

文章编号: 1672-8785(2022)12-0037-08

## 基于 Elman 神经网络的地层水污染率 近红外光谱实时测量方法

孔 笋 沈 阳 左有祥 褚晓冬

(中海油田服务股份有限公司油田技术事业部, 河北 廊坊 065201)

**摘 要:** 在钻井过程中, 水基钻井泥浆会透过泥饼渗入地层从而污染地层水。为了取得纯净的地层水样品, 需要对其污染程度进行实时监测。取样前, 流体由水基泥浆滤液逐渐过渡到纯净地层水, 通过获取滤液、纯地层水以及混合流体的吸光度可实时计算地层水受到污染的程度。鉴于井下地层水污染率在线监测可看作时间序列预测问题, 采用了 Elman 神经网络模型对吸光度数据进行训练, 从而预测纯地层水吸光度。采用海上实井数据进行了验证, 将基于 Elman 神经网络预测得到的地层水吸光度与泵抽初期采集的钻井液泥浆滤液吸光度相结合, 可以计算出实时的地层水污染率, 并将其与实验室水分析结果进行了对比。结果表明, 它们的一致性很好。与传统算法相比, 新方法高效可靠, 具有广泛的适用性和较好的应用价值。

**关键词:** 水基泥浆滤液; 地层水; 污染监测; 近红外; Elman 神经网络

**中图分类号:** P631    **文献标志码:** A    **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2022.12.007

## Real Time Measurement of Formation Water Pollution Rate by Near-Infrared Spectrum Based on Elman Neural Network

KONG Sun, SHEN Yang, ZUO You-xiang, CHU Xiao-dong

(R&amp;D Institute of Well-Tech, China Oilfield Services Co., Ltd., Langfang 065201, China)

**Abstract:** During the drilling process, water-based drilling mud can infiltrate the formation through mud cake and contaminate the formation water. In order to obtain pure formation water samples, it is necessary to monitor the pollution level in real time. Before sampling, the fluid is gradually transferred from water-based mud filtrate to pure formation water. The degree of formation water contamination can be calculated in real-time by obtaining the absorbance of filtrate, pure formation water, and mixed fluid. In view of the fact that online monitoring of downhole formation water pollution rate can be regarded as a time series prediction problem, Elman neural network model is adopted to train the absorbance data, so as to predict the absorbance of pure formation water. The validation is performed using offshore well data. Combining the absorbance of the formation water based on the Elman neural network and that of the drilling fluid filtrate collected at the initial pumping stage,

收稿日期: 2022-08-30

基金项目: 中海油集团公司重大科技专项(YJB22YF003)

作者简介: 孔笋(1982-), 女, 山西绛县人, 工程师, 博士研究生, 主要从事井下流体分析方法研究。

E-mail: kongsun@cosl.com.cn

the real-time formation water pollution rate can be calculated and compared with the laboratory water analysis results. The results show that they are in good agreement. Compared with the traditional algorithm, the new method is efficient and reliable, and has wide applicability and good application value.

**Key words:** water-based mud filtrate; formation water; pollution monitoring; near-infrared; Elman neural network

## 0 引言

地层流体取样是识别流体样本性质最直接、最有效的方式,因此井下流体实时分析技术也得到了发展,其最重要的作用是识别油藏中是碳氢化合物还是水或  $\text{CO}_2$  等其他流体,并取得相应的样品送到地面来分析。取样仪器在钻井结束后下入井中。在钻井过程中,为了实现井筒增压时防止井喷、防止钻井液漏失到渗透地层、从井中将钻屑举升出来、润滑钻具、稳定井壁等作用,通常使用水基泥浆或油基泥浆钻进油井。也正因为如此,泥浆滤液会通过泥饼漏失到渗透地层<sup>[1]</sup>。

