

一种新的多智能体驱动的语义话题识别与推理框架

2025 年 6 月 18 日

1 引言

随着自然语言处理（NLP）与大规模语言模型（LLMs）的迅猛发展，智能对话系统已广泛应用于客服问答、在线教育、虚拟陪伴等多种场景。然而，现有系统仍存在多个关键瓶颈，例如话题循环与泛化、对话上下文理解力不足、缺乏个性化记忆结构、以及缺少对多轮对话节奏与逻辑深度的有效调控。这些问题不仅制约了模型的交互质量，也限制了用户粘性与场景延展能力。

针对上述问题，本文提出一种“多智能体协同驱动”的语义话题识别与调控框架。该系统通过设计七个并行运行、功能独立但协同互补的智能体模块，完成从意图判别、兴趣建模、话题频率分析、深度评估，到记忆管理、策略控制与语言优化的全流程建模。每一轮用户输入都被同时分析、结构化评分，并由策略核心进行动态行为选择，最终生成符合上下文逻辑与用户偏好的自然语言响应。

本框架实现了对话系统“理解—评分—决策—表达—记忆”五个维度的闭环控制，在技术上突破了传统对话系统的线性生成结构，在体验上融合了多维语义理解与拟人化语言风格，为构建具备长期适应能力与个性演化能力的下一代智能对话系统奠定了基础。

2 目前的技术简介（缺陷）

当前主流的智能对话系统多依赖单体结构的大规模语言模型（Large Language Models, LLMs）进行端到端的文本生成。这类系统虽然具备强大的语言理解与生成能力，但在真实交互环境中暴露出以下关键技术缺陷：

- **缺乏话题建模与上下文结构感知：**现有系统往往将对话视为线性历史记录，缺乏对话语义图谱、话题深度层级、用户兴趣脉络等结构性建模，导致话题重复、逻辑跳转生硬，影响用户体验。

- **上下文依赖能力有限**：虽然 LLMs 在短期上下文内具备良好关联性，但在多轮长对话中容易遗忘用户历史偏好与情绪波动，导致响应缺乏延续性和个性一致性。
- **对话节奏与策略控制弱**：系统缺乏灵活的行为策略机制，无法动态判断何时深入、何时切换或终止话题，常常导致对话过浅或过于机械，降低交互流畅性与自然性。
- **输出风格缺乏人设与陪伴感**：缺少对用户风格偏好与语言语气的建模，生成内容容易显模板化、缺乏情感温度，无法满足虚拟陪伴或拟人化交互场景的需求。
- **缺失长期个性记忆机制**：大多数系统采用短暂上下文缓存，未构建可调用、可演化的用户记忆结构，难以实现个性交互闭环。

因此，当前技术需要一种融合结构性语义建模、动态策略调控、长期个性记忆与语言人格优化的多智能体框架，以支持更具结构感、情绪感与成长性的智能对话体验。

3 本发明创造的关键技术点

本系统围绕“多智能体协同对话理解与生成”构建，旨在实现更加自然、个性化与结构化的聊天交互。核心架构由七大智能体（Agent 1-7）组成，各组件并行运行、协同决策，具体技术流程如下：

一、模块功能与协作关系

- **Agent 1：意图判别智能体**
负责对用户输入进行“功能型”与“聊天型”意图判别，决定下游处理路径。若为聊天型，则输入将同时送入 Agent 2-5。
- **Agent 2：主题多样性建模智能体**
分析用户长期主题分布，提供多样性平衡与分布特征，输出主题偏好向量。
- **Agent 3：话题频率感知智能体**
记录当前会话中话题出现频率，构建短期热度感知，避免话题重复与堆叠。
- **Agent 4：话题深度识别智能体**
构建话题的结构性深度（知识图谱展开）与行为性深度（轮次、情绪、时间）评价，估算话题延展潜力。
- **Agent 5：个性化记忆管理智能体**
利用情绪强度与话题独特性建模机制，唤醒长期记忆内容并参与策略评分，提升个性陪伴感。

