# 第4章 **文本结构解析**

本章的内容将会让我们对文本的深层结构有一个更好的理解，并掌握解析文本的具体方法，以及如何在不同的NLP应用中使用它这些方法。如您所知，我们目前已经完成了NLP中的各种预处理步骤，接下来就该进入到一些更深层次的文本处理了。语言的结构是非常复杂的，我们需要按照其结构处理的各层次来对它进行描述。在本章中，我们将带您了解所有的文本结构，介绍这些结构之间的区别，并为您详细介绍其中部分结构的具体用法。另外，我们还将讨论**上下文无关语法（context-free grammar，简称CFG）**，以及它在NLTK库中的具体实现。我们也会带您浏览各种不同的文本解析器，并介绍如何使用NLTK库中现有的一些解析方法。具体而言就是：我们会用NLTK库来写一个浅解析器，其中将会再次讨论到语块分解语境中的NER问题。我们也会详细地为您介绍NLTK库中现有的一些可用于深层文本结构分析的选项。我们会试着为您提供一些关于信息提取的真实用例，以便介绍本章提及的这些话题所发挥的具体作用。总而言之，我们希望读者在阅读完本章之后能对这些话题有一定程度的理解。

在阅读完本章之后：

* 首先，我们会介绍文本解析是什么，以及与NLP相关的文本解析究竟是怎样的。
* 然后，我们会讨论各种不同的文本解析器，以及如何用NLTK库来执行解析。
* 最后，我们还将讨论文本解析在信息提取操作中的作用。

## 浅解析与深解析

通常情况下，在深入解析或者全面解析的过程中，像CFG、PCFG（即**probabilistic context-free grammar，概率性上下文无关语法**）以及搜索策略这样的语法概念的作用都是要将一套完整的语法结构应用到某个句子上。其中，浅解析（Shallow parsing）是一种面向给定文本的，对其语法信息部分所进行的有限解析任务。而深解析（deep parsing）则是一种更为复杂的应用。一般来说，深解析比较适合于对话系统和文本综述这样的应用，而浅解析则更适合于信息提取和文本挖掘这一类的应用。我们接下来将会用几节的篇幅来讨论它们各自的有缺利弊，以及在NLP应用中的具体用法。

## 两种解析方法

业界对于文本解析这个话题，主要存在着两种观点/方法，其具体情况如下表所示：

|  |  |
| --- | --- |
| **基于规则的方法** | **基于概率的方法** |
| 该方法基于规则和语法。 | 在该方法中，我们会通过运用概率模型来学习规则和语法。 |
| 在该方法中，我们将会基于GFG等语法概念来编撰语法规则手册。 | 该方法使用的是我们所观测到的相关语言特征的出现概率。 |
| 这是一个自上而下的方法。 | 这是一个自下而上的方法。 |
| 该方法中包含了CFG和基于表达式的解析器。 | 该方法中包含了PCFG和Stanford解析器。 |

## 为什么我们需要进行解析？

想要回答这个问题，我们就得再次请您先回忆一下当年在学校学习语法时的情况。现在请您告诉我，我们为什么要学习语法？我们真的需要学习语法吗？答案当然是肯定的！人长大了自然就要学习自己的母语。如今学习语言的过程通常是这样的：我们会先学习少量的词汇，接着学习少量的短语语块，再来就是少量的句子。在学习各个例句的过程中，我们会学到语言的结构。我们的母亲就是这样一次次地纠正我们说错的句子的。所以，当我们试图理解一个句子时都会采用这样一个类似的过程。但这个过程太常见了，以至于我们从来没有真正重视过，或者说仔细地思考过这个过程。也许等下次我们自己去纠正别人的语法的时就明白了。

于是当我们要编写解析器时，自然会想着要重复上述过程。如果我们能提出一组可被当作某种模版的规则，这些规则就能按照某种适当的顺序写出句子。另外，我们也需要将相关的单词进行分门别类。当让这个过程我们已经讨论过了，记得吗？词性标注的目的就是让我们知道给定单词所属的类别。

