零训练表驱动 Flex-Attn: 可计算词法 + 有限状态索引的快速落地

作者: GaoZheng日期: 2025-09-26

• 版本: v1.0.0

摘要

阐述可变成本注意力(Flex-Attn)的动机、设计与实现:在合规约束与预算限制下,按需分配注意力计算资源。文中拆解组件与调用关系、关键超参与时间/显存开销,并给出与历史/状态缓存结合的工程实践与调优建议。

以 Catalog(域词库)+ 长度集合 U + 反向 Trie/AC 为主干,在**不训练神经网络**的前提下完成中文知识蒸馏与生成控制;语义门控(Jaccard/BM25-lite)+ IDF/Zipf 降权抑制高频堆词, L_h/L_p 由策略表管控成本与粒度。SAC/NN 被重定位为"动态超参控制 + 学习型索引 + 隶属度快查"的增值件(A \to B \to C 灰度演进)。优势:强可审计、可回放、TCO 友好;适合监管行业首发。按"业务可交付"的口径,文中将给出Flex-Attn 在医疗问答场景的端到端应用演示:从配置 \to 一步一决策 \to 命中与奖励 \to 日志与KPI。输入是用户问句"请问什么是'奥司他韦'?",目标输出为专业定义句(含多组医学词法片段:磷酸/奥司他韦/神经氨酸酶/特异性/抑制剂…)。

1. 场景与配置 (医疗Q&A蒸馏)

目标:把"大模型的医学定义能力"蒸馏到"小模型",保证术语命中与可读性,抑制"堆词投机"。

关键参数

- 词法集合: $U = \{2,3,4,5,6,8\}$ (禁 1 字); Catalog = {"磷酸奥司他韦", "奥司他韦", "神经氨酸酶", "特异性", "抑制剂", "宿主细胞", "流感病毒", ...} (只读、可热更)。
- Flex-Attn 两头: $L_h \in \{2,3,4,6\}$ 、 $L_p \in \{3,4,5,6\}$ (历史窗口/预测命中上限) 。
- 训练期: 禁 Top-p; 演员侧**不可见** χ_t (目标字符, 仅评论家/奖励可见)。
- 奖励门控: $\tau=0.75$; IDF/Zipf 降权开启(高频词降权)。
- 长度成本: $\lambda_h = 0.08, \; \lambda_p = 0.10, \; \alpha_h = \alpha_p = 1.0.$

2. 一步一决策 (示例回放)

Step 1 (开篇定义名词)

- 状态: prev = ""(空),用户问句仅用于检索/语义对齐; χ_t (仅评论家可见) = "磷"。
- 采样: $L_h \sim \pi_{L_h} \Rightarrow 2$; $L_p \sim \pi_{L_p} \Rightarrow 6$ 。
- 动作: 演员出字"磷"(训练期无 Top-p)。
- 后缀拓扑 (带上限): 从"磷"向右串接真实未来字符,反向Trie在 U 且 $L \leq 6$ 上匹配到 "磷酸奥司他韦"(L=6,最长可用命中,命中即停)。
- 语义门控: similarity=0.88> τ =0.75, 放行; IDF("磷酸奥司他韦")=0.90。
- 词法增益: $\delta = \lambda_{\text{lex}} \cdot 1 \cdot (0.88 0.75) \cdot 0.90$, 取 $\lambda_{\text{lex}} = 0.30 \Rightarrow \delta \approx 0.035$.
- 长度成本: len_cost $=\lambda_p(L_p/L_p^{
 m max})=0.10 imes(6/8)=0.075$ (示例) 。
- 当步奖励: $R_1 = \text{base} + \eta_1 \chi^{soft} + \eta_2 \delta \text{len_cost} (\eta_1, \eta_2 \text{ 按配置表给值})$ 。

Step 2 (定义结构"是一种")

- $L_h \Rightarrow 3$, $L_p \Rightarrow 3$ (策略自适应把预测上限收紧到短词)。
- 出字 "是"; 后缀命中"是一种" (L=3 ∈ U) 。
- 语义门控通过; IDF("是一种")=0.55 (高频短语,降权) ; δ 较小; len_cost 降低 ($L_p=3$) 。

Step 3 (机理短语"作用于…")

- $L_h \Rightarrow 4$, $L_p \Rightarrow 3$.
- 出字 "作"; 命中"作用于" (L=3) $\to \delta$ 中等; 继续进入机理对象。

Step 4 (关键靶点"神经氨酸酶")

- $L_h \Rightarrow 6$ (需要更长历史以承接机理片段) , $L_p \Rightarrow 4$ 。
- 出字 "神";命中"神经氨酸酶"(L=4),IDF=0.87, δ 较高;语义门控强通过(similaritypprox0.90)。

Step 5 (性质"特异性")

