第38卷 第21期
Vol.38 No.21

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2012年11月
November 2012

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2012)21—0197—05 文献标识码：A 中图分类号：TP391

基于近似随机测试的语义关系抽取比较

彭 成[a]，钱龙华[a,b]，赵知纬[a]，周国栋[a,b]

(苏州大学 a. 计算机科学与技术学院；b. 自然语言处理实验室，江苏 苏州 215006)

摘 要：为比较结构化信息和句法分析器对树核函数的关系抽取的作用，提出一种基于近似随机测试语义关系比较方法。对于2种不同配置关系的抽取结果，采用随机标号互换的方法重复产生样本，通过计算这些样本的性能差异进行显著性分析。实验结果表明，动态关系树是最佳的结构化信息，句法分析器Charniak和Berkeley性能均优于Stanford。

关键词：关系抽取；树核函数；结构化信息；显著性测试；近似随机测试

Comparison on Semantic Relation Extraction Based on Approximation Random Test

PENG Cheng[a], QIAN Long-hua[a,b], ZHAO Zhi-wei[a], ZHOU Guo-dong[a,b]

(a. School of Computer Science & Technology; b. Natural Language Processing Lab, Soochow University, Suzhou 215006, China)

【Abstract】To scientifically compare the effect of structured information and parsers on kernel-based relation extraction, a comparison method based on random approximate test is proposed. It gives two relation extraction results for different settings, samples are produced repeatedly using random label exchange from re-sampling techniques, and significant tests are conducted by calculating the performance differences between these samples. Experimental results show that dynamic relation tree is the best structured information, and the performance of Charniak and Berkeley are better than Stanford.

【Key words】relation extraction; tree kernel function; structured information; significance test; approximate random test

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.21.053

1 概述

关系抽取是指从自然语言文本中发现实体对之间存在的语义关系。实体间的语义关系抽取在自然语言处理的应用中非常有用，如问答系统、信息检索等。

传统的关系抽取研究主要采用基于特征向量的方法[1]，它利用从包含实体对的句子中抽取出的语言学特征实现关系抽取，这些语言学特征包括词汇知识、组块信息、句法结构、依存信息和实体语义信息等。

由于核函数的方法能以有效的方式探索离散化对象中的结构化特征，因此在关系抽取中获得了广泛的应用。文献[2]提出最短路径包含树(Shortest Path-enclosed Tree, SPT)在已有的5种结构化信息中，取得了最好的结果。文献[3]将SPT扩展为上下文相关的最短路径包含树(Context-sensitive SPT, CS-SPT)，它扩展了与谓词相关的链接信息。文献[4]提出利用启发式规则来动态判定树的结构，通过生成动态关系树(Dynamic Relation Tree, DRT)来提高关系抽取的性能。

在中文实体关系抽取研究中，文献[5](编辑距离核)和文献[6](字符串核)的核函数都是基于比较中文词串的相似度，并在比较过程中考虑了一定的词汇语义相似度。文献[7]采用最短路径包含树在ACE 2005大类抽取的F值达到67。在生物信息领域，文献[8-9]采用基于树核函数的方法在AIMed语料库上的蛋白质关系抽取中取到了较好的实验结果。

包含关系实例的结构化信息是从句法树中提取出来的，而句法树是由句法分析器对语料文本进行句法分析所得到的结果，因此，句法分析器的性能好坏对关系抽取的性能具有至关重要的影响。哪一种句法分析器和结构化信息表达方式最适合于关系抽取，在目前的相关研究中，还没有全面和系统的比较和分析，特别是从统计意义上来比较它们之间的差异。文献[3]虽提到了采用显著性测试来比较性能，但没有明确给出显著性测试所采用的方法。本文提出一种基于近似随机测试的语义关系抽取比较方法，其宗旨在于系统地比较各种常用的句法分析器和结构化信

基金项目：国家自然科学基金资助项目(60873150, 90920004, 61003153)；江苏省自然科学基金资助项目(BK2010219)

作者简介：彭 成(1987－)，男，硕士研究生、CCF会员，主研方向：信息抽取；钱龙华，副教授；赵知纬，硕士研究生；周国栋，教授、博士生导师

收稿日期：2011-12-26 **修回日期：**2012-02-18 **E-mail：**qianlonghua@suda.edu.cn

息的性能差异，并采用基于重采样技术的显著性测试方法来判断这种差异是否具有统计学上的意义。介绍几种常用的结构化信息表达方式和句法分析器，比较传统的显著性测试方法和本文所采用的基于重采样技术的近似随机测试方法。

