项目说明：多模态实体对齐模型PMF

一、实现目标  
代码实现的目标是执行 PMF 模型（Progressive Modality Freezing），用于多模态实体对齐（MMEA）任务。该模型旨在：

**1、对齐多模态知识图谱中的相同实体**，如在 Freebase 和 DBpedia 中找到表示同一事物的不同实体。

**2、逐步冻结不相关的模态特征**，保留有助于对齐的特征。

**3、通过跨模态和跨图谱对比学习提高对齐效果**。

## 二、主要思路与系统架构

#### 1. 多模态实体编码（Multi-Modal Entity Encoder）

对每种模态（图结构、关系、属性、图像）分别构造编码器 ENCm。

输入原始特征 e^m\_i，输出各模态表示 h^m\_i = ENCm(Θm, e^m\_i)。

代码中由 model = PMF(...) 初始化模型，batch -> model(batch, epoch) 执行前向计算。

#### 2. 渐进式模态特征整合（Progressive Multi-Modality Feature Integration）

#### 2.1 特征相关性评估（Feature Relevance Measuring）

使用公式 (Eq. 4)：计算每个模态特征与目标图谱实体之间的**最大相似度**作为相关性 α\_i^m。

用 δ 阈值和 ReLU 滤除低相关性的特征，得到每个模态的 w\_i^m。

#### 2.2 不相关特征冻结（Irrelevant Feature Freezing）

对 w\_i^m = 0 的实体特征，**停止反向传播**（stop gradient），保留现有特征值，避免其干扰训练。

loss\_mask 记录每个模态中实体的冻结状态。

#### 2.3 有效特征融合（Relevant Feature Fusion）

将多个模态特征加权融合成 joint 表示

#### 3. 多模态对齐训练目标（Contrastive Alignment Objective）

#### 3.1 跨模态关联损失 L\_CM

对同一图谱内的不同模态特征进行对比学习，增强语义一致性。

#### 3.2 跨图谱对齐损失 L\_CKG

对两个图谱间的实体对（已知对齐对）做监督式对比学习。

#### 3.3 总损失函数：

Lt=L\_CM+L\_CKG

## 训练机制

主文件 main.py 中的 Runner 类管理模型训练流程，核心逻辑如下：

1、初始化模型与数据（data\_init()、model\_choise()、dataloader\_init()）。

2、控制训练流程，包括是否进入：

冻结阶段（args.freeze\_epochs）

半监督伪标签训练阶段（args.il\_start）

跨模态损失开启阶段（冻结后）

3、每轮训练调用 train()，每隔一定周期评估 eval() 或最终测试 test()。若 model\_name == 'PMF'，使用特定的 loss\_mask 冻结特征，控制梯度更新。