



# 基于稀疏优化与集合卡尔曼滤波算法的油藏自动历史拟合方法

---

张凯 （ 教授 ）

中国石油大学(华东) 油气渗流中心



# 目录

contents

1

**研究背景**

2

**研究内容**

3

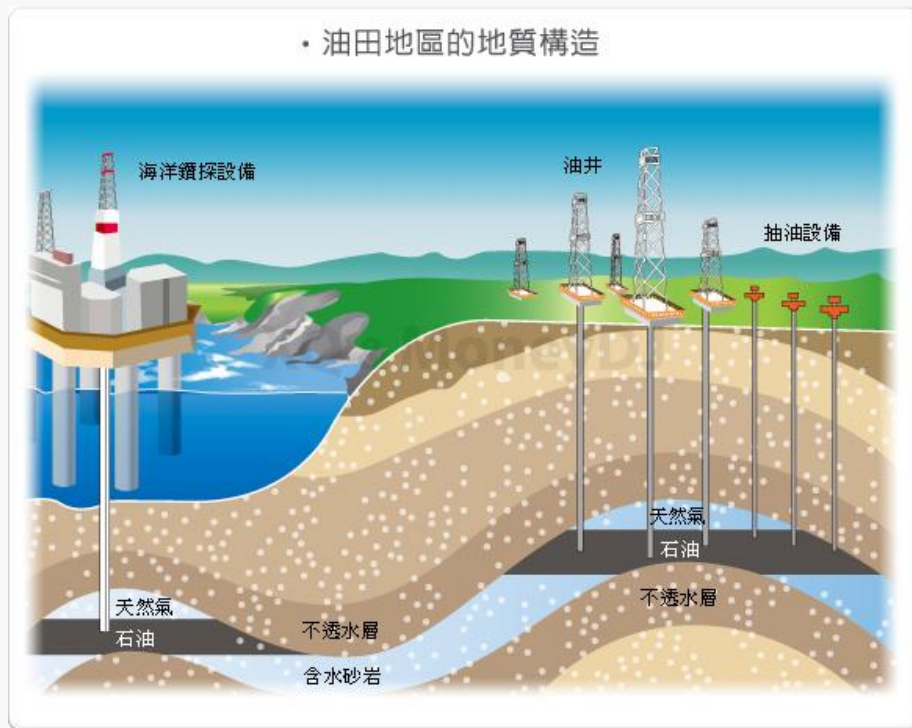
**实例分析**

4

**研究结论**

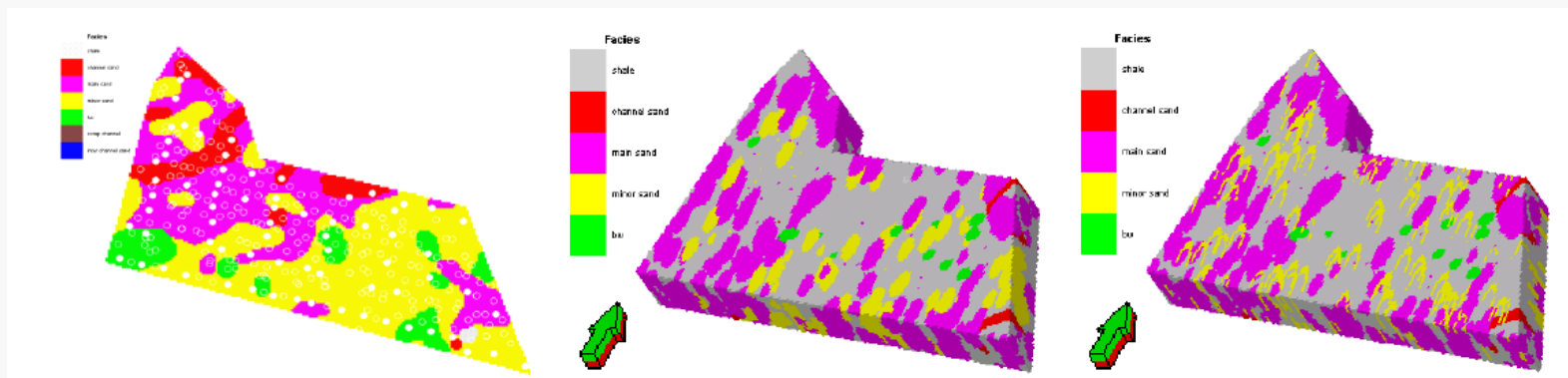
## 石油勘探开发

- 石油大部分存储于地下2000m-4000m的岩石孔隙中
- 油田工程师无法直接知道分布情况，需要根据各种测井、地震和岩心等数据来反演地质情况



## 油藏模型的不确定性

- 地质建模是建立具有**孔、渗、饱**等参数地质模型
- 根据少量的**测井、地震、岩心**等数据预测储层各点的地质情况
- 不同建模方法的结果有很大的**不确定性**



人工油藏建模

随机建模1

随机建模2

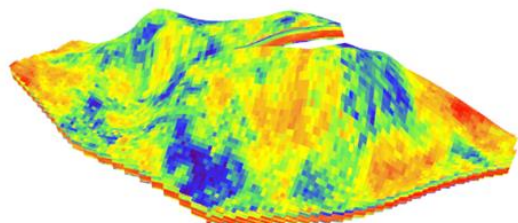
## 研究难点

如何用“**动态信息**”减小“**不确定性**”