- $L_h\Rightarrow 4$, $L_p\Rightarrow 3$.
- 出字 "特"; 命中"特异性" (L=3) , IDF=0.8, δ 中高; 合并上一部件成为"特异性抑制剂"的前缀。

Step 6 (类别"抑制剂")

- $L_h \Rightarrow 4$, $L_p \Rightarrow 3$.
- 出字 "抑"; 命中"抑制剂" (L=3) , IDF=0.82, δ 中高; 完成第一分句核心谓词结构。

Step 7 (逗号)

• 标点","; **不计词法命中**,但进入"洁净度/可读性"分量(P_t 轻微惩罚),保持句法节奏。

Step 8 (重复靶点与作用——解释因果链)

- 继续"其抑制神经氨酸酶的活性,可以抑制成熟的流感病毒脱离宿主细胞,从而抑制流感病毒在人体内的传播"。
- 命中片段包括: "神经氨酸酶"(再次命中,去重加权)、"流感病毒"(L=3,高IDF)、"宿主细胞"(L=4)等;
- 语义门控在机理-结果链路上给出更高 similarity(>0.85), δ 按 IDF 加权;标点"、""。"不计词法命中。

小结:策略通过 L_p 上限**动态收紧/放宽**来"控粒度":遇**核心术语**放宽到 4–6 命中"长词",遇**功能词/ 句式**收紧到 3 控制成本并避免"长词投机"。 L_b 在结构转换点自适应上调以承接前后语义。

3. 结构化日志 (可审计)

产线落地必须能"回放"每一步的命中与门控。示例 JSONL:

```
{"step":1,"Lh":2,"Lp":6,"a":"磷","seg":"磷酸奥司他韦","len":6,"idf":0.90,"sim":0.88,"delta":0.03 {"step":2,"Lh":3,"Lp":3,"a":"是","seg":"是一种","len":3,"idf":0.55,"sim":0.82,"delta":0.011,"ler {"step":3,"Lh":4,"Lp":3,"a":"作","seg":"作用于","len":3,"idf":0.70,"sim":0.84,"delta":0.019,"ler {"step":4,"Lh":6,"Lp":4,"a":"神","seg":"神经氨酸酶","len":4,"idf":0.87,"sim":0.90,"delta":0.039, {"step":5,"Lh":4,"Lp":3,"a":"特","seg":"特异性","len":3,"idf":0.80,"sim":0.86,"delta":0.026,"ler {"step":6,"Lh":4,"Lp":3,"a":"抑","seg":"抑制剂","len":3,"idf":0.82,"sim":0.85,"delta":0.025,"ler {"step":7,"Lh":4,"Lp":3,"a":", ","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":12,"Lh":6,"Lp":4,"a":"流","seg":"流感病毒","len":3,"idf":0.88,"sim":0.87,"delta":0.032," {"step":18,"Lh":6,"Lp":4,"a":"宿","seg":"宿主细胞","len":4,"idf":0.86,"sim":0.86,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"a=细胞","len":4,"idf":0.86,"sim":0.86,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":"。","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":".","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"Lp":3,"a":".","seg":"-","len":0,"idf":0.00,"sim":0.00,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"lp":3,"a":10,"seg":"-","len":3,"idf":0.000,"sim":0.000,"delta":0.000,"len_cos {"step":28,"Lh":4,"lp":4,"lp":4,"lp":4,"lp":4,"lp
```

4. 机制到KPI的映射 (为什么有效)

- 词法对齐↑: 长词 (6/4/4) 在关键位点命中,**降低解释错误** (如把"神经氨酸酶"误写为"神经酸酶")。
- 分布稳定↑: 训练禁 Top-p + 动作遮罩,熵目标与可行动作集合一致; 上线仅推理侧开 Top-p 保可读性。
- 成本受控: L_p 在术语处放宽、功能词处收紧 + 长度成本,吞吐/QPS 波动可控。

• 投机抑制: IDF/Zipf 降权 + 语义门控 (similarity> τ) 杜绝"堆高频长词"。

5. 可直接拷贝的最小骨架(伪码)

6. 上线口径(验收阈值)

- 语义: BERTScore/ROUGE-L≥基线, 医学术语召回率 (术语覆盖) ≥ +10%。
- 词法: word_noncompliance ↓≥30%; "错误术语/错别字率"显著下降。
- 稳定:收敛步数 」≥15%,多次训练方差 」≥20%。
- 生产: 训练 tok/s ≥ 基线90%; Eval-w/o-Top-p 与线上指标偏差<阈值; 日志 I/O 不成瓶颈。

一句话总结: 把"奥司他韦"类问答做稳,关键不是堆词,而是让 L_p 在术语处放宽、句法处收紧,用语义门控×IDF给奖励"加闸",再配合训练期禁 Top-p与演员去泄露保证分布一致性。这样蒸馏出来的小模型既能命中医学长词,又能控成本、可审计,适合规模化上线。

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。