









384

注:本文中所有公式和思路来自于邹博先生的《机器学习升级版》,我只是为了加深记忆和理解写的本文。



前文已经详细介绍了HMM模型的结构、参数等等,本文将介绍HMM的三个基本问题中的第一个:概率计算问题

在说前向后向算法之前我们需要先讲一下概率计算的暴力求解是怎么做的(不会白讲的,后边会用到)

暴力求解

按照概率公式 , 列举所有可能的长度为T的状态序列I = $\{i1, i2, i3...\}$, 求各个状态序列I与观测序列O= $\{o1, o2, o3...\}$ 的联合概率 P = $(O, I \mid \lambda)$, 然后对所有的I求和(也就是对环分) , 从而得到P(O $\mid \lambda$)

状态序列I = {i1, i2, i3...}出现的概率为:

$$P(I|\lambda) = \pi_{i_1} a_{i_1 i_2} a_{i_2 i_3} \cdots a_{i_{T-1} i_T}$$

对固定的状态序列I, 观测序列O={o1, o2, o3...}的概率为:

$$P(O|I,\lambda) = b_{i_1o_1}b_{i_2o_2}\cdots b_{i_To_T}$$

O和I同时出现的联合概率为:

$$P(O,I|\lambda) = P(O|I,\lambda)P(I|\lambda) = \pi_{i_1}b_{i_1o_1}a_{i_1i_2}b_{i_2o_2}\cdots a_{i_{T-1}i_T}b_{i_To_T}$$

然后对所有的状态序列I求和,得到观测序列O的概率 $P(O \mid \lambda)$:

$$P(O|\lambda) = \sum_{I} P(O, I|\lambda) = \sum_{I} P(O|I, \lambda) P(I|\lambda)$$

$$= \sum_{i_1, i_2, \dots i_T} \pi_{i_1} b_{i_1 o_1} a_{i_1 i_2} b_{i_2 o_2} \dots a_{i_{T-1} i_T} b_{i_T o_T}$$

我们来对最终的式子分析一下:加和符号中有2T-1个因子,I遍历个数N^T,时间复杂度为O(TN^T),显然是没办法用于实践的。



自考和成考的区别



联系我们



请扫描二维码联系

2 400-660-01

■ QQ客服 ● ?

关于 招聘 广告服务 當 01999-2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号

经营性网站备案信息

网络110报警服务

中国互联网举报中心

北京互联网违法和不良信息举报中心

他的最新文章

压力测试工具siege的用法

【卷积神经网络-进化史】从LeN Net

linux 环境变量设置 (临时 + 永)

gtest install

linux(ubuntu)下的caffe编译安装

文章分类

机器学习

linux

deep learning

文章存档

2017年1月

2016年12月

2016年11月

他的热门文章

linux(ubuntu)下的caffe编译安装

EM算法---基于隐变量的参数估证 1674

概率图模型之贝叶斯网络

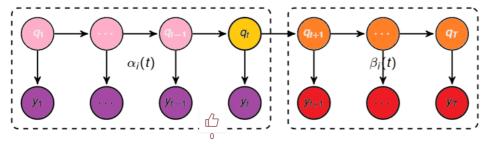
登录

1657

--- /\ **---

淮册

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!



前向概率:给定模型 λ ,第t时刻处于i状态,并———到y1到yt的概率:

$$\alpha_i(t) = p(y_1, y_2, \dots, y_t, q_t = i|\lambda)$$

后向概率:给定模型 λ ,第t时刻处于i状态,并且观测到yt+1到yT的概率:

$$\beta_i(t) = p(y_{t+1}, \ldots, y_T | q_t = i, \lambda)$$

正式给出前向算法。

前向算法

前向概率:

$$\alpha_i(t) = p(y_1, y_2, \dots y_t, q_t = i|\lambda)$$

初值:

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_{io_1}$$

递推:对于t=1,2,3...T-1

$$\alpha_{t+1}(i) = \left(\sum_{j=1}^{N} \alpha_{t}(j)a_{ji}\right)b_{io_{t+1}}$$

