

# 《字符模式 SAC 的工程实现与数字化描述》 对中文知识蒸馏的意义

- 作者：GaoZheng
- 日期：2025-09-26
- 版本：v1.0.0

## 摘要

本文围绕：首先明确问题背景与约束，给出可验证的形式化定义与工程接口；随后分解系统/模型/数据/指标的关键设计，并给出可复现的实现与对齐路径；最后总结风险与边界条件，给出落地建议与扩展路线。

本文从知识蒸馏（Knowledge Distillation, KD）的角度，刻画字符模式 SAC 中“中文词法先验”的注入方式与学习机理。通过词表并集  $\mathcal{C}$  与长度集合  $U$  构造“可变长度的前缀/后缀命中”信号，结合软目标分布与后验正则，实现从词级教师到字符级学生的结构化蒸馏，提升样本效率、对齐质量与可解释性。

## 1 教师先验与学生策略

- 词表并集（教师先验）

$$\mathcal{C} = \text{chinese\_name\_frequency\_word.json} \cup \text{chinese\_frequency\_word.json}.$$

- 可变长度集合（来自真实语料）

$$U = \text{union.lengths} \subset \mathbb{N}, \quad \text{from data/word\_length\_sets.json}.$$

- 字符模式观测关键量：目标字符  $\chi_t$ 、预览  $\text{prev}_t$ 、源串  $\text{source}_t = \text{prev}_t \oplus \chi_t$ 。

以  $\mathcal{C}, U$  为“教师先验”，在字符粒度下注入词级边界信息，缓解字/词粒度鸿沟。

## 2 软目标（Soft Targets）构造

- 质量软信号与命中奖励：

$$\chi_t^{\text{soft}} = \max(0, Q_t + L_t), \quad \delta_t = \begin{cases} 1, & \exists L \in U, \text{tail}(s_t, L) \in \mathcal{C}, \\ 0.5, & \text{tail}(s_t, 1) = \text{target\_char}, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

- 基于词法命中的“教师分布”  $q_t$ （首步动作的软标签）：

$$q_t(a) \propto \beta \sum_{L \in U} w_L \cdot \mathbf{1}\{\text{tail}(\chi_t \oplus a, L) \in \mathcal{C}\}$$

- $(1-\beta)$ ,  $\mathbf{1}\{a_1 = \text{target\_char}\}$ , 其中  $a_1$  为  $a$  的首字,  $\beta \in [0, 1]$  权衡词法/逐字信号,  $w_L \geq 0$  为长度权重（可按频次或可信度设定）。

## 3 蒸馏损失与温度控制

- 带温度  $T$  平滑的策略分布（首步）： $\pi_\theta(\cdot \mid x_t; T)$ 。
- 蒸馏损失：

$$\mathcal{L}_{\text{KD}} = \lambda_{\text{kd}} \text{KL}(q_t \parallel \pi_\theta(\cdot \mid x_t; T)).$$

- 与 SAC 联合优化：

$$\min_{\theta} \mathcal{L}_{\text{SAC}}(\theta) + \mathcal{L}_{\text{KD}}(\theta).$$

其中 SAC 的熵温度  $\alpha$  与采样 Top- $p$  共同起到“平滑/防过拟合”的作用，促进吸收近义候选的软概率质量。

## 4 对齐蒸馏：前缀左扩与后缀命中

- 前缀对齐目标（历史左扩后）：

$$\exists L \in U \cap [1..|\text{source}_t|], \quad \text{prefix}(\text{source}_t, L) \in \mathcal{C}.$$

- 作为后验正则：

$$c_{\text{prefix}}(x) = \mathbf{1}\{\neg \exists L \in U : \text{prefix}(\text{source}, L) \in \mathcal{C}\}, \quad \mathcal{L}_{\text{PR}} = \lambda_{\text{pr}} \mathbb{E}_{\pi_\theta}[c_{\text{prefix}}(x_t)].$$

- 后缀对齐（raw\_action 与 bigram 共用  $U$ ）：

$$\exists L \in U \cap [1..|q|], \text{tail}(q, L) \in \mathcal{C} \quad \text{或} \quad \exists L \in U \cap [1..|s|], \text{tail}(s, L) \in \mathcal{C}.$$

## 5 多教师融合 (Mixture-of-Teachers)

两张词表可视作两个教师  $q_t^{(1)}, q_t^{(2)}$ , 其凸组合:

$$q_t = \pi_1 q_t^{(1)} + \pi_2 q_t^{(2)}, \quad \pi_1, \pi_2 \geq 0, \pi_1 + \pi_2 = 1,$$

权重可由词频、编号可信度或领域匹配度决定, 兼顾通用词与专名词。

## 6 奖励塑形与样本效率

以势能塑形思想增广奖励:

$$r'_t = r_t + \eta \delta_t + \mu \chi_t^{\text{soft}},$$

其中  $\eta, \mu \geq 0$ 。该塑形缩短信号回传路径, 缓解仅终端质量分的稀疏问题, 提高样本效率与收敛稳定性。

## 7 长度集合 $U$ 的蒸馏作用

在独立近似下, 命中概率上界估计:

$$\Pr[\text{hit}] \approx 1 - \prod_{L \in U} (1 - p_L), \quad p_L = \Pr(\text{tail}(\cdot, L) \in \mathcal{C}).$$

相较固定二字 ( $U = \{2\}$ ), 经验并集  $U$  提升了多字词的边界对齐概率, 增强 OOV 与长词边界的鲁棒性与可解释性。

## 8 评测指标 (蒸馏视角)

- 前缀/后缀命中率:

$$H_{\text{prefix}} = \Pr(\exists L \in U : \text{prefix}(\text{source}, L) \in \mathcal{C}), \quad H_{\text{suffix}} = \Pr(\exists L \in U : \text{tail}(s, L) \in \mathcal{C}).$$

- 平均命中长度与 OOV 一致性:

$$\bar{L}_{\text{hit}} = \mathbb{E}[L \mid \text{hit}], \quad \text{OOV@hit} = \Pr(\text{hit} \mid \text{OOV}).$$

- 蒸馏一致性（分布层面）：

$$D_{\text{KD}} = \mathbb{E}_t [\text{KL}(q_t \parallel \pi_\theta(\cdot \mid x_t))].$$

## 9 实践意义与落地

- 在字符粒度下注入词级边界与长度分布先验  $(\mathcal{C}, U)$ ，实现从词法教师到字符学生的结构化蒸馏。
- 与 SAC 的熵正则  $(\alpha)$  与 Top- $p$  采样互补，兼顾探索与可控生成。
- 易扩展至领域词表、多教师/多视角蒸馏与自适应  $U$ （早期偏短、后期伸长），在摘要/抽取/标题生成等中文场景提升对齐质量与可解释性。

---

### 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。