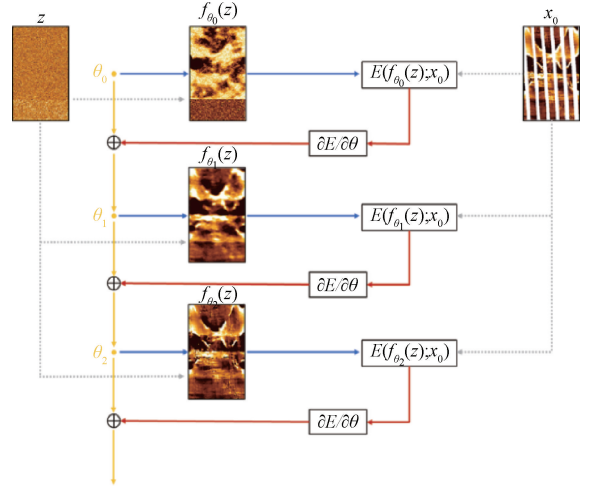


图 2 算法原理

在图 2 所示无监督训练的过程中，训练目标为最小化平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 损失函数 $E_{f_\theta(z); x_0}$ ，即最小化输入的非空白带区域的电阻率数据与网络生成输出的非空白带区域的电阻率数据之间的差异，旨在让网络学习到从噪声 z 到电阻率分布 x_0 的映射 f_θ ，噪声 z 经模型学习到的 f_θ 映射在空白带区域的电阻率数据可以看做对空白带区域真实值的近似拟合。

本文基于上述无监督填充方法提出一种端到端的填充全井段的电成像测井空白带的填充框架。填充模型采用

UNet 结构,融合了多尺度多层次特征,并且基于电成像测井的电阻率进行填充,无需复杂的转换图像的流程。全井段填充框架如图 3 所示,首先读取全井段的电成像测井数据文件获取电阻率;然后根据电阻率自动提取出空白带掩

膜;再对电阻率进行归一化处理,将其转换为本文填充模型的输入数据格式;接着将全井段的数据切分成均匀的子段分别输入填充模型训练填充输出填充后的子段;最后将填充后的子段合并得到全井段的填充并眼数据。

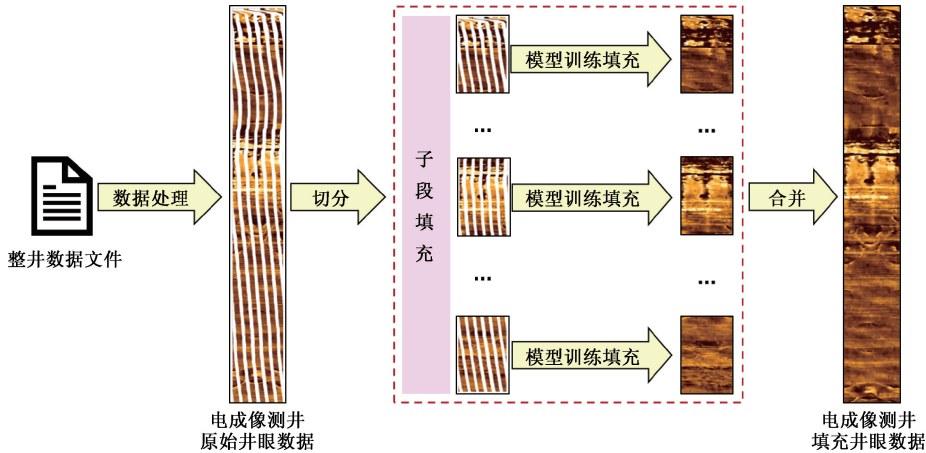


图 3 全井段填充框架

2 基于特征融合的填充模型设计

在微电阻率测井空白带填充任务中,充分利用有效区域的语义特征是关键。因此为了尽可能挖掘出有效区域电阻率数据的潜在信息,本文在 UNet 结构的基础上提出一种融合多尺度多层次特征的电成像测井空白带填充模型,具

体结构如图 4 所示。其中,在编码阶段用多尺度残差卷积(multi-scale residual convolution, MSR-Conv)替换部分正常卷积,在不额外增加计算量的情况下提升模型的多尺度表征能力;在编解码特征连接环节引入多层次编码特征融合模块与信息引导模块,通过融合不同层级之间的特征获取更丰富的特征信息,减少解码阶段过程中的信息损失。

