arXiv:2603.01417v1 [cs.IR] 2 Mar 2026

ReFeed：检索反馈引导的风格感知查询改写数据集构建

Jiyoon Myung[1,2*]、**Jungki Son**[1], **Kyungro Lee**[1, 3], **Jihyeon Park**[1, 4], **Joohyung Han**[1, 5]

[1]MODULABS, [2]三星SDS, [3]Dable, [4]MIRI D.I.H Co., Ltd., [5]Lomin{
jiyoon0424、aeolian83、lkr981147、milhaud1201、ddang8jh}@gmail.com

摘要

当用户查询在风格或语义上与领域文档所使用的语言不同时，检索系统往往会失效。查询改写被提出用于弥合这一差距：通过将用户查询改写为语义等价的形式来提升检索效果。然而，现有的大多数方法都忽略了目标文档的风格特征——其领域特有的措辞、语气和结构，而这些对于匹配现实世界的数据分布至关重要。我们提出一种由检索反馈驱动的数据生成框架，可自动识别检索失败案例，利用大语言模型按照相关文档的风格改写查询，并通过重新检索验证改进效果。由此生成的（原始查询、改写后查询）查询对语料库，可用于训练明确感知文档风格和检索反馈的改写模型。本研究为以数据为中心的信息检索开辟了一个新方向，强调反馈循环和文档风格对齐如何在真实世界的特定领域场景中增强检索增强生成系统的推理能力和适应性。

引言

当用户查询的文体或语义与领域文档所使用的语言不同，信息检索（IR）系统往往会失效。在许多现实应用中，例如技术手册、客服聊天记录和企业知识库，用户会以非正式且富含上下文的方式表达问题或请求，而文档则采用正式且具有领域特色的文体编写。这种文体差异会导致检索失败，即使查询的潜在意图是正确的也是如此，从而限制了检索增强生成（RAG）系统和对话助手的可靠性。

查询改写已成为弥合这一差距的一种颇具前景的方法。通过将用户查询重新表述为语义等价的形式，查询改写能够帮助检索器更有效地定位相关文档。然而，现有的大多数改写方法仍然侧重语义而非文体：它们着重保留含义，却忽略了信息在目标语料库中实际上是如何表述的——因此，改写后的查询仍可能偏离领域专用文档中常见的语言和结构模式，导致检索性能不尽理想。

近期，反馈驱动的查询改写取得了进展，研究表明检索信号能够指导更有效的改写和排序。然而，大多数方法仅在训练期间 整合此类反馈，利用它通过强化学习目标对改写器进行微调。与此不同，我们研究如何在训练前 利用检索结果，自动筛选高质量监督数据，用于风格感知的查询改写。

为弥补这些不足，我们提出**ReFeed**，这是一个由检索反馈引导、用于风格感知型查询改写的数据集生成框架。我们的方法会自动从现有问答数据集中识别检索失败的案例，利用大语言模型（LLM）按照相关文档的风格改写查询，并通过重新检索验证改进效果。只有能够成功检索到正确文档的改写查询才会被保留，从而形成一个高精度的（原始查询、改写查询）对语料库，自然编码检索反馈和文档风格适配信息。该语料库可用于少样本提示或监督微调（SFT），以训练能够明确感知文档风格和检索结果的改写模型。

初步的下游实验表明，将这些示例纳入少样本提示，有助于提高检索召回率和检索增强生成（RAG）的响应准确率，说明风格感知型改写有望提升信息检索的稳健性。通过强调反馈循环和风格对齐，我们的工作为训练未来的**风格感知型改写模型**奠定了基础，并为构建智能、适应性强的信息检索系统提供了以数据为中心的根基。

相关工作

面向信息检索的查询改写。 查询改写旨在将用户查询重述为更有效的形式，以用于检索或生成任务。近期研究探索了针对检索优化的显式改写机制，包括结构化改写框架（Baek 等，2024）和生成式重述方法（Dhole 等，2024）。这些研究表明，利用大型语言模型进行改写能够提升召回率和排序质量，但其主要侧重于语义重述或扩展，而非使改写后的查询与目标领域文档的风格模式保持一致。

