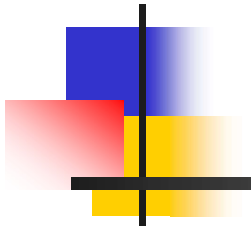
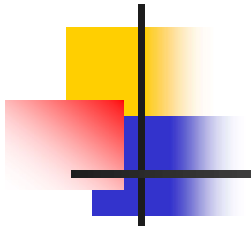


第九讲　机器翻译

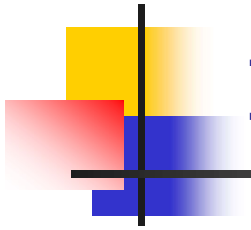
詹卫东

http://ccl.pku.edu.cn/doubtfire/



提纲

- 1 机器翻译概述
  - 分类、基本方法、实现策略
- 2 机器翻译技术
  - 2.1 基于规则的机器翻译
  - 2.2 基于实例的机器翻译
  - 2.3 基于统计的机器翻译
- 3 机器翻译评测



1 机器翻译概述

- Machine Translation （MT） 机器翻译

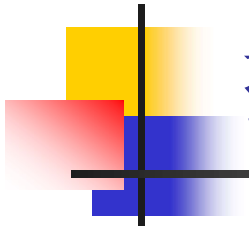
用计算机实现从一种自然语言文本（源语言/source language）到另一种自然语言文本（目标语言/target language）的翻译

按需求分类

- 传播信息（dissemination） → 出版/信息发布
- 浏览信息（assimliation） → 网页翻译
- 交流信息（interchange） → 实时/多语聊天室
- 查询信息（information access） → 跨语言信息检索

Note: 对于不同的需求，机器翻译系统的设计应该有针对性，
同时对系统的要求也会有所不同

Hutchins, John, 1999, *The Development and use of Machine Translation system and computer-based translation tools*, In Proceeding of International Conference on MT & Computer Language Information Processing, 1999.6.26-28. Beijing



按人-机关系分类

- Fully Automatic Machine Translation (FAMT) 全自动机译
- Human Assisted Machine Translation (HAMT) 人助机译
- Computer Aided Translation (CAT) 机助人译

按实现策略分类

- 针对受限语言的机器翻译
- 面向受限领域的机器翻译
- 通用机器翻译系统

Xerox , Boeing 等大公司都使用受限英语（或simplified English）来撰写技术文档，以及进行技术手册的机器翻译

俞士汶，1995，《关于受限的规则汉语的设想》，载王均主编《语言现代化论丛》，山东教育出版社，1995年，pp193-205

张伟，1998，《受限汉语辅助写作系统的构想》，载《计算机世界报》1998年4月13日，第13期D版技术专题

按技术方法分类

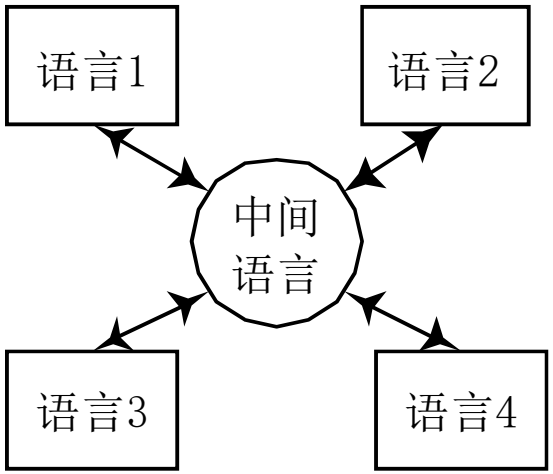
理性主义/基于规则的MT方法（RBMT）

- 直接翻译法
- 转换法
- 中间语言法

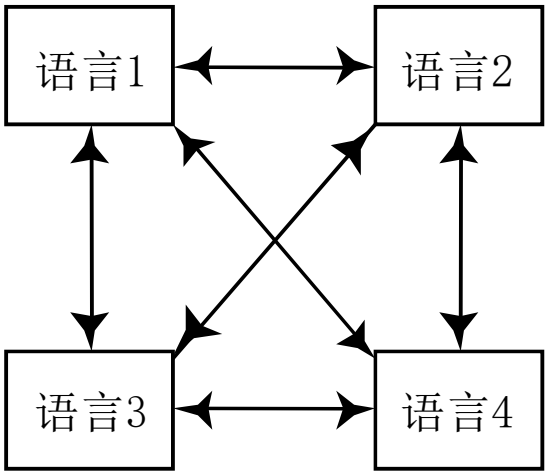
经验主义/基于语料库、基于统计的MT方法

- EBMT
- Translation Memory
- Pattern-based MT
- Statistical approach to MT

中间语言法（ Interlingua ）



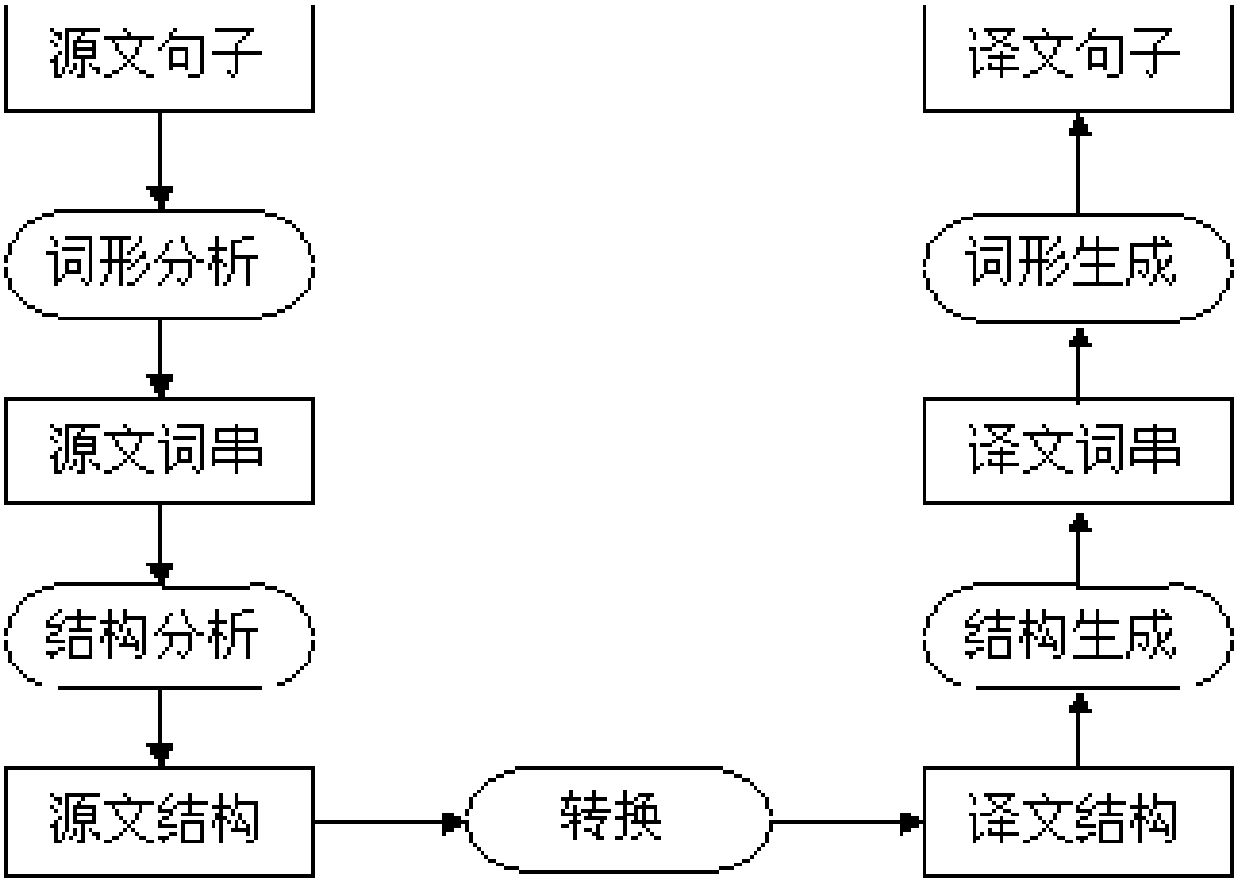
(1)



