

基于层次隐马模型的汉语词法分析*

张华平¹ 刘群^{1,2} 程学旗¹ 白硕¹

¹ 中国科学院计算技术研究所软件实验室 北京 100080

² 北京大学信息学院计算机系计算语言所 北京 100871

E-mail: zhanghp@software.ict.ac.cn

摘要: 本文提出了一种基于层次隐马模型的汉语词法分析方法,旨在将汉语分词、词性标注、切分排歧和未登录词识别集成到一个完整的理论框架中。在分词方面,采取的是基于类的隐马模型,在这个低层隐马模型中,未登录词和词典中收录的普通词一样处理。未登录词在角色 HMM 中识别,采取 Viterbi 算法标注出全局最优的角色序列,然后在角色序列的基础上,识别出未登录词,并计算出真实的可信度。在切分排歧方面,作者提出了一种 N-最短路径的策略,即在早期阶段召回 N 个最佳结果作为候选集,目的是覆盖尽可能多的歧义字段,最终的结果会在未登录词识别和词性标注之后,从 N 个最有潜力的候选结果种选优得到。不同层面的实验表明,层次隐马模型的各个层面对汉语词法分析都发挥了积极的作用;作者实现了基于层次隐马模型的汉语词法分析系统 ICTCLAS,最近的官方评测表明 ICTCLAS 是目前最好的汉语词法分析系统之一。

关键词: 汉语词法分析; 分词; 词性标注; 未登录词识别; 层次隐马模型; ICTCLAS

中图法分类号: TP391.2 文献标识码: A

Chinese Lexical Analysis Using Hierarchical Hidden Markov Model

ZHANG Hua-Ping¹ LIU Qun^{1,2} CHENG Xue-Qi¹ BAI Shuo¹

¹Software Division, Institute of Computing Technology,

The Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100080 CHINA

²Inst. of Computational Linguistics, Dept. of Computer Sci. Tech.,

Information Sci School, Peking University, Beijing, 100871 CHINA

Email: zhanghp@software.ict.ac.cn

Abstract: This paper presents an approach for Chinese lexical analysis using Hierarchical Hidden Markov Model (HHMM), which aims to integrate Chinese word segmentation, Part-Of-Speech tagging, segmentation disambiguation and unknown words recognition into a whole theoretical frame. A class-based HMM is applied in word segmentation, and in the model unknown words are coped just as common words in the lexicon. Unknown words are recognized with reliability on roles sequence tagged using Viterbi algorithm in roles HMM. As for segmentation disambiguation, the authors brings up a strategy named N-Shortest-Path that in the early stage recalls top N segmentation results as candidate set covering almost all ambiguous cases. The final result will be selected among N promising candidates after unknown words recognition and POS tagging. Various experiments indicate that each layer in the HHMM is benefit to Chinese lexical analysis. An HHMM-based Chinese lexical analysis system ICTCLAS is

本文得到国家重点基础研究项目(G1998030507-4; G1998030510)和计算所领域前沿青年基金项目20026180-23资助

作者张华平,男,1978年生,博士研究生,主要研究方向为计算语言学,中文信息处理与信息抽取。**刘群**,男,1966年生,在职博士研究生,副研究员,主要研究方向为机器翻译,自然语言处理与中文信息处理。**程学旗**,男,1973年生,副研究员,主要研究方向为信息检索与网络安全。**白硕**,男,研究员,博士生导师,主要研究方向为计算语言学与网络安全

accomplished and the recent official evaluation show that ICTCLAS is one of the best Chinese lexical analysis systems.

Keywords: Chinese lexical analysis; word segmentation; POS tagging; unknown words recognition; Hierarchical Hidden Markov Model; ICTCLAS

1 引言

词是最小的能够独立活动的有意义的语言成分。[1]在汉语中,词与词之间不存在分隔符,词本身也缺乏明显的形态标记,因此,中文信息处理的特有问题就是如何将汉语的字串分割为合理的词语序列,即汉语分词。汉语分词是句法分析等深层处理的基础,也是机器翻译、信息检索和信息抽取等应用的重要环节。

从1983年第一个实用分词系统CDWS[2]的诞生到现在,国内外的研究者在汉语分词方面进行了广泛的研究,提出了很多有效的算法。我们可以粗略地将这些方法分为两大类:第一类是基于语言学知识的规则方法,如:各种形态的最大匹配、最少切分方法、以及综合了最大匹配和最少切分的N-最短路径方法[3],还有的研究者引入了错误驱动机制[4],甚至是深层的句法分析[5]。第二类是基于大规模语料库的机器学习方法[6,7,8],这是目前应用比较广泛、效果较好的解决方案。用到的统计模型有N元语言模型,信道-噪声模型,HMM,最大熵等。在实际的分词系统中,往往是规则与统计等多类方法的综合。一方面,规则方法结合使用频率,形成了可训练的规则方法[9];另一方面,统计方法往往会自觉不自觉地采用一些规则排除歧义、识别数词、时间及其他未登录词。同时,我们也注意到国外同行提出的一些探索性算法,如:基于压缩的方法[10],分类器的方法[11],无词典的自监督学习方法[12]。目前,对不含歧义和未登录词¹的文本进行分词,已有方法和系统不存在实质性的困难,其准确性已经接近于完美。

