

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005617

# 深度神经网络模型在测井电成像图像处理中的应用

陈建华<sup>1</sup> 杨丽丽<sup>1</sup> 赵延静<sup>1</sup> 赵虎<sup>1</sup> 张文灏<sup>1</sup> 方光兵<sup>1</sup> 吴伟<sup>2</sup>

(1. 中国石油集团测井有限公司长庆分公司 西安 710000; 2. 中国石油集团测井有限公司测井应用研究院 西安 710000)

**摘要:** 电成像测井可直观分析碳酸盐岩、砂砾岩等复杂储层中的裂缝分布、地层层理及砾岩颗粒。提出一种基于U-Net的全卷积深度神经网络模型结构,在没有大量学习样本的情况下,通过逐步优化神经网络模型参数,捕获图像上的大量底层先验统计特征,从而实现大井眼情况下电成像图像的空白条带充填,形成全井眼覆盖图像。相比于常规的编码器-解码器网络模型,本文模型采用skip模式,将编码器层输出接入对应解码器层,有助于恢复图像局部细节信息;同时采用空洞卷积,捕获多尺度上下文信息。实验结果表明,所提出方法相比于主流的充填算法,平均像素灰度误差减少了约12%,对于复杂岩性的图像充填效果更好。

**关键词:** 电成像测井;深度神经网络;U-Net;空洞卷积

中图分类号: TP631.84 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4030

## Application of deep neural network model in processing of electrical logging images

Chen Jianhua<sup>1</sup> Yang Lili<sup>1</sup> Zhao Yanjing<sup>1</sup> Zhao Hu<sup>1</sup> Zhang Wenhao<sup>1</sup> Fang Guangbing<sup>1</sup> Wu Wei<sup>2</sup>

(1. Changqing Branch of CNPC Logging Co., Ltd., Xi'an 710000, China; 2. Research Institute of Logging Application of CNPC Logging Co., Ltd., Xi'an 710000, China)

**Abstract:** Distribution of fractures, stratigraphy and grains of conglomerate can be analyzed visually in complex reservoirs such as carbonate and sand conglomerate by electrical imaging logging. A fully convolutional deep neural network model is proposed in this paper which captures large volumes of bottom prior statistic features in image and realizes gaps filling in electrical logging images in wells with large caliper to form full borehole covering images by gradually optimizing parameters of neural network model without large number of learning samples. Compared with traditional encoder-decoder model, skip pattern is utilized to connect output of encoder layers with corresponding decoder layer which is helpful for recover local details in images and atrous convolution is adopted to capture multi-scale contextual information. Experiments show that mean error of gray level of pixels is decreased by about 12% and gaps filling effect for images with complex lithology is better in this paper compared with mainstream gaps filling algorithms.

**Keywords:** electrical imaging logging; deep neural network; U-Net; atrous convolution

## 0 引言

电成像测井将极板推靠在井壁后,测量极板上多个纽扣电极向地层发射的聚焦电流,得到每个纽扣电极对应位置的地层电导率,再通过色标刻度,得到井眼环周二维图像,可直观分析碳酸盐岩、砂砾岩等复杂储层中的裂缝分布、地层层理及砾岩颗粒,已广泛应用于碳酸盐岩、砂砾岩和火成岩的测井评价<sup>[1-3]</sup>。但在大井眼的情况下,由于仪器极板之间出现空隙,导致无法测量井眼环周上两个极板之间的地层,图像上表现出规律的空白条带。为保证图像的

进一步处理解释与地质目标的精确识别,有必要对这些空白条带进行充填。

目前主流的充填方法是基于反距离加权的插值算法<sup>[4]</sup>和基于多点地质统计学的Filtersim算法<sup>[4,5-8]</sup>。反距离加权方法通过将待充填点一定范围邻域内的已知像素点加权,线性计算待充填点像素值,权值与已知像素点和待充填点的距离成反比。虽然这种方法简单、快速,但充填后的区域与已知区域连续性较差,特别是在非均质性较强的情况下<sup>[4]</sup>。Filtersim算法则采用模板匹配原理,先对已知像素区域分块和滤波,聚类后形成多个模板类别;在充填时,采