当取样流体为地层水时,会面临一些挑战。其中主要的困难是,部分钻井液渗透到地层水中,造成原始地层流体的污染。尤其是当钻井泥浆为水基泥浆时,根据流体性质,两者会互溶而难以区分,因此只有在污染程度很低的情况下,才能收集到足够的原始地层流体<sup>[2-3]</sup>。在抽吸地层流体初期,往往最先进入管线的是泥浆滤液。两者十分相似的物理化学性质会干扰工程师对取样时机的判断。

目前,地层水样品污染定量分析方法主要分为两种:一是在钻井过程中将示踪剂<sup>[4]</sup>与钻井液混合,然后将样品携带回地面实验室进行分析,或者在钻井时多次取样,并根据滤液与地层水中的不同离子含量的差异进行现场分析(分析过程比较繁琐);二是井下实时定量分析,通过荧光示踪剂、多传感器以及电阻率进行监测<sup>[5-7]</sup>,但会有一定的应用局限性。

近几年,随着国内增强型地层测试仪(Enhanced Formation Dynamic Tester, EFDT)<sup>[8]</sup>光谱测量模块的广泛应用,基于井下近红外光谱的流体分析方法也成为研究的热点<sup>[9]</sup>。根据不

同流体吸收光的差异性,近红外光谱能够对流体性质进行快速、无损、有效、精准的识别,为全面地深度分析地层流体提供了广阔的思路。在此背景下,本文利用 EFDT 光谱模块提出了一种基于 Elman 神经网络的地层水污染监测方法。该方法能够快速有效地实时计算污染率,为井下取样时机提供了可靠的依据。

## 1 地层水污染测量背景描述

### 1.1 基于近红外光谱的地层水污染测量原理

近红外区域在 700 nm 到 2500 nm 之间,发生在该区域的吸收谱带对应分子基频振动的倍频和组合频。含氢基团 X-H(如 C-H、N-H、O-H 等)的分子吸收红外辐射后会改变分子中化学键的振动能态。不同基团或同一基团在不同化学环境中的近红外吸收波长与强度都有明显差异。根据近红外光谱提供的丰富信息,可以对含氢有机物质进行定性或定量分析<sup>[10-11]</sup>。

水基钻井泥浆滤液的主要成分是黏土和水。其中,黏土是由含水铝硅酸盐(如高岭石、水云母、微晶高岭石等矿物)组成的混合物。这些成分在近红外谱段无明显吸收峰。由于滤液和地层水都以水物质为主,水分子中的 O-H 键在近红外谱段有 1440 nm 和 1940 nm 两个吸收峰,所以两者具有相同的光谱特征峰。但泥浆滤液中存在微小颗粒物,使得光谱存在一定的散射。因此,在相同环境下,滤液与纯净地层水的吸光度有一定的差别(见图 1)。利用吸光度的差异性,可以有效地分辨泥浆滤液和地层水,并能够定量计算出地层水的污染程度。

