

永久式井下压力计数据生产阶段识别方法

于伟强¹, 刘均荣², 左翊寅¹, 王东海³, 高鸿泉³

1. 中法渤海地质服务有限公司 天津 300452

2. 中国石油大学(华东)石油工程学院 山东青岛 266580

3. 中国石油集团渤海钻探工程公司油气井测试分公司 河北廊坊 065007

通讯作者:Email:yuwq@cfhg.com

项目支持:国家科技重大专项“多气合采钻完井技术和储层保护”(2016ZX05066)

引用:于伟强,刘均荣,左翊寅,等. 永久式井下压力计数据生产阶段识别方法[J]. 油气井测试, 2018, 27(2): 14-21.

Cite: YU Weiqiang, LIU Junrong, ZUO Yiyin *et al.* Identification of production stages based on data from permanent downhole pressure gauge [J]. Well Testing, 2018, 27(2):14-21.

摘要 由于井底流动情况复杂,永久式井下压力计数据常含有不同程度噪声,使划分生产阶段的工作量巨大且困难,直接影响地层参数解释结果的准确性。分别在数据中加入方差为 0.005 和 0.010 的高斯白噪声,对比分析小波模极值方法和基于滤波器的分步卷积方法识别永久式压力数据生产阶段突变点过程中对噪声的敏感程度,探索生产阶段噪声敏感性较小的识别方法。结果表明,小波模极值方法错误识别概率较高,对噪声比较敏感,在划分生产阶段前需要进行数据降噪处理和优选小波类型及判断阈值;而改进的分步滤波卷积方法能够准确、有效地识别不同生产阶段,并且对噪声的敏感性小,不需要窗函数的优选过程,为自动处理庞大的永久式井下压力计数据提供了一种新的手段。

关键词 井下压力计;识别;油藏;动态监测;噪声;小波;卷积;阈值;反褶积

中图分类号:TE353 **文献标识码**:A **DOI**:10.19680/j.cnki.1004-4388.2018.02.003

Identification of production stages based on data from permanent downhole pressure gauge

YU Weiqiang¹, LIU Junrong², ZUO Yiyin¹, WANG Donghai³, GAO Hongquan³

1. China-France Bohai Geoservices Company, Tianjin 300452 China

2. China University of Petroleum(East China), Qingdao, Shandong 266580 China

3. Well Testing Branch of Bohai Drilling Engineering Co. Ltd., Langfang, Hebei 065000 China

Abstract: Due to downhole complexities, data from permanent downhole pressure gauge often contain certain noises. This makes the division of production stages extremely challenging and onerous, thus compromising the accuracy of formation parameter interpretation results. Gaussian white noises with variance of 0.005 and 0.010 were added to the data to figure out the sensitivities of the wavelet module extremum method and the filter-based stepwise convolution method to noises when they were used in identification of the breakthrough point of production stage based on the data from permanent pressure gauge. As revealed by the results, the wavelet module extremum method has a high probability of error and is quite sensitive to noises; moreover, it requires data denoising, selection of optimal wavelet types and determination of threshold value prior to division of production stages. In contrast, the modified filter-based stepwise convolution method can identify different production stages effectively and accurately, with low sensitivity to noises, and does not need the selection of optimal window function. Thus, the modified filter-based stepwise convolution method provides an innovative alternative for automatic processing of massive data from permanent downhole pressure gauge.

Keywords: downhole pressure gauge; identification; reservoir; dynamic monitoring; noise; wavelet; convolution; threshold value; deconvolution

为了实时监测井下生产动态,越来越多的油气井安装了永久式井下压力计(PDG)^[1],工程师根据实时采集的压力、温度等参数的变化,能够实现油气藏的实时动态监测和生产分析^[2-3]。相比于传统

井下压力测试,永久式压力计测试不仅节约了测试、维护成本,还可获得更多额外的储层和井筒信息^[4]。永久式井下压力计数据的处理和分析,在油藏和油井的动态管理和生产决策中起着越来越重

要的作用。

对永久式井下压力计数据进行准确的生产阶段划分,是处理和分析工作之前的关键步骤之一^[5]。永久式井下压力计长时间不间断采点,数据量庞大^[6],与传统人工划分方法相比,自动识别永久式压力数据的生产阶段,不仅效率高,而且提高了划分的准确性,为获取数据中丰富的油藏信息提供了重要手段^[7]。由于井底流动情况复杂,永久式井下压力计数据常含有不同程度的噪声^[8],使划分生产阶段的工作量和困难增加,且直接影响地层参数解释结果的准确性。SUWAT 等针对数据量大、噪声等问题,用小波分解和重构方法,研究了 PDG 数据的生产阶段识别^[9-11]和解释分析^[12];OUYANG 等利用小波分析方法,进行了生产阶段识别的研究^[13],并对小波参数进行了优选^[14];权建峰等提出利用小波模极大值方法识别信号中的奇异点^[15-16];SUZUKI 提出利用卷积方法识别数据中的生产阶段^[17]。由于小波分析方法需要对小波类型、分解层次进行优选,过程繁杂;而卷积方法没有解决相邻生产阶段不能连续识别的问题,为了能够实现高效准确的识别生产阶段,需要对生产阶段识别的方法进行优化。

本文对比小波模极大值方法和基于滤波器的分步卷积方法,分析永久式压力数据生产阶段的准确识别过程,并比较两种方法对噪声的敏感程度,寻找到噪声敏感性较小的识别方法。

1 小波模极大值方法

近年来,小波分析在图像处理、信号分析、油气勘探开发等领域得到了广泛的应用^[18-19]。由于小波变换方法是基于时间(空间)频率的局部化分析,具有良好的时频局部特性^[20],在永久式压力计数据分析中的应用越来越广泛。