## 自动历史拟合

油藏属性具有极大的不确定性，随着井数的增多，存在原有模型与生产数据不匹配的问题，拟合生产数据耗时周期长，无法对众多油田区块实现实时更新。

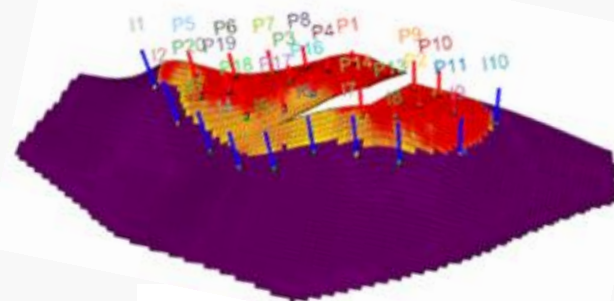
地震、测井、岩心等静态地质数据



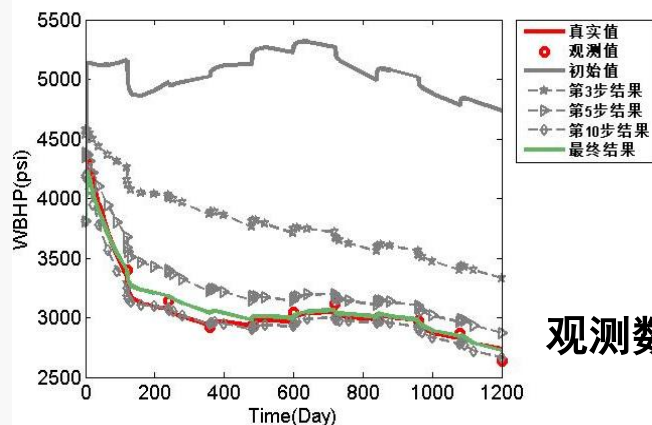
地质模型

更新地质参数

反问题



流动模型



观测数据拟合

## 问题的复杂性

### 1、地质模型复杂

既具有不确定性，又具有强非均质

纵向上：油层从几层到上百层不等

平面上：渗透率差异上百倍

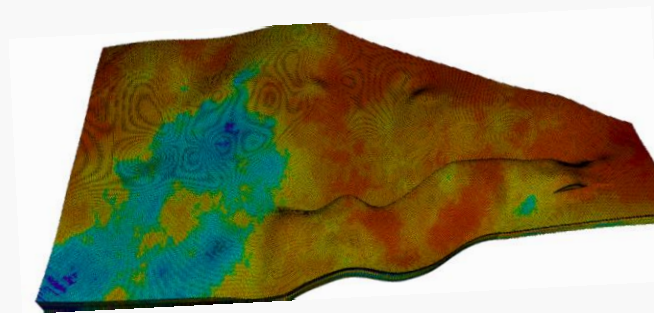
### 2、生产状况复杂

油水井多，达数百口

生产历史长，达几十年

### 3、数值模型复杂

网格多，达数百万、甚至上千万，反演数百万个网格地质情况





# 目录

contents

- 1 研究背景
- 2 研究内容
- 3 实例分析
- 4 研究结论

# 研究内容

历史拟合数学模型

集合卡尔曼滤波算法

字典学习

字典学习与集合卡尔曼滤波耦合



## 历史拟合数学模型建立

**油藏静态参数**如孔隙度、渗透率等认为符合多元高斯分布，概率分布函数满足

$$m \in N(m_{\text{pr}}, C_M) \quad \longrightarrow \quad p(m) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(m - m_{\text{pr}})^T C_M^{-1}(m - m_{\text{pr}})\right]$$

**油藏观测数据**如产油、压力、含水率等，认为符合多元高斯分布

$$d_{\text{obs}} \in N(g(m), C_D) \quad \longrightarrow \quad p(d_{\text{obs}} | m) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(d_{\text{obs}} - g(m))^T C_D^{-1}(d_{\text{obs}} - g(m))\right]$$

**基于贝叶斯理论**，油藏参数 在给定观测数据 下的条件概率变为：

$$p(m | d_{\text{obs}}) \propto p(d_{\text{obs}} | m) p(m)$$

$$p(m | d_{\text{obs}}) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(d_{\text{obs}} - g(m))^T C_D^{-1}(d_{\text{obs}} - g(m)) - \frac{1}{2}(m - m_{\text{pr}})^T C_M^{-1}(m - m_{\text{pr}})\right]$$

## 历史拟合数学模型建立

预测参数与初始模型变化最小

计算结果与监测数据误差最小

$$O(m) = \left[ \frac{1}{2} (m - m_{\text{pr}})^T C_M^{-1} (m - m_{\text{pr}}) \right] + \left[ \frac{1}{2} (d_{\text{obs}} - g(m))^T C_D^{-1} (d_{\text{obs}} - g(m)) \right]$$

考虑预测生产数据与模型参数满足如下线性关系式

$$g(m) = Gm$$

考虑目标函数的梯度，其计算表达式如下

$$\nabla O(m) = C_M^{-1} (m - m_{\text{pr}}) + G^T C_D^{-1} (Gm - d_{\text{obs}})$$

令  $\nabla O(m)$  为0，最终求得MAP估计为

$$m_{\infty} = H^{-1} (C_M^{-1} m_{\text{pr}} + G^T C_D^{-1} d_{\text{obs}})$$

$$H = C_M^{-1} + G^T C_D^{-1} G \quad (\text{Hessian矩阵})$$

## 历史拟合数学模型建立

对其在点  $m_\infty$  处进行二阶泰勒展开，可表示为

$$p(m | d_{\text{obs}}) \propto \exp[-O(m)] \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(m - m_\infty)^T H(m - m_\infty)\right]$$

基于RML方法，获得其MAP估计

$$\begin{aligned} m_c &= H^{-1}C_M^{-1}m_{uc} + H^{-1}G^T C_D^{-1}d_{uc} \\ &= H^{-1}(G^T C_D^{-1}G + C_M^{-1} - G^T C_D^{-1}G)m_{uc} + H^{-1}G^T C_D^{-1}d_{uc} \\ &= H^{-1}(H - G^T C_D^{-1}G)m_{uc} + H^{-1}G^T C_D^{-1}d_{uc} \\ &= m_{uc} + H^{-1}G^T C_D^{-1}(d_{uc} - Gm_{uc}) \\ &= m_{uc} + (C_M^{-1} + G^T C_D^{-1}G)^{-1}G^T C_D^{-1}(d_{uc} - Gm_{uc}) \\ &= m_{uc} + C_M G^T (GC_M G^T + C_D)^{-1}(d_{uc} - Gm_{uc}) \end{aligned}$$

考虑共生成  $N_e$  个随机油藏模型，对于第  $j$  个模型

$$m_j^u = m_j^p + C_M G^T (GC_M G^T + C_D)^{-1}(d_{uc,j} - g(m_j^p))$$

## 历史拟合数学模型建立

## 历史拟合控制方程

$$m_j^u = m_j^p + C_M G^T (G C_M G^T + C_D)^{-1} (d_{uc,j} - g(m_j^p))$$

$$\begin{aligned} C_{M,G} &\approx \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} (m_j^p - \bar{m}^p)(g(m_j^p) - \bar{g}^p)^T \\ &\approx \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} (m_j^p - \bar{m}^p)(m_j^p - \bar{m}^p)^T \bar{G}^T \\ &\approx C_M G^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_{D,D} &\approx \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} (g(m_j^p) - \bar{g}^p)(g(m_j^p) - \bar{g}^p)^T \\ &\approx \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} \bar{G}(m_j^p - \bar{m}^p)(m_j^p - \bar{m}^p)^T \bar{G}^T \\ &\approx G C_M G^T \end{aligned}$$