*本研究独立开展，不代表相关组织的观点。版权所有 © 2026，美国人工智能促进协会（www.aaai.org）。保留所有权利。

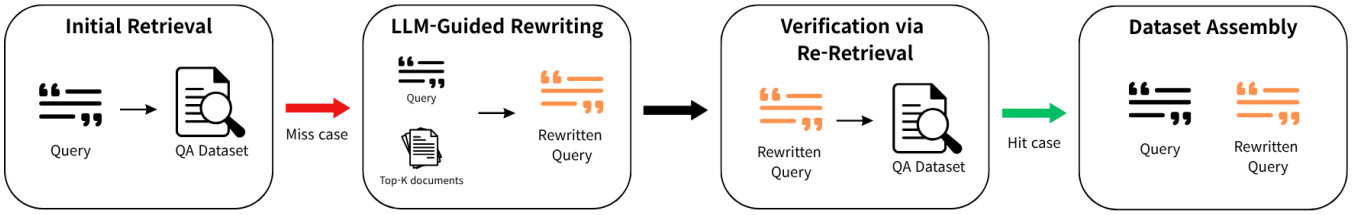

图1：检索反馈驱动的数据集生成框架概览。通过大语言模型改写未命中的查询，使其符合正确文档的风格，并在重新检索验证后，将其汇编为风格感知语料库。

言模型进行改写能够提升召回率和排序质量，但其主要侧重于语义重述或扩展，而非使改写后的查询与目标领域文档的风格模式保持一致。

反馈驱动的查询改写。另一类研究将检索或排序反馈融入改写过程。例如，Mao 等（2024年）利用重排序器生成的排序信号微调改写器，Wang 等（2024年）则综合检索、生成和文档相似度等多方面反馈，优化面向检索增强生成系统的改写。同样，Shi 等（2023年）利用检索反馈增强黑盒语言模型，以提升证据依据能力。尽管这些方法表明反馈能够指导改写器优化，但它们通常采用强化学习或奖励建模直接训练模型。相比之下，我们的框架将检索反馈用作数据筛选信号，构建可复用的（原始、改写后）查询对，同时编码检索成功信息和文档风格对齐信息。

现有查询改写数据集。 CANARD（Elgohary、Peskov 和 Boyd-Graber，2019）以及**QReCC** （Anantha 等，2021）等大规模改写数据集支持用于语义改写的监督学习，并提供成对的会话式查询和独立查询。然而，这些数据集未能捕捉检索反馈或风格差异。我们提出的数据集通过利用检索结果来确保有效性，并明确根据相关领域文档的语言风格对改写进行条件约束，从而补充了这些资源。

方法

我们的目标是构建一个用于**风格感知查询改写**的检索反馈驱动数据集——一个由（原始查询、改写查询）对组成的语料库，既反映检索结果，也体现领域文档的风格特征。如图1所示，整体框架由四个阶段组成：（1）初始检索；（2）大语言模型引导的改写；（3）通过重新检索进行验证；（4）数据集组装。

初始检索

我们从现有的问答数据集 $D = \{(q_i,\ a_i)\}$ 开始，其中每个查询 q_i 都与其相关文档或段落a_i配对。每个查询都会被嵌入，并用于检索排名前-k 个文档，检索范围为语料库，并使用稠密检索器（例如 E5-base 或 BGE-large）。如果真实文档 a_i 未出现在检索结果的前-k个文档中，则将该实例标记为**未命中案例**。这些失败案例为生成检索感知改写提供了有价值的起点。

大语言模型引导的改写

对于每个未命中案例，我们提示大语言模型（大语言模型）改写查询，使其更好地匹配相关文档的语言和风格。输入提示包括：（1）原始查询 q_i，（2）检索到但错误的前k 名文档 D_{neg}，以及（3）真实文档或其摘要 D_{pos}。简化的提示模板如下所示：

> 你的目标是优化给定的查询，使其能够在多个嵌入候选中成功检索到正确文档。
>
> 原始查询： [q i]正确文档： [D pos]检索到但不相关的文档：[D neg 1 ... Ð neg k]
>
> - - - -
>
> 改写该查询，使其更好地匹配正确文档的风格和措辞，从而能够在前k名结果中被检索到。
>
> 不得从正确的文档中复制或使用任何具体信息。仅根据原始查询本身的内容和意图修改查询。

大语言模型随后生成一个或多个改写后的查询q_i'。通过同时以负向上下文和正向上下文为条件，模型隐式地学会使查询与目标文档的语言和文体特征保持一致，而不是单纯进行语义释义改写。

通过重新检索进行验证

每个改写后的查询 q_i' 都会重新提交给同一个检索器。如果真实文档 a_i 此时出现在排名前k 的检索结果中，则该改写被视为**命中案例**。否则，该样本将被丢弃，或选择通过迭代改写再次尝试。此重新检索 阶段确保生成的配对经过实证验证：每个保留的改写都