小波母函数可以通过伸缩和平移,变换得到相应的小波函数族,即

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

式中: $\Psi(t)$ 为小波函数; a 为尺度因子; b 为平移参数。

连续小波变换(CWT)的数学表达式为

$$Wf(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi(a,b,t) dt \quad (2)$$

式中: $Wf(a,b)$ 为小波变换系数。

离散小波变换(DWT)是将连续小波变换中的自变量(尺度因子 a 、平移参数 b)进行离散化处理。Mallat 提出了经典的离散小波变换方法,将原始数据与高、低通滤波器进行卷积运算,并抽取采样获得第一层小波分解的细节信号和近似信号,保证离散小波变换后的数据量保持不变;小波重构则是小波分解的反过程,它是将相同分解尺度上的细节系数和近似系数与高、低通滤波器进行反卷积运算,得到原始数据。经典 Mallat 算法过程如图 1 所示。

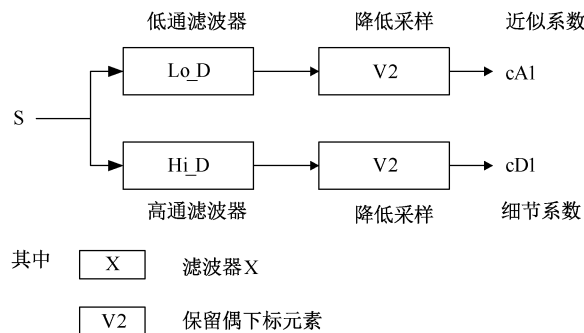


图 1 Mallat 第一尺度分解

Fig.1 Mallat first-scale decomposition

从图 1 可以看出,数据经过第一层 Mallat 分解后得到细节系数 $cD1$ 和近似系数 $cA1$,然后将近似系数 $cA1$ 使用同样的方法进行第二尺度的分解,得到细节系数 $cD2$ 和近似系数 $cA2$,依此类推,得到多尺度 Mallat 分解系数。多尺度分解过程如图 2 所示。

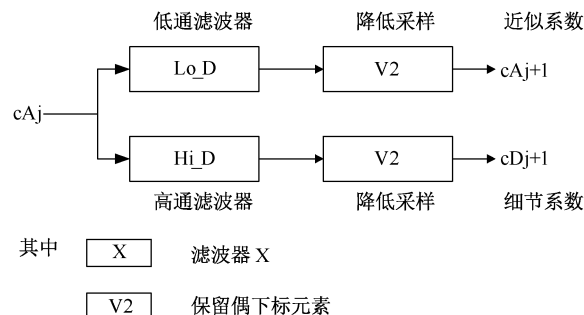


图 2 Mallat 多尺度分解过程

Fig. 2 Mallat multiscale decomposition

从图 2 可以看出,数据可以通过滤波器实现多尺度的分解。原始压力数据经过小波分解后,细节信号和近似信号在邻域内的极值点,与原始数据中的突变点对应。因此,可以通过小波变换后的模极大值点来确定永久式压力计数据中的奇异点。Mallat 和 Hwang 对小波模极大值进行了描述:在 a_0 分解尺度存在一个点 (a_0, t_0) , 使得 $|Wf(a, t_0)| < |Wf(a_0, t_0)|$, 其中 t 是 t_0 的邻域范围。则 $|Wf(a_0, t_0)|$ 即为小波模极大值, (a_0, t_0) 为小波模

极大值点。从而可以根据小波细节信号的模极值,并结合设定的判断阈值,可以准确判断原始压力数据中的奇异点,并划分生产阶段。

2 分步滤波卷积方法

滤波卷积方法通过滤波窗函数的卷积来判断流动阶段。这种方法可实现自动识别过程^[21],提高生产阶段识别的效率和准确度。但对于多个产量连续上升或连续下降的情况,则会出现漏识别的情况。针对这一问题,改进并发展了分步滤波卷积方法,并对生产阶段进行识别。

永久式井下压力数据对时间求导,得到压力导数 dp/dt ,在压力突变点的性质如式(3)和式(4)所示,即

压力恢复起始点 ($t_{0,bu}$):

$$\left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,bu}-\varepsilon} < 0, \quad \left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,bu}+\varepsilon} > 0$$

$$\text{或者} \quad \left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,bu}-\varepsilon} \approx 0, \quad \left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,bu}+\varepsilon} \gg 1 \quad (3)$$

压力降落起始点 ($t_{0,dd}$):

$$\left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,dd}-\varepsilon} > 0, \quad \left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,dd}+\varepsilon} < 0$$

或者

$$\left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,dd}-\varepsilon} \approx 0, \quad \left. \frac{dp}{dt} \right|_{t=t_{0,dd}+\varepsilon} \ll -1 \quad (4)$$

式中: ε 为正无穷小时间间隔。

按照(5)式将压力导数转化为阶梯函数:

$$f(t) = \begin{cases} 1 & dp/dt > 0 \\ 0 & dp/dt < 0 \end{cases} \quad (5)$$

阶梯函数 $f(t)$ 有 1 和 0 两个值,对应了压力导数 dp/dt 的正值和负值。在压力恢复突变点 $t_{0,bu}$ 处, $f(t)$ 从 0 变为 1;在压力降落突变点 $t_{0,dd}$ 处, $f(t)$ 从 1 变为 0。如果原始数据中含有噪声,压力导数和阶梯函数会出现上下波动的情形,为了排除噪声的干扰,将阶梯函数 $f(t)$ 与滤波窗函数 $g(t)$ 进行卷积运算,得到

$$f_{bu} * g = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) g(t - \tau) d\tau \quad (\text{压力恢复})$$

