

统计机器翻译中短语切分的新方法

何中军¹, 刘群¹, 林守勋¹

(1. 中国科学院计算技术研究所, 北京 100080)

摘要: 基于短语的统计机器翻译是目前主流的一种统计机器翻译方法, 但是目前基于短语的翻译系统都没有对短语切分作专门处理, 认为一个句子的所有短语切分都是等概率的。本文提出了一种短语切分方法, 将句子的短语切分概率化: 首先, 识别出汉语语料库中所有出现次数大于 2 次的词语串, 将其作为汉语短语; 其次, 用最短路径方法进行短语切分, 并利用 Viterbi 算法迭代统计短语的出现频率。在 2005 年 863 汉英机器翻译评测测试集上的实验结果 (bleu4) 是: 0.1764 (篇章), 0.2231 (对话)。实验表明, 对于长句子 (如篇章), 短语切分模型的加入有助于提高翻译质量, 比原来约提高了 0.5 个百分点。

关键词: 统计机器翻译; 翻译模型; 短语切分

A New Approach to Phrase Segmentation for Statistical Machine Translation

Zhongjun He¹, Qun Liu¹, Shouxun Lin¹

(1. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing, China 100080)

Abstract: Currently, Phrase-based Statistical Machine Translation is the state-of-the-art method in SMT community. However, none of the phrase-based systems has the special module to deal with the phrase segmentation, they consider all segmentations of a sentence with a uniform distribution. In this paper, we proposed a phrase segmentation method: Firstly, find the words strings occur more than twice in Chinese corpus, which are considered as Chinese phrases; Secondly, use the Shortest-Path method to do phrase segmentation, and employ Viterbi algorithm to train iteratively to gain the phrase probability. We do experiments on 2005 HTRDP (863) MT evaluation test set. Using the phrase segmentation model, the results (Bleu4) are: 0.1764 (writing) and 0.2231(dialog). Experiments show that the phrase segmentation model can help to improve translation quality on long sentences. We get about 0.5 percentage point increase on writing.

Keywords: Statistical Machine Translation; Translation Model; Phrase Segmentation

1 引言

自从上世纪 90 年代初, Peter Brown 等人^[1]提出了基于信源信道思想的统计机器翻译模型以来, 短短十几年, 基于统计方法的机器翻译有了长足的进步。目前, 基于短语的统计机器翻译 (Phrase-based SMT) 成为主流的统计机器翻译方法。一般的, 基于短语的方法^{[2][3]}将任意连续的字符串都看作短语, 从词对齐的双语语料库中自动学习双语短语, 以短语为单位进行翻译; Och 提出了对齐模板方法^[4], 将单词映射到词类中, 实现了句子级和短

基金资助: 国家 863 计划资助项目 (2005AA114140), 国家自然科学基金资助项目 (60573188)

作者简介: 何中军 (1982-), 男, 山东莒县, 博士研究生, zjhe@ict.ac.cn

语级两级对齐; Chiang 提出了层次短语模型^[5], 形式上是一个同步的上下文无关文法 (synchronous context-free grammar), 允许短语内部包含子短语 (sub-phrase), 此外, 还有许多学者都致力于基于短语方法的研究。

将一个汉语句子 $f_1^J = f_1 f_2 \dots f_J$ 翻译为英语句子 $e_1^I = e_1 e_2 \dots e_I$, 需要以下 3 个步骤:

1.1 将汉语句子 $f_1^J = f_1 f_2 \dots f_J$ 进行短语切分 $f_1^J = f_1^k \dots f_k^k$;

1.2 对短语进行调序;

1.3 根据翻译模型, 为每一个汉语短语选择合适的英语译文;

目前, 基于短语的统计机器翻译系统认为一个句子的所有短语切分都是等概率分布的 (Uniform distribution), 显然这是不合理的, “中国建筑业 对外开放” 显然要比 “中国 建筑业对 外开放” 具有更高的可能性。然而, 汉语短语切分是有一定难度的, 一方面, 短语不像词语那样容易界定, 很难说 “中国建筑业” 是一个短语, 还是 “中国建筑业对外开放” 是一个短语; 另一方面, 基于短语的方法一般都认为任意连续的字符串都可以看作短语, 例如 “建筑业对外”, 这也造成了短语切分的难度。

