

文章编号: 1003-0077(2005)01-0076-08

汉语口语对话系统中语义分析的消歧策略^①

刘蓓, 杜利民

(中国科学院声学研究所 语音交互信息技术研究中心, 北京 100080)

摘要: 框架语义分析是目前汉语口语对话系统中常用的语义解析方法, 本文分析了语义分析过程中容易产生两种典型歧义现象——结构歧义和语义关系歧义。并针对这两种歧义结构, 分别提出基于语义 PCFG 模型的结构歧义消歧策略以及基于语义期待模型 EM 的语义关系歧义消歧策略, 并给出了有效的消歧算法。实验结果表明综合运用本文提出的消歧策略后, 基线系统理解模块的句子语义分析正确率大大提高, 从原来的 75.7% 上升到 91.5%, 而且标志语义单元理解率的三项指标, 准确率, 召回率和精度也平均提高了 10%。

关键词: 计算机应用; 中文信息处理; 口语对话系统; 语义分析; 消歧; 算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

The Disambiguation Strategy of Semantic Analysis in Spoken Dialogue Systems

LIU Bei, DU Li-min

(Center for Speech Interactive Information Technology,

Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

Abstract: Frame semantic analysis is one of the most commonly used semantic analysis method in Chinese spoken dialogue systems research. And the two typical ambiguous structures encountered in semantic analysis are outer-ambiguity and structural-ambiguity. According to the features of these two ambiguous structures, this paper puts forth the semantic PCFG model based disambiguation strategy to solve structural-ambiguity and the semantic Expectation Model (EM) integrated disambiguation strategy to solve outer-ambiguity. Efficient algorithms of these two methods are also provided. The experimental results show that synthetically use of these two disambiguation methods can most greatly improve the performance of the understanding module of the base-line system. The sentence accuracy is improved from 75.7% to 91.5%, and the three targets of semantic understanding rate-correction, recall, and precision are also improved 10% averagely.

Key words: computer application; Chinese information processing; spoken dialogue system; semantic analysis; disambiguation

1 引言

歧义是自然语言的计算机处理面临的一个重要问题。自然语言的歧义问题, 实质上是意义与形式之间的矛盾问题。同一形式与不同的意义相联系, 就必然会产生歧义^[1]。因此, 要采取有效的方法来排除歧义, 首先需要分析歧义产生的各种原因。作为自然语言处理的一个重要应用, 口语对话系统处理的语言形式主要是口语。而口语的特点是句式多为简单句, 并且存

① 收稿日期: 2004-03-24

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展项目资助(G1998030505)

作者简介: 刘蓓(1975—), 女, 博士, 主要研究方向为人机交互技术, 自然语言理解。

在着大量不合语法的现象及包含省略、重复及修正的语句片断等等,这些通常是造成语义分析失败,或者歧义产生的主要原因。但是如果将这些歧义句子放到上下文语境中去分析,绝大部分会得到解决,因此属于语义关系歧义。此外,随着对话系统规则库的不断扩充,规则集的冗余度便会增加,规则间的交互作用也随之增强,因此在语言分析过程中也不可避免地会产生歧义。这种歧义属于结构歧义,结构歧义对于语境信息并不敏感,只能根据规则应用的优先级获得正确的分析。本文的目的就在于针对这两种典型的歧义结构提出合理的消歧策略。

语义分析规则的约束能力要强于句法分析规则,因此可大大减少结构歧义的产生。但规则的描述粒度及其覆盖率是互相矛盾的因素,歧义的产生是不可避免的。通常规则与统计方法相结合是一种比较有效的解决方案^[2~4],也是在句法分析中常用的消歧方法^[5,6]。因此本文采用基于优选机制的语义规则消歧方法,针对语义分析规则集的特点对其进行概率扩展,从而建立语义 PCFG 模型,然后在自底向上的归约中,计算处于竞争关系的分析路径的概率值,并将其作为语义分析树剪枝的依据。

