中 文 信 息 学 报
第20卷 第2期 JOURNAL OF CHINESE INFORMATION PROCESSING Vol.20 No.2
文章编号：1003-0077（2006）02-008-08

基于语义分类树的汉语口语理解方法

左云存 宗成庆

（中国科学院自动化研究所 模式识别国家重点实验室,北京 100080）

摘要:口语理解在口语自动翻译和人机对话系统中具有非常重要的作用。本文面向口语自动翻译提出了一种统计和规则相结合的汉语口语理解方法,该方法利用统计方法从训练语料中自动获取语义规则，生成语义分类树，然后利用语义分类树对待解析的汉语句子中与句子浅层语义密切相关的词语进行解析,最后再利用统计理解模型对各个词语的解析结果进行组合，从而获得整个句子的浅层语义领域行为。实验结果表明，该方法具有较高的准确率和鲁棒性，适合应用在限定领域的汉语口语浅层语义理解。

关键词:人工智能；自然语言处理；语义分类树；浅层语义分析；口语理解
中图分类号：TP391.2 **文献标识码**：A

Approach to Spoken Chinese Understanding Based on Semantic Classification Trees

ZUOYun-cun and ZONG Cheng-qing

(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

Abstract: The spoken language understanding is a crucial part in the spoken language translation systems and human-machine dialog systems. In this paper, we propose a new approach to spoken Chinese understanding which is in the combination of statistical and rule-based methods. In this approach, the semantic classification trees which are built by the semantic rules automatically learned from the training data are used to disambiguate key words related to the sentences' shallow semantic meaning, and a statistical model is used to extract the whole sentence's domain action. The experimental results show that this approach has good performance and is feasible for the restricted domain oriented Chinese spoken language understanding in the shallow semantic level.

Key words: artificial intelligence; natural language processing; semantic classification trees; shallow semantic analysis; spoken language understanding

1 引言

口语理解是口语翻译系统和人机对话系统中一个重要的环节。一般地，一个口语翻译系统和人机对话系统可以表示成图1所示的框架[1]。

在这些系统中，用户输入的语音通过语音识别转换为词汇序列，口语理解的任务则是对语音识别的结果进行解析，从而获得输入句子的语义表示。口语翻译系统可以从语义表示生成目标语言，而人机对话系统则可以根据语义表示向用户做出相应的响应。本文介绍的工作是面向口语翻译的口语理解部分，语义表示结果为中间语义形式IF（Interchange Format）中的领域行为部分。

收稿日期：2005-01-19 **定稿日期**：2005-06-14
基金项目：国家自然科学基金资助（60375018，60175012，60121302）；中科院海外学者基金资助（2003-1-1）
作者简介：左云存（1979-），男，硕士研究生，研究方向为口语理解。

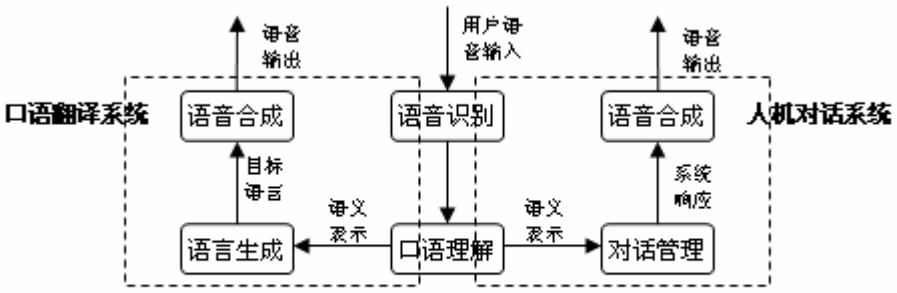

图 1 口语翻译系统和人机对话系统结构框图

根据不同系统的不同语义表示形式，人们提出了各种不同的口语理解方法。基于规则的方法是自然语言理解的一种重要方法，如文[2-5]中的方法。这种方法根据预先制定的一系列规则对句子进行句法或语义分析，能深入句子内部结构，但由于口语句子中常常充满着重复、省略，间隔和颠倒等非规范现象[6]，用人工编写的固定规则对口语进行解析遇到不少的困难，而规则制定本身也是非常繁琐和主观的工作。近几年来，统计的方法在口语理解中得到了广泛的应用，如文[7, 8]在面向对话系统的口语理解中，采用了隐马尔可夫模型（HMM）进行口语理解。这些统计方法较好地适应了口语的不规范现象，具有较高的鲁棒性，但需要手工标注大量的训练语料，一般地，解析的结果是句子对应的线性语义序列，不易于句子整体意义的理解和层次化语义结构分析。