### 1.2 井下光谱测量装置

图 2 为 EFDT 的工作示意图。光谱短节为

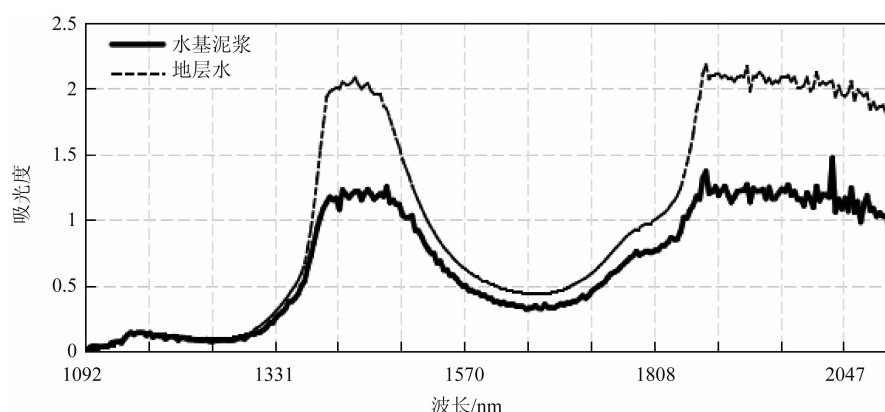


图 1 水基钻井液滤液与地层水吸光度对比

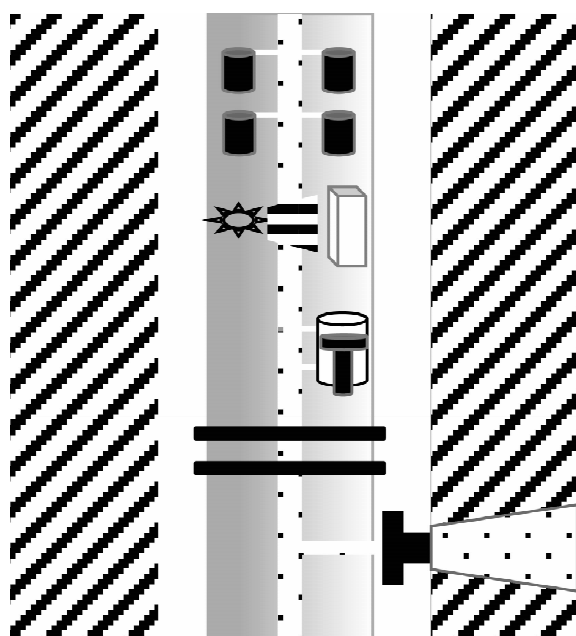


图 2 EFDT 的工作示意图

EFDT 工具串的核心模块, 主要功能是利用近红外光谱吸收技术实时分析井下流体的性质。在泵抽过程中, EFDT 将地层流体抽吸到仪器管线中, 流体会流经工具串中的各个功能模块。当流体经过近红外光谱模块时, 光谱探头对流体进行采集, 并开展实时分析。

图 3 为近红外光谱采集的原理示意图<sup>[12-13]</sup>。光源发射出的宽频复合光透过光学窗口, 穿过流体管线, 然后通过光纤传输到达光谱探头。经过一系列光学系统(包括光纤接口、遮光器、准直器、滤光器、光栅、探测器等元器件)的转换, 复合光被分解成了单色光, 从而形成了波长范围内的光谱信息。

## 2 污染度计算原理

### 2.1 波长点选择

EFDT 井下光谱模块一次可测量近红外波段的 256 个波长点, 每个波长点对应的吸光度代表物质相应的光谱特征。为了有效地区分地层水和水基泥浆, 需要找到能够最大化两种物质差异的波长点。从图 1 中可以看出, 在 1440 nm、1680 nm 以及 1888 nm 区域, 地层水和泥浆滤液的吸光度有明显的差异, 因此可将其作为波长点的选取范围。另外还去除一些不稳定的波长点及波长范围。通过式(1)可以初步确定用于分析计算的波长点  $i$ 。

$$\Delta OD_{max} = \max_{0 \leq i \leq 255} (OD_{fw}^i - OD_{ubm}^i) \quad (1)$$

### 2.2 算法基本原理

根据朗伯-比尔定律, 混合溶液的吸光度满足两种纯物质溶液的线性叠加关系, 即水基泥浆和纯地层水的吸光度满足以下线性关系式<sup>[6]</sup>:

$$OD = \eta OD_{fw} + (1 - \eta) OD_{ubm} \quad (2)$$

由式(2)可得

$$\eta = \frac{OD - OD_{ubm}}{OD_{fw} - OD_{ubm}} \quad (3)$$

式中,  $OD$  为实时监测的流体吸光度;  $OD_{ubm}$  为泥浆滤液的吸光度;  $OD_{fw}$  为纯地层水的吸光度;  $\eta$  为混合流体中地层水的分率;  $1 - \eta$  为混合液中滤液的含量, 即污染率。只要知道泥浆滤液吸光度和纯地层水吸光度的值就可确定污染率。因此, 需要解决的问题变成了如何利