最终:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_{T}(i)$$

需要注意,这里的每一步的概率计算都严格按照前向概率的定义来做,第一步最后一步也是如此,如果觉得不直观的话就拿定义比对一下就会清楚了。

前向算法的时间复杂度是O(TN^2),计算比较简单,就不赘述了,接着说后向算法。

后向算法

后向概率:







联系我们



请扫描二维码联系

■ webmaster@

QQ客服 ●

关于 招聘 广告服务 ©1999-2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号

经营性网站备案信息 网络110报警服务 中国互联网举报中心

北京互联网违法和不良信息举报中心

初值:

$$\beta_T(i)=1$$

递推:对于t = T-1,T-2...1

$$\beta_{t}(i) = \left(\sum_{j=1}^{N} a_{ij} b_{jo_{t+1}} \beta_{t+1}(j)\right) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

最终:

 $\overline{\odot}$

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^{N} \pi_i b_{io_1} \beta_1(i)$$

这里的每一步也是按照后向概率来计算的,我第一次学习这块的时候就是走了弯路,没有注意概率公式中t时刻观测的是t+1以后的,自己想当然计算递推公式、终止公式,百思不得其解,后来对照后向概率来看,还真的是有道理的。

那么前向算法和后向算法之间有什么联系呢?

我们来推导一下:

$$\begin{split} &P(i_{t}=q_{i},O|\lambda) \\ &= P(O|i_{t}=q_{i},\lambda)P(i_{t}=q_{i}|\lambda) \\ &= P(o_{1},\cdots o_{t},o_{t+1},\cdots o_{T}|i_{t}=q_{i},\lambda)P(i_{t}=q_{i}|\lambda) \\ &= P(o_{1},\cdots o_{t}|i_{t}=q_{i},\lambda)P(o_{t+1},\cdots o_{T}|i_{t}=q_{i},\lambda)P(i_{t}=q_{i}|\lambda) \\ &= P(o_{1},\cdots o_{t},i_{t}=q_{i}|\lambda)P(o_{t+1},\cdots o_{T}|i_{t}=q_{i},\lambda)P(i_{t}=q_{i}|\lambda) \\ &= P(o_{1},\cdots o_{t},i_{t}=q_{i}|\lambda)P(o_{t+1},\cdots o_{T}|i_{t}=q_{i},\lambda) \\ &= \alpha_{t}(i)\beta_{t}(i) \end{split}$$

从结论我们不难看出,在t时刻如果知道了状态为qi,那么可以将这个t之前和之后阻断,最后变换成前向概率和后向概率。

那么我们就可以求单个状态的概率了:

$$\gamma_{t}(i) = P(i_{t} = q_{i}|O,\lambda) = \frac{P(i_{t} = q_{i},O|\lambda)}{P(O|\lambda)}$$
$$\gamma_{t}(i) = \frac{\alpha_{t}(i)\beta_{t}(i)}{P(O|\lambda)} = \frac{\alpha_{t}(i)\beta_{t}(i)}{\sum_{i=1}^{N} \alpha_{t}(i)\beta_{t}(i)}$$

这样的话我么你从t=1一直计算到t=T,我们就可以得到每个时刻最有可能的那个状态,但是这样子做对么?

我认为是不对的,原因是每一个时刻最有可能最终组成的状态序列是不一定存在的,打个比方说,全市高考,我选出每个学科的最高分,那么我就说这是第一名的各科成绩,显然是不一定的,那么正确的做法是什么呢?我们将在后边的Viterbi算法中介绍。

进一步思考:如果要求了t时刻状态为i,t+1时刻状态为j的联合概率呢?







目考札成考的区别



联系我们



网络110报警服务

请扫描二维码联系

QQ客服 ● ?