在面向IF的汉语口语理解方面，文[9]提出了一种基于组块的统计和规则相结合的方法。这种方法的具体思路是：用经过组块分析和语义标注的句子对HMM的参数进行训练，得到统计解析模型。解析的时候，先对待解析句子进行组块分析，然后用统计模型获得对应的线性语义序列，最后利用规则的方法对语义序列进行解释获得IF表示。这种方法较好地利用了统计和规则各自的优点，但也存在以下几个不足之处：（1）上下文窗口偏小，在使用HMM对句子进行解析的时候，窗口一般限定在左右两个词语或组块，而在口语中存在很多不规范的现象，很多时候一个词语或者短语的语义和离它较远的词语密切相关，如果窗口太小，不利于处理长距离的约束关系；（2）领域行为中的多个概念由作者预先定义的语义符号经过解释来统一获得，如：旅馆预定领域中的一个句子经过统计解析获得作者定义的符号“reserve-room”，再根据解释规则生成IF中的概念序列“reservation + room”，这样对于每一个可能存在的概念序列都要定义一个符号和一条解释规则，这是非常繁琐的工作，影响系统的领域移植能力和IF的表达能力；（3）在获取说话意图的时候，主要从解析结果的单个特殊单元来理解，这样也存在一定的局限性。

综上所述，传统的规则方法和统计方法都存在自己本身的不足。由此，本文针对汉语口语浅层语义理解提出了一种基于统计和规则相结合的口语理解方法，该方法用统计方法从训练语料中自动获取规则，从而避免了人工编写规则的繁琐和主观性，同时具有较高的鲁棒性，用统计模型直接获得整个领域行为表示，便于句子整体意义的理解。

本文第二部分简单介绍中间语义形式IF；第三部分详细介绍基于语义分类树的汉语口语浅层语义理解方法，包括系统总体框架，语义分类树的概念和实现过程，以及统计理解模型等；第四部分给出相应的实验结果；第五部分为结束语。

2 中间语义形式

中间语义形式IF[9-12]是国际语音翻译先进研究联盟C-STAR(Consortium for Speech Translation Advanced Research international)面向口语翻译提出的一种语义表示形式。该组织的目标是研究和开发实用的多语言口语翻译系统，目前将汉语，英语，日语，德语，韩语，意大利语，法语等语言作为主要研究对象，采用基于IF的中间语言翻译方法，每一种语言实现一个从该语言到IF的解析器和一个从IF到该语言本身的生成器，从而实现多种语言之间的互译。IF主要由以下四部分构成：

(1)说话人（Speaker）。用来表示谁在说话，有顾客和代理两种，分别用“c:”和“a:”表示。

(2)说话意图(Speech Act)。表示句子的类型。是询问信息或是回答问题等等。如“give-information”表示提供了某种信息；“request-verification”表示请求对方确认。IF总共

定义了70多种说话意图。
(3)概念(Concept)。表示句子的主题。各个概念可以根据句子语义组合成更加广泛的主题。概念之间用“+”连接。如“reservation”表示预订，“room”表示房间，而“reservation+room”则表示预订房间。IF总共定义了140多种概念。
(4)参数(Arguments)。描述具体的信息，例如房间的数量，种类等等。

IF表示中的说话意图和概念两部分结合起来组成句子的领域行为（Domain action），表示一个句子的浅层语义，而参数是对句子具体信息的描述，IF是一个从粗到细结构化的语义表示形式。下面是一个IF的例子：

中文：我想预订一个单人间

IF：c: give-information+disposition+reservation+room(room-spec=(room-type = single_room, quantity = 1),who = I)

在这个IF中，“c:”表示说话人为客户（client）；“give-information”表示说话意图，“disposition+reservation+room”是句子的概念序列，“give-information+disposition+reservation+room”为句子的领域行为，表示句子的浅层语义为“提供想要订房的信息”,具体的细节由参数（即括号内部分）描述。本文中所说的浅层语义理解的任务就是指获得句子的领域行为。