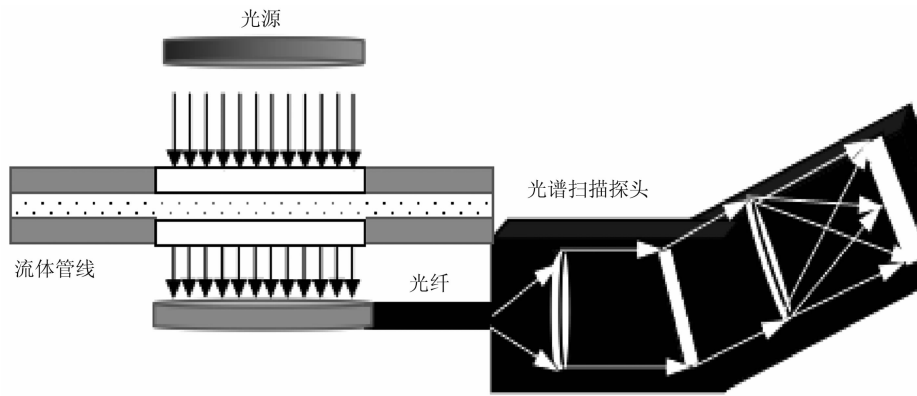


图 3 近红外光谱采集的原理示意图

用实时测量的光谱数据来确定泥浆滤液吸光度和纯地层水吸光度的值，进而确定污染率和取样时机。

水基钻井液滤液的吸光度主要有两种测定方法：(1)井下抽吸流体初始，优先进入流体管线的是滤液，通过获取初始的流体吸光度值可以确定其值；(2)在地面使用通过井下光谱仪测定好的各种温度压力下不同钻井液滤液的吸光度，测井时根据井下所采用的滤液种类和实际温度压力计算出相应的滤液吸光度值。

### 3 基于 Elman 神经网络的纯地层水吸光度预测

#### 3.1 Elman 神经网络模型

本文采用 Elman 神经网络<sup>[14]</sup>对纯地层水的吸光度进行了动态预测。Elman 神经网络由输入层、隐含层、承接层和输出层组成，如图 4 所示。它在传统 BP 神经网络结构上加了一个承接层，可以记忆过去的状态，并在下一时刻与网络的输入一起作为隐含层的输入，使网络具有动态记忆功能。因此它非常适合井下基于时间序列的流体吸光度预测问题。

图 4 中的 Elman 网络的数学模型公式如下：

$$x(t) = f(w_1 x_c(t) + w_2 u(t-1)) \quad (4)$$

$$x_c(t) = x(t-1) \quad (5)$$

$$y(t) = g(w_3 x(t)) \quad (6)$$

式中， $t$  表示时刻；连接权  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$  分别为承接层与隐含层单元、输入单元与隐含层单

元、输出单元与隐含层单元的连接权矩阵； $x_c(t)$ 、 $x(t)$  分别表示承接层单元的输出、隐含层单元。

Elman 神经网络的学习指标函数采用误差平方和函数：

$$E(t) = \sum_{i=1}^q (y_i(t) - \tilde{y}_i(t))^2 \quad (7)$$

式中， $q$  为输出节点数； $y_i(t)$  为  $t$  时刻第  $i$  个输出节点的实际输出量； $\tilde{y}_i(t)$  为  $t$  时刻第  $i$  个输出节点的目标输出量。

