

卷积神经网络在井间地层自动对比中的应用

刘 鸽¹⁾, 冯德永¹⁾, 吕文君²⁾, 刘海宁¹⁾

1) 中国石化胜利油田分公司物探研究院, 山东东营, 257000;

2) 中国科学技术大学自动化系, 合肥, 230027

关键词: 地层自动对比; 卷积神经网络; 训练与预测; 人工智能

地层对比是依据各井单砂层测井曲线的形态特征、幅度、厚度、深度及其他地质信息进行同层位对比, 确定井间小层连通关系的工作, 是储层描述、油藏表征中的重要内容。传统人工对比方法耗时耗力、主观性强, 随着勘探数据的爆炸式增加, 基于人工智能的自动地层对比方法具有巨大的应用潜力。卷积神经网络 (CNN) 是一种以卷积为计算核心并且具有深度结构的深度学习算法, 具有强大的特征学习和分类能力 (Hinton and Salakhutdinov, 2006), 可以对测井曲线进行特征提取和分析, 进而实现地层自动对比 (徐朝晖等, 2019)。本文提出一种基于 CNN 的井间地层对比框架模型, 并在胜利油田进行了初步应用, 具有较好的效果, 具有进一步的推广价值。

1 方法与实施

井间地层对比度的基本思路是根据地质特征选择测井曲线、厚度和顶深作为砂岩体的属性。给定相邻井的各对比层属性, 来预测两个井之间的地层是否连接, 定义网络输入、输出和目标函数。由于地质背景下, 两井之间的地层连接的数量远远少于不连接的数量, 若直接使用深度神经网络学习映射, 将导致网络过拟合。为此, 本文提出了由 CNN 模块和启发式纠错 (EC) 模块构成的两部框架, 分别实现地层的粗对比和精细对比 (图 1)。

1.1 CNN 模块

由于不同的砂岩体具有不同的厚度, 因此在数据输入网络之前将尺寸统一为 1×97 。给定来自两个砂岩体的测井曲线, 使用两个具有共享结构的独立卷积块来提取其各自的特征。具体来说, 对于每个卷积块 (图 1b), 有两个交替的卷积层和最大池化

层。在每个卷积层之后, 施加一个线性整流单元 (ReLU) 作为激活函数。然后将两个地层体测井曲线的特征连接起来, 并添加两个地层体的顶深和厚度特征, 得到最终的特征向量。最后, 使用两层全连接网络执行二分类任务。CNN 模块旨在提供所有可能的连接。即 CNN 模块提供的连接结果不会丢失实际存在的连接, 但是允许某些实际上不存在的连接。另一方面, 如前所述, 正样本的数量远远少于负样本的数量。

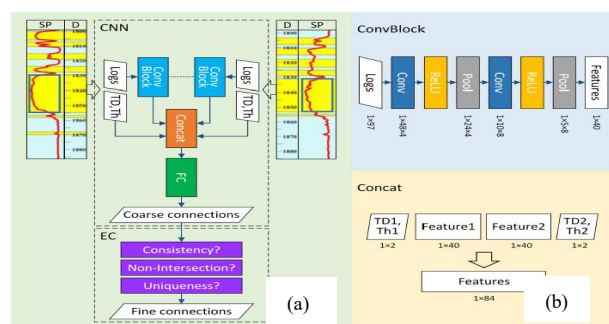


图 1 基于卷积神经网络的地层对比框架结构图

1.2 EC 模块

由于 CNN 模块提供了完整但并非完全正确的连接结果。因此, 我们在 CNN 模块基础上增加了 EC 模块, 该模块可以从 CNN 的结果中删除一些实际不存在的连地层连接。该模块的核心算法依据地层对比中的三个基本核心特征: 一致性, 不相交性和唯一性。其中, 一致性是指相邻井间地层分布不会出现太大跳跃, 深部差异有限; 不相交性只是地层连接之间不能有相交的情况; 唯一性是指地层对比中主要为一对一的连接关系。

2 实验过程与结果分析

2.1 实验方案设置

为了验证方法的有效性, 本研究选择了胜利油

田的 20 口井，其中两口相邻的井组成了一对井，用于井间地层对比预测任务。由于无法获得地下砂岩体的真实分布，故将专家提供的井间砂岩剖面图作为砂岩分布标签。共有 25 张井间剖面图，并使用“留一法”评估模型的性能。所有结果均为在一张测试图上进行 5 次实验的平均值。在 25 张井间剖面图中，通过一对一连接，获得了 10171 个样本，包括 295 个正样本（即已连接）和 9876 个负样本（即未连接）。每个样本的特征由测井曲线，地层体顶深和厚度组成。样本输入模型前进行数据预处理，包含四个步骤：数据归一化、维度统一、滤波和类别均衡。通过观察模型在每个类别上的分类准确性及其平均准确性来评估模型的性能。模型中的 CNN 基于 Adam 优化器进行训练，学习率为 0.001。同时，采用批量大小为 50 的小批量训练策略来加速计算。