或表示为:

$$f_{dd} * g = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) g(t - \tau) d\tau \quad (\text{压力降落}) \quad (6)$$

滤波窗函数 $g(t)$ 如图 3 所示。从图 3 可以看出,滤波窗函数在坐标系中是关于原点对称的曲线,以实现将信号对称扫描。

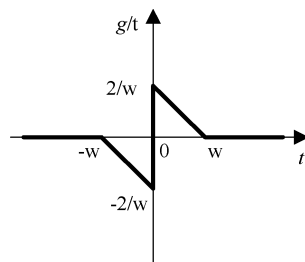


图 3 滤波窗函数 $g(t)$

Fig. 3 Filtering window function $g(t)$

上述算法的识别过程如图 4 所示。图 4(a) 为模拟的原始压力数据,图 4(b) 为压力导数 dp/dt ,图 4(c) 为阶梯函数 $f(t)$,图 4(d) 为卷积运算 $f * g$ 。

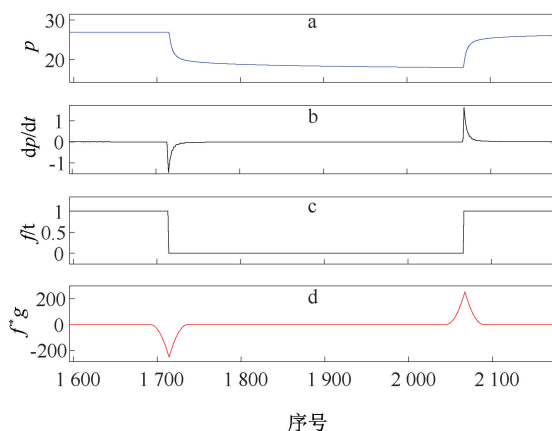


图 4 模拟数据的生产阶段识别过程

Fig. 4 Production stage identification of simulation data

从图 4 中可以看出,卷积运算 $f * g$ 的求取过程实质是宽度为 2ω 的滤波函数平行移动对 $f(t)$ 扫描,如果存在压力恢复阶段的突变点,对应的压力导数 dp/dt 变为正值, $f(t)$ 在 dp/dt 为正时持续等于 1;如果存在压力降落阶段的突变点,则对应的压力导数 dp/dt 变为负值, $f(t)$ 在 dp/dt 为负时持续为 0。经过卷积运算, $f_{bu} * g$ 会在 $t_{0,bu}$ 之前逐渐变大,在 $t_{0,bu}$ 处出现最大值,经过 $t_{0,bu}$ 后逐渐减小到 0,在滤波函数经过 $t_{0,bu}$ 的过程中 $f_{bu} * g$ 恒为正; $f_{dd} * g$ 会在 $t_{0,dd}$ 之前逐渐变小,在 $t_{0,dd}$ 处出现最小值,经过 $t_{0,dd}$ 后逐渐增大到 0,在滤波函数经过 $t_{0,dd}$ 的过程中 $f_{dd} * g$ 恒为负。此时滤波窗函数 $g(t)$ 完成对 $t_{0,bu}(t_{0,dd})$ 突变点的扫描。

当原始数据中含有两个连续的压力恢复或压力降落阶段时,识别结果如图 5 所示。

从图 5 可以得出, dp/dt 值在遇到两个连续压恢段或连续压降段时,恒为正或恒为负。若将压力导数 dp/dt 直接转换成 $f(t)$,则第二个压力恢复(降落)段会被“抹掉”。

为了能将所有连续出现的压降段或压恢段准

确识别,对 dp/dt 设定一个判断阈值,如果“正峰”和“负峰”交替出现,则不用处理;如果同时出现两个相邻的“正峰”或“负峰”,则以两个峰横坐标的中间值作为分界点,将分界点右侧的 $f(t)$ 分割到下一阶段,并且将分割点到峰值之间的数值进行 1 和 0 的切换。以此类推,可将整个过程分解为若干步分别处理: $S_1、S_2、\cdots、S_n$ 。

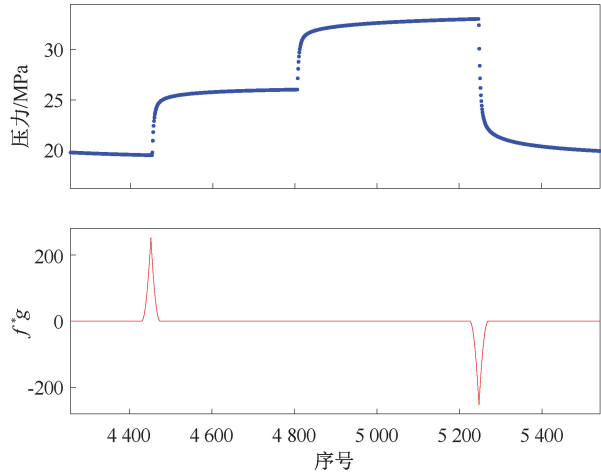


图 5 生产阶段漏识别情形
Fig. 5 Identification of leakage during production

对每一步的 $f(t)$ 进行滤波器卷积运算,得到对应的 $f*g$ 值。最后将每个阶段的 $f*g$ 值合并,得到整个阶段的 $f*g$ 值,这时便能够准确全面的划分出各流动阶段,且不会发生漏识别的情况。两个连续压降段的识别过程 $f*g-(S_1+S_2)$ 如图 6 所示。