能切实证明其检索性能优于原始查询。

数据集组装

验证之后，我们将所有成功的配对（q_i, q_i'）收集到一个新的语料库 D_{rewrite} 中。每条记录都存储了元数据，例如所用的检索模型、原始排名位置以及相似度分数的相对提升。该语料库构成一个**检索锚定且风格对齐的**数据集，可直接用于训练或提示改写模型。

实验

实验设置

我们在**SQuADv1.1** 训练集划分上进行实验，以自动构建检索反馈驱动的改写数据集。每个问题都被视为查询 q_i，其对应段落则被视为真实文档 a_{i° 所有段落均使用**e5-base-v2**模型进行嵌入，并使用**FAISS** 建立索引以进行稠密检索。对于每个查询，我们基于余弦相似度检索排名前 3 的文档。

如果某个查询的真实段落未出现在检索结果的前 3 名中，则该查询被标记为**未命中案例** 。只有这些未命中案例会用于改写阶段。

数据集构建

对于每个未命中案例，我们按照第 节中描述的模板提示大语言模型（**GPT-5**，温度 = 1.0）。每个改写后的查询 q_i' 都会使用相同的检索器和索引重新嵌入并重新检索。如果真实段落出现在排名前 3 的结果中，则接受该对（q_i， q_i'）作为**有效改写对**。

在 SQuAD 训练集划分（约 87k 个样本）中，约 16k 个查询（18.7%）最初被归类为未命中案例。在这些查询中，大语言模型成功为**67.5%** 的案例生成了有效改写，最终得到约**11,044 个经过验证的（原始 $\leftrightarrow$ 改写后）**配对。

定性示例。 有趣的是，大语言模型并不总是让查询变得更长或更简单；相反，它会根据检索反馈进行**上下文敏感的优化**。简单或含糊的问题往往会扩展得更加清晰，而过于复杂或冗余的问题则会简化，以便更好地契合文档风格。构建的数据集中的代表性示例见表 1。

这些示例表明，**构建的数据集本身**在语义忠实度与检索效果之间实现了平衡，生成的改写查询在风格和语境上均与目标语料库相契合。因此，将该数据集用于训练或提示改写模型时，它可以帮助模型**内化检索反馈信号**，而不止于释义改写，从而更有效地进行语料库风格改写。

使用构建的数据集进行少样本验证

为评估构建的数据集能否提升真实改写场景中的检索性能，我们开展了一项轻量级的**离线少样本验证**实验。我们没有对改写模型进行微调，而是将该数据集视为检索增强的上下文示例来源。我们将每条验证查询转换为嵌入向量，并从数据集中检索出最相似的五组（原始查询、改写查询）对，作为少样本示例。我们使用了以下提示模板：

> 你是一个用于检索的查询改写器。请将用户查询改写为语料库风格的陈述式搜索查询，使其尽可能贴合文档措辞。保留原意，避免臆造，优先使用规范术语，并保持简洁。
>
> <少样本示例>示例 1 输入： [原始查询]改写后： [优化后的查询]
>
> . . .
>
> <任务>
> 用户查询： [用户查询]仅改写查询。请只回复改写后的查询文本 |不要提供解释。

此设置模拟了一个真实的离线环境，在该环境中，改写内容会根据检索到的示例按需生成，无需进行特定任务训练。

讨论。 这项实验表明，即使没有经过监督训练，所构建的数据集在实际应用中也很有用。将经过验证的问答对用作少样本示例时，可以帮助大语言模型生成与检索对齐的改写，更好地体现文档的语言风格。由于 SQuAD 数据集主要包含简短且结构清晰的事实性问题，改写并非对所有查询都有帮助——许多原始问题本身就与语料库的风格相符。

不过，对于复杂或风格迥异的查询，例如包含描述性表达、隐含实体或针对特定人物措辞的查询，少样本改写显著提升了相关文档的排名。表 2 展示了具有代表性的示例。总体而言，尽管改写未必能普遍提升简单数据集上的检索效果，这些结果凸显了检索反馈驱动数据作为基础的潜力，可用于开发未来的风格感知型改写模型。

此外，由于改写过程会隐式适应语料库的措辞风格、术语和正式程度，生成的查询自然会与各领域表达信息的方式相契合，这表明该方法非常适用于现实世界中的检索增强生成系统。

原始查询	改写后的查询
某些狗被培育出来，是为了帮助渔民做什么?	某些犬种传统上被渔民用来执行什么具体任务 渔民?
卡扎菲的国籍是什么?	穆阿迈尔·卡扎菲的国籍是哪里（他是哪个国家的 公民）?
铜和锡混合后会制成什么?	铜和锡结合后会形成什么合金?
1824年，普利茅斯船坞获得了什么新名称?	1824年，普利茅斯船坞被更名为什么?
《Crazy in Love》销量达到多少，才成为史上最畅销的 单曲之一?	单曲《Crazy in Love》在全球售出了多少张?

