# Crf

1. 条件随机场用途：求序列的隐状态
2. 条件随机场思想：



句子s（就是我们要标注词性的句子）

i，用来表示句子s中第i个单词

l\_i，表示要评分的标注序列给第i个单词标注的词性

l\_i-1，表示要评分的标注序列给第i-1个单词标注的词性

它的输出值是0或者1,0表示要评分的标注序列不符合这个特征，1表示要评分的标注序列符合这个特征。

线性链crf：

特征函数仅仅依靠当前单词的标签和它前面的单词的标签对标注序列进行评判，这是CRF中的一种简单情况。

也可以用非线性链条件随机场：

针对上面公式举例子：

1. .虽然score(l|s)的函数的自变量包含4个，但是真正用的时候并不是四个都要用。

如：当l\_i是“副词”并且第i个单词以“ly”结尾时，我们就让f1 = 1，其他情况f1为0。不难想到，f1特征函数的权重λ1应当是正的。而且λ1越大，表示我们越倾向于采用那些把以“ly”结尾的单词标注为“副词”的标注序列。

这个例子就仅仅使用了li和i和s这三个变量，和前面一个词对应的隐变量没关系

1. i=1，l\_i=动词，并且句子s是以“？”结尾时，f2=1，其他情况f2=0。同样，λ2应当是正的，并且λ2越大，表示我们越倾向于采用那些把问句的第一个单词标注为“动词”的标注序列。

这个例子就是用了两个变量，s和li

1. 当l\_i-1是介词，l\_i是名词时，f3 = 1，其他情况f3=0。λ3也应当是正的，并且λ3越大，说明我们越认为介词后面应当跟一个名词。

Emmm........

1. 和hmm的比较

hmm是crf的一种特殊情况。Crf远比hmm要强大。

Crf可以做到，但是hmm做不到的例子：

CRF可以定义数量更多，种类更丰富的特征函数。HMM模型具有天然具有局部性，就是说，在HMM模型中，当前的单词只依赖于当前的标签，当前的标签只依赖于前一个标签。这样的局部性限制了HMM只能定义相应类型的特征函数。

譬如上面的：i=1，l\_i=动词，并且句子s是以“？”结尾时，f2=1，其他情况f2=0。

这个例子hmm就做不到。但是crf可以做到。

Crf转化为hmm的一个例子：

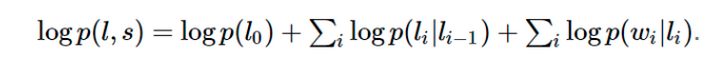
Hmm:

p(l\_i|l\_i-1)是转移概率，比如，l\_i-1是介词，l\_i是名词，此时的p表示介词后面的词是名词的概率。

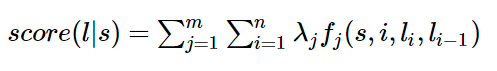
p(w\_i|l\_i)表示发射概率，比如l\_i是名词，w\_i是单词“ball”，此时的p表示在是名词的状态下，是单词“ball”的概率。



给hmm加log



下面是crf：



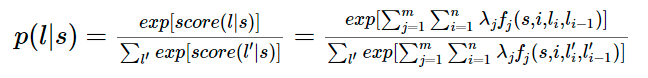
做比较可知：

对于HMM中的每一个转移概率p(l\_i=y|l\_i-1=x),我们可以定义这样的一个特征函数：



同样的，对于HMM中的每一个发射概率，我们也都可以定义相应的特征函数，并让该特征函数的权重等于HMM中的log形式的发射概率。

1. 和逻辑回归的比较



逻辑回归是用于分类的对数线性模型，条件随机场是用于序列化标注的对数线性模型

1. 条件随机场参数求解方法

就是求解逻辑回归的参数的方法。

1. 条件随机场如何解码