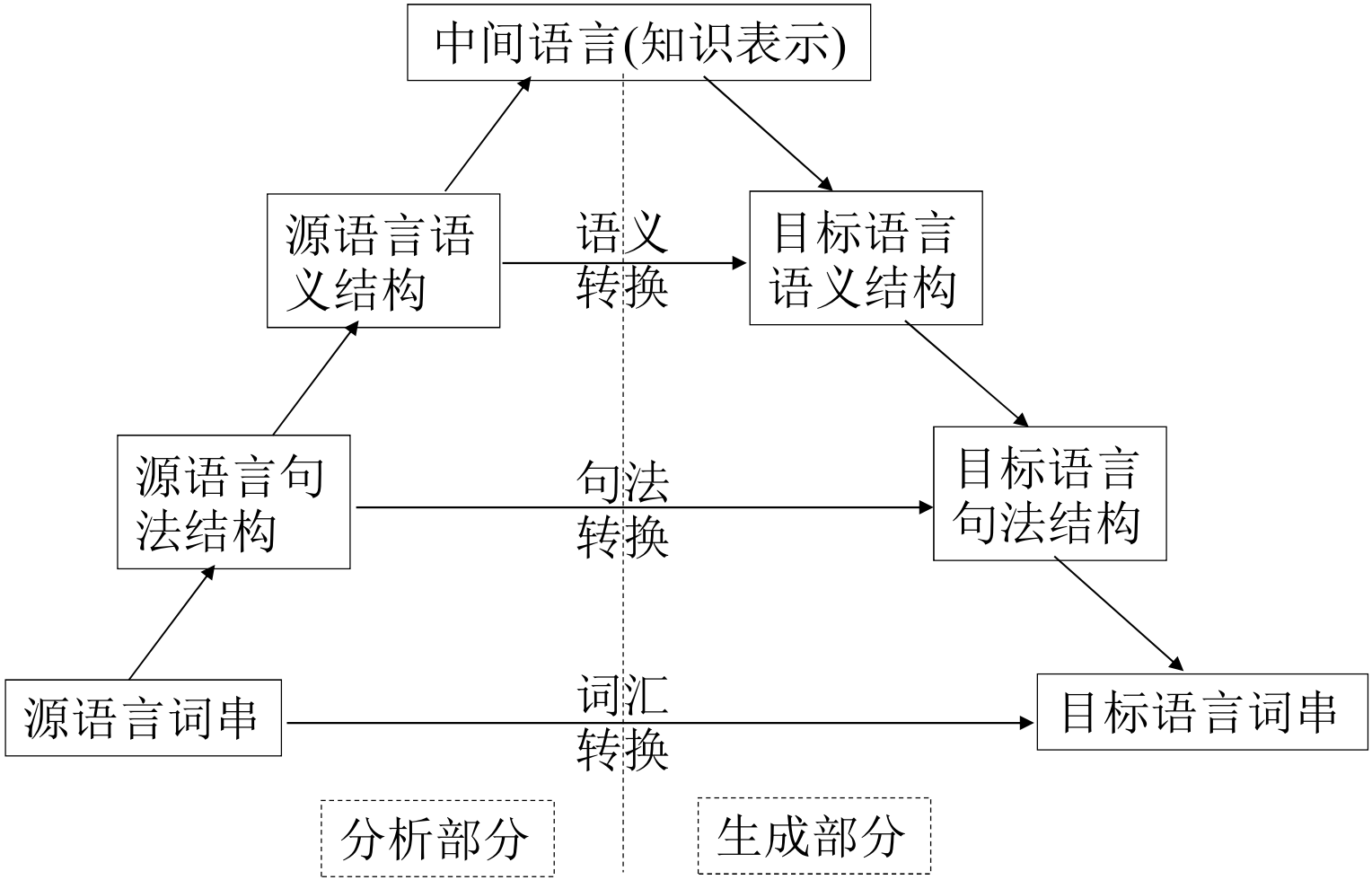
(2)

中间语言的例子：世界语，人工定义的语言等

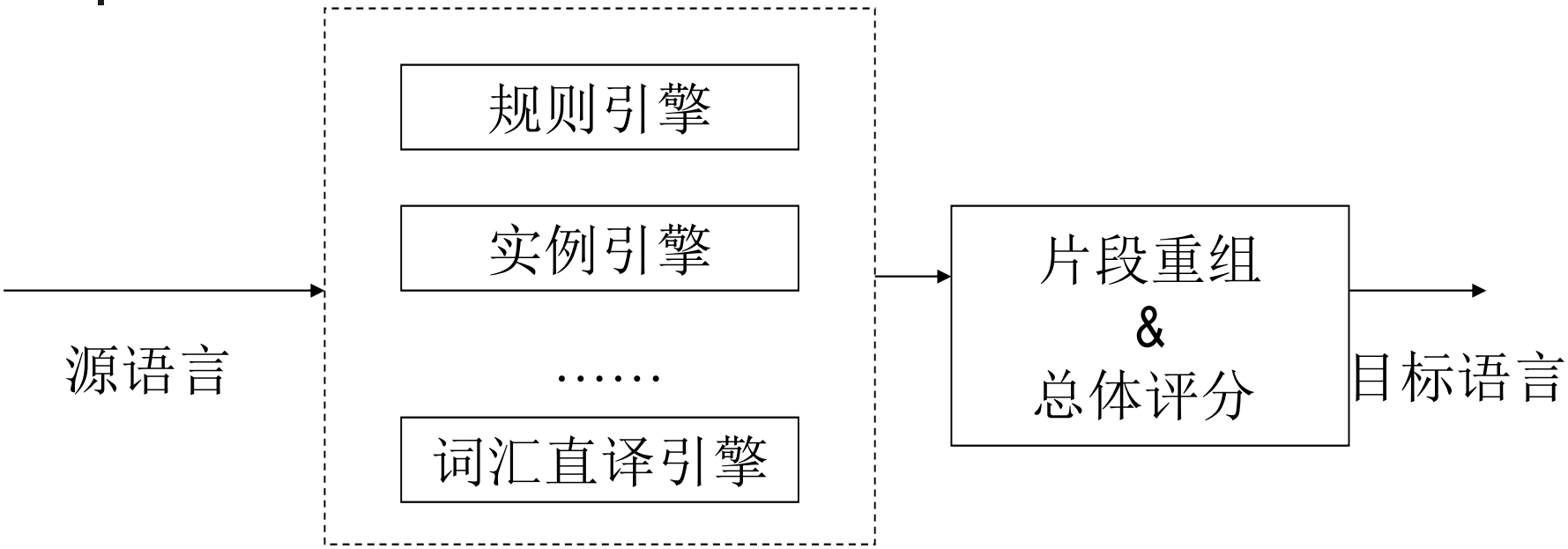
转换法（Transfer）



RBMT的一般图示


中间语言(知识表示)
源语言语义结构
语义转换
目标语言语义结构
源语言句法结构
句法转换
目标语言句法结构
源语言词串
词汇转换
目标语言词串
分析部分
生成部分

综合型机器翻译系统（multi-engine MT）

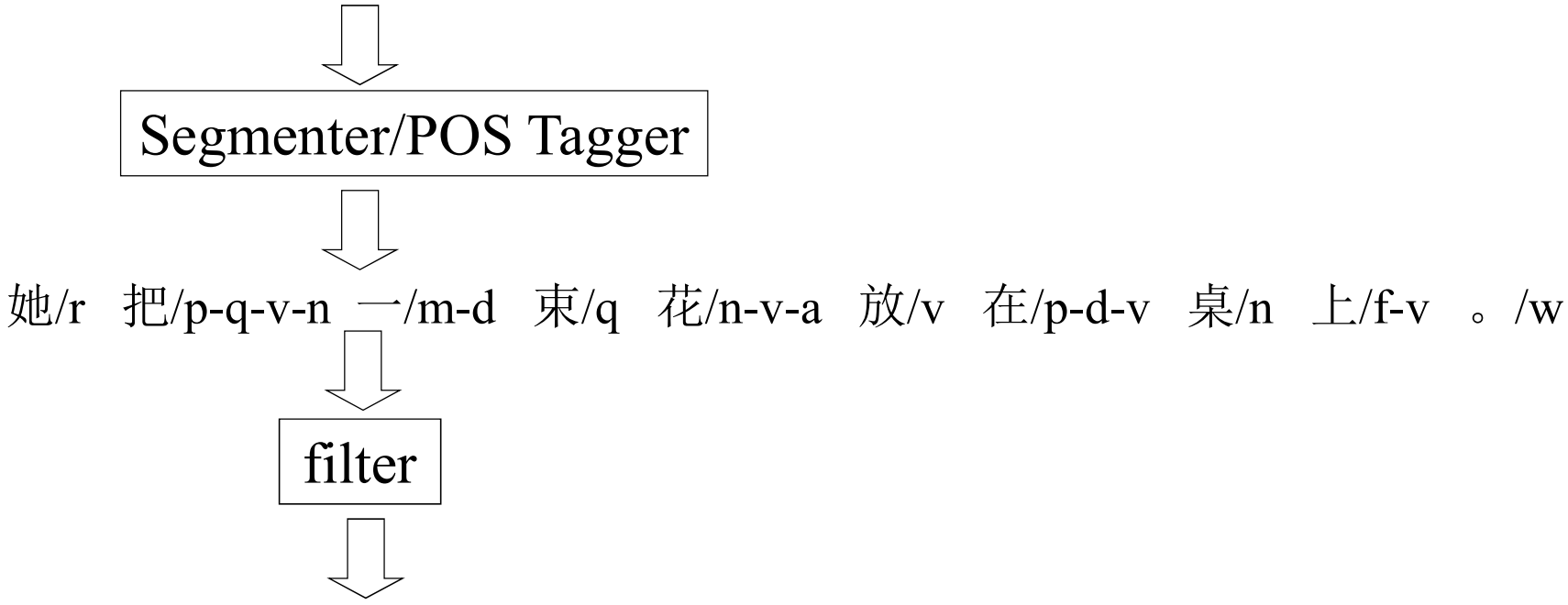


Christopher Hogan, Robert E. Frederking, 1998, *An Evaluation of Multi-engine MT Architecture*, In "Machine Translation and the Information Soup, pages 113-123, Third Conference of the Association for Machine Translation in Americas (AMTA'98), Langhorne, PA. USA, October"

http://www-2.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/user/chogan/Web/Publications.html