收稿日期:2020-12-28

• 138 •

用序贯模拟,随机选择缺损图像块,通过距离度量,与各类别模板进行匹配,选择最匹配的模板类别进行填充。但由于序贯模拟的随机性,造成在结构特征为主的多层次区域,填充后的层理连续性不强<sup>[9]</sup>。

由于深度神经网络强大的图像语义提取和特征表达能力,文献[10]初步将深度神经网络用于电测井图像的空白条带填充,其借鉴了人为设计的深度神经网络结构能够抓取大量底层图像统计先验信息的思想<sup>[11]</sup>,构造Encoder-Decoder网络模型,通过编码层进行特征提取,由解码层恢复图像,实现了对简单结构的砂泥岩图像的填充。但该模型没有利用编码器网络的底层包含的精确像素级信息,而只将编码器网络的顶层得到的特征图用作解码器网络的输入,漏失了图像关键细节信息,因此对于结构复杂的砂砾岩图像,填充效果不佳。

本文在文献[10]的基础上进行了改进,采用U-Net网络替换已有的常规编解码网络,并通过skip模式,在U-Net网络中将相同深度的编码器层和解码器层连接起来,充分利用各层级的信息,包括底层的局部细节信息和顶层的全局抽象信息。同时用空洞卷积替换U-Net网络中的标准

卷积,捕获图像的多尺度上下文信息。在简单砂泥岩剖面和复杂砂砾岩电成像图像上的实验结果表明,本文所提出的算法较传统方法的填充效果有了明显的视觉提升,总体效果较好。

## 1 U-Net 网络模型结构

U-Net网络是一种更加简洁的全卷积深度神经网络模型,最初用于生物图像语义分割任务<sup>[12]</sup>,可以使用少量的训练图像并产生更加精确的分割结果。在文献[13]的基础上,U-Net网络在上采样部分,构建了与压缩编码层对称的扩展解码层,产生大量的特征通道,使得网络能够向更高分辨率的层传播上下文信息,这样形成了一个U型的网络结构。U-Net网络不存在任何全连接层,只使用每个卷积的有效部分,如分割特征图只包含存在完整上下文的输入图像像素。U-Net通过重叠平铺策略进行任意大尺寸图像的无缝分割。为预测图像边界区域的像素,通过对输入图像的镜像操作,外推缺失的上下文。对于小训练样本情况,U-Net采用对训练图像应用弹性形变,来进行数据扩增。U-Net网络模型结构如图1所示,这里加入了本文的skip模式。