油藏自动历史拟合

自动历史拟合方法		算法特点
梯度方法		牛顿法、拟牛顿法、高斯-牛顿方法，最速下降法，共轭梯度法，预处理共轭梯度法，Levenberg-Marquardt方法等。
		Wu Z. ( 1999 ) 等人将伴随方法方法应用到了油水两相问题。
		Sarma ( 2004 ) 提出了伴随模式的改进方法，可较容易编写伴随码。
		Rodrigues (2008) 将伴随方法与拟牛顿算法结合来进行自动历史拟合。
	遗传算法	Sen (1995), Guerreiro (1998), Romero (2001) 遗传算法对历史拟合进行了研究。
无梯度方法	EnKF算法	Naevdal ( 2002 ) 时间序列算法，计算效率高，可以耦合模拟器
	SPSA算法	Guohua Gao,Cheveron Corp(2007) 应用随机扰动梯度近似算法进行自动历史拟合研究，该方法很容易与任何数值模拟器结合，解决自动历史拟合问题。但其收敛速度较慢，计算效率较低。
	模拟退火算法	Romero ( 2000 ) Saccomano ( 2001 ) 应用模拟退火算法对油藏历史拟合进行了研究。
	PSO算法	Yasin Hajizadeh ( 2010 ) 将蚁群算法应用到自动历史拟合。
	混合算法	EnKF—EA(2012)、EnKF—MCMC(2014)、遗传算法结合概率分布估计算法(2013)、Levenberg-Marquardt方法(2015)、遗传算法结合禁忌搜索混合方法(2014)、混沌优化与梯度类相结合的混合方法(2016)等。

## 集合卡尔曼滤波算法(EnKF)

油藏的各个参数视为一个集合向量，通过对动态检测数据（如产量、压力、产液剖面）实时拟合，不断地更新油藏模型的状态参数（孔隙度、渗透率、含水饱和度），逐渐地逼近油藏的真实值，使其预测结果与生产动态一致。

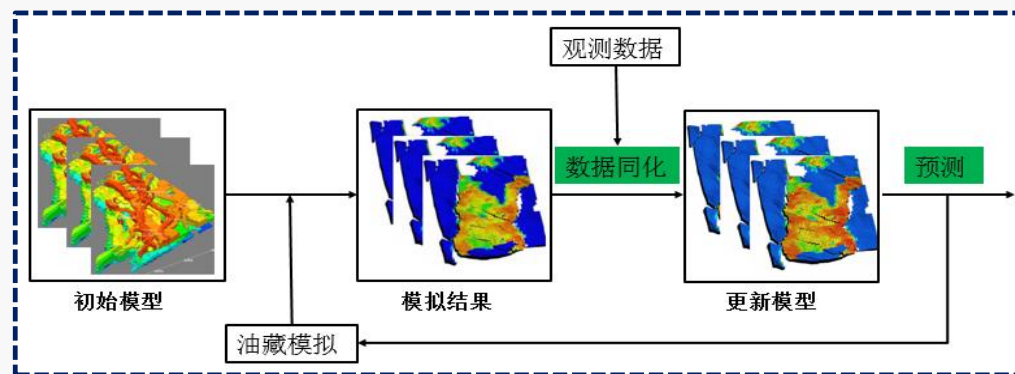
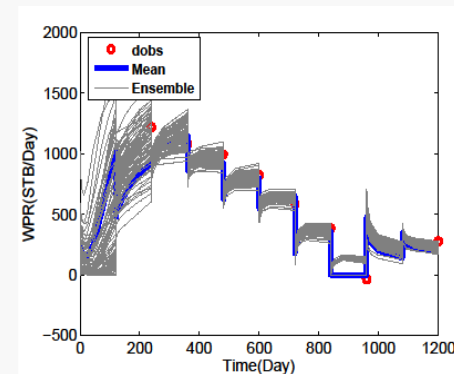
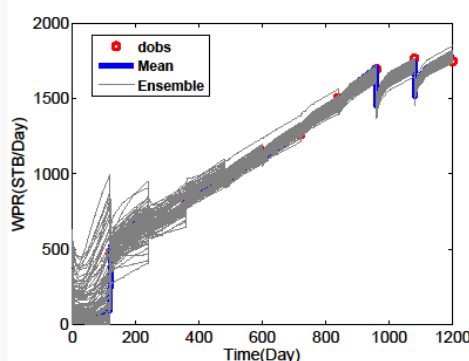
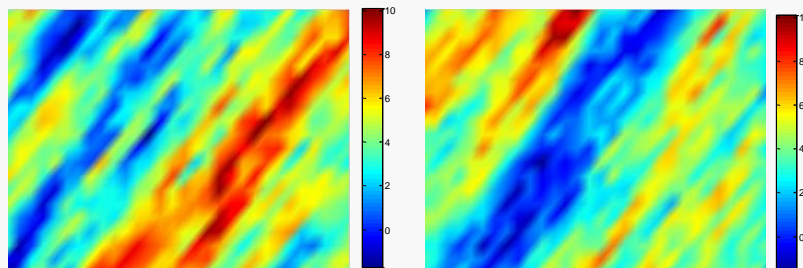
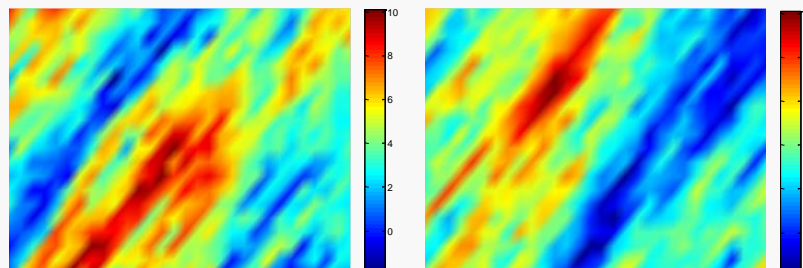
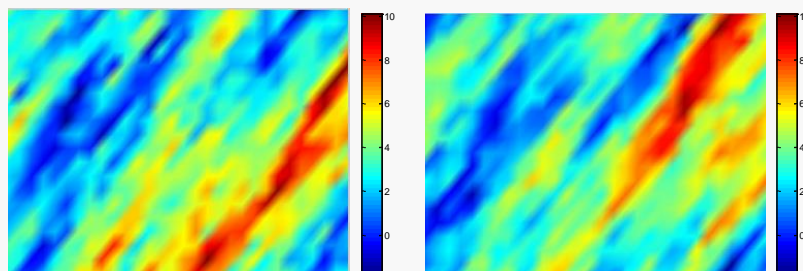
### EnKF方程

$$y_i = \begin{bmatrix} m_i \\ p_i \end{bmatrix}$$

$$y_i^{n,u} = y_i^{n,p} + C_{y_n D_n} (C_{D_n} + C_{D_n D_n})^{-1} (d_{uc,i}^n - d_i^{n,p})$$

