

文章编号: 170

基于句法依存和 CRFs 的韵律短语识别*

钱揖丽^{1,2}, 张二萌¹

(1. 山西大学 计算机与信息技术学院, 山西 太原 030006;

2. 山西大学 计算机智能与中文信息处理教育部重点实验室, 山西 太原 030006)

摘要: 正确划分句子的韵律结构对于提高合成语音的质量具有重要的意义。而特征的选择是韵律结构预测的关键因素之一。在中文信息处理中, 文本特征可以分为浅层文本特征与深层文本特征, 浅层特征包括词、词性、词长等, 深层特征包括句法信息、语义信息等。该文在挖掘剖析句法结构、依存句法结构同韵律结构之间关系的基础上, 从文本中获取相关浅层和深层文本特征, 并采用条件随机场模型实现韵律短语预测。该文首先以浅层文本特征进行韵律短语识别, 然后在此基础上加入句法依存深层文本特征进行模型构建。实验结果证明, 加入句法依存特征后, 韵律短语预测精确度提高了 13.3%, 召回率提高了 14.7%, F 值提高了 14.1%。

关键词: 韵律短语; 句法依存; 文本特征; 条件随机场

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Identification of Prosodic Phrase Based on Syntax Dependency and CRFs

QIAN Yili^{1,2}, ZHANG Ermeng¹

(1. School of Computer & Information Technology, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi 030006, China;

2. Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi 03006, China)

Abstract: Correctly dividing the prosodic structure of sentences is of great significance to improve the quality of synthesized speech. And feature selection is one of the key factors of prosodic structure prediction. In Chinese information processing, text features can be divided into shallow text features and deep text features, shallow features including words, parts of speech, word length and so on, deep features including syntactic information, semantic information and so on. Based on the analysis of the relationship between syntactic dependency structure and prosodic structure, this paper obtains the relevant shallow and deep text features from the text, and uses conditional random field model to realize prosodic phrase prediction. In this paper, we first use the feature of shallow text to recognize the prosodic phrase, and then add the syntactic dependency deep text feature to construct the model. The experimental results show that the accuracy is increased by 13.3%, the recall rate is increased by 14.7%, and the F-score is increased by 14.1%.

Key words: Rhythmic phrases; Syntax Dependency; Text features; CRFs

1 引言

在人机交互的研究领域中, 语音合成技术一直占有举足轻重的地位。影响语音合成质量的因素有很多, 其中最关键的两个因素是自然度与可懂度。目前, 可懂度已基本满足人的要求, 自然度还有待提高, 而准确的韵律层级划分, 是形成高自然度语音的关键。

在现代汉语中通常把韵律结构划分为三个等级, 从低到高依次为: 韵律词、韵律短语和

* 收稿日期: 2018-06-09

定稿日期: 2018-07-25

基金项目: 国家自然科学基金 (61573231, 61673248); 国家高技术研究发展计划 (863 计划)

(2015AA015407); 国家自然科学基金青年基金 (61005053); 山西省自然科学基金 (201601D102030)

作者简介: 钱揖丽 (1977—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为自然语言处理; 张二萌 (1992—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为自然语言处理。

语调短语。语调短语一般由标点符号隔开容易被识别，韵律词往往位于语法词边界处也比较容易被识别。因此，对韵律短语的准确识别成为了语音合成技术中的难点。

对于韵律短语识别问题的研究，主要采用两种方法：基于规则的方法与基于统计模型的方法。基于规则的方法主要通过专家知识总结出划分规则，比如基于语法信息的方法^[1]、基于助词的方法^[2]、基于停顿边界处声学特性的方法^[3]等，这种方法主观性强，局限性较大，因此基于统计模型的方法盛行开来。基于统计模型的方法主要通过人工标注的语料训练建模，模型主要有最大熵模型、条件随机场模型^[4]、神经网络模型^[5]等，这些模型从语言特征中自主学习，系统利用建立好的模型自动的进行韵律短语识别。

在基于统计模型的韵律短语识别方法中，大多数学者只是基于词、词性、词长这些浅层文本特征来展开的，对较深层次的句法特征或语义特征没有涉及。在基于规则的韵律短语识别中，有学者利用句法信息进行韵律结构预测，但深入讨论了韵律词与句法结构的关系，对韵律短语研究较少。文献[5][9]指出，较深层次的句法信息或语义信息对韵律结构预测有更大的影响。因此，本文从句法结构和依存句法结构两方面出发，获取较深层次的文本特征，然后将这些特征与统计模型相结合对韵律短语进行识别。实验结果显示，句法依存特征能够更好的取得韵律短语识别效果。