实际上,汉语分词的主要瓶颈是切分排歧和未登录词识别。切分歧义和未登录词降低了自身正确切分的可能性,同时还干扰了其相邻词的正确处理。更糟糕的是,未登录词往往和切分歧义交织在一起,进一步增加了分词的难度。如:在

“克林顿对内塔尼亚胡说”中,“内塔尼亚胡”是一个词典中没有收录的译名,实际切分的时候,“对”与“内”,“胡”与“说”往往会粘在一起,最终导致错误的切分结果:“克林顿/对内/塔尼亚/胡说/”。

文献[13]对切分歧义进行了较好的形式化描述,并引入了嘈杂度的概念对歧义的程度进行了定量的描述。目前切分排歧的研究路线基本上以规则为主[14,15,16],还有的针对某一类歧义,引入了一些成熟的模型作专门处理,如引入向量空间解决组合歧义问题[17]。在未登录词识别方面,主要的出发点是综合利用未登录词内部构成规律及其上下文信息。未登录词识别处理的对象主要是人名、地名、译名和机构名等命名实体。在语料库不足的情况下,未登录词识别唯一的出路是采取精细的规则[18,19,20,21],规则一般来源于观察到的语言现象或者是大规模的专名库。目前比较成功的解决方案大都是从大规模的真实语料库中进行机器学习,解决方案有隐马模型[22,23]、基于Agent的方法[24]、基于类的三元语言模型[25]等。

经过二十余年的努力,研究者在分词算法、切分排歧和未登录词识别方面均取得了较大的进展。然而,现有方法和系统往往缺乏一个相对统一的模型框架将三者进行有机的融合。排歧、未登录词识别往往和分词相对独立,排歧的结果和识别出的未登录词缺乏科学的可信度计算,即使量化,往往流于经验,很难在量值上与普通词作真正意义上的比较。一般都倾向于假定排歧和未登录词结果正确无误,忽略具体的分词算法,直接修正分词结果。现有的分词方法更大程度上是专门切分出词典中收录的词,基本上没有将未登录词和歧义纳入到同一个算法体系当中,一旦遇到歧义或者未登录词就作为特例进行专门处理,因此使用的模型和方法都没有贯彻到底,缺乏统一的处理算法,对切分结果也缺乏统一的评估体系。最终导致分词的准确率在开放测试的条件下并不像宣称的那样理想,处理含有未登录词、歧义字段的真实文本时,效果更是不尽人意。

¹ 我们这里所说的未登录词指的是核心词典中没有收录而又不能用正则表达式描述的词,如没有被收录的人名、地名。

本文提出了一种基于层次隐马模型的方法，旨在将汉语分词、切分排歧、未登录词识别、词性标注等词法分析任务融合到一个相对统一的理论模型中。首先，在预处理的阶段，采取 N-最短路径粗分方法，快速的得到能覆盖歧义的最佳 N 个粗切分结果；随后，在粗分结果集上，采用底层隐马模型识别出普通无嵌套的人名、地名，并依次采取高层隐马模型识别出嵌套了人名、地名的复杂地名和机构名；然后将识别出的未登录词以科学计算出来的概率加入到基于类的切分隐马模型中，未登录词与歧义均不作为特例，与普通词一起参与各种候选结果的竞争。最后在全局最优的分词结果上进行词性的隐马标注。该方法已经应用到了中科院计算所汉语词法分析系统 ICTCLAS 中，取得了较好的分词和标注效果。ICTCLAS 在 973 专家组机器翻译第二阶段的评测中取得了不俗的成绩，是目前最好的汉语词法分析系统之一。

本文第二节将概述层次隐马模型和汉语词法分析的总体框架，随后介绍基于类的切分隐马模型；然后分别叙述基于角色模型的未登录词识别和切分排歧的 N-最短路径粗切分策略，最后给出各种条件下的对比测试结果和国家 973 开放评测结果，并给出简单分析。

2 层次隐马模型和汉语词法分析

2.1 层次隐马模型概述

隐马模型(Hidden Markov Model; HMM)[26]是经典的描述随机过程的统计方法，在自然语言处理中得到了广泛的应用。然而，相对于复杂的自然语言现象来说，传统的 HMM 仍然略显简单，为此，文献[27] 对 HMM 进行了扩展和泛化并提出了层次隐马模型(Hierarchical Hidden Markov Model; HHMM)。

在文献[27]的工作基础上，我们将 HHMM 形式化为六元组 $M = \langle \Omega_X, \Omega_O, A, B, \Pi, D \rangle$ ，其中： Ω_X 为有限状态集合； Ω_O 为观测结果有限集； A 为状态转移矩阵； B 为状态到观测值的概率矩阵； Π 为初始状态分布； D 为 M 的深度。HHMM 与

HMM 的主要区别在于：

1) Ω_X 中状态的表示为： q_i^d ($d \in \{1, \dots, D\}$) 其中 i 表示的是该状态在当前层 HMM 状态中的编号； d 是该状态在 M 中的层次深度，所有状态形成了一个深度为 $D-1$ 的树型结构，其中根的深度为 1，最深的叶子深度为 D 。 $d < D$ 的状态我们称之为内部状态。