3 基于语义分类树的汉语口语浅层语义理解

通过仔细观察，我们发现一个汉语句子的领域行为和句子中的一些关键词语存在密切关系，如句子“你什么时候到这里”，这个句子的浅层语义是询问关于“到”这个动作的一些信息（在这里具体是询问时间信息），用IF中的领域行为表示为“request-information+arrive”。我们可以看出，“request-information”和句子中的“什么”关系密切，而“arrive”可以由“到”来确定，而在“从早上八点到下午四点”中，“到”就没有“arrive”的语义。在这两个句子中，同一个词由于上下文环境的不同，在词性和语义上都存在很大的差别，我们可以根据词语所在的上下文环境来确定其语义，因此，我们提出了基于语义分类树的汉语口语浅层语义理解方法。该方法的主要思路是：在对训练语料进行标记的基础上，为每一个与领域行为密切相关的词语生成一棵语义分类树，语义分类树包含了在其生成过程中从训练语料中自动获取的一系列语义规则和语义的概率信息，当一个需要解析的句子输入时，用语义分类树对与领域行为密切相关的词语进行解析，获得它们对应的语义及其概率，最后用统计模型对多个词语的语义结果进行组合，从而获得整个句子的浅层语义领域行为，为了减小系统规模和数据稀疏问题，我们在对句子进行预处理的基础上对句子中的词类或组块进行解析。系统结构如图2所示。

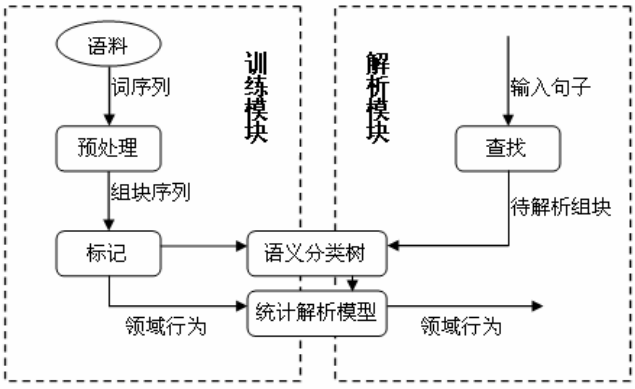

图2 系统结构图

从图2可以看出，整个系统分为两个大的模块，即训练模块和解析模块。训练模块的功能是生成语义分类树和获得统计模型，而解析模块是利用语义分类树和统计模型对输入句子进行解析，获得领域行为。两个模块中的预处理模块主要是利用词语分类和组合的方法[9]生成句子对应的词类（或组块，下同）序列；标记部分一方面把和领域行为相关的词类以及影响其语义的其它词类标记出来，另一方面把整个句子的领域行为标记出来；查找部分是找

出句子的待解析词类。

3.1 语义分类树概念

语义分类树[13]是包含一系列语义规则的二叉树，这些语义规则是在语义分类树的形成过程中用统计的方法从训练语料中自动获取的。图3是一个省略的语义分类树例图，用来解析词类V_DAO的语义。图中“+”表示包括至少一个词语的间隔，“<”和“>”表示句子的开头和结尾，三角形表示叶子节点，虚线表示树的省略部分，图中在每个节点上省略了词类的语义及其概率信息。每一个非叶子节点包含一个问题，判断输入的句子是否和某个表达式相匹配，解析的时候，假设输入的句子为A，在根结点的匹配过程可以描述为：IF（A match <+V_DAO+>）THEN GOTO left-son; ELSE GOTO right-son.到达一个节点以后，继续进行匹配，直到到达叶子节点，得到解析的结果。