- **Agent 6: 对话策略调控智能体**

融合 Agent 2—5 的多维评分信息，依据话题分支图进行行为信号分析，并决定最终输出路径。

- **Agent 7: 输出增强智能体**

接收 Agent 6 决策结果，并根据用户偏好、情感状态等进行语言风格微调，使输出更具陪伴感与拟人性。

整体架构支持并行运行，所有分析模块均可在用户输入后的第一时间启动，有效提升响应速度与模块间协同效率。

二、系统整体流程图

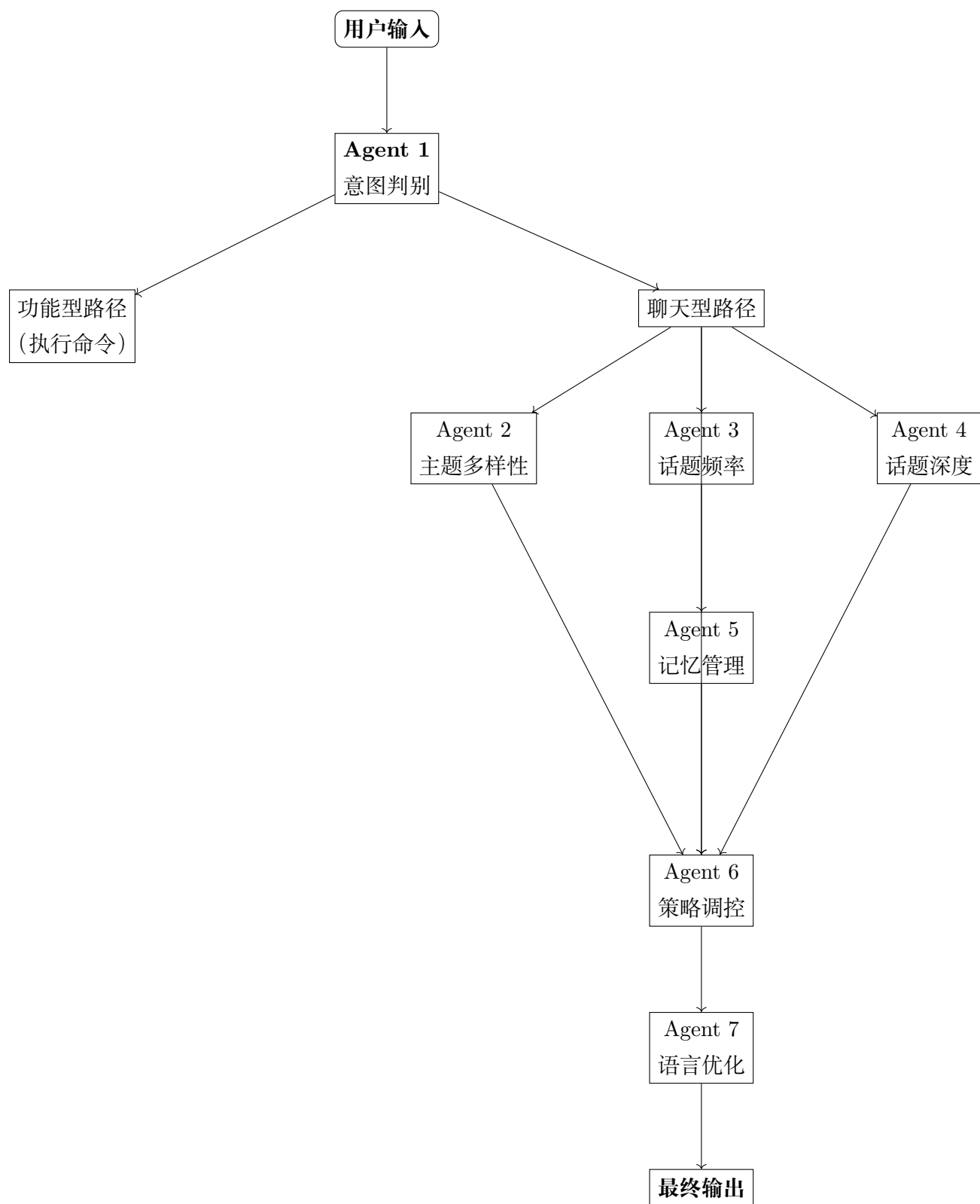


图 1: 多智能体协同对话系统框架图

4 本发明完整的技术方案

统一话题节点数据结构说明

为实现多智能体协同下的信息共享与决策一致性，系统将所有候选话题统一抽象为标准结构化节点，供各模块（如评分融合、排序、策略生成等）调用。

变量名	含义
UID	节点唯一标识符
ParentUID	上一层话题节点编号（为空则为根节点）
ChildUID	子话题节点编号集合
Weight	综合原始评分（融合长期兴趣、频率、深度、记忆特征）
NormalizedWeight	Softmax 后评分（用于排序）
ThreadID	所属话题簇编号
ThreadDecay	当前轮中非首位节点的权重衰减因子
MemoryTag	指示该节点是否为用户长期记忆关键节点
EmotionIntensity	节点触发的情绪强度分数（来自情感分析）
TopicUniquenessVec	话题独特性向量 $[f_i, d_i]$ ，表示频率与深度

表 1: 话题节点数据结构说明

Agent 1：意图识别智能体（LLM 函数调度入口）

本模块作为系统的输入调度核心，负责判断用户当前输入是否涉及可执行的功能性意图（Function Call），并决定后续的处理路径。系统基于 LangChain 的结构化函数调用机制，结合规则优先、语义解析与动态置信度控制，实现输入意图的精准路由。

工作流程说明

- **规则触发 (Rule-based Triggering)**：系统维护一套功能性指令关键词库（如“设置提醒”、“打开文档”、“生成图表”等），一旦命中则直接构造对应函数调用请求；
- **语义调用 (LLM Function Calling)**：对未命中规则的自然语言输入，调用大语言模型（如 ChatGPT）生成结构化的 `function_call` 对象：