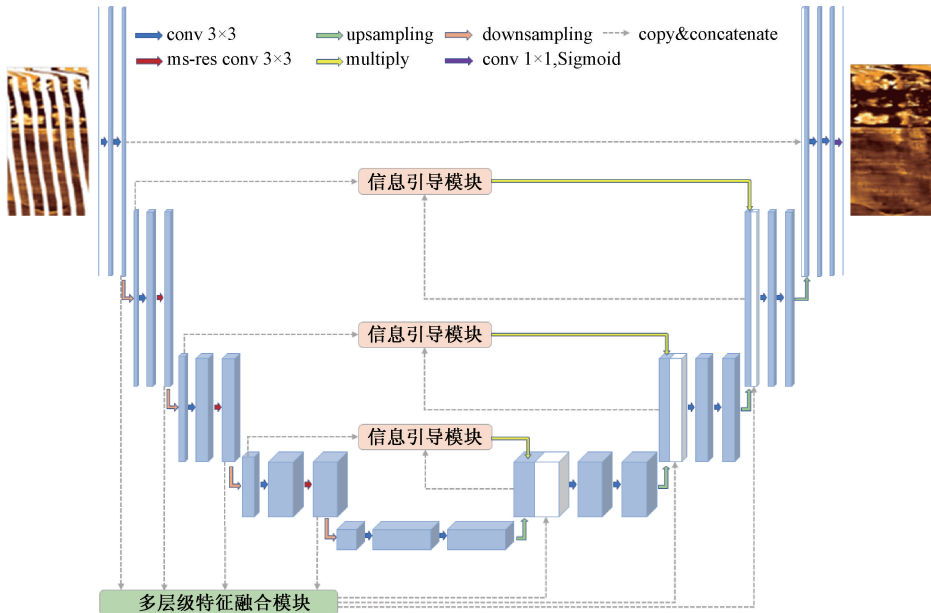


图 4 融合多尺度多层次特征的空白带填充模型

2.1 多尺度特征融合设计

模型在编码阶段的下采样提取到的特征对电成像测井空白带的填充至关重要。细粒度的密集采样能够获取更为精细的局部特征,粗粒度的稀疏采样能够获取到更为全面的整体特征。本文使用 MSR-Conv 融合从粗到细多

尺度的特征,既包含全面的整体特征,又有精细的局部特征,丰富了感受野,在更细粒度级别提升了单层网络的多尺度的表征能力,从而在电成像测井非空白带区域获取更具有区分度和更具有鲁棒性的特征用于空白带的信息预测。

如图 5 所示,本文所使用 MSR-Conv 的结构,首先使用 1×1 的卷积核自适应更改特征图的通道数,再将上一步输出的特征图按照通道数均分为 s 份子特征图,每份子特征图表示为 $\mathbf{X}_i (i = 1, 2, \dots, s)$, 将 \mathbf{X}_1 直接输出得到 \mathbf{y}_1 , 将 \mathbf{X}_2 与 3×3 的卷积核进行卷积运算 (σ_i) 后得到 \mathbf{y}_2 , 其余子特征图 $\mathbf{X}_i (i = 3, \dots, s)$ 先加上 $\mathbf{y}_{i-1} (i = 3, \dots, s)$ 后进行与卷积核的下次卷积运算 (σ_i), 因此 s 份子特征图经过卷积运算得到的输出 \mathbf{y}_i 可以用如下公式表示:

$$\mathbf{y}_i = \begin{cases} \mathbf{X}_i, & i = 1 \\ \sigma_i(\mathbf{X}_i), & i = 2 \\ \sigma_i(\mathbf{X}_i + \mathbf{y}_{i-1}), & 2 < i \leq s \end{cases} \quad (1)$$

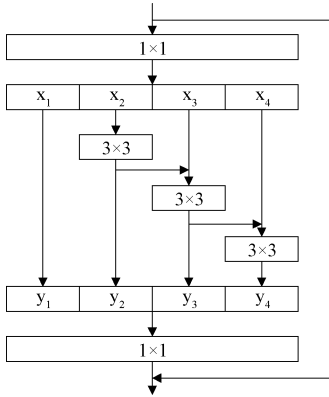


图 5 多尺度残差卷积(MSR-Conv)

经过 3×3 的级联卷积后的子特征图 $\mathbf{X}_j (j \leq i)$ 在下次卷积运算 σ_j 前将先前所有不同尺度的特征进行融合, 因此其对应输出 \mathbf{y}_j 具备更为丰富的感受野信息。为了更好地融合多尺度特征, 最后将所有的 \mathbf{y}_i 拼接成一个张量再与尺寸大小为 1×1 的卷积核进行卷积运算, 并与输入特征进行残差连接得到 MSR-Conv 的最终输出结果。通过多层的拆分混合连接, 输出结果包含从粗到细的感受野的组合, 更有利于提取填充空白带所需要的全局信息与局部信息。

2.2 多层次特征融合设计

常规 UNet 结构的模型仅连接相同层级的编解码特征, 融合特征尺度单一, 电成像测井空白带的填充痕迹明显且填充内容不清晰。本文在编解码特征连接环节融合多层次编码特征, 同时利用信息引导模块引导解码特征生成, 丰富模型提取到的特征, 减少解码过程中的信息丢失。

1) 信息引导模块设计

图 6 为信息引导模块, 本文引入错层级的浅层编码信息与当前层的解码信息对解码特征空间引导建模, 引导后的解码特征可由以下计算公式得到:

$$\mathbf{X}_{Dei}^l = \sigma \left(\mathbf{W}^T \left(\begin{matrix} (\mathbf{W}_{X_{En}}^T \mathbf{X}_{Eni}^{l-1} + \mathbf{b}_1) \\ + (\mathbf{W}_{X_{De}}^T \mathbf{X}_{Dei}^l + \mathbf{b}_2) \end{matrix} \right) \right) + \mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{X}_{Dei}^l \quad (2)$$