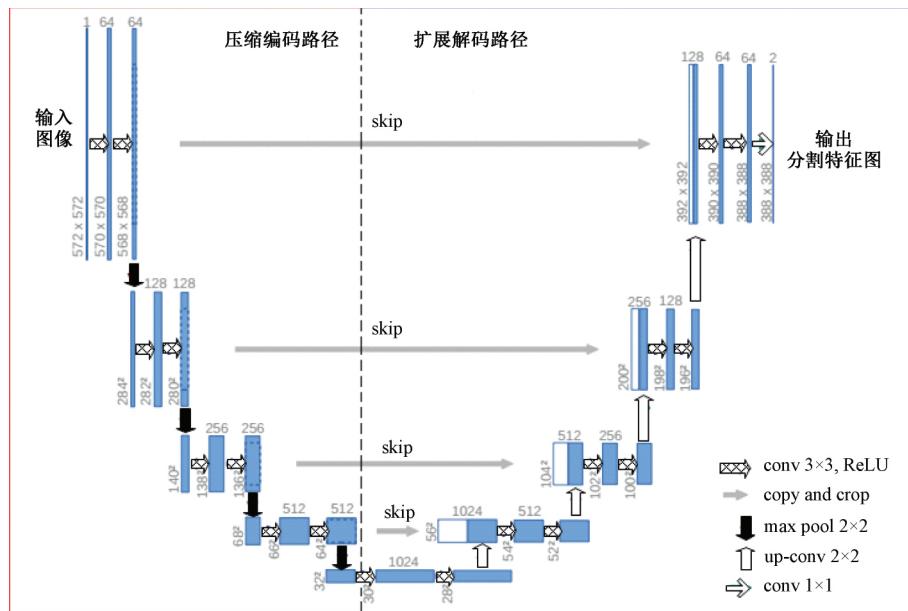


图1 U-Net 网络模型结构

U-Net网络由压缩编码路径(图1左侧)和扩展解码路径(图1右侧)组成。压缩编码路径遵从典型的卷积网络架构,由4个block组成,每个block由两个 $3 \times 3$ 卷积(无反射卷积)组成,每个卷积后跟ReLU层(线性整流单元),第2个卷积后跟步长为2的 $2 \times 2$ 最大池化操作,以进行下采样。每次下采样之后,特征通道数目增加1倍,同时特征图的尺寸缩小2倍。扩展解码路径同样由4个block组成,每个block开始前,通过 $2 \times 2$ 的反卷积,将特征图的尺寸扩大2倍,同时将特征通道数目减半,再与相同层级压缩编码路径的剪裁过的特征图合并后,进行后跟ReLU层

的两个 $3 \times 3$ 卷积。这里由于每个卷积丢失了边界像素,需要对压缩编码路径的特征图进行剪裁。在最后一层,使用 $1 \times 1$ 卷积,将每个64分量的特征向量映射到期望的类别数目。U-Net网路总共有23个卷积层。

## 2 空洞卷积

空洞卷积又名扩张卷积,是一种显式控制深度卷积神经网络计算的特征分辨率的强力工具,其通过拓展标准卷积操作,调整卷积核的感受野以捕获多尺度信息<sup>[14-15]</sup>。由于深度卷积网络中在多个连续层上最大池化和步长的重

复组合极大地降低了输出特征图的空间分辨率,因此向卷积层引入一个超参数-扩张率,定义卷积操作时各点之间的间隔像素数量(标准卷积的扩张率为 1),通过在卷积核各点之间添加空洞,增大感受野,但由于空洞处为 0,卷积参数量和计算量保持不变。首先考虑一维信号,一维输入信号  $x[i]$  在长度为  $K$  的滤波器  $w[k]$  下的空洞卷积输出  $y[i]$  定义如下:

$$y[i] = \sum_{k=1}^K x[i + r \cdot k]w[k] \quad (1)$$

式中:  $r$  为扩张率参数,对应采样输入信号的步长。

图 2 所示为卷积核为 3 的标准卷积和空洞卷积。如图 2(a)所示,空洞卷积扩展率为 2,卷积步长为 1,可以看到参与卷积的输入信号的相邻两个采样点之间间隔了一个采样点,相当于插入一个零值。图 3 所示为二维空洞卷积,上部为要计算的特征图,下部给出了对应特征图上某点的输入特征图上参与卷积的计算点,这里卷积核为  $3 \times 3$ ,空洞扩张率为 2。空洞卷积可以在深度卷积神经网络的任何层任意扩大滤波器的视觉感受野。深度卷积神经网络为保持计算量和参数数量,通常采用小空间的卷积核,如  $3 \times 3$ ;扩张率为  $r$  的空洞卷积在卷积连续值之间插入  $r-1$ ,在没有增加参数量和计算量的情况下,有效的将  $k \times k$  卷积核的尺寸扩展到  $k_e = k + (k-1)(r-1)$ 。空洞卷积为控制感受野,在精确定位(小感受野)和上下文同化(大感受野)之间找到最佳平衡,提供了一种有效机制。本文采用隔行扫描方式,首先形成多个  $r \times r$  的中间输入特征图,在这些特征图上再使用标准卷积,最后反交错到原始特征图的分辨率,来计算空洞卷积。通过将空洞卷积简化到标准卷积,可以使用现有的高度优化的卷积例程。