如果您理解了上述内容，那么就等于已经掌握了游戏规则，知道应该采取什么有效动作和特定步骤了。我们基本上追随的是一个人脑中非常自然的变化过程，并试图将其模拟出来。其中最简单的语法概念要从CFG 开始切入，这里我们所需要的只是一组规则和一个术语分词集。

下面，我们用非常有限的词汇量和非常通用的规则来写我们的第一个语法：

# toy CFG

>>> from nltk import CFG

>>> toy\_grammar = nltk.CFG.fromstring( """

S -> NP VP # S indicate the entire sentence

VP -> V NP # VP is verb phrase the

V -> "eats" | "drinks" # V is verb

NP -> Det N # NP is noun phrase (chunk that has noun in it)

Det -> "a" | "an" | "the" # Det is determiner used in the sentences

N -> "president" |"Obama" |"apple"| "coke" # N some example nouns

""")

>>> toy\_grammar.productions()

目前，这一语法概念所能产生的句子数量是很有限的。下面我们来思考一种情况：如果我们现在只知道如何将一个名词和一个动词搭配使用，并且这些动词和名词只能来自于我们在上述代码中所列出的单词，那么我们大概可以搭配出这样例句：[[1]](#footnote-1)

* President eats apple
* Obama drinks coke

现在我们来了解一下这个过程中究竟发生了些什么。我们在自己的脑海中创建了一个语法概念，它会基于上述规则和我们所提供的这些词汇来进行文本解析。如果我们能够正确地完成这个解析，就能够理解例句的含义。

由此可见，我们在学校里所学到的英文语法规则是有效的。显然，我们仍在使用这些语法，同时也在不断增强它们，我们用来理解所有英文句子的都是这一套相同的规则。但是，今天的规则显然不适用于莎士比亚时期所用的文体。

另一方面，同一套语法也可能会构造出一些毫无意义的句子，例如：

* Apple eats coke
* President drinks Obama

当我们具体涉及到某个**文本解析器（syntactic parser）**时，事实上本身就一定的机率在语法上会形成一些毫无意义的句子。因此想要获得其中的语义的话，我们就需要对句子的语义结构有一个更为深入的理解。我们建议读者应该具体查看一下与自己所感兴趣的语言相关的文本解析器。

## 不同的解析器类型

解析器通常要先对一个用于表达一组语法规则的输入字符串进行处理，然后构建出一个或多个可用于构成某种语法概念的规则。语法是我们用于衡量一个句子是否结构良好的的一份规范说明，而解析器则是一个用于解读语法的程序。该程序会通过搜索各种不同的树结构空间，找出给定句子的最佳树结构。下面我们来看一些现有的解析器，简要地认识一下这些解析器的运作细节及其实际用途。

### 递归下降解析器

先来看一个最简单的解析形式，我们称之为递归下降解析（recursive descent parsing）。这是一个自上而下的处理过程，由于该解析器会从左向右读取输入流中的信息，所以它会试图去验证其语法的正确性。该解析器的基本操作是从输入流中读取字符，然后将它们与终端所输入的语法规则说明进行匹配。我们的递归下降解析器会在其得到一次正确匹配时超前查看一个字符，并领先于其输入流的读取指针。

### 移位-归约解析器

移位-归约解析器（shift-reduce parser）是一种简单的、自下而上的解析器。和所有常见的、自下而上的解析器一样，移位-归约解析器也会试着去找到一个单词和短语序列，它们一方面对应着语法生成器的右侧，另一方面则会用生成器左侧的内容对其进行替换，直到其归简出完整的句子为止。