2 句法依存与韵律结构

2.1 句法结构与韵律结构的关系

字组成词，词构成词语，词语连成句子，而词语构造句子的过程需要句法结构。在韵律结构中，语法词组成韵律词，韵律词组成韵律短语，韵律短语又构成语调短语。由此可以看出，句法结构与韵律结构之间存在一定联系，二者都具有其内在的层级结构。以“目前应主要提高社会生产力”这句话为例，对其进行句法结构与韵律结构分析。

原始句子：目前 应 主要 提高 社会 生产力

韵律层级划分：目前|| 应 |主要 提高|| 社会 生产力|||

其句法结构与韵律结构下图所示：

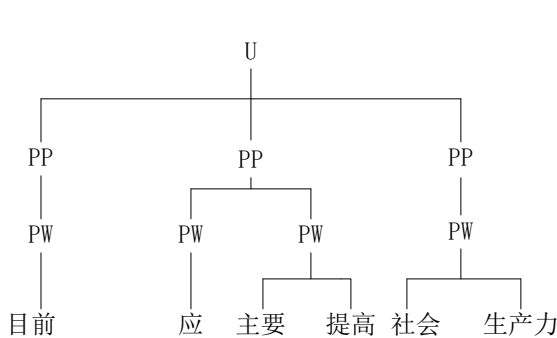


图 1 韵律结构图

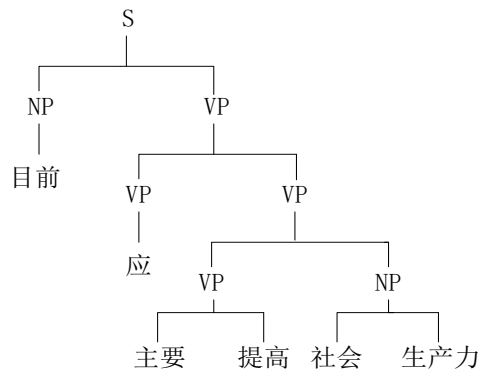


图 2 句法结构图

从图 1 和图 2 可以看出：句法结构没有严格的层级结构，在其内部允许出现嵌套，比如在“主要提高社会生产力”这个动词短语中嵌套了动词短语“主要提高”，但韵律结构中不存在这种情况，它的层级划分十分严格，韵律短语一定要由韵律词组成，而不能再包含韵律短语。但它们之间依然存在着某种程度的相关性，通过上图与实验研究结果显示：

(1) 在较高层级上，大多数的韵律边界都是位于句法结构边界处的。比如在上图中，“目前”这个名词短语在句法结构中处于第一级别，属于较高级，在韵律结构中它同属于韵律结构边界。

(2) 在许多联合偏正结构中韵律短语与句法结构保持了较高的一致性。上图中“主要 提高|| 社会 生产力”这句话有两个韵律短语，与句法结构中的“VP”和“NP”两个短语结构保持了一致性。所以根据这些特点，本文提出了把句法结构应用于韵律短语边界的识别。

2.2 句法结构与韵律结构统计分析

句法树的层级是指将句法分析的结果转换为句法树后各节点的层次，根节点为第一层，根的孩子为第二层，它反映了语法词之间连接的紧密程度。紧密度是衡量韵律结构与句法结构之间关系的一个重要特征。因此，本文提出用句法层级差这一概念来刻画相邻语法词之间连接的紧密程度，这里的层级差指的是当前语法词所在层到下一语法词分支层的距离，距离越大，说明两词之间紧密程度越低，出现韵律短语边界的可能性越高。

句法结构层级差获取方法：首先利用先根遍历的方法，将句法分析器得到的标注了句法信息的语句转换为一棵二叉树，二叉树的叶子节点为语法词。转换时，顺序分析句法分析后的结果，若遇到右括号，递归终止；若遇到左括号，则用左括号后的标注建立叶子节点，然后先根建立左子树，再建立右子树。二叉树的叶子节点包含语法树的所有语法词，内部节点保存语法词所处层的层级编号。