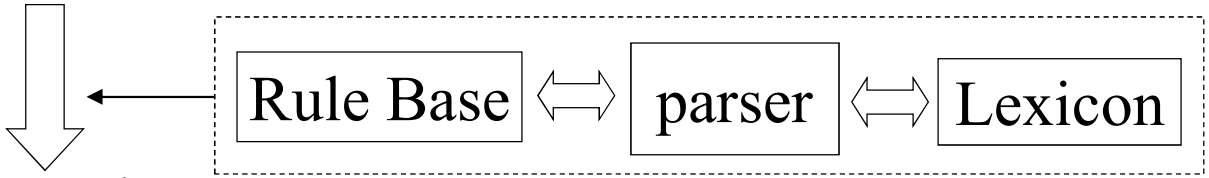
2.1 基于规则的MT

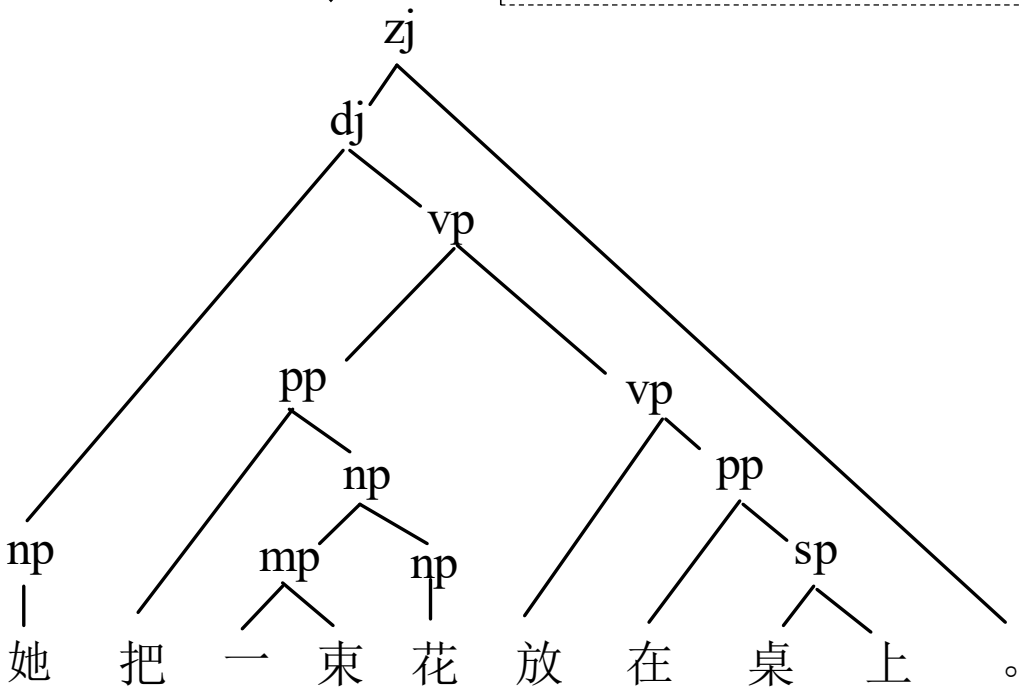
她把一束花放在桌上。⇨ She put a bunch of flowers on the table.