#### 3.2 地层水吸光度预测模型

选取  $t$  时刻前  $r$  个时间点的吸光度来预测  $t$  时刻的吸光度  $OD_t$ ，则映射函数为

$$OD_t = f(OD_{t-1}, OD_{t-2}, \dots, OD_{t-r}) \quad (8)$$

基于时长为  $T$  的泵抽流体吸光度数据，选取  $OD_1 \sim OD_r$  组成第一个样本。其中， $(OD_1, OD_2, \dots, OD_{r-1})$  为自变量， $OD_r$  为目标函数值。接着选取  $OD_2 \sim OD_{r+1}$  组成第二个样本。其中， $(OD_2, OD_3, \dots, OD_r)$  为自变量， $OD_{r+1}$  为目标函数值。依次类推，构造出样本矩阵：

$$OD = \begin{bmatrix} OD_1 & OD_2 & OD_3 & \cdots & OD_r \\ OD_2 & OD_3 & OD_4 & \cdots & OD_{r+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ OD_{n-1} & OD_n & OD_{n+1} & \cdots & OD_{n+r-2} \\ OD_n & OD_{n+1} & OD_{n+2} & \cdots & OD_{n+r-1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中， $n$  为划分的样本数量，每一行为一个样本，最后一列为期望输出。



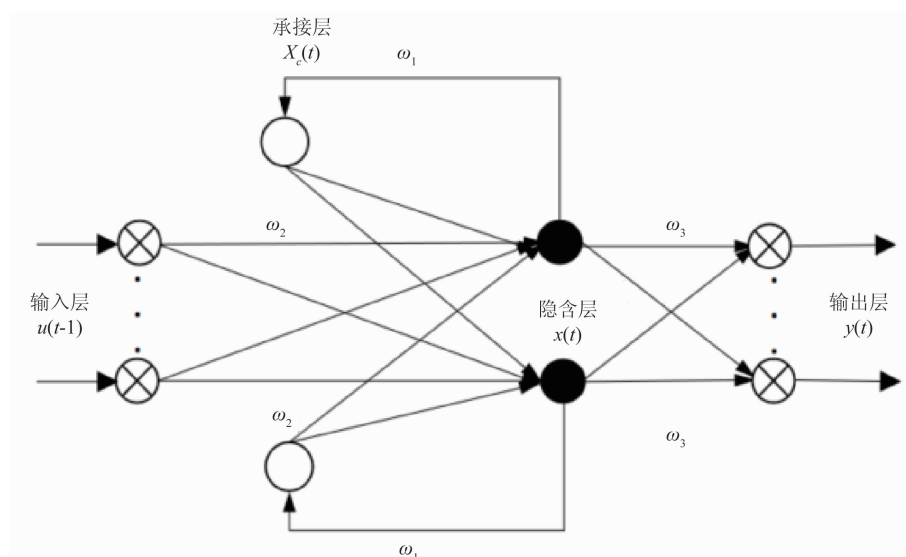


图 4 Elman 神经网络模型

构造好样本矩阵, 接下来创建 Elman 神经网络。具体算法步骤如下:

(1) 导入吸光度数据, 并对其进行平滑、基线校正、去散射以及归一化等预处理;

(2) 设置隐含层神经元的个数和延迟;

(3) 一般选取训练函数为自适应学习速率动量梯度下降反向传播算法, 学习函数为动量梯度下降权值和阈值学习函数;

(4) 设置网络参数, 即网络迭代次数与期望误差;

(5) 开始训练网络, 当达到期望误差时, 结束学习。

#### 4 应用实例

以海上某井为例, 采用上述地层水污染预测方法进行污染程度预测。该井目标层点为水层, 泵抽时长为 258 min, 分别在 120 min 和 258 min 时进行取样。

本文选取了 1440 nm、1680 nm 以及 1888 nm 吸光度周边泵抽时段的端点吸光度幅值差异较大的若干波长点。1422 nm、1442 nm 以及 1864 nm 所对应曲线比选取 1677 nm 和 1673 nm 时更能充分反映从钻井液滤液过渡到地层水的变化情况。但 1422 nm、1442 nm 以及 1864 nm 三处光谱曲线的波动非常大, 数据稳定性较差; 而 1677 nm 和 1673 nm 在整个泵抽

