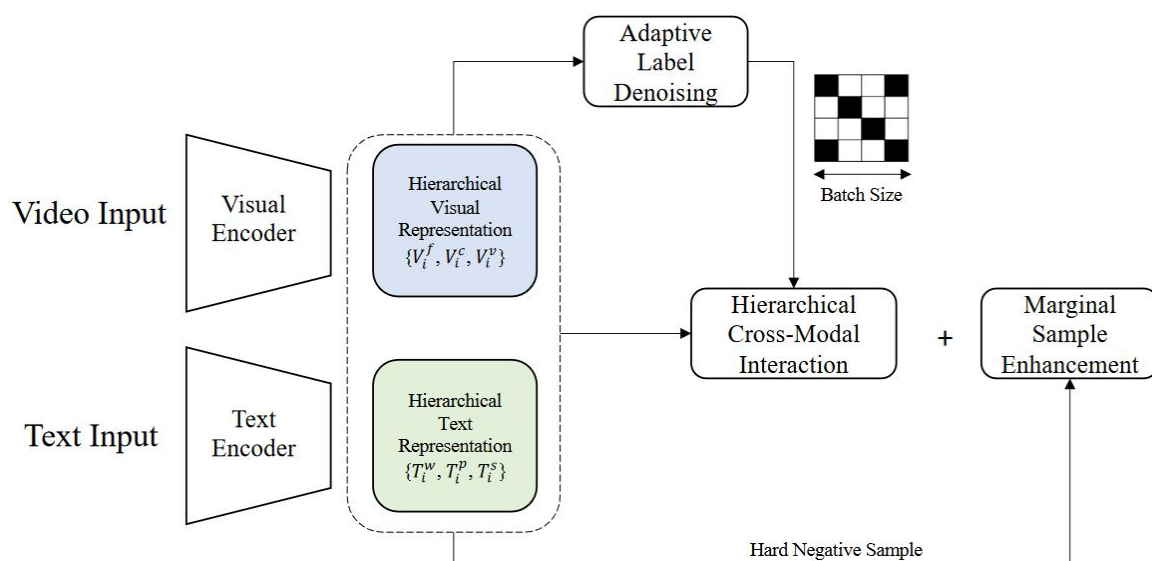


# 大模型

hunyuan\_tvr：理解广告内容

模型架构：



附加功能：

- “图生视频”功能，可以将静态的图片自动生成不同样式的视频广告；
- “文案助手”功能，可以为广告自动生成更恰当的标题，提升广告的效果；
- “文生视频”功能，未来只需要提供一句广告文案，就可以自动生成与之匹配的视频广告。

精排大模型：提升广告用户的匹配准确度

精排阶段创新：

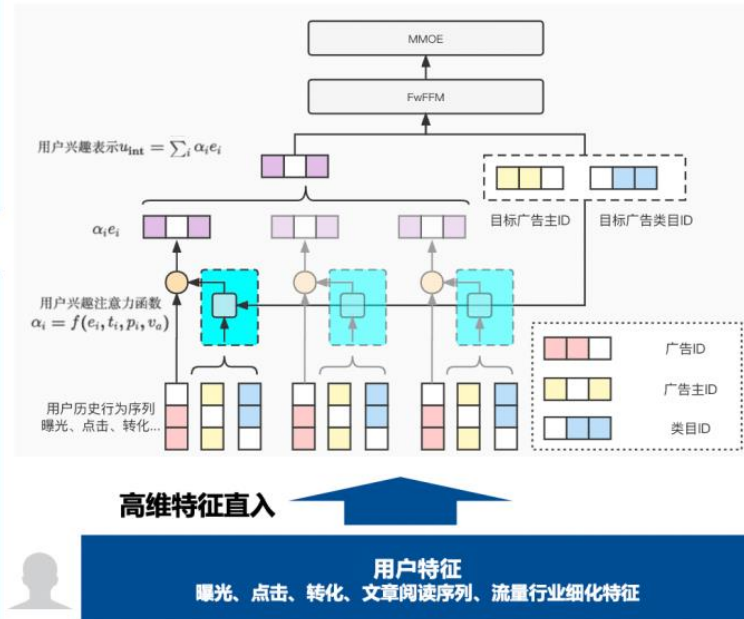
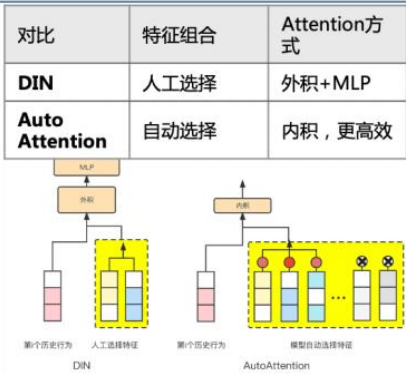
1. **从原始特征抽取信息**，直接把用户曝光、点击、转化、文章阅读等行为高维特征植入模型，减少了信息损失。并且简单增加原始行为序列特征并不能使模型完美学习，为此进一步**提出了AutoAttention，即通过注意力机制**，自动且高效地抽取用户行为序列中重要的部分，增加模型表达能力。