其中, \mathbf{X}_{Eni}^{l-1} 和 \mathbf{X}_{Dei}^l 分别表示错层级的浅层编码特征

图和当前层的解码特征图; $\mathbf{W}_{X_{En}}^T$ 和 $\mathbf{W}_{X_{De}}^T$ 分别表示对应层级的卷积权重参数; \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 分别表示对应层级的卷积偏置参数; \mathbf{W}^T 和 \mathbf{b}_3 分别表示卷积权重参数和卷积偏置参数; σ 表示 Leaky ReLU 激活函数。 \mathbf{X}_{Eni}^{l-1} 和 \mathbf{X}_{Dei}^l 分别经过 3×3 卷积、Leaky ReLU 函数激活与归一化后进行错层级编解码特征图融合, 再经过 1×1 卷积、Leaky ReLU 函数激活和归一化后与当前层的解码特征图相乘得到引导后的解码特征。

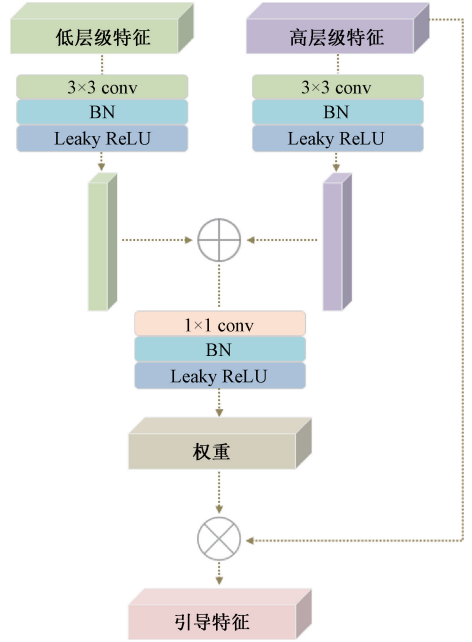


图 6 信息引导模块

2) 多层次编码特征融合模块设计

图 7 是本文使用的多层次编码特征融合模块的结构示意图。以构建连接至第 3 个解码层的特征图的融合编码特征 (\mathbf{X}_{En}^3) 为例, 首先分别对第 1、2、4 个编码层的特征图进行最大池化下采样或双线性插值上采样获取指定大小的特征图, 再分别将 3 个特征图经过 64 个的 3×3 卷积核进行卷积运算并经过批量归一化层后由 Leaky ReLU 激活函数激活后得到的 3 个特征图拼接为一个张量, 最后将该张量经过 3×3 的卷积层进行卷积运算并经过批量归一化层后由 Leaky ReLU 激活函数激活后得到的特征图与第 3 个编码层下采样得到的特征图相加得到融合多层次编码特征的融合特征。

3 自然场景图像缺失值填充实验

由于单通道的电成像测井无法获取完整全井眼数据, 无法对空白带填充后的电成像的整体填充效果进行量化评价, 因此本文首先对人为添加条形掩膜的自然场景灰度图像进行缺失值填充实验确保填充模型有效。本文使用的模型学习率设置为 0.01, 采用 Adam 优化器梯度下降使模型收敛。实验环境配置如表 1 所示。

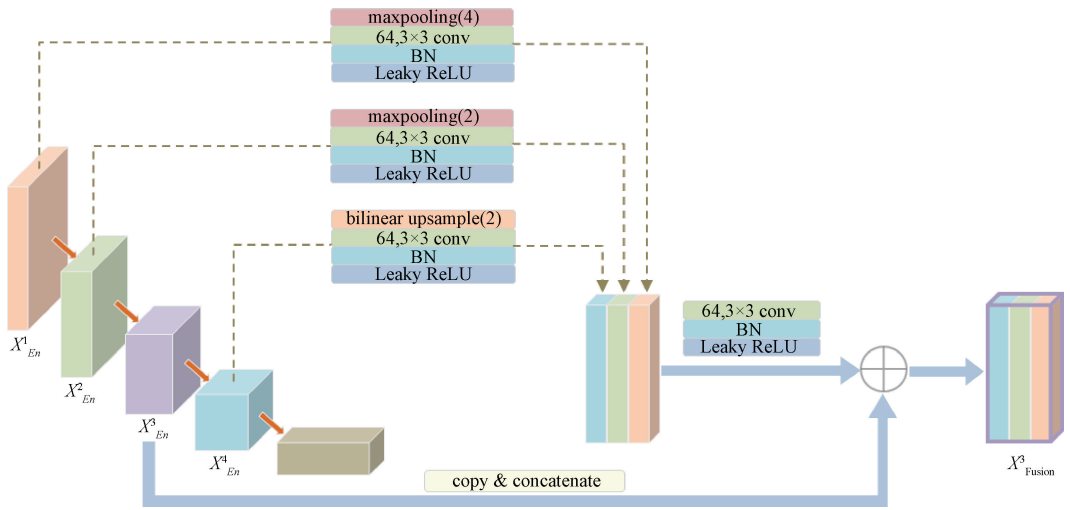


图7 多层次编码特征融合模块(以 X^3_{En} 为例)

表1 实验环境配置

配置	版本
系统	Ubuntu 20.04
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3090(24 GB)
环境	PyTorch;1.11.0;CUDA;11.3;Python 3.8.10