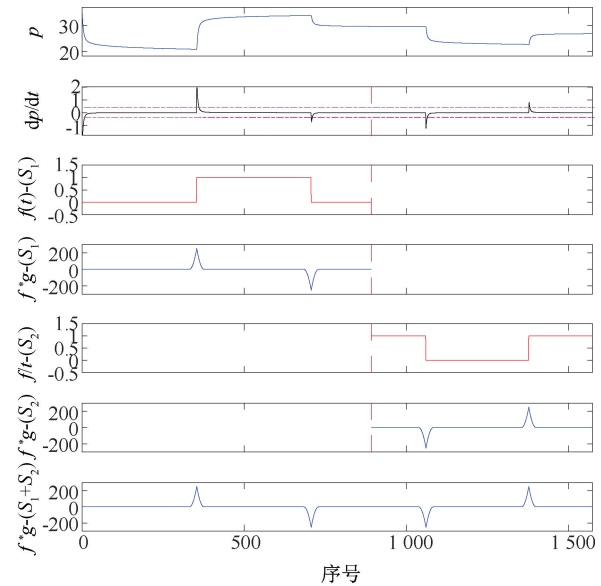


图 6 分步卷积方法对生产阶段识别过程
Fig. 6 Step-by-step convolution method for production phase identification

从图 6 可以看出,经过分步卷积方法的处理,避

免了连续压降段或连续压恢段漏识别的情况。为自动准确地划分 PDG 数据的生产阶段,提供了非常便捷的途径。

3 数值模拟实验

利用 Saphir 软件设计一口均质无限大油藏的直井模型,以表 1 中的生产数据模拟产生一组原始压力数据。共含有 20 个生产阶段,生成的模拟压力数据如图 7 所示。

表 1 模拟流量数据 Table 1 Simulated flow rate			
持续时间/h	产量/($\text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	持续时间/h	产量/($\text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)
20	300	12	150
20	0	16	300
20	100	15	100
18	250	22	300
19	150	20	150
20	350	25	0
15	150	20	300
22	300	15	100
15	0	15	300
18	400	40	0

从表 1 可以看出,生产阶段持续时间不同,且产量变化不同。

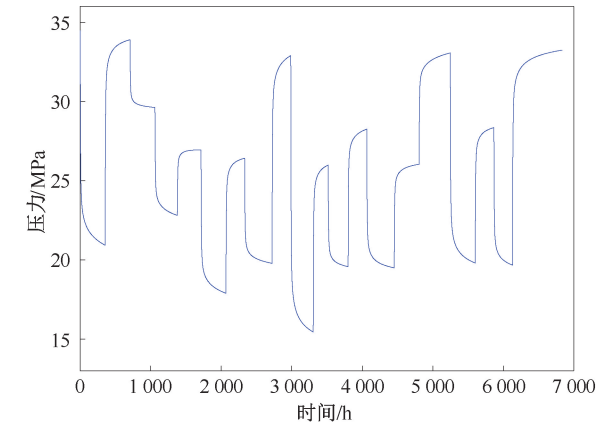


图 7 模拟压力数据
Fig. 7 Simulated pressure

从图 7 可以看出,模拟生成的压力数据存在长短不一的多个生产阶段,并且有连续压力恢复阶段和连续压力降落阶段。

3.1 小波模极值方法识别突变点

小波函数种类繁多,各小波函数分解的连续性和时频性质存在差别,鉴于 Haar 小波函数良好的不连续性和紧密支撑性,采用 Haar 小波对原始压力数据进行分解。6 层 Haar 小波分解后的细节信号和近似信号如图 8 所示。

从图 8 可以看出,当超过 3 个分解层次后,小波细节系数变化非常粗糙,若干相邻的奇异点萎缩成

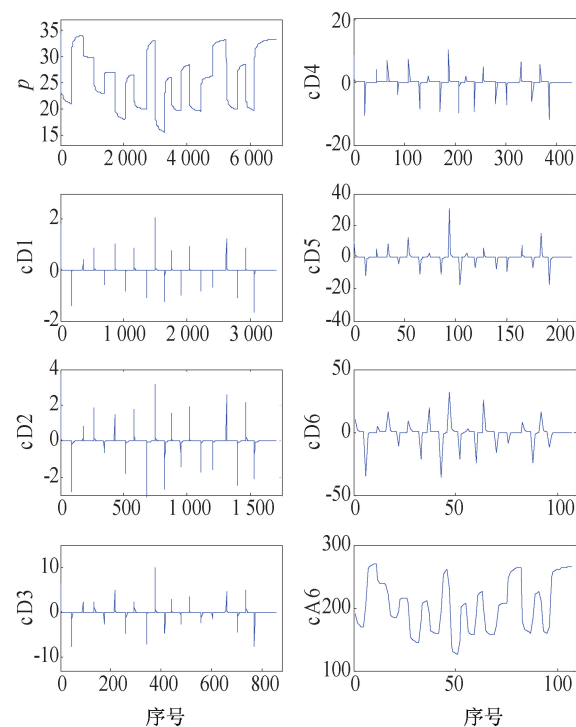


图 8 小波分解结果
Fig. 8 Wavelet decomposition results

表 2 不同阈值条件下的生产阶段识别结果

Table 2 Production stage identification results under different threshold conditions