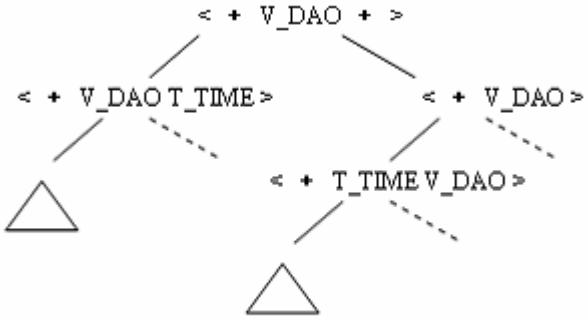

图3 语义分类树例图

3.2 语义分类树在领域行为理解中的应用

我们用语义分类树对句子中和领域行为密切相关的词语进行解析，获得它们的语义结果，以便统计模型对整个句子进行浅层语义领域行为的理解。在一个限定领域内需要的语义分类树的数目由整个领域待解析词语量决定，一棵树的规模和这个待解析词语的语义相关词语的数目密切相关，语义相关词语的数目越大，树的规模越大，内存空间和解析时间就越大，为了缩小整个系统的规模，同时解决训练语料中数据稀疏问题，我们在文[13]的基础上对语义分类树进行了以下两点改进：（1）对词汇进行归类和组合生成词类和组块，针对词类或组块进行解析，大大减少了语义分类树的数量；（2）在语义分类树的每一个节点都记录了在这个节点待解析词类的各种语义及其概率，这样，解析时即使不能匹配到叶子节点也能获得比较准确的语义信息，这样，在语义相关词语量和训练语料较小的情况下也能保证较高的准确率和解析覆盖率。

根据上述改进方法，语义分类树的生成过程如下：

首先，我们用词语分类和组合的方法对训练语料进行组块分析[9]，获得训练语料中每一个句子对应的词类（或组块，后同）序列。词汇分类的标准主要根据其在句子中的句法特征和语义功能，例如，“单人间”和“双人房间”归为同一类，“大”和“小”归为同一类。词类组合采用线图分析方法，文法为基于词类的PCFG。下面是组块分析的一个例子：

例句： 我 要 订 一个礼拜天中午的单间

组块： P_PERSON_FIRST V_NEED V_STATE_RESERVE ROOM_INFO

然后，对这些词类序列进行标记，把和领域行为相关的词类对应的语义（说话意图或者概念）标记出来，同时，把序列中影响这个词类语义的词类也标记出来。例如，在句子“我预定一个单人间”中，经过组块分析后，“一个单人间”由“ROOM_INFO”表示，而在这个句子中，“一个单人间”对应了领域行为中的“room”，我们用“room”对“ROOM_INFO”进行语义标记，同时，“预定”这个词是决定“ROOM_INFO”标记为“room”的重要因素，所以，我们把“预定”对应的词类“V_RESERVE”也标记出来，并将“V_RESERVE”加到“ROOM_INFO”的语义相关词类集question(ROOM_INFO)中。

通过对训练语料进行标记以后，我们获得了所有和领域行为相关的词类以及它们各自的语义相关词类集。接下来的工作就是为每一个和领域行为相关的词类生成一棵语义分类树。

假设待解析词为A，其语义相关词类集为question（A）。开始根结点表达式初始化为“<+>”，然后，用question(A)中的某个词类w去替换节点表达式中的“+”以生成节点问题。例如，我们用“w+”替换根结点表达式中的“+”，则生成根结点包含的问题<w+>。每一个词类可能的替换方式有四种：“w”，“w+”，“+w”，“+w+”。这样，当被替换的表达式包含N（N≥0)个符号“+”，而question(A)的成员数为M（M>0）的时候，存在4M×N种可能的替换方式，对应生成4M×N个可以选择的问题。这样，我们必须提供一个选择问题的方法，选择问题的方法直接影响树的规模，从而影响解析的效率和速度。在生成每一个节点的时候，我们的目的是尽快地使得在这个节点的语义达到一个确定的状态，为此，我们根据文[14]提出的Gini impurity $i(T)$ (如公式1所示)来表示节点语义的不确定度。

$$i(T)=\sum_{j\in S}\sum_{k\in S,k!=j}P(j/T)\times P(k/T) \tag{1}$$

其中，S表示语义集合，$P(j/T)$表示在T节点词类语义为j的概率，如果节点T的语料集合中（具体解释见语义分类树生成算法）句子总数为n（n > 0），其中待解析词类语义标记为j的句子数目为m（m>0）,那么，$P(j/T)$=m/n。$i(T)$越大，说明在此节点的语义越不确定。对于每一个节点，最合适的问题是使得Δi（如公式2所示）最大的问题。

$$\Delta i=i(T)-p_l\times i(L)-p_r\times i(R) \tag{2}$$

其中，p_l和p_r分别表示T节点到达左子节点和右子节点的概率，分别可以用左右子节点的语料集合中句子数目和T节点语料集合中句子数目相比求得,它们是由选择的节点问题决定的。$i(L)$和$i(R)$分别表示左子节点和右子节点的语义不确定度。Δi越大，表明语义不确定度下降越多，语义趋向稳定的速度越快。当出现以下两种情况的时候，对于所有可选择问题Δi=0,此节点不能再分,为叶子节点。