2) 每一个内部状态 q_i^d ($d \in \{1, \dots, D-1\}$) 存在子状态，子状态数记为 $|q_i^d|$ ，所有的子状态构成一个隐马尔科夫链，其状态转移矩阵 $A(q_i^d) = (a_{ij}(q_i^d))$ ，其中 $a_{ij}(q_i^d) = P(q_j^{d+1} | q_i^{d+1})$ ；同时，各个状态的初始分布为： $\Pi(q_i^d) = \pi^d(q_i^{d+1}) = P(q_i^{d+1} | q_i^d)$ ，其物理意义可以理解为第 d 层 HMM 的某一内部状态 q_i^d 到第 $d+1$ 层 HMM 的激活概率。

3) 各层 HMM 中，只有第 D 层才有真正能观测到的终结符，即状态到观测的输出概率 $B(q^D) = (b_k(q^D))$ ，其中 $b_k(q^D) = P(o_k | q^D)$ ； o_k 为观测值，属于一个有限终结符集合。

因此，HHMM 的参数集合可以表示为：

$$\lambda = \{(\lambda(q^d))_{d \in \{1, \dots, D\}}\} \\ = \{\{A(q^d)\}_{d \in \{1, \dots, D-1\}}, \{\Pi(q^d)\}_{d \in \{1, \dots, D-1\}}, \{B(q^D)\}\}$$

实际上，HHMM 在 $D=1$ 时就会退化成简单的 HMM

2.2 基于 HHMM 的汉语词法分析框架

汉语词法分析的主要任务是分词和词性标注。和分词密切相关的是切分排歧和未登录词识别问题。针对各个层面的处理对象及问题特点，我们引入 HHMM 统一建模，该模型包含原子切分、普通未登录词识别、潜套的复杂未登录词识别、基于类的隐马切分、词类标注共五个层面。

如图 1 所示。

其中，原子切分是词法分析的预处理过程，主要任务是将原始字符串切分为分词基本单元序列。分词基本单元是分词的最小处理单元，在分词过程中，可以组合，但内部不能拆分。分词基本单元包括单个汉字，标点以及由单字节、字符、数字等组成的非汉字串。如“2002.9, ICTCLAS 的自由源码开始发布”对应的切分基本单元序列为“2002.9/, /ICTCLAS/的/自/由/源/码/开/始/发/布/”。在这层 HMM 中，终结符是书面语中所

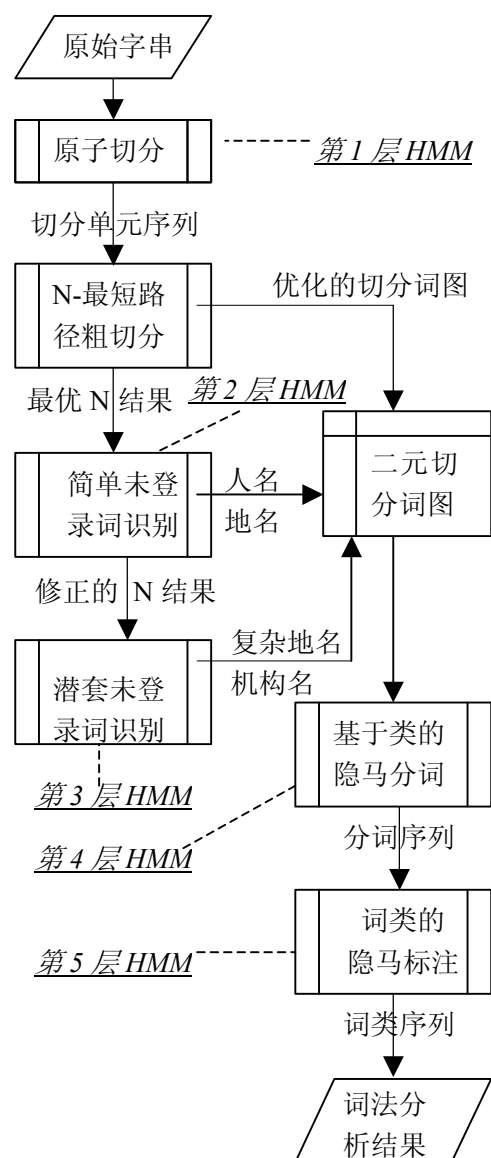


图 1. 基于 HHMM 的汉语词法分析框架

有的字符，状态集合为切分基本单元，模型的训

练和求解都比较简单，本文就不赘述。下面主要介绍汉语词法分析中其他层面的隐马过程。

3 基于类的隐马分词算法

首先，我们可以把所有的词按照图 2 分类，那么每一个词（包括未登录词）均有一个唯一的类别。假定核心词典中收入的词数为 $|\text{Dict}|$ ，汉语规范的标点总数为 $|\text{Punctuation}|$ ，则我们定义的词类总数有： $|\text{Dict}|+|\text{Punctuation}|+6$ 。

$$c_i = \begin{cases} w_i & \text{iff } w_i \text{ 在核心词典中收录} \\ \text{PER} & \text{iff } w_i \text{ 是人名 and } w_i \text{ 是未登录词;} \\ \text{LOC} & \text{iff } w_i \text{ 是地名 and } w_i \text{ 是未登录词;} \\ \text{ORG} & \text{iff } w_i \text{ 是机构名 and } w_i \text{ 是未登录词;} \\ \text{NUM} & \text{iff } w_i \text{ 是数词 and } w_i \text{ 是未登录词;} \\ \text{TIME} & \text{iff } w_i \text{ 是时间词 and } w_i \text{ 是未登录词;} \\ \text{规范标点} & \text{iff } w_i \text{ 是全角或者单字节标点} \\ \text{OTHER} & \text{iff 其它} \end{cases}$$

