词法分析

# HanLP词法分析器概览

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 任务 | 算法 | 原理 | 特点 |
| 分词 | **最短路径分词** | Viterbi | 速度和精度的最佳平衡 |
| **N-最短路径分词** | topN最短路径 |
| 感知机分词 | 字构词 | 精度、新词发现 |
| CRF分词 |
| 极速词典分词 | 词典分词 | 速度 |
| 词性标注 | HMM词性标注 | HMM | 速度 |
| 感知机词性标注 | 感知机 | 精度 |
| CRF词性标注 | CRF |
| 实体识别 | 中国人名识别 | HMM-Viterbi角色标注 | 速度 |
| 音译人名识别 | 层叠隐马 |
| 日本人名识别 |
| 地名识别 | HMM-Viterbi角色标注 |
| 机构名识别 | 层叠隐马 |
| 感知机命名实体识别 | 感知机 | 精度 |
| CRF命名实体识别 | CRF |

# 最短路径分词（viterbi）

基本思想：首先根据词典，找出字串中所有可能的词（也称全切分），然后构造词语切分有向无环图（也称作粗分词图或粗分词网）。每个词对应图中的一条有向边。若赋给相应的边长一个权值（该权值可以是常数，也可以是所构成的词的属性值），然后根据该切分图，在起点到终点的所有路径中，求出长度值（包括权值）为最短的一条路径，这条路径上包含的词就是该句子的切分结果。若每个结点处记录N个最短路径值，则该方法也称**N-最短路径算法**。

为进一步提高切分精度，在词典中增加词的属性值，即给每个词也给权重。这样每个词在汉字串中的权重不同（即构成的有向图的边不为等长）。最简单的词的权重可以用词频表示，高频词的权重大，低频词的权重小。具体的权重值可以通过大规模语料库获得。

虽然HanLP中提供了dijkstra算法的实现，但是当前HanLP中最短路径分词使用的是viterbi算法。

例子：他说的确实在理

**粗分词图的生成**



词图生成的HanLP代码为<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/seg/WordBasedSegment.java> generateWordNet(WordNet)

**遍历计算过程和回溯分词过程**



1. node列与to列

node列的词语为粗分词网中所有的词，to列为在node列为词word\_node的情况下，后边接的所有可能的词word\_to。第1个词语前边有一个“始”词，最后一个词语后边有一个“末”词。

1. begin2node\_w的计算

表示从“始”到node词的最短路径权值。可以从待计算值所在行的node列读取出word词，在to列中以待计算值所在行开始向上查找word，找到word所在行后（以首次遇到的词为准），begin2to\_w列所对应的值就是待计算值。见图中下划线。第一个词对“始-他”的begin2node\_w的值为0。

1. node2to\_w的计算

由node+w构成的2gram串的概率，也就是转移概率，计算公式为

其中，为平滑参数值取0.1，为词语node的训练集频次值，为训练集中词形总数，为词语node和词语w的共现频次值，为平滑因子。

计算的HanLP代码为<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/utility/MathUtility.java> calculateWeight(Vertex from, Vertex to)。“始”的频次取为，“始-他”的共现频次值为“他”作为句首的频次，“理-末”的共现频次值为“理”作为句末的频次。

1. begin2to\_w\_n的计算

表示从“始”到to词的最短路径权值。begin2to\_w\_n = begin2node\_w + node2to\_w。

1. begin2to\_w\_o

表示记录在to词下的，到to词的最短路径权值，它的初始值为0，之后由begin2to\_w来更新。

1. from

表示词语to的前驱词。

，

可以看表中(7,9),(8,10),(11,13),(12,14),(15,16),(17,18)成对行来验证该公式，其中只有(17.18)行满足了第3个式子。

1. begin2to\_w的计算

表示从“始”到to词的最短路径权值。

可以看表中(7,9),(8,10),(11,13),(12,14),(15,16),(17,18)成对行来验证该公式，其中只有(17.18)行满足了第3个式子。

（6）和（7）的HanLP实现代码<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/seg/common/Vertex.java> updateFrom(Vertex from)