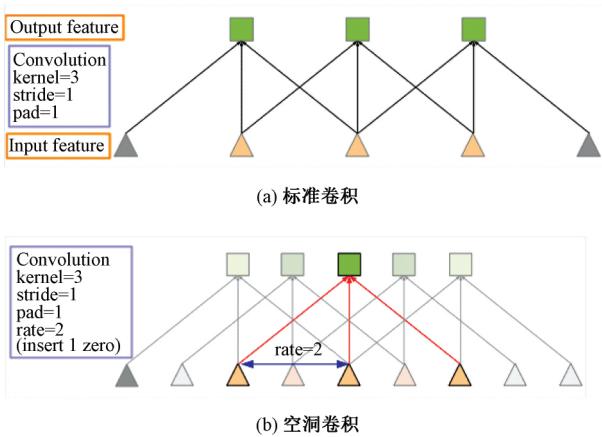


图 2 一维空洞卷积

### 3 测井电成像图像空白条带填充深度学习算法

目前大多基于深度神经网络的图像修复工作都需要大量的样本进行训练<sup>[16-18]</sup>,这对测井电成像图像充填是不适用的。对电成像测井来说,本身无法获取地层的完整图像,且取得大量的井周全井眼的图像数据,在工程上实现

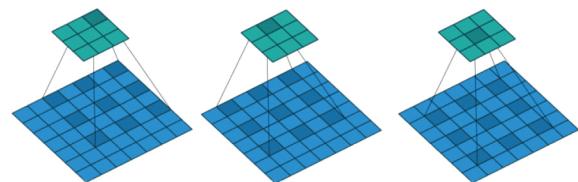


图 3 二维空洞卷积

难度很大。因此,本文通过优化深度卷积网络模型参数  $\theta$ ,使能量函数  $E(f_{\theta}(z); x_0)$  最小的方式,实现单幅电成像图像的空白条带充填,其中  $f_{\theta}(\cdot)$  为本文的 U-Net + skip + 空洞卷积网络模型,  $x_0$  为待修复图像,  $z$  为网络模型输入,具体算法如图 4 所示。

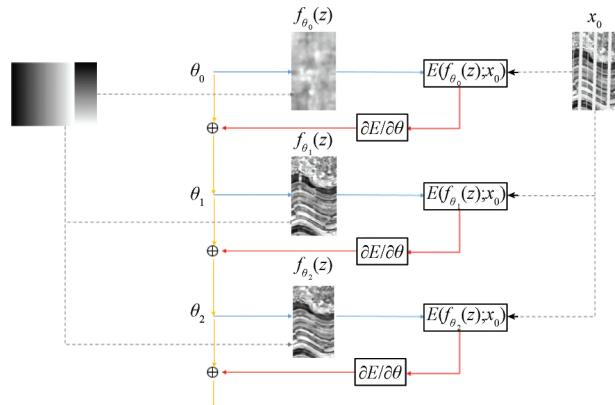


图 4 空白条填充深度学习算法

图 4 中,最左侧为网络模型输入  $z$ ,为与待修复图像尺寸同样大小的 2 通道网格灰度图像(MeshGrid),其中第 1 通道图像灰度从左到右,由 0 渐变到 255;第 2 通道图像灰度从上到下,由 0 渐变到 255,具有很强的平滑性,有益于大面积图像缺失区域的修复。网络模型由一个随机初始化的网络模型参数  $\theta_0$  开始,由输入  $z$  得到网络输出  $f_{\theta_0}(z)$ ,计算  $E(f_{\theta_0}(z); x_0)$  的值,即计算  $f_{\theta_0}(z)$  在已知像素点处与  $x_0$  的差异,作为网络模型的误差,再采用随机梯度下降(SGD)类型的优化算法—Adam 算法,将误差反向传播,更新网络模型参数  $\theta_0$  为  $\theta_1$ ; 重复上述过程,直到找到(局部)最优的  $\theta^*$ ,然后由  $x^* = f_{\theta^*}(z)$  得到最终的修复图像。

