









标签 ** ""学习 / 算法 / NLP / 统计学 2016年11月10日 13:24:49

376

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。



前面介绍过了HHM模型结构和HMM基本问题中的概率计算问题,本文介绍HMM基本问题中的参数学习问题。

如果训练数据包括观测序列和状态序列,则HMM的学习非常简单,是监督学习,如果只有观测序列的话,那么HMM的学习是 需要使用EM算法的,是非监督学习。

监督学习:

根据大数定理(频率的极限是概率),我们可以轻易的得出下边的这几个结论:

初始概率:

$$\hat{\pi}_i = \frac{|q_i|}{\sum_i |q_i|}$$

转移概率:

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\left| q_{ij} \right|}{\sum_{i=1}^{N} \left| q_{ij} \right|}$$

观测概率:

$$\hat{b}_{ik} = \frac{\left| s_{ik} \right|}{\sum_{k=1}^{M} \left| s_{ik} \right|}$$

上边给出的上个结论可以直接从给定的数据中数出来,没有任何难度。

非监督学习:

我们回顾一下EM算法的框架吧:



大数据学习路线



联系我们



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

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 **1748**

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!

}

Repeat until convergence {

(E-step) For each i, set

$$Q_i(z^{(i)}) := p(z^{(i)}|x^{(i)};\theta).$$

(M-step) Set

http:// 占 g. csdn. net/

$$\theta := \arg \max_{\theta} \sum_{z^{(i)}}^{0} \sum_{z^{(i)}} Q_{i}(z^{(i)}) \log \frac{p(x^{(i)}, z^{(i)}; \theta)}{Q_{i}(z^{(i)})}$$

所有的观测数据写成: O=(o1,o2...oT), 所有隐数据写成: I=(i1,i2...iT), 完全数据:(O,I)=(o1,o2..oT,i1,i 2...iT) , 完全数据的对数似然函数是: $InP(O,I|\lambda)$

假设 $\lambda\sim$ 是HMM参数的当前估计值, λ 是待估计的参数:

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

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

$$\propto \sum_{I} \ln P(O, I | \lambda) P(O, I | \overline{\lambda})$$

我们回顾一下EM的过程:首先需要一个预先给定的 $\lambda\sim$ 参数,然后带入P(I | O, $\lambda\sim$),然后将P(I | O, $\lambda\sim$)带入Q(λ , $\lambda\sim$)中,对 对数似然函数InP(O, I

 $|\lambda\rangle$,找到能使似然函数期望最大的新的 $\lambda\sim$,并将新的 $\lambda\sim$ 再次带回 $P(I\mid O,\lambda\sim)$,不断重复这个过程。

我们在前一篇文章中提到过暴力求解,并得到了最终的求解公式:

$$\begin{split} &P(O,I|\lambda) = P(O|I,\lambda)P(I|\lambda) \\ &= \pi_{i_1}b_{i_1o_1}a_{i_1i_2}b_{i_2o_2}\cdots a_{i_{r-1}i_r}b_{i_ro_r} \end{split}$$

Q()函数可以写成:

$$\begin{split} &Q(\lambda, \overline{\lambda}) = \sum_{I} \ln P(O, I | \lambda) P(O, I | \overline{\lambda}) \\ &= \sum_{I} \ln \pi_{i_{1}} P(O, I | \overline{\lambda}) \\ &+ \sum_{I} \left(\sum_{t=1}^{T-1} \ln a_{i_{t}i_{t+1}} \right) P(O, I | \overline{\lambda}) \\ &+ \sum_{I} \left(\sum_{t=1}^{T} \ln b_{i_{t}o_{t}} \right) P(O, I | \overline{\lambda}) \end{split}$$

既然是要极大化Q, 求得参数 π 、A、B

由于这三个参数分别在这三个项中,那么我们就可以分别极大化。

极大化初始概率:

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!



据学习路线









联系我们



请扫描二维码联系

■ QQ客服

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

北京互联网违法和不良信息举报中心

中国互联网举报中心

因为πi满足加和为1,那么我们就可以利用拉格朗日乘子法:

$$\sum_{i=1}^{N} \ln \pi_i P(O, i_1 = i | \overline{\lambda}) + \gamma \left(\sum_{i=1}^{N} \pi_i - 1 \right)$$

接着对π求偏导:

$$P(O, i_1 = i|\overline{\lambda}) + \gamma \pi_i = 0$$

接着我们可以对i求和:

<u>...</u>

$$\gamma = -P(O|\overline{\lambda})$$

最后将γ代回去得:

$$\pi_i = \frac{P\!\left(\!O, i_1 = i \middle| \overline{\lambda}\right)}{P\!\left(\!O\middle| \overline{\lambda}\right)} = \frac{P\!\left(\!O, i_1 = i \middle| \overline{\lambda}\right)}{\sum_{i=1}^N P\!\left(\!O, i_1 = i \middle| \overline{\lambda}\right)} = \frac{\gamma_1\!\left(i\right)}{\sum_{i=1}^N \gamma_1\!\left(i\right)}$$

注意:这个 γ 不是超参数的 γ ,而是我们之前求过的这么个小东西:

$$\gamma_t(i) = P(i_t = q_i | O, \lambda)$$

极大化转移概率和观测概率:

$$\sum_{I} \left(\sum_{t=1}^{T-1} \ln a_{i_t i_{t+1}} \right) P(O, I | \overline{\lambda}) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{t=1}^{T-1} \ln a_{ij} P(O, i_t = i, i_{t+1} = j | \overline{\lambda})$$