语义关系歧义的消解主要依靠上下文语境信息,可利用的语境信息有对话历史记录,语境提示词^[7],语义单元的上下文共现概率^[8]等等,但它们对于口语语言片断中语义概念单元的约束力均不够强。而对话期待作为一种特殊的语境特征^[9],是对话管理模块综合运用任务域知识模型以及对话上下文历史,并依照对话策略对用户的对话行为做出的预测。其可对下一个回合的用户话语生成较强的语义限制条件,因此可将语言片断修复为完整的对话行为,主要是语义概念所属语义格的确定及用户意向的确定,从而达到消歧的目的。

在基线系统 BEST(北京站票务信息口语对话系统)实验平台上综合应用上述两种消歧策略后产生了良好的效果。特别是句子语义分析正确率有了大幅度的提高,从原来的 75.7% 上升到 91.5%。标志语义单元理解率的三项指标,准确率,召回率和精度也平均提高了 10%。

2 基于语义 PCFG 模型的消歧策略

基线系统语义分析的前端处理是将所有终结符词汇都转换成其所属的语义概念,在此基础上按照概念之间的归约关系定义语义分析 CFG 规则。这样既可以避免以词为分析单元的随机语言模型复杂度高,移植性差的缺点,又避免了以词性为基础进行句法分析时造成的信息描述粒度太大,容易产生歧义的缺点。

但是由于口语语言在句式和语序上具有极大的灵活性,很难为其制定出精确的语义分析规则,因此在分析过程中由于没有足够的信息来支持当前的分析决策,规则的选取和应用都可能存在冲突和竞争。规则优先级的作用就在于定义了冲突环境下的规则应用次序,这在确定性的分析算法中具有重要意义。

2.1 语义 PCFG 模型

传统的 PCFG 方法主要用于句法分析,其思想是对 CFG 模型进行概率扩展^[10],为每一条产生式都附加一个概率值,且必须满足左部符号相同的所有规则概率之和等于 1。因此一棵句法树的分值是由每棵子树的概率连乘积得到,得分最高者就是由 PCFG 确定的最优解。但是应用于语义分析的 CFG 规则集相比于句法分析规则集,还存在着较大不同。

首先,句法分析是以词性为基础,因此左部相同的规则数量较多,而语义分析是以语义概念为基础,规则描述的是语义概念之间的层次包含关系。

其次,不合语法的语句因为得不到一个完整的句法分析树,则其概率为 0,但口语中不合语法的现象很普遍,所以语义分析强调部分分析。

再次, 句法分析是在分析结束之后选择得分最高的句法树作为最后结果, 而语义分析为保证实时性, 在歧义产生时就计算所有可能分析路径的分值, 作为剪枝依据。

因此, 需针对以上语义分析的特点建立 PCFG 模型。下面是语义分析规则的典型定义形式^[11],

$$A: = \langle c_1, [c_2], \dots, c_n \rangle \text{ 或 } A: = \{c_1, [c_2], \dots, c_n\}$$

其中 $\langle \rangle$ 表示有序算子, $\{ \}$ 表示无序算子, $[\]$ 表示可选算子。规则右部定义了概念 A 可以涵盖的最大范围的概念序列表达形式, 其概念成员分为两种, 一种是必选的 (indispensable), 一种是可选的 (dispensable)。因此规则的应用是一种模糊匹配, 只要右部所有必选概念都存在, 规则就可以匹配成功。

定义规则的概率扩展方法是为每一条产生式的右部各成分附加一个概率值 $P(c_i | r)$, 其意义是体现该成分在这条规则中所占权重, 或者是当该成分出现时此条规则匹配成功的概率。