1. 回溯确定分词路径

从“末”开始向前回溯，末->理->在->确实->的->说->他，可以看表中黄色单元格进行验证。

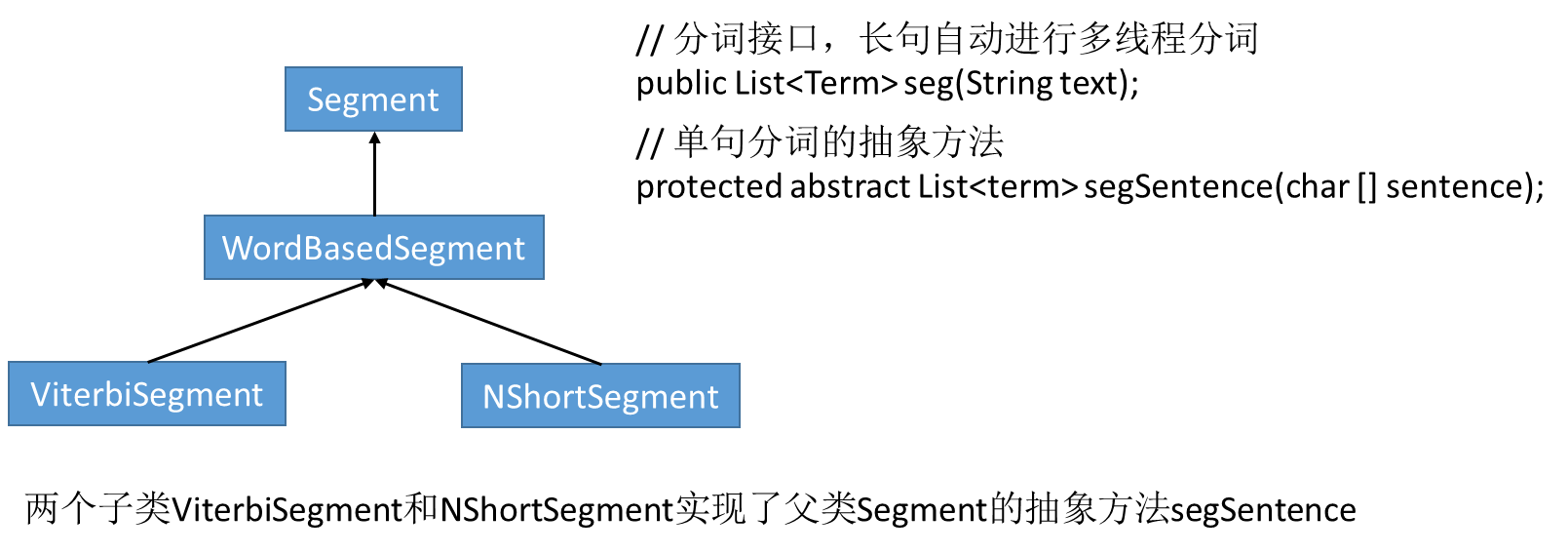
经过(6)、（7）两步，可以确保粗分词网中任意词的前驱都是最短路径的。

遍历计算过程和回溯过程的HanLP代码<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/seg/Viterbi/ViterbiSegment.java> viterbi(WordNet wordNet)

|  |
| --- |
| private static List<Vertex> viterbi(WordNet wordNet)  {  // 避免生成对象，优化速度  LinkedList<Vertex> nodes[] = wordNet.getVertexes();  LinkedList<Vertex> vertexList = new LinkedList<Vertex>();  for (Vertex node : nodes[1])  {  node.updateFrom(nodes[0].getFirst());  }  for (int i = 1; i < nodes.length - 1; ++i)  {  LinkedList<Vertex> nodeArray = nodes[i];  if (nodeArray == null) continue;  for (Vertex node : nodeArray)  {  if (node.from == null) continue;  for (Vertex to : nodes[i + node.realWord.length()])  {  System.out.print(node.realWord + "\t" + to.realWord + "\t");  to.updateFrom(node);  }  }  }  Vertex from = nodes[nodes.length - 1].getFirst();  while (from != null)  {  vertexList.addFirst(from);  from = from.from;  }  return vertexList;  } |