图 2. 词的分类

给定一个切分单元序列 S ， S 的某个可能的分词结果记为 $W=(w_1, \dots, w_n)$ ， W 对应的类别序列记为 $C=(c_1, \dots, c_n)$ ，同时，我们取概率最大的分词结果 $W^\#$ 作为最终的分词结果。则：

$$\begin{aligned} W^\# &= \arg \max_W P(W|S) \\ &= \arg \max_W P(W, S)/P(S) \end{aligned}$$

对于一个确定的切分单元序列来说 $P(S)$ 为常数，而且 $P(W, S) = P(W)$ 。因此，

$$W^\# = \arg \max_W P(W)$$

利用 Bayes 进行展开，得到：

$$W^\# = \arg \max_W P(W|C)P(C)$$

将词类看作状态，词语作为观测值，利用一阶 HMM 展开得：

$$W^\# = \arg \max_W \prod_{i=1}^n p^*(w_i | c_i) p(c_i | c_{i-1})$$

为计算方便，常用负对数表示，即：

$$W^{\#} = \arg \min_W \sum_{i=1}^n [-\ln p^*(w_i | c_i) - \ln p(c_i | c_{i-1})]$$

根据图 2 中类 c_i 的定义, 如果 w_i 在核心词典收录, 可以得到 $c_i = w_i$, 因此 $p^*(w_i | c_i) = 1$ 。所以在分词过程中, 可以我们只需要考虑未登录词的 $p^*(w_i | c_i)$ 。在图 3 中, 我们给出了“毛泽东 1893 年诞生”的二元类的切分图。最终所求的分词结果就是从初始节点 S 到结束节点 E 的最长路径, 这是个典型的最短路径问题, 可以采取贪心算法, 如 Dijkstra 算法快速求解[27]。

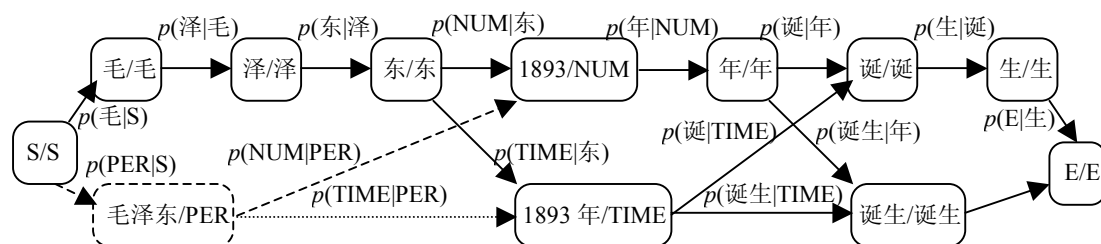


图 3.基于类的二元分词图 (原始字符串为“毛泽东 1893 年诞生”)

- 说明: 1. 节点中表示的是“词语/类”(即 w_i / c_i), 节点的权值为类到词语的概率 $p^*(w_i | c_i)$;
2. 有向边的权值为相邻类的转移概率 $p^*(c_i | c_{i-1})$; S 为初始节点; E 为结束节点
3. “毛泽东/PER”相关的虚线部分是人名识别 HMM 作用过之后产生的。

在实际应用基于类的分词 HMM 时, 切分歧义能否在这一模型内进行融合并排解是一个难题; 其关键问题还在于如何确定未登录词 w_i 、识别其类别 c_i 并计算出可信的 $p^*(w_i | c_i)$; 本文的随后两节将依次阐述这两类问题的解决思路。

4 N-最短路径的切分排歧策略

从构成形态上划分, 切分歧义一般分为交叉歧义和组合歧义。“结合/成/分子/时”是个典型的交叉歧义, “这/个/人/手/上/有/痣”中的“人/手”构成了一个组合歧义字段。

从排歧的角度看, 切分歧义可以分为全局歧义和局部歧义。全局歧义指的是必须结合当前句的上下文才能准确排除的歧义。如“乒乓球拍卖完了”, 在缺乏语境的情况下, 可以合理地切分为“乒乓球/拍卖/完/了”和“乒乓球拍/卖/完/了”。与此相反, 局部歧义完全可以在句子内部进行排除, 上文列举的两个歧义句子均属于局部歧义。

根据我们对大规模语料的统计发现, 局部歧义占绝大多数, 全局歧义几乎可以忽略不计。

我们采取的是 N-最短路径的切分排歧策略[3]。其基本思想是在初始阶段保留切分概率 $P(W)$ 最大的 N 个结果, 作为分词结果的候选集合, 在未登录词识别、词性标注等词法分析之后, 再通过最终的评价函数, 计算出真正最优结果。实际上, N-最短路径方法实际上是最少切分方法和全切分的泛化和综合。一方面避免了最少切分方法大量舍弃正确结果的可能, 另一方面又大大解决了全切分搜索空间过大, 运行效率差的弊端。