3.1 数据集与评价指标

本文从自然场景图像 Place 365 标准数据集中随机抽取 10 张图像组建数据集。数据集由原图、掩模与待填充图像组成,样例如图 8 所示。



图8 自然场景实验数据集样例

本文采用 3 种评价指标对模型的对填充性能进行评估,其中包括平均像素值误差(pixel error, PE)、结构相似性(SSIM)和峰值信噪比(PSNR),分别由式(3)~(5)表示:

$$PE = \frac{\sum |f_{\theta}(z) - z|}{N} \quad (3)$$

$$SSIM = l(z, f_{\theta}(z))^{\alpha} \cdot c(z, f_{\theta}(z))^{\beta} \cdot s(z, f_{\theta}(z))^{\gamma} \quad (4)$$

$$PSNR = 10 \cdot \log\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \quad (5)$$

式中: z 和 $f_{\theta}(z)$ 分别代表待填充图像和模型填充后图像的像素值; $l(z, f_{\theta}(z))$ 、 $c(z, f_{\theta}(z))$ 、 $s(z, f_{\theta}(z))$ 分别表示图像的亮度相似度、对比度相似度和结构相似度, α 、 β 、 γ 为加权系数,一般取 1;MSE 为待填充图像和填充后图像逐像素的均方误差。

3.2 实验结果分析

本文分别对自然场景图像数据集中的 10 张待填充图像进行训练填充,训练目标为最小化待填充图像与填充后图像图像在信息保留部分的像素值差的绝对值的平均值,训练填充的迭代次数为 2 000 次,多轮训练迭代填充中间结果如图 9 所示,可以看出,模型先生成待填充图像的大致轮廓,再生成局部细节。迭代次数为 0 时填充模型输出为噪声,随着迭代次数的增加,填充后的图像逐步变得清晰直至训练完成。

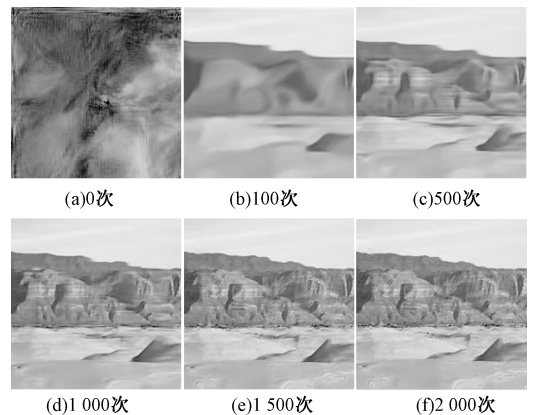


图9 自然场景实验中间迭代结果

1) 对比实验

本文将所提模型与编码器解码器模型(encoder-decoder, ED)与 UNet 进行对比分析,缺失值填充结果对比分别如图 10 中的(b)~(d)所示,可以看出本文提出的填充模型空白带填充痕迹更不明显,填充边缘更加平滑,层理连续性较好,总体视觉效果最佳。

客观指标的量化结果如表 2 所示,可以看出本文提出的填充模型在 3 种评价指标下均为最优。相比 UNet 模型,本文所提模型的 PE 减少了 19.03%,SSIM 提升了 2.9%,PSNR 提升了 4.66%,说明特征融合不仅提升了视

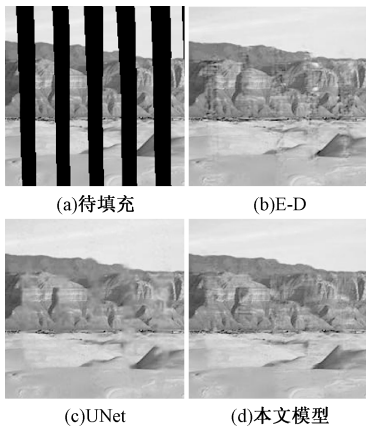


图 10 自然场景对比实验结果

觉效果,同时也大幅度提升了相应的客观指标,验证了本文所提空白带填充模型的有效性。

表 2 自然场景对比实验结果

Models	PE	SSIM	PSNR
ED	6.98	82.76%	23.24
UNet	6.41	83.78%	24.04
本文模型	5.19	86.21%	25.16

2) 消融实验

为验证本文所提模块的有效性,本文分别去除多尺度特征模块与多层级特征模块进行消融实验,主观视觉结果如图 11 所示。

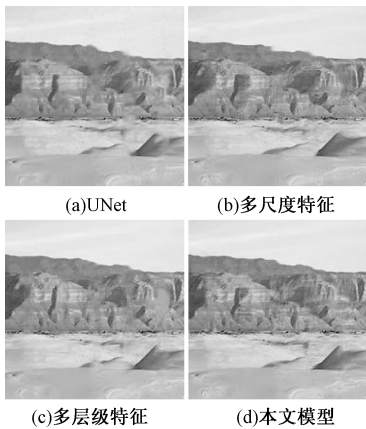


图 11 自然场景消融实验结果

通过对比图 11 中 (b)~(d) 可以看出,只增加多尺度或多层级特征模块时,空白带区域过渡不自然,而同时增加多尺度与多层级特征模块时,纹理连续性最好,整体视觉效果最佳。通过表 3 中的客观指标也可看出,去除单个特征模块后各类评价指标均会存在不同程度的降低,验证了本文所提多尺度与多层级特征模块的有效性。

