



波现象与智能反演成像研究组

随机反演的思想与方法

超高分辨率反演的可行途径?

报告人：王华忠

波现象与智能反演成像研究组 (WPI)

同济大学海洋与地球科学学院, 上海

2023年12月12日

目录

- ◆一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题
- ◆二、随机模拟思想与方法
- ◆三、随机反演的思想与方法
- ◆四、地震波反演成像的发展路线
- ◆五、结论与讨论

一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

◆ 油气地震勘探最终目的：

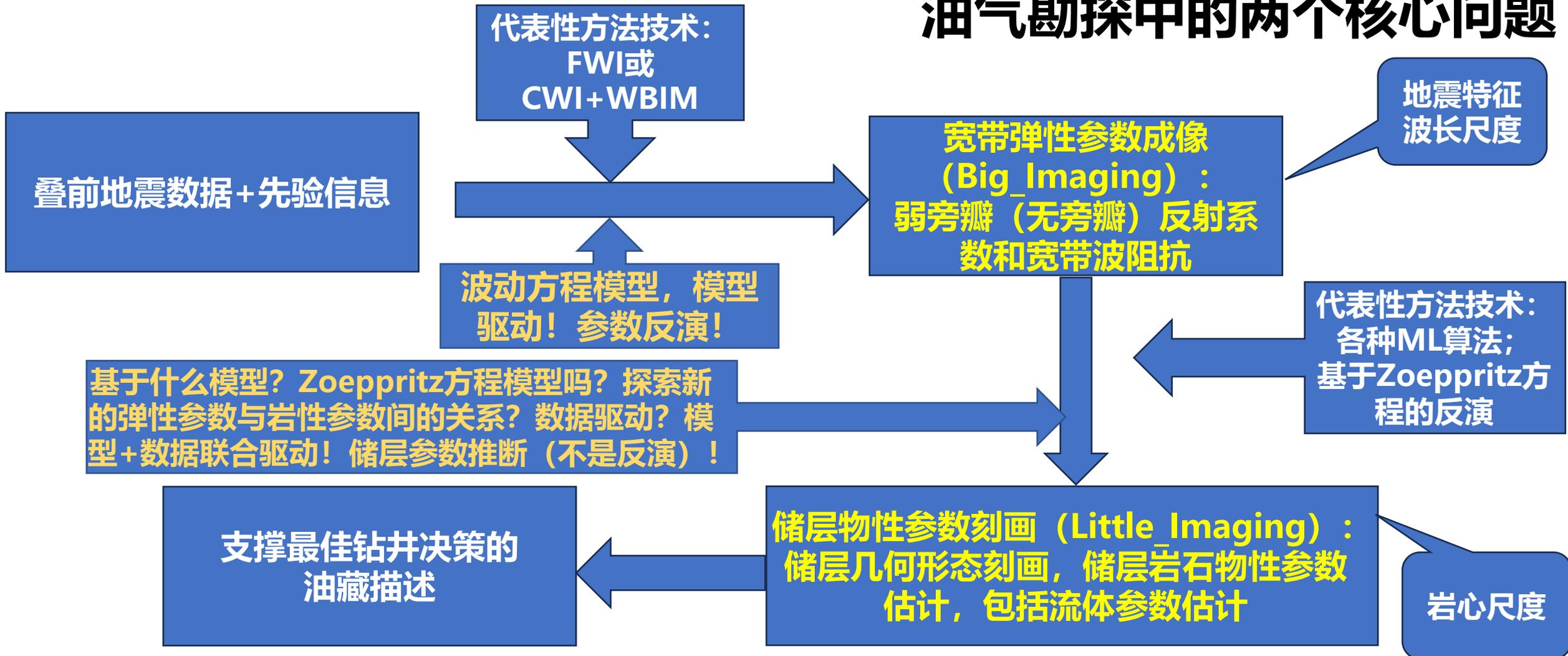
◆ 精确地描述油气藏，进行准确的含油气性分析，做出最佳的钻井决策，得到最高的油气勘探效益。

◆ 油气地震勘探核心问题：

◆ 由叠前地震数据及其它相关的先验信息，进行宽波数带的弹性参数估计（或称广义的高精度地震波成像），与井数据和岩石物理知识结合，实现储层岩石物性参数（孔隙度、渗透率等）的推断，开展精确的油气藏描述和准确的含油气性评价。

一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

油气勘探中的两个核心问题



一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

➤ Bayes估计理论框架:

$$M: g = Hf + \varepsilon$$

数据逼近先验概率

➤ 观测模型M + 对噪音 ε 的假设:

$$p(g | f; M) = p_\varepsilon(g - Hf)$$

➤ 先验信息:

$$p(f | M)$$

参数先验
概率

➤ 贝叶斯后验概率密度:

$$p(f | g; M) = \frac{p(g | f; M) p(f | M)}{p(g | M)}$$

后验概率

➤ 与正则化的联系:

➤ 最大后验概率 (MAP) : $J(f) = Q(g, Hf) + \lambda\Omega(f)$

$$\hat{f} = \arg \max_f \{ p(f | g) \} = \arg \max_f \{ p(g | f) p(f) \}$$

$$= \arg \min_f \{ -\ln p(g | f) - \ln p(f) \}$$

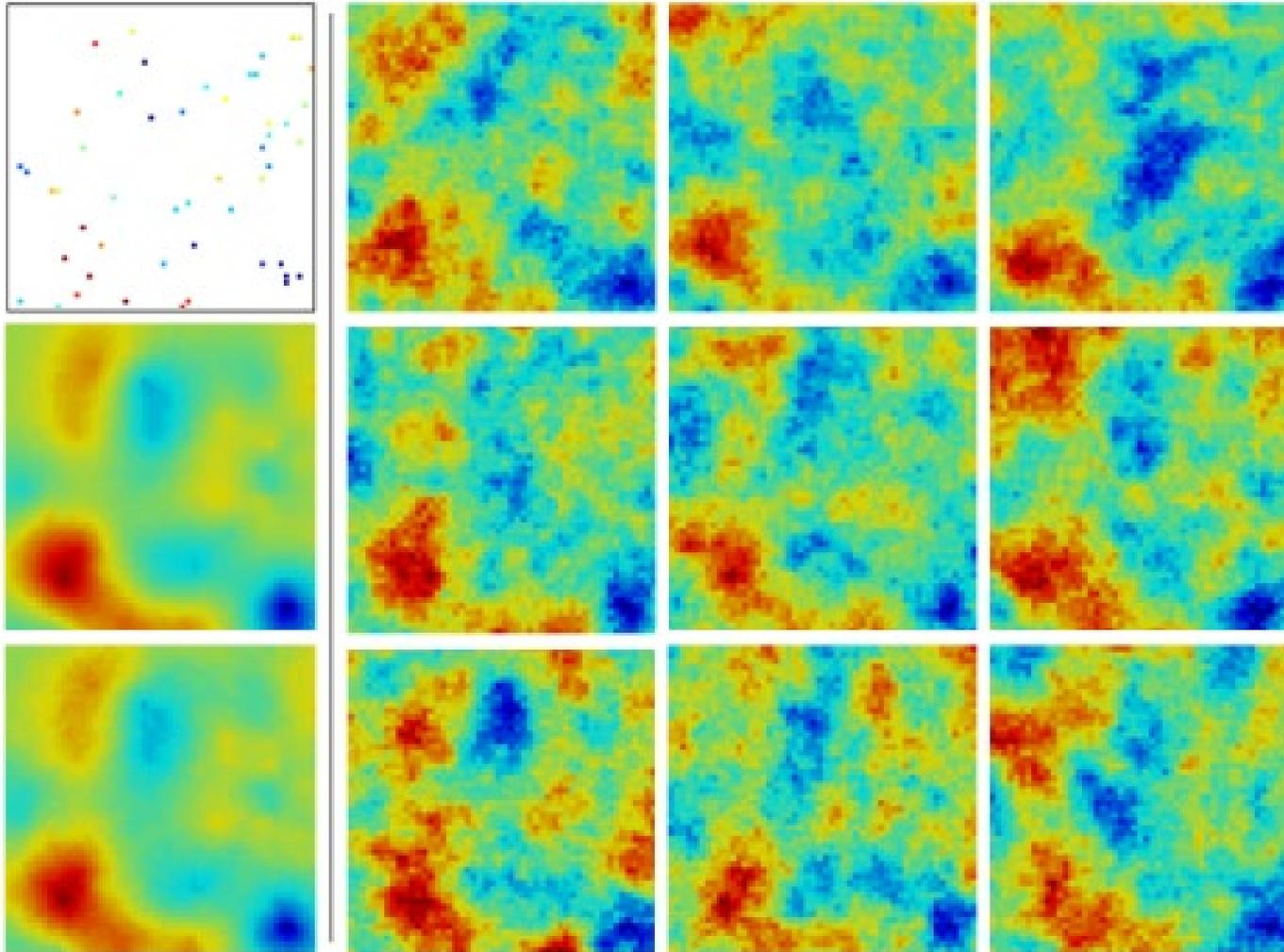
➤ 其中: $Q(g, Hf) = -\ln p(g | f)$ $\lambda\Omega(f) = -\ln p(f)$

一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

- 线性模型和高斯先验信息的情况: $g = Hf + \varepsilon$
- 对噪声的假设: $\varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2 I)$ $p(g | f) \propto \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_\varepsilon^2} \|g - Hf\|^2\right]$
- 对 f 的假设: $f \sim N(0, \sigma_f^2 I)$ $p(f) \propto \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_f^2} \|f\|^2\right]$
- 后验概率密度: $p(f | g) \propto \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_\varepsilon^2} \left[\|g - Hf\|^2 + \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_f^2} \|f\|^2\right]\right]$
- MAP: $\hat{f} = \arg \max_f \{p(f | g)\} = \arg \min_f \{J(f)\}$
其中, $J(f) = \|g - Hf\|^2 + \lambda \|f\|^2$, $\lambda = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_f^2}$
- 解的评价: $f | g \sim N(\hat{f}, \hat{P})$, with $\hat{f} = (H^t H + \lambda I)^{-1} H^t g$, $\hat{P} = \sigma_\varepsilon^2 (H^t H + \lambda I)^{-1}$