将句法结构转换为二叉树后，采用中根遍历的方法，按照以下规则给叶子节点上的每一个语法词指定紧密度：

(1) 若叶子节点只有 1 个语法词，那么该语法词的紧密度为当前节点的层级编号；

(2) 若叶子节点中有 n 个语法词， $n \geq 2$ ，那么第 n 个语法词的紧密度为该节点编号与分支节点中保存的编号的差；

(3) 若叶子节点为中根遍历的最后一个节点，那么叶子节点中的最后一个语法词的紧密度指定为该节点所处层级编号(语句的最后一个语法词边界必然为韵律短语边界)。

以上述句子为例，将句法结构转换成二叉树如图 3 所示：

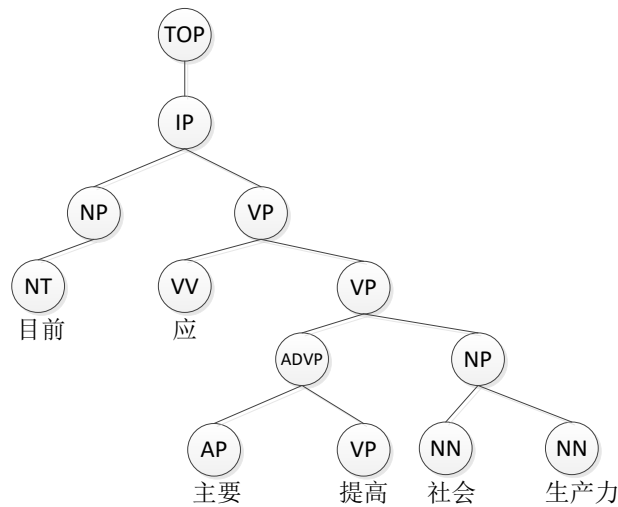


图 3 句法结构转化后的二叉树

根据上文提出的句法层级差获取算法可以得到句子中相邻语法词之间的紧密度，例如：在图 3 中，语法词“目前”与它的相邻语法词“应”，它们的分支层为第二层，因此它们之间的句法层级差是“目前”的层级编号 4 与分支层的层级编号 2 的差值为 2，也就是说，“目前”与“应”的紧密度为 2。以此类推，“应”与“主要”之间的紧密度为 1，“主要”与“高”之间的紧密度为 1，“提高”与“社会”之间的紧密度为 2，“社会”与“生产力”的紧密度为 1。“生产力”所处最后一层，因此它的紧密度为该节点所处层级为 6。

本文从富士通公司人工标注的语料集中抽取了 2500 句作为本文研究工作的实验语料，该语料已完成分词、词性及韵律结构标注，平均每句语料含 33.86 个语法词，10.34 个韵律短语。

本文利用 BerkeleyParser 句法分析器对这一语料进行了句法结构标注，并对标注后的结果进行句法层级差计算，统计分析了不同层级差与韵律短语之间相互关系，如表 1 所示。

表 1 各句法层级差的韵律分布情况

句法层级差	非韵律短语	韵律短语	比值
1	28230	2848	9%
2	23666	3423	12%
3	7070	4659	40%
4	2357	2660	53%
5	1068	2483	70%
6	464	3010	87%
7	165	2005	92%
8	43	836	95%
其他	15	642	97%

从表 1 中可以看出：

(1) 当句法层级差大于 3 时，该边界处的韵律短语边界占总边界 40%，超出了总语料 26% 的比值。

(2) 各层级差的韵律短语所占比值成总体上升趋势，当差值大于 6 时，韵律短语占总边界数达到了 90% 以上。

综上所述可以看出，句法结构层级差与韵律结构密切相关，所处层级差值越大，是韵律短语的可能性越大。

2.3 依存句法结构与韵律结构

依存句法结构是对句子中词与词之间的修饰（依存）关系的反映。依存关系描述的是中心词与语法词之间具体的句法关系，同样以上句子为例，对其进行依存结构与韵律结构分析。

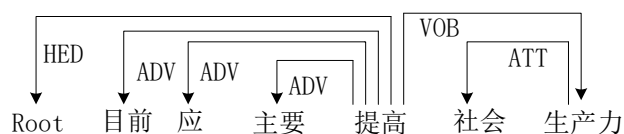


图 4 依存句法结构

在依存结构中，两个含依存关系的语法词之间用弧来连接，词间的距离称之弧长。通过对比上述韵律结构图 1 与依存结构图 4 可以看出：

(1) 在依存关系中，每个语法词只能依存于一个词，比如“应”与“提高”，虽然“提高”被很多词依存，但“应”只依存于“提高”。因此，在两个依存弧之间不可能出现交叉，这一点与韵律结构层级特点相同，在韵律结构中，韵律层级不存在嵌套关系。