```
{ "name": "get_weather", "arguments": { "location": " 北京", "date": " 明天" } }
```

若结构化函数调用存在，系统转入功能路径并执行对应模块；

- **聊天路径回退 (Chat Fallback)**：若模型未触发结构化调用（或调用意图置信度不足），则自动回退至聊天处理链路（Agent 2-6）；

- **状态同步 (Intent Logging)**: 每次函数调用或聊天意图判断后, 系统将意图信息记录入状态向量 (如模式标签、历史函数调用栈等), 供后续智能体引用。

该机制兼具灵活的自然语言解析能力与明确的功能路由接口, 不仅支持复杂任务指令的解析执行, 也保留对自由对话内容的处理能力, 构建出稳定可靠的“可行动”对话系统核心入口。

Agent 2: 主题多样性建模智能体 (长期兴趣建模)

该模块用于构建用户的长期兴趣画像, 是全局话题预测与节点优先级分配的核心依据, 在系统话题判断中占据约 60% 权重。整体评分由三部分组成: 话题出现频率、语义相似度、用户画像相似度, 综合形成最终得分。

最终评分函数

$$W_i^{(2)} = \alpha_1 \cdot S_{\text{freq}}(T_i) + \alpha_2 \cdot \text{SemanticSimilarity}_i + \alpha_3 \cdot \text{ProfileWeight}_i$$

其中:

- $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$: 各项因子的加权系数, 满足 $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1$;

说明: 三项因子均依赖统一的语义嵌入空间 (embedding space)

- 所有话题节点 T_i 与用户输入 S_{input} 需先通过语义编码模型 (如 Sentence-BERT) 嵌入为向量:

$$\vec{v}_{\text{input}} = \text{Encoder}(S_{\text{input}}), \quad \vec{v}_i = \text{Encoder}(T_i)$$