关于 招聘 广告服务 **%** ©1999-2018 CSDN版权所有

京ICP证09002463号
经营性网站备案信息

中国互联网举报中心 北京互联网违法和不良信息举报中心

$$\xi_{t}(i,j) = P(i_{t} = q_{i}, i_{t+1} = q_{j}, \lambda)$$

$$= \frac{P(i_{t} = q_{i}, i_{t+1} = q_{j}, O | \lambda)}{P(O | \lambda)}$$

$$= \frac{P(i_{t} = q_{i}, i_{t+1} = q_{j}, O | \lambda)}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} P(i_{t} = q_{i}, i_{t+1} = q_{j}, \lambda)}$$

最终结果是:

$$P(i_t = q_i, i_{t+1} = q_j, O|\lambda) = \alpha_t(i)a_{ij}b_{jo_{t+1}}\beta_{t+1}(j)$$

这里把联合概率这块拿出来只是让大家更直观的感觉这个前后向概率而已,跟我们整体的HMM模型框架无关。

前后后向算法介绍完了,下一篇将会介绍HMM的第二个基本问题-学习问题,也就是BW算法。













请扫描二维码联系

2 400-660-010

■ QQ客服

关于 招聘 广告服务 ©1999-2018 CSDN版权所有

京ICP证09002463号 经营性网站备案信息 网络110报警服务

中国互联网举报中心 北京互联网违法和不良信息举报中心

版权声明:本文为博主原创文章,未经博主允许不得转载。https://blog.csdn.net/u012771351/article/details/53113377

目前您尚未登录,请 登录 或 注册 后进行评论 Q

前向-后向算法(Forward-backward algorithm)



yyyljw 2015年11月30日 11:31 🕮 3208

根据观察序列生成隐马尔科夫模型(Generating a HMM from a sequence of obersvations) 与HMM模型相关的"有 用"的问题是评估(前向...

隐马尔科夫模型HMM的前向算法和后向算法



📞 njustzj001 2016年03月22日 16:43 👊 10146

最近重新看了一遍《统计学习方法》中第十章《隐马尔可夫模型》,更加觉得这本书有浅有深,简洁深刻。HMM模型有三个基本 问题·概率计算问题 受习问题和预测问题 今天我就来将其中的概率计算问题的一些细节思老总

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

登录

淮册

5分钟完成加壳,防止代码反编译,防调试

一键加密代码逻辑,驱动级别反调试,秒杀常见调试器,无法dump内存。



HMM——前向算法与后向算法



xb1165048017 2015年09月19日 19:27 🚇 4265

自考和成考的区别







隐马尔可夫(HMM)、前/后向算法 Viterbi算法 再次总结

本总结是是个人为防止遗忘而作,不得转载和商品。 说明:此篇是作者对"隐马尔可夫模型"的第二次总结,因此可以算作 对上次总结的查漏补缺以及更进一步的理解,所以很多在第一次总结中已经整理过的...



HMM的前向算法

🌑 xueyingxue001 2016年09月01日 10:00 🗯 9061

—维特比算法(Viterbi algorithm) HMM—



zb1165048017 2015年09月19日 19:39 🚨 6188

本文修正了原创里面的一些错误。

一秒创造无法计算的价值

每满2000返200,最高返5000元代金券



HMM学习笔记—001--前向算法(forward algorithm)

整理自博客:从一个实例中学习HMM前向算法HMM在实际应用中主要用来解决3类问题:评估问题给定观测序列o=o1o2o3··· oto=o 1 o 2 o 3 ···o t和模型参数λ=(A,B,π...



🐞 redaihanyu 2016年01月23日 16:18 🕮 2024

hmm-前向算法



🌏 Half_open 2015年07月20日 16:51 🕮 1442

HMM算法想必大家已经听说了好多次了,完全看公式一头雾水。但是HMM的基本理论其实很简单。因为HMM是马尔科夫链中 的一种,只是它的状态不能直接被观察到,但是可以通过观察向量间接的反映出来,即每一个观察...