2.1 实验结果分析

由于没有其他类似的方法进行对比，本研究通过将本模型与其变体模型的预测性能进行对比，来验证方法中各个组件的有效性，验证结果表明，本模型预测的平均精度可以达到 94.2%，可以很好的替代人工对比工作。另一方面，验证结果表明 EC 模块的存在可以有效的修正 CNN 预测的结果，提高地层对比的可靠性。

同时，本研究也测试了 CNN 分析过程中几个关键参数对实验结果的影响（图 2）。在不同的卷积核尺寸和数量的情况下，最佳性能通常是在平衡参数等于 2 时实现的，较小或较大的值都会导致精度降低。此外，在大多数情况下，将两个卷积层的卷积核尺寸设置为 3 和 5 并将卷积核数量设置为 4 和 8 的会取得较好性能。

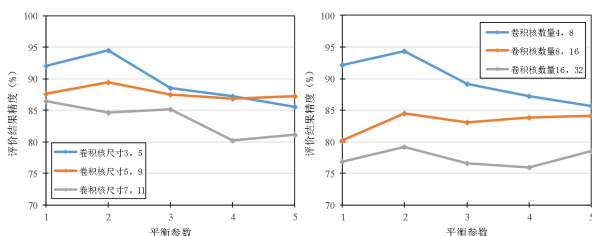


图 2 平衡参数 λ 、卷积核尺寸和卷积核数量对结果影响

图 3 分别展示了在地层相对平缓的简单区域和地层特征复杂的区域进行井间地层对比的实例。在平缓地区（图 3a），本方法的预测结果能直接展示出该地区地层发育的趋势和规律；而在复杂区域

（图 3b），本方法仍然可以勾勒出地层体的分布趋势。因此，对比人员只需要微调模型及自动井间对比连接结果，即可构建完整的井间地层对比剖面图。

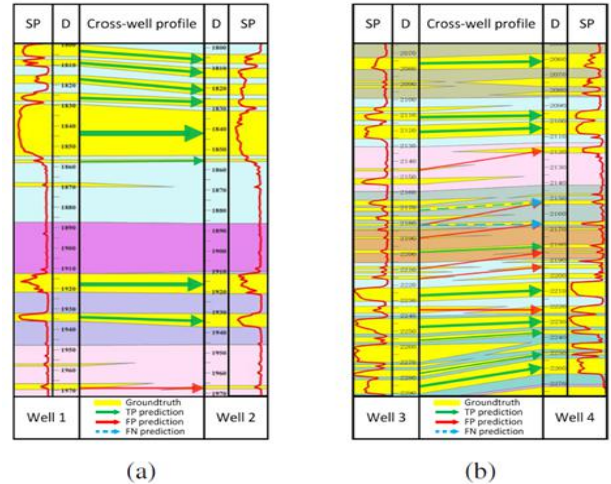


图 3 井间地层对比实例

3 结论

本研究完成了一种自动井间地层对比连接预测的尝试，提出了一个包含卷积神经网络和纠错算法两部分的对比预测框架。CNN 首先对相似的地层体进行较粗的初步筛选，并提供完整的连接结果。然后，EC 算法根据一致性，不相交和唯一性这三个地质特征来完善 CNN 的结果，实现地层对比结果的精细校正。实验结果分析表明，该方法的平均准确率达到 94.2%，建立的模型可以代替对比人员们 90% 以上的工作。根据验证结果，对比人员不需要分析整个地层对比连接过程，仅仅微调模型提供的结果即可以实现地层的对比连接。

参 考 文 献 / References

- 徐朝晖, 刘钰铭, 周新茂, 何辉, 张波, 吴昊, 高建. 2019. 基于卷积神经网络算法的自动地层对比实验. 石油科学通报, 4(1): 1~10.
- Hinton G E, Salakhutdinov R R. 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks. Science, 313(5786): 504~507.

LIU Ge, FENG Deyong, LÜ Wenjun, LIU Haining: Application of convolutional neural network in automatic stratigraphic correlation

Keywords: automatic stratigraphic correlation; convolutional neural networks; training and testing; artificial intellig