(2) 韵律结构与停顿密切相关，说明在依存弧较长的句子中间最有可能出现停顿。所以根据这些特点，提出了将相关依存特征应用于韵律短语边界的识别。

2.4 依存特征与韵律结构统计分析

本文依存特征获取主要是通过 LTP 依存句法分析器对上述语料进行依存句法结构标注，根据所得到的依存分析结果，构建包含内弧跨度、连接点、依存弧类型等反映依存关系特征的文本语料。LTP 分析器的分析结果如下表 2 所示：

表 2 依存结果图

索引	词	连接点	依存类型	内弧跨度
1	目前	4	ADV	3
2	应	4	ADV	2
3	主要	4	ADV	1
4	提高	0	HED	4
5	社会	6	ATT	1

6 生产力 4 VOB 2

分别对不同的依存特征进行统计分析，统计结果如下表 3，表 4，表 5 所示。

表 3 各依存类型的韵律分布情况

依存类型	非韵律短语	韵律短语	总数	比值
VOB	3546	6767	10313	66%
HED	7817	4222	12039	35%
SBV	4287	2650	6937	38%
ATT	22563	2439	25001	10%
POB	1701	1727	3428	50%
COO	2234	1523	3757	41%
RAD	6564	1512	8076	19%
ADV	11354	891	12245	7%
CMP	1326	590	1916	31%
DBL	296	142	438	32%
FOB	174	71	245	29%
LAD	1195	23	1218	2%
IOB	21	6	27	22%
WP	1	3	4	75%

从表 3 可以看出：

(1) 依存弧类型总共包含 14 种，其中 ATT、VOB、HED、ADV 这四种依存弧类型所占的总数较多，LAD、IOB、WP 所占的总数较少。依存弧类型为 VOB 时，该依存弧类型为韵律短语边界占该边界的 67%，依存弧类型为 WP 时，占总边界的 75%。

(2) 当依存弧类型为 ATT 和 ADV 时，该词所处边界是韵律短语边界的可能性较小，分别为 10%、7%。

综上所述可以看出，语法词边界是否为韵律短语边界可以通过该语法词与其依存词之间的依存类型来区分。

表 4 各连接点的韵律分布情况

连接点	非韵律短语	韵律短语	总数	比值
0	7817	5222	13039	40%
1	2606	3355	5961	56%
2	6971	2096	9067	23%
3	7007	1973	8980	22%
4	6571	1748	8319	21%
5	5963	1615	7578	21%
6	4963	1253	6216	20%
7	4238	1311	5549	24%
8	3291	46	4237	22%
9	2780	544	3324	16%
10	2348	477	2825	17%
11	1732	272	2004	13%
12	1524	252	1776	14%
13	1111	224	1338	17%
14	913	218	1131	19%
其他	3243	860	4100	20%

从表 4 可以看出:

(1) 为韵律短语边界的语法词其连接点的位置大多数小于 7, 其中当连接点所处位置为 0、1 时, 该词所处边界是韵律短语边界的可能性较大, 所占比值分别为 40%、56%。

(2) 当连接点大于 8 时, 该词所处边界为韵律短语边界的可能性小于 20%。因此, 连接点的位置是区分韵律短语与非韵律短语的一个重要特征。

表 5 各内弧跨度的韵律分布情况

内弧跨度	非韵律短语	韵律短语	总数	比值
0	12022	4700	16722	28%
1	4424	3573	7997	45%
2	26454	4733	31187	15%
3	9957	2319	12276	19%
4	4351	2037	6388	32%
5	2374	1367	3741	37%
6	1483	894	2377	38%
7	867	657	1524	43%
>7	1846	1586	3432	46%

从表 5 可以看出:

(1) 内弧跨度一般处于 0-7 之间, 其词所处边界为韵律短语边界的内弧跨度一般处于 0-5 之间。

(2) 当内弧跨度大于 3 时, 随着跨度的增加, 韵律短语边界所占的比值也在增大。由此可见, 内弧跨度也同样与韵律结构存在一定关系, 可以将这一特征应用于韵律短语识别中。