### 图表解析器

我们还会将算法设计中的动态规划技术应用到解析问题上。动态规划技术可以将中间结果保存下来，然后在适当的时候重新启用它们，以便显著地提高效率。这一技术也可以被应用到文本解析中。这样我们就可以将解析任务分成几部分来解决，并将各部分的结果先储存起来，然后在必要时再来考虑如何将其有效地组合成一个完整的解决方案。我们称这种方法为图表解析（chart parsing）。

|  |
| --- |
| 如果想更好地了解解析器的相关信息，读者也可以看看下面链接中的例子：<http://www.nltk.org/howto/parse.html> |

### 正则表达式解析器

正则表达式解析器使用的是一个正则表达式，定义该表达式的语法形式是在完成了词性标注的字符串之上构建而成的。该解析器将使用这些正则表达式来解析给定的句子，并为它们生成相应的解析树。下面我们就具体来看看正则表达式解析器的操作实例：

# Regex parser

>>> chunk\_rules=ChunkRule("<.\*>+","chunk everything")

>>> import nltk

>>> from nltk.chunk.regexp import \*

>>> reg\_parser = RegexpParser('''

NP: {<DT>? <JJ>\* <NN>\*} # NP

P: {<IN>} # Preposition

V: {<V.\*>} # Verb

PP: {<P> <NP>} # PP -> P NP

VP: {<V> <NP|PP>\*} # VP -> V (NP|PP)\*

''')

>>> test\_sent="Mr. Obama played a big role in the Health insurance bill"

>>> test\_sent\_pos=nltk.pos\_tag(nltk.word\_tokenize(test\_sent))

>>> paresed\_out=reg\_parser.parse(test\_sent\_pos)

>>> print paresed\_out

Tree('S', [('Mr.', 'NNP'), ('Obama', 'NNP'), Tree('VP', [Tree('V',

[('played', 'VBD')]), Tree('NP', [('a', 'DT'), ('big', 'JJ'), ('role',

'NN')])]), Tree('P', [('in', 'IN')]), ('Health', 'NNP'), Tree('NP',

[('insurance', 'NN'), ('bill', 'NN')])])

现在，我们再来看看上述代码所对应的树结构，它的图形化表示如下：

（图： 图中文字不用翻译）

在上述例子中，我们（基于POS的正则表达式）定义了模式的种类，希望用模式来产生短语，例如，如果某个短语匹配{<DT>？ <JJ> \* <NN>\*}这个模式，也就是说它是一个限定词后跟着一个形容词，再加一个名词，那么它大多数情况下会是一个名词性的短语。现在，这更是我们已经定义得到基于规则的解析树的语言规则。现在，我们已经越过了之前定义的语法规则，得到的是基于规则的解析树。

## 依存性文本解析

**依存性文本解析（dependency parsing，简称DP）**是一种现代化的文本解析机制。DP的主要概念是将各个语法单元（*单词*）用定向链路串联起来。这些链路就我们称之为语法上的依存关系（**dependencies**）。在目前的文本解析社区中，存在着大量这样的工作在进行。尽管短语结构式文本解析（phrase structure parsing）在一些词序自由的语言（例如捷克语和土耳其语）中仍被广泛使用，但依存性文本解析已经被证明是一种更为有效的方法。

在短语结构式文本解析与依存性文本解析之间存在着一个明显的区别，这点可以从它们所产生的解析树上看出来。例如，下面是“The big dog chased the cat”这句话的解析树：

（图：

Phrase structure tree ：短语结构树

Dependency tree ：依存关系树

其余部分不用翻译

）

如果我们仔细看一下这两棵解析树，短语结构树试图捕捉的首先是单词与短语之间的关系，然后再是短语与短语之间的关系。而依存关系树则只关心单词与单词之间的依存关系，例如*big*是完全依赖于*dog*的。

NLTK库中也提供了一些可用于执行依存性文本解析的方法。其中一个方法就是使用**概率性、投射依存性解析器（probabilistic**, **projective dependency parser）**，但该解析器得经由某个有限调校数据集来进行调校。依存性解析器的另一种形态就是Stanford解析器。幸运的是，NLTK库中也封装了该解析器。在下面的例子中，我们就来看看如何使用NLTK库中的Stanford解析器：