过程中, 虽然端点吸光度差异性不如前三个波长点, 但数据比较平稳, 更适合用来计算污染率。1422 nm 和 1673 nm 所对应的吸光度变化曲线如图 5 所示。经过综合分析, 在此次应用中选取了 1673 nm 作为污染预测波长点。

开始泵抽时, 有大量泥沙颗粒进入, 导致光谱曲线出现大幅波动。待曲线稳定后开始分析。1500 s 后, 光谱曲线趋于平稳, 进入泥浆滤液侵入期, 监测得到滤液吸光度为 0.12; 大约持续了 150 s 左右后进入更替期, 该区间纯地层水含量越来越高, 污染率呈快速下降趋势; 约 1000 s 后进入平稳期, 该区间流体管线中主要是地层水, 还有少量的滤液, 流体吸光度变化趋势减缓。

考虑到井下在线测量污染率的时效性, 需要尽可能地提高训练速度和简化网络结构, 因此采用单隐层的 Elman 神经网络进行训练学习。以 0.25 s 的时间间隔对吸光度进行采样。对于某个时刻的吸光度, 本文将前 6 个数据作为输入, 将第 7 个数据作为输出, 即输入层有 6 个神经元, 输出层有 1 个神经元。选取隐含层节点数为 15, 隐含层传递函数默认为 s 型函数。随着时间序列的推移, 参与训练的样本数据也逐渐增加。参与学习的样本数据量越多, 预测结果越准确。基于大量的计算机数值模

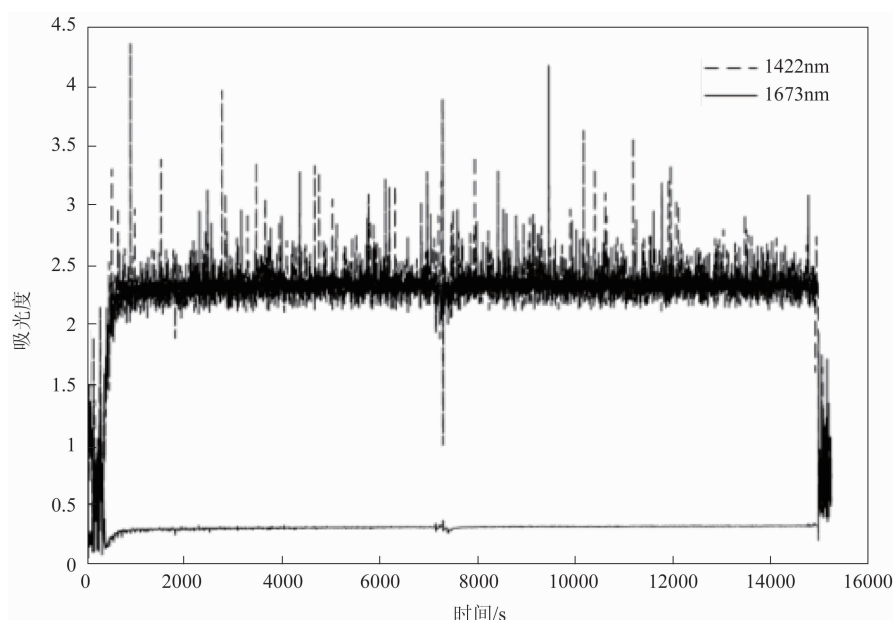


图 5 吸光度变化曲线

拟, 依照训练后的模型外推时间足够长, 可以计算得到近似纯净的地层水吸光度。

图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)分别显示了随着泵抽时间的延长积累到 10000、20000 以及 30000 数据点的学习结果。可以看出, 随着数据量不断增多, 神经网络模型的精度也越来越高。当积累到 30000 个数据点时, 在时间足够长的情况下, 计算得到纯地层水吸光度为 0.29。