3 基于句法依存和 CRFs 的韵律短语识别

3.1 CRFS 模型介绍

条件随机场模型是基于条件概率的一种判别式序列标注模型, 主要通过计算输出序列单元的条件概率值来进行识别判断, 条件随机场模型是在给定一个观察序列的条件下实现对整个隐藏状态序列求解, 从而得出整个序列的联合条件概率, 最后完成全局最优解的查找^[6]。条件随机场模型训练预测时将整个序列作为条件进行归一化处理, 有效的避免了隐马尔夫等模型的独立性假设和状态偏置问题, 而且该模型最大限度的结合了上下文信息, 运用超强的推理能力, 对混杂的特征序列训练建模, 使得训练的模型含有丰富的序列组合信息。

3.2 韵律短语识别

韵律短语识别的过程实际上就是一个序列标注的过程。在 CRFs 模型中, 把所有句子都看作序列, 句子中的每个语法词都是一个时刻, 观察序列就是前后语法词的相关信息, 而语法词的边界信息是隐藏的状态序列, 即标记序列。在韵律短语识别中边界状态标记有两种: Y 与 N (Y: 韵律短语边界, N: 不是韵律短语边界)。CRFs 在识别过程中通过将获取的每个待标序列的特征与权重作为条件概率的输入参数, 计算出这一待标序列的概率, 然后对整个状态序列的分布情况进行归一化处理, 从而得到全局最优解。

3.3 特征选取

在模型训练中, 特征集的选取直接影响着模型性能的高低。本文所选取的特征项为: 词、词性、词长、句法层级差、连接点、依存类型、内弧跨度这 7 种。特征集合表示为:

$$X = \{W, P, L, D, C, T, S\}$$

W : 语法词, P : 词性, L : 词的词长, D : 句法层级差, C : 语法字的连接点, T : 该语法词与连接点的依存类型, S : 内弧跨度。

在模型建立中, 除特征类别外, 必须要考虑的是特征窗口的大小, 窗口包含了上下文的文本信息, 窗口如果过大, 会导致信息冗余, 降低模型的训练速度; 窗口过小, 会导致模型

学习信息不够，模型性能不高。本文通过重复实验最终选定的窗口大小为“4+1”，特征模板由原子模板和组合模板构成，如表 6 所示。

表 6 特征模板

特征类型	特征模板	模板含义
词	W_0	当前词
	$W \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词
词性	P_0	当前词的词性
	$P \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词的词性
词长	L_0	当前词的词长
	$L \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词的词长
句法层级差	D_0	当前词的句法层级差
	$D \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词的层级差
连接点	C_0	当前词的连接点
	$C \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词的连接点
依存类型	T_0	当前词的依存弧类型
	$T \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词的依存弧型
内弧跨度	S_0	当前词的内弧跨度
	$S \pm i(i=1,2)$	当前词前后 i 个词的内弧跨度
词性组合	$W_0W_1W_{-1}$	当前词与前后词的词性组合
句法层级差组合	$D_0D_1D_{-1}$	当前词与前后词的句法层级差组合
连接点组合	$C_0C_1C_{-1}$	当前词与前后词的连接点组合
依存类型组合	$T_0T_1T_{-1}$	当前词与前后词的依存类型组合
内弧跨度组合	$S_0S_1S_{-1}$	当前词与前后词的内弧跨度组合
依存特征组合	$C_0T_0S_0$	当前词三种依存特征组合

3.4 评价指标

韵律短语预测结果的评价标准大体上有主观评价和客观评价两种，主观评价指的是专家对预测出的每个结果进行打分；客观评价是现在最常用的一种评价方式，主要是通过预测结果与原标注结果对比，利用精确率(Precision)、召回率(Recall)以及 F-Score 这三种标准进行判定。客观标准的计算方法如下：

$$\text{精确率(Precision)} = \frac{\text{正确识别韵律短语的个数}}{\text{识别出韵律短语的总个数}} \times 100\%$$

$$\text{召回率(Recall)} = \frac{\text{正确识别韵律短语的个数}}{\text{标注韵律短语总个数}} \times 100\%$$

$$\text{F-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

4 实验设置及结果分析

4.1 实验语料

本文将 2.2 章抽取 2500 条实验语料平均分为五组，每组包含 500 条句子，采用 5 折交叉验证的方式进行实验，其中训练集语料为 2000 句，测试集语料为 500 句。