# Stanford Parser [Very useful]

>>> from nltk.parse.stanford import StanfordParser

>>> english\_parser = StanfordParser('stanford-parser.jar', 'stanfordparser-3.4-models.jar')

>>> english\_parser.raw\_parse\_sents(("this is the english parser test")

Parse

(ROOT

(S

(NP (DT this))

(VP (VBZ is)

(NP (DT the) (JJ english) (NN parser) (NN test)))))

Universal dependencies

nsubj(test-6, this-1)

cop(test-6, is-2)

det(test-6, the-3)

amod(test-6, english-4)

compound(test-6, parser-5)

root(ROOT-0, test-6)

Universal dependencies, enhanced

nsubj(test-6, this-1)

cop(test-6, is-2)

det(test-6, the-3)

amod( test-6, english-4)

compound(test-6, parser-5)

root(ROOT-0, test-6)

这段输出咋看之下似乎很复杂，其实一点都不复杂。这段输出是一个三段式的结果列表，其中第一段输出的只是给定句子中的POS标签及其解析树。我们会在下图中用更为优雅的绘图方式为您呈现了相同的结构。接下来的第二段输出的是给定单词之间的依存关系以及它们各自的位置。最后的第三段输出的是这些依存关系的扩大版：

（图：图中内容无需翻译）

|  |
| --- |
| 如果想对Stanford解析器的使用有一个更好的理解，读者可以参考下面链接中的内容http://nlpviz.bpodgursky.com/home and http://nlp.stanford.edu:8080/parser/index.jsp. |

## 语块分解

语块分解属于浅解析，它并不会深入到句子的深层结构。在该操作中，我们的目的是尽量将句子分割成一些有意义的构成语块。

我们可以将语块定义成文本解析中最小的可处理单元。例如，我们可以将“the President speaks about the health care reforms”这个句子分解成两个语块。第一个语块是“the President”，该语块由名词主导，所以我们称之为**名词短语（NP）**。而该句子的其余部分则是一个以动词为主导的语块，因而我们称之为**动词短语（VP）**。如果我们观察得再仔细一些，就会发现“speaks about the health care reforms”这部分还可以再分出子语块。具体来说就是其中还存在更多的NP，因而还可以再继续被分解成“speaks about”和“health care reforms”，整个过程如下图所示：

（图：图中内容无需翻译）

这种将句子划分成各个部分的过程，就是我们之前所说的语块分解。从形式上来看，语块分解操作也可以被看作是一种处理接口，作用是识别出任意文本中互不重叠的分组。

现在，我们已经了解了浅解析与深解析之间的区别。当我们能在CFG的帮助下进入到句子的语法结构，并理解了这些句子的语法结构时。有些时候我们就需要用文本解析来理解句子的具体含义。当然在另一方面，也有一些情况是不需要我们做如此深度的分析的。比方说，对于大部分非结构化文本，我们一般只会想要提取其中的关键短语、命名实体或者相关项目的特定模式。在这种情况下，我们要做的是浅解析而非深解析，因为深解析会去处理所有违反语法规则的句子，也会产生各种不同的语法树，直到解析器在反复回溯的过程中找到最佳的解析树。整个过程非常耗时和繁琐，并且即使完成了所有的这些处理过程，我们也未必会得到正确的解析树。而浅解析则可以用语块来保证其浅解析结构，这种处理相对而言要较快一些。下面，我们就写一些代码来做一些基本的语块分解：

# Chunking

>>> from nltk.chunk.regexp import \*

>>> test\_sent="The prime minister announced he had asked the chief government whip, Philip Ruddock, to call a special party room meeting for 9am on Monday to consider the spill motion."

