"微分动力量子(MDQ)"在离散化LLM的工 程化落地:最小单元、线性积累、热插拔与统 一版本治理

作者: GaoZheng日期: 2025-09-26

• 版本: v1.0.0

摘要

提出 MDQ 机制稳定离散 LLM/策略管道: 支持小单元交互与统一版本控制,缓解长序列采样的非平稳与暴露偏差。结合指令设计与记忆扩展策略,给出训练/推理一体化的实现路线与评估指标。

- MDQ (Micro Differential Quantum): 对离散化LLM中"策略与索引"的最小可执行增量。它不生成内容,只更新控制面: 算子门控、长度窗口、词法权重、语义阈值、索引隶属度。
- 作用域(与此前体系对齐)
 - 。 **算子域(Lex-KAT作用幺半群)** : $\{\mathbf{L},\mathbf{R},\Pi,\mathbf{T},\mathbf{Cl},\dots\}$ 的门控/权重。
 - 。 **长度域(Flex-Attn)**: 历史窗口 L_h 、预测上限 L_p 。
 - 。 索引域 (Catalog/IDF/别名/隶属度) : 文件→内存DB的快速检索结构。
 - \circ 策略域 (GRL路径积分): 价值泛函 $\mathcal J$ 的微分方向与步长量化。
- 目标函数 (ROI口径)

$$\mathcal{J} = \mathbb{E}\Big[\sum_t \gamma^t ig(S_t + \delta_t - C_tig)\Big], \quad \Delta = ext{MDQ增量}, \quad$$
只更新"如何做"而非"做什么"

2. MDQ分类 (可热插拔原子)

- **Op-MDQ**: 算子门控/权重增量(如 $\lambda_{\mathrm{lex}}, au$ 、黑/白词 test 开关)。
- Len-MDQ: L_h, L_p 的窗口与上限调整(含长度成本权重)。
- Idx-MDQ: 索引泛函的增量 (IDF/隶属度/别名/领域词条新增/降权)。
- Gate-MDQ: 合规与预算策略 (tests) 的阈值与优先级调整。

3. 索引泛函与"线性积累" (无需训练)

• 索引泛函:

$$\mathcal{I}(\mathrm{seg}) = \sum_k w_k \varphi_k(\mathrm{seg}), \quad \varphi_k :$$
特征(IDF、别名、同义、向量近邻、正则)

MDQ线性积累:

$$\mathcal{I}_{t+1} = \mathcal{I}_t \oplus \underbrace{\sum_j \Delta_j^{ ext{Idx}} arphi_j}, \quad (\oplus =$$
加权叠加或 \max ,根据半环选择 $)$

• **可交换/可合并**:同一特征族的MDQ按权重**幂等合并**(去重/取极值);跨族遵从优先级表(tests > 长度 > 词法 > 语义)。

4. 成本最小化与"平衡点"策略

- 最小MDQ: 一次只更新一个原子(单参数/单规则/单词条)。
- **平衡求解**(多目标):

$$\max_{\Delta} \ \Delta^{\top} \mathbf{v} - \frac{1}{2} \Delta^{\top} \Lambda \Delta, \quad \text{s.t.}$$
 合规tests、QPS/SLA、回滚可达

- 。 \mathbf{v} : 价值基准向量(边际收益); Λ : 非交换/资源耦合惩罚矩阵。
- 。 解得 $\Delta^* = \Lambda^{-1} \mathbf{v}$ 后,再做**量化与裁剪**(见§5)。

5. MDQ生成与量化 (可执行最小步)

- 来源: A/B评估梯度、占用测度 (算子/长度/词条使用率)、离线回放统计、合规事件。
- 量化:

$$\Delta_i = Q(v_i) - \lambda_{ ext{comm}} \sum_j \|[G_i, G_j]\| \, \pi_j, \;\; Q(v) = ext{sgn}(v) \cdot \min\{|v|^{eta}, \eta\}$$

- 。 抑制不可交换算子同时上调; β 次线性稳态, η 上限控风险。
- 裁剪: $\Delta \leftarrow \Pi_{\mathrm{adm}}(\Delta)$ (长度/阈值/权重落在白名单区间)。