- 系统通过该嵌入实现:
 - **话题匹配**: 将输入映射到候选话题, 提取该话题的结构数据, 包括频率 f_i 、最近活跃时间差 Δt_i 、结构深度 d_i 、话题向量 \vec{v}_i 及其在图结构中的上下级关系 (ParentUID, ChildUID);
 - **语义相似度**: 直接计算嵌入间的余弦相似度;
 - **用户画像比对**: 将用户画像投影到同一嵌入空间, 与兴趣分布向量 \vec{U}_i 对齐;
 - **话题簇归属 (ThreadID)**: 通过在嵌入空间中执行无监督聚类 (如 K-Means、HDBSCAN) 对话题进行聚簇, 形成若干语义一致的话题簇, 并将每个节点赋予对应的簇编号作为 ThreadID。

话题出现频率得分 (Topic Frequency)

$$S_{\text{freq}}(T_i) = \log(1 + f_i) \cdot e^{-\delta \cdot \Delta t_i}$$

其中:

- f_i : 话题 T_i 在过去 7 ~ 14 天内的累计提及次数;
- Δt_i : 话题 T_i 最近一次出现距当前的天数;
- δ : 时间衰减系数。

语义相似度得分 (Semantic Similarity)

$$\text{SemanticSimilarity}_i = \cos(\vec{v}_{\text{input}}, \vec{v}_i) = \frac{\vec{v}_{\text{input}} \cdot \vec{v}_i}{\|\vec{v}_{\text{input}}\| \cdot \|\vec{v}_i\|}$$

画像相似度权重 (Profile Weight)

系统从用户接入阶段收集其基础信息 (如年龄、性别、地区、职业), 并编码为稠密向量:

$$\vec{p}_{\text{new}} = \text{ProfileEncoder}(\text{Age}, \text{Gender}, \text{Region}, \text{Occupation})$$

- 路径一: 历史画像匹配 (Local Matching) 将 \vec{p}_{new} 与历史用户画像库 $\{\vec{p}_1, \dots, \vec{p}_k\}$ 计算余弦相似度:

$$\text{Similarity}_i = \frac{\vec{p}_{\text{new}} \cdot \vec{p}_i}{\|\vec{p}_{\text{new}}\| \cdot \|\vec{p}_i\|}$$

若存在 $\text{Similarity}_i > \delta$ (阈值可设为 0.85), 系统将引用相应兴趣向量 \vec{U}_i 并进行加权融合:

$$\vec{U}_{\text{local}} = \sum_{i=1}^k w_i \cdot \vec{U}_i, \quad w_i = \frac{\text{Similarity}_i}{\sum_j \text{Similarity}_j}$$

- 路径二: API 画像增强 (External Enrichment) 系统可选接入外部开放平台 (如知乎内容接口、广告画像 API 等), 用于获取具备明确用户标签 (如兴趣、年龄、职业偏好等) 的文本内容样本。通过提取该类带标签语料并映射为向量空间中的偏好分布 \vec{U}_{api} , 系统可在冷启动或稀疏历史场景下, 快速推断用户所属群体的主流话题倾向。

最终融合: 将本地匹配结果与 API 偏好结果融合, 形成最终的用户画像偏好向量:

$$\vec{U}_{\text{final}} = \theta \cdot \vec{U}_{\text{local}} + (1 - \theta) \cdot \vec{U}_{\text{api}}$$