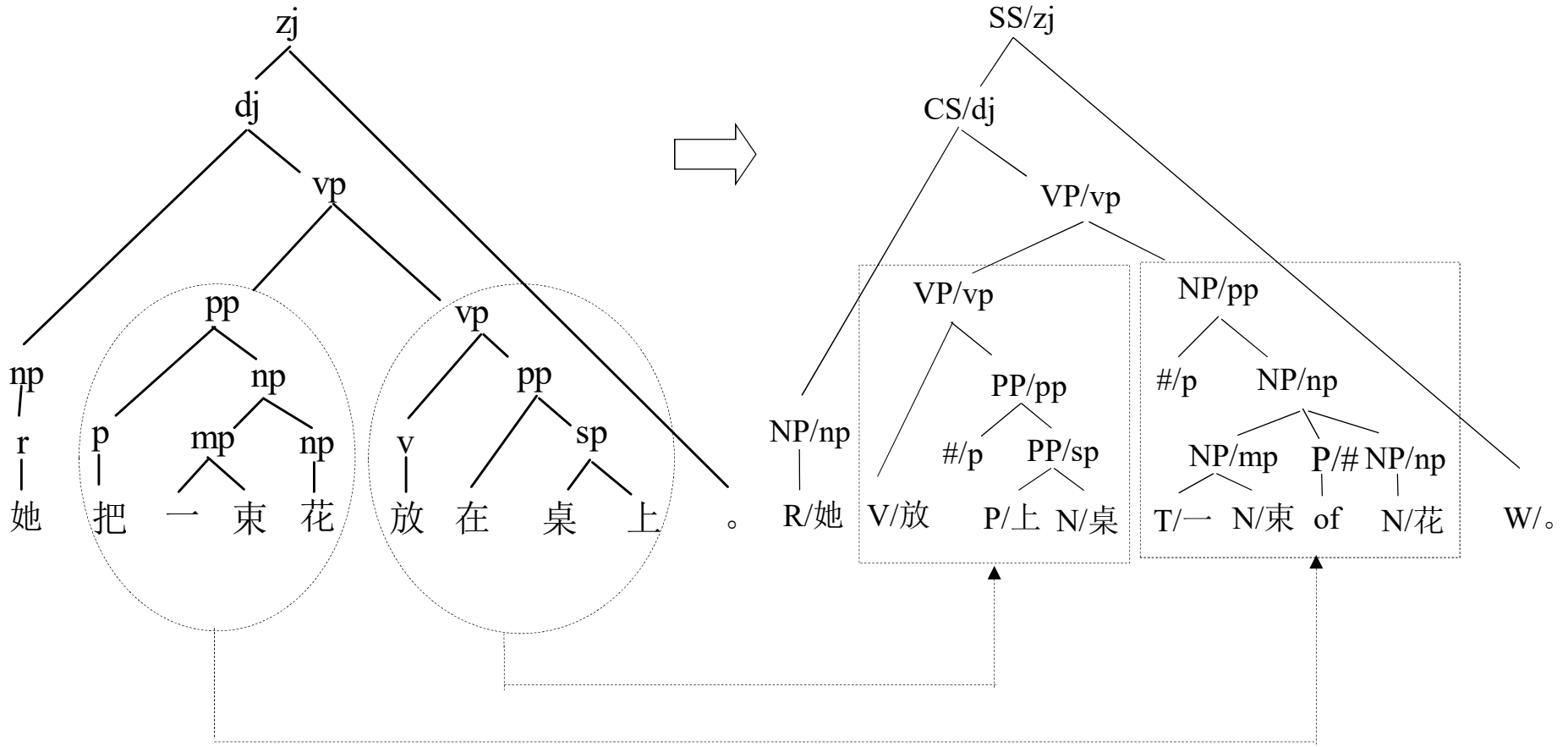
对源语言进行句法分析

她/r 把/p 一/m-d 束/q 花/n 放/v 在/p-v 桌/n 上/f-v 。/w

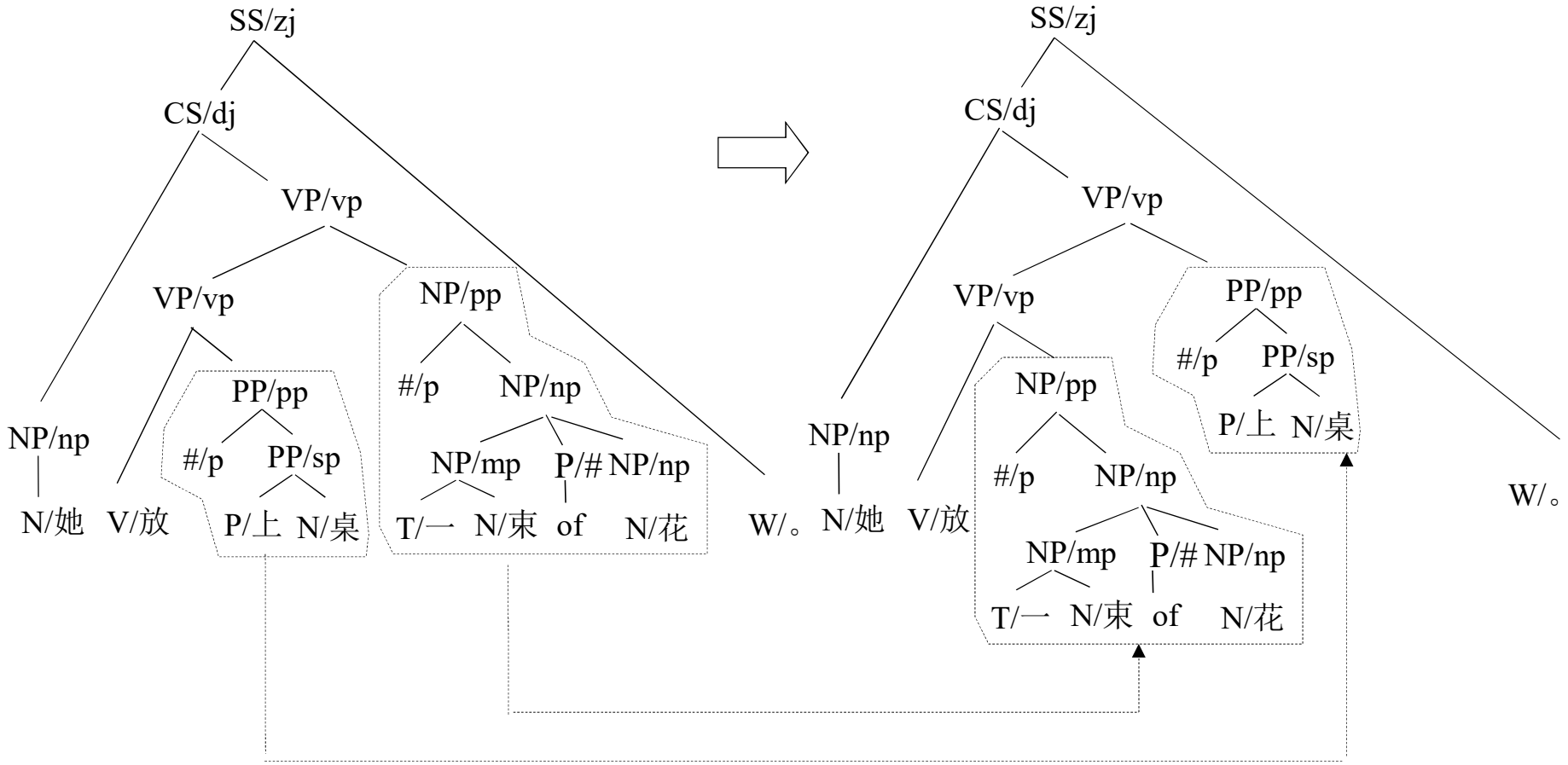




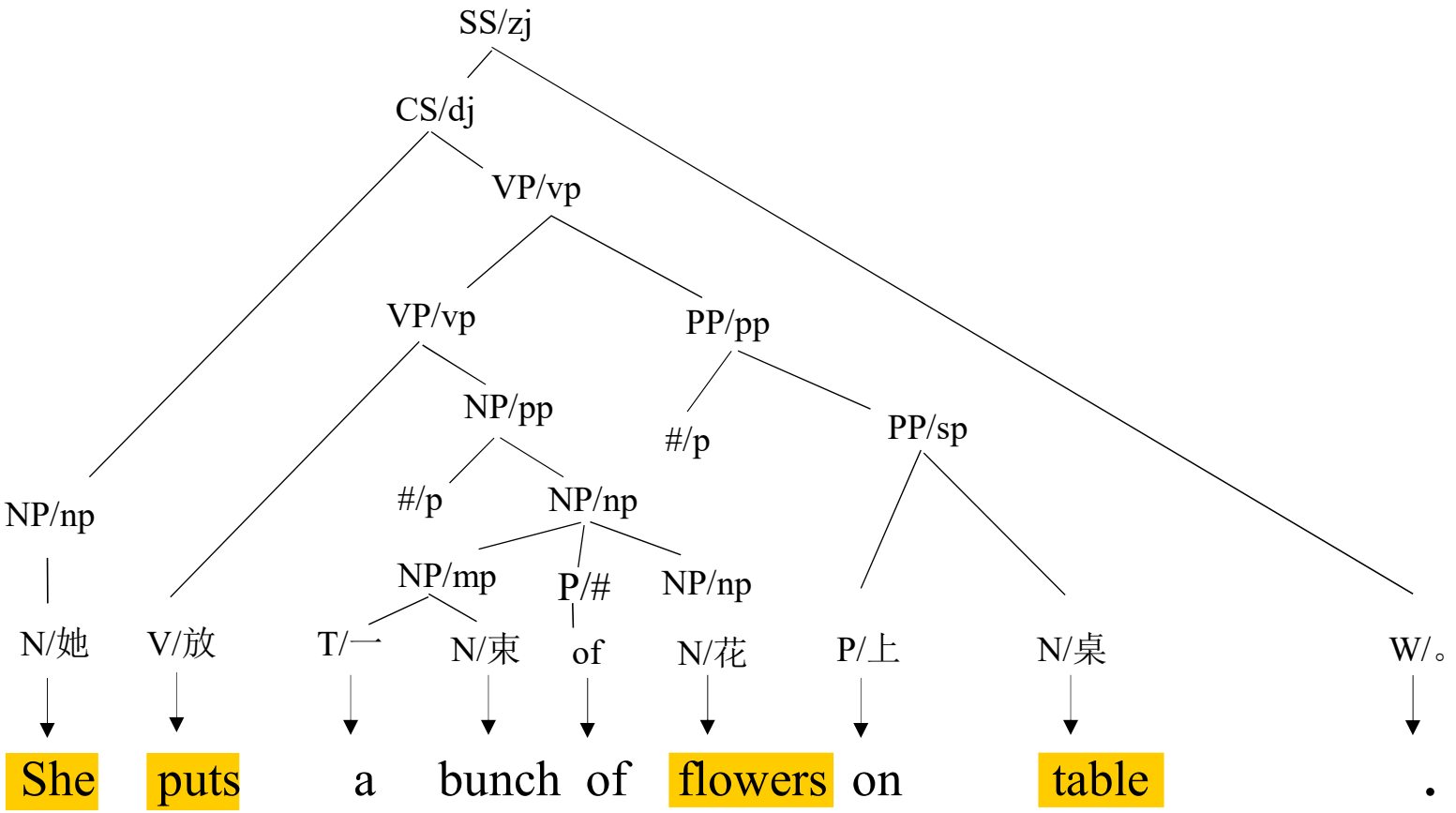
从源语言结构树到目标语言结构树



对目标语言结构树进行语序调整



对目标语言词语进行变形调整



RBMT系统的知识表示

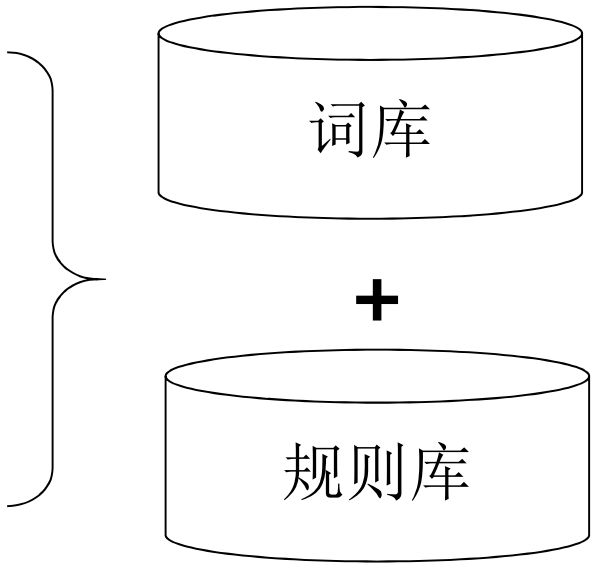
1 源语言知识

2 目标语言知识

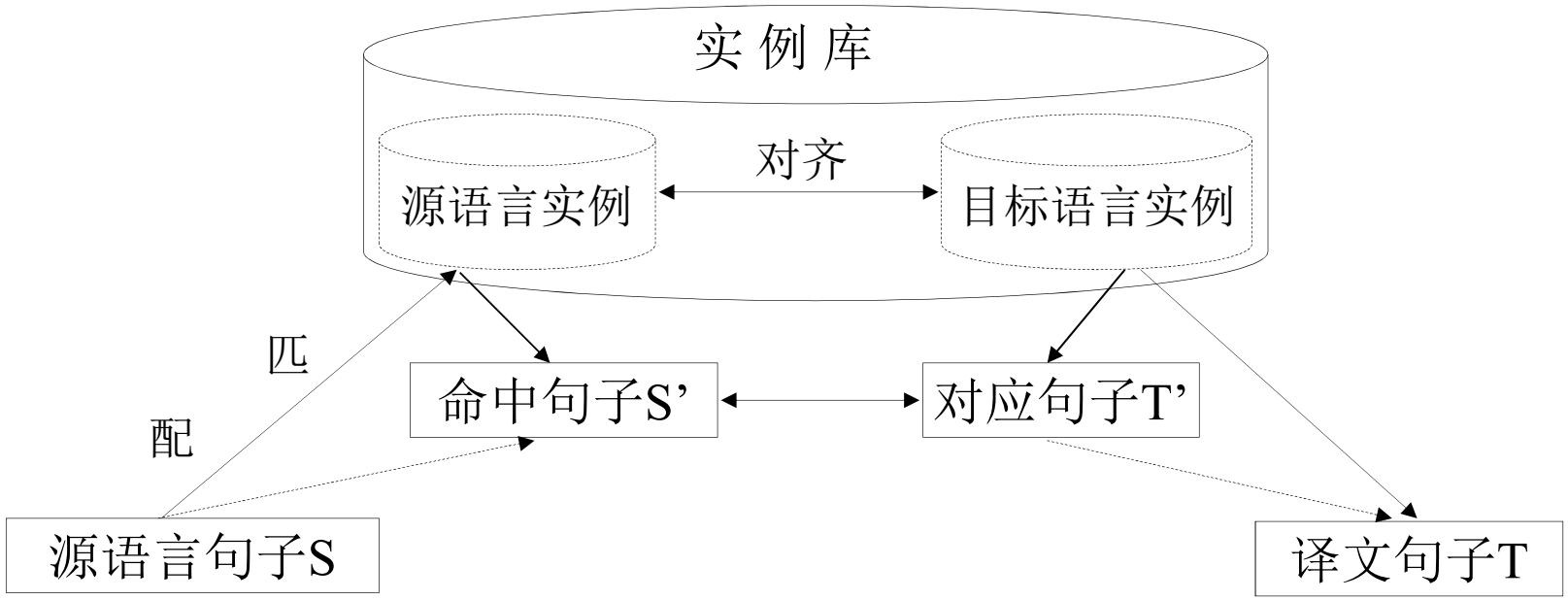
3 源语言-目标语言的对译知识

4 领域知识

5 百科知识



2.2 基于实例的MT



Makoto Nagao（1984）

EBMT示例

英语实例	汉语实例
He eats vegetable	他吃蔬菜
Acid eats metal	酸腐蚀金属

输入：　　输出：

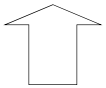
I eat potatoes　　我吃土豆

EBMT示例（续）

英语实例	汉语实例
<He>$_{1e}$ <turned on>$_{2e}$ <the radio>$_{3e}$	<他>$_{1c}$ <把收音机>$_{3c}$ <打开了>$_{2c}$
<The wallet>$_{4e}$ <is put>$_{5e}$ <on the table>$_{6e}$	<钱包>$_{4c}$ <放>$_{5c}$ <在桌上>$_{6c}$

输出：

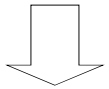
He is put on the table flower



1e + Replace(2e,(5e + 6e)) + 3e

输入：

他把花放在桌上



1c + 3c + Replace(2c, (5c + 6c))

EBMT需要解决的问题

- 如何构建实例库
  - 双语对齐：句子级，
    短语级（亚句子级），
    词汇级
- 如何查找翻译实例
  - 匹配精度：句子级匹配
    亚句子级匹配
    } 相似度计算技术
- 如何生成好的译文