2 常用的结构化信息和句法分析器

基于核函数的实体关系抽取，其关键问题是结构化信息的表达，即如何将实体关系实例表示成一个离散结构，如句法树、依存树或依存图等。目前基于句法树的树核函数关系抽取方法取得了较好的性能。下面介绍关系抽取中常用的结构化信息及产生这些结构化信息的句法分析器。

2.1 常用的结构化信息

为了更好地涵盖实体关系的结构化特征，剔除不必要的噪音信息，用于关系抽取的结构化信息必须准确、简洁地体现实体语义关系的本质特征。常用的结构化信息表达形式有最小完全句法树、最短路径包含树和动态语义关系树等。

最小完全句法树(Minimum Complete Tree, MCT)[2]：在完全句法树中包含关系实例的 2 个实体的最小完整子树，即以 2 个实体的最低公共结点(Lowest Common Ancestor, LCA)为根的完整子树。尽管最小完全句法树包含了丰富的结构化信息，但由于其规模过于庞大，包含了太多的与语义关系无关的噪音，因此并不适合于采用树核函数的语义关系抽取。

最短路径包含树(Shortest Path-enclosed Tree, SPT)[2]：在句法树中由 2 个实体之间的最短路径所包含的部分。最短路径包含树可以采用简单的规则来生成，即在最小完全句法树中删除最短路径以外的部分而得到。由于实体间最短路径之外的信息大多是与关系无关的噪音，因此 SPT 能明显改善关系抽取的性能。

动态关系树(Dynamic Relation Tree, DRT)[4]：采用成分依存关系动态生成表达实体关系的结构化信息。其基本思想是对实体间最短路径的每个结点，利用人工制定的成分依存规则去除噪音信息，保留关键成分，最终得到一棵动态关系树。由于动态关系树能简洁而准确地捕获关系实例的结构化信息，因此在语义关系抽取中取得了较好的性能。

2.2 常用的句法分析器

语义关系抽取中的结构化信息来源于句法分析器产生的完全句法树，因此，句法分析器对关系抽取来说至关重要。常用的中英文句法分析器有 Stanford[10]、Berkeley[11]和 Charniak[12]。为了进行公平比较，3 种句法分析器使用相同的训练语料库，英文为宾州树库的 WSJ 部分，中文为 CTB。

Stanford parser 是美国斯坦福大学开发的一种基于概率上下文无关文法的句法分析器。支持汉语、英语、德语、阿拉伯语等语种，它既可以实现成分句法分析，又可进行依存句法分析。由于它简单易用、可选参数多、有图形用户界面(Graphical User Interface, GUI)等优点，已被广泛应用于自然语言处理的诸多任务中。

Berkeley parser 是加州大学伯克利分校 NLP 实验室开发的另一种基于概率上下文无关文法的句法分析器。支持汉语、英语、保加利亚语、法语、德语、阿拉伯语等语种，它的分析准确率高、可选参数较多、运行速度也很快。目前 Berkeley parser 只可以进行成分句法分析。

Charniak parser 是一种最大熵启发的分析器，在对于长度小于 100 的句子进行的句法分析时，该分析器可以获得 89.5%的平均准确率/召回率，当句子长度小于 40 时，可以获得 90.1%的平均准确率/召回率。Charniak parser 只可以进行成分句法分析。它没有自带的模板，需要自己准备训练集训练得到。本文先前的关系抽取工作均使用 Charniak parser 进行成分句法分析。

根据文献[11]的研究文献描述，采用 PARSEVAL 评测标准对 Stanford、Berkeley、Charniak 3 种句法分析器进行评测。实验的语料库是宾州树库的 WSJ 部分，分别从词组标记正确率(Label Precision, LP)、词组标记召回率(Label Recall, LR)、平均交叉括号数(Cross Bracket, CB)、0 交叉括号百分比(0 Cross Bracket, 0CB)4 个指标进行评估。实验结果表明，Charniak 和 Berkeley 表现相当，而它们都明显优于 Stanford。