数据噪声级别	阈值(σ 为本标准差)	正确识别变化点的数量	各生产阶段结束时间点/h
无	1.0 σ	20	20、40、60、78、97、117、132、154、169、187、199、215、230、252、272、297、317、332、347、387
	1.5 σ	20	20、40、60、78、97、117、132、154、169、187、199、215、230、252、272、297、317、332、347、387
	2.0 σ	19	20、60、78、97、117、132、154、169、187、199、215、230、252、272、297、317、332、347、387
方差=0.005	1.0 σ	20	20、 <u>27</u> 、40、60、78、97、117、132、154、169、187、199、215、230、252、272、297、 <u>307</u> 、317、332、347、 <u>374</u> 、387
	1.5 σ	19	20、60、78、97、117、132、154、169、187、199、215、230、252、272、297、 <u>307</u> 、317、332、347、387
	2.0 σ	18	20、60、78、97、117、132、154、169、187、199、215、230、252、297、317、332、347、387
方差=0.010	1.0 σ	19	20、 <u>27</u> 、 <u>43</u> 、 <u>45</u> 、 <u>49</u> 、60、78、97、117、 <u>123</u> 、 <u>127</u> 、132、154、169、187、199、 <u>203</u> 、215、 <u>220</u> 、230、252、272、 <u>281</u> 、297、 <u>307</u> 、317、332、 <u>336</u> 、 <u>374</u> 、387
	1.5 σ	19	20、60、78、97、117、 <u>123</u> 、132、154、169、187、199、 <u>203</u> 、215、230、252、272、 <u>281</u> 、297、 <u>307</u> 、317、332、 <u>336</u> 、347、374、387
	2.0 σ	14	20、60、97、154、169、187、215、230、252、297、317、332、347、387

注:黑体下划线数据表示错误识别的时间点。

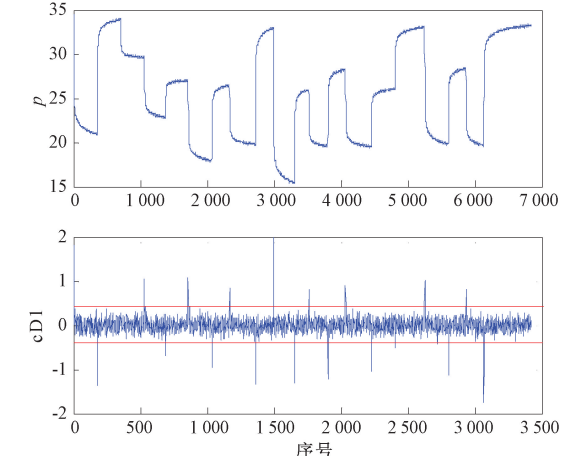


图 9 含有噪声信号的小波分解 (噪声方差=0.005)
Fig. 9 Wavelet decomposition of signal with noise (noise variance=0.005)

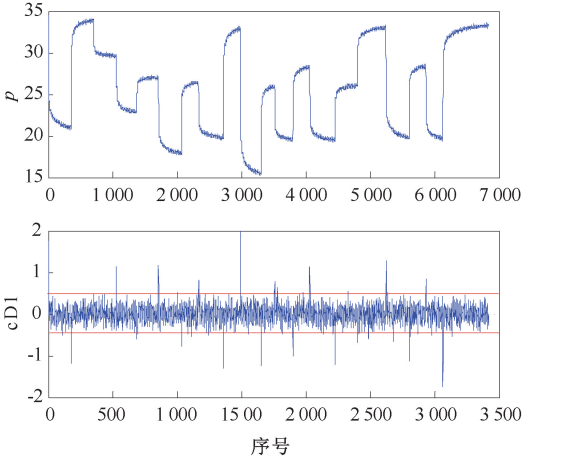


图 10 含有噪声信号的小波分解 (噪声方差=0.010)
Fig. 10 Wavelet decomposition of signal with noise (noise variance = 0.010)

一个,甚至被抹平,或在变化明显的奇异点处变得平缓,从而很难识别出各生产阶段的突变点。因此,利用一层小波分解来划分生产阶段。

为了验证小波方法划分生产阶段对噪声的敏感性,在井下压力计数据中加入方差为 0.005 和 0.010 的高斯白噪声。利用小波模极值方法对不同级别噪声数据识别的结果见表 2,采用了三种不同的阈值。

图 9 和图 10 分别为两种噪声数据以及对应的一层小波系数,其中判断阈值为 1.5。从图 9 和图 10 可以看出,随着噪声水平的提高,小波细节系数受到干扰的情况越严重;噪声的波动幅度越来越大,甚至会超过判断阈值。

从表 2 中可以看出,当不含噪声时,生产阶段识别准确;但当数据中添加噪声后,生产阶段识别会发生错误,出现较大数量的误识别或漏识别。由于小波一层小波系数对噪声的敏感性,所以这种方法对噪声敏感性高,当噪声水平超过一定水平,则较难分辨各个生产阶段。

3.2 分步滤波卷积方法识别突变点

用分步滤波卷积方法对原始数据进行识别,这个过程得到对应的压力导数 dp/dt 、脉冲函数 $f(t)$ 和卷积函数 $f * g$ 。为了研究噪声对生产过程变化点检测过程中的影响,在原始数据中加入噪声方差分别为 0.005、0.010、0.015 的高斯白噪声,利用分步滤波卷积方法对这四组数据进行分析处理。滤波函数斜率和窗口宽度决定阈值的大小,方差 0.010 的含噪数据如图 11 所示,原始数据和三种噪声数据的识别结果见表 3。

