

中文领域本体学习中术语的自动抽取 *

温 春, 王晓斌, 石昭祥

(电子工程学院 网络工程系, 合肥 230037)

摘 要: 提出一种领域术语自动抽取的混合策略, 首先进行多字词候选术语抽取和分词, 然后合并其结果, 最后通过领域相关度和领域主题一致度抽取最终领域术语。在多字词抽取和最终领域术语抽取阶段分别对现有方法进行了改进, 降低了字符串分解的时间复杂度并提高了领域术语抽取的准确率和召回率。实验表明, 术语抽取准确率为 90.64%, 优于现有的抽取方法。

关键词: 领域术语抽取; 领域主题一致度; 领域本体学习; 多字词候选术语; 字符串分解

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2009)07-2652-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.07.070

Automatic domain-specific term extraction in Chinese domain ontology learning

WEN Chun, WANG Xiao-bin, SHI Zhao-xiang

(Dept. of Network Engineering, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: This paper introduced a hybrid strategy to extract domain-specific terms automatically. At the beginning, executed multi-word candidate extraction and Chinese word segmentation at the same time with two threads. Then merged their result sets. Finally extracted the domain-specific terms with domain relevance and domain topic consensus method. In multi-word candidate extraction and domain-specific term extraction periods, it improved the presented methods respectively to decrease time complexity of string decomposing and increase the precision and recall. Experimental results show that the precision of hybrid method achieves 90.64%, which is better than that of presented Chinese domain-specific term extraction methods.

Key words: domain-specific term extraction; domain topic consensus; domain ontology learning; multi-word candidate terms; string decomposing

自 20 世纪 90 年代以来,随着知识共享、信息集成、语义 Web 和 Web 服务等技术的快速发展,本体研究在计算机领域备受关注,并逐渐成为研究的前沿和热点^[1]。领域本体是对给定领域中存在的概念的一种详尽的特征化描述,它用公认的术语集合和术语之间的关系来反映该领域内的知识和知识结构。虽然目前的本体构建工具正日趋成熟,但是本体的手工构造仍是一项繁琐而辛苦的任务。如何利用知识获取技术来降低本体构建的开销是一个很有意义的研究方向。目前,国外在该方向的研究很活跃,把相关的技术称为本体学习技术^[2]。关于本体学习到底应该关注哪些具体的任务,文献[3]给出了一个层次模型,如图 1 所示,它总结了本体学习过程中所需要完成的所有子任务。

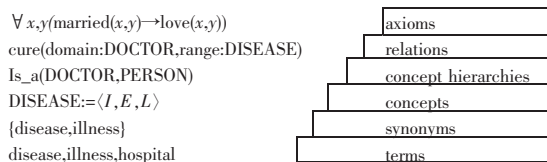


图 1 本体学习层次模型

从图 1 可以看出,对文档中的相关词语即术语进行抽取是本体学习的第一步,也是先决条件。术语是指定领域概念的语言表现,是后续执行更复杂的学习任务的基础。术语抽取阶段的任务是发现相关词语集合或表示概念和关系的符号集合。

1 相关工作

目前,许多研究者在术语抽取方面做了不少工作,通常采用基于规则的方法^[4]、基于统计的方法^[5,6]和混合方法^[7]。

从国外已有的本体学习工具来看,Hasti^[8]在获取术语时,使用了基于规则的方法;Text-to-Onto^[9]使用加权的词频统计方法来获取术语;OntoLearn^[10]则采用了一种混合的方法,即 DR + DC 进行术语抽取,其中 DR 和 DC 分别表示词语的领域相关度和领域一致度。

与国外相比,国内还没有支持中文的本体学习工具,研究成果也相对较少。由于中英文差别较大,对于英文适用的方法未必适用于中文,或者需要进行较大调整。在中文领域术语抽取方面,国内主要集中于两个方向:a) 借鉴或者扩展 DR + DC 的思想;b) 通过假设检验或互信息来验证字符串之间的紧密程度进而进行术语的抽取。