本文提出了一种短语切分方法, 将汉语短语切分概率化。针对机器翻译的特点, 首先从汉语单语语料库中识别出重复词语串作为汉语短语; 其次利用最短路径方法对汉语语料库进行短语切分, 并利用 Viterbi 算法^[6]多次迭代, 统计汉语短语 1-gram 语言模型。翻译时, 先对汉语进行短语切分, 再进行解码。

本文其他部分安排如下: 第 2 小节介绍短语切分方法; 第 3 小节介绍翻译模型与解码; 第 4 小节介绍实验; 第 5 小节是总结。

2 短语切分

基于短语的统计机器翻译以短语为翻译的最小单位, 由每个短语的翻译组成整个句子的翻译。与英语不同, 汉语的最小单位是字, 由字组成词, 由词组成短语, 我们这里说的短语切分, 是指在汉语词语切分的基础上, 将句子切分成短语。显然, 它与汉语的切词是类似的: 词语切分以字为单位, 短语切分以词为单位。因此, 可以借鉴汉语词语切分的研究方法和成果来进行短语切分。我们采用 N-最短路径方法^[7]进行短语切分: 对于一个已经分词的句子, 根据短语库, 找到这个句子中所有可能的短语, 构造有向无环图, 求得 N 条最优路径。

例如, 对于句子 “中国 经济 发展 十分 迅速”, 构造有向无环图, 如图 1:

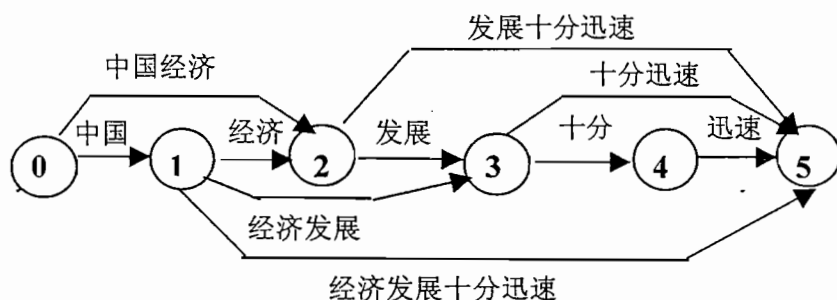


图 1: 短语切分有向无环图

Fig.1 directed acyline graph of phrase segmentation

这里, 有两个问题需要解决:

- a) 如何得到短语库, 也即, 如何确定哪些词构成一个短语?
- b) 有向无环图的路径长度如何确定?

一旦这两个问题得到解决, 那么就可以对句子进行短语切分:

假设给定一个已经分好词的汉语句子 c_1^J , 将它划分为 K 个短语,

$$c_1^J = c_1^K, \quad c_k^K = c_{j_{k-1}+1} c_{j_k} \quad (1)$$

那么，短语切分概率计算如下：

$$P_{seg} = \sum_{k=1}^K \log(p(\mathcal{O}_k)) \quad (2)$$

其中， $p(\mathcal{O}_k)$ 表示短语 \mathcal{O}_k 的概率，也即有向无环图的路径长度。下面，我们将分别讨论这两个问题的解决方法。

2.1 短语查找

相对于词语而言，短语是一个难以界定的单位，很难像汉语切词那样人工做一个短语库。由于基于短语的统计机器翻译将任意连续的字符串看作短语，我们可以利用这一特点，从汉语单语语料库中自动抽取短语库，这一过程，称为短语查找。在我们的实验中，将出现2次以上的词语串看作短语，并将短语的长度限制为7个词。

另外，为了防止出现句子无法切分的情况，将每个汉语词也看作一个短语。

2.2 短语概率的计算

短语概率也即有向无环图的长度，根据概率论知识，可以利用如下公式计算

$$p(\mathcal{O}) = \frac{N(\mathcal{O})}{\sum_{\mathcal{O}'} N(\mathcal{O}')} \quad (3)$$

其中， $N(\mathcal{O})$ 表示汉语短语 \mathcal{O} 在语料库中的出现次数。

但是，这样得到的概率是不准确的，我们采用 Viterbi 算法进行多次迭代，来估计短语的一元语言模型概率。多次迭代的 Viterbi 算法是一种无监督学习方法，用来估计未知概率分布的事件的模型参数。开始时，随机指定模型参数，计算每一个训练样本的最大概率值，重新统计并更新模型参数。这样，多次迭代之后，概率分布逐渐逼近真实值。

