



20分钟汇报框架 (The Revised Framework)

整体逻辑流： 临床需求 -> 物理原理(sO2) -> 我们如何仿真(基于原理造数据) -> 深度学习解法 -> 结果与深刻反思。

Part 1: 研究背景与物理原理 (4 分钟) —— [主讲人 A]

- **1.1 临床痛点 (1 min):**
 - 缺血性脑卒中高发，CT/MRI不适合床旁连续监测。我们需要一种“实时、无辐射、高对比度”的方法。
- **1.2 PACT技术简介 (1 min):**
 - 什么是光声成像？（光进 -> 热膨胀 -> 声出）。
 - 优势：兼具光的高对比度和超声的深穿透深度。
- **1.3 核心理论：为什么PACT能测血氧？ (2 min)**
 - **原理机制：** 解释不同血红蛋白（氧合HbO₂ vs 脱氧HbR）对不同波长光的吸收系数不同。
 - **数学/物理联系：** 光声信号的幅度 \propto 初始压力 $P_0 \propto$ 光吸收系数 μ_a 。
 - **推论：** 因此，如果我们能准确重建出图像中的光吸收分布，就能通过光谱解混算出血氧饱和度 (sO₂) 。
 - **引出下一章：** “为了验证这一点，我们需要大量包含不同血氧状态（即不同光吸收系数）的数据，但这在临床上很难获取，所以我们选择了**数字仿真**。”

Part 2: 数据集构建与仿真 (6 分钟)

- **2.1 数据集设计 (2 min):**
 - **基底：** 2520张血管掩膜。
 - **病理模拟（核心亮点）：** 我们如何根据Part 1的原理，人为地制造“缺血”？
 - **话术：** “我们通过降低特定区域像素的数值（模拟光吸收系数 μ_a 下降），来模拟缺血核心区和半暗带的血氧降低。”（展示几组对比图：正常vs中风）。
- **2.2 K-wave 前向仿真 (3 min):**
 - 不要只说“用了matlab”。要展示你们设置了哪些物理参数（声速、传感器位置、采样频率）。
 - **展示成果：** 放一张“原始血管图” vs “仿真出的光声信号(Raw Data)”的对比。
 - 强调：这2520对数据（Signal -> Image）是训练深度学习模型的***“金标准”**。
- **2.3 现有算法的局限 (1 min):**
 - 传统算法（DAS/FBP）需要理想条件，且无法处理稀疏采样带来的伪影，导致算出的血氧不准。

Part 3: 深度学习重建算法设计 (3 分钟)

- **3.1 算法思路 (1 min):**
 - 既然传统物理模型太慢且假设太理想，我们提出“端到端”的学习方法。
- **3.2 模型架构 (2 min):**
 - 展示网络图 (U-Net或其他)。
 - 解释输入 (传感器信号) 和输出 (光吸收分布图/sO₂ map)。
- **3.3 训练细节 (1 min):**
 - Loss函数设计 (比如L1+SSIM)，优化器选择。简单带过，证明你们做了实验。

Part 4: 实验结果与误差分析 (3 分钟)

这里是“避短”的关键区域。不要只盯着测试集分数，要讲出深度。

- **4.1 训练集表现 (1.5 min):**
 - **先扬：** 展示训练集结果。图很大、很清晰。
 - **结论：** 证明了模型具备学习“声 -> 光”非线性映射的能力，验证了方法论的可行性。
- **4.2 测试集表现与问题暴露 (1 min):**
 - **后抑 (诚实)：** 展示测试集结果，指出在某些细节恢复上存在模糊或伪影 (过拟合)。
- **4.3 深度归因分析 (1.5 min) [这是加分项，能讲的东西就在这]:**
 - **为什么会过拟合？** 不要只说“数据少”，要说得专业点：
 - a. **逆问题的不适定性 (Ill-posedness):** 从有限的传感器数据反推复杂的血管结构本身就是极难的数学问题。
 - b. **数据分布单一：** 我们的仿真环境比较纯净，缺乏真实生物组织的异质性 (Heterogeneity) 噪声，导致模型“死记硬背”了训练集特征。
 - c. **正则化不足：** 未来需要引入更强的物理约束 (Physics-informed) 来防止过拟合。(这里可以参考学姐论文的方法)

Part 5: 临床意义探讨与总结 (4 分钟) —— [主讲人 E]

- **5.1 回归临床 (1 min):**
 - 再次呼应Part 1。如果我们解决了过拟合问题，这套系统能给医生带来什么？
 - **场景描述：** 医生看到一张实时的“热力图”，红色代表高血氧，蓝色代表缺血区 (半暗带)，能直接指导溶栓治疗。
- **5.2 总结与展望 (1 min):**
 - **总结：** 本项目完成了从原理验证、数据构建到模型搭建的全流程。

- **展望：** 既然现在的模型会过拟合，我们建议引入**扩散模型 (Diffusion Model)** (参考你们读的论文3)，利用其强大的生成能力来补全丢失的细节，解决不适定问题。