文献[11,12]是第一种思想的代表。其优势在于引入了支撑领域文档集,将不在停用词表中的一些常用词通过无关领域文档集过滤掉,同时能忽略一些领域文档集中偶然出现的词语。其不足之处在于,目前都是使用分词程序进行文档的预处理。对于中文而言,当前的分词程序一般都是基于通用领域的,对于由多个词组成的多字词术语的处理,倾向于分割成单个词,如“涡轮增压发动机”经过分词后就会被切分为“涡轮”

收稿日期: 2008-10-21; 修回日期: 2008-11-25 基金项目: 电子工程学院博士研究生创新基金资助项目(2008006)

作者简介: 温春(1982-),男,河北承德人,博士研究生,主要研究方向为本体构建(wenchun2004@163.com);王晓斌(1977-),男,博士研究生,主要研究方向为机器学习、Web 挖掘;石昭祥(1945-),男,教授,博导,主要研究方向为信号与信息处理、模式识别。

“增压”“发动机”,因此术语的召回率不是很高。同时,对其中一条前提假设“领域术语在其相关领域的文档集中应尽可能分布均匀”也需要进一步调整,因为并非领域内所有的术语在领域内都分布均匀,实际上它们应该围绕在各自的主题周围。

文献[13,14]是第二种思想的代表,一般通过假设检验或互信息来检验两个字符串是否独立,如果不独立则认为其合串是一个候选术语,最后通过 *C-value* 的方法对候选术语集合进行过滤。其优势在于在多字词术语的抽取上召回率较高,因此提高了整体的召回率。使用该方法进行通用术语抽取时准确率较高,但如果使用该方法进行领域术语抽取,由于缺乏无关领域文档集的支撑,准确率比较低。另一方面,由于需要在所有的候选字符串间进行独立性检验的计算,时间开销相当大。

鉴于以上两种思想各自的优缺点,本文提出了一种领域术语抽取的混合策略,并且针对每种思想的不足分别进行了一定的改进。基本策略如下:a)构建文档集合的 PATTree 模型,利用一种启发式规则进行多字词候选术语的抽取,降低检验的时间复杂度,最后提取出多于三个字的多字词候选术语;b)通过一定的规则将多字词候选术语合并到该文档集合的普通分词结果集中;c)将领域文档集进行主题聚类,同时引入无关领域文档集合并计算候选术语的领域相关度和领域一致度的改进规则——领域主题一致度;d)得到最终领域术语集合。

2 多字词候选术语抽取

2.1 构建 PATTree

由于需要避免分词程序所带来的不利影响,在进行多字词候选术语的抽取时需要通过另一种方式来提取所有可能的多字词候选术语,在这方面可以利用 PATTree 来实现。PATTree 采用半无限长子串作为其索引模型,通过 PATTree 可以检索到文档集中任意一个字符串及其频率。

2.2 候选术语初步过滤

通过 PATTree 虽然可以检索到所有可能的多字词候选术语,但是其代价却是伴随着大量没有意义的子串。比如“涡轮增压发动机”这个候选字符串虽然能够被提取出来,但是“涡轮增压发动”“涡轮增压发”等一些无意义的子串也会被提取出来。虽然可以直接检验这些字符串的独立性,但是为了减少计算量,先通过 *C-value*^[15] 的方法进行初步过滤。

C-value 的定义如下:

$$C\text{-value}(s) = \begin{cases} f(s) & \text{不存在包含 } s \text{ 的字符串} \\ f(s) - (1/n(T_s)) \sum_{a \in T_s} f(a) & \text{存在包含 } s \text{ 的字符串} \end{cases} \quad (1)$$