并且为满足归一化要求, 右部所有成分的概率值之和为 1, 即: $\sum_{i=1}^n P(c_i | r) = 1$ 。

因此在待分析序列 c_k, \dots, c_l 上应用此规则的概率为

$$P(r) = P(r | c_k, \dots, c_l) = \sum_{i=k}^l P(c_i | r) \quad (1)$$

可见包含规则右部中权重较大的成分越多, 归约成功率越大, 同时为了保证规则应用的合理性, 为每一个规则设置一个阈值, 用 $\theta(r)$ 表示。若 $P(r) \geq \theta(r)$, 则此规则进入候选规则集, 一般地, 将 $\theta(r)$ 设置为规则右部必选成分概率之和。

2.2 模型参数设置

语义 PCFG 模型中的参数计算方法是, 先为规则右部各成分设置一个概率初值, 然后在语料训练的过程中对其进行动态调整。

初值设置的原则是:

1. 每个必选成分的概率要大于同规则中所有可选成分的概率之和;
2. 同规则中所有成分的概率加和为 1。

假设规则右部中包含 m 个必选概念和 n 个可选概念, 必选概念的概率初值均为 p_1 , 可选概念的概率初值均为 p_2 。

则根据初值设定原则: $mp_1 + np_2 = 1 \Rightarrow mp_2 + np_2 < 1 \Rightarrow p_2 < \frac{1}{(m+1)n}$ 。

因此设定: $p_2 = \frac{1}{(m+1)n+1}, p_1 = \frac{1-np_2}{m}$ 。

然后利用训练语料对模型参数进行动态调整。首先是收集用户话语的分析树库, 通过语义分析器很容易获得用户语句的所有归约路径集合。然后抽取其中正确的分析路径构成训练语料, 并利用最大似然方法对参数进行估计。

设 $C(\circ)$ 为频率统计, $rhs(r)$ 表示规则 r 的右部, 则:

$$P(c_i | r) = \frac{P(c_i, r)}{P(r)} = \frac{C(c_i, r)}{C(r)} \quad (2)$$

又因为规则 r 右部各成分 c_i 之间并非排斥关系, 并且为保证归一化要求, 用 $\sum_{c_i \in rhs(r)} C(c_i, r)$ 替代 $C(r)$, 因此得到:

$$P(c_i | r) = \frac{C(c_i, r)}{\sum_{c_i \in rhs(r)} C(c_i, r)} \quad (3)$$

在训练过程中,如果出现规则右部的可选成分从未出现的数据稀疏现象时,可将其对应的共现频次置为 1。

2.3 规则优选算法

首先将所有右部中包含 c_1, \dots, c_n , 并满足其顺序性要求的规则构成的集合记为 $RS(c_1, \dots, c_n)$ 。若 $RS(\circ)$ 中的元素不唯一,则在归约分析中会产生规则选取歧义。但很显然 $RS(c_k, c_l, c_m) \subseteq RS(c_k, c_l)$, 因此匹配的成分越多,符合的规则越少,则歧义越小,这是规则筛选的第一准则,“最大覆盖优先准则”。

在由底向上的归约过程中,假设当前结点的待分析语义概念序列为 c_i, \dots, c_j , 则初始候选规则集为 $RS(c_1, c_2)$, 若 $RS(c_1, c_2)$ 非空,则下一步利用规则优先级评价及筛选算法针对集合中的规则进行优选。

规则优先级评价算法 3—1:

1. 令当前预测集合 $E = E_1 = RS(c_1, c_2)$ 并令 $i = 2$
2. 生成 $E_i = RS(c_1, c_2, \dots, c_{i+1})$
3. 若 $E_i \neq \phi$, $E_{i-1} = E_{i-1} - E_i$, $E = E_i$, $i = i + 1$
4. 重复步骤 2—3 直到 $E_i = \phi$ 。(从 E_1 到 E_i 优先级逐步提高)。

规则筛选算法 3—2:

1. 按优先级由高到低,取当前规则集 $E = E_i$, 令 $E_0 = \phi$
2. 计算 E 中每条规则的概率 $P(r)$, 并令 $\hat{r} = \arg \max_{r \in E} (P(r))$
3. 若 $P(\hat{r}) \geq \theta(\hat{r})$, 则 \hat{r} 即为最佳规则并转 5, 否则继续
4. 删除 E_i 并令 $E = E_{i-1}$, 若 $E \neq \phi$, 则重复步骤 2—4, 否则继续
5. 结束。

算法 3—1 中预测集合的生成实际是一种 look-forward 技术,并且由这些预选规则中其它成分(槽)的内容以及规则之间的联系得到启发,使规则的匹配更近一步。这种启发性知识可以有效避免 $RS(c_1, c_2)$ 中的规则因为初始概率较低而后面匹配度较高而在分析初始被误剪枝的错误发生。

若算法结束之后没有匹配成功的 \hat{r} , 则令初始候选规则集为 $RS(c_2, c_3)$ 并重复上述算法。

3 基于对话期待模型的消歧策略

3.1 对话期待的产生

框框架语义表示法是目前口语对话系统中最常用的表达方法之一。用户对话行为中的意向及信息项都可以用框架结构有效地表达,其中信息项对应着框架结构中的槽值对。同时每个槽根据其担任的语义角色,被标注为相应的“格”。一般地,口语语言可分解为一系列语义概念单元,语义概念是按照词义划分,而语义格则是由上下文语义关系确定。同属一个语义概念类的词语可充当不同的格角色,单纯从词义出发无法确定其语义格,只能通过该语义概念前后的格标识词来确定,实际上格标识词即构成一种语境特征,只有在这种上下文环境中才能确定概念单元的语义格。例如:“到上海”中,“到”是语义格 *ArriveStation* 的标识,因此地名“上海”就是 *ArriveStation* 的值,而“从上海出发”中,“上海”出现在 *DepartStation* 格标识“从”的后面,因此它是 *DepartStation* 的值。此外还有用户意向标识词,如“买票”中的“买”,“查询一下到广州的机票”中的“查询”都是用户意向标识词。通过这些标识词有助于系统正确识别用户意向并产生正确的数据库查询操作,生成恰当的系统响应。

然而口语中存在着大量不合语法的语句片断及省略,重复及修正等现象,都会造成格标识词或者用户意向标识词无法正确识别,再者语音识别器的错误也会造成标识词的丢失。因此在这些情况下,无法确定语义格或者用户意向。通过建立期待模型 EM,可以对当前用户输入的信息项的语义格及用户意向进行合理的预测。预测的依据来源于三个方面,一是系统任务模型,二是用户当前输入,三是对话历史记录。这样 EM 可以随对话过程的进行,动态产生语义格候选及用户意向候选序列,并将其按照优先级进行排序。本文采用^[13]中的算法构造 EM,产生期待的命中率平均可以达到 91%,并且能够整个系统任务范围内正确识别出用户话题的转换,适应混合主导策略的要求。

3.2 结合期待的语义消歧算法

语义分析规则中定义了语义概念与语义格之间的对应关系,如表 1 所示。格名称是根据语义框架层次关系书写的,上下级之间用“.”分隔。多数语义概念可以充当两个或两个以上的格角色,因此在语义分析过程中需要上下文语境排除歧义。而同一语义格又可由不同语义概念来填充,如上层格 *DepartTime*, *Date* 既可以是“几月几日”,也可以是“时间代词”。

表 1 部分语义概念与语义格之间的对应关系

语义概念	语 义 格	语义概念	语义格
几月几日	DepartTime, Date, MonthAndDay	地名	DepartStation
	ArriveTime, Date, MonthAndDay		ArriveStation
日期代词	DepartTime, Date, Pron	数词	TicketCount
	ArriveTime, Date, Pron	席别	TicketKind
几时几分	DepartTime, Time, HourAndMinute	车型	TrainKind
	ArriveTime, Time, HourAndMinute	车次	TrainNo

