微调实战-1: Embedding 微调

第1步: 创建虚拟环境

```
conda create -n swift_venv python=3.12 -y
conda init bash && source /root/.bashrc
conda activate swift_venv
conda install ipykernel
ipython kernel install --user --name=swift_venv
```

第2步:安装 ms-swift

```
pip install git+https://github.com/modelscope/ms-swift.git
```

第3步:安装其他依赖

```
pip install deepspeed liger-kernel
pip install scikit-learn
pip install -U sentence-transformers

# 建议科学上网后,再执行下面的命令 \
pip install flash-attn --no-build-isolation
```

第4步:下载训练数据集

```
# 设置下面命令,无需科学上网
export HF_ENDPOINT=https://hf-mirror.com

pip install --upgrade huggingface_hub

huggingface-cli download --repo-type dataset --resume-download microsoft/ms_marco --local-dir /root/autodl-tmp/dataset/stsb
```

数据格式:

```
"sentencel": "A plane is taking off.",
    "sentence2": "An air plane is taking off.",
    "score": 1.0
}
```

第5步: 开始 embedding 模型训练

方法-1:全参数训练

```
# 每个节点使用的GPU数量
nproc_per_node=1
NPROC_PER_NODE=$nproc_per_node \
swift sft \
   # 预训练模型路径
   --model /root/autodl-tmp/models/Qwen3-Embedding-0.6B \
   # 任务类型为embedding训练
   --task type embedding \
   # 模型架构类型
   --model type qwen3 emb \
   # 全参数微调
   --train_type full \
   # 训练数据集
   --dataset /root/autodl-tmp/dataset/stsb:positive \
   # 将5%的训练数据用作验证集
   --split_dataset_ratio 0.05 \
   # 按训练步数进行评估
   --eval_strategy steps \
   # 指定模型输出目录
   --output dir output \
   # 每200步保存一次模型检查点
   --eval steps 200 \
   # 训练轮次
   --num_train_epochs 5 \
   # 每200步保存一次模型检查点
   --save steps 200 \
   # 每个GPU的训练批次大小
   --per_device_train_batch_size 8 \
   # 每个GPU的评估批次大小
   --per device eval batch size 4 \
   # 梯度累积步数
   --gradient_accumulation_steps 2 \
   # 学习率
   --learning_rate 6e-6 \
   # 损失函数类型,需要label字段(相似度分数)
   --loss_type cosine_similarity \
   # 指定标签字段名称
```

```
--label_names labels \
# 是否丢弃最后一个不完整的批次,保证批次大小一致
--dataloader_drop_last true
# 多卡分布式
# --deepspeed zero3
```

```
| Closs: 0.00785588, grad_norm: 0.4414002, learning_rate: 0.0, memory(GlB): 0.00, train_speed(lter/s): 1.787/3, epoch: 4.90, global_step/max_steps: 520/525', 'percentage': '99.05%', 'elapsed_time': '4m 50s', 'remaining_time': '2s'} | (loss: 0.00655698, 'grad_norm: 0.29492188, 'learning_rate': 0.0, 'memory(GlB): 6.86, 'train_speed(iter/s)': 1.786265, 'epoch': 5.0, 'global_step/max_steps: '525/525', 'percentage': '100.00%', 'elapsed_time': '4m 53s', 'remaining_time': '0s'} | 525/525 [04:53<00:00, 1.44it/s] | 525/525 [05:00:00:00, 1.44it/s] | 525/
```

☆ 损失函数类型对比:

MS-SWIFT 框架支持多种损失函数,用于训练 Embedding。选择合适的损失函数对模型性能至关重要,不同的损失函数适用于不同的数据格式和训练目标。

1. InfoNCE 损失

--loss type infonce

原理:

- 对比学习损失函数,最大化正样本对相似度,最小化负样本对相似度
- 使用批内对比学习策略,将同批次内其他样本作为负样本

数据格式:

```
# 不含负样本
{"query": "sentencel", "response": "sentencel-positive"}

# 含多个负样本
{"query": "sentencel", "response": "sentencel-positive", "rejected_response":
["sentencel-negativel", "sentencel-negative2"]}
```

环境变量配置:

```
export INFONCE_TEMPERATURE=0.01 # 温度参数,控制相似度分布锐利度
export INFONCE_USE_BATCH=True # 使用批内负样本
export INFONCE_HARD_NEGATIVES=False # 困难负样本数量标准化
export INFONCE_MASK_FAKE_NEGATIVE=False # 屏蔽假负样本
```

2. 余弦相似度损失

--loss_type cosine_similarity

原理:

- 直接优化预测相似度与真实相似度标签的差异
- 使用 MSE 损失计算 ||input_label cosine_sim(u,v)||_2

数据格式:

```
{"query": "sentence1", "response": "sentence2", "label": 0.8}
```

3. 对比学习损失

--loss type contrastive

原理:

- 经典的对比学习损失,正样本拉近,负样本推远
- 需要设置 margin 参数

数据格式:

```
{"query": "sentence1", "response": "sentence2", "label": 1} # 1表示正样本, 0表示负样本
```

4. 在线对比学习损失

--loss_type online_contrastive

原理:

- 对比学习的改进版本,选择困难正样本和困难负样本
- 通常比标准对比学习效果更好

数据格式:

```
{"query": "sentence1", "response": "sentence2", "label": 1} # 1表示正样本, 0表示负样本
```

5. 训练数据类型对应的损失函数

数据类型	推荐损失函数	原因
只有正样本对	infonce	利用批内负样本,训练信号强
正负样本对	contrastive 或 online_contrastive	直接利用标注的负样本
连续相似度分数	cosine_similarity	直接优化相似度预测

方法-2: LoRA微调

```
# (1) LORA 训练
nproc per node=1
NPROC_PER_NODE=$nproc_per_node \
swift sft \
   --model /root/autodl-tmp/models/Qwen3-Embedding-0.6B \
   --task type embedding \
   --model type qwen3 emb \
   --train type lora \
   --lora rank 16 \
   --lora alpha 32 \
   --lora dropout 0.1 \
   --dataset sentence-transformers/stsb:positive \
   --split_dataset_ratio 0.05 \
   --eval_strategy steps \
   --output_dir output \
   --eval_steps 200 \
   --num_train_epochs 5 \
   --save steps 200 \
   --per device train batch size 8 \
   --per_device_eval_batch_size 4 \
   --gradient_accumulation_steps 2 \
   --learning rate 6e-6 \
   --loss_type cosine_similarity \
   --label_names labels \
   --dataloader_drop_last true
```

```
# (2) 合并 Lora 权重
swift export --adapters /root/autodl-tmp/Qwen3-Embedding/output/v1-20250619-
131635/checkpoint-525 --merge_lora true --output_dir /root/autodl-tmp/Qwen3-
Embedding/output/merged_model --safe_serialization true --exist_ok true
```

```
[INFO:swift] Start time of running main: 2025-06-17 14:51:29.329702
[INFO:swift] swift.__version__: 3.6.0.dev0
[INFO:swift] merge_device_map: None
[INFO:swift] Loading the model using model_dir: /root/autodl-tmp/models/Qwen3-Embedding-0.6B
[INFO:swift] model_kwargs: {'device_map': 'cuda:0'}
[2025-06-17 14:51:30,894] [INFO] [real_accelerator.py:254:get_accelerator] Setting ds_accelerator to cuda (auto detect)
[2025-06-17 14:51:32,266] [INFO] [logging.py:107:log_dist] [Rank -1] [TorchCheckpointEngine] Initialized with serialization = False
[INFO:swift] default_system: None
[INFO:swift] max_length: 2048
[INFO:swift] response_prefix: ''
[INFO:swift] agent_template: react_en
[INFO:swift] Merge LoRA...
[INFO:swift] Saving merged weights...
[INFO:swift] Successfully merged LoRA and saved in /root/autodl-tmp/Qwen3-Embedding/output/merged_model.
[INFO:swift] End time of running main: 2025-06-17 14:51:34.805782
[swift_venv) root@autodl-container-da414aae78-98e2c2c1:~/autodl-tmp/Qwen3-Embedding#
```

(3) 测试合并后的模型

1 修改脚本: examples/qwen3_embedding_transformers.py 中模型加载路径: model_path = "/root/autodl-tmp/Qwen3-Embedding/output/merged_model"

🔼 执行命令

python examples/qwen3 embedding transformers.py

```
(swift_venv) root@autodl-container-da414aae78-98e2c2c1:~/autodl-tmp/Qwen3-Embedding# python examples/qwen3_embedding_transformers.py query outputs:
    tensor([[-0.0296, -0.0708, -0.0015, ..., 0.0666, 0.0197, 0.0002],
        [-0.0249, -0.0555, -0.0026, ..., -0.0049, -0.0028, -0.0042]],
        device='cuda:0', dtype=torch.float16, grad_fn=<DivBackward0>)
    doc outputs:
    tensor([[-0.0030, -0.0471, 0.0038, ..., 0.0720, 0.0311, -0.0100],
        [-0.0258, -0.0739, -0.0027, ..., 0.0163, -0.0275, 0.0188]],
        device='cuda:0', dtype=torch.float16, grad_fn=<DivBackward0>)
        fl 似度得分:[[75.3125, 21.5], [17.46875, 84.0625]]
    (swift_venv) root@autodl-container-da414aae78-98e2c2c1:~/autodl-tmp/Qwen3-Embedding#
```

微调实战-2: ReRanker 微调

请参考: Qwen3-Reranker-SFT