表 3 自然场景消融实验结果

U-Net	多尺度特征	多层级特征	PE	SSIM/%	PSNR
✓			6.41	83.78	24.04
✓	✓		5.62	85.23	24.30
✓		✓	5.66	85.59	24.26
✓	✓	✓	5.19	86.21	25.16

4 电阻率成像测井电空白带填充实验

4.1 数据集与数据预处理

本文使用的微电阻率成像测井数据集由待填充数据与掩膜两部分组成,经软件成像后截取的待填充数据与掩膜样例如图 12 所示。



图 12 电阻率实验数据集样例

如图 13 所示,某口井的电阻率数据分布频率直方图,可以看出电阻率数据分布集中,同时存在极少数离群值。因此为了加速填充模型的收敛,输入填充模型的数据需要经过归一化预处理。为了避免离群值的影响,本文采用式(6)所示的归一化方式,即取分位数 0.1% 与 99.9% 的位置上的数值进行归一化:

$$y = \frac{x - percentile(x, 0.1)}{percentile(x, 0.99) - percentile(x, 0.1)} \quad (6)$$

式中: x 为输入的井眼数据, y 为归一化之后的井眼数据, \min 为取最小值, \max 为取最大值, $percentile$ 为取分位数。

图 14 是归一化方式调整前后模型填充空白带的结果对比,可以看出,归一化方式调整前填充空白带后的数据仍存在许多黑色条带部分,即未学习更新到的零值,而调整归一化方式后空白带填充效果得到极大改善。

4.2 实验结果分析

本文对单口测试井的微电阻率电成像测井数据应用全井段填充框架进行训练填充,训练目标为最小化输入数据与模型填充后数据在有效区域上的 MAE 损失,训练填充的迭代次数为 2 000 次,训练迭代输出的中间生成数据经软件成像后的结果如图 15 所示。

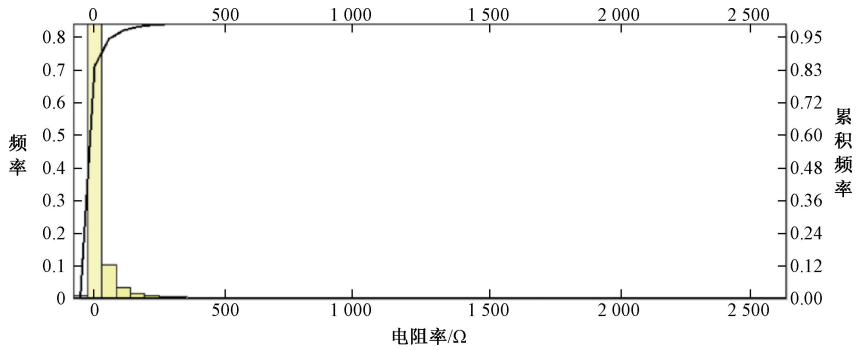


图13 某口井电阻率数据分布频率直方图

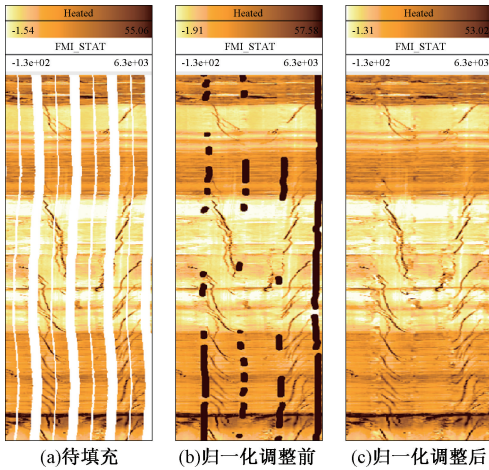


图14 归一化调整前后模型填充空白带结果对比

可以看出,当训练迭代次数为0时,由于填充模型的训练参数是随机的,因此生成数据的成像结果显示为噪声图像;当训练迭代次数为200时,模型生成数据的成像结果显示出地层的整体轮廓,但是较为模糊;当训练迭代次数不断增加时,模型能不断地捕获越来越多的细节信息,生成数据的成像结果逐渐变得越来越清晰;当训练迭代次数为2000时,模型已经在空白带区域生成足够完整连续清晰的数据。

1) 对比实验

本文将所提空白带填充模型与两种经典模型进行对比分析,空白带区域填充后的成像结果如图16所示,可以看出,使用Encoder-Decoder模型与UNet模型进行填充时,填充痕迹较明显,填充边缘层理连续性较差,空白带的填充内容的不够清晰自然,总体视觉效果较差;使用本文所提填充模型进行空白带填充后的成像结果填充痕迹基本消失,填充的空白带区域更清晰自然,总体视觉效果最佳。