利用 Viterbi 算法进行迭代训练的算法如下：

表 3: 短语切分模型训练算法

Tab.1 Phrase segmentation model training algorithm

<ol style="list-style-type: none">1. Find all phrases from training corpus and compute phrase probability with formula (1)2. for iter =1 to MAX_ITERATION3. for each sentence in training corpus4. using the shortest length algorithm to find the phrase segmentation with the highest probability5. for each phrase p in the best segmentation6. count(p)++;7. compute the new phrase probability

其中 MAX_ITERATION 表示最大迭代次数，一般迭代 3~5 次可以收敛。

3 翻译模型与解码

翻译模型和解码算法是统计机器翻译的核心部分，翻译模型反映了对机器翻译过程的认识，解码器搜索出最终的译文。

3.1 翻译模型

我们的翻译模型采用 Log-linear 直接翻译模型^[8],

$$\Pr(e_1^I | f_1^J) = p_{\lambda, M}(e_1^I | f_1^J) = \frac{\exp[\sum_{m=1}^M \lambda_m h_m(e_1^I, f_1^J)]}{\sum_{e_1^I} \exp[\sum_{m=1}^M \lambda_m h_m(e_1^I, f_1^J)]} \quad (4)$$

在所有可能的候选翻译中, 选择概率最大的翻译作为最终翻译,

$$\hat{e}_1^I = \arg \max_{e_1^I} \{\Pr(e_1^I | f_1^J)\} \quad (5)$$

特征函数选取 7 个: 短语翻译概率 $p(\theta | f)$ 和 $p(f | \theta)$, 短语词汇化翻译概率 $lex(\theta | f)$ ^[2] 和 $lex(f | \theta)$ ^[2], 英语语言模型 $lm(e_1^I)$, 英语句子长度 I , 短语切分概率 P_{seg} 。

3.2 解码

对一个汉语句子, 首先进行短语切分, 然后利用柱式搜索 (Beam Search) 进行单调解码。为了节省内存, 加快搜索速度, 对于每一个汉语短语, 解码器从短语表中读进 n 个最好的英语短语翻译, 同时搜索过程中每个栈的大小限制为 m (在我们的试验中 $n=10, m=100$)。Log-linear 模型的参数训练采用最小错误率训练算法^{[9][10]}。

4 实验

我们在 2005 年 863 汉英机器翻译评测的测试集上进行了实验。训练集采用 2005 年 863 评测提供的训练集。利用 SRI 语言模型工具^[11]在训练集上训练了 3-gram 英语语言模型, 利用本文介绍的方法训练短语切分模型。采用 2004 年 863 汉英机器翻译评测的测试集作为开发集。对于翻译模型的训练, 首先利用 GIZA++^[12]从汉英、英汉两个方向进行训练获得词语对齐, 并采用 grow-diag-final^[2]方法优化对齐, 然后进行短语抽取^{[3][13]}得到短语翻译概率表。

我们使用另外一种方法进行短语切分作为基线系统 (baseline): 利用从语料库中抽取的双语短语中的汉语短语作为短语库, 将 $p(\theta | f)$ 作为短语切分的路径长度。在搜索过程中, 为了在效率和翻译质量上取得平衡, 对于每个句子, 取 20 个最好的短语切分。实验结果如表 2 (使用 863 提供的评测工具, 采用 Bleu4 作为评测指标)

表 4: 实验结果

Tab.2 Experiments Results

	05 年对话	05 年篇章
Baseline	0.2303	0.1716
Phrase Segment Model	0.2231	0.1764
Best SMT System*	0.1814	0.1188

注: *Best SMT System 代表当年最好的统计机器翻译系统结果

从表 2 可以看出, 短语切分的加入有助于提高篇章翻译的质量, 对于对话反而起到了副作用。以下原因导致了这一现象的发生:

1. 我们的短语切分模型是单独用汉语语料训练的, 以重复词语串作为汉语短语, 这样就会比较倾向于长度较短的短语。而双语短语库则是根据对齐语料库抽取的, 长短语和短短语都能抽取到。对于对话语料来说, 其句子一般较短, 加入短语切分模型, 会将句子切的更碎, 使得系统性能下降。例如, 对于句子“价钱是多少”, 短语切分模型会将其切为“价钱 是 多少”, 这样就是基于词的翻译“Price is what”, 而在双语短语库中可能会直接有匹配的短语“价钱是多少 How much is it”, 由于短语切分和短语抽取的策略不同, 导致了这一现象。