表1：构建的数据集中的（原始、改写后）查询对示例。改写模型会动态调整查询的具体程度和措辞，使其更符合目标语料库的风格和术语——有时会简化过于详细的问题，有时则会扩展含糊的问题，使其更加清晰。

原始查询	改写后的查询	真实排名（前k名）
《神秘博士》与哪位时间领主交过手? 谁曾参战?	《神秘博士》的哪些时间领主对手曾与其交手? 博士在《神秘博士》系列中与哪些时间领主交过手?	从不在前10 → 名**前2名**
在哪个部落所属的土地上发现了 大型聚落的遗迹?	在哪个部落相关的领土上 考古学家发现了 大型聚落的遗迹?	来自第一名-8 → **第一名**
除了前往教堂的路程，还有什么 没有包含在当天的庆典中?	除了前往教堂的路程，当天庆典的 其他哪些环节被省略了? 教堂?	来自前2名5 → **前2名**
大多数帝国主义是使用 哪种运输方式实施的?	哪种运输方式主要- 用于实施帝国扩张?	来自未进入前10 → **第一名**

表 2：使用构建的数据集中五个检索到的示例对得到的少样本改写结果。每个改写后的查询均在没有显式微调的情况下提升了检索排名，表明该数据集可作为少样本改写的有效检索依据参考。

结论与未来工作

本文介绍了**ReFeed**，这是一个用于构建检索反馈驱动的风格感知查询改写数据集的框架。通过利用检索结果作为弱监督信号，该框架系统地收集（原始、改写后）查询对，并在实证中提升了文档召回率。借助大语言模型引导的改写、重新检索验证和精心策划的数据集组装，最终得到的语料库在语义忠实度与检索效果之间实现了自然平衡。

改写过程会隐式适应语料库的措辞风格、术语和正式程度，使生成的查询自然契合各个领域中的信息表达方式。这种适应语料库的特性使该方法尤其适用于检索增强生成系统，因为查询的构造必须体现领域专用文档的语言特征。

初步的少样本验证进一步表明，即使不进行模型微调，这些经过验证的示例也能提升检索性能，凸显了所提出框架在实际应用中的实用价值。

未来工作。 在此基础上，我们下一步将利用该数据集训练小型语言模型（SLMs），开发一种**离线风格感知改写框架**。与当前的少样本设置不同，训练后的模型将直接内化语料库特定的语言风格，从而能够高效、稳健地进行领域检索改写。为确保可扩展性，我们计划集成一个**选择性改写模块**，在检索前判断用户查询是否需要改写，以避免不必要的计算，同时保持召回率提升。我们还计划在工业级检索增强生成管线上评估这一端到端系统，考察改写覆盖率、检索准确率和延迟之间的权衡。最终，我们希望将这一框架打造为一种轻量而有效的方法，以改善检索增强对话系统中的信息获取。

参考文献

Anantha, R.; Vakulenko, S.; Tu, Z.; Longpre, S.; Pulman, S.; and Chappidi, S. 2021年。《开放领域问答通过问题改写转换实现对话化》。载于*NAACL 2021*年论文集。

Baek, S.; Oh, B.-K.; Park, Y.; and Seo, M. 2024年。开辟路径：面向信息检索的鲁棒查询改写。载于

计算语言学协会：*ACL 2024* 论文集。Dhole, K.; Zhao, X.; Tang, Y.; and Ma, X. 2024年。面向高效即席搜索的生成式查询改写。*arXiv* 预印本 *arXiv:2308.00415*。Elgohary, A.; Peskov, D.; and Boyd-Graber, J. 2019年。你能换个说法吗？用于澄清问题生成与回答的基准。载于*ACL 2019* 论文集。Mao, Y.; Li, Z.; Song, Y.; and Zhang, Y. 2024年。RaFe：排序反馈改进了检索增强生成中的查询改写。载于*EMNLP 2024* 论文集。Shi, W.; Wang, H.; Wang, Y.; Gao, J.; Chen, Y.; Ma, Y.; and Liu, S. 2023年。REPLUG：检索增强黑盒语言模型。载于 *NeurIPS2023*。Wang, B.; Zhu, Y.; Zhao, J.; Chen, M.; and Xu, R. 2024年。MaFeRw：利用多方面反馈改写查询，以增强检索增强大语言模型。载于 *ACL 2024* 论文集。