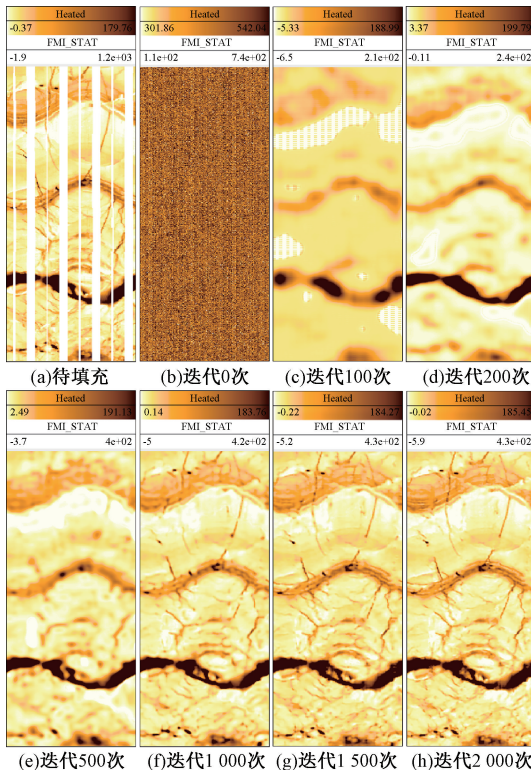


图15 电阻率实验中间结果迭代结果

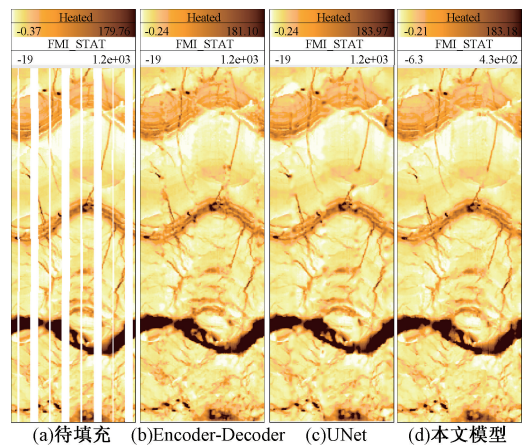


图16 电阻率填充对比实验结果

2) 消融实验

为验证本文所提模块的有效性,本文分别去除多尺度特征模块与多层级特征模块进行消融实验,主观视觉结果如图17所示。可以看出,去除单个特征模块后,空白带填充区域会存在不同程度的模糊区域,同时增加多尺度与多

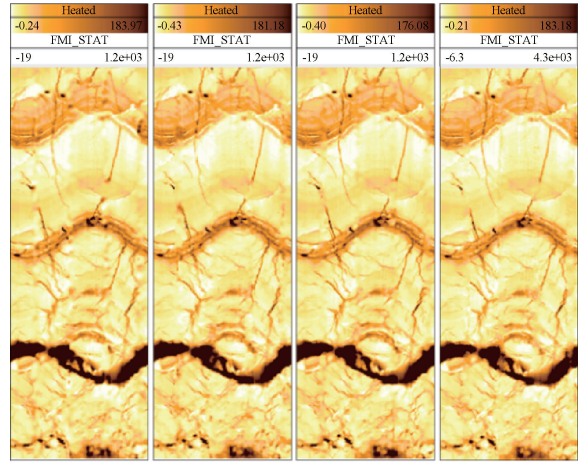
层级特征模块时空空白带填充区域更自然连续。

4.3 实际应用

图 18 为本文空白带填充模型分别对包含致密砂岩、裂缝发育段与砂砾石的测试井井段的空白带进行填充后的软件成像结果示意图,可以看出本文所提出的填充模型基本恢复了不同产状岩性的空白带区域的电阻率。

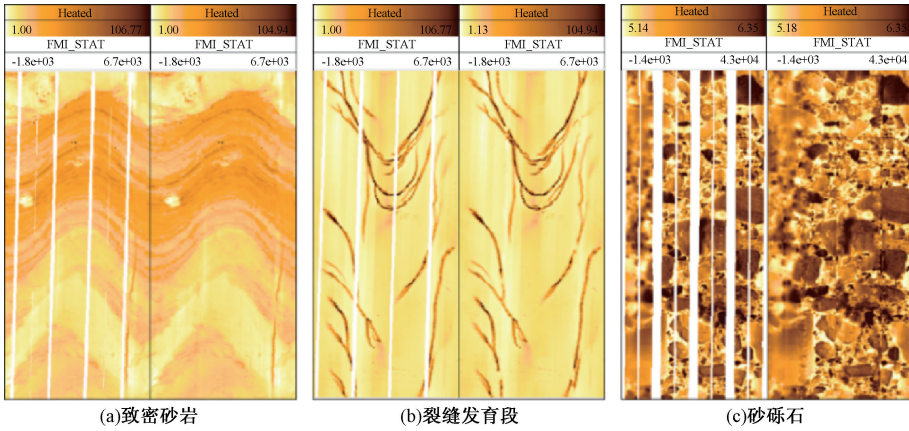
结合全井填充框架,如图 19 所示,单口井切分成不同尺度子段训练填充后的成像后的部分填充结果,可以看出填充结果在视觉效果上基本无差异,因此切分的子段尺度对单口井的空白带填充整体效果基本无影响。