3 显著性测试

为了比较不同的结构化信息、不同的句法分析器对关系抽取的性能影响，单纯的性能指标如精度/召回率/F 指数($P/R/F1$)不能完全说明 2 种方法的优劣，尤其是当它们之间的性能相差较小时。一种合理的方法是进行统计学上的显著性测试，即检验观察到 2 个实验处理组之间的差异是否具有统计学上的显著性。

显著性测试的基本原理是，首先提出一个“无效假设”，即假设 2 个实验处理组之间不存在差异，然后利用一定的方法计算在此假设下 2 个实验组之间出现这种差异的概率，设此概率为 p。当 $p>0.05$，“无效假设”成立，可认为 2 组间的差异不显著；$p\leqslant 0.05$，“无效假设”不成立，可认为 2 组间的差异显著；如果 $p\leqslant 0.01$，则可进一步认为 2 组间的差异为非常显著。传统的显著性测试方法可分为参数化检验和非参数检验，前者主要包括 T 检验和 Z 检验，其不足之处是样本必须服从一定的分布；后者主要有符号检验和秩和检验等，其存在的问题是丢失部分信息。两者均不适合于关系抽取性能的显著性测试。

随着计算机技术的发展，重采样技术在现代统计学中获得了广泛的应用。所谓重采样技术，就是在一定的前提条件下从一个大样本中不断地重复采集样本，然后根据采集到的样本的属性来估算某一事件发生的概率。近似随机测试(Approximate Randomization Test, ART)[13]就是利用重

采样技术进行显著性测试的一种方法，其基本思想是对于要比较差异的 2 个观察样本，首先假设它们之间没有差异(即“无效假设”)，因此，可将 2 个样本混合成一个总样本，然后从总样本中重复抽取 2 个新的采集样本，最后计算存在差异的采集样本数所占的比例(即为 p 值)。不过，对于采用分类模型的关系抽取而言，分类结果是每个测试实例都得到一个分类标号，用以表明该实例对应于哪一种类型的实体关系。因此，为了比较一个测试实例在 2 种不同方法下的性能差异(即自身比较)，不能采用样本混合的方法，而是采用“随机标号互换”的方法，即对一个测试实例在 2 种方法下的分类标号进行随机交换来重复产生样本。具体算法如下所示，其中，*Label*0 是测试实例的标注标号；*LabelA* 和 *LabelB* 分别是 *A* 和 *B* 2 种方法下的分类结果。假设方法 *B* 的性能优于方法 *A*，下列算法可以判断这种差异是否具有统计学上的显著性：

输入 *Label*0、*LabelA*、*LabelB*

输出 显著性测试的 p 值

步骤如下：

(1)根据 Label0、LabelA 和 LabelB 计算 2 组观察样本 A 和 B 之间的性能差异值，如：

$\Delta F=F_B-F_A=\lambda$

(2)置计数器 Count 为 0

(3)重复下列步骤 N 次(N=1 000)

对 LabelA 和 LabelB 中的每一对实例标号，重复下列 2 步：

产生一个随机数 $0\leqslant t\leqslant 1$

若 $t>0.5$，则将该实例的标号进行互换

计算新的性能差异值，如 $\Delta F=F_B-F_A$

若 $\Delta F\geqslant\lambda$,则计数器 Count 加 1

(4)计算 p=Count/N

(5)如果 $p<0.01$，则 B 方法和 A 方法的性能差异非常显著；如果 $p<0.05$，则差异显著；否则，差异不显著。

从上述算法可以看出，采用标号互换的近似随机测试方法不需要对测试数据的分布进行任何假设，也没有采用符号或排列的方法进行比较，因此，能克服传统显著性测试方法中的不足之处。需要指出的是，在上述算法中，性能可以用任意的指标来衡量，如常用的 *P*/*R*/*F*1，本文使用 Perl 脚本语言实现了该算法。

4 实验结果及分析

本文实验设置包括语料库预处理和性能评估指标，分别考察了 3 种结构化信息和 3 种句法分析器对关系抽取性能的影响。

4.1 实验设置

本文采用 ACE RDC 2004/2005 中英文语料库作为英文语义关系抽取和中文语义关系抽取的实验数据。ACE 2004 定义了英文实体之间的 7 个关系大类，本文使用该语料库中的 346 个文件，其中，广播新闻类 219 个，新闻专线类 127 个。ACE 2005 中文语料库定义中文实体之间的 6 个关系大类，本文使用该语料库中的 633 个文件，其中，广播新闻类 298 个，新闻专线类 238 个，微博 97 个。