其中 $\theta \in [0, 1]$ 为动态调控参数，冷启动阶段可设 $\theta = 0.3$ ，用户活跃后可逐步提升至 0.8。

节点评分输出：对于任意候选话题节点 T_i ，其对应的画像偏好得分定义为：

$$\text{ProfileWeight}_i = \vec{U}_{\text{final}}[i]$$

该值作为 Agent 2 输出评分 $W_i^{(2)}$ 的重要组成部分，参与最终节点排序。

Agent 3：话题频率感知智能体（短期兴趣建模 + 热点引入）

本模块侧重识别用户在最近对话中频繁提及的话题，捕捉短期兴趣变化，并通过外部 API 引入热门话题以缓解冷启动问题。可以为系统话题判断权重的 40%。

结构化打分函数

候选话题节点 T_i 的最终评分定义为：

$$W_i^{(3)} = \beta_1 \cdot \text{RecencyAdjustedFrequency}_i + \beta_2 \cdot \text{HotnessScore}_i$$

其中：- $\text{RecencyAdjustedFrequency}_i$ 表示用户近期对 T_i 的提及密度（包含时间衰减）；- HotnessScore_i 表示 T_i 当前在外部网络中的热度评分；- $\beta_1 + \beta_2 = 1$ ，可动态调整（如冷启动时提升 β_2 ）。

一、对话频率建模（短期兴趣）

设定滑动时间窗口 T （如 48 小时）统计用户对话内容：

- 话题 T_i 在该窗口内共出现 n_i 次，覆盖 r_i 轮对话；
- 首次与最近一次提及时距为 Δt_i 。

则其频率得分为：

$$F_i = \frac{n_i}{r_i}, \quad T_d(i) = e^{-\mu \cdot \Delta t_i}$$

结合频率与时间衰减，计算加权频率：

$$\text{RecencyAdjustedFrequency}_i = \alpha \cdot F_i + (1 - \alpha) \cdot T_d(i)$$

其中 μ 控制“遗忘”速度（建议值 10^{-3} ）， $\alpha \in [0, 1]$ 控制频率与时间比重。

若 $T_d(i) < \epsilon$ （如 0.1），则视为“过时话题”并移除。

二、热点话题接入（API 热度增强）

系统定时接入第三方热点话题 API（如知乎热榜、微博热搜），每个热点话题 H_j 附带如下元信息：

- 关键词标题 K_j ；
- 热度评分 h_j （例如热搜排名、点赞/转发数）；
- 时间戳 t_j （用于对热度进行时效性修正）。

系统通过语义相似度将 API 热点 H_j 匹配至候选节点 T_i ，当 $\cos(\vec{v}_{H_j}, \vec{v}_{T_i}) > \delta$ 时建立连接。其热度评分为：

$$\text{HotnessScore}_i = \max_j [h_j \cdot e^{-\gamma(t_{\text{now}} - t_j)} \cdot \cos(\vec{v}_{H_j}, \vec{v}_{T_i})]$$

其中 γ 为时间衰减因子（建议 0.1–0.5），确保旧热点衰退。

若为冷启动用户（无频率历史），则将 $\beta_2 \uparrow$ （如 0.8），使系统更依赖热点推荐。

三、Softmax 排序与 Top-K 选取

对所有候选话题节点使用 Softmax 正规化进行 Top-K 排序：

$$P(T_i) = \frac{e^{W_i^{(3)}}}{\sum_j e^{W_j^{(3)}}}$$

最终向 Agent 6（策略智能体）输出权重排序后的节点列表。

模块优势

- **适应性强**：快速响应用户兴趣波动与话题趋势；
- **支持冷启动**：无历史频次时仍可借助 API 进行推荐；
- **易于调节**：通过 $\alpha, \beta, \lambda, \gamma$ 等参数进行灵活控制；
- **与 Agent 2 互补**：共同构成长期 + 短期兴趣判断闭环。

Agent 4：话题深度识别智能体（节点距离建模）

该智能体用于评估候选话题在语义空间中的可延展深度和用户的互动意愿，以辅助系统决定是否继续推荐展开某话题，或切换至新的话题节点。

一、结构性深度建模 (Structural Depth)