图 20 为本文使用全井段填充框架对某口实际油井的电阻率进行空白带填充后经软件成像的结果,可以看出当随意调整软件成像的比例尺后,填充模型在空白带区域生成的电阻率依旧有效,填充结果具有一定的鲁棒性,无需重新进行人工提取制作空白带掩膜与训练填充电成像图



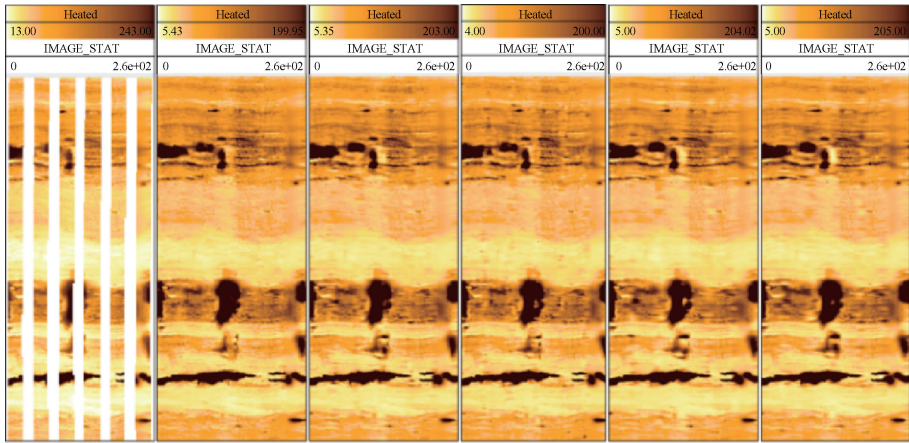
(a)UNet (b)UNet+多尺度特征 (c)UNet+多层级特征 (d)本文模型

图 17 电阻率填充消融实验结果



(a)致密砂岩 (b)裂缝发育段 (c)砂砾石

图 18 不同产状测试井空白带进行填充后结果示意图



(a)待填充 (b)子段尺度1m (c)子段尺度10m (d)子段尺度20m (e)子段尺度50m (f)子段尺度100m

图 19 不同尺度子段训练填充结果对比

像,极大地节省了人力与计算资源,实现了端到端的微电阻率成像测井空白带填充。

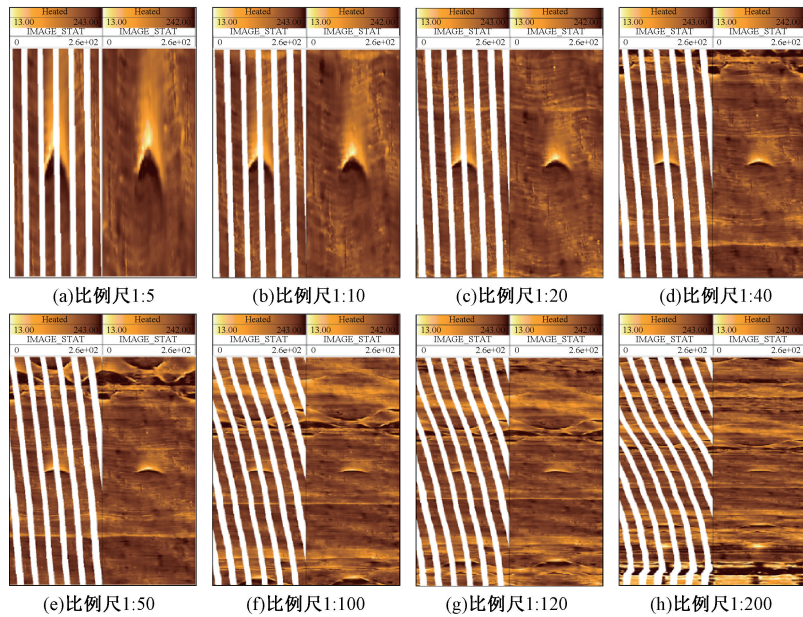


图20 空白带填充前后软件成像比例尺调整结果

5 结 论

本文提出一种基于特征融合的微电阻率成像测井空白带无监督填充模型,通过挖掘利用单口井非空白带区域的电阻率数据自身的统计先验迭代优化模型,通过捕获输入空白带填充模型微电阻率成像测井非空白带区域中的多尺度多层次特征增强模型对复杂纹理结构信息的感知,提升空白带区域的填充效果。在自然场景图像缺失值填充实验中的结果表明,通过融合多尺度多层次特征,本文所提模型在自然图像数据集上缺失值填充的视觉效果和客观指标均优于几种主流模型。同时将本文所提模型结合全井段填充框架实现端到端填充单口井空白带区域,在微电阻率成像测井电空白带填充实验中的结果表明,本文所提模型填充空白带的视觉效果最佳,可以填充不同产状岩性的空白带区域,应用全井段填充框架的子段划分尺度对空白带填充的视觉效果基本无影响,填充结果具有一定的鲁棒性。

