在目前的实验中，我们仅定义了相对有限的几个顶级目标使其用于简单的对话交互。分别如下：

* 社交需求（积极的社交）：通过下面两个方式来评估：
  + 默认的评估方式为：当某用户在和系统的对话交互中做出了积极的回应，则该需求的满足度得到提高。
  + 借助对文本、面部表情以及声音的情绪识别来评估该需求的满足度。当系统识别到用户回应中的积极情绪时，该需求的满足度得到提高。
* 新颖性需求（不断探索）:
  + 通过系统知识库中的逻辑表达式的概率真值来评估。根据信息论中对心理学概念“新颖”的研究[131,132]，当知识库某个逻辑谓词的真值概率突然发生很大变化时，该需求的满足度得到提高。
* 能力需求（不断学习新知识）:
  + 通过系统知识库中新出现的逻辑关系的概率真值来评估。当系统中涌现较多真值较高的逻辑关系时，该需求的满足度得到提高。
* 美学需求（感情丰富的对话模式）：
  + 鉴于“美”的主观性和复杂性，该需求的定义相对困难，目前我们采用的评估方式是基于在和用户交互过程得到的回应中的情绪多样性。我们认为，情绪表达是对话中美学的一种体现。这样的评估方式相对粗糙，但是在一定程度上能使系统不断学习感情丰富的表达方式，从而使对话内容更丰富更具美感。

1. **调节子的值估计（Evaluation of Modulator Values）**

调节子值的估计模块主要涉及对Psi模型中的调节因子的参数值进行估计，以用于指导系统的行为选择和对特定行为的响应。

在我们目前实现的系统中，我们对Psi中的核心调节因子参数值估计算法如下：

* 效价（Valence）：通过识别对话参与者所说的词或短语的褒贬，以及说话人的语气的褒贬来估算，其中后者目前在机器人Sophia上进行实验，通过机器学习工具对标注语料进行训练后的模型来预测获得，并非本文的研究重点。
* 唤醒度（Arousal）：
  + 与认知对话系统进行语言的沟通提高系统的唤醒度
  + 急促的语气，或者言语中带有强烈感情色彩的词或短语也会提高系统的唤醒度。
* 解析度（Resolution level）：目前的实验中，解析度通常设为常数，或设为与唤醒度成反比。
* 选择阀值（ Selection threshold）:
  + 默认的选择阀值是一个代表系统个性的参数，它用于控制对话系统是否注意力集中。
  + 该参数也可通过系统的自适应来估算。比如说，当系统检测到对方在交互过程中特别严肃，那么系统会自动将选择阀值设为较高值，意味着系统较固执而且注意力集中。
* 目标指向度（Goal-directedness）：
  + 在我们目前的实验中的设置该参数按如下方式估算：当用户提问比较复杂的问题时，则将目标指向度的值高，相反，系统则认为当前的对话是比较随意的，则目标指向度的值低。
  + 下一步的工作中，我们会将目标指向度作为对话规划的一个指标，该参数值会在对话进行过程中动态改变。
* 保护率（Securing rate） (背景调查频率)：
  + 在非语言环境中发生一些突发事件时，这使得系统对当前的环境熟悉度降低，因此保护率会相应增加。
  + 当系统正在进行对话，则减少保护率的值，使系统减少保护性行为，更投入到对话中。

1. **当前目标的制定（Formulation of Current Goals)**

该模块涉及权重因素，以及更富有创造性和适应性的推理因素。在最简单的情况下，该模块只需根据当前的调节子的值和其他与目标相关联的内部动态来对系统不同的目标赋上相应的权值。然而，在需要进行较复杂的对话规划的情况下，该模块还需根据当前的语境通过不确定性推理来自适应式地合成子目标，在系统学习子目标的过程中，也会对各项子目标进行赋值。

1. **当前可用行为的规划（Formulation of Currently Available Actions)**

该模块依然涉及权重因素，以及更富有创造性和适应性的推理因素。在最简单的情况下，该模块只需查询系统的知识库中的 Context ∧ Procedure → Goal（也称为Psi蕴涵式），然后根据系统当前状态，使用4.2.2节中提出的权值计算公式来计算每个Psi蕴涵式的权重。在需要进行较复杂的对话规划的情况下，该模块将根据可用的知识来合成新的蕴涵式。

在我们目前的系统中，我们针对几种特定情形实现了蕴涵式的动态合成。比如在间接给定有关用户状态的信息时，通过推理得出用户状态的信息。在该模块中，我们受言语行为理论的基本思想的启发，针对不同的言语行为类型，定义了和言语行为有关的Psi蕴涵式，我们称其为言语行为规划器（Speech Act Schema）（将在下一节中进一步介绍）。有了这些覆盖人类日常交流中常用的言语行为类型对应的言语行为规划器的支持，我们便可规划器中对相应言语行为类型的响应来实现一个能覆盖日常交流的对话系统。当该系统积累了一定的对话经验以及从对话经验中识别出一定的对话模式时，系统便可根据知识库中记录的经验知识和对话模式来不断合成新的规划器，用于指导更多的对话行为。

1. **行为选择（Action selection)**

正如本文3.3节和4.2.2节中的介绍，行为选择通过规划器（也称为Psi蕴涵式）的方式来实现，该模块对上述模块5中获取的蕴涵式进行评估，并基于多种因素来随机选择行为。当该模块选择了涉及到需要产生语言的行为时，系统会调用微观规划器Microplanner（将在第6.1节中介绍），紧接着调用表层生成器SuReal（将在第6.2节中介绍。

**7.行为调度（Action orchestration)**

行为调度用于调解多个系统行为之间存在的潜在矛盾。例如，在一个多用户对话的语境中，系统在试图用冗长的回答来响应用户A提出的问题时，用户B用简单的Yes-No问题来打断系统。行为选择模块可能会建议采取首先用简单的Yes来回答B的问题再响应A的问题，那么行为调度模块的功能就是决定在何时打断对A的回复来简单回答B。在很多情况下，系统需要行为调度、行为规划和行为选择模块之间的互相反馈，来实现更灵活更智能的对话行为。

**基于概率逻辑推理的语篇管理模型**

由上述

Since the central role in this dialogue control dynamic is played by the system's goals and motivations, the achievement of complex dialogue management using this framework relies on the balancing of goals with multiple time-frames. For instance, if the dialogue system is interacting with person A and has a high-level goal of gathering information about A, it may nevertheless not be intelligent for the system to pursue this high-level goal directly via every utterance it makes. The system must be able to, for example, maintain “gather information about A” as a goal to be pursued over a 30 minute or one hour time-frame, but then be able to prioritize “make A happy” over “gather information about A” on a one-minute time-frame. In this case we simply have Psi implications that are making implications on different time scales, and the goal and action formulation phases of the dialogue process must be able to accommodate this (as they are, even in our current prototype system).

PLN as a logic system incorporates temporal reasoning, and is able to carry out planning and reasoning as parts of the same integrated cognitive process (XX). Real-world everyday dialogue structure also contains many “human” elements going beyond logic formalism, e.g. conventional narrative structures (XX); however, we do not attempt to encode these elements explicitly into our system, but rather endeavor that the system may learn these via uncertain inference based on its own experience.