话题的结构性深度衡量其在知识图谱或语义网络中可被逻辑展开的程度。

- **话题图谱构建**：使用外部知识图谱（如 ConceptNet）或预训练语义网络，构建多层次话题树；
- **深度估计**：定义结构性深度为节点可展开的最大逻辑路径长度，记为 $D_{\text{struct}}(T)$ ；
- **连贯性评分**：对所有子节点 C_i 与主题节点 T 计算语义连贯性：

$$\text{Coherence}(T) = \frac{1}{|C|} \sum_{i=1}^{|C|} \cos(\vec{v}_T, \vec{v}_{C_i})$$

二、行为性深度建模 (Behavioral Depth)

用于衡量用户在某话题下的实际互动投入程度，构建行为深度信号 $B(T)$ ：

- **平均轮数 (AvgTurns)**：话题相关对话的平均轮次；
- **平均停留时间 (AvgTime)**：话题维持时间；
- **情感反馈强度 (EmotionScore)**：由情感分析模型提取的连续型情绪值，范围为 $[-1, 1]$ ，其中 -1 表示强烈负面情绪， $+1$ 表示强烈正面情绪， 0 表示中性；

三项指标共同用于构建话题的行为深度得分：

$$B(T) = w_1 \cdot \text{AvgTurns} + w_2 \cdot \text{AvgTime} + w_3 \cdot \text{EmotionScore}, \quad \text{其中 } w_1 + w_2 + w_3 = 1$$

该行为信号用于支持 Agent 4 和 Agent 6 的话题优先级与策略判断，反映用户在该话题下的真实参与度与情绪投入。

三、有效深度计算 (Effective Depth)

将结构与行为建模结果进行融合，得出最终评分：

$$\text{EffectiveDepth}(T) = D_{\text{struct}}(T) \times (1 + \gamma \cdot B(T))$$

其中， $\gamma \in [0, 1]$ 为配置项，用于控制行为反馈（如停留时间与情绪强度）在话题深度得分中的影响权重，值越高代表行为信号对深度判断的主导性越强。

Agent 5: 个性化记忆管理智能体 (Personalized Memory Manager)

该模块作为系统的长期记忆核心，负责用户历史内容的存储、唤醒与策略优化信号的提取。其目标是在追踪用户行为的基础上，基于情绪强度 (Emotional Intensity) 与话题独特性 (Topic Uniqueness) 构建个性化对话策略。

一、情绪强度建模 (Emotion Intensity Mapping)

使用多维情绪分类器 (如 BERT-based Sentiment Analyzer) 对每轮对话内容进行情绪分析，输出情绪强度向量：

$$\vec{E}(T_i) = [e_1, e_2, \dots, e_m] \quad (e_j \in [0, 1])$$

最终情绪强度得分取最大情绪分量：

$$\text{EmotionIntensity}(T_i) = \max_j e_j$$

作用：衡量话题触发的情绪反应强度，用于记忆标记与策略信号。

二、话题独特性建模 (Topic Uniqueness Estimation)

系统为每个候选话题节点构建话题独特性向量，包含其出现频率 f_i 与结构深度 d_i ：

$$\vec{U}(T_i) = [\hat{f}_i, \hat{d}_i]$$

其中 \hat{f}_i, \hat{d}_i 为归一化后的频率与深度值。

该向量作为策略选择输入信号，用于辅助判断当前话题的重复性与价值密度。

三、行为信号注入 (Action Signal Injection)

系统根据 EmotionIntensity 与 TopicUniqueness 参与 Agent 6 决策：

- **Continue**：当 EmotionIntensity 高 (如 > 0.7)，表示用户有明显情绪投入，系统优先维持当前话题；
- **Extend**：当 EmotionIntensity 中等 (如 $0.4 \sim 0.7$)，但话题深度仍有潜力，系统引导进入子话题进行延展；
- **Backtrack**：当话题频率高但结构深度低，表示为浅层泛化话题，系统倾向回退上层节点；
- **Switch**：当频率与深度均低，表示为价值较低话题，系统倾向切换；
- **Default**：若无显著信号，系统保持当前状态 (默认为 Continue)；