其中:*s* 为候选字符串;*f(s)* 为 *s* 的频率;*T_s* 为包含 *s* 的字符串集合;*n(T_s)* 为包含 *s* 的字符串总数目。

根据式(1)计算所有提取出来的字符串的 *C-value* 值,大于给定阈值时保留,反之抛弃。

2.3 字符串独立性检验

选择哪种方法进行字符串独立性检验对于候选术语提取的准确率是有一定影响的。文献[14,16]分别使用了互信息和卡方检验进行字符串独立性检验(其余的抽取步骤均相同)。比较两篇文献的结果可以得知,卡方检验要优于互信息,本文在进行字符串独立性检验时采用卡方检验的方法。

对于两个候选字符串 *S*₁、*S*₂ 及其组合串 *S* = *S*₁*S*₂, *S*₁ 和 *S*₂ 之间的 *X*² 数值定义如下^[17]:

$$X^2 = N(O_{11}O_{22} - O_{12}O_{21})^2 / [(O_{11} + O_{12})(O_{11} + O_{21})(O_{12} + O_{22})(O_{21} + O_{22})] \quad (2)$$

其中:*O*₁₁ = *f(S)*, *O*₁₂ = *f(S*₂) - *f(S)*, *O*₂₁ = *f(S*₁) - *f(S)*, *O*₂₂ = *N* - *f(S*₁) - *f(S*₂) + *f(S)*; *N* 为所有候选字符串总频率; *f(s)* 为字符串 *s* 的频率。

查找 *χ*² 分布表会发现,当置信水平 α = 0.05 时,临界值 *X*² = 3.841。如果 *S*₁ 和 *S*₂ 之间的 *X*² 数值小于 3.841,则有 99.5% 的信任度接受字符串 *S*₁ 和 *S*₂ 独立。

2.4 字符串分解的启发式规则

如何确定多字词候选术语一般有两种方法:a)先抽取有待扩展的双字词种子,然后在此基础上进行扩展^[13];b)先找到最长的可能的候选术语,然后进行分解检验^[14,16]。方法 a) 的不足在于无法得知扩展到何时结束,此外也不好确定双字词种子,导致抽取准确率不高。方法 b) 虽然通过最长的候选字符串逐步分解来获得术语,但是在分解过程检验了一个字符串所有可能的分解结果。假设一个字符串 *S* 由 *n* 个字组成 *S* = *w*₁*w*₂...*w*_{*n*},其分解过程相当于在这 *n* 个字间的 *n* - 1 个空上放挡板,是一个组合问题。因此分解的总次数为

$$C_{n-1}^1 + C_{n-1}^2 + \cdots + C_{n-1}^{n-1} = \sum_{j=0}^{n-1} C_{n-1}^j - C_{n-1}^0 = 2^{n-1} - 1$$

由于每两个字符串之间都要进行一次卡方检验,卡方检验的总次数为

$$1 \times C_{n-1}^1 + 2 \times C_{n-1}^2 + \cdots + (n-1) \times C_{n-1}^{n-1} = \sum_{j=0}^{n-1} jC_{n-1}^j - 0 \times C_{n-1}^0 = (n-1)2^{n-2}$$

例如当 *n* = 6 时,分解的总次数为 31 次,而卡方检验的总次数为 80 次,时间开销很大。

本文将采用字符串分解的方法来确定多字词候选术语,但是在分解的过程中则利用一种启发式规则来降低时间复杂度,减少了卡方检验的次数。给定经过 *C-value* 过滤的候选术语集 *M_i* 和一个待分解的字符串 *S* = *w*₁*w*₂...*w*_{*n*},其分解规则如下:

a)列出 *S* 所有子串的集合 {*S_{ij}* | 1 ≤ *i* ≤ *n*, *i* ≤ *j* ≤ *n*}。其中 *S_{ij}* = *w_i* *w_{i+1}*...*w_j*, *S_{ii}* = *w_i*。

b)根据候选术语集 *M_i* 过滤子串集得到集合 {*S_{ij}* | 1 ≤ *i* ≤ *n*, *i* ≤ *j* ≤ *n*, 1 < |*S_{ij}*| < *n*, *S_{ij}* ∈ *M_i*}。其中 |*S_{ij}*| 为子串 *S_{ij}* 的长度。

c)对过滤后子串集合中的元素依次进行如下卡方检验:

(a)若 *i* > 1,则对 *S_{ij}* 与其前方所有可能的连接字符串作卡方检验,即计算 CHI(*S_{m(i-1)}*, *S_{ij}*)。其中 1 ≤ *m* ≤ *i* - 1。

(b)若 *j* < *n*,则对 *S_{ij}* 与其后方所有可能的连接字符串作卡方检验,即计算 CHI(*S_{ij}*, *S_{(j+1)m}*)。其中 *j* + 1 ≤ *m* ≤ *n*。

(c)若所有 *X*² 数值均大于临界值,则认为 *S* 不可分解并放入最终术语表,如果有某次 *X*² 值小于临界值,则抛弃 *S*。

例如,*S* = “社会保障体系”,按照一定格式列出其所有子串,如图 2 所示;然后对框中的子串进行过滤,如果在候选术语集中则保留,不在则抛弃。对剩下的子串进行卡方检验,假设子串“保障”在候选术语集中,则分别计算 CHI(“会”,“保障”)和 CHI(“社会”,“保障”)以及 CHI(“保障”,“体”)和 CHI(“保障”,“体系”)。如果所有 *X*² 值均大于临界值,则认为 *S* 不可分解并放入最终术语表;如果其中某次 *X*² 值小于临界值,则抛弃 *S*。

按照启发式规则进行字符串分解,最极端情况下的卡方检验次数为

$$1 \times 2 + 2 \times 3 + \cdots + (n-2)(n-1) = n(n-1)(n-2)/3$$

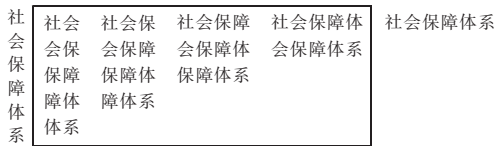


图 2 利用启发式规划分解字符串示意图

这种情况只发生在所有要检验的子串均在候选术语集 M_i 中的时候,而 M_i 是经过 C -value 过滤的,因此一些无意义的子串一般都不在 M_i 中,这种极端情况基本不会出现,实际进行卡方检验的次数要少得多。即使是在最坏的情况下时间复杂度也比 $(n-1)2^{n-2}$ 降低了很多。

例如“社会保障体系”,一般而言过滤后的子串集为{“社会”,“保障”,“体系”,“社会保障”,“保障体系”},而对这五个子串所进行的卡方检验总次数为 16 次,远小于使用文献[16]的方法得到的 80 次检验次数。

2.5 多字词候选术语的选择

目前中文分词程序的正确率较高,如中国科学院的 ICTCLAS 分词程序和海量信息公司的海量分词程序,分词的正确率都超过 97%,但其分词结果中绝大部分都是二字词和三字词,而一般由多个词组成的多字词领域术语在分词时大多被分割成了单独的词。例如“涡轮增压发动机”,ICTCLAS 和海量分词都将其切分为“涡轮”“增压”“发动机”,因此在选择多字词候选术语时,仅需选择那些多于三个字的多字词。

3 领域相关度和领域主题一致度

3.1 领域相关度

领域相关度是通过与无关领域比较来反映术语同特定领域的相关程度,它假设领域无关的术语在不同领域文档集间的分布是相似的,而领域术语在其领域内的使用与其他领域有很大的差别^[7]。