4.2 实验分析

本文选取词、词性、词长、句法层级差、连接点、依存弧类型、内弧跨度 7 种特征项构建特征模板，利用条件随机场模型进行韵律标注，得到实验结果如表 7 所示。

从表 7 可以看出，基于句法依存和 CRFs 模型进行韵律识别，平均精确率为 87.14%、召回率为 81.27%、F-Score 为 84.09%。

表 7 句法依存+CRFs 模型实验结果

	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	平均值
精确率	86.30%	88.39%	88.37%	87.59%	85.04%	87.14%
召回率	84.12%	80.94%	81.24%	79.99%	80.07%	81.27%
F 值	85.20%	84.50%	84.66%	83.62%	82.48%	84.09%

为了更好的验证句法依存特征对韵律识别有一定作用,本文构建了除句法依存相关特征外的特征构建特征模板,并利用条件随机场模型进行韵律短语识别,最后将实验结果与上述实验结果进行 F 值的比对,比对结果如图 5 所示。

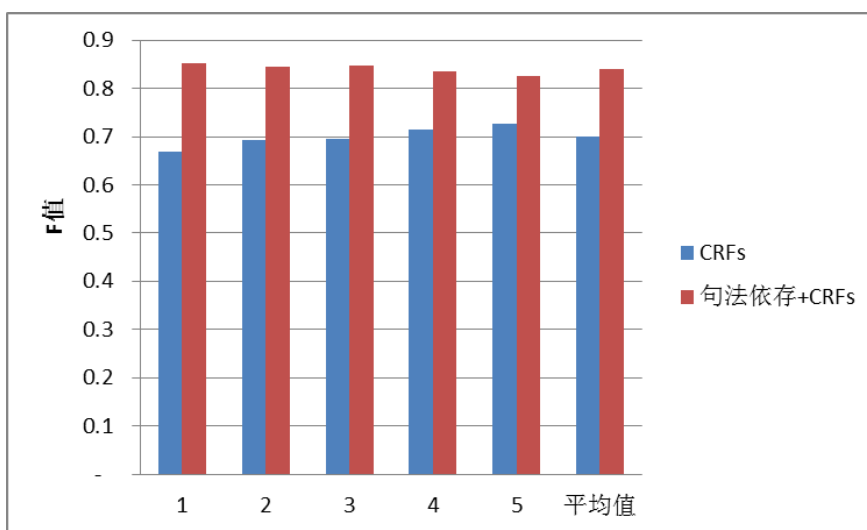


图 5 F 值结果比较

从图 5 可以看出,加入韵律短语识别效果上有了明显的提高,其 F 值提高了 14%。

不同的统计模型对韵律短语识别有不同的影响,本文除了构建 CRFs 模型外,同样构建了最大熵模型以及 BP-Adaboost 模型,都对其进行有无句法依存特征的对比,对比结果如表 8 所示。

表 8 浅层文本特征与深层文本特征比较

模型	基于浅层文本特征			基于浅层文本特征+句法依存特征		
	CRFs	MaxEnt	BP-adaboost	CRFs	MaxEnt	BP-adaboost
精确度	73.84%	85.43%	92.66%	87.14%	89.37%	92.82%
召回率	66.58%	68.99%	62.70%	81.27%	79.25%	73.40%
F 值	69.99%	76.31%	74.71%	84.09%	83.97%	81.94%

从下表 8 中可以看出:

(1) 与基于浅层文本特征预测结果相比,加入句法依存这些深层文本特征后,三种模型在精确度、召回率、F-Score 都有所提高,其中 CRFs 提高幅度最大,精确度提高了 13.3%,召回率提高了 14.7%,F 值提高了 14.1%。

(2) 在基于浅层文本特征预测结果中,MatEnt 模型的预测结果与其他两种模型相比相对较好。

(3) 基于浅层文本特征+句法依存特征的预测结果中,BP-adaboost 模型的精度最高,其次是 MaxEnt 模型,然后才是 CRFs 模型。而在召回率以及 F 值上,CRFs 模型实验结果要高于其他两种模型,BP-adaboost 模型最低。