一、高分辨 (高精度) 反演成像存在的问题

2D Gauss 随机场的具体实现, 参考 Tarantola(2005), Monte Carlo Method一章。



左上图是50个模型空间的先验随机采样点。

右面9幅图是后验概率密度函数的随机采样样本的具体实现结果的展示。

左中图是理论的期望结果。

左下图是随机采样样本计算的平均结果。

$$f | g \sim N(\hat{f}, \hat{P}), \text{ with } \hat{f} = (H^t H + \lambda I)^{-1} H^t g, \hat{P} = \sigma_\varepsilon^2 (H^t H + \lambda I)^{-1}$$

后验概率密度函数随机实现样本的分辨率要远高于平均结果的分辨率



一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

- ◆很显然，后验概率密度求期望和方差给出的参数反演解是某种加权平均值，在提高反演可靠性的同时，导致了分辨率降低。
- ◆Gauss先验分布假设+MAP准则+误差泛函最小+梯度导引类算法，得到的反演解，数学理论上，就是 $f | g \sim N(\hat{f}, \hat{P})$, with $\hat{f} = (H^t H + \lambda I)^{-1} H^t g$, $\hat{P} = \sigma_\varepsilon^2 (H^t H + \lambda I)^{-1}$ 。明显地，这也是真解的PSF模糊结果。

一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

◆提高反演解分辨率（精度）的思想与方法清楚的：

- ◆期望数据尽可能是完美的、满足高精度反演需求的；
- ◆提高正问题对实测数据的预测精度；
- ◆期望预测误差是Gauss分布（Gauss白噪）的；
- ◆期望正问题关系是尽可能线性的；
- ◆期望初始值是尽可能接近真解的；
- ◆施加合理的正则化约束；
- ◆期望有很多的、尽可能多的先验信息；
- ◆.....



一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题

- ◆但是，反演成像的实践表明：即便如此，依然达不到期望的要求。
- ◆除了继续沿上述已知的路线继续努力外，还有什么的提高反演结果分辨率（精度）的新途径？
- ◆**随机反演可能是值得探索的！**

目录

- ◆ 一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题
- ◆ 二、随机模拟思想与方法
- ◆ 三、随机反演的思想与方法
- ◆ 四、地震波反演成像的发展路线
- ◆ 五、结论与讨论



二、随机模拟思想与方法

- ◆物理世界的变化规律到底是确定性的？还是随机性的？
- ◆可以认为宏观上是确定性的（Newton力学规律），微观上是随机的（量子力学规律）。
- ◆大量物理粒子的规律性的行为特征也要用概率统计方法描述。譬如热力学。
- ◆机械的、确定性地、因果的观点描述世界的方法显然是片面的、不可取的。
- ◆基于随机、概率统计基础上的认识论描述和解决客观问题是不可或缺的。

二、随机模拟思想与方法

- ◆ Newton力学、数学分析（泛函分析）、线性代数、数值分析/数值算法（尤其梯度导引类的数值优化算法）提供了强大的分析问题的逻辑和方法。
- ◆ 但是，也固化了我们的思维。
- ◆ 根本上看，物理世界、生物世界、人类社会处处存在不确定性。越是微观地、细尺度地、多因素相互作用地情形下，不确定性或随机性的表现越普遍。
- ◆ 宏观地、粗尺度地、单因素（少因素）情形下，确定性的表现越明显。
- ◆ 由确定性的、因果的关系预测规律、做出决策的方式方法要逐渐地让位与由随机统计性的、相关性的关系做预测，并做出决策的方式方法。



二、随机模拟思想与方法

- ◆ 随机性是物理世界、生物世界、人类社会的客观特征，它是由样本的取值满足一定的概率分布体现出来的。
 - ◆ 若样本的取值是确定性的，表明事件都按概率1发生，事件没有不确定性。
- ◆ 计算机模拟（仿真）确定性关系，从而提升我们对物理实体的认识，也帮助我们做出估计推断。这是我们所熟悉的。
- ◆ 计算机能完全模拟随机过程吗？随机模拟为什么能帮助我们解决问题？随机模拟能解决哪些问题？