(1) 在节点只有一种语义，即$i(T)$为零;

(2) 在节点有多种语义,但现有的相关词类集中的词类生成的所有问题都不能将它们分开。

当所有未分的节点都是叶子节点的时候，就生成了一棵完整的语义分类树。

假定待解析的词类为A,其语义相关词集question(A)的成员数为M。根据上述解释，对应的语义分类树的生成过程可以形式化地描述为如下算法：

(1) 建立一个堆栈 T 保存当前所有可分节点指针。

(2) 训练语料中标记出来的 A 的所有相关词类加入 question(A)，含有待解析词 A 的所有句子作为根节点的语料集合 K，根结点中记录 K 中 A 所有的语义及其概率，根结点表达式初始化为“<+>”，把根结点指针加入 T。

(3) 如果 T 为空，所有节点不能再分，生成完整的语义分类树，结束算法；如果 T 不为空,取出最上面的节点指针,分别用 question(A)中的每一个词类替换节点表达式,生成 4M*n（n 为节点表达式中符号“+”的数目）个问题。

(4) 根据公式(1)和(2)算出 使得Δi最大的问题作为节点问题，如果节点为非叶子节点，执行步骤（5），否则，返回步骤（3）。

(5) 建立节点的左右子节点，节点语料集合中所有句子分为两部分，符合节点问题的句子作为左子节点的语料集合，不符合节点问题的句子作为右子节点的语料集合，分别记录左右子节点语料集合中待解析词的语义及概率信息，将左右子节点指针加入 T。

(6) 左子节点表达式设为左子树的父节点问题,右子节点表达式设为右子树的父节点表达式，返回步骤（3）。

为每一个和领域行为相关的词类生成一棵语义分类树以后，我们就可以用这些语义分类树对输入句子中的关键词类进行语义解析，解析的时候根据输入的句子是否和节点中的问题匹配来选择路径，尽管每一次解析不一定能够匹配到叶子节点，但我们可以把最后匹配的节点中的多个语义及其概率作为待解析词的结果作为统计理解模型的输入。

3.3 统计理解模型

通过语义分类树对句子中每一个与领域行为密切相关的词类进行解析以后，我们获得了每个词类的一个或多个语义及各种语义的概率，下面我们用统计模型来获得整个句子的浅层语义领域行为。

N元模型是自然语言处理中最常用的一种数学模型。假设序列 $x_1x_2...x_m$ 是一个N（N≥1）阶马尔可夫链，那么某一元素 x_i 出现的概率只和其前面N-1个元素相关，即

$$p(x_i \mid x_1...x_{i-1}) = p(x_i \mid x_{i-n+1}...x_{i-1}) \tag{3}$$

如果一个句子的领域行为由 $s_1, s_2, ..., s_m$ 这M个语义（概念或者说话意图）组成，理论上这个句子的领域行为最多有M！种可能，假定 $w_i \in \{s_1, s_2, ..., s_m\}$，且 $w_i \neq w_j$，则序列 $W = w_1w_2...w_m$ 可以表示其中任意一种可能，假定一个句子的领域行为各部分也满足马尔可夫性，W 出现的概率为：

$$\begin{aligned} p(W) &= p(w_1w_2...w_m) \\ &= p(w_1) \times p(w_2 \mid w_1) \times ... \times p(w_i \mid w_{i-n+1}...w_{i-1}) \times ... \times p(w_m \mid w_{m-n+1}...w_{m-1}) \end{aligned} \tag{4}$$

如果采用二元模型，则得：

$$\begin{aligned} p(W) &= p(w_1w_2...w_m) \\ &= p(w_1) \times p(w_2 \mid w_1) \times ... \times p(w_i \mid w_{i-1}) \times ... \times p(w_m \mid w_{m-1}) \end{aligned} \tag{5}$$