机器学习笔记(十四)——HMM估计问题和前向后向算法

一、隐马尔科夫链的第一个基本问题 估计问题:给定一个观察序列O=0102...OTO=0_10_2\dots O_T和模型u=(A,B,π)u= (\boldsymbol{A,B,\pi}),如何...



the chunyun0716 2016年09月25日 11:49 🚇 1154

HMM(Forward algorithm)向前算法



Margin TH NUM 2016年06月02日 21:04 □ 1373

由马尔科夫模型MM可知:对于一个系统,由一个状态转至另一个状态的转换过程中,存在着转移概率,并且这种转移概率可以依 据其紧接的前一种状态推算出来,与该系统的原始状态和此次转移前的马尔可夫过程无关。隐马尔...

HMM——前向后向算法



zb1165048017 2015年09月19日 20:29 🔲 3367

前向后向算法或者Baum-Welch,不太好理解

BW常用事物码



🥯 Bruce_yin 2017年01月20日 09:36 🗯 888

SAP的事物码(Transaction Code,简写T-CODE)相关信息存放在两张表(Table)中,一张TSTC数据表存放T-CODE的关联程 序、屏幕信息;另一张TSTCT则是语言文本表,为多种...

程序员不会英语怎么行?



加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

登录

淮册













请扫描二维码联系

™ webmaster@ **2** 400-660-010

QQ客服 ● ?

关于 招聘 广告服务 ©1999-2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号

经营性网站备案信息 网络110报警服务

中国互联网举报中心

北京互联网违法和不良信息举报中心

BWN-XNOR-caffe安装注意项

github地址https://github.com/loswensiana/BWN-XNOR-caffe XNOR是用于权值与输入二值化的解决方案,以损失一部分精度 为代价,来达到提高计算速度和减小...

HMM学习最佳范例七:前向-后户管法

■ u010585135 2015年02月06日 11:54 単 1677

f obers...



HMM前向算法和后向算法的推导

关键字:HMM 前向概率 后向概率



📆 wagsyang 2016年12月16日 14:55 🚇 352

联系我们

考和成考的区别



请扫描二维码联系

2 400-660-010

● QQ客服 ● a

招聘 广告服务 ©1999-2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号

经营性网站备案信息 网络110报警服务

中国互联网举报中心 北京互联网违法和不良信息举报中心

BWN-XNOR-caffe-master训练二进制cifar数据集

BWN-XNOR-caffe-master安装还有一些注意事项在上一个博客目的:为了提高卷积过程的速度,和把caffe移植到FPGA上 cd BW N-XNOR-caffe-master ...



🌄 I297969586 2017年03月17日 23:55 🕮 1445

BW housekeeping 超级完整浓缩版

🥯 Bruce_yin 2016年12月21日 10:50 🕮 381

印度大婶的BW维护。做乙方很多年的顾问,未必知道这些东西。每个步骤都包含大量内容一、 https://blogs.sap.com/2013/0 9/20/house-keeping-performan...

HMM前向算法,维比特算法,后向算法,前向后向算法代码

HMM前向算法,维比特算法,后向算法,前向后向算法代码



🥵 zb1165048017 2015年09月19日 21:07 🔘 2133

自动变速箱维修大概要多少钱

变速箱维修价格

百度广告



隐马尔可夫模型(HMM)的MATLAB实现— -前向后向算法

由于研究需要,在网上找了不少关于隐马尔可夫模型的MATLAB程序,可能是没有耐下心去看,总之感觉看懂别人写的程序很费 劲,所以就自己动手写了一下。主要的参考书目是李航的《统计学习方法》,并实现了书中部...

sinat_36005594 2017年03月31日 16:29

2867

BW中的激活程序



🥯 Bruce_yin 2016年09月07日 10:28 🕮 335

RSDG_CUBE_ACTIVATE Activation of InfoCubes RSDG_DODS_REPAIR Activation of all ODS Objec...

隐马尔可夫HMM算法

2015年10月08日 19:54 8KB 下载