### 4 实验结果及分析

#### 4.1 自然图像实验

为了说明本文方法的有效性,首先在自然图像上进行实验验证图像充填效果。实验数据集采用 Places 365-Standard 数据集,选择其中图像大小为  $256 \times 256$  的小型验证数据集,从中任意挑选 10 张作为原始图像。图 5 所示为其中一张示例图像。图 5(a)为数据集中的原始图像,本文将彩色图像转换为灰度图像进行处理,如图 5(b)所示。图 5(c)为充填方法中使用的掩膜膜板图像,其中黑色表示图像信息缺失部分,白色表示图像信息保留部分;将原始

图像与掩膜模板图像对应像素点乘后,作为实验待修复图

像,如图5(d)所示。

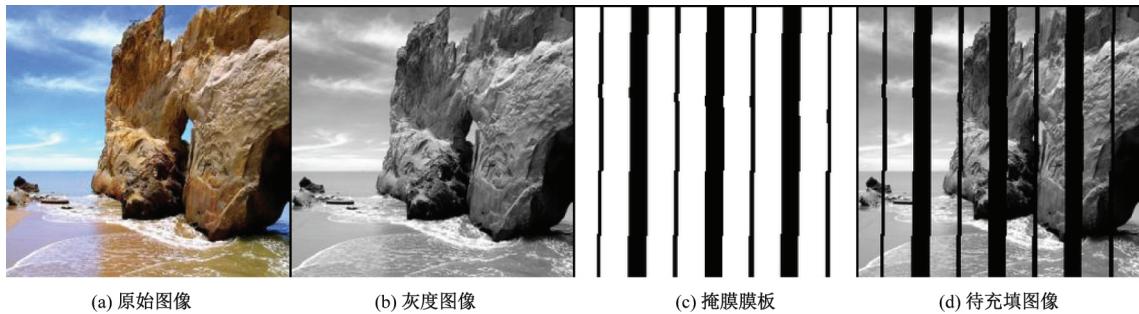


图5 自然图像空白条充填示例1

图6为图5中示例图像使用3种网络模型的充填结果,可以看到常规编码-解码器网络<sup>[10]</sup>的结果中出现明显

的充填痕迹,而采用U-Net+skip模式的网络,充填效果有了明显的提升;在网络引入空洞卷积后,充填效果更好。



图6 自然图像示例1的充填结果对比

图7所示为另一幅示例图像的充填效果比对,同样采用图5(c)所示的掩膜模板,可以看到本文网络模型的充填结果更好。通过对10张原始图像和不同模型对应充填生

成的图像分别计算平均像素灰度误差和SSIM(structural similarity index)值,进行定量分析,最后对10张图片每项的结果求取平均值,结果如表1所示。

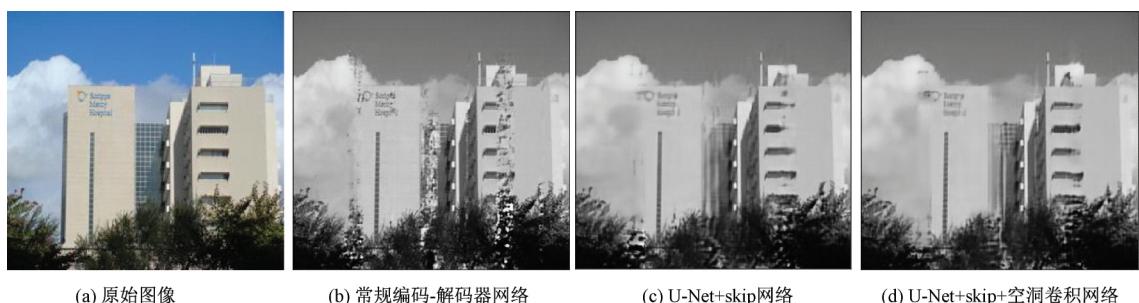


图7 自然图像示例2的充填结果对比

表1 自然图像的不同模型结果对比

评价指标	常规编码-解码器	U-Net+skip	U-Net+skip+空洞卷积
平均像素灰度误差	9.4661	8.4410	8.3573
SSIM	0.7850	0.7986	0.7991