假定count（$w_{i-1}w_i$）表示 $w_{i-1}w_i$ 在训练语料的语义中出现的次数，则根据最大似然估计得：

$$p(w_i \mid w_{i-1}) = \frac{count(w_{i-1}w_i)}{count(w_{i-1})} \tag{6}$$

我们可以根据公式（5）计算出M!种可能情况各自出现的概率，算出概率最大的情况作为句子的领域行为 W'，即

$$\begin{aligned} W' &= \underset{w_1w_2...w_m}{argmax}\ p(w_1w_2...w_m) \\ &= \underset{w_1w_2...w_m}{argmax}\ p(w_1) \times p(w_2 \mid w_1) \times ... \times p(w_i \mid w_{i-1}) \times ... \times p(w_m \mid w_{m-1}) \end{aligned} \tag{7}$$

上面考虑的是在 $s_1, s_2, ..., s_m$ 确定的情况，但是，经过语义分类树解析以后，句子中每一个与领域行为相关的词类可能对应生成多个语义，假定一个句子中待解析词的个数为 N，每一个词类经过语义分类树解析得到的语义数目分别为 K_1，K_2，…K_N，领域行为可能的结果有 $K_1 \times K_2 \times ... \times K_N \times N!$种，假定 $p(s_{i,k_i} \mid c_i)(0 < k_i \leq K_i)$ 为在当前句子环境中词类 c_i 到语义 s_{i,k_i} 的概率（由语义分类树解析获得），$W = w_1w_2...w_n$ 表示一个可能的领域行为，其中 $w_i \in \{s_{1,k_1}, s_{2,k_2}, ..., s_{n,k_n}\}$，且 $w_i \neq w_j$，我们把词类到语义标记的转换概率考虑进去，句子的领域行为 $W' = w_1w_2...w_n$ 可以采用以下公式计算：

$$\begin{aligned} W' &= \underset{\substack{k_1,k_2,\cdots,k_n, \\ w_1,w_2...w_n}}{argmax}\ p(s_{1,k_1}, s_{2,k_2}, ..., s_{n,k_n} \mid c_1, c_2, ...c_n)\, p(w_1w_2...w_n) \\ &= \underset{\substack{k_1,k_2,\cdots,k_n, \\ w_1,w_2...w_n}}{argmax}\ p(s_{1,k_1} \mid c_1) \times ... \times p(s_{n,k_n} \mid c_n) \times p(w_1) \times p(w_2 \mid w_1)...p(w_n \mid w_{n-1}) \end{aligned} \tag{8}$$

利用公式（8）获得的 $w_1w_2...w_n$ 即为句子的领域行为。公式（8）描述的意义如下：在获取一个句子的领域行为表示的时候，首先为每一个关键词语选择一个语义，由公式的前部

分表示，然后，对多个关键词语的选择的语义进行顺序的调整，由公式的后部分表示。从中可以看出，我们在获取句子领域行为的时候，主要考虑了两个方面的因素，一方面是在当前句子环境中和领域行为密切相关的词语的语义概率信息，由语义分类树解析获得，另一方面是各种语义之间组合的可能性，由二元模型决定。这样，既保证了在最后结果中单个词语的语义具有较高的概率，也使获得的领域行为符合现实意义。

4 实验结果

我们在旅馆预定领域标记了2000句口语句子作为训练语料，手工标记与句子领域行为相关的词类及他们的相关词类集，总共有120个词类和组块与领域行为密切相关，我们为此生成了120棵语义分类树，同时用这2000句语料的领域行为对二元模型进行训练。测试语料为相同领域口语句子集内和集外各200句。训练语料和测试语料的平均句长为10字左右，平均每个句子中与领域行为相关的词类和组块为3.2个左右。测试结果如下表（解析词类次数指的是200个句子中出现的待解析词类的次数，单元正确率指的是在领域行为中单个说话意图或概念的正确率，整句正确率是指完整的领域行为的正确率）：

测试语料来源	测试语料数目	解析词类次数	单元正确率	整句正确率
集内	200	641	95.5%	86.0%
集外	200	630	94.4%	84.0%

由表可见，集外测试和集内测试结果相差不大，一方面是由于120个词类和组块基本覆盖了整个旅馆预定领域内的简单对话中与领域行为密切相关的词类，另一方面是由于语义分类树中各个节点加入了语义的概率信息，因此，在解析的时候即使没有匹配到叶子节点，也能在中间节点得到比较多的语义概率信息，最后利用统计模型进行了进一步的选择。经分析，整句的错误主要是由语义分类树解析引入的，由于领域行为中各部分之间的顺序和组合比较固定，统计模型能较好地解决各部分的组合问题。