二、随机模拟思想与方法

◆计算机能完全模拟随机过程吗？

◆计算机不能真地或完全地仿真物理世界的随机过程。

- ◆我认为基本原因是：我们自己都不理解随机过程产生的过程，只知道其结果。数学上，没有理论证明能在计算上真地或完全地仿真物理世界的随机过程。

◆数学家可以做到：

- ◆计算机上能产生伪随机数。即：给定一个初值，在很长的周期内，不会重复生成相同的随机数序列。

◆伪随机数与物理世界的随机过程是一致的吗？

- ◆我认为不一致。我认为：科学上，人类有必要发展出能模拟物理世界随机过程的算法，但即便做不到，也可以用伪随机模拟的思想与方法帮助我们更好地解决当前的问题。

二、随机模拟思想与方法

◆伪随机模拟到底模拟什么？

- ◆随机变量的生成。尤其是满足一定概率密度的伪随机变量的生成。
- ◆本质上，就是在计算机上模拟随机变量（随机过程）的样本生成。
- ◆其中的关键是：伪随机数的生成，尤其是满足一定概率密度的伪随机数的生成，一般地，即独立同分布地实现 $[0,1]$ 空间上均匀分布的随机变量。
- ◆伪随机数的生成是随机模拟的基础。在计算机上模拟随机变量（随机过程）的样本生成，离不开伪随机数生成。

二、随机模拟思想与方法

◆伪随机模拟到底模拟什么？

- ◆伪随机模拟要解决的另一个核心问题是在既定的、巨大的样本空间中，进行重要性采样。

◆References:

- ◆ Jun S. JIU, 2001, Monte Carlo Strategies in Scientific Computing, Springer
- ◆ James E. Gentle, 2003, Random Number Generation and Monte Carlo Methods, Springer
- ◆ Christian P. Robert, and George Casella, 2004, Monte Carlo Statistical Methods, Springer

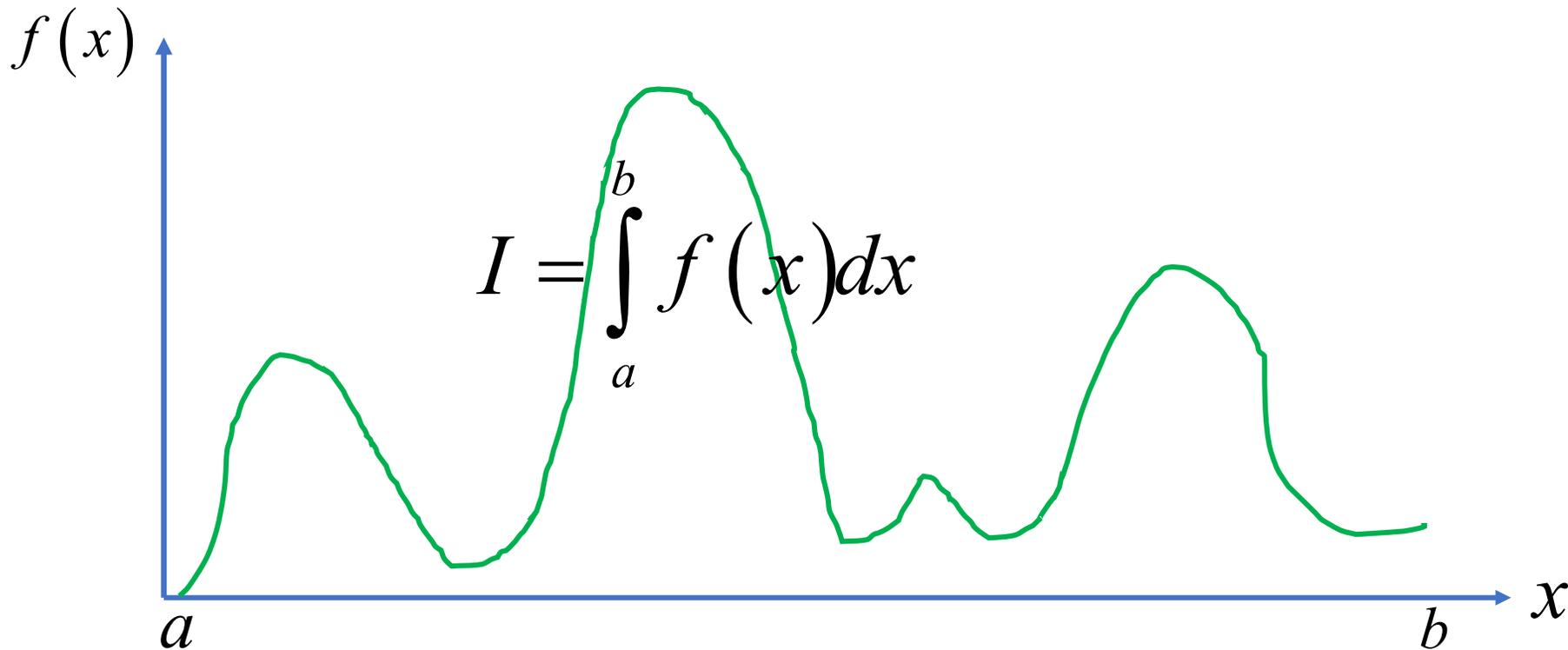
二、随机模拟思想与方法

- ◆ 伪随机模拟能解决哪些问题?
 - ◆ 高维积分问题;
 - ◆ 高维变量误差泛函的全局寻优;
 - ◆ 大量粒子的群体行为的统计特征;
 - ◆

二、随机模拟思想与方法

◆高维积分和高维变量误差泛函全局寻优:

◆根本性问题: 重要性区域采样 (或重要性区域感知)



二、随机模拟思想与方法

◆伪随机模拟的具体算法？

- ◆首先应该认识到，这是与我们熟悉的数值计算方法完全不同的。
- ◆目前的数值计算方法教材完全没有这方面的材料。
- ◆具体的算法，看参考文献。
 - ◆Numerical Recipes – The art of scientific computing (Third Edition) ; Cambridge University Press
 - ◆我目前也没有真正把握住Monte Carlo模拟算法的本质思想。

目录

- ◆一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题
- ◆二、随机模拟思想与方法
- ◆三、随机反演的思想与方法
- ◆四、地震波反演成像的发展路线
- ◆五、结论与讨论

三、随机反演的思想与方法

- ◆ **随机反演的基本思想 (Monte Carlo方法) :**
 - ◆ **在可能的解空间中, 进行重要性随机采样, 找到临近MAP的区域, 用合适的方法得到合理的解。**
- ◆ **Monte Carlo方法是基本的重要性随机采样方法。**
 - ◆ **Matropolis采样算法是目前典型的重要性采样方法。**
- ◆ **借助生物进化方法是改善重要性采样的必然途径。**
 - ◆ **Evolutionary Optimization Algorithms – Biologically Inspired and Population – Based Approaches to Computer Intelligence**

三、随机反演的思想与方法

- ◆ 勘探地震中的随机反演基本思想与做法：
 - ◆ 1、对于强非线性问题，在可能的解空间中，进行重要性采样，找到临近MAP的区域，用合适的方法得到合理的解。
 - ◆ 可以与梯度导引类方法串联。
 - ◆ 类CMP道集Monte Carlo反演提供初始模型，串联梯度导引类层析反演方法。
 - ◆ 2、对于弱非线性问题，MAP准则下梯度导引算法，给出某种加权平均的期望结果。在期望解附近，在Gauss分布控制下，随机生成超分辨率模型族，在合理的准则下，选择超分辨率反演结果。
 - ◆ 用于储层描述的随机反演应该是按此逻辑进行的。

三、随机反演的思想与方法

- ◆ 勘探地震中的随机反演基本思想与做法：
 - ◆ 3、对于有可靠的井约束的情形，结构约束井数据插值方法得到伪井结果。以伪井结果作为初始值和/或先验约束值，用梯度导引类给出某种加权平均的期望结果。在期望解附近，在Gauss分布控制下，随机生成超分辨率模型族，在合理的准则下，选择超分辨率反演结果。
 - ◆ 这应该是井控情形下，用于储层描述的超分辨率反演方法的逻辑路线。
 - ◆ 原则上，超分辨率可以达到反演采样间隔的尺度。
 - ◆ 但是，如何选择出合乎地质逻辑的反演解是未解的问题！

三、随机反演的思想与方法

◆ 勘探地震中的随机反演基本思想与做法:

- ◆ 随机反演 (Monte Carlo反演) 既可以用于解决强非线性反问题的全局寻优, 也可以生成期望附近的一族可行的反演解。
- ◆ 前者计算量太大, 目前的大规模参数估计不一定可行。后者用于得到超分辨率 (可达任意反演采样尺度) 的反演解, 困难是如何生成一族可行解, 如何从中选出一个有地质意义的解。
- ◆ 当前, FWI或任何梯度导引下的反演解, 得到满足储层描述要求的有地质意义的解都是有困难的。引入随机反演应该是值得探索的路线。

◆ References:

- ◆ Jari Kaipio and Erkki Somersalo, 2005, *Statistical and Computational Inverse Problems*, Springer
- ◆ Tarantola, A., 2005, *Inverse Problem Theory and Methods for Model parameter Estimation*, SIAM

目录

- ◆一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题
- ◆二、随机模拟思想与方法
- ◆三、随机反演的思想与方法
- ◆四、地震波反演成像的发展路线
- ◆五、结论与讨论

四、地震波反演成像的发展路线

◆讨论目前存在的几个没有解决的问题：

- ◆1、实测数据与物理理论不符！
- ◆2、角度道集的分辨率不够，尤其在深层超深层，波传播信息丢失。如何保持波传播信息？
- ◆3、AVA反演的逻辑基础再审视；
- ◆4、勘探地震中随机反演的合理策略。