从图 11 中可以看出,经过分步滤波卷积运算, $f * g$ 的值能够准确判断生产阶段,有效抑制了噪声对识别的干扰。

从表 3 可以看出,分步滤波卷积方法能够较准确识别出含噪数据的生产变化过程。由于卷积运算过程的“累积”效应, $f_{bu} * g$ 值会大于邻域内其他位置的值;对应的, $f_{dd} * g$ 值会小于邻域内其他位置的值。生产阶段越长,则这个阶段起始点的卷积值

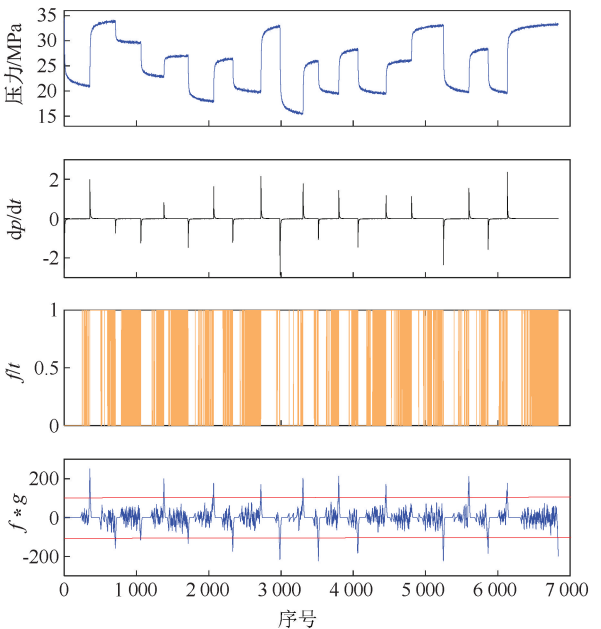


图 11 含有噪声信号的识别结果 (方差为 0.010)
Fig. 11 Identification of signal with noise (noise variance is 0.010)

表 3 分步滤波卷积方法识别生产阶段结果

Table 3 Step-by-step filter convolution method to identify production phase results			各生产阶段结束时间点/h
数据噪声级别	正确识别变化点的数量		
无	20	20, 40, 60, 78, 97, 117, 132, 154, 169, 187, 199, 215, 230, 252, 272, 297, 317, 332, 347, 387	
方差=0.005	20	20, 40, 60, 78, 97, 117, 132, 154, 169, 187, 199, 215, 230, 252, 272, 297, 317, 332, 347, 387	
方差=0.010	20	20, 40, 60, 78, 97, 117, 132, 154, 169, 187, 199, 215, 230, 252, 272, 297, 317, 332, 347, 387	
方差=0.015	19	20, 40, 78, 97, 117, 132, 154, 169, 187, 199, 215, 230, 252, 272, 285 , 297, 317, 332, 347, 387	

注:黑体下划线数据表示错误识别的时间点。

$f * g$ 越大。而噪声由于其上下波动的影响,“累积”效果不明显,值很小且上下波动,从而规避噪声的干扰。

4 应用实例

以海上油田的 A 井和 B 井为实例,详细介绍分步滤波卷积方法识别永久式井下压力计数据中突变点的效果。

4.1 A 井实例

海上某油田经过前期勘探和试油工作,可见良好的油气显示,开发井 A 并于 2005 年 3 月实现完井投产。A 井基础参数如下:井径 $r_w=0.198$ m,油层厚度 $h=24.384$ m,孔隙度 $\Phi=0.32$ 。为了对 A 井及所属储层实施动态监测和管理,完井管柱中安装有永久式井下压力计。

A 井生产一段时间后,通过地面采集和监测系统,读取了从投产开始 5 116 h 的井下压力监测数据。产量数据由现场人员读取并记录,共有 587 个生产制度的变化。压力和产量数据如图 12 所示。

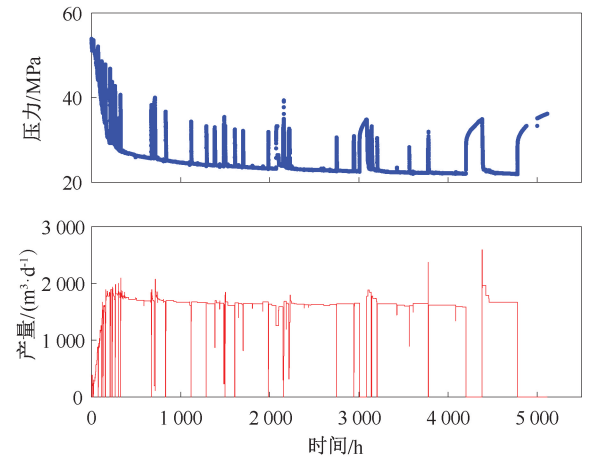


图 12 A 井实测永久式井下压力计数据和产量数据
Fig. 12 Measured pressure with a permanent downhole gauge and production of Well A