假设领域文档集 $\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, t 为候选术语,那么 t 对于领域 D_k 而言的领域相关度(简称为 $DR_{t,k}$)的计算公式为

$$DR_{t,k} = P(t|D_k) / \sum_{j=1}^n P(t|D_j) \tag{3}$$

其中:条件概率 $P(t|D_j)$ 可以通过极大似然估计得到

$$E(P(t|D_j)) = f_{t,j} / \sum_{w \in D_j} f_{w,j} \tag{4}$$

$f_{w,j}$ 表示术语 w 在领域 D_j 中出现的频率。

3.2 领域主题一致度

为了防止出现一个术语仅仅在特定领域的个别文档中大量出现,需要把一个术语在特定领域文集分布情况作为术语重要程度的另一个因素。领域一致度就是用来反映术语在领域文集分布情况的。

传统的领域一致度是假设领域术语在其相关领域文档集的分布是均匀的,而实际上在中文语料中,一个领域术语应该是描述其所对应的概念的,因此在其概念所代表的主题范围内才是分布均匀的。例如在体育领域,“三分球”这个术语是描述篮球这个主题的,因此它应该在篮球这个主题内多次出现,而不可能在足球、跳水等主题内出现。

假设领域 D_k 中, t 为候选术语, $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ 为 D_k 主题聚类集合,那么 t 对于领域 D_k 而言的领域主题一致度(简称为 $DTC_{t,k}$)的计算公式为

$$DTC_{t,k} = \max \{ \sum_{d_i \in C_j} (P_t(d_i) \log 1/P_t(d_i)) | 1 \leq j \leq m \} \tag{5}$$

其中: d 为 C_j 中的一篇文档;概率 $P_t(d_i)$ 可以通过极大似然估计得到

$$E(P_t(d_i)) = f_{t,i} / \sum_{d_l \in C_j} f_{t,l} \tag{6}$$

$f_{t,i}$ 表示术语 t 在文档 d_i 中出现的频率。

4 集成

4.1 候选术语合并规则

将多字词候选术语集合 M_i 与分词结果集 S_i 合并时,需要遵循以下规则:

$$f_n(t) = \begin{cases} f_o(t) - \sum_{a \in W_t} f_o(a) & t \in S_i \\ f_o(t) & t \in M_i \end{cases} \tag{7}$$

其中: $f_n(t)$ 为合并后候选术语 t 的频率; $f_o(t)$ 为合并前候选术语 t 的频率; W_t 为包含 t 的多字词候选术语集合。

4.2 优化策略

从实验中发现,程序的运算时间大部分都用于多字词候选术语的抽取和分词任务上,因此可以采用多线程并发执行多字词抽取和分词任务,然后合并其结果再通过 DR + DTC 法进行最终领域术语的抽取。

4.3 实验及结果分析

实验从复旦大学语料库训练集中的农业类中选取了 150 篇文档作为领域术语抽取的测试文档集,从体育、环境和医学类中各抽取 100 篇文档作为支撑领域文档集,分别比较了混合方法、DR + DC 法^[7]和质子串分解法^[16]的实际抽取效果。其中分词程序采用海量分词研究版,领域文档集内聚类采用合并聚类法,文献间相似度计算采用欧氏距离,类间距采用类平均法,聚类终止阈值为 1.8,DR 和 DTC 使用的阈值分别为 0.53 和 0.49(DR + DC 法中的 DC 阈值同 DTC)。由于召回率难以计算,通过比较抽取出的正确领域术语数目来代替。

从图 3 中可以看出,混合方法的准确率最高,达到了 90%,这是由于对领域文档集采用了聚类因而提高了那些在领域内分布不均匀但是在主题内分布均匀的术语的领域一致度,相当于降低了那些错误术语的领域一致度。尤其对于小规模领域文档集,这种聚类的优势体现得更明显。而由于缺乏无关领域文档集的支撑,质子串分解法的准确率较低,因为其抽取结果中绝大部分都是通用术语而不是领域术语。