6. 架构:混合NN×非NN与临时知识缓冲区

- 文件→内存DB (非NN): JSONL/表格的 Catalog/IDF/别名 → 反向Trie/AC/向量桶; 支持增量索引 (Idx-MDQ落地即生效)。
- 临时知识缓冲区 (EKB) :
 - 。 分层: cold(file)→warm(memory)→hot(cache);
 - **租约TTL** + **命中计数** 形成"热度-清除"策略;
 - 。 变更以 MDQ ledger 追加写,支持**时间旅行回放**。
- 轻NN (可选): 只做控制器与近似相似度 (LoRA/蒸馏小头), 不直接产文; 其输出也被量化为 MDQ回写索引与门控。

7. 热插拔与版本治理(统一逻辑兼容)

• 包格式 (MDQ-pkg)

```
{
    "name":"mdq.idx.ifu.idf-boost",
    "semver":"1.4.2",
    "scope":["MED","RAG"],
    "atoms":[{"type":"Idx","feature":"idf","seg":"神经氨酸酶","delta":+0.07}],
    "tests":["legal","budget","blacklist"],
    "rollback":{"inverse":[...]},
    "kpi":{"target":{"w_nc_drop":0.3}}
}
```

- 兼容矩阵: [Lex KAT算子版本 \times 索引 $[schema \times Gate$ 策略] $\to OK$ /警告/拒绝。
- **热插拔流程**: 双缓冲加载→影子验证 (Eval-w/o-Top-p, 一致性) →小流量金丝雀→全量→写入 ledger; 失败自动**原子回滚**。
- 版本逻辑统一: SemVer + 逻辑依赖图 (DAG) , 支持并行版本与灰度群组; 合规tests为硬闸。

8. 最小可执行流程(伪代码)

```
# 1) 采样指标 → 生成MDQ候选
v = estimate_value_preferences(logs, kpi)
# 边际价值
Delta = quantize(v, beta, eta, comm_penalty)
# 见§5
Delta = clip_to_admissible(Delta, policy_bounds)
# 2) 汇编为MDQ-pkg (可回滚)
pkg = build_mdq_pkg(Delta, scope, tests, rollback)
# 3) 影子验证与热插拔
if run_shadow_eval(pkg) and pass_tests(pkg):
   mount_pkg_double_buffer(pkg)
   # 双缓冲
   start_canary_traffic(pkg, 10%)
   # 金丝雀
   if pass_kpi(pkg): promote_to_full(pkg); ledger.append(pkg)
   else: rollback(pkg)
else:
   reject(pkg)
# 4) 索引泛函线性积累
I_next = I_current 
    sum(Delta_idx * phi)
persist(I_next); cache_update_async()
```

9. KPI与SLA(上线门槛)

- **质量**: 术语覆盖/要点召回 \uparrow ; word_noncompliance $\downarrow \geq 30$; Eval-w/o-Top-p 不劣化。
- 稳定: 收敛步数 $\downarrow \geq 15\%$, 训练方差 $\downarrow \geq 20\%$; 回滚成功率 = 100%.
- 产线: P95延迟、QPS、显存/内存占用在SLA内;索引重建≤秒级(增量)。
- 审计: 事件日志/MDQ-ledger 可全量回放; 每个MDQ-pkg可定位"谁、何时、为何"。

10. 风险与对策

• 长词偏置/投机: Lp上限+长度成本+IDF/二字降权+语义门控。

分布偏移:训练禁Top-p;上线前Eval-w/o-Top-p校准。索引污染:MDQ-pkg必须可逆;黑/白名单tests前置。性能波动:双缓冲/金丝雀/自动回滚;EKB热度淘汰。

11. 一句话总结

把 "微分动力量子 (MDQ)"确立为离散化LLM的 最小控制单元:用线性积累更新索引泛函,用热插拔做在线治理,用统一版本逻辑保证跨算子×索引×合规的一致性。训练只做微分与索引,其余交给非神经规则与内存索引,由MDQ驱动"稳、快、省"的持续演进。

许可声明 (License)

Copyright (C) 2025 GaoZheng

本文档采用知识共享-署名-非商业性使用-禁止演绎 4.0 国际许可协议 (CC BY-NC-ND 4.0)进行许可。