# N-最短路径分词

前边已经提到，在最短路径分词中，若每个结点处记录N个最短路径值，则该方法称为**N-最短路径算法**。在HanLP中通过两个类ViterbiSegment和NshortSegment分别实现了最短路径分词和N-最短路径分词。首先看看两个类的关系。



这里长句自动按字数切成小句，小句之间再使用多线程进行分词。

我们看看两个类ViterbiSegment和NshortSegment的实现过程对比

|  |  |
| --- | --- |
| ViterbiSegment | NshortSegment |
| 构造词网结构 | |
| 生成一元词网，调用viterbi方法得到粗分结果 | 调用biSegment方法得到粗分结果 |
| 命名实体识别（根据配置ner） | |
| 数字识别（根据配置numberQuantifierRecognize） | |
| 索引分词（根据配置indexMode） | |
| 自定义词典干预（根据配置useCustomDictionary） | |
| 词性标注（根据配置speechTagging） | |

注意：

1. NshortSegment得到的时topN种分词结果，每种分词结果中有可能存在路径值相等的多个分词结果。
2. NshortSegment对得到的topN种分词结果并没有做筛选而只是返回了top1的一个分词结果。
3. 调用biSegment得到粗分的topN种分词结果后，会对每种分词结果中的每个结果做命名实体识别，之后只对最优的一个分词结果做数字识别、索引分词、自定义词典干预、词性标注。

有关于viterbi方法已经在最短路径分词中加以介绍，这里我们介绍biSegment方法。首先介绍biSegment整体流程。

1. 生成词网
2. 构建词图，也就是将每个可能词语的权重计算出来

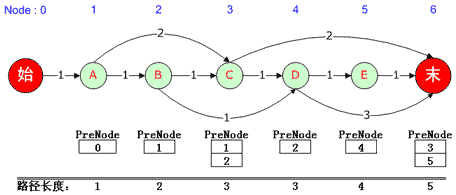
|  |
| --- |
| 打印词图：========按终点打印========  to: 1, from: 0, weight:04.09, word:始##始@他  to: 2, from: 1, weight:02.50, word:他@说  to: 3, from: 2, weight:03.24, word:说@的  to: 4, from: 2, weight:08.46, word:说@的确  to: 5, from: 3, weight:05.68, word:的@确  to: 6, from: 3, weight:05.67, word:的@确实  to: 7, from: 4, weight:11.23, word:的确@实  to: 7, from: 5, weight:11.46, word:确@实  to: 8, from: 4, weight:11.23, word:的确@实在  to: 8, from: 5, weight:11.46, word:确@实在  to: 9, from: 6, weight:03.17, word:确实@在  to: 9, from: 7, weight:11.21, word:实@在  to: 10, from: 6, weight:10.87, word:确实@在理  to: 10, from: 7, weight:11.21, word:实@在理  to: 11, from: 8, weight:11.18, word:实在@理  to: 11, from: 9, weight:07.00, word:在@理  to: 12, from: 10, weight:11.61, word:在理@末##末  to: 12, from: 11, weight:05.59, word:理@末##末 |

词图中每种词的weight值就是上节中node2to\_w的值。

1. 构建求N-最短路径实例，并返回N-最短路径
2. 计算出所有结点上可能的路径，为路径数据提供数据准备
3. 从短到长获取至多n条路经
4. 进行日期、数字合并

根据节点下标数组解释出对应的路径

下面详细介绍求N-最短路径的过程，首先看一张路径图示例



N-ShortPath的基本思想是：首先根据词典构建上边的词图。对每个节点找到它的所有前驱节点，由前驱节点from到当前节点to的权值计算出从“始“经前驱节点到当前节点的路径权值，按照路径权值大小对前驱节点排序，如果是1-NshortPath则保留top1个前驱节点，当然如果有并列的多个top1前驱节点则保留多个。如果是2-NshortPath则保留top2个前驱节点。最后在节点下边记录从“始”到“to”的top-n个路径长度。如果是1-NshrotPath则记录1个路径长度，如果是2-NshortPath则记录2个路径长度。我们以图中4号节点为例说明计算过程。4号节点的前驱节点有3号节点和2号节点，路径长度分别为4和3，于是对于1-NshortPath来说保留2号前驱节点，并在4号节点下记录路径长度为3。