从图 4 中可以看出,混合方法和质子串分解法抽取出的正确领域术语数目几乎持平,而这两种方法比 DR + DC 法召回的领域术语数多出近 50%。这是由于虽然质子串分解法的准确率非常低,但是其抽取的术语总数相当多,几乎包括了所有的术语(既包括通用术语也包括领域术语),其召回率较高。而混合方法由于融合了多字词抽取,将那些被分词程序误分的领域术语也提取出来了,提高了召回率。DR + DC 法则强烈依赖于分词程序,因此召回率不是很高。

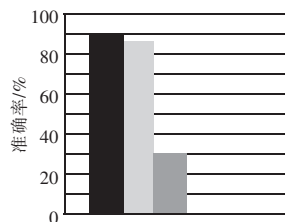


图 3 三种方法的准确率

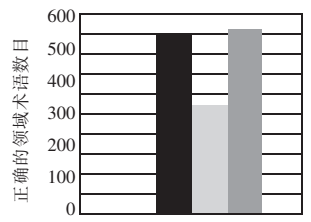


图 4 正确的领域术语数目对比

表 1 给出了三种方法运行时间的对比。由于采用了启发式规则,混合方法中串分解的运算时间要比质子串分解法少了将近一半,而对多字词术语抽取和分词采用多线程设计的优化方案使得混合方法的总耗时几乎与 DR + DC 法持平。

表 1 运行时间对比			
方法	总耗时	分词耗时	串分解耗时
混合方法	12 min 58 s	12 min 34 s	2 min 31 s
DR + DC	12 min 37 s	12 min 34 s	—
质子串分解法	5 min 58 s	—	5 min 56 s

5 结束语

本文提出了一种新的中文领域本体学习中术语的自动抽取策略。在多字词抽取和最终领域术语抽取阶段分别对现有的方法进行了改进,通过实验表明,该混合方法的综合指标要优于目前现有的抽取方法。由于分词程序采用的是研究版,速度不高,可以通过更换商业版来提高分词速度。未来的工作包括研究如何提高多字词抽取的数目以便提高整体召回率以及如何自动确定聚类终止阈值。

参考文献:

[1] 李善平,尹奇辉,胡玉杰,等.本体论研究综述[J].计算机研究与发展,2004,41(7):1041-1052.

[2] 杜小勇,李曼,王珊.本体学习研究综述[J].软件学报,2006,17(9):1837-1847.

[3] BUITELAAR P, CIMIANO P, MAGNINI B. Ontology learning from text: an overview[M]// BUITELAAR P, CIMIANO P, MAGNINI B. Ontology learning from text: methods, evaluation and applications. Amsterdam: ISO Press, 2005.

[4] OAKES M P, PAICE C. Term extraction for automatic abstracting[M]//BOURIGAULT D, JACQUEMIN C, L'HOMME M C. Recent advances in computational terminology. Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins Publishing Company, 2001: 353-370.

[5] MAEDCHE A, STAAB S. Ontology learning[M]//STAAB S, STUDER R. Handbook on ontologies in information system. Heidelberg: Springer-Verlag, 2004: 173-190.

[6] AVANCINI H, SEBASTIANI F. Expanding domain-specific lexicons by term categorization[C]//Proc of the 18th ACM Symposium on Applied Computing. New York: ACM Press, 2003: 793-797.

[7] VELARDI P, MISSIKOFF M, BASILI R. Identification of relevant terms to support the construction of domain ontologies[C]//Proc of Workshop on Human Language Technologies and Knowledge Management. Morristown: Association for Computational, 2001: 1-8.

[8] SHAMSFARD M, BARFOROUSH A. Learning ontologies from natural language texts[J]. Int'l Journal Human-Computer Studies, 2004, 60(1): 17-63.

[9] MAEDCHE A, VOLZ R. The ontology extraction and maintenance framework Text-to-Onto[C]//Proc of Conference on Data Management and Knowledge Management. US: DM_KM, 2001.

[10] NAVIGLI R, VELARDI P, GANGEMI A. Ontology learning and its application to automated terminology translation[J]. IEEE Intelligent Systems, 2003, 18(1): 22-31.