四、地震波反演成像的发展路线

◆1、实测数据与物理理论不符

- ◆关于OBN数据的多波成像处理问题，本质上就是P-P波和P-SV波成像处理，到目前为止，并没有见到能有效地贡献于提升油藏描述精度的成像结果。
- ◆我认为：出现这样的结果，主要不是由P-SV波成像处理方法导致的，而是因为数据中P-SV波的信噪比太低。实质上，这还是地震波传播的物理机制决定的，纵波在实际的孔隙流体介质中为什么不能转换成较强SV波，为什么只有局部区域能产生有效的SV波而大多数情形下没有有效的SV波决定的。
 - ◆这才是科学研究要关注和弄清楚的问题！
- ◆如何有效地利用OBN数据中的P-SV波，还是要继续探索的议题。

四、地震波反演成像的发展路线

◆1、实测数据与物理理论不符

- ◆不建议用弹性波FWI这类更高端的成像算法进行针对OBN数据的矢量波反演成像，而是重点研究波传播的实际物理机制，弄清楚实际数据是否支撑做弹性波FWI。
- ◆弹性波方程模拟数据下的弹性波成像能得到很好的成像结果，但这不过是个Inversion Crime（反演骗局）。
 - ◆大学里面就喜欢做这样的研究！
- ◆任何有效的地震波反演成像技术，一定是奠基在实测数据能有效支持的基础上的，理论上还是成像所用的波动方程数值模拟结果与实际波传播结果之间存在高度的一致性。



四、地震波反演成像的发展路线

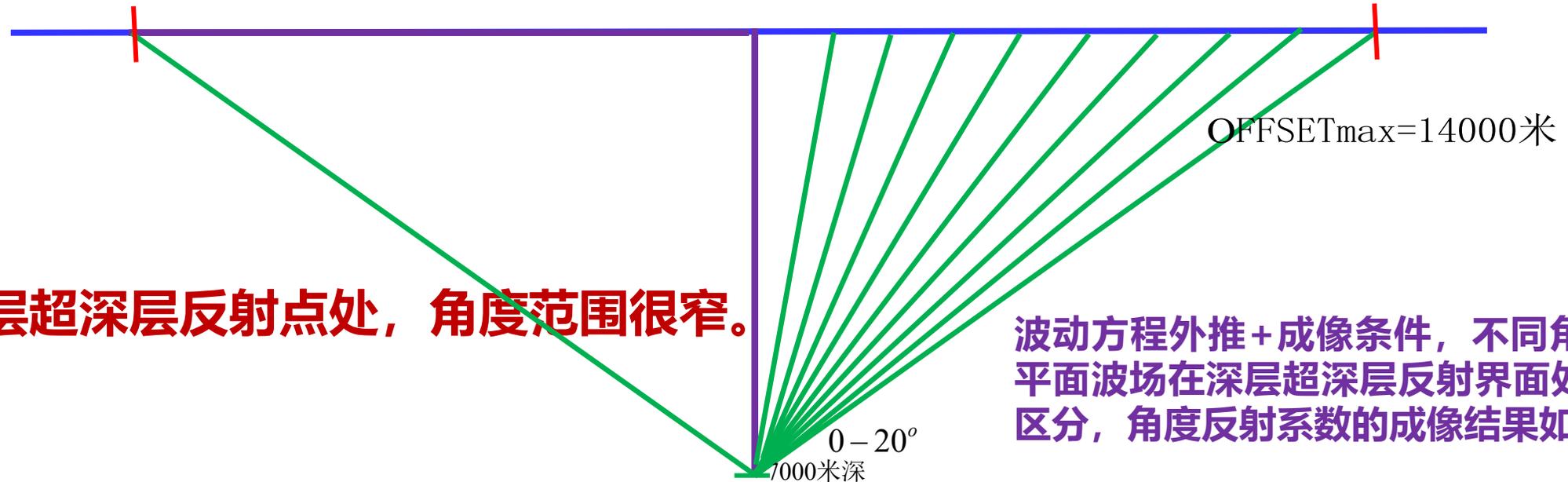
◆1、实测数据与物理理论不符

- ◆物理机制不清楚的问题还有很多，多波反演成像仅仅是一个例子。
- ◆勘探地震中，目前建立的岩石物理机制，基本上就是一笔糊涂账。很多问题说不清楚！目前油气开发阶段的油藏评价，基本都是定性地。远远做不到定量描述的程度。
- ◆真实的物理机制的研究，才是与物理实体相关科学的基础。
- ◆现在的趋势是：都不愿意与物理实体打交道，只愿意和数据打交道。甚至都不愿意关心数据的物理来源，数据的物理性质。只愿意玩抽象的数据。