四、用户历史建模 (User History Representation)

本模块用于提取用户在对话中表现出强烈情绪或深入互动的话题节点，作为长期偏好依据写入记忆库 $\mathcal{M}_{\text{user}}$ ，以支持未来的情绪唤醒、风格迁移与策略调控。

记忆节点筛选机制：

- **高情绪节点：** 若 $\text{EmotionIntensity}(T_i) > \delta$;
- **高深度节点：** 若 $\text{EffectiveDepth}(T_i) > \theta$;

当任一条件满足时，节点 T_i 将被打上记忆标签 **MemoryTag**，并存入以下结构：

$$\mathcal{M}_{\text{user}} = \{\text{UID}_i : \{\text{MemoryTag}, \text{TopicSummary}, \text{LastVisited}, \text{EmotionTag}, \text{InteractionDepth}\}\}$$

策略反馈机制（作用于 Agent 6）：

在 Agent 6 的综合评分阶段，系统将执行以下操作：

- 计算当前候选节点 T_j 与历史记忆节点在语义空间中的最大相似度：

$$\text{MemoryAffinity}_j = \max_k \left(\cos(\vec{v}_{T_j}, \vec{v}_k) \right), \quad \vec{v}_k \in \mathcal{M}_{\text{user}}$$

- 若匹配相似度超过设定阈值 η ，系统将在综合评分中加入该项：

$$W_j = \alpha \cdot W_j^{(2)} + \beta \cdot W_j^{(3)} + \gamma \cdot W_j^{(4)} + \delta_1 \cdot d_j + \delta_2 \cdot e_j + \delta_3 \cdot \text{MemoryAffinity}_j$$

其中 δ_3 为人工配置的超参数，用于调节记忆亲和对最终评分的影响权重，可依据任务场景动态调整；

上述机制构建了“用户行为 → 记忆生成 → 策略反馈”的闭环路径，为多轮个性化交互提供支持。

Agent 6：对话策略调控智能体（系统决策核心）

该智能体负责在融合 Agent 2（长期兴趣）、Agent 3（短期频率）、Agent 4（话题深度）与 Agent 5（记忆建模）的输出后，基于统一话题节点结构，执行动态对话策略决策，包括开始、继续、延伸、回溯与切换等五类操作。

一、统一评分与衰减归一机制

系统融合四类输入评分源，并在归一化前引入话题簇内的 ThreadDecay 调整：

1. 原始评分融合：

各 Agent 输出评分如下：

$$W_i^{(2)} = f_{\text{long}}(T_i), \quad W_i^{(3)} = f_{\text{freq}}(T_i), \quad W_i^{(4)} = f_{\text{depth}}(T_i)$$

并引入用户记忆中的关键行为信号：

$$d_i = \text{结构深度 (EffectiveDepth)}, \quad e_i = \text{情绪强度 (EmotionIntensity)}$$

最终综合评分定义为：

$$W_i = \alpha \cdot W_i^{(2)} + \beta \cdot W_i^{(3)} + \gamma \cdot W_i^{(4)} + \delta_1 \cdot d_i + \delta_2 \cdot e_i$$

其中：

- $d_i, e_i \in [0, 1]$ 为标准化值；
- 权重系数满足 $\alpha + \beta + \gamma + \delta_1 + \delta_2 = 1$ ；

2. ThreadDecay 衰减机制：

对每个话题簇 \mathcal{T} 内的从属节点应用折扣调整：

$$W'_i = \begin{cases} W_i, & \text{if } T_i = \arg \max_{T \in \mathcal{T}} W_T \\ W_i \cdot \text{ThreadDecay}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

3. Softmax 归一化排序：

将 W'_i 归一化得到排序概率：

$$P(T_i) = \frac{e^{W'_i}}{\sum_j e^{W'_j}}$$

二、行为信号注入 (Action Signal Injection)