在语料库预处理时，首先使用相应的句法分析器对中英文语料库进行句法分析，得到每个句子的完全句法树，然后使用不同的裁剪方法对其中的每对实体都生成相应的结构化信息。为了使得 3 种不同句法分析器的结果具有可比性，在去除个别句法分析器不能正确处理的句子后，最终得到 ACE 2004 中的英文关系正例 4 305 个，关系负例 37 540 个；ACE 2005 中的中文关系正例 9 147 个，关系负例 97 540 个。

本文实验选择 SVM 作为分类器，采用支持卷积树核函数的 SVMLight TK 工具包。该软件采用卷积树核函数来计算 2 棵句法树之间的相似度[14]。由于该工具包是一个二元分类器，因此采用一对多方法将它转换为多元分类器。为了充分利用语料库资源，实验采用 5 倍交叉验证策略，取 5 次平均值作为最终评估性能。评估标准是采用常用的准确率(*P*)，召回率(*R*)和 F1 指标(*F*1)。在对不同结构化信息和句法分析器的性能差异进行显著性测试。

4.2 不同结构化信息和不同句法分析器的性能比较

3 种句法分析器 STF、BKL 和 CNK 分别表示 Stanford、Berkeley 和 Charniak，3 种结构化信息 MCT、SPT 和 DRT 分别表示最小完全树、最短路径包含树和动态关系树。在 ACE 2004 英文语料库上采用 3 种句法分析器和 3 种结构化信息时的关系大类抽取性能如表 1 所示。

表 1 ACE 2004 英文语料库大类抽取性能 (%)

句法分析器	最小完全树			最短路径包含树			动态关系树		
	准确率	召回率	F1 指标	准确率	召回率	F1 指标	准确率	召回率	F1 指标
STF	73.2	52.3	61.1	74.4	57.7	65.0	74.2	61.2	67.1
BKL	74.6	54.3	62.9	75.2	60.0	66.7	74.8	64.3	69.2
CNK	73.9	53.6	62.2	76.4	60.3	67.4	76.4	65.1	70.3

由表 1 可知，对于同一种句法分析器，动态关系树性能 F1 指标高于最短路径包含树，而最短路径包含树性能 F1 指标高于最小完全树；而对于同一种结构化信息，3 种句法分析器的性能基本上呈逐渐升高的趋势。

表 2 列出了 ACE 2005 中文语料库采用 3 种句法分析器和 3 种结构化信息时的关系大类抽取性能。从表 2 数据可以看出，在中文关系抽取上的 3 种句法分析器和 3 种结构化信息的性能表现与在英文关系抽取上的表现趋势相

当，但现在还不能下结论，认为动态关系树一定优于最短路径包含树和最小完全树，而 CNK 一定优于 BKL 和最短路径包含树。接下来的实验就要验证这种性能的差异是否具有统计学上的意义，还是随机产生的结果。

表 2 ACE 2005 中文语料库大类抽取性能 (%)

句法分析器	最小完全树			最短路径包含树			动态关系树		
	准确率	召回率	F1 指标	准确率	召回率	F1 指标	准确率	召回率	F1 指标
STF	72.9	45.2	55.8	77.5	52.4	62.5	76.6	52.9	62.6
BKL	75.3	45.9	57.1	78.9	53.6	63.8	78.9	54.9	64.7
CNK	75.0	47.3	58.0	79.4	54.2	64.4	79.1	55.4	65.2

4.3 不同结构化信息的显著性测试

表 3 和表 4 分别列出了在不同句法分析器下，ACE 2004/2005 上的关系大类抽取中结构化信息之间的性能差异显著性测试结果，其中，分别用双底划线和单底划线表示性能差异的 $p \leqslant 0.01$ 和 $0.01 < p \leqslant 0.05$，即差异非常显著和显著(下文同)。