设置语义格期待一般是与系统提问相结合的,若完成系统任务必需的信息项用户没有提供,这时系统就要启动查询子任务来询问该信息项,同时设置相应的语义格期待。此外如果用户提供的信息项的信任值低于阈值,系统要启动确认子对话,同时设置语义格确认期待。

基于期待的语义格消歧算法 2—1:

假设:用户输入语句的语义概念序列为 C_q

1. 依据语义分析规则对 C_q 进行解析,将具有格标识符的语义概念赋予相应的语义格。
2. 判断已赋值的语义格是否与期待一致,若一致则撤消期待并转 5,否则继续。
3. 根据语义概念—语义格对照关系搜索 C_q 中的其余部分,判断是否存在可填充期待语义格的语义概念,若有则将其赋予期待语义格,然后撤消期待。
4. 判断系统主导状态,若处在系统主导下,且存在未赋值的语义格期待,系统启动查询子对话。若在用户主导状态下,适应用户查询重新设置期待。
5. 进行事物处理过程。

特别地,若当前用户语句中又出现了新的具有歧义的的语义概念时,系统将根据当前系统任务需要和应答策略选择继续向用户询问原信息项,或者为了澄清后者进行提问,提问的内容就是可与该语义概念对应的语义格名称。如“请问上海到底是出发地还是目的地?”,这要比“对不起,我不明白您的意思”更具有指导意义。

EM 的另一个重要作用是生成关于本回合用户意向 I_n 的期待 e_i ,并且为每个期待候选设定一个优先级,归一化后表示为 $r(e_i)$,具体生成算法见^[13]。如果用户语句中未表达出意向或

者意向标识符缺失,就需要将期待候选与用户语句的概念序列进行匹配,从而排除歧义选取最佳期待作为用户意向,即:

$$\hat{I}_n = \arg \max P(I_n | C_q, E) = \arg \max \{B(e_i)\} \quad (4)$$

其中, E 为期待集合, $B(e_i)$ 为期待候选的信任值。信任值由两方面确定,一是 e_i 的优先度,二是 e_i 与用户输入 C_q 之间的匹配度。由于语义分析规则中定义了每种用户意向对应的一般概念序列构成 C_r , 因此匹配度可以通过计算 C_q 与 e_i 对应的 C_r 之间的相似度来确定。相似度计算公式如下:

$$M(e_i) = Sim(C_q, C_r) = \sum_{c_i \in C_q} \sum_{c_j \in C_r} K(c_i, c_j) T(c_j) \quad (5)$$

其中,

$$K(c_i, c_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } c_i = c_j \\ T(c_i) & \text{if } c_i \in Sub(c_j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

这里 $Sub(c_j)$ 表示在语义概念层次模型中 c_j 的下层语义概念集合^[13]。 $T(c_j)$ 及 $T(c_i)$ 可分别根据 2.1 节中语义 PCFG 模型的参数计算:

$$T(c_j) = P(c_j | r), T(c_i) = P(c_i | r' \rightarrow c_i) = P(c_i | r')$$

因此,

$$B(e_i) = \lambda r(e_i) + (1 - \lambda) M(e_i) \quad (0 < \lambda < 1) \quad (6)$$

权重 λ 的值是由实验来确定的,实验数据如图 1 所示,当取值是 0.6 到 0.9 之间时,期待的命中率达到最高,约为 90%,因此选定 $\lambda = 0.8$ 。

4 实验及讨论

基线系统为口语对话实验平台 BEST(北京站票务信息系统),其语义 PCFG 模型中共定义语义分析规则 142 条。用户输入采取文本形式,但完全模拟了口语中的各种现象。实验中将测试在采取不同消歧策略下语义分析性能的变化情况。一是单独加入期待模型,二是采用语义 PCFG 模型,三是综运用前两种消歧方法。