>>> test\_sent\_pos=nltk.pos\_tag(nltk.word\_tokenize(test\_sent))

>>> rule\_vp = ChunkRule(r'(<VB.\*>)?(<VB.\*>)+(<PRP>)?', 'Chunk VPs')

>>> parser\_vp = RegexpChunkParser([rule\_vp],chunk\_label='VP')

>>> print parser\_vp.parse(test\_sent\_pos)

>>> rule\_np = ChunkRule(r'(<DT>?<RB>?)?<JJ|CD>\*(<JJ|CD><,>)\*(<NN.\*>)+', 'Chunk NPs')

>>> parser\_np = RegexpChunkParser([rule\_np],chunk\_label="NP")

>>> print parser\_np.parse(test\_sent\_pos)

(S

The/DT

prime/JJ

minister/NN

(VP announced/VBD he/PRP)

(VP had/VBD asked/VBN)

the/DT

chief/NN

government/NN

whip/NN

….

….

….

(VP consider/VB)

the/DT

spill/NN

motion/NN

./.)

(S

(NP The/DT prime/JJ minister/NN) # 1st noun phrase

announced/VBD

he/PRP

had/VBD

asked/VBN

(NP the/DT chief/NN government/NN whip/NN) # 2nd noun phrase

,/,

(NP Philip/NNP Ruddock/NNP)

,/,

to/TO

call/VB

(NP a/DT special/JJ party/NN room/NN meeting/NN) # 3rd noun phrase

for/IN

9am/CD

on/IN

(NP Monday/NNP) # 4th noun phrase

to/TO

consider/VB

(NP the/DT spill/NN motion/NN) # 5th noun phrase

./.)

上述代码已经足以应付一些划分动词/名词短语的基本语块分解操作了。语块分解的过程中通常会有一条管道，作用是标记POS标签，并为相关的语块分解器提供输入字符串。在这里，我们使用的是普通的语块分解器，其中的NP/VP规则定义了各种不同的、可被称之为动词/名词短语的POS模式。例如，NP规则定义的是所有以限定词开头，后接着一个由副词、形容词或纯数字的可被语块分解成一个名词短语的组合。当然，这种基于一般表达式的语块分解器得依靠我们手动设计分块字符串来定义的分块规则。但如果我们能编写适用于大部分名词短语模式的普适规则，也可以用基于正则表达式的语块分解器来做这件事。不幸的是，这类普适性的规则是很难找到的。另一种途径是使用机器学习的方法来进行语块分解。我们之前所接触过的ne\_chunk()方法和Stanford NER标注器都使用了同一个预调校模型，可用来标识名词短语。

## 信息提取

我们现在已经学习了标注器和解析器的相关知识。利用这些知识，我们就可以构建出一个基本的信息提取（IE）引擎了。下面我们就直接来看一个非常基本的IE引擎，看看如何用NLTK库来看开发一个典型的IE引擎。

任何稍有意义的信息都可以被绘制出来，前提是给定的输入流要跟着NLP的步骤来做。我们之前已经对句子标识化、词汇标识化及词性标注有了足够的了解。下面，我们就来好好讨论一下NER和关系提取。

一个典型的信息抽取管道在结构上都是非常类似的，具体如下图所示：

（图 ：

Raw text：原生文本

String：字符串

List of strings：字符串列表

Word tokenization：词汇标识化

List of list of strings：字符串列表的列表

Part-of-speech tagging：词性标注

List of list of tuples：元组列表的列表

Entity detection：实体探测

List of trees：树结构列表

Relations extraction：关系提取

Relations：关系

）

|  |
| --- |
| 其它的部分预处理步骤（比如停用词移除和词干提取）往往会被忽略掉，因为它们不会往IE引擎中添加任何值。 |

### 命名实体识别（NER）

我们已经在上一章中讨论过了关于NER的一般情况。从本质上来说，NER其实是一种提取信息的方式，它提取的是一些最常见的实体信息，譬如实体的名称、所属的组织、以及所在的位置等。然而，某些经改良之后的NER也可用于提取一般实体，譬如产品名称、生物医学项目、作者姓名、品牌名称等等。下面我们来看一个很普通的例子，在该例子中我们会给出一个包含既定内容的文本文件，然后再从中提取出一些最有意义的命名实体：