从图 12 中可以看出,永久式井下压力计数据量庞大;地面产量计量值和时间都存在误差。

在未对原始压力数据降噪和压缩的不利情况下,直接利用分步滤波卷积方法进行生产阶段识别,整个识别过程经由计算机程序辅助完成,划分

结果如图 13 所示。

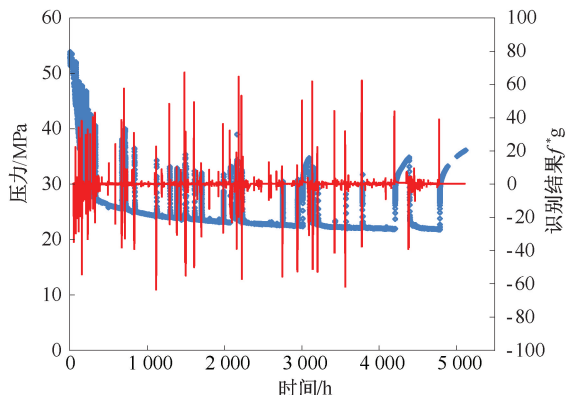


图 13 A 井实测压力数据的划分结果

Fig. 13 Division of measured pressure of Well A

从图 13 中可以看出,生产阶段被准确识别。生产制度变化密集的生产阶段也被准确定位。

对比图 12 和图 13 的识别过程,由于生产制度小于 0.13 h 而漏识别的点 11 个;由于相邻生产制度产量变化小于 $6 \text{ m}^3/\text{d}$ 而漏识别的点 5 个,共准确识别生产阶段 571 个,耗时极短,节约了大量人力和工作量。经过分步滤波卷积方法识别和划分,各阶段压力历史和产量史准确对应。

4.2 B 井实例

渤海某区块一口开发井 B 井,目的层为古生界潜山,属块状底水油藏。B 井基础参数如下:井径 $r_w = 0.078 \text{ m}$,油层厚度 $h = 31.304 \text{ m}$,孔隙度 $\varphi = 0.0716$ 。为了降低油田开发过程中存在的风险,指导油田整体开发方案部署,评价潜山地质模式及顶部低渗透层的稳定性。完井时在下入管柱中安装永久式井下压力计,通过延长测试,获取地层动态压力数据。

B 井生产一段时间后,采集并读取其中约 830 h 的井下压力监测数据。产量数据由现场人员读取并记录,共有 81 个生产制度的变化。压力和产量数据如图 14 所示。

从图 14 中可以看出,永久式井下压力计数据量大,且开始阶段压力波动明显;地面计量产量变化频繁,最小生产阶段只有 0.18 h,人工划分生产阶段将增加很大工作量。

同样,在未对原始压力数据降噪和压缩的不利情况下,直接利用分步滤波卷积方法进行生产阶段识别,整个识别过程经由计算机程序辅助完成,划分结果如图 15 所示。

从图 15 中可以看出,生产阶段被准确识别。前期压力变化频繁的生产阶段也被准确定位。

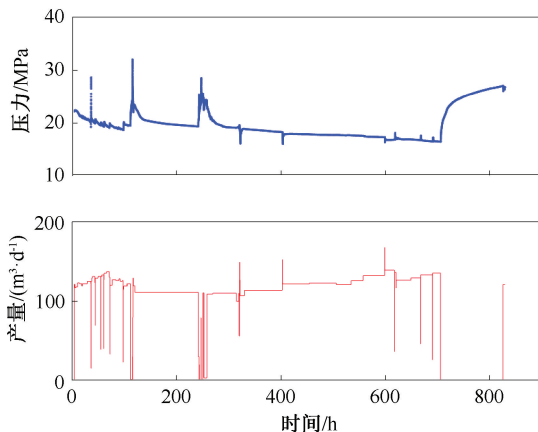


图 14 B 井实测永久式井下压力计数据和产量数据

Fig. 14 Measured pressure with a permanent downhole gauge and production of Well B

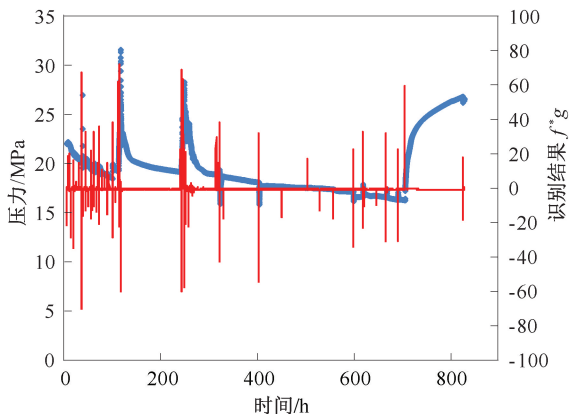


图 15 B 井实测压力数据的划分结果

Fig. 15 Division of measured pressure of Well B

对比图 14 和图 15 的识别过程,由于前期生产制度变化频繁,存在误识别的点 2 个;由于相邻生产制度产量变化小于 $2 \text{ m}^3/\text{d}$ 而漏识别的点 1 个,共准确识别生产阶段 78 个,准确率高,耗时极短,效率得到明显提高。各阶段压力历史和产量史准确对应后,可以实现长时井下压力监测数据的生产动态和窗口反褶积等分析,进而可以评价潜山低渗透层稳定性和地质模式。