$m_i$  — 油藏静态参数 ;  $p_i$  — 油藏动态参数;  $y_i^{n,u}$  第 $n$ 个时间步第 $i$ 个更新向量;  
 $y_i^{n,p}$  第 $n$ 个时间步第 $i$ 个预测向量;

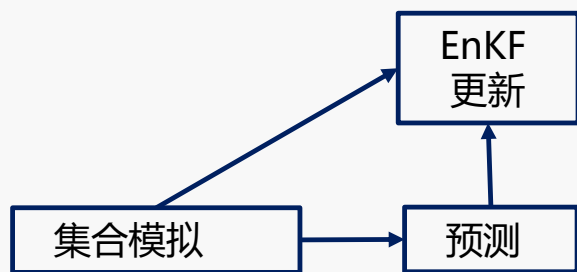
## 集合卡尔曼滤波算法



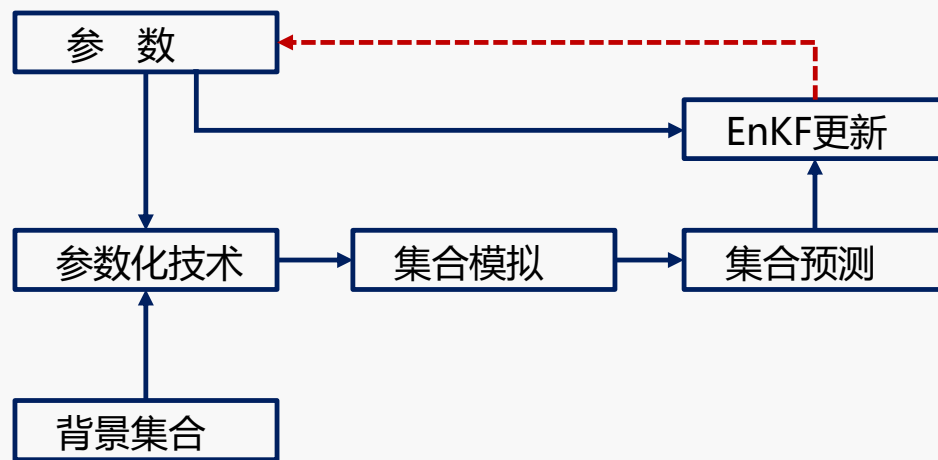
集合卡尔曼滤波算法是一种**时间序列算法**，通过不断的**同化吸收观测数据**，更新状态向量，实现数据拟合。

## 集合卡尔曼滤波算法

- EnKF在处理多层油藏时，也因为数据量巨大，强不确定性、地质信息规律隐蔽等外加因素，集合滤波发散，使得该算法对局部地质情况的拟合存在一定的问题。
- 采用机器学习中的稀疏学习算法来提取地质特征，构建地质字典。稀疏学习对EnKF进行参数化处理来降低模型维度，提高油藏自动历史拟合精度。



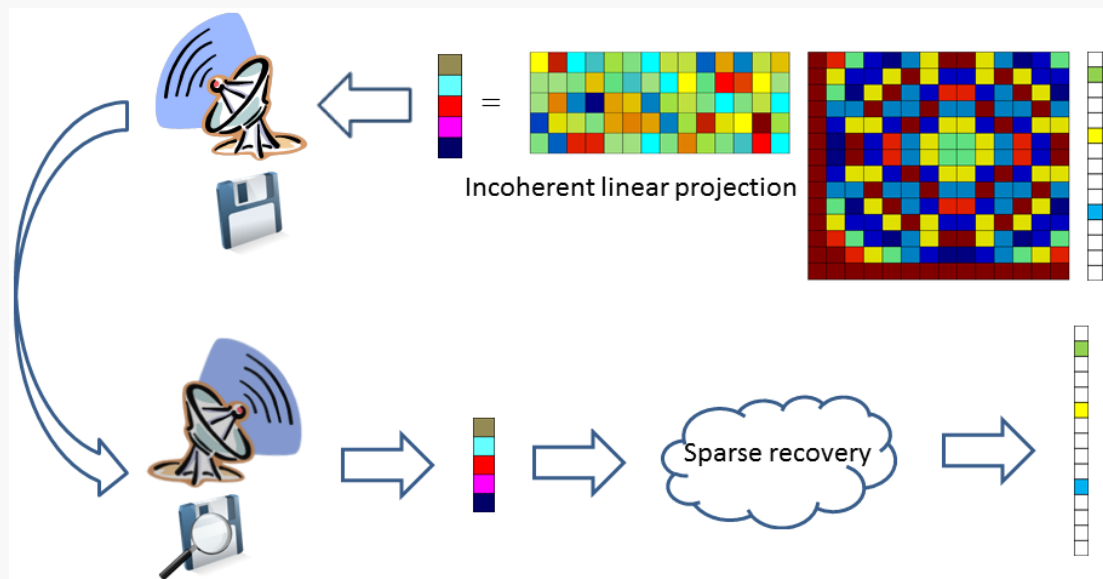
EnKF



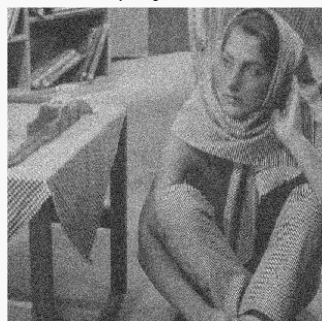
EnKF参数化



## 稀疏优化与字典学习



原始图像



DCT图像处理技术



K-SVD图像处理技术

### 字典学习的优点

(a). 数据经过字典学习后，特征数目较少并且信息密度较高，一定程度上降低了**计算时间和存储空间**的代价；

(b). 原始特征经过字典学习后可以保持足够多的原始特征，使得较准确地**重构原始特征**成为可能。

**提高计算效率**  
**降低计算成本**

## 稀疏优化与字典学习

从  $N_e$  个模型中选取  $K$  个模型  $M = [m_1, m_2, \dots, m_K]_{N \times K}$  归一化后作为初始字典矩阵  $\Phi$ ，满足：

$$\{\Phi, V\} = \min_{\Phi, V} \|M - \Phi V\|_F^2 \quad s.t. \|v_i\|_0 \leq S \ \& \ \|\varphi_i\|_2 \leq 1$$

Step1: 初始化字典  $\Phi^0 = \left[ \frac{m_1}{\|m_1\|_2}, \dots, \frac{m_K}{\|m_K\|_2} \right]$

Step2: 稀疏编码，利用OMP算法计算  $v_i$   $\min_{v_i} \|m_i - \Phi^{j-1} v_i\|_F^2 \quad s.t. \|v_i\|_0 \leq S$