结合 Elman 神经网络预测的地层水吸光度, 采用前面所述的污染率计算方法, 可以计算得到污染率变化曲线(见图 7)。可以看出, 侵入初期的污染率最高, 稍后污染率开始迅速下降, 待污染率降到 0.4 以下时, 变化趋势开始减缓。根据式(3), 计算得到 120 min 和 240 min 的地层水纯度分别为 75.31% 和 86.56%。对应的污染率与实验室样品水分析结果(见表 1)的一致性较好。

表 1 Elman 方法与实验室分析的污染率对比

| 样品编号 | 泵抽时间/min | 实验室水分析 | 本文 Elman 方法 |
|------|----------|--------|-------------|
| 1    | 120      | 21.38% | 24.69%      |
| 2    | 240      | 12.7%  | 13.44%      |

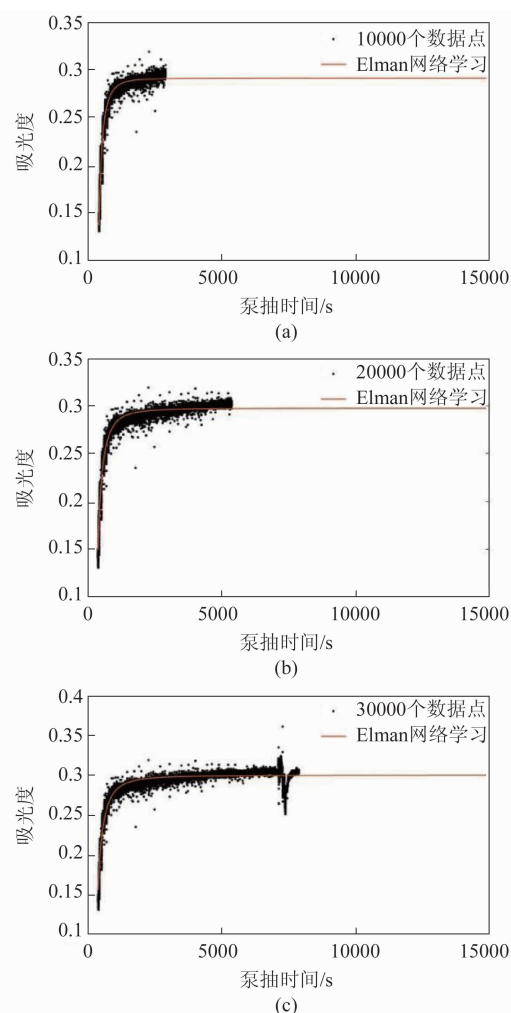


图 6 神经网络预测学习

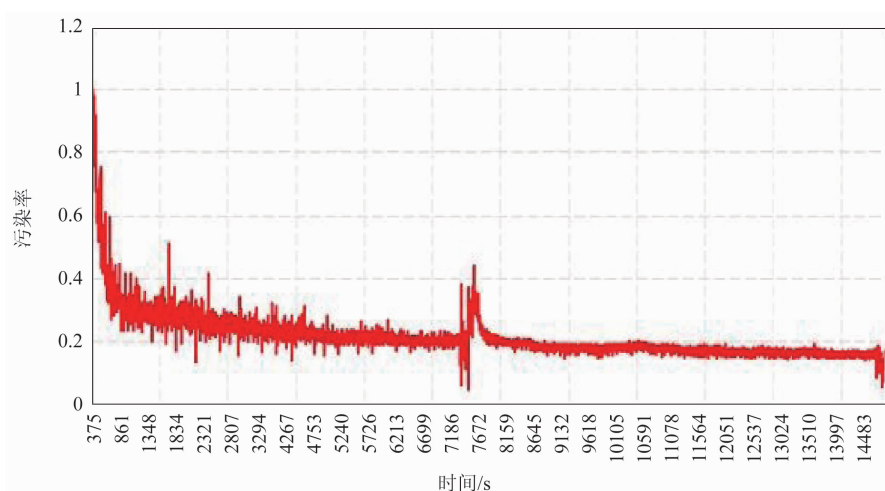


图 7 污染率变化曲线

## 5 结束语

在地层水的污染程度实时监测过程中, 由于水基钻井液滤液与地层水的性质十分相近, 因此区分水基泥浆滤液和地层水存在困难, 给地层流体取样时机的选择增加了难度。鉴于光谱能够有效地区分地层水和滤液, 本文提出了一种基于 Elman 神经网络的地层水污染率近红外光谱实时测量方法, 并得出了以下结论:

(1) 基于钻井液泥浆滤液和地层水在近红外谱段吸收峰的差异性, 根据混合溶液吸光度线性叠加原理, 提出了地层水污染率的计算方法。

(2) 获取泥浆滤液和纯地层水的吸光度是计算污染率的关键, 泥浆滤液吸光度可以通过在泵抽初期采集得到, 纯地层水的吸光度则通过 Elman 神经网络来预测。Elman 算法在传统 BP 神经网络的基础上增加了一个延迟单元, 可记忆过去状态, 特别适合解决井下基于时间序列的预测问题。

(3) 通过海上某井对该算法的有效性进行了验证, 并将污染率与实验室的地层水样品分析结果进行了对比。结果表明, 本文提出的方法与地层水分析结果有很好的一致性, 能够有效地识别地层水污染率。

本文将近红外光谱技术和人工智能算法相结合, 为井下地层水污染实时监测提供了新的

思路和方法, 并取得了很好的应用效果。新方法同时也为未来在复杂油气层中实现精准取样提供了新的研究方向。

## 参考文献

- [1] Mullins O C. *The Physics of Reservoir Fluids: Discovery Through Downhole Fluid Analysis* [M]. Sugar land: Schlumberger, 2008.
- [2] Mullins O C, Schroer J. Real-time Determination of Filtrate Contamination During Openhole Wireline Sampling by Optical Spectroscopy [C]. Dallas: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 2000.
- [3] 匡立春. *电缆地层测试资料应用导论* [M]. 北京: 石油工业出版社, 2005.
- [4] Hutchins R D, Dovan H T, Sandiford B B. Aqueous Tracers for Oilfield Applications [C]. Anaheim: SPE International Symposium on Oilfield Chemistry, 1991.
- [5] Gisolf A, Zuo J Y, Achourov V V, et al. Accurate New Solutions for Fluid Sample Contamination Quantification, with Special Focus on Water Sampling in Water-Based Mud [C]. Houston: Offshore Technology Conference, 2016.
- [6] Zuo J Y, Gisolf A, Dumont H, et al. A Breakthrough in Accurate Downhole Fluid Sample Contamination Prediction in Real Time [C]. Long Beach: SPWLA 56th Annual Symposium, 2015.
- [7] 刘海波, 范川, 王猛, 等. 电缆地层取样实时流

- 体性质识别方法 [J]. 测井技术, 2020, **44**(4): 368-371.
- [8] 冯永仁, 左有祥, 王健, 等. 地层测试技术及其应用的进展与挑战 [J]. 测井技术, 2019, **43**(3): 217-227.
- [9] 孔笄, 沈阳, 张小康, 等. 井下混合流体光谱在线分析技术研究 [J]. 测井技术, 2015, **39**(4): 405-408.
- [10] Workman J, Weyer L. 褚小立, 许育鹏, 田高友译. 近红外光谱解析实用指南 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2009.
- [11] 褚小立. 现代光谱分析中的化学计量学方法 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2022.
- [12] 孔笄, 祁彬彬, 沈阳, 等. 一种新的遗传神经网络组合方法在近红外光谱分析中的应用 [J]. 红外, 2013, **34**(12): 30-33.
- [13] 沈阳, 孔笄, 张小康, 等. 地层流体光谱扫描探头设计 [J]. 测井技术, 2019, **43**(2): 195-198.
- [14] Elman J L. Finding Structure in Time [J]. *Cognitive Science*, 1990, **14**(2): 179-211.