[11] 刘桃,刘秉权,徐志明,等.领域术语自动抽取及其在文本分类中的应用[J].电子学报,2007,35(2):328-332.

[12] 何婷婷,张小鹏.特定领域本体自动构造方法[J].计算机工程,2007,33(22):235-237.

[13] 杜波,田怀凤,王立,等.基于多策略的专业领域术语抽取器的设计[J].计算机工程,2005,31(14):159-160.

[14] 何婷婷,张勇.基于质子串分解的中文术语自动抽取[J].计算机工程,2006,32(23):188-190.

[15] FRANTZI K, ANANIADOU S. The C-value/NC-value domain independent method for multi-word term extraction[J]. Journal of Natural Language Processing, 1999, 6(3): 145-179.

[16] 胡文敏,何婷婷,张勇.基于卡方检验的汉语术语抽取[J].计算机应用,2007,27(12):3019-3020.

[17] MANNING C, SCHUTZE H. Foundations of statistical natural language processing[M]. Massachusetts: MIT Press, 1999.

(上接第 2651 页)

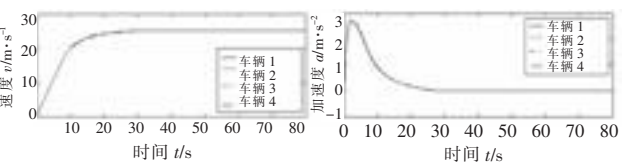


图 2 车辆车速和加速度曲线(车头时距 $h=0$ s)

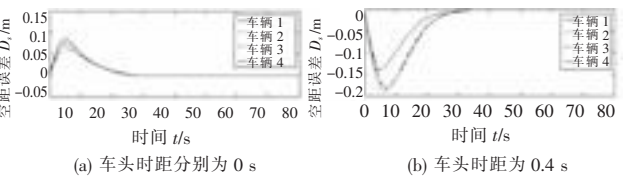


图 3 车辆空距误差

5 结束语

本文通过分析,提出了利用测量前后车辆的相对速度和间距信息来设计智能巡航控制器的算法,并且跟车控制器无须事先知道有关领头车辆的信息,就可采用车头时距和车头空距法来保证车辆和车队的稳定性。

参考文献:

[1] CHIEN C C, IOANNOU P, LAI M. Entrainment and vehicle following

controller design for autonomous intelligent vehicle[C]//Proc of AmericanControl Conference. 1994: 6-10.

[2] IOANNOU P, CHIEN C C. Autonomous intelligent cruise control[J]. IEEE Trans on Veh Technol, 1993, 42(4): 657-672.

[3] CHIU A Y, STUPP G B. Vehicle follower control with variable gains for short headway automated guideway transit system[J]. ASME J Dynamic Syst, Meas, Contr, 1997, 99(3): 183-189.

[4] ZHANG Y, KOSMATOPOULOS E, IOANNOU P. Autonomous intelligent cruise control using front and back information for tight vehicle following maneuvers[J]. IEEE Trans on Veh Technol, 1999, 48(1): 319-328.

[5] IOANNOU P, XU Z. Trottle and brake control system for automatic vehicle following[J]. IVHS J, 1994, 1(4): 345-377.

[6] 张志远,万沛霖.汽车自动巡航系统智能控制策略[J].辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2006,25(2):234-237.

[7] 慕声波,元庆刚,岳成亮.汽车巡航控制系统的模糊控制与应用[J].微计算机信息,2006,22(2):227-229.

[8] 詹军.基于驾驶员特征的汽车自适应巡航控制研究[J].汽车工程,2005,27(3):323-325.

[9] 詹军.用于自适应巡航控制的汽车纵向动力学模型的建立[J].吉林大学学报:工学版,2006,36(2):157-160.

[10] 詹军.汽车自适应巡航控制的动态表面控制器算法[J].吉林大学学报:工学版,2005,35(4):363-367.