这里,平均像素灰度误差即计算原始灰度图像与充填结果图像在对应像素位置的灰度差值的绝对值之和,再除以像素数目,求取平均误差。SSIM反映了两幅图像的相似度。由表1看到,随着平均像素灰度误差逐渐减小,SSIM值逐步增加,说明网络模型的充填效果越来越好。本文采用的网络比常规编码-解码器网络在平均像素灰度

误差这一指标上,减少了11.71%。

#### 4.2 砂砾岩电成像图像实验

本文采用YJ油区Y920井的砂砾岩电成像测井资料,进行实验。图8和9所示为砂砾岩电成像图像的填充结果,原测井真实图像如图8、9(a)所示,首先使用常规编码器网络进行填充,实验效果如图8、9(b)所示,发现整体图像空白条带的填充痕迹较为明显,填充后砂砾岩的边缘轮廓不清晰、不连续,总体视觉效果不佳。采用U-Net+skip模式的网络模型,实验结果如图8、9(c)所示,结果表明充填后的图像提升了视觉填充效果。整体空白条边缘的填充痕迹已基本消除,且更准确地填充了图像内容,整体图像的连续性更好。最后在网络中引入空洞卷积进行

实验,充填结果如图 8、9(d)所示。可以看到,填充的砂砾岩的边缘轮廓更为清晰,进一步提升了总体视觉效果,表

明引入空洞卷积增大了常规感受野,从而在 U-Net 的压缩编码路径中,捕获了有效的多尺度上下文特征信息。

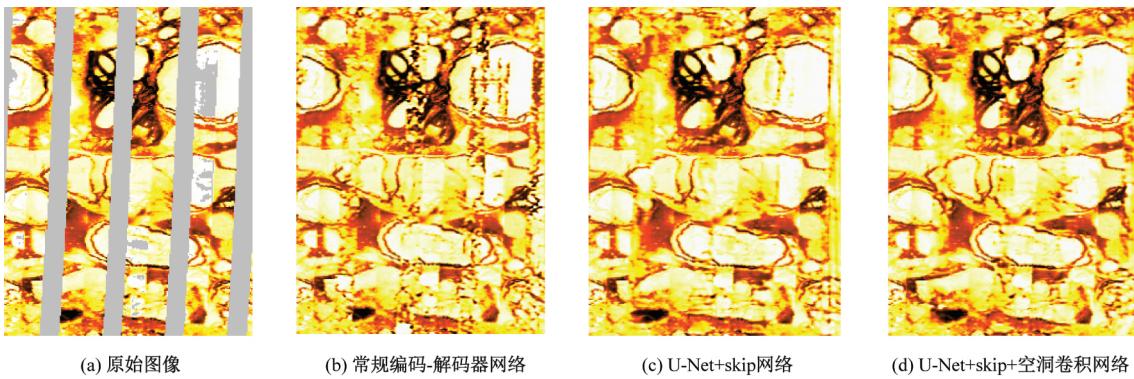


图 8 砂砾岩图像充填结果对比 1

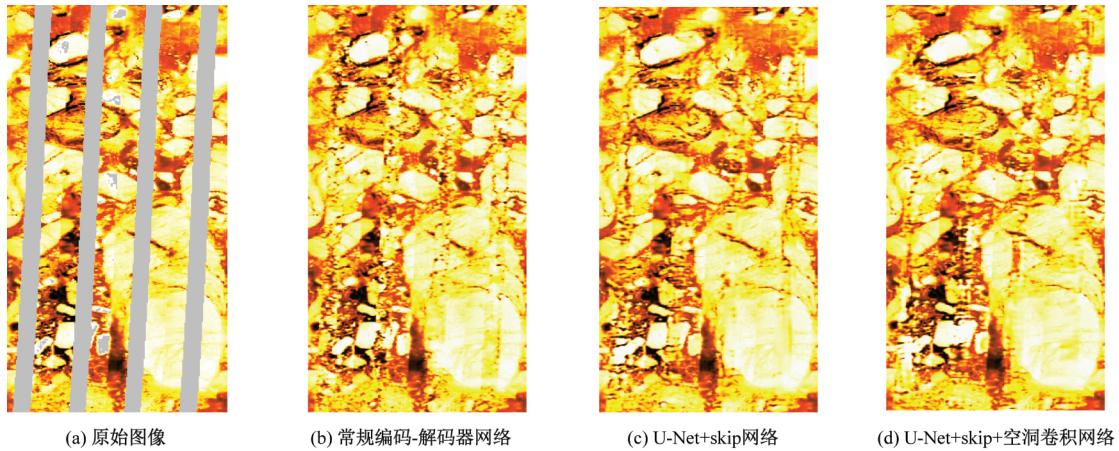


图 9 砂砾岩图像充填结果对比 2

## 5 结 论

本文通过在 U-Net 网络中引入 skip 模式,并将 U-Net 压缩编码路径中的标准卷积替换为空洞卷积,加强了网络模型对复杂结构和纹理特征的感知,更好地恢复了砂砾岩图像中砾岩颗粒的轮廓细节信息。在自然场景和实际砂砾岩图像的实验结果表明,本文构建网络能够有效地对图像中的空白条带进行充填,视觉效果比常规的编解码器网络有了进一步的提升,且在平均像素灰度误差和 SSIM 等定量判别指标上优于常规编解码器网络。本文中图像高级语义特征和低级语义特征的有效结合未做深入探讨,多尺度、多层次的语义特征混合编码网络是下一步的重点研究方向。

## 参考文献

- [1] 李志虎, 张翔, 罗利, 等. 碳酸盐岩复杂背景孔洞自动识别及参数计算[J]. 断块油气田, 2016, 23(3): 314-319.
- [2] 袁子龙, 陈曦, 张洪江. 电成像测井资料在砂砾岩油气藏岩性识别中的应用[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(4): 758-761.
- [3] 胡刚, 张翔, 王智, 等. 基于成像测井图像纹理特征的火成岩岩性识别[J]. 国外测井技术, 2011, 182(2): 50-52.
- [4] 孙健孟, 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.
- [5] HURLEY N F, ZHANG T F. Method to generate full-bore images using borehole images and multipoint statistics [J]. SPE Reservoir Evaluation and Engineering, 2011, 14(2): 204-214.