词汇对齐（word alignment）

- 互为翻译的一对单词要比相互不为翻译的一对单词更有可能出现在同一个对齐的句子对中

- 假设－检验方法
  - 假设阶段
    生成所有侯选的对译词对儿（translation equivalent）
  - 检验阶段
    根据统计关联度量选择出统计意义上较为可靠的对译词对儿

Gale, 1991

联立表(contingency table)

	t	¬ t
s	a	b
¬ s	c	d

<s,t>是候选对译词对$_{\text{儿}}$

a : 语料中同时出现s和t的句对$_{\text{儿}}$数

b : 语料中出现s不出现t的句对$_{\text{儿}}$数

c : 语料中不出现s出现t的句对$_{\text{儿}}$数

d : 语料中s,t同时不出现的句对$_{\text{儿}}$数

语料规模 $n = a+b+c+d$

词汇对齐可能性的度量方法

（1） $$MI(st,tt)=\log_2\frac{n\times a}{(a+b)\times(a+c)}$$

（2） $$DICE(st,tt)=\frac{2a}{(a+b)\times(a+c)}$$

（3） $$LL(st,tt)=2\times(a\times\log\frac{a\times n}{(a+b)\times(a+c)}+b\times\log\frac{b\times n}{(a+b)\times(b+d)}$$
$$+c\times\log\frac{c\times n}{(c+d)\times(a+c)}+d\times\log\frac{d\times n}{(c+d)\times(b+d)})$$

（4） $$\chi^2(st,tt)=\frac{n\times(a\times d-b\times c)^2}{(a+b)\times(a+c)\times(b+d)\times(c+d)}$$

词汇对齐示例（chi-square方法）

	房子	¬ 房子
house	619	120
¬ house	93	19168

	家庭	¬ 家庭
house	174	980
¬ house	41	18105

n = 20,000

$$\chi^2(house, 房子) = \frac{20000 \times (619 \times 19168 - 120 \times 93)^2}{(619+120) \times (619+93) \times (120+19168) \times (93+19168)}$$

$$= 644847.17$$

$$\chi^2(house, 家庭) = \frac{20000 \times (174 \times 18105 - 980 \times 41)^2}{(174+980) \times (174+741) \times (980+18105) \times (41+18105)}$$

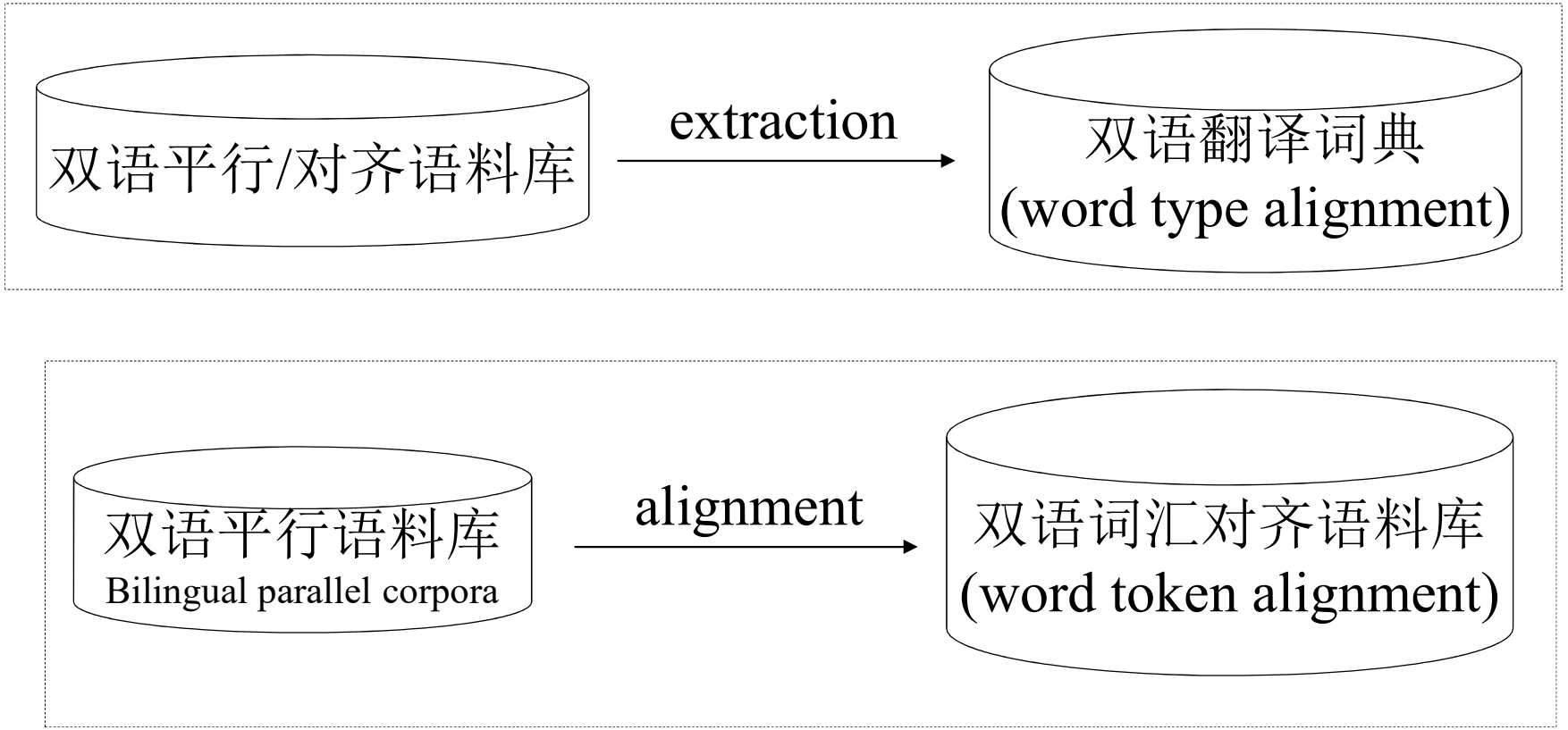
$$= 13879.98$$

$$\chi^2(house, 房子) \succ \chi^2(house, 家庭)$$

Multi-word translation equivalents

Chinese	**English**	**χ^{2}-score**
成人_图书馆	adult_library	68620.5
影子_董事	shadow_director	68469.8
幕_墙	curtain_wall	68469.8
卤味_*店*	lo_mei	68282.1
橡胶_手套	rubber_glove	68041.9
橡胶_围裙	rubber_apron	67723.5
疾病_津贴	sickness_allowance	67433.1
计算机_软件	computer_software	67281.6
软_雪糕	ice_cream	67281.6
污水_隧道	sewage_tunnel	66626.8
工程_原理	*engineering*_principle	66626.8

Word-type / Word-token alignment



EBMT在两个方向上的发展

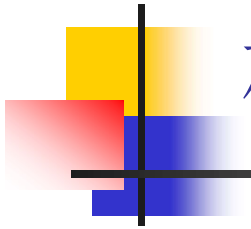
- 基于模板的机器翻译系统 Pattern-based MT

汉语模板：这个 [np1] 比 [np2] 更 [ap]

英语模板：The [NP1/np1] be more [AP/ap] than [NP2/np]

- 翻译记忆 Translation Memory
  翻译重用/术语翻译

http://www.trados.com/



模板的获取方法

- 利用一对实例进行泛化

Jaime G. Carbonell & Ralf D. Brown, Generalized Example-Based Machine Translation, a four-year project(1997-2001) http://www.cs.cmu.edu/~ralf/ebmt.html

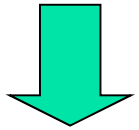
- 利用两对实例进行比较

H. Altay Guvenir, Ilyas Cicekli(1998), Learning Translation Templates from Examples, Information Systems, vol.23, No.6, pp.353-363

利用一对实例进行泛化

Karl Marx was born in Trier,Germany in May 5, 1818.

卡尔·马克思于1818年5月5日出生在德国特里尔城。



[Person] was born in [City] in [Date]

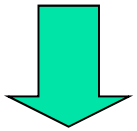
[Person] 于 [Date] 出生在 [City]

“实体”泛化

利用两对实例进行比较

我给玛丽一支笔	I gave Mary a pen.
我给汤姆一本书	I gave Tom a book.

我 给 $[np]_1$ 一 [q] $[np]_2$　　I gave $[NP]_1$ a $[NP]_2$



存“同”变“异”