该方法通过保留少量大概率的分词结果, 可以最大限度地保留歧义字段和未登录词。常用切分算法的往往过于武断, 过早地在初始阶段作出是否切分的判断, 只保留一个自己认为最优的结果, 而这一结果往往会因为存在歧义或未登录词而出错, 这时候, 后期补救措施往往费时费力, 效果也不会很好。表 1 给出了 8-最短路径与常用算法在切分结果包容歧义、涵盖未登录词方面的对比测试结果。

方法	切分最大数	切分平均数	召回率
最大匹配	1	1	85.46%
最少切分	1	1	91.80%
最大概率	1	1	93.50%
全切分	>3,424,507	>391.79	100.00%
8-SP	8	5.82	99.92%

表 1. N-最短路径与常用算法对比

其中:

- 1) 切分最大数指的是句子可能的最大切分结果数。

- 2)切分平均数指的是单个句子平均的切分结果数。
- 3)平均召回率=正确切分的句子数/句子总数*100%
- 4)测试语料大小为 200 万汉字

同时，我们对最终选择出的唯一切分标注结果进行了开放歧义测试，测试集合是北大计算语言所收集的 120 对常见组合歧义、99 对常见交叉歧义，最终组合歧义和交叉歧义排除的成功率分别为 80.00%和 92.93%。

5 未登录词的隐马识别方法

5.1 未登录词识别角色表

未登录词识别的任务有：1) 确定未登录词 w_i 的边界和类别 c_i ；2) 计算 $p^*(w_i|c_i)$ 。我们在 N 个候选切分结果的词类序列基础上，引入了高层 HMM 来实现未登录词的识别。

和隐马分词类似，我们对切分结果的各个词类按照其在未登录词识别中的作用，进行分类，并称词类所起的不同作用称为角色。表 2 是人名识别的角色表。与隐马分词中定义的词类相比，角色不同的是：词类和词是一对多的关系，而词类和角色是多对多的关系，即：一个词类可以是多个角色，而一个角色也可以对应多个词类。

角色	意义	示例
A	人名的上文	又/来到/于洪/洋/的/家
B	人名的下文	新华社/记者/黄/文/摄
C	中国人名的姓	张/华/平/先生；欧/阳/修
D	双名的首字	张/华/平/先生
E	双名的末字	张/华/平/先生
F	单名	张/浩
G	人名的前缀	老/刘、小/李
H	人名的后缀	王/总、刘/老、肖/氏
L	译名的首部	蒙/帕/蒂/·/梅/拉/费
M	译名的中部	蒙/帕/蒂/·/梅/拉/费
N	译名的末部	蒙/帕/蒂/·/梅/拉/费
O	日本人名末部	小泉/纯/一/郎
X	连接词	邵/钧/林/和/稽/道/青/说
Z	其它	人民/深切/缅怀/邓/小/平
...		

表 2. 人名识别角色表

5.2 角色标注与未登录词识别

对于一个给定的切分结果 $W=(w_1,...w_n)$,对应一个确定的词类序列记 $C=(c_1,...c_n)$ ，在一个角色集合的范畴内，假定 $R=(r_1,...r_n)$ 为 C 的某个角色序列。我们取概率最大的角色序列 $R^\#$ 作为最终的角色标注结果。和第 3 节隐马分词的推导过程类似，我们最终可以得到：

$$R^\# = \arg \min_R \sum_{i=1}^n [-\ln p^*(c_i | r_i) - \ln p(r_i | r_{i-1})]$$

$R^\#$ 可以通过 Viterbi 算法[26]选优得到；图 4 给出了在词类序列“毛/泽/东/TIME诞生”的 Viterbi 算法标注人名角色的过程。

在最大概率角色序列的基础上，我们可以简单的通过模板匹配实现特定类型未登录词的识别。在图 4 中，我们可以求解出最优的角色标注结果：“毛/C 泽/D 东/E TIME/B 诞生/Z”，而 CDE 正好构成一个典型的汉语人名，因此“毛泽东”被识别为人名 PER。

识别出来的未登录词为 w_i ，类别为 c_i ，利用隐马过程可以得到：

$$p^*(w_i|c_i)= \prod_{j=0}^k p(c_{p+j} | r_{p+j})p(c_{p+j} | r_{p+j-1})；$$

其中 w_i 由第 p, p+1, ...p+k-1 个切分单元组成。最后，识别结果及其概率加入到二元 HMM 切分图中，和普通词一样处理，竞争出最佳结果，如图 3 中的虚线部分所示。

5.3 潜套未登录词的识别

复杂地名和机构名往往嵌套了普通无嵌套的人名、地名等未登录词，如“张自忠路”、“周恩来和邓颖超纪念馆”。对于这种嵌套的未登录词，我们的做法是：在低层的 HMM 识别过程中，先识别出普通不嵌套的未登录词，然后在此基础上，通过相同的方法采取高层隐马模型，通过角色标注计算出最优的角色序列，在此基础上，进一步识别出嵌套的未登录词。以切分序列片断“周/恩/来/和/邓/颖/超/纪念馆”为例，我们先识别出“周恩来”和“邓颖超”为人名 PER，得到新的词类序列“PER/和/PER/纪念馆”，最终就可以识别出该片段为机构名。这样的处理优点在于能够利用