Step3: 固定其他列，逐列模式下更新字典，

$$\begin{aligned} \min_{\Phi} \|M - \Phi V\|_F^2 &= \min_{\varphi_i} \left\| M - \sum_{j=1}^L \varphi_j v_j \right\|_F^2 \\ &= \min_{\varphi_i} \left\| (M - \sum_{j \neq i}^L \varphi_j v_j) - \varphi_i v_i \right\|_F^2 \\ &= \min_{\varphi_i} \|E_i - \varphi_i v_i\|_F^2 \end{aligned}$$

## 稀疏优化与字典学习

字典更新过程说明：

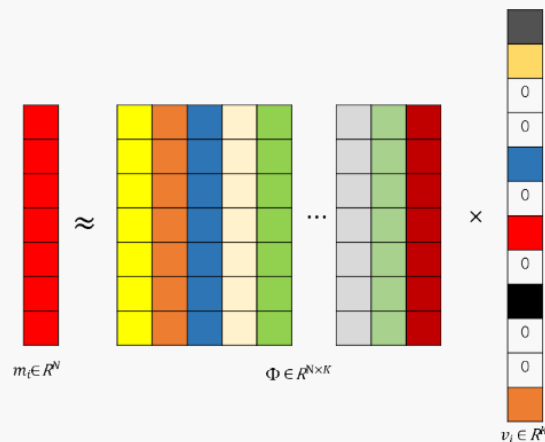
$$E_i = M - \sum_{j \neq i} \varphi_j v_j$$

$$E_i = A \Delta B^T$$

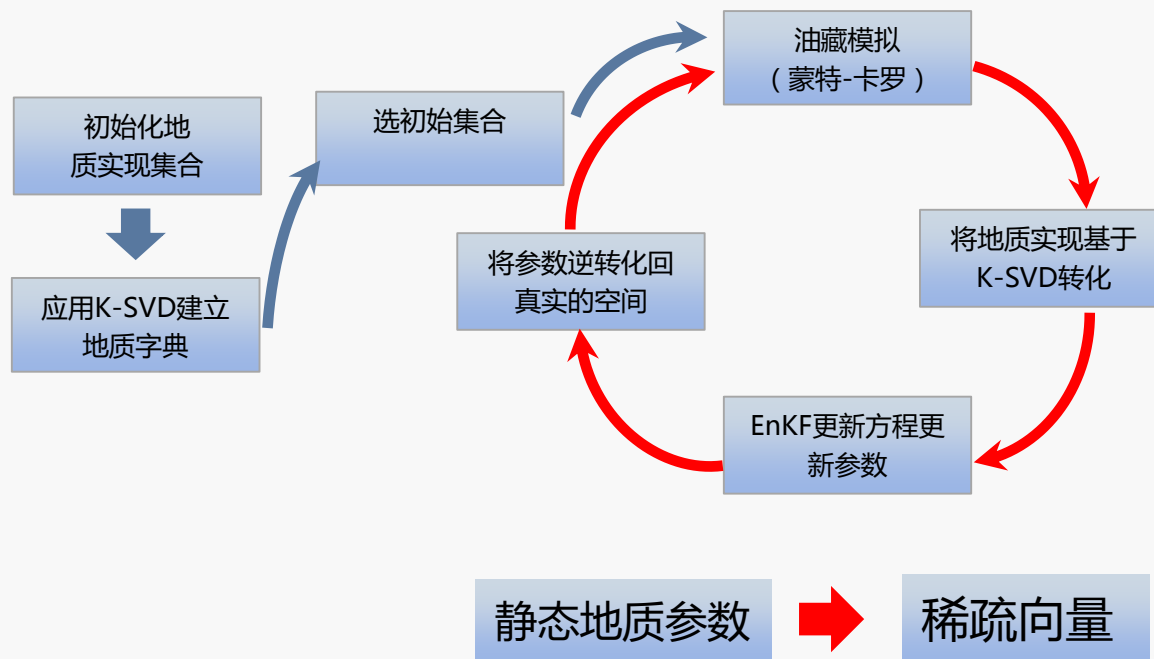
$$\varphi_i = a_1 \quad v_i = \Delta_{(1,1)} b_1$$

**同时修改  $\varphi_i$  和  $v_i$ ，从而可能破坏矩阵的稀疏性**

仅保留非零元素，则仅保留与的非零元素的乘积项，前处理完成之后然后再进行**SVD分解**，这样就保持了矩阵的第一步所得到的稀疏性。



## 基于字典学习的EnKF



字典学习  
+  
自动历史拟合  
↓  
减弱反问题  
不确定性

静态地质参数 → 稀疏向量

$$v_i = \text{OMP}(m_i, \Phi, S)$$

- $S$  为稀疏度,
- $v_i$  为由  $S$  个非零元素的零稀疏列向量
- 耦合EnKF方程

## 基于字典学习的EnKF

K-SVD+EnKF方程

$$y_i = \begin{bmatrix} \frac{m_i}{p_i} \end{bmatrix} \quad \longrightarrow \quad y_i = \begin{bmatrix} \frac{v_i}{p_i} \end{bmatrix}$$

$$y_i^{n,u} = y_i^{n,p} + C_{y_n D_n} (C_{D_n} + C_{D_n D_n})^{-1} (d_{uc,i}^n - d_i^{n,p})$$

通过更新后的  $y_i^{n,u}$  确定特征向量  $v_i^u$ ，再将  $v_i^u$  由字典矩阵  $\Phi$  逆变换成更新后地质参数  $m_i^u$ ：

$$m_i^u = \Phi v_i^u$$



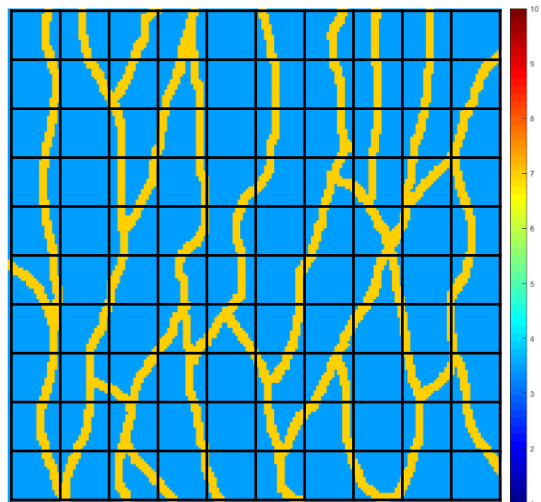
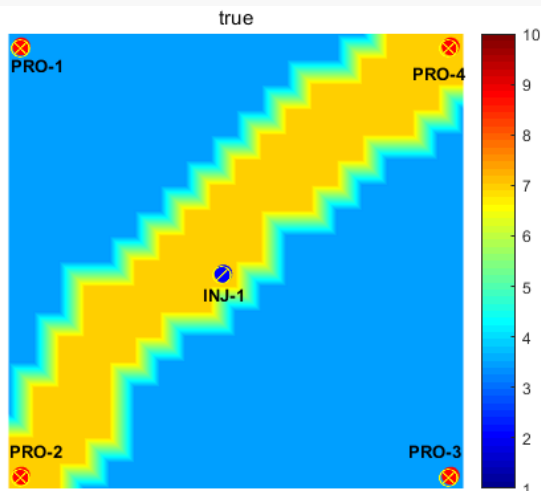