np_1 ←→ NP_1　　np_1.语义类 = 人

np_2 ←→ NP_2　　np_2.语义类 = 物品

q ←→ Φ

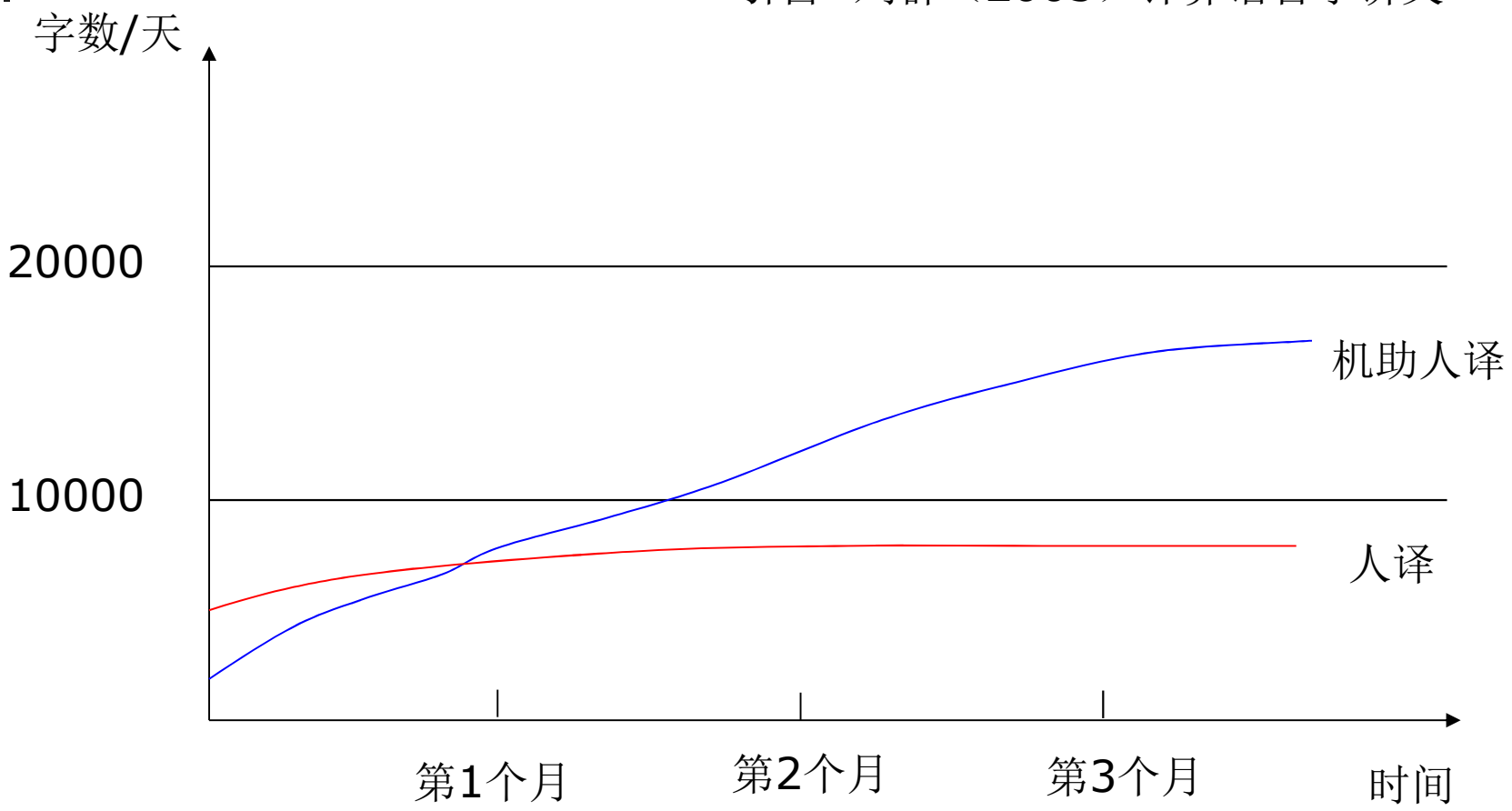
翻译记忆的基本思想

- 存储翻译历史：
  把已经翻译过的句子保存起来
- 翻译一个新句子时，直接到Translation Memory库中去查找
  - 如果发现相同的句子，直接输出译文
  - 否则交给人去翻译，同时提供相似句子的参考译文

TM涉及到的主要技术问题
- 多种文件格式的分解与合成
- 术语库管理功能
- 语料库的句子对齐（历史资料的重复利用）
- 翻译任务的分解与合并
- 翻译工作量的估计
- 数据共享和数据交换

TM 可提高翻译效率

引自 刘群（2005）计算语言学讲义



2.3 基于统计的MT

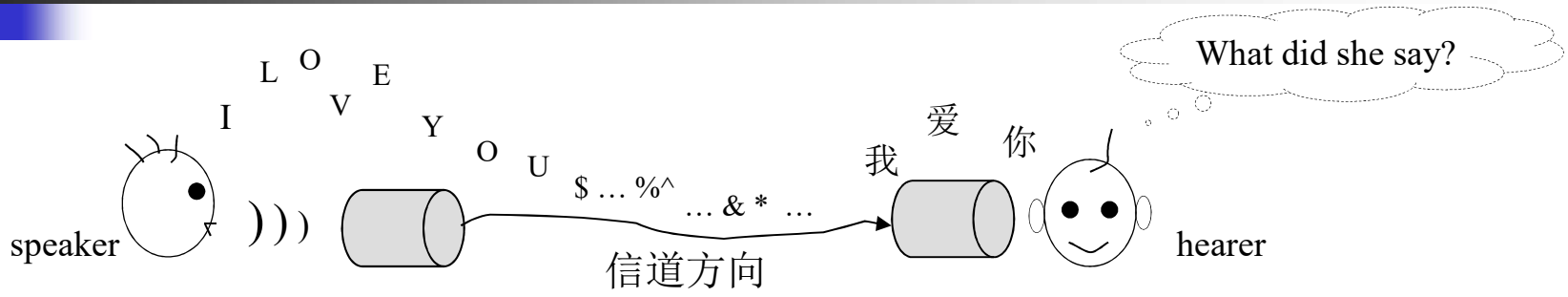
- 刘群．统计机器翻译综述《中文信息学报》2003年第4期，1-12.
- IBM公司Brown et al. (1990), (1993)

$$\hat{T} = \arg\max_{T} P(T \mid S)$$

$$P(T \mid S) = \frac{P(T)P(S \mid T)}{P(S)}$$

$$\hat{T} = \arg\max_{T} P(T)P(S \mid T)$$

汉英翻译的噪音信道模型



目标语言：英语

句子：“I love you”

向方译翻

源语言：汉语

句子：“我爱你”

S: “我爱你”

T1: How are you? P(T1|S)

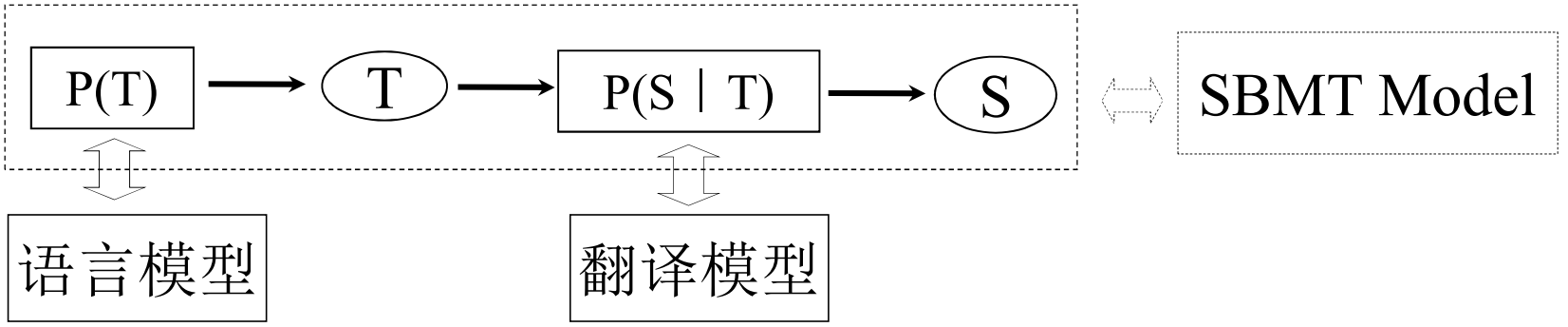
T2: I love you. P(T2|S)

T3: I promise you … ……

T*i*: … P(T*i*|S)

Which one is the best ?

统计机器翻译模型面对的问题



解决三个问题：

1）语言模型P(T)的参数估计

2）翻译模型P(S|T)的参数估计

3）译文快速搜索（如何快速找到 $\hat{T}$ ）

建模问题

解码问题

语言模型P(T)的参数估计

N-gram

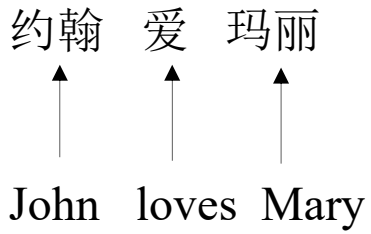
$$P(T) = P(T_1 T_2 \ldots T_n) = P(T_1)P(T_2 \mid T_1)\ldots P(T_n \mid T_1 T_2 \ldots T_{n-1})$$

$$\approx P(T_1)P(T_2 \mid T_1)\ldots P(T_n \mid T_{n-1})$$

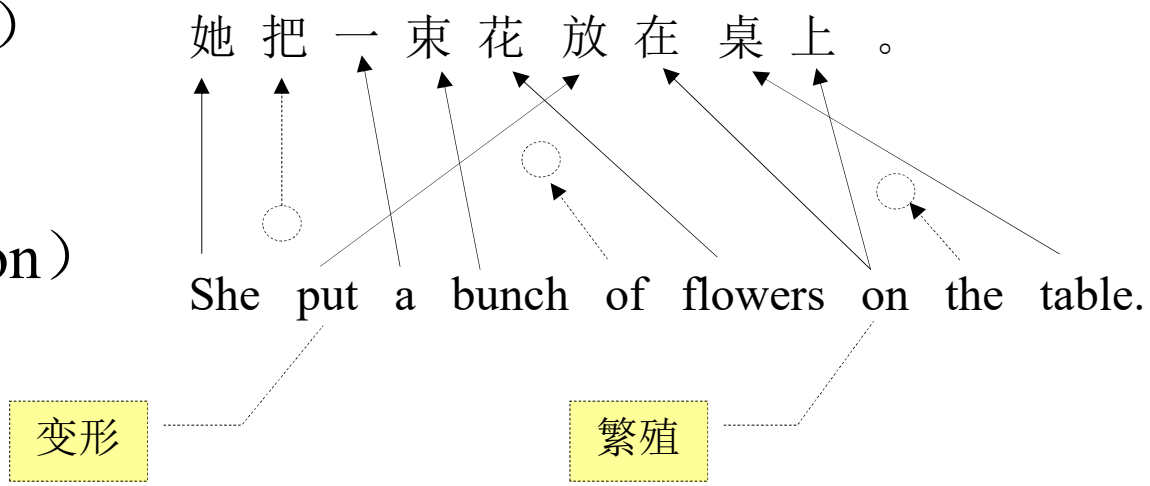
$$P(T_n \mid T_{n-1}) = \frac{Number(T_{n-1}, T_n)}{Number(T_{n-1})}$$