- [6] YAMADA T, QUESADA D, ETCHECOPAR A, et al. Revisiting porosity analysis from electrical borehole images: Integration of advanced texture and porosity analysis[C]. 54th SPWLA Annual Logging Symposium, Society of Petrophysicists and Well-Log Analysts, New Orleans, 2013.
- [7] 傅少庆, 伍东, 李斐, 等. 电成像空白条带自适应修复方法[C]. 第十八届测井年会论文集, 2013: 391-398.
- [8] 王俊华. 基于电成像测井图像处理关键技术研究[D]. 湖北: 长江大学, 2015.

- [9] 邢强, 张晋言. 应用形态分量分析算法研究电成像测井空白条带填充[J]. 测井技术, 2017, 41(5):555-559.
- [10] 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充填方法[J]. 测井技术, 2019, 43(6): 578-582.
- [11] ULYANOV D, VEDALDI A, LEMPITSKY V. Deep image prior[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, Salt Lake City, 2018:9446-9454.
- [12] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [13] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), IEEE, Boston, 2015:3431-3440.
- [14] 梁格颖, 王文琪, 汪文, 等. 基于空洞卷积的语义图像分割算法研究[J]. 信息通信, 2019(6):33-36.
- [15] 陈彦彤, 李雨阳, 陈伟楠, 等. 基于深度语义分割的遥感图像海面舰船检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1):236-243.
- [16] 李雪瑾, 李昕, 徐艳杰. 基于生成对抗网络的数字图像修复技术[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1): 45-51.
- [17] 刘小利. 基于深度学习算法的图像融合[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(7):38-42.
- [18] 李镇锋, 陈晓荣, 管婷欣, 等. 基于机器视觉的断裂字符串识别研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(10):136-139.

#### 作者简介

陈建华, 硕士研究生, 工程师, 主要从事测井资料采集与处理工作。

E-mail: chenjianhuacq@cnpc.com.cn