# 目录

contents

- 1 研究背景
- 2 研究内容
- 3 实例分析
- 4 研究结论

## 实例设计-单层静态模型



训练字典

### 模型参数

### 模型设置

数值模拟器

Eclipse

网格

19 x 19

单层/多层

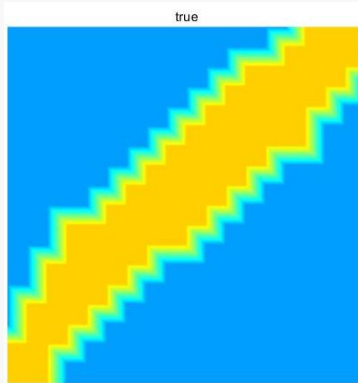
单层模型

生产时间

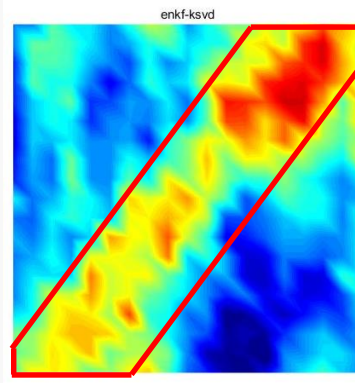
3600 d

时间步

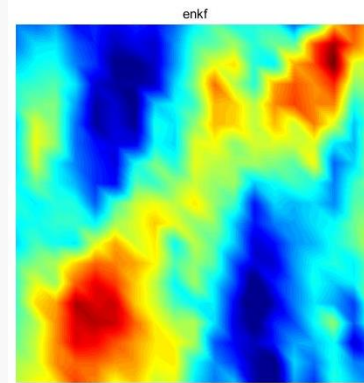
200d



(a) 真实模型

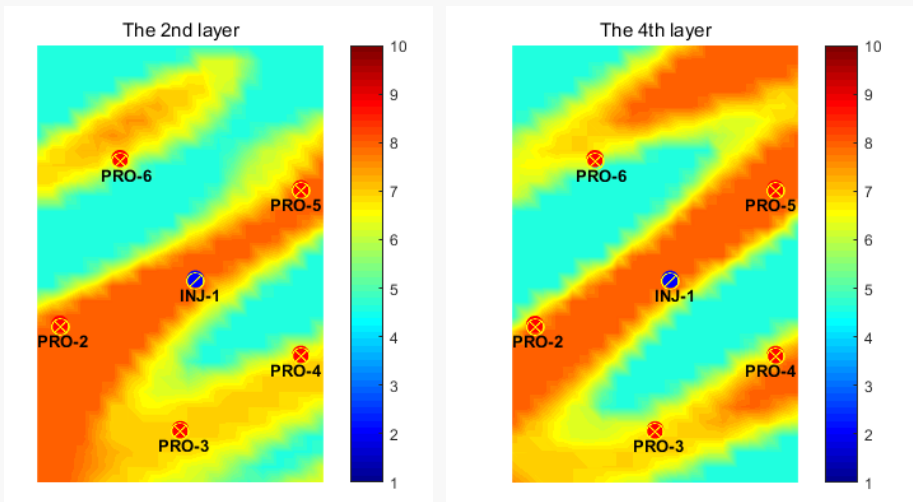


(b) KSVD+EnKF



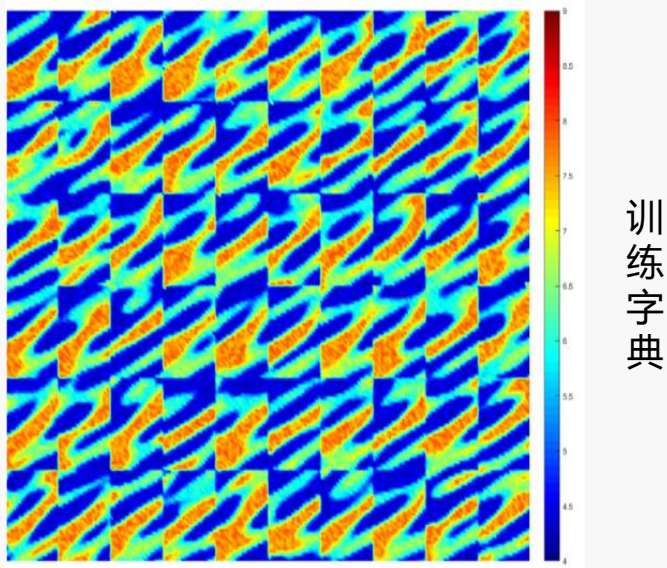
(c) 标准EnKF

## 实例设计-多层静态模型



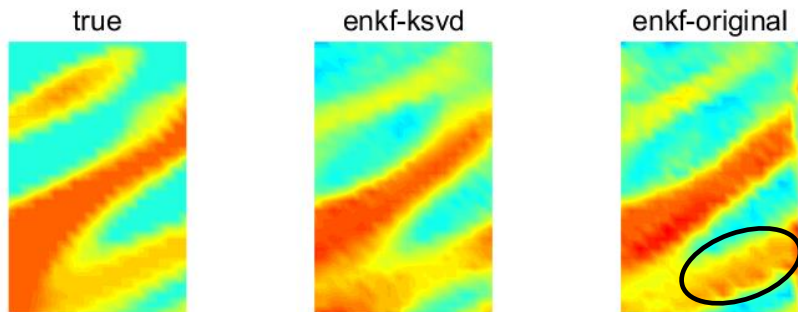
真实模型

模型参数	模型设置
模拟器	Eclipse
网格	20 x 30 x 4
单层/多层	多层模型，三通道模型
生产时间	3600 d
时间步	200d

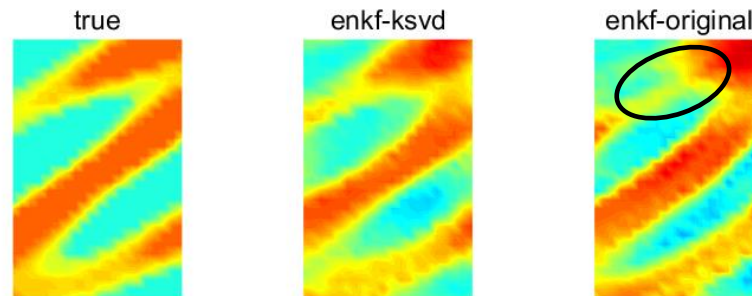




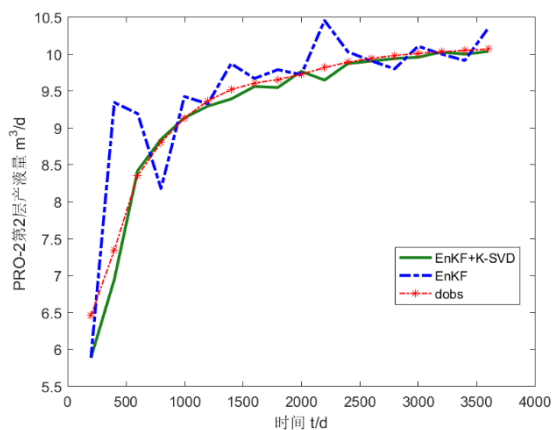