四、地震波反演成像的发展路线

◆2、角度道集分辨率不够，尤其在深层超深层，波传播信息丢失。如何保持波传播信息？

◆地震波成像的物理基础是地震波场在地下介质中传播，震源子波感知到弹性参数的变化，通过震源子波自身的变化，把弹性参数的变化携带到地表数据中。



◆深层超深层反射点处，角度范围很窄。

波动方程外推+成像条件，不同角度的局部平面波场在深层超深层反射界面处已经不能区分，角度反射系数的成像结果如何能真？

四、地震波反演成像的发展路线

◆2、角度道集的分辨率不够，尤其在深层超深层，波传播信息丢失。如何保持波传播信息？

- ◆从带限波传播的物理机制上看，波动方程外推+成像条件，在深层超深层反射界面处，得到保真反射系数的物理逻辑是不通的。
- ◆单个方位Offset数据进行波动方程偏移，即便可能，由于没有对应的波动方程，成像效果也很差！高频近似下的射线理论偏移是可以的，但是高频近似下波传播不适应小尺度复杂介质情形。
- ◆这个问题在FWI中应该也是存在的，梯度项计算是否受到该问题的影响？
 - ◆这个问题值得好好分析。地震波成像，基本问题已经被深入探讨过，剩下的都是棘手的问题。

四、地震波反演成像的发展路线

◆3、AVA反演的逻辑基础再审视

- ◆AVA反演对应的正问题，很明显，应该是线性化的Zoeppritz方程。
- ◆但是，现在很多AVA反演，都是褶积上反射系数。一旦角度反射系数褶积上子波，就是在模拟某种介质假设下的波传播了。
- ◆零角度情形下，反射系数褶积上子波，就是一般的褶积方程。如果仅仅用零角度反射系数与子波的褶积与实测的所谓自激自收地震道逼近建立误差泛函进行反演，这是多参数 (A, B, C) 或 $(\delta V_P, \delta V_S, \delta \rho)$ 的一维弹性参数反演。
- ◆非零角度情形下，角度反射系数褶积上子波，可以认为是一般的褶积方程的推广，对应于角度平面波入射到水平层状介质中，这又是一个单角度反射系数的多参数的 (A, B, C) 或 $(\delta V_P, \delta V_S, \delta \rho)$ 一维弹性参数反演。

四、地震波反演成像的发展路线

◆3、AVA反演的逻辑基础再审视

- ◆更进一步地，用弹性波动方程模拟平面波垂直入射或角度入射的波传播过程，然后反演水平层状介质中的弹性参数。
- ◆这三种反问题的提法都不符合参数反演的基本逻辑。正问题是近似线性的，最好是单参数的。正问题的物理假设太多。对应的数据没有明确的物理意义。
 - ◆这应该是这么多年来，AVA反演（不是AVA分析）始终不能在石油工业界得到认可的根本原因。
- ◆水平层状介质假设，自激自收数据下的1D FWI，正问题及数据的物理意义还比较清楚。这样的方法技术基本支撑了石油工业界用于油藏描述的弹性参数成像。



四、地震波反演成像的发展路线

◆ 3、AVA反演的逻辑基础再审视

◆ AVA分析---放弃弹性参数估计

$$\begin{bmatrix} R_P \\ R_S \\ T_P \\ T_S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin \theta_1 & -\cos \phi_1 & \sin \theta_2 & \cos \phi_2 \\ \cos \theta_1 & -\sin \phi_1 & \cos \theta_2 & -\sin \phi_2 \\ \sin 2\theta_1 & \frac{V_{P1}}{V_{S1}} \cos 2\phi_1 & \frac{\rho_2 V_{S2}^2 V_{P1}}{\rho_1 V_{S1}^2 V_{P2}} \cos 2\phi_1 & \frac{\rho_2 V_{S2} V_{P1}}{\rho_1 V_{S1}^2} \cos 2\phi_2 \\ -\cos 2\phi_1 & \frac{V_{S1}}{V_{P1}} \sin 2\phi_1 & \frac{\rho_2 V_{P2}}{\rho_1 V_{P1}} \cos 2\phi_2 & -\frac{\rho_2 V_{S2}}{\rho_1 V_{P1}} \sin 2\phi_2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sin \theta_1 \\ \cos \theta_1 \\ \sin 2\theta_1 \\ \cos 2\phi_1 \end{bmatrix}$$

四、地震波反演成像的发展路线

◆ 3、AVA反演的逻辑基础再审视

◆ AVA分析---放弃弹性参数估计

The *Aki-Richards equation* is a linearized approximation to the *Zoeppritz equations*. The initial form (Richards and Frasier, 1976) separated the velocity and density terms:

$$R_P(\theta) = a \frac{\Delta V_P}{V_P} + b \frac{\Delta \rho}{\rho} + c \frac{\Delta V_S}{V_S}$$

where:

$$a = \frac{1}{2 \cos^2 \theta},$$

$$b = 0.5 - \left[2 \left(\frac{V_S}{V_P} \right)^2 \sin^2 \theta \right],$$

$$c = -4 \left(\frac{V_S}{V_P} \right)^2 \sin^2 \theta,$$

$$\rho = \frac{\rho_2 + \rho_1}{2}, \Delta \rho = \rho_2 - \rho_1,$$

$$V_P = \frac{V_{P2} + V_{P1}}{2}, \Delta V_P = V_{P2} - V_{P1},$$

$$V_S = \frac{V_{S2} + V_{S1}}{2}, \Delta V_S = V_{S2} - V_{S1},$$

$$\text{and } \theta = \frac{\theta_i + \theta_t}{2}.$$

四、地震波反演成像的发展路线

◆3、AVA反演的逻辑基础再审视

◆AVA分析---放弃弹性参数估计

A totally equivalent form was derived by Wiggins. He separated the equation into three reflection terms, as follows:

$$R_p(\theta) = A + B \sin^2 \theta + C \tan^2 \theta \sin^2 \theta$$

where: $A = R_{p0} = \frac{1}{2} \left[\frac{\Delta V_P}{V_p} + \frac{\Delta \rho}{\rho} \right] = \text{intercept},$

$$B = \frac{1}{2} \frac{\Delta V_P}{V_p} - 4 \left[\frac{V_S}{V_P} \right]^2 \frac{\Delta V_S}{V_S} - 2 \left[\frac{V_S}{V_P} \right]^2 \frac{\Delta \rho}{\rho} = \text{gradient},$$

$$C = \frac{1}{2} \frac{\Delta V_P}{V_p} = \text{curvature}.$$

四、地震波反演成像的发展路线

◆3、AVA反演的逻辑基础再审视

- ◆单炮道集FWI，应该是，支撑石油工业界用于油藏描述的弹性参数成像的更合理技术路线。
- ◆CWI+WBIM是FWI的更实用化的路线。
- ◆需要随机反演思想和具体算法进一步提高宽带波阻抗反演的分辨率，包括可靠性。
 - ◆合理的做法是什么？

四、地震波反演成像的发展路线

◆4、勘探地震中随机反演的合理策略

◆勘探地震中的随机反演，不可能与数学书上的做法一致。

◆我认为，勘探地震中随机反演的要点是：在成像网格的尺度上，以期望结果为中心，在后验概率密度函数的约束下，随机生成一个反演解族。这个反演解族要落在所有可能得反演解构成的空间中。随机反演实质上已经包含了 (L0/L1) 稀疏反演的思想。

◆如何能做到上述要求？

◆首先，在后验概率密度函数的约束下，随机生成一个反演解族的做法要是正确的。第二，随机生成一个反演解族时，要引入勘探地震的约束条件，使得反演解族要落在所有可能得反演解构成的空间中。第三，如何从随机生成一个反演解族挑选出高分辨的解？我认为只能用统计的方法，即：凡是距离期望结果达到既定阈值的解的都是可选择解，然后要在满足数据逼近误差的阈值条件中，选一个逼近误差最小的？

四、地震波反演成像的发展路线

◆4、勘探地震中随机反演的合理策略

◆我还是认为：在满足数据逼近误差的阈值条件中，选一个逼近误差最小的解作为最终的超分辨率反演结果，这样的做法是否真能选出合理解，还是值得斟酌的。

◆期望反演结果如何生成？

◆这个问题的确很难回答。具体问题应该有具体的做法。

◆假若开发井多的话，结构导引下的弹性参数插值是个必选的做法。可以用插值结果作为期望值。

◆用插值结果作为初始值，继续进行误差泛函约束下的参数估计，用数据+正问题再调整一下插值结果也是逻辑合理的做法。然后把参数估计结果作为期望值。

四、地震波反演成像的发展路线

◆4、勘探地震中随机反演的合理策略

- ◆我认为：总体上讲，这样的策略应该能产生成像网格尺度水平上的超分辨率反演结果。反演解的地质含义合理性，由于受期望结果的制约，应该是可以得到保障的，不会像不收敛的迭代算法那样给出不可思议的反演结果。

目录

- ◆一、高分辨（高精度）反演成像存在的问题
- ◆二、随机模拟思想与方法
- ◆三、随机反演的思想与方法
- ◆四、地震波反演成像的发展路线
- ◆五、结论与讨论

五、结论与讨论

- ◆由MAP原则下、梯度导引类算法的产生某种期望结果（某种加权平均的模糊结果）的反演方法，分辨率达不到实际需求，尤其在针对储层描述的参数反演的情形下。
- ◆基于**随机反演**的思想，得到满足后验概率密度的**反演解族**，如果有合理的方法选择出有地质意义的反演解，**反演分辨率原则上可以达到采样间隔的尺度**。
- ◆这样的思想逻辑是没有问题的。
- ◆但是，

五、结论与讨论

- ◆如何按一定的概率密度分布生成随机数?
- ◆如何按一定的后验概率密度函数生产参数模型族?
- ◆如何能从中选择出符合地质意义的超高分辨的反演解?
- ◆另外, 如何按一定准则进行重要性区域 (感知) 采样?
 - ◆引入“生物种群体现出的进化智能”发展更高效的感知重要性区域的算法是合理的选择。



五、结论与讨论

◆无论如何，不论成功与失败，都必须探索创新的思想与做法！否则，科研工作做不下去，也没有做下去的必要和价值。



谢谢
欢迎批评指正