象的发生, 对于对话的影响尤其大。而且对话中存在大量的问句(2005年对话测试语料中问句约占36%), 而解码器的单调解码无法解决这一问题。

2. 在训练语料中, 对话语料大约占 1/4, 对于训练汉语的短语切分模型来说, 数量比较少, 也影响了短语切分模型的作用。
3. 对于篇章来说, 句子一般较长, 大多数是新闻语料, 其词序没有对话那样变化强烈, 利用短语切分模型可以将常见的短语切分出来, 有利于翻译质量的提高。

4. 总结

目前各种基于短语的统计机器翻译系统都认为句子的短语切分是等概率分布的, 本文提出了一种自动短语切分方法, 从汉语单语语料库中发现短语串, 利用 Viterbi 算法估算短语概率, 从而可以利用 N-最短路径方法进行短语切分, 并将其概率化。实验表明, 短语切分模型加入到统计机器翻译系统中, 有助于提高长句子翻译质量。

短语切分不像汉语词语切分那样, 它没有统一的标准, 更没有已切分好的训练语料库, 这给切分工作带来了很大的困难。从语料库中发现重复串作为短语库可以解决这一问题。然而, 用于机器翻译时, 也带来了问题: 一般统计机器翻译中的短语库都是从词对齐的双语语料库中自动抽取的, 这与短语切分使用的短语库是不一致的, 因此, 短语切分的结果不一定都能找到对应的翻译, 这样就要回退到基于词的翻译。这种不一致会影响到翻译质量, 例如第 4 小节在对话语料上的实验, 这是我们下一步要解决的问题。

参考文献:

- [1] Peter. F. Brown, Stephen A. Della Pietra, Vincent J. Della Pietra, et al. The Mathematics of Statistical Machine Translation: Parameter Estimation, *Computational Linguistics*, 1993,19(2):263-311
- [2] Philipp Koehn, Franz J. Och, and Daniel Marcu. Statistical phrase-based translation. In *Proceedings of HLT-NAACL 2003*, 127-133.
- [3] R. Zens, F.J. Och, H. Ney. Phrase-Based Statistical Machine Translation. In: M. Jarke, J. Koehler, G. Lakemeyer (Eds.) : *KI - 2002: Advances in artificial intelligence. 25. Annual German Conference on AI, KI 2002*, Springer Verlag, September 2002, Vol. LNAI 2479:18-32
- [4] F. J. Och, C. Tillmann, and H. Ney. Improved alignment models for statistical machine translation. In *Proc. of the Joint SIGDAT Conf. On Empirical Methods in Natural Language Processing and Very Large Corpora*, university of Maryland, College Park, MD, June 1999, pages 20-28
- [5] David Chiang. A hierarchical phrase-based model for statistical machine translation. In *Proceedings of ACL 2005*, pages 263-270
- [6] G. David Forney, Jr. The Viterbi algorithm, *Proc. of the IEEE*, March, 1973, Vol. 61, No. 3, pp. 268-278.
- [7] 张华平, 刘群 基于 N-最短路径方法的中文词语粗分模型, *中文信息学报*, 2002 年 16 卷 5 期: 77-84.
- [8] Franz Josef Och and Hermann Ney. Discriminative training and maximum entropy models for statistical machine translation. In *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the ACL*, 2002, pages 295-302.
- [9] Franz Josef Och. Minimum Error Rate Training for Statistical Machine Translation. In "*ACL 2003: Proc. of the 41st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*", Japan, Sapporo, July 2003.
- [10] Ashish Venugopal, Stephan Vogel, Considerations in Maximum Mutual Information and Minimum Classification Error training for Statistical Machine Translation, In the *Proceedings of the Tenth Conference of the European Association for Machine Translation (EAMT-05)*, Budapest, Hungary May 30-31, 2005
- [11] Stanley F. Chen and Joshua Goodman. An empirical study of smoothing techniques for language modeling. *Technical Report TR-10-98*, Harvard University Center for Research in Computing Technology, 1998
- [12] Franz Josef Och and Hermann Ney. Improved statistical alignment models. In *Proceedings of the 38th Annual Meeting of the ACL*, 2000, pp. 440-447.
- [13] Och, Franz Josef. *Statistical Machine Translation: From Single-Word Models to Alignment Templates*. Ph.D. thesis, Computer Science Department, RWTH Aachen, Germany, October, 2002