LoL: A Comparative Regularization Loss over Query Reformulation Losses for Pseudo-Relevance Feedback

伪相关反馈（PRF）已被证明是提高检索准确率的最有效的查询重构技术之一，它的目的是减轻查询与潜在相关文档之间的语言表达不匹配。现有的PRF方法同等地看待来自同一原始查询但使用不同数量反馈文档的查询修订，导致了严重的查询漂移。由于没有比较源自同一查询的两个不同修订的效果，PRF模型可能会错误地关注更多反馈中额外增加的不相关信息，因此使用更多反馈文档重构的查询效果可能还不如使用较少反馈文档的查询修订。理想情况下，如果PRF模型能够区分反馈中的相关和不相关信息，那么反馈文档越多，重构后的查询就应该越好。为了弥补这一差距，我们提出了Loss-over-Loss (LoL)框架，以在训练期间比较同一查询的不同修订版本之间的重构损失。具体来说，我们使用不同数量的反馈文档同时对原始查询进行多次修改，并计算它们的重构损失。然后，我们在这些重构损失之上引入一个额外的正则化损失，以惩罚那些使用更多反馈却获得更大损失的修订。有了这样的比较正则化，PRF模型有望通过比较不同修订版本的效果来学习抑制额外增加的不相关信息。此外，我们提出了一个可微的查询重构方法来实现该框架。该方法在向量空间中修改查询，并直接优化查询向量的检索性能，同时适用于稀疏和密集检索模型。实验评估表明，LoL有效提升了两种典型的稀疏和密集检索模型的检索效果，并缓解了PRF模型因反馈文档较多而产生的退化现象。