# NP chunking (NER)

>>> f=open(# absolute path for the file of text for which we want NER)

>>> text=f.read()

>>> sentences = nltk.sent\_tokenize(text)

>>> tokenized\_sentences = [nltk.word\_tokenize(sentence) for sentence in sentences]

>>> tagged\_sentences = [nltk.pos\_tag(sentence) for sentence in tokenized\_ sentences]

>>> for sent in tagged\_sentences:

>>> print nltk.ne\_chunk(sent)

在上述代码中，我们只是照着之前图中的相同的管道流程走了一遍。我们执行了所有的预处理步骤，包括句子标识化、词汇标识化、词性标注以及NLTK的NER（预调校模型）等可用来提取所有NER的步骤。

### 关系提取

关系提取也是一种常用的信息提取操作。关系提取顾名思义就是一个提取不同实体之间不同关系的过程。众所周知，实体之间存在着各种各样的关系，譬如说我们已经熟悉的 继承、同义、近义等关系。这里的关系可以根据信息的需要定义。例如，如果我们是想从非结构化文本数据找出一本书的作者是谁，那么这里的作者身份就可以是作者姓名与书名之间的关系。NLTK库中也使用了相同的IE管道，我们可以沿用NER的思路并使用某种基于NER标记的关系模式来进行提取。

在下面的代码中，我们使用了ieer的内置语料库，它会对句子进行NER标注，我们在这里唯一需要做的是指定我们所要的关系模式，以及该关系所定义NER种类。而且在下面这段代码中，组织与位置之间的关系已经被定义好了，我们要提取的是这些模式的所有组合。这段代码的应用方式有很多种，例如，在一个非结构化文本的大型语料库中，我们可以利用相关的位置来识别出我们感兴趣的组织：

>>> import re

>>> IN = re.compile(r'.\*\bin\b(?!\b.+ing)')

>>> for doc in nltk.corpus.ieer.parsed\_docs('NYT\_19980315'):

>>> for rel in nltk.sem.extract\_rels('ORG', 'LOC', doc, corpus='ieer', pattern = IN):

>>> print(nltk.sem.rtuple(rel))

[ORG: u'WHYY'] u'in' [LOC: u'Philadelphia']

[ORG: u'McGlashan &AMP; Sarrail'] u'firm in' [LOC: u'San Mateo']

[ORG: u'Freedom Forum'] u'in' [LOC: u'Arlington']

[ORG: u'Brookings Institution'] u', the research group in' [LOC: u'Washington']

[ORG: u'Idealab'] u', a self-described business incubator based in' [LOC: u'Los Angeles']

..

## 本章小结

在本章，我们终于越过了基本的预处理步骤，更深入探索了一些NLP技术，其中包括了文本解析和信息提取。首先，我们详细讨论了文本解析技术，介绍了一些可用的解析器，以及如何用NLTK库来执行NLP中的文本解析。接着，我们带您了解了CFG和PCFG的概念，以及如何从一个树状语料库学到东西，并构建出一个解析器。最后，我们还讨论了浅解析与深解析，以及这两者之间的区别。

另外，我们也谈到了一些与信息提取相关的基础知识，包括实体提取和关系提取。我们介绍一个典型的、可充当信息提取引擎的管道。而且正如您所见，我们用不到100行的代码构建了一个非常小巧简单的IE引擎。请想象一下，这种系统运行在整个转储程序上，或者将整个网页内容关联到某个组织上时的感觉。这会很酷的，不是吗？

对于本章所学习的这些话题，我们将会在未来的章节中用到它们，并利用其中的一些技术构建出一些有用的NLP应用。

1. 译者注：由于原文针对的是英文语法分析，所以这里的例句就不翻译了。 [↑](#footnote-ref-1)