和[9]中的方法相比，基于语义分类树的汉语口语浅层语义理解方法在准确率上集内测试大约提高了3.5%，集外测试提高了5.0%。，而且，避免了人工编写规则的麻烦，便于领域之间的移植，增强了领域行为各部分之间组合的灵活性。在鲁棒性方面，由于解析的规则从训练语料自动获取，不像人工编写规则那么严密，同时比HMM扩展了窗口，利用了更多的上下文信息，能够较好地处理口语句子中诸如倒置、重复、间隔等非规范语言现象。但该方法尚存在以下不足：有时候一个句子的领域行为没有明显相关的待解析词，选择的时候有一定的困难；另外，待解析词的相关词语需要人工事先选择，主观性较大，这些都会影响解析的效率。这也是我们下一步将要解决的问题。

5 结论

本文介绍了一种统计和规则相结合的汉语口语理解方法，利用语义分类树和统计模型获得输入句子的浅层语义领域行为。该方法在语义分类树的各个节点加入语义的概率信息，在组块的基础上对词类进行解析，提高了解析的效率，减小了系统规模；领域行为各部分单独获取，利用统计模型进行组合，从而避免了对中间语义形式表达能力的影响。而且，由于利用了更多的上下文信息，解析规则从训练语料中自动获取，从而，使系统具有较高的鲁棒性。实验结果表明，解析结果具有较高的准确率。本文提出的浅层语义解析方法和[9]中提出的组块分析方法结合起来，已经成功的应用在基于中间语言的口语翻译演示系统中。

为了减小建立系统的工作量，增强领域移植能力，减小主观行为对系统效率的影响，下一步的工作重点在于改善相关词类选择方法，探索采用统计的方法从训练语料中自动进行相关词类选择，并对语义分类树的生成过程进行相应的改进。

参考文献:

[1] 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,2003,Vol.17(1):pp1-6.
[2] Alon Lavie. GLR*: A Robust Grammar-Focused parser for Spontaneously Spoken Language[D]. Carnegie Mellon University. Pittsburg, PA, 1996.
[3] Yan Pengju, Zheng Fang. Robust Parsing in Spoken Dialogue Systems[A]. Proc. of the 7th European Conference on Speech Communication and Technology, Vol.3[C]. Denmark, 2001, pp2149-2152
[4] 黄寅飞.口语对话系统EasyNav的研究与实现[D].清华大学,2002
[5] 陈俊燕,王作英.口语对话系统中一种稳健的语言理解算法[A].第七届全国人机语音通讯学术会议论文集[C].厦门,2003,pp14-18
[6] 宗成庆,吴华等.限定领域汉语口语对话语料分析[A].全国第五届计算语言联合学术会议论文集[C].1999, pp115-122
[7] W.Minker, S.Bennacef. A stochastic Case Approach for Natural Language Understanding[A]. Proceedings of ICSLP’96[C]. USA, 1996, pp1013-1016
[8] Yunbin Deng, Bo Xu. Chinese Spoken Language Understanding Across Domain[A]. Proc ICSLP[C].2000, 1:230-234
[9] 解国栋.统计口语解析方法[D].中国科学院研究生院,2004
[10] Lori Levin, Donna Gates. An Interlingua Based on Domain Actions for Machine Translation of Task-Oriented Dialogues [A]. Proc. of ICSLP1998, Vol.4[C]. 1998, pp1155-1158.
[11] Chad Langley, Alon Lavie. Spoken language Parsing Using Phrase-Level Grammars and Trainable Classifiers [A]. Proc. of ACL 2002[C]. Philadelphia, 2002, pp.15-22.
[12] Jun Park, Jae-Woo Yang. ETRI Speech Translation System[A]. C-STAR Workshop, Schwetzingen, 1999.
[13] Roland kuhn, Renato De Mori. The Application of Semantic Classification Trees to Natural Language Understanding[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, NO.5, vol17
[14] L.Breinman, J.OFriedman, R.Olshen, C.Stone. Classification and regression trees[M]. Wadsworth. 1984.