已经分析的结果，并降低了数据的稀疏程度。

$$F = \frac{R \times P \times (1 + \beta^2)}{R + P \times \beta^2}$$

，这里我们 β 取1，并称为F-1值。

我们用来训练 HMM 角色参数的语料库是在北大计算语言所切分标注语料库的基础上，甄别

6. 1 词法分析不同条件下的测试结果

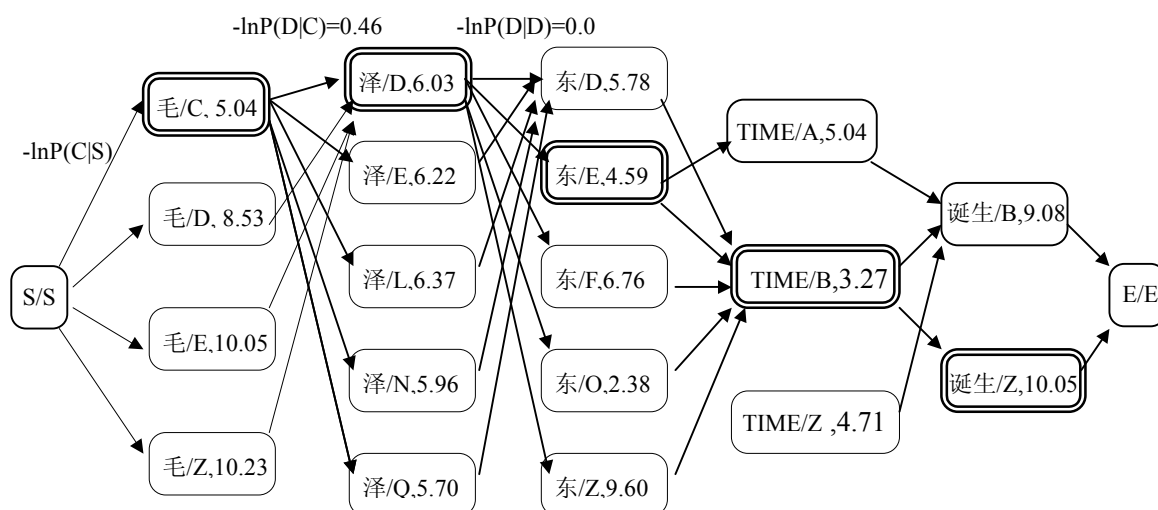


图 4.角色标注的 Viterbi 算法选优过程

说明：1. 图终结点的格式为：词类 c_i / 角色 r_i , $-\log P(c_i | r_i)$ ，双线节点 Viterbi 选优结果。
2. 图中的有向边权值为相邻角色的转移概率 $-\log P(r_i | r_{i-1})$ ，这里没有全部列出。

出各种类型的未登录词之后，自动转换得到的。

词法分析最高层隐马模型是词性标注过程，和我们这里用到的角色标注过程类似，本文就不重复论述了。

6 实验与分析

采取HHMM的方法，我们研制出了计算所汉语词法分析系统ICTCLAS (Institute of Computing Technology, Chinese Lexical Analysis System)。下面我们将给出ICTCLAS在不同条件下的测试结果，并提供ICTCLAS在国家973英汉机器翻译第二阶段评测中开放测试的结果。在这里，我们按照通常的做法引入如下评测指标：切分正确率SEG, 上位词性标对率TAG1, 下位词性标对率TAG2, 命名实体 (NE) 识别的准确率P和召回率R, 以及F值。它们的定义分别如下：

SEG=切分正确的词数/总词数 $\times 100\%$;

TAG1=上位词性标对数/总词数 $\times 100\%$;

TAG2=下位词性标对数/总词数 $\times 100\%$;

P=正确识别该类NE数/识别出该类NE总数 $\times 100\%$

R=正确识别该类NE数/该类NE总数 $\times 100\%$

针对人民日报一月份的语料库，我们进行了如下四种条件下的性能测试：

- 1) BASE: 基准线测试，即仅仅做隐马分词和词性标注，不引入其他层面的 HMM
- 2) +PER: 在 BASE 的基础上引入人名识别 HMM
- 3) +LOC: 在 +PER 的基础上引入地名识别 HMM
- 4) +ORG: 在 +LOC 的基础上引入机构名识别 HMM

图 5 给出了四种条件下，词法分析的分词正确率 SEG、上位词性标对率 TAG1、下位词性标对率 TAG2 以及人名、地名、机构名识别性能的 F-1 值。

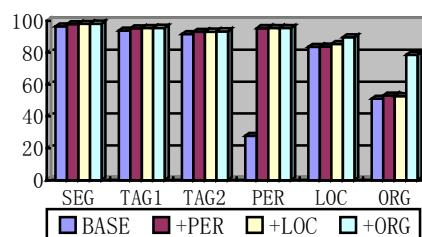


图 5.四种条件下的词法分析的性能指标

从图 5 中我们可以发现:

1)随着各层隐马模型的逐层加入,词法分析的效果逐步提升。其中,人名识别引入后,切分正确率 SEG 在 96.55%的基础上,增加到 97.96%,增幅最大。人名、地名、机构名等识别 HMM 均加入后,切分正确率 SEG、上位词性标对率 TAG1、下位词性标对率 TAG2 分别达到了 98.25%,95.63%,93.38%。这表明:各层 HMM 对最终词法分析均发挥了积极作用。

2)同时,随着各层 HMM 的加入,不仅极大的提高了本层 HMM 的最终性能,还改进了低层 HMM 处理精度。人名识别 HMM 加入后,人名识别的 F-1 值,立即从 27.86%提升到 95.40%,它低层的分词 HMM 的效果提升了 1.41%;机构名识别 HMM 引入后,机构名识别的 F-1 值提高了 25.91%,同时低层的地名识别也提高了 4.21%,人名识别的 F-1 值也达到了最高点 95.53%。其原因在于:高层 HMM 的成功应用在解决当前问题的同时,也消除了低层 HMM 部分的歧义,排除了低层 HMM 的错误结果。例如:在人名识别 HMM 中很容易将“刘庄的水很甜”中的“刘庄”识别为人名,然而,高层的地名识别 HMM 会认为“刘庄”是地名,而且这种情况的概率更高,因此达到了排歧的作用。

6.2 ICTCLAS 在 973 评测中的测试结果

2002 年 7 月 6 日,ICTCLAS 参加了国家 973 英汉机器翻译第二阶段的开放评测,测试结果如下:

领域	词数	SEG	TAG1	RTAG
体育	33,348	97.01%	86.77%	89.31%
国际	59,683	97.51%	88.55%	90.78%
文艺	20,524	96.40%	87.47%	90.59%
法制	14,668	98.44%	85.26%	86.59%
理论	55,225	98.12%	87.29%	88.91%
经济	24,765	97.80%	86.25%	88.16%
总计	208,213	97.58%	87.32%	89.42%

表 3. ICTCLAS 在 973 评测中的测试结果

说明: 1) 数据来源: 国家 973 英汉机器翻译第二阶段评测的评测总结报告;

2) 标注相对正确率 $RTAG = TAG1 / SEG * 100\%$

3) 由于我们采取的词性标注集和 973 专家组的标注集有较大出入,所以词性标注的正确率不具可比性。

专家组的开放评测结果表明:基于 HHMM 的 ICTCLAS 能实际的解决汉语词法分析问题,和兄弟单位的类似系统对比,ICTCLAS 是目前最好的汉语词法分析系统之一。

7 结论

本项研究的贡献在于:针对汉语词法分析的具体问题和目前方法的不足,引入了 HHMM,将分词、词性标注、未登录词识别、切分排歧有机的融合到一个统一的理论模型当中。提出并实现了歧义排除的 N-最短路径策略,采取了两层 HMM,能够识别出普通的人名地名和复杂嵌套的地名和机构名,并计算出未登录词的概率,加入到二元切分词图中,运用基于类的 HMM 切分手段,实现了未登录词和普通词的统一竞争和筛选。在此理论框架的基础上,最后实现了计算所汉语词法分析系统 ICTCLAS,经过不同条件下的测试表明,各层 HMM 对最终的词法分析起到了积极的作用,在国家 973 专家组大规模不同领域语料的开放评测中,ICTCLAS 取得不错的分析效果,是目前最好的汉语词法分析系统之一。在现有研究的基础上,我们将进一步开展能够自动适应各种不同领域的词法分析系统,同时会针对信息安全的需要,开展面向字符流的实时分词算法研究。

致谢 感谢王斌博士、孙建博士、张浩、李继锋、丁国栋等中科院计算所知识挖掘组的同事们在 ICTCLAS 研制过程中所提供的诸多建议和帮助。特别感谢邹纲同学开发了词法分析评测程序,感谢俞鸿魁同学在机构名识别方面所作的努力。

参考文献

- [1] Zhu Dexi. Lecture on Grammar. Commerce Publishing House. 1982. 11-11 (in Chinese)
(朱德熙.语法讲义.商务印书馆.1982.11-11)
- [2] Liang Nan-Yuan. CDWS: A word segmentation system for written Chinese texts. Journal of Chinese information processing, 1987, 2:101-106 (in Chinese)
(梁南元.书面汉语自动分词系统-CDWS.1987, 2:101-106)
- [3] Zhang Hua-Ping, Liu Qun. Model of Chinese Words Rough Segmentation Based on N-Shortest-Paths Method. Journal of Chinese

information processing, 2002,16(5):1-7 (in Chinese)

(张华平,刘群.基于 N-最短路径的中文词语粗分模型. 2002, 16(5): 1-7)

[4] Hockenmaier, J. and Brew, C. (1998) Error-driven learning of Chinese word segmentation. In J. Guo, K. T. Lua, and J. Xu, editors, 12th Pacific Conference on Language and Information, pp. 218-229, Singapore. Chinese and Oriental Languages Processing Society.

[5] Andi Wu ,Zixin Jiang. Word Segmentation in Sentence Analysis. 1998 International Conference on Chinese Information Processing, Beijing, 1998. 169-180.

[6] Palmer, D. (1997) "A trainable rule-based algorithm for word segmentation." Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL '97), Madrid, 1997.