## 实例设计-多层静态模型



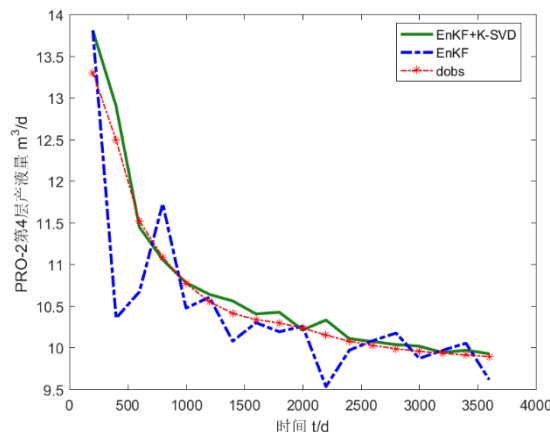
(a) 第二层渗透率场反演效果比较



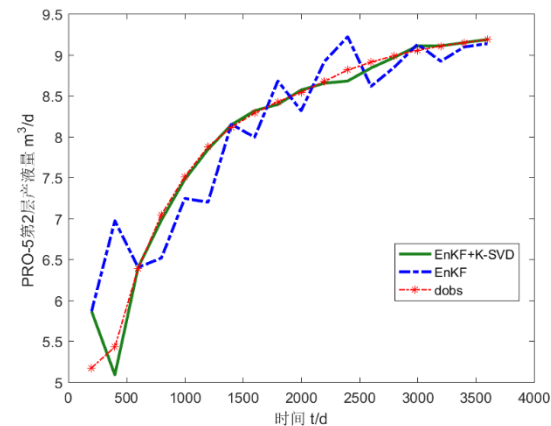
(b) 第四层渗透率场反演效果比较



(a) PRO-2第2层产液量拟合比较

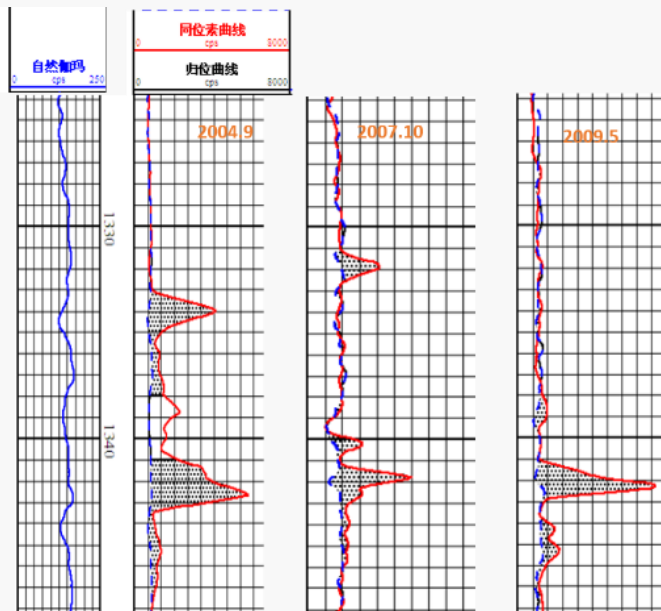


(b) PRO-2第4层产液量拟合比较



(c) PRO-5第2层产液量拟合比较

## 实例设计-多层动态模型



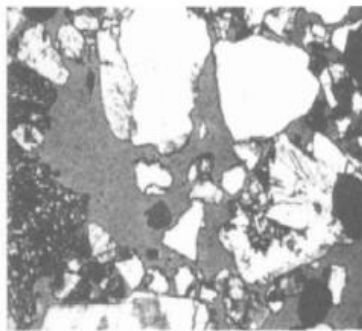
当绝对渗透率大于等于300md时

$$M_k = 1 \quad R \leq 1.2$$

$$M_k = 0.9966R^{0.0195} \quad R > 1.2$$



a 高含水阶段



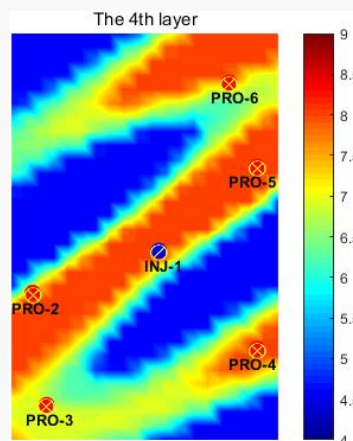
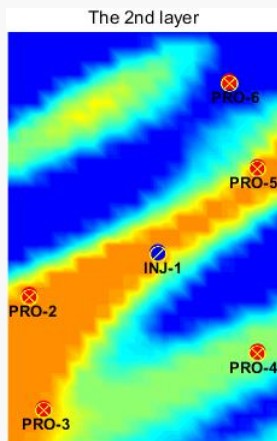
b 特高含水阶段

## 渗透率动态追踪技术

(1) 渗透率是储层基本的物性参数，一般为固定值，但研究发现在注水开发过程中，**高渗通道水淹程度高**，随着注水倍数增加，泥质含量减少，孔喉半径增加，**渗透率场发生变化**。