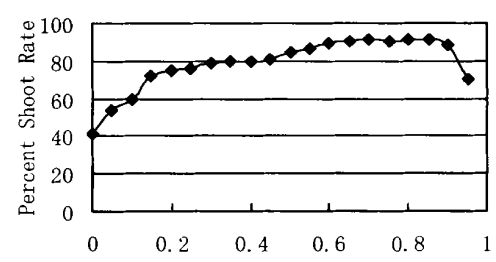


图 1 期待命中率随参数 λ 变化曲线

实验中的评估参数定义如下^[14]:

1. 句子语义分析正确率

$$SA = \frac{\sum \text{每次对话中被正确分析的语句数}}{\sum \text{本次对话中用户语句总数}} \times 100\%$$

2. 语义单元理解率 SU ,又被细分为准确率,召回率,以及语义单元识别精度。计算公式如下:

准确率: $SU_{correct} = 1 - \frac{\sum (\text{替换错误数} + \text{删除错误数} + \text{插入错误数})}{\sum \text{用户提供的语义单元数}} \times 100\%$

召回率: $SU_{recall} = \frac{\sum \text{被正确识别的语义单元数}}{\sum \text{用户提供的语义单元数}} \times 100\%$

精度: $SU_{precision} = \frac{\sum \text{被正确识别的语义单元数}}{\sum (\text{被正确识别的语义单元数} + \text{替换错误数} + \text{插入错误数})} \times 100\%$

测试语料中共含有 30 个对话,共 163 条用户输入语句,最终的实验测试结果对比见表 2。

表 2 采用不同消歧策略下实验结果对比

消歧策略	句子 语义分析正确率(%)	语义单元理解率(%)		
		准确率(%)	召回率(%)	精度(%)
基线系统	75.7	81.3	82.6	87.5
+ 语义 PCFG	83.2	84.5	85.7	90.2
+ EM	89.6	90.5	91.7	94.4
+ EM + PCFG	91.5	92.4	93.6	96.4

从实验结果中可以看出,在分别采取三种消歧策略后,句子语义分析正确率及语义单元理解率都得到了较大提高,语义分析的鲁棒性大大增强。但是单独采用语义 PCFG 模型时理解模块的性能提高不如单独加入期待模型时那么显著。这是因为基线系统采取的是一个开发—测试—修正—再测试的在线开发模型,因此语义分析规则已经得到不断地修改和优化,规则间的歧义也已经降到比较低的程度。综合运用这两种消歧方法可使系统性能获得最大的提高,句子语义分析正确率达到 91.5%。其中采用语义 PCFG 模型可以解决语义分析过程中产生的结构歧义,而加入的期待模型则在语义分析失败时提供修复语义格及用户意图的后备方案,省去了不断进行澄清子对话的繁琐,这对于含有大量不合法现象的口语来说尤其有效。下面给出一个完整的实验测试结果实例。

- S0: 这是车票信息系统。您可以查询车票信息,也可以模拟订票。请问您需要什么帮助?
- U1: 我要订一张去南京噢不不到上海的车票。
- S1: 到上海的车有 5 班,1461 次、T21 次、T109 次、T13 次和 T103 次,哪趟车可以?
- U2: 有下午出发去上海的吗?
- S2: 14 点 0 分至 17 点 59 分之间发车,到上海的车有 1 班。1461 次 15 点 18 分发车。1461 次可以吗?
- U3: 晚上的呢?
- S3: 20 点 0 分至 5 点 59 分之间发车,到上海的车有 1 班。T103 次 20 点 0 分发车。T103 次可以吗?
- U4: 几点到达?
- S4: T103 次列车 20 点 0 分从北京站发车,10 点 0 分到上海站。
- U5: 可以。
- S5: 一张从北京站到上海站的 T103 次车票。请问是硬座、软座、硬卧、还是软卧?
- U6: 硬卧多少钱?
- S6: T103 次列车 20 点 0 分从北京站发车,10 点 0 分到上海站,1 张硬卧需要 327 元。
- U7: 硬座呢?
- S7: T103 次列车 20 点 0 分从北京站发车,10 点 0 分到上海站,1 张硬座需要 179 元。
- U8: 我还是要一张硬座吧。
- S8: 一张从北京站到上海站的 T103 次硬座车票。请问是哪天走的车票?
- U9: 后天。
- S9: 您确定要买一张十二月十五号发车的从北京到上海的 T103 次的硬座车票吗?
- U10: 是。
- S10: 您要的十二月十五日从北京到上海的 T103 次一张硬座已经订好,订票号是 01D05900。T103 次 1 张硬座需要 179 元,请到 XYZ 订票点付款取票。