该模块根据每个话题节点的情绪强度 (EmotionIntensity) 与话题特征 (TopicUniqueness = [Frequency, Depth]) 生成策略推荐信号，供系统执行阶段参考：

- **Continue**：当 EmotionIntensity 高 (如 > 0.7)，表示用户投入度高，系统优先维持当前话题；
- **Extend**：当 EmotionIntensity 中等 (如 $0.4 \sim 0.7$) 且当前节点结构深度高，说明话题仍具延展性，系统尝试拓展其子话题；
- **Backtrack**：若频率高且深度低，说明该节点为高频浅层话题，系统倾向回退上层主干；
- **Switch**：若频率低且深度低，表示价值较低，建议切换到其它话题路径；
- **Default**：若无明显情绪或结构信号，默认执行 Continue；

三、策略执行机制 (Strategy Execution Logic)

在接收行为信号后，系统将实际执行下列策略操作，对对话路径进行动态调控：

- **Start**：用于冷启动，通过 Agent 2（长期兴趣）与 Agent 3（外部热点）输出，选择归一化权重最高的节点作为起点；
- **Continue**：保持当前话题，系统维持对该节点的对话展开；
- **Extend**：遍历当前节点的 ChildUID 子节点集合，选取其中归一化评分最高者作为下一个节点；
- **Backtrack**：若当前节点存在 ParentUID，则回溯至该节点；若为根节点，则自动执行 Switch；
- **Switch**：从当前候选集中，执行以下两步操作：
 - 使用小顶堆淘汰评分最低的 20% 节点；
 - 在剩余节点中选择权重最靠后的一个节点作为新的话题跳转目标，避免话题相似性聚集与重复；

Agent 7：输出增强智能体（语言优化器）

输出增强智能体负责对模型生成内容进行语言风格、语气情感等方面的后处理，以提升交互自然度与用户情感体验。该模块为桌面宠物注入“语言人格”，使其输出不仅准确，而且富有陪伴感。

- **用户定义 Prompt 与风格模板融合 (User-defined Prompt + Template Injection)**：

除了系统内置的幽默、可靠、亲密等多种语言风格模板，用户还可自定义语言提示词 (Prompt)，以实现个性化表达。例如，用户可输入“像傲娇女主一样说话”、“模仿晚安小说语气”等，系统会将该 Prompt 融入到输出生成中。

扩展机制：

- 系统提供预训练的风格库（如言情剧本、动漫语录、搞笑对话集）供引用；
- 若用户未提供 Prompt，系统默认采用用户嵌入 (User Embedding) 中保存的偏好模板；
- **基于用户嵌入与行为反馈的风格演化 (Style Adaptation via Embedding)**：

为实现语言风格的“成长性”，系统引入用户个性向量 (User Style Embedding)，记录用户的长期语言偏好。每次对话系统都会捕捉互动特征，如语气接受度、停留时间等，定期微调该向量以驱动语言风格的细微演化。

关键机制：

- 用户行为数据驱动的风格调节；
- 每 100~150 轮对话进行一次微调，模拟陪伴型成长过程；

• **系统优势：**

- 支持用户自定义 Prompt 与风格模板混合控制；
- 引入剧本式风格库增强人物代入感（如言情、二次元、古风）；
- 结合快速响应与长期演化机制，兼顾“灵活性”与“情感深度”；

5 总结

本发明提出了一套由七个智能体协同工作的多模块对话系统架构，涵盖了从意图识别、话题建模、记忆管理，到策略调控与语言优化的全过程。各智能体通过并行分析与有机协作，实现了“理解-决策-表达”三阶段的闭环控制，使系统具备更强的上下文理解力、话题延展能力与个性化适应能力。该架构特别适用于拟人化桌面助手、陪伴型 AI 聊天机器人等场景，兼顾实用性与情感共鸣，为多轮对话系统的智能化发展提供了可扩展、可部署的技术路径。