5 结论

(1) 小波模极值方法在突变点的识别过程中,容易发生错位,并且对噪声敏感性较高,当噪声达到一定水平后,错误识别的突变点数增加,生产阶段识别的准确率明显下降。

(2) 分步滤波卷积方法能够准确地识别出永久式井下压力计数据中的突变点,并且由于其“累积”作用,噪声的干扰不明显。

(3) 基于滤波器的分步卷积方法在对噪声敏感

性方面优于小波模极大值方法,对生产阶段的识别有很好的适用性和指导作用,为批量处理永久式井下压力计数据提供了一种便捷的工具。

致谢:感谢中法渤海地质服务有限公司的支持。感谢中国石油大学(华东)吴明录和刘均荣教授的指导。

参 考 文 献

- [1] 张宏友,王月杰,马奎前,等.应用永久式井下压力计压降曲线计算油藏动态储[J].油气井测试,2010,19(3):31-32.
ZHANG Hongyou, WANG Yuejie, MA Kuiqian *et al.* Calculating dynamic reserves of reservoirs with pressure drawdown curve measured by permanent downhole pressure gauge [J]. Well Testing, 2010, 19(3): 31-32.
- [2] 胥洪俊,徐文超,孙娟,等.永置式光学温度压力计在超深高压气井监测中的应用[J].油气井测试,2014,23(5):72-74.
XU Hongjun, XU Wenchao, SUN Juan *et al.* Application of permanent optical sensing monitoring system in the ultra deep and abnormal high pressure gas well [J]. Well Testing, 2014, 23(5): 72-74.
- [3] 邹顺良.页岩气微注压降测试方法[J].油气井测试,2018,27(1):37-41.
ZOU Shunliang. Shale gas injection/fall off testing method [J]. 2018, 27(1): 37-41.
- [4] ZHUO YI LI, DING ZHU. Predicting flow profile of horizontal well by downhole pressure and distributed-temperature data for waterdrive reservoir [C]. SPE 124873, 2009.
- [5] ZHENG S Y, WANG F Y. Recovering flowing history from transient pressure of permanent down-hole gauges (PDG) in oil and water two-phase flowing reservoir [C]. SPE 149100, 2011.
- [6] ZHENG S Y. Diagnosis and analysis of nonlinear transient pressure from permanent down hole gauges (PDG) [C]. SPE 134761, 2010.
- [7] LI X G. Processing and analysis of transient data from permanent down-hole gauges (PDG) [Ph D Thesis]. Heriot-Watt University, 2009.
- [8] LIU Y, HORNE R N. Interpreting pressure and flow rate data from permanent downhole gauges using data mining approaches [C]. SPE 147298, 2011.
- [9] ATHICHANAGORN S. Development of an interpretation methodology for long-term pressure data from permanent downhole gauges [D]. Stanford University, 1999.
- [10] OUYANG L B, JITENDRA K. Improving permanent downhole gauge data processing via wavelet analysis [C]. SPE 78290-MS, 2002.
- [11] VIBERTI D, VERSA F, DELBOSCO P F. An improved treatment of long-term pressure data for capturing information [J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 2007, 10(4): 359-366.
- [12] RIBEIRO P M, PIRES A P, OLIVEIRA E A P *et al.* Use of wavelet transform in pressure-data treatment [C]. SPE 100719-PA, 2008.
- [13] OUYANG L B, KIKANI. Improving permanent downhole gauge data processing via wavelet analysis [C]. SPE 78290-MS, 2002.
- [14] PICOC, AGUIAR R, PIRES A P. Wavelet filtering of permanent downhole gauge data [C]. SPE 123028-MS, 2009.
- [15] 权建峰,李艳,郭东敏,等.小波变换模极大值方法对信号的奇异性检测[J].探测与控制学报,2009,31(2):46-49.
QUAN Jianfeng, LI Yan, GUO Dongmin *et al.* Signal singularity detection with modulus maxima method based on wavelet transform [J]. Journal of Detection & Control, 2009, 31(2): 46-49.
- [16] 刘伟,曹思远.基于小波变换的信号奇异性检测在层位识别中的应用[J].石油地球物理勘探,2010,45(4):530-533.
LIU Wei, CAO Siyuan. Application of wavelet transform based signal singularity detection in horizon identification [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2010, 45(4): 530-533.
- [17] SUZUKI S, CHOMEYKO D. Automatic detection of pressure-buildup intervals from permanent downhole pressure data using filter convolution [C]. SPE 125240, 2009.
- [18] 张海燕,熊国荣,方伟,等.井下永置式测试技术在普光气田的应用[J].天然气工业,2011,31(5):64-66.
ZHANG Haiyan, XIONG Guorong, FANG Wei *et al.* Application of downhole implanted gauge testing technology in the Puguang gas field [J]. Natural Gas Industry, 2011, 31(5): 64-66.
- [19] AGGREG G, DAVIES D. A novel approach of detecting water influx time in multi-zone and multilateral completions using real-time downhole pressure data [C]. SPE 105374-MS, 2007.
- [20] 吴凡,熊高君,叶志婵.小波变换在信号突变点检测中的应用[J].计算机与现代化,2008,(8):133-135.
WU Fan, XIONG Gaojun, YE Zhichan. Application of wavelet transform on signal catastrophe points detection [J]. Computer and Modernization, 2008, (8): 133-135.
- [21] 田熙燕,杜留锋. MATLAB 环境下实现滤波运算中卷积和的方法[J].现代计算机,2014,(31):7-10.
TIAN Xiyan, DU Liufeng. Method of convolution in filtering operation under the MATLAB environment [J]. Modern Computer, 2014, (31): 7-10.

编辑 刘述忍

第一作者简介:于伟强,男,1987年9月出生,硕士,工程师,2014年毕业于中国石油大学(华东)油气田开发工程专业,现主要从事井下压力测试数据解释和研究工作。电话:18366269007;Email:yuwq@cfbge.com。地址:天津市滨海新区地质路中法渤海地质服务有限公司,邮政编码:300452。