参考文献

- [1] 李清松, 潘和平, 张荣. 电阻率成像测井进展[J]. 工程地球物理学报, 2005, (4): 304-310.
- [2] 谭鑫, 杜辉, 王建民. 基于DSP的八臂电成像测井仪控制及通信系统[J]. 电子测量技术, 2015, 38(10): 59-63.
- [3] 戴乾军, 余昌, 马海林, 等. 一种基于图像融合的测井电成像动态图像生成方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(1): 120-124.
- [4] 贾衡天, 彭浩, 邓乐, 等. 随钻电磁波电阻率测量系统[J]. 电子测量技术, 2014, 37(6): 123-126.
- [5] 谭鑫, 杜辉, 王建民. 基于DSP的八臂电成像测井仪

- 控制及通信系统[J]. 电子测量技术, 2015, 38(10): 59-63.
- [6] 和丽真, 杨国华, 王珺, 等. 一种随钻方位电磁波测井仪发射电路设计[J]. 电子测量技术, 2020, 43(17): 12-16.
- [7] 周军, 边会媛, 陈文安, 等. 牛东地区砂砾岩储层测井层内非均质性评价[J]. 物探与化探, 2024, 48(1): 142-150.
- [8] 张轩昂, 闫建平, 廖茂杰, 等. 基于电成像测井的深层页岩气储层裂缝特征及其与构造演化的关系[J]. 测井技术, 2023, 47(6): 717-725.
- [9] 刘娟, 闵宣霖, 漆仲黎, 等. 基于电成像测井的多维度岩性识别方法[J]. 测井技术, 2023, 47(6): 726-735.
- [10] 胡文亮, 张国栋, 刘保银, 等. 基于微电阻率成像测井的地层各向异性表征方法[J]. 石油钻探技术, 2023, 51(2): 125-130.
- [11] 李曦宁, 李剑平, 沈金松, 等. 基于电成像测井的碳酸盐岩储层孔隙结构识别新方法[J]. 测井技术, 2022, 46(6): 689-695.
- [12] 韩博华, 王飞, 刘倩茹, 等. 测井储层分类评价方法研究进展综述[J]. 地球物理学进展, 2021, 36(5): 1966-1974.
- [13] 康晓泉, 周正志, 贺维胜, 等. 一种电成像测井图全井壁复原方法[P]. 中国专利:2005-10-26.
- [14] 罗歆, 闫建平, 王敏, 等. FMI测井图像井壁复原方法优化及应用[J]. 测井技术, 2021, 45(4): 386-393.
- [15] 彭湃. 基于迭代插值法的全井周电成像图像修复方法[J]. 中国锰业, 2018, 36(6): 182-186.

- [16] 陈长胜, 袁瑞, 王超, 等. 基于图像分解的微电阻率成像测井图像修复方法[J]. 长江大学学报(自然科学版), 2019, 16(1): 95-99.
- [17] 熊楚康, 邹长春, 彭诚. 基于 Criminisi 改进算法的电测井图像空白条带填充方法[C]. 2021 年中国地球科学联合学术年会论文集(十二)—专题三十四井孔地球物理及深部钻测、专题三十五光纤传感技术及其地球物理学应用、专题三十六岩石物理与井中探测前沿. 中国地质大学(北京)地球物理与信息技术学院, 2021.
- [18] HURLEY N F, ZHANG T. Method to generate full-bore images using borehole images and multipoint statistics [J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 2011, 14(2): 204-214.
- [19] 孙建孟, 赵建鹏, 赖富强, 等. 电测井图像空白条带填充方法[J]. 测井技术, 2011, 35(6): 532-537.
- [20] 杜春雨, 邢强, 张晋言, 等. 基于注意力约束深度生成网络的测井电成像空白条带填充[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(4): 1548-1558.
- [21] 张浩, 司马立强, 王亮, 等. 基于卷积神经网络的电成像图像空白条带填充方法[J]. 地球物理学进展, 2021, 36(5): 2136-2142.
- [22] 王哲峰, 高娜, 曾蕊, 等. 基于深度学习模型的测井电成像空白条带填充方法[J]. 测井技术, 2019, 43(6): 578-582.
- [23] 陈建华, 杨丽丽, 赵延静, 等. 深度学习模型在测井电成像图像处理中的应用[J]. 电子测量技术, 2021, 44(4): 138-143.
- [24] 袁晓涛, 马旭成, 肖仕军, 等. 融合多层语义特征的测井电成像空白条带填充深度神经网络方法[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2022, 37(6): 133-139.
- [25] 朱文娟. 成像测井资料在裂缝识别中的应用[J]. 石油仪器, 2009, 23(3): 45-47.
- [26] 赖富强, 孙建孟, 封立香. 用 Matlab 实现成像测井图像的生成和显示[J]. 石油仪器, 2006, (6): 80-82.
- [27] 李月龙, 高云, 闫家良, 等. 基于深度神经网络的图像缺损修复方法综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(11): 2295-2316.
- [28] 赵露露, 沈玲, 洪日昌. 图像修复研究进展综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(3): 14-26.
- [29] 吕建峰, 邵立珍, 雷雪梅. 基于深度神经网络的图像修复算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 1-12.
- [30] ULYANOV D, VEDALDI A, LEMPITSKY V. Deep image prior[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, 9446-9454.

作者简介

曾祥安, 硕士研究生, 主要研究方向为图像识别与图像修复。

朱丹丹(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为强化学习和知识挖掘。

E-mail: zhu. dd@cup. edu. cn