我们来看看代码的实现

1. 首先初始化NshortPath类的成员喽，这里挑两个重要的成员说。

第一个成员是fromArray用来记录节点的前驱，对应路径图示例的每个“PreNode”。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 1 | 2 | … | nValueKind |
| 1 | CQueue实例 | CQueue实例 | CQueue实例 | CQueue实例 |
| 2 | CQueue实例 | CQueue实例 | CQueue实例 | CQueue实例 |
| … | … | … | … | … |
| vertexCount | CQueue实例 | CQueue实例 | CQueue实例 | CQueue实例 |

其中，行表示节点，行数为节点数量；列表示最优长度值topN。

第二个成员是weightArray用来记录到每个节点的前N个最短路径上的花费之和，对应路径图示例的最后一行“路径长度”。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 1 | 2 | … | nValueKind |
| 1 | double类型数 | double类型数 | double类型数 | double类型数 |
| 2 | double类型数 | double类型数 | double类型数 | double类型数 |
| … | … | … | … | … |
| vertexCount | double类型数 | double类型数 | double类型数 | double类型数 |

1. 查找到达词图中每种节点的所有前驱，并计算从“始”到经每个前驱节点到达该节点的权值（最短路径长度），每个节点只保留topN种个前驱节点。

实现方法为

<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/seg/NShort/Path/NShortPath.java>

private void calculate(Graph inGraph, int nValueKind)

针对例子得到的结果

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 到达节点 | | top1前驱节点 | | top2前驱节点 | |
| 节点字 | to | from | weight | from | weight |
| 他 | 1 | 0 | 4.090693 |  |  |
| 说 | 2 | 1 | 6.586326 |  |  |
| 的 | 3 | 2 | 9.830333 |  |  |
| 的确 | 4 | 2 | 15.04746 |  |  |
| 确 | 5 | 3 | 15.50843 |  |  |
| 确实 | 6 | 3 | 15.49957 |  |  |
| 实 | 7 | 4 | 26.27918 | 5 | 26.97188 |
| 实在 | 8 | 4 | 26.27918 | 5 | 26.97188 |
| 在 | 9 | 6 | 18.67432 | 7 | 37.49335 |
| 在理 | 10 | 6 | 26.36763 | 7 | 37.49335 |
| 理 | 11 | 9 | 25.67691 | 8 | 37.46142 |
| 末 | 12 | 11 | 31.26441 | 10 | 37.97844 |

1. 获取topN最短路径（当存在并列路径值情况时，路径数可以大于topN）

实现方法为

<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/seg/NShort/Path/NShortPath.java>

public List<int[]> getNPaths(int n)

针对例子得到的结果

粗分结果[他/rr, 说/v, 的/ude1, 确实/ad, 在/p, 理/n]

粗分结果[他/rr, 说/v, 的/ude1, 确实/ad, 在理/a]

1. 日期、数字合并

实现方法为

<https://github.com/hankcs/HanLP/blob/master/src/main/java/com/hankcs/hanlp/seg/NShort/Path/NShortPath.java>

protected static void generateWord(List<Vertex> linkedArray, WordNet wordNetOptimum)

至此，N-最短路径的基本方法介绍完毕，那么它与最短路径有什么区别呢？

1. 第1个区别是节点上保留的最优路径前驱节点数。具体来说，当某个节点存在两个以上前驱时，N-最短路径一定会保留topN种路径值的所有前驱节点，而最短路径只会保留一个最短路径值的前驱节点。
2. HanLP在实现上为N-最短路径增加了数字、日期合并规则。
3. HanLP的N-最短路径方法最终返回的还是一个最优路径，并未对topN个分词结果做筛选策略，虽然对存在多个前驱的节点处保留了多个候选前驱，但是个人感觉两者相差应该不多，可能对歧义处有效果，但是对未登录词应该作用不大。说白了它也还是基于词典中单个词语的概率做的，其他的文本信息都没有用到。