从表 3 和表 4 的 ART 测试结果可以看出：

(1)对于中英文关系抽取，无论采用哪一种句法分析器，在 *P*/*R*/*F*1 性能指标上，最短路径包含树之优于最小完全树和动态关系树之优于最小完全树在统计意义上都非常显著。这说明相对于最小完全树，最短路径包含树和动态关系树都删除了最小完全树中很多与语义关系无关的噪音，因此，总体性能 *P*/*R*/*F*1 都得到了非常显著的提高。

(2)在英文关系抽取中，动态关系树之优于最短路径包含树，尽管准确率没有显著提高，但召回率和 F1 性能都得到了非常显著的提高，尤其是 3 种句法分析器下的召回率平均增幅达 4 个百分点以上，这说明动态关系树相对于最短路径包含树的性能提高主要是由于召回率的提高而引起的。

(3)在中文关系抽取中，动态关系树之于最短路径包含树，在 2 种句法分析器下的 F1 性能得到显著和非常显著的提高，而准确率和召回率都没有得到显著提高。这说明动态关系树的 5 大类裁剪规则对于英文句法树比较有效，而对中文句法树来说，效果并不理想。主要原因可能是由于句法分析器在中文上的性能通常低于英文，且句法树较为复杂，因此适用于英文句法树的裁剪规则并不一定适用于中文。

表 3 不同结构化信息对英文关系抽取性能影响的测试结果 (%)

句法分析器	SPT−MCT			DRT−MCT			DRT−SPT		
	△*P*	△*R*	△*F*1	△*P*	△*R*	△*F*1	△*P*	△*R*	△*F*1
STF	1.1	5.4	3.9	0.8	8.9	6.0	−0.2	3.5	2.1
BKL	0.6	5.7	3.8	0.2	10.0	6.3	−0.4	4.3	2.5
CNK	2.5	6.7	5.2	2.5	11.5	8.1	0.0	4.8	2.9

表 4 不同结构化信息对中文关系抽取性能影响的测试结果 (%)

句法分析器	SPT−MCT			DRT−MCT			DRT−SPT		
	△*P*	△*R*	△*F*1	△*P*	△*R*	△*F*1	△*P*	△*R*	△*F*1
STF	4.6	7.2	6.7	3.7	7.7	6.8	−0.9	0.5	0.1
BKL	3.6	7.7	6.7	3.6	9.0	7.6	0.0	1.3	0.9
CNK	4.4	6.9	6.4	4.1	8.1	7.2	−0.3	1.2	0.8

4.4 不同句法分析器的显著性测试

表 5 和表 6 分别列出了针对不同结构化信息，在 ACE 2004/200 上的关系大类抽取中采用不同句法分析器之间的性能差异显著性测试结果。

从表 5 和表 6 的 ART 测试结果可以看出，对于所有的结构化信息，BKL 之优于 STF 和 CNK 之优于 STF，其在中英文关系抽取中的 *P*/*R*/*F*1 性能均达到了显著提高，且 F1 性能的提高达到了非常显著。这说明从统计学意义上讲，BKL 和 CNK 2 种句法分析器在中英文关系抽取任务中确实优于 STF 句法分析器。这个结果与文献[11]的实验结论基本一致，这说明句法分析器在总体性能上的提高导致了关系抽取性能的提高。

CNK 之优于 BKL，对英文关系抽取而言，仅在 DRT 结构的 *P*/*F*1 性能和 SPT 结构的 P 性能上取得了非常显著的提高；而对中文关系抽取来说，*P*/*R*/*F*1 性能的提高都没有通过显著性测试。由于文献[4]的裁剪规则最初是针对

CNK 的英文句法树而提出的，因此 CNK 在 DRT 结构上取得最好的结果与裁剪规则的过度优化有关。这说明 CNK 和 BKL 2 种句法分析器在中英文关系抽取中表现大致相当。需要说明的是，虽然 STF 句法分析器在中英文关系抽取任务中总体表现不是最佳，但是它的优势在于简单易用，可调整的参数较多，还可以在成分句法树的基础上直接进行依存分析，并提供对中文的直接支持，因而在自然语言处理的各种任务中仍然取得了广泛的应用。

表 5　不同句法分析器对英文关系抽取性能影响的结果　(%)