U11: 谢谢, 再见。

S11: 感谢您的使用。

(摘自测试集语料: 2003—12—06—14—42—00. log)

5 结论

汉语口语对话系统中语义分析面临的两类典型歧义现象是语义关系歧义和结构歧义, 针对这两种歧义现象本文分别提出了基于“制约”的语义期待消歧方法, 以及基于“优选”机制的语义 PCFG 模型消歧方法。口语语言的随意性及识别器的错误都会导致大量不合法语句的产生, 从而带来语义分析的困难。而将期待模型与对话上下文相结合可以从提供合理的预测角度出发, 解决了语义格确定及用户意向推理的问题。而对语义分析规则集进行概率扩展则在保证规则的覆盖率的同时有效地解决分析过程中产生的结构歧义问题。实验证明将 EM 与语义 PCFG 模型相结合可使系统语义分析获得更大的鲁棒性。

参 考 文 献:

- [1] 冯志伟. 计算语言学基础[M]. 北京: 商务印书馆, 2001.
- [2] Young S. Talking to machines (statistically speaking)[C]. In: Proc. ICSIP'02, Denver, USA, 2002; 9—16.
- [3] 解国栋, 宗成庆, 徐波. 面向中间语义表示格式的汉语口语解析方法[J]. 中文信息学报, 2002, 17(1): 1—6.
- [4] 刘颖. 句法评分与语义评分[J]. 中文信息学报, 2000, 14(4): 17—24.
- [5] 朱胜火, 周明, 等. 一种有效的概率上下文无法文法分析算法[J]. 软件学报, 1998, 9(8): 592—597.
- [6] Andreas Stolcke, An Efficient Probabilistic Context-Free Parsing Algorithm that Computes Prefix probabilities[J], Computational Linguistics. MIT Press for the Association for Computational Linguistics, 1995.
- [7] 郑杰, 茅于杭, 董清富. 基于语境的语义排歧方法[J]. 中文信息学报, 2000, 14(5): 1—7.
- [8] Nobuo INUI, Toshiaki EBE, et. al., A Case-Based Language Dialogue System Using Dialogue Act[C], IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2001; 193—198.
- [9] Smith B W. Spoken Natural Language Dialogue System: A Practical Approach. London[M]; Oxford University Press, 1994.
- [10] 陈小荷. 现代汉语自动分析[M]. 北京: 北京语言文化大学出版社, 2000.
- [11] 王显芳. 汉语口语对话系统的语言处理和对话管理方法研究[D]. 中科院博士论文, 2002.
- [12] Liu Bei., Du L. M., Yu S. Y., The Method of building Expectation Model in Task-oriented Dialogue Systems and Its Realization Algorithms[C], IEEE NLP-KE'03, Beijing, China, 2003; 174—179.
- [13] Bei Liu, LiMin Du, ZhWei Fang, XianFang Wang, Language Understanding and Generation in Chinese Spoken Dialogue Systems[C], AAAI Spring Symposium Workshop, CA, US 2003.
- [14] Michael F. Spoken Dialogue Technology: Enabling the Conversational User Interface[J], ACM Computing Surveys, 34, 2002; 90—169.