(2) 应该在自动历史拟合中反应这种储层参数的**时变效应**，以提高渗透率场和剩余油描述精度

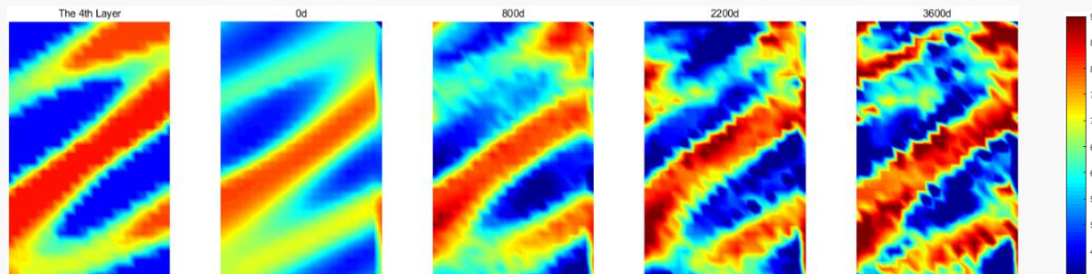
## 实例设计-多层动态模型



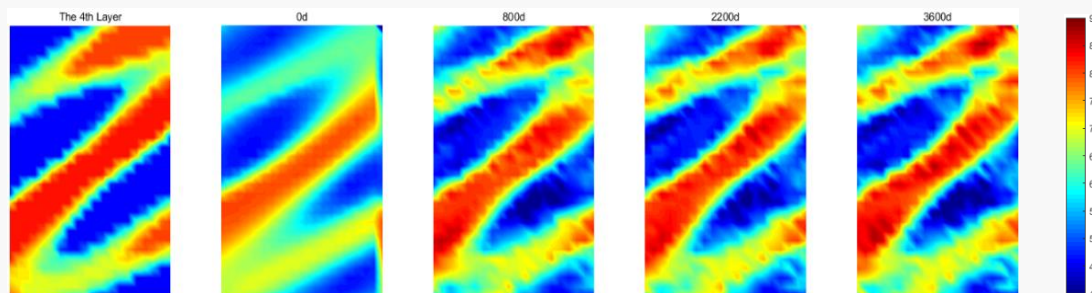
### 模型参数 模型设置

模拟器	Eclipse
网格	20 x 30 x 4
变化区域	高渗区域
变化频率	100 d
变化幅度	1.0047

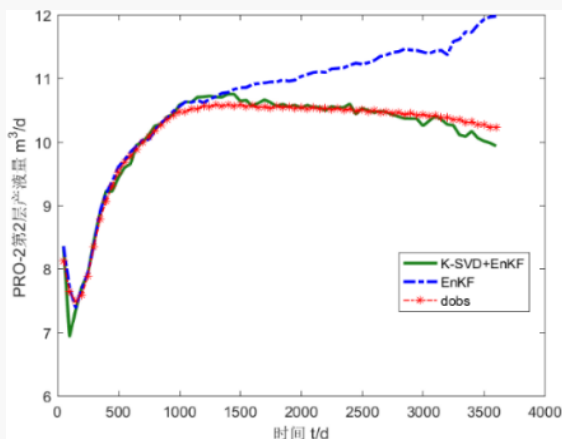
EnKF



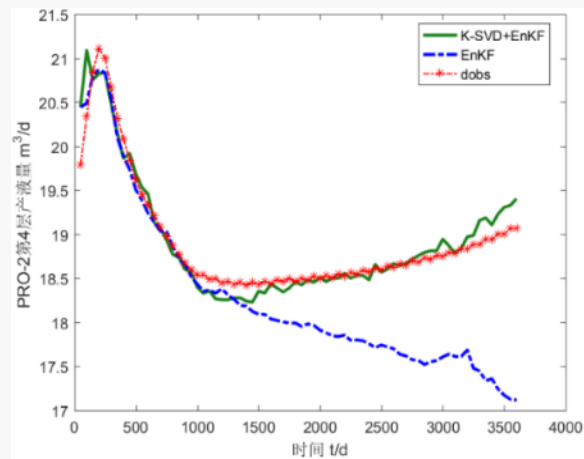
K-SVD+EnKF



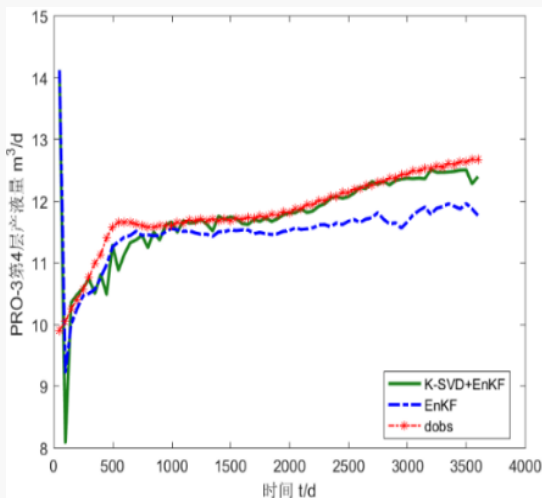
## 实例设计-多层动态模型



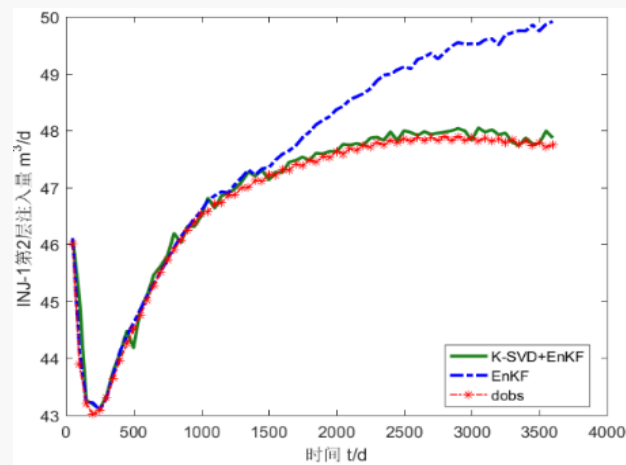
(a) INJ-1第2层注入量拟合比较



(b) PRO-2第4层产液量拟合比较



(c) PRO-3第3层注入量拟合比较



(d) INJ-1第4层注入量拟合比较



# 目录

contents

- 1 研究背景
- 2 研究路线
- 3 研究内容
- 4 研究结论

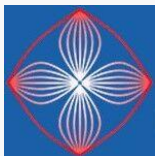
**历史拟合**

**字典学习**

**渗透率追踪**

- 自动历史拟合能够降低油藏模型的不确定性，降低开发风险
- 基于字典学习的集合卡尔曼滤波算法能，能够获得**数据更为简洁的表示方式**，从而**降低计算和存储开销**，增强油藏整体反演精度。
- 改进的集合卡尔滤波可以**对观测数据的变化做出响应**，识别并追踪渗透率的**动态变化特征**。

# 致 谢



中国石油大学(华东)油气渗流中心老师和学生



国家自然科学基金委员会



国家留学基金委员会



中国海洋石油总公司



中国石油化工集团公司

请各位专家批评指正！

**Thank You !**

