

# 搜索系统改造提议（草案）

Memory-Search Project

2026 年 1 月 16 日

## 目录

<b>1</b>	<b>背景与现状</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>当前主要问题</b>	<b>2</b>
2.1	LIMIT 是行级而不是 item 级 . . . . .	2
2.2	单一路召回容易偏科 . . . . .	2
2.3	不同窗口分数不可比 . . . . .	2
<b>3</b>	<b>改造目标</b>	<b>3</b>
<b>4</b>	<b>方案：多窗口召回 + 融合重排</b>	<b>3</b>
4.1	窗口（Window）的定义 . . . . .	3
4.2	窗口内输出：item 级 topM . . . . .	3
4.3	融合策略：RRF（名次融合） . . . . .	3
4.4	第二阶段：归一化 + 加权和 . . . . .	4
<b>5</b>	<b>数据与接口设计</b>	<b>4</b>
5.1	接口保持兼容 . . . . .	4
5.2	窗口配置化 . . . . .	4
<b>6</b>	<b>实施路线</b>	<b>4</b>
6.1	Phase 0：稳定现状 . . . . .	4
6.2	Phase 1：多窗口，多 SQL . . . . .	5
6.3	Phase 2：窗口内聚合下推到 SQL . . . . .	5
6.4	Phase 3：日志与学习 . . . . .	5
<b>7</b>	<b>评估指标</b>	<b>5</b>
7.1	离线指标 . . . . .	5
7.2	在线指标 . . . . .	5
<b>8</b>	<b>风险与注意事项</b>	<b>5</b>
<b>9</b>	<b>附：当前代码跑通的最短 Checklist</b>	<b>6</b>

## 1 背景与现状

当前 /search 接口的实现流程如下：

1. 在 `search_views` 表上使用 PostgreSQL Full-Text Search (FTS) 召回：
  - 使用 `sv.fts @@ plainto_tsquery('simple', :q)` 做匹配
  - 使用 `ts_rank_cd` 计算相关性分数
  - 使用 `ts_headline` 生成高亮片段
2. 通过 JOIN `problem_items pi ON pi.id = sv.item_id` 补全题目实体信息：
  - 标题: `COALESCE(NULLIF(pi.problem_text, ''), pi.bm25_text)`
  - 标签、图片、元数据过滤
3. Python 层按 `item_id` 聚合多行视图：
  - 题目分数 = 所有视图行中最大 rank
  - 每题保留 top3 evidence
  - 最终返回 top\_n 个题目

该方案实现简单、易于调试，适合项目早期验证。

## 2 当前主要问题

### 2.1 LIMIT 是行级而不是 item 级

SQL 中的 `LIMIT :k` 作用在 `search_views` 的“行”上，而不是“题目”上。如果同一题目在多个 `view_type` 中都命中，会占用多个名额，导致：

- 召回结果的题目多样性下降
- 少数强题垄断召回池

### 2.2 单一路召回容易偏科

当前系统只依赖一条召回通道（FTS + 原始 query）：

- 用户描述偏“解析/方法”，但题干窗口更强
- query 包含年份、地区、别名等需要归一化
- 有些需求更像模糊匹配而非全文检索

### 2.3 不同窗口分数不可比

未来一旦引入多窗口、多 query rewrite，不同窗口的 `ts_rank_cd` 分布差异很大，直接加权求和会导致尺度灾难。

### 3 改造目标

- 召回更稳定：对不同描述方式都有覆盖。
- 结果可解释：evidence 能体现命中来源窗口/字段。
- 改动可控：复用现有表结构与接口，渐进升级。
- 便于调参：可通过权重/窗口开关做 A/B。

### 4 方案：多窗口召回 + 融合重排

#### 4.1 窗口（Window）的定义

窗口 = 一条召回通道（query 版本 × 视图范围 × 检索方式）。  
初始建议窗口：

- W1: 题干窗口（problem\_text, diagram\_desc）
- W2: 解析窗口（solution\_outline, method\_chain）
- W3: 记忆窗口（user\_notes, user\_tags）
- W4: 短 query 窗口（关键词抽取后的 query）

#### 4.2 窗口内输出：item 级 topM

每个窗口执行一次 SQL，输出：

- item\_id
- window\_score（如窗口内最大 rank）
- 窗口内 topK evidence
- 标题、标签、图片

原则：每个窗口返回的是“题目级”topM，而不是“行级”topM。

#### 4.3 融合策略：RRF（名次融合）

由于不同窗口分数不可比，第一版推荐使用 RRF：

若某 item 在窗口  $i$  的名次为  $r_i$ ，则该窗口贡献为：

$$score_i = \frac{1}{k + r_i}$$

最终融合分：

$$FinalScore = \sum_i weight_i \cdot \frac{1}{k + r_i}$$

其中  $k$  常取 60， $weight_i$  为窗口权重。

优点：

- 不依赖原始分数尺度
- 多窗口共同命中会自然靠前
- 实战稳定、参数少

#### 4.4 第二阶段：归一化 + 加权和

在积累用户日志后，可升级为：

- 每窗口分数做归一化（分位数、z-score）
- 再加权求和或使用学习排序

## 5 数据与接口设计

### 5.1 接口保持兼容

继续返回：

- `item_id, title, score, evidence, user_tags, images`

建议 `evidence` 中新增可选字段：

- `window`: 来源窗口
- `raw_rank`: 行级 rank
- `window_score`: 窗口内聚合分

### 5.2 窗口配置化

窗口可用 Python 配置：

- 窗口名
- 允许的 `view_type`
- query 变体
- 权重

## 6 实施路线

### 6.1 Phase 0: 稳定现状

- 保证现有接口可跑通
- 补齐建表、索引、刷新 `search_views` 的脚本

## 6.2 Phase 1: 多窗口, 多 SQL

- 多跑几次 SQL (不同窗口)
- Python 中按 item 聚合
- 用 RRF 融合

## 6.3 Phase 2: 窗口内聚合下推到 SQL

- SQL 中 GROUP BY item\_id
- 输出窗口内 item 级分数

## 6.4 Phase 3: 日志与学习

- 增加点击、停留、收藏等埋点
- 调窗口权重或学习排序

# 7 评估指标

## 7.1 离线指标

- Recall@K
- MRR / nDCG
- 覆盖率 (题干型、记忆型、解析型 query)

## 7.2 在线指标

- 点击率 CTR@K
- 首点位置
- query 改写次数
- 无结果率

# 8 风险与注意事项

- 第一版避免对原始 rank 直接加权
- 控制窗口数量与每窗 topM
- 最终 evidence 需跨窗口筛选最有解释力的
- meta\_filters 建议作为 hard filter

## 9 附：当前代码跑通的最短 Checklist

1. 数据库中存在 `problem_items` 与 `search_views`
2. `search_views` 含: `item_id`, `view_type`, `fts`, `text`
3. `fts` 与查询均使用 '`simple`' 字典
4. 对 `fts` 建 GIN 索引
5. 在 `psql` 中手动验证 FTS 查询
6. 再启动 FastAPI 调用 `/search`