结构化信息	BKL-STF			CNK-STF			CNK-BKL		
	△P	△R	△$F1$	△P	△R	△$F1$	△P	△R	△$F1$
最小完全树	1.3	2.0	1.8	0.6	1.3	1.1	−0.7	−0.7	−0.7
最短路径包含树	0.8	2.3	1.7	2.0	2.6	2.4	1.2	0.3	0.7
动态关系树	0.6	3.1	2.1	2.2	3.9	3.2	1.6	0.8	1.1

表 6　不同句法分析器对中文关系抽取性能影响的结果　(%)

结构化信息	BKL-STF			CNK-STF			CNK-BKL		
	△P	△R	△$F1$	△P	△R	△$F1$	△P	△R	△$F1$
MCT	2.4	0.7	1.3	2.1	2.1	2.2	−0.3	1.4	0.9
SPT	1.4	1.2	1.3	1.9	1.8	1.9	0.5	0.6	0.6
DRT	2.3	2.0	2.1	2.5	2.5	2.6	0.2	0.5	0.5

5　结束语

本文提出一种基于近似随机测试的语义关系抽取比较方法。采用近似随机测试技术进行显著性测试。实验结果表明，同其他结构化信息相比，动态关系树在英文关系抽取中的所有句法分析器下表现最佳，性能提高非常显著，而在中文关系抽取中，动态关系树在 Berkeley 和 Charniak 句法分析器下分别取得了显著和非常显著的提高。另一方面，无论是中文还是英文关系抽取，句法分析器 Charniak 和 Berkeley 性能比 Stanford 要优越，而 Charniak 和 Berkeley 之间则表现几乎相同。

参考文献

[1] Zhou Guodong, Su Jian, Zhang Jie, et al. Exploring Various Knowledge in Relation Extraction[C]//Proc. of Association for Computational Linguistics. Ann Arbor, USA: [s. n.], 2005.

[2] Zhang Min, Zhang Jie, Su Jian, et al. A Composite Kernel to Extract Relations Between Entities with both Flat and Structured Features[C]//Proc. of Association for Computational Linguistics. Sydney, Australia: [s. n.], 2006.

[3] Zhou Guodong, Zhang Min, Ji Donghong. Tree Kernel-based Relation Extraction with Context-sensitive Structured Parse Tree Information[C]//Proc. of Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational. Prague, Chech: [s. n.], 2007.

[4] Qian Longhua, Zhou Guodong, Zhu Qiaoming, et al. Exploiting Constituent Dependencies for Tree Kernel-based Semantic Relation Extraction[C]//Proc. of Conference on Computational Linguistics. Manchester, UK: [s. n.], 2008.

[5] Che Wanxiang, Jiang Jianming, Su zhong, et al. Improved-edit-distance Kernel for Chinese Relation Extraction[C]//Proc. of International Joint Conference on Natural Language Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2005.

[6] 刘克彬. 基于核函数中文关系自动抽取系统的实现[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(8): 1406-1411.

[7] 虞欢欢, 钱龙华, 周国栋, 等. 基于合一句法和实体语义树的中文语义关系抽取[J]. 中文信息学报, 2010, 24(5): 17-23.

[8] Qian Longhua, Zhou Guodong. Dependency-directed Tree Kernel-based Protein-protein Interaction Extraction from Biomedical Literature[C]//Proc. of International Joint Conference on Natural Language Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2011.

[9] 董　静, 孙　乐, 冯元勇, 等. 中文实体关系抽取中的特征选择研究[J]. 中文信息学报, 2007, 21(4): 80-85.

[10] Klein D, Christopher D M. Accurate Unlexicalized Parsing[C]// Proc. of Association for Computational Linguistics. Barcelona, Spain: [s. n.], 2003.

[11] Petrov L, Barrett R T, Klein D. Learning Accurate, Compact, and Interpretable Tree Annotation[C]//Proc. of Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, USA: [s. n.], 2006.

[12] Charniak E. Immediate-head Parsing for Language Models[C]// Proc. of Association for Computational Linguistics. Toulouse, France: [s. n.], 2001.

[13] Noreen E W. Computer-intensive Methods for Testing Hypotheses: An Introduction[M]. New York, USA: Wiley, 1989.

[14] Collins M, Duffy N. Convolution Kernels for Natural Language[EB/OL]. (2010-11-21). http://www.citeulike.org/user/bhaddow/article/2202903.

编辑　刘　冰