翻译模型P(S|T)的参数估计

- 考虑翻译的三种可能性



- 直译（direct translation）
- 繁殖（fertility）
- 变形（distortion）



翻译模型P(S|T)的参数估计（续）

$$S = s_1 s_2 \ldots s_m$$

$$T = t_1 t_2 \ldots t_n$$

$$P(S \mid T) = P(s_1 s_2 \ldots s_m \mid t_1 t_2 \ldots t_n)$$

$$P(S \mid T) \approx \prod_{i=1}^{n} \left[P(f_i \mid t_i) \times \prod_{j=1}^{f_i} P(s_j \mid t_i) \right] \times \prod_{j=1}^{m} P(j \mid i, m)$$

繁殖概率，即一个目标语单词（t_i）翻译成 f_i 个源语言单词的概率

直译概率，即一个目标语单词（t_i）翻译成一个或若干个源语言单词（s_j）的概率

变形概率，即第 i 个目标语单词（t_i）对译为第 j 个源语言单词（s_j）的概率

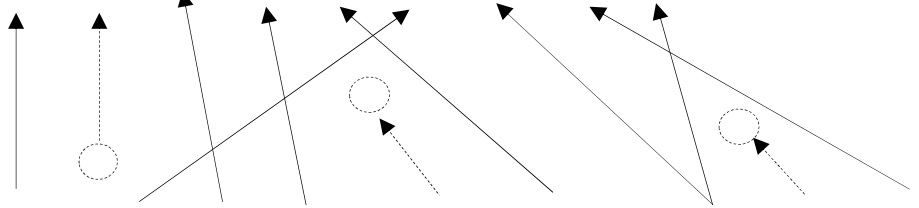
对于长度为9的汉语句子，英语句子中第7个词翻译为汉语句子中第9个词的概率

P(S|T)计算示例

源语言词语位置序号：对译目标语词语位置序号

1:1 2:0 3:3 4:4 5:6 6:2 7:7 8:9 9:7

源语言 她 把 一 束 花 放 在 桌 上 。



目标语言 She put a bunch of flowers on the table.

1 2 3 4 5 6 7 8 9

$$P(S|T) =$$

“a”对译1个汉语词的概率

$$[[P(1|she)P(她|she)][P(1|put)P(放|put)][P(1|a)P(一|a)]$$

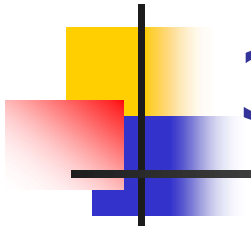
$$[P(1|bunch)P(束|bunch)][P(0|of)][P(1|flowers)P(花|flowers)]$$

$$[P(2|on)P(在|on)P(上|on)][P(0|the)][P(1|table)P(桌|table)]]$$

$$[P(1|1,9)P(2|0,9)P(3|3,9)P(4|4,9)P(5|6,9)$$

$$P(6|2,9)P(7|7,9)P(8|9,9)P(9|7,9)]$$

“table”翻译为“桌子”的概率



3 机器翻译评测

- 人工评测

  忠实度（Fidelity）＋可懂度（Intelligibility）

- 自动评测
  - 基于测试点的自动评价
  - 基于编辑距离的自动评价
  - 基于N-gram的自动评价

http://www.863data.org.cn

http://www.nist.gov/speech/tests/mt/

人工评测 vs. 自动评测

	人工评测	自动评测
成本	高	低
准确性	高	低
重用性	低	高

人工评测

评分	忠实度	可懂度
0	完全没有译出来	完全不可理解
1	译文只有个别词符合原文	译文晦涩难懂
2	译文有少数内容符合原文	译文很不流畅
3	译文基本表达了原文的意思	译文基本流畅
4	译文表达了原文的绝大部分信息	译文流畅，但是在地道性方面有所不足
5	译文准确完整地表达了原文信息	译文是流畅而且地道的句子

这两个评价标准源自ALPAC报告（1966）

自动评测 – 基于测试点

基本思想：

- 不针对整句进行质量评价，而是设置测试点，简化测试目标（模拟人类标准化考试的办法）
- 采用测试描述语言（TDL）来描述一个句子中的测试点。使测试可以全自动完成
- 构建大规模测试集，通过汇集大量的孤立测试点的测试，能尽可能翻译整句翻译的质量

俞士汶 等（1992） 基于测试集与测试点的机译系统评估，载陈肇雄（1992）主编《机器翻译研究进展》电子工业出版社，pp.524-537。

自动评测 – 基于测试点 （举例）

源文： They got up at eleven this morning.

测试点TDL描述

R → (741:2) * 上午 &(eleven) $A *

R → (741:1) * 上午的 &(eleven) $A *

R → (741:1) * 早晨 &(eleven) $A *

$A → 点/时/点钟

##

测试开始 → R → (741:2) * 上午 &(eleven) $A *

测试科目 → R → (741:1) * 上午的 &(eleven) $A *

得分 → R → (741:1) * 早晨 &(eleven) $A *

测试结束 → ##

* 通配符

&(eleven) 表示查词典中的译文

$A 是“非终结符”

“上午/点/时/...”是终结符

译文1： ...上午十一点 ... score: 2

译文2： ...上午的11点钟 ... score: 1

译文3： ...早晨十一时 ... score: 1

自动评测 – 基于编辑距离

编辑前：机器译文
编辑后：参考译文
编辑操作：插入、删除、替换

“编辑距离”定义为
“编辑操作的次数”

源文：She is a star with the theatre company.

机器译文：她 是 与 剧院 公司 的 一 颗 星。
参考译文：她 是 剧团 的 明星。

编辑距离：6
插入次数（4次）：　与　公司　一　颗
替换次数（2次）：　剧团 → 剧院　明星 → 星

如何计算最小编辑距离

原始串　　s o t

目标串　　s t o p

插入权值（insertCost）：1

删除权值（deleteCost）：1

替换权值（substituteCost）：2

s o t　　操作1

→ s t o t　　(1.插入，1分，累计1分)

→ s t o p　　(2.替换，2分，累计3分)

编辑距离：3

s o t　　操作2

→ s t t　　(1.替换，2分，累计2分)

→ s t o　　(2.替换，2分，累计4分)

→ s t o p　　(3.插入，1分，累计5分)

编辑距离：5

最小编辑距离计算方法

D(0, 0) = 0
D(i, 0) = insCost * i
D(0, j) = delCost * j

i, 目标串字符位置

j, 原始串字符位置

$$D(i,j) = \min \begin{cases} D(i-1,j) + \text{insertCost}(\text{target}_i) \\ D(i-1,j-1) + \text{sub}(\text{source}_j, \text{target}_i) \\ D(i,j-1) + \text{deleteCost}(\text{source}_j) \end{cases}$$

$$\text{其中sub} \begin{cases} = 0 & \text{if target[i]=source[j]} \\ = \text{substituteCost} & \text{otherwise} \end{cases}$$

最小编辑距离计算示例

原始串　　s o t

目标串　　s t o p

插入（insert）：1

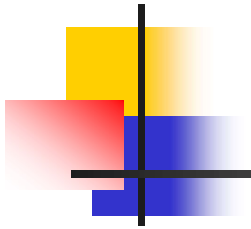
删除（delete）：1

替换（substitute）：2

d[2,2]= d[1,2]+insert(t) = 2
d[1,1]+substitute(s,t) =2
d[2,1]+delete(o) = 2

d[2,3]= d[1,3]+insert(o)=3
d[1,2]+substitute(t,t)=1 √
d[2,2]+delete(t)=3

t	*3*	2	1	2	**3**
o	*2*	1	2	**1**	2
s	*1*	**0**	**1**	2	3
#	0	*1*	*2*	*3*	*4*
	#	s	t	o	p



自动评测 – 基于N-gram

基本思想

- 用机器译文中出现的N元组和参考译文中出现的N元组相比，计算匹配的N元组个数与机器译文的N元组总个数的比例。比例越高，表示机器译文质量越好。
- 允许一个源文有多个参考译文，进行综合评分。

IBM （2001）技术报告： BLEU 评测方法

Bi-Lingual Evaluation Understudy

$$BLEU = BP \cdot e^{\left(\sum_{n=1}^{N} \frac{1}{N} \log p_n \right)}$$

$$BP = \begin{cases} 1 & if \quad c > r \\ e^{(1-r/c)} & if \quad \mathrm{c} \le \mathrm{r} \end{cases}$$