[7] Dai, Y., Khoo, C.S.G. and Loh, T.E. (1999). A new statistical formula for Chinese text segmentation incorporating contextual information. Proc ACM SIGIR99, pp. 82-89.

[8] 高山,张艳等. 基于三元统计模型的汉语分词及标注一体化研究. 自然语言理解与机器翻译.北京.清华大学出版社. 2001.8. p.116-p.122

[9]Peng, F. and Schuurmans, D. (2001). A hierarchical EM approach to word segmentation. In 6th Natural Language Processing Pacific Rim Symposium (NLPRS-2001)

[10] Teahan, W. J. and Wen, Y. and McNab, R. and Witten I. H. 2001, A Compression-based Algorithm for Chinese Word Segmentation. In Comput. Ling., 26(3):375-393.

[11] Nianwen Xue and Susan P. Converse. Combining Classifiers for Chinese Word Segmentation, First SIGHAN Workshop attached with the 19th COLING, 2002.8, pp.63-70.

[12] Peng, F. and Schuurmans, D. 2001. Self-supervised Chinese Word Segmentation. In Proceedings of the Fourth International Symposium on Intelligent Data Analysis (IDA-2001).

[13] Jiangsheng Yu, Shiwen Yu. Some Problems of Chinese Segmentation. The First International Workshop on MultiMedia Annotation (MMA2001), 2001

[14] Zhang Shiren. Disambiguous Segmentation Based on Rules of Word-constructing of Morphemes. 1998 International Conference on Chinese Information Processing, Beijing, 1998. 157-162. (in Chinese)

(张仕仁.利用语素词规则消除切分歧义.1998 年中文信息处理国际会议论文集. 1998. 157-162.)

[15] Chunyu Kit,Haihua Pan and Hongbiao Chen. Learning Case-based Knowledge for Disambiguating Chinese Word Segmentation: A preliminary study.First SIGHAN Workshop attached with the 19th COLING, 2002.8, pp.63-70

[16]Zheng J.H. and Wu F. F. Study on segmentation of ambiguous phrases with the combinatorial type. Collections of papers on Computational Linguistics, 1999. Tsinghua University Press, Beijing.129-134

[17]Xiao Luo, Maosong Sun, Benjamin K Tsou. Covering Ambiguity Resolution in Chinese Word Segmentation Based on Contextual Information. the 19th COLING, 2002.8, pp.598-604

[18]Luo H. and Ji Z. (2001) Inverse Name Frequency Model and Rules Based on Chinese Name Identifying. In "Natural Language Understanding and Machine Translation", C. N. Huang & P. Zhang, ed., Tsinghua Univ. Press, Beijing, China, pp. 123-128.

[19]Luo Z. and Song R. (2001) Integrated and Fast Recognition of Proper Noun in Modern Chinese Word Segmentation. Proceedings of International Conference on Chinese Computing 2001, Singapore, pp. 323-328.

[20]Sun M.S. (1993) English Transliteration Automatic Recognition. In "Computational Language Research and Development", L. W. Chen & Q. Yuan, ed., Beijing Institute of Linguistic Press.

[21] Tan H. Y. (1999) Chinese Place Automatic Recognition Research. In "Proceedings of Computational Language ", C. N. Huang & Z.D. Dong, ed., Tsinghua Univ. Press, Beijing, China.

[22] ZHANG Hua-Ping, LIU Qun (2002), Automatic Recognition of Chinese Person based on Roles Taging. Proc. of 7th Graduate Conference on Computer Science in Chinese Academy of Sciences. Si Chuan, July, 2002.

[23]ZHANG Hua-Ping, LIU Qun, Zhang Hao and Cheng Xue-Qi (2002) Automatic Recognition of Chinese Unknown Words Recognition. Proc. of COLING 2002 workshop on SIGHAN, pp.71-77.

[24] Ye S.R, Chua T.S., Liu J. M. (2002), An Agent-based Approach to Chinese Named Entity Recognition, Proc. of the 19th International Conference on Computational Linguistics, Taipei, pp 1149-1155

[25] Sun J., Gao J. F., Zhang L., Zhou M Huang, C.N (2002). Chinese Named Entity Identification Using Class-based Language Model, Proc. of the 19th International Conference on Computational Linguistics, Taipei, pp 967-973

[26] A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition. Proceedings of IEEE 77(2): pp.257-286. 1989.

[27] Shai Fine, Yoram Singer, and Naftali Tishby. The hierarchical Hidden Markov Model: Analysis and applications. Machine Learning, 32:41, 1998.

[28] 余祥宣, 崔国华, 邹海明, 计算机算法基础, 华中理工大学出版社, 2000 p.67-p.87

ZHANG Hua-Ping: Born in 1978, a PhD candidate in Institute of Computing Technology (ICT), Chinese Academy of Sciences, his research interests include computational linguistics, Chinese natural language processing and information extraction.

LIU Qun: Born in 1966, vice professor in ICT and a PhD candidate in Peking university, research fields include natural language processing and machine translation.

CHENG Xue-Qi: Born in 1973, vice professor in ICT and director of software division in ICT.

BAI Shuo: professor and PhD supervisor in ICT and chief scientist of software division in ICT.