(4) 综合对比三种模型可以得出,在基于句法依存特征进行韵律短语识别时,CRFs 模型实验效果最佳。

另外,本文对选取相同特征利用不同的方法进行韵律短语识别法的方法进行对比,其

结果与本文方法相比较情况如表 9 所示。

表 9 与其他方法比较

	精确率	召回率	F 值
句法+TBL	75.2%	77.1%	76.1%
依存+TBL	48.2%	26.5%	34.2%
Our Approach	87.14%	81.27%	84.09%

从表 9 可以看出, 将 CRFs 模型与句法依存特征相结合进行韵律短语识别, 较其他方法不管是精确度、召回率还是 F 值都有一定优势。

5 结论

本文首先对语料进行句法分析以及依存句法分析。然后根据句法结构与韵律结构的相互关系、依存句法结构与韵律结构的相互关系, 确定以词、词性、词长、句法层级差、连接点、依存弧类型、内弧跨度这 7 种特征作为韵律短语识别的特征集。然后利用条件随机场、最大熵、BP-adaboost 构建其各自的特征模板建立韵律短语预测系统进行训练与测试。最后, 将其结果与浅层文本特征的预测结果进行比对。实验结果显示, 句法依存特征的加入使得预测结果在精确度、召回率、F 值上都有一定的提高。这就证明, 基于句法依存的这些深层文本特征对韵律短语的识别有一定作用。

参考文献

- [1] 曹剑芬. 基于语法信息的汉语韵律结构预测[J]. 中文信息学报, 2004, 17(3):41-46.
- [2] 应宏, 蔡莲红. 基于结构助词驱动的韵律短语界定的研究[J]. 中文信息学报, 1999, 13(6), 41-46.
- [3] 吴晓如, 王仁华, 刘庆峰. 基于韵律特征和语法信息的韵律边界检测模型[J]. 中文信息学报, 2003, 17(5), 48-54.
- [4] 包森成. 基于统计模型的韵律结构预测研究[D]. 北京邮电大学, 2009.
- [5] 王琦. 基于深度神经网络的韵律结构预测研究[D]. 北京交通大学, 2016.
- [6] J. Lafferty, A. McCallum and F. Pereira. 2001. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In Proceedings of ICML 2001.
- [7] 朱玲. 基于句法特征的汉语韵律边界预测的研究[D]. 西北师范大学, 2013.
- [8] Robinson J. Dependency Structures and Transformational Rules[J]. Language 46:259-285. 1970.
- [9] 邵艳秋, 穗志方, 韩纪庆, 吴云芳. 基于依存句法分析的汉语韵律层级自动预测技术研究[J]. 中文信息学报, 2008, 22(2):117-123.
- [10] 冯志茹. 基于语块的汉语韵律短语边界识别研究[D]. 山西大学, 2014.
- [11] 吕雁飞, 侯子骄, 张凯. 多分类 BP-AdaBoost 算法研究与应用[J]. 高技术通讯, 2015, 25(05):437-444.
- [12] 钱揖丽, 冯志茹. 利用 AdaBoost-SVM 集成算法和语块信息的韵律短语识别[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(12):2324-2330.
- [13] Yuan DONG, Tao ZHOU, Cheng-Yu DONG, Hai-La WANG. A Two-stage Prosodic Structure Generation Strategy for Mandarin Text-to-speech Systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(11):43-47.
- [14] Chie Nakamura, Manabu Arai, Reiko Mazuka. Immediate use of prosody and context in predicting a syntactic structure[J]. Cognition, 2012, 125(2).
- [15] Marisa Casillas, Michael C. Frank. The development of children's ability to track and predict turn structure in conversation[J]. Journal of Memory and Language, 2017, 92.
- [16] Chao-yu Su, Chiu-yu Tseng, Jyh-Shing Roger Jang, Tanya Visceglia. A hierarchical linguistic information-based model of English prosody: L2 data analysis and implications for computer-assisted language learning[J]. Computer Speech & Language, 2018, 51(51).

联系方式: 张二萌 山西省太原市小店区坞城路 92 号山西大学 邮编: 030006 电话: 18234044882 邮箱: 604875098@qq.com

钱揖丽 山西省太原市小店区坞城路 92 号山西大学 邮编: 030006 电话: 13513606960 邮箱: qyl@sxu.cn