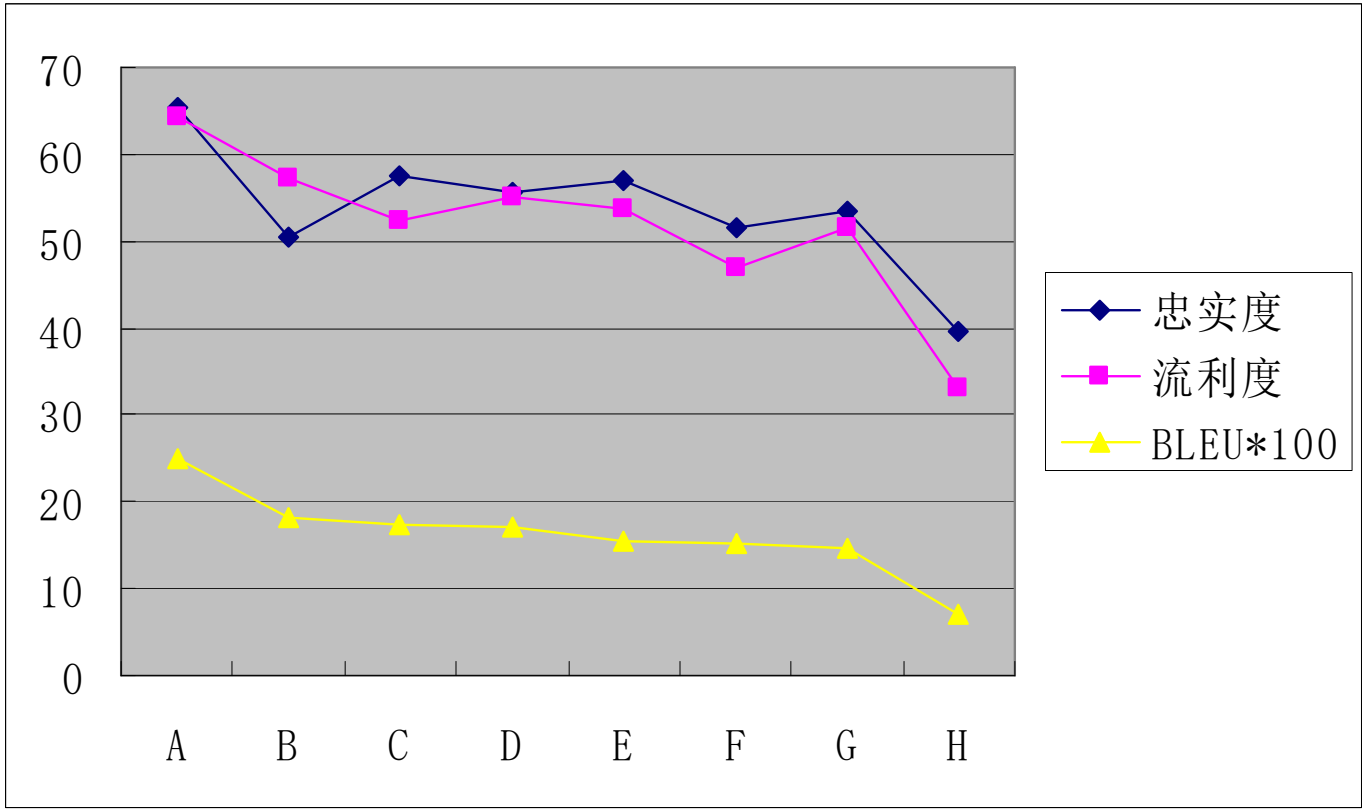
P_n 机器译文与参考译文的n元组重合的个数
占机器译文中n元组总数的比例；

N 为最大的n元语法阶数（N一般取4） $1 \le n \le N$；

c 为机器译文中单词的个数；

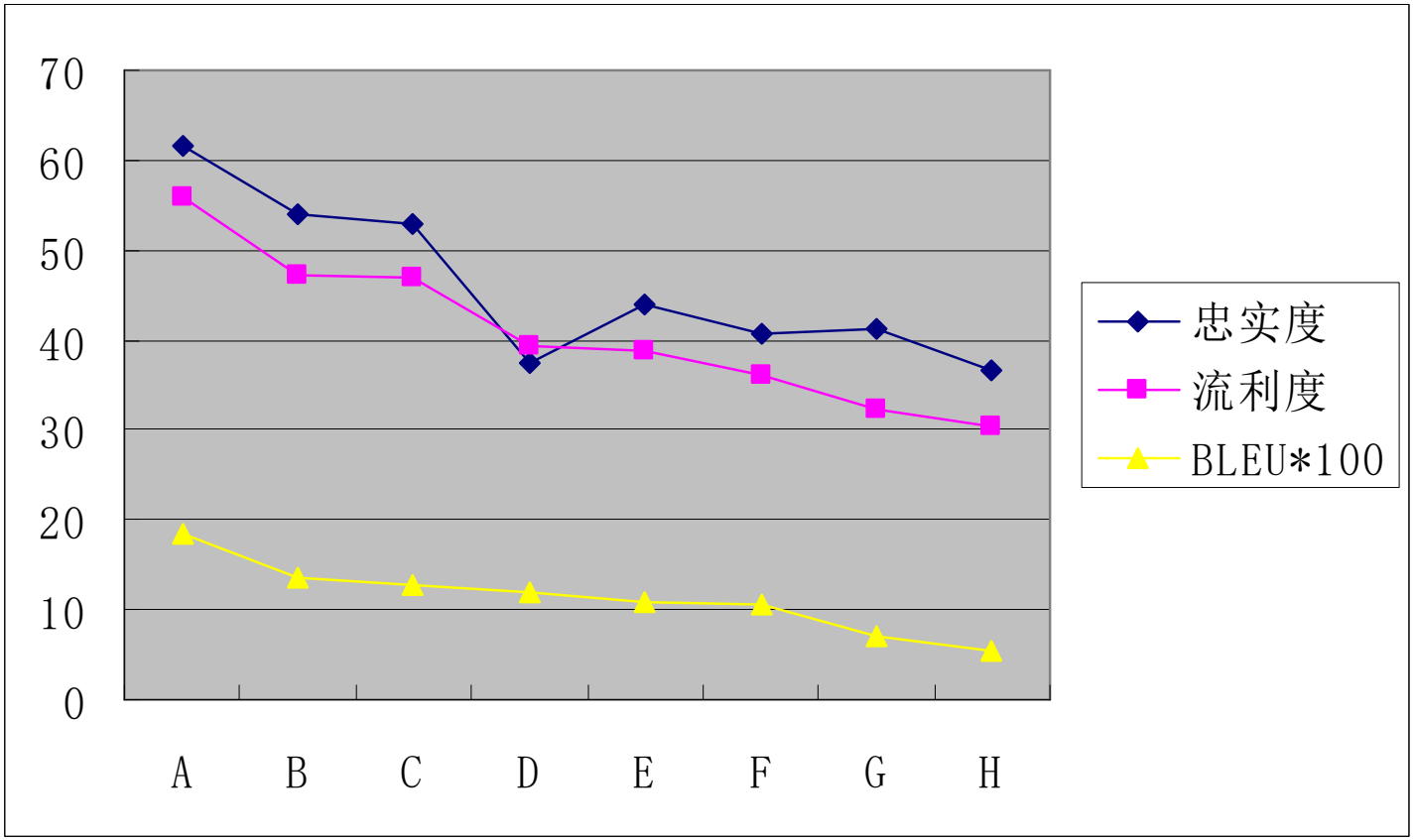
r 为参考译文中与c最接近的译文单词个数；

2005年度863机器翻译评测



汉英机器翻译 – 对话语料 （A-H八个系统参评）

2005年度863机器翻译评测



汉英机器翻译 – 篇章语料 （A-H八个系统参评）

进一步阅读文献

- 冯志伟（2004）《机器翻译研究》，中国对外翻译出版公司2004年版。
- 冯志伟（1995）《自然语言机器翻译新论》，语文出版社1995年版。
- 赵铁军（2000）《机器翻译原理》，第10章，哈尔滨工业大学出版社。
- 翁富良、王野翊（1998）《计算语言学导论》，第8章，中国社会科学出版社。
- 刘群、俞士汶（1998），《汉英机器翻译的难点分析》，载黄昌宁主编《1998中文信息处理国际会议论文集》，清华大学出版社。pp507-514
- M.Nagao, 1984, *A framework of a mechanical translation between Japanese and English by Analogy Principle*, In Artificial and Human Intelligence, A.Elithorn et al eds., NATO Publication.
- W. Gale, 1991, *Identifying words correspondences in parallel Texts*, DARPA speech and Natural language workshop. Asilomar, CA., 1991
- P. Brown et al, 1990, *A statistical approach to machine translation*, Computational linguistics, Vol.16, No. 2, 1990
- P. Brown et al, 1993, *The mathematics of statistical machine translation: parameter estimation*, Computational Linguistics, Vol. 19, No.2, 1993.
- Yu Shiwen, 1993, *Automatic evaluation of output quality for machine translation systems*, Machine Translation, Vol. 8, Kluwer Academic Publisher, pp117-126.
- Papineni, Roukos, Ward, Zhu (2001). Bleu: a Method for Automatic Evaluation of Machine Translation, (IBM Technical Report, Keyword. RC22176- W0109-022)

复习思考题

1. 用规则方法将汉语句子“老虎咬死了猎人的狗”翻译为英语，需要用到哪些语言知识，试描述翻译的过程。

2. 试分析机器翻译与人工翻译之间的区别。

3. 试分析机器翻译的困难所在。

4. 汉语没有明显的“数”语法范畴，汉英机器翻译中，若要生成英语译词的准确的单复数形式，不是件容易的事情，请考虑可以总结出哪些计算机能用的规则。

附录1：机器翻译发展小史

1946 – 1954	第1个MT系统在美国Georgetown大学问世，6条规则，250个词，俄语 → 英语 (50个句子/化学文本)
1966	ALPAC报告，MT陷入低谷
1970 － 1980	反思，计算语言学理论的发展，人工智能的发展
1980 － 1990	基于规则的系统日益成熟； 与此同时，人们开始探索更多其他的MT方法
1990 －	MT应用需求呈上升趋势，技术日益靠拢实用目标，与语音技术、互联网应用的结合趋势日渐明显

赵铁军（2000）第1章；冯志伟（1995）第1－3章

附录2：机器翻译系统

Systran公司 http://www.systransoft.com/

Google http://www.google.com/language_tools?hl=zh-CN

AltaVista http://babelfish.altavista.com/

SDL国际 http://www.freetranslation.com/

WorldLingo http://www.worldlingo.com/

中软译星（汉英 双向 简繁） http://www.transtar.com.cn/gb/default.asp

金桥译港（汉英 双向） http://yg.gb.com.cn/index.htm

看世界（英汉 简繁） http://www.readworld.com/tran/index.html

华建MT系统 http://www.hjtek.com/newnew/platform/second/demodown.htm