## 举措：原始高维特征直入模型，Auto Attention 高效抽取个性化兴趣

### 亮点

1. 高维原始行为特征直入大模型，减少信息损失，捕捉微观信号
  - ✧ 小模型：特征降维->入模型
  - ✧ 大模型：高维直入，端到端学习
2. Auto Attention机制，高效且自动地从用户原始行为序列中抽取用户个性化兴趣

### AutoAttention vs DIN



## 2. 让子网络解决广告场景多且差异大的问题

广告位多，且差异大，它们是一种高度不均衡的样本分布

- 表示层：学习共享Embedding在不同领域下的权重，并通过位置偏置网络和多维度场景交叉特征强化场景差异；
- 隐藏层：采用Partitioned layer normalization，对不同领域的样本分别进行归一化，增强模型分领域的收敛速度；
- 输出层：按照场景拆分公共塔和场景独立塔，强化场景个性表达。

## 举措：多场景建模，发挥大模型优势同时强化场景表达

**举措：**设计底层Embedding参数共享，上层按细分场景拆塔的多任务网络，增强大模型对细分场景的个性化表达

### 亮点：多种算法强化场景表达

#### 1. 表示层：

- ✓ **FieldNetWork**：学习共享embedding在不同领域下的权重，来强化领域差异性
- ✓ PositionBias网络
- ✓ 多维度场景交叉特征

#### 2. 隐藏层：

- ✓ **Partitioned layer normalization**：对不同领域的样本进行归一化，增强模型分领域的收敛速度

#### 3. 输出层

- ✓ **Multi Task learning**：对不同领域进行多任务分塔，强化分领域的个性表达

### 相关性热力图



图1：主力模型在训练阶段的相关性

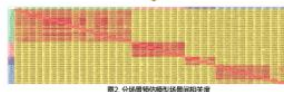
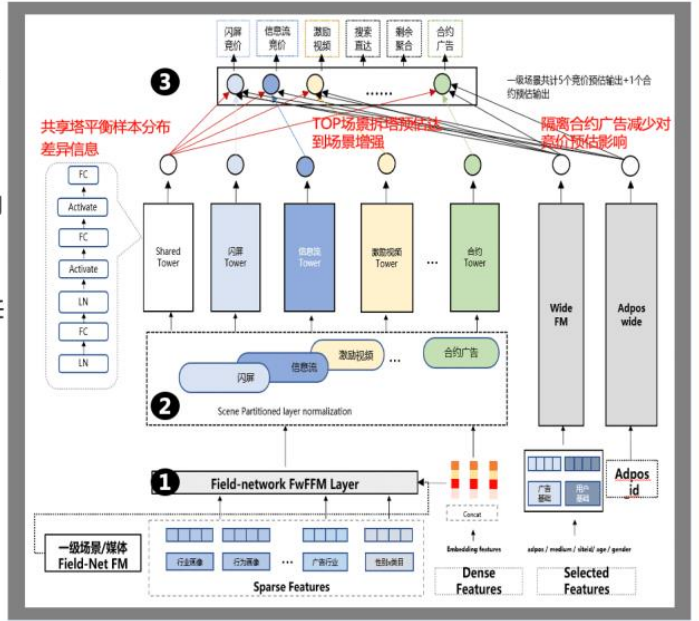


图2：分场景模型训练后相关性

**方法：**场景塔的反向传播梯度计算场景间相关性矩阵

**结论：**不同场景间梯度相关性大大削弱，模型更新的相互影响显著减少，凸显场景个性表达



## 3. 解决广告模型特有的高维与稀疏问题

提出的Multi-Embedding Net构建了三种不同的Embedding子网络，并期待从Embedding Size大的子网络帮助浅层目标更准确，Embedding Size小的子网络帮助深层目标收敛更快

## 举措：三种维度Embedding网络，自适应地解决高维特征带来稀疏问题

**举措：**构建三种不同embedding尺寸的子网络，通过MMOE门控网络，学习每个目标在三种网络的加权组合，解决特征参数空间大+深层目标数据稀疏的问题

### 亮点：

- 多个不同维度Embedding，对不同稀疏程度的优化目标拟合能力更强
- 门控网络自动适应不同目标差异

### 业界对比：

- **业界两阶段训练：**业界Auto Embedding（如AutoDim），第一阶段辅助模型通过AutoML筛选出有效的embedding，第二阶段进行目标模型训练
- **我们一阶段自适应：**Multi-Embedding Net 能自动根据不同目标稀疏程度，通过gate选择合适的embedding