使用拉格朗日乘子法:

$$a_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} P(O, i_t = i, i_{t+1} = j | \overline{\lambda})}{\sum_{t=1}^{T-1} P(O, i_t = i | \overline{\lambda})} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}$$

同理可得:

$$b_{ik} = \frac{\sum_{t=1}^{T} P(O, i_t = i | \overline{\lambda}) I(o_t = v_k)}{\sum_{t=1}^{T} P(O, i_t = i | \overline{\lambda})} = \frac{\sum_{t=1, o_t = v_k}^{T} \gamma_t(i)}{\sum_{t=1}^{T} \gamma_t(i)}$$

这几个结果就是可以直接写代码的,学习问题解决了,就剩最后一个预测问题了,下一篇文章就会介绍Viterbi算法。

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/53114829

○ 目前您尚未登录,请 登录 或 注册 后进行评论



大数据学习路线



联系我们



请扫描二维码联测

■ QQ客服

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

经营件网站备案信息

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

前言在上一篇博文中,我简单地介绍了隐马尔科夫模型HMM,并且重点介绍了HMM的三个问题中的第一个,即概率计算问题。 首先回顾一下这三个问题都是什么以及解决每个问题的主流算法: 概率计算问题即模型评价问题...

) njustzj001 2016年03月23日 21:34 □ 11723

"相亲记"之从EM算法到Baum-Welch算法

ಈ firparks 2017年02月09日 19:39 □ 1958

大数据学习路线







程序员不会英语怎么行?



凸

老司机教你一个数学公式秒懂天下英语

"你还在期待爱情,但是先得解决婚姻呀"。





HMM之Baum-Welch算法



🦃 u012771351 2016年11月10日 13:24 🕮 876

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。 前面介绍过了HHM模 型结构和HMM基本问题中的概率计算问题,本文介绍HMM基本问题中的参数学习...

Baum-Welch算法



🕽 sadfasdgaaaasdfa 2015年07月12日 16:28 🕮 2841

Baum-Welch算法 精度下溢 , 可以用标定或log来解决

隐马尔可夫模型之Baum-Welch算法详解



🧱 u014688145 2016年11月05日 18:03 🔘 14188

隐马尔可夫模型之Baum-Welch算法详解 在上篇博文中,我们学习了隐马尔可夫模型的概率计算问题和预测问题,但正当要准备 理解学习问题时,发现学习问题中需要EM算法的相关知识,因此,上一周转而学习了...

一秒创造无法计算的价值

每满2000返200,最高返5000元代金券



隐马尔可夫模型 (HMM) 攻略



■ likelet 2011年12月09日 10:44 □ 172010

隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 最初由 L. E. Baum 和其它一些学者发表在一系列的统计学论文中, 随后在语 言识别,自然语言处理以及生物信息等领域体现了很大的价...

Baumwelch 算法训练HMM



linjiebelfast 2014年05月05日 17:14 □ 1279

学习问题 在HMM模型中,已知隐藏状态的集合S,观察值的集合O,以及一个观察序列(o1,o2,...,on),求使得该观察序列出现 的可能性最大的模型参数(包括初始状态概率矩阵 π ,状态转移矩阵A,发射...

隐马尔可夫模型(HMM)的MATLAB实现——Baum-Welch算法

Baum-Welch算法用来对隐马尔可夫模型的参数进行学习,Baum-Welch算法是EM算法的一种特例,属于非监督学习算法,下边 第一部分程序的迭代次数为1的算法代码,其中调用了计算中所需要的两个变量...



sinat 36005594 2017年03月31日 16:57 🔘 3116

Baum-Welch算法



🌇 zhaomengszu 2017年01月15日 14:58 🕮 565

最近 由于科研的需要,重新 学习了一下HMM里的学习和预测算法(解码),里面的两个重要的算法,就是Baum-Welch和Viter bi算法。概率计算问题即模型评价问题——前向算法和后向算法学习问题即参...

隐马尔可夫(HMM)、前/后向算法、Viterbi算法 再次总结

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 本总结是是个人为防止遗忘而作,不得转载和商用。 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...



🎒 xuevinaxue001 2016年09月01日 10:00 □ 9061

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

联系我们



请扫描二维码联系 ™ webmaster@

2 400-660-01

● QQ客服 ● a

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



EM算法 实例讲解

(■ u011300443 2015年07月05日 17:41 🔘 8637

第一次接触EM算法,是在完成半隐马尔科夫算法大作业时。我先在网

上下载了两份Baum-Welch算法的代码,通过复制粘贴,修修补补,用java实现了HMM算法(应用是韦小宝掷两种骰子的问 题)。然后,参考...

程序员不会英语怎么行?



老司机教你一个数学公式秒懂天下英语





HMM及其算法 (前向 , Viterbi um-Welch)



2012年11月26日 17:15 567KB 下载





隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM)理解

隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 最初由 L. E. Baum 和其它一些学者发表在一系列的统计学论文中, 随后在语 音识别,自然语言处理以及生物信息等领域体现了很大的价...



a gianwenhong 2014年11月26日 10:49 🕮 3497

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

隐马尔可夫模型(HMM)的MATLAB实现——Viterbi算法

维特比算法实际是用动态规划求解隐马尔可夫模型解码问题,即用动态规划求概率最大路径(最优路径)。代码中有示例,来自李 航《统计学习方法》 function [Delta,Psi,P,I] = Viter...

sinat 36005594 2017年03月31日 17:08 □ 3328

使用python实现HMM

図 u014365862 2015年12月27日 16:50 □ 3898

一直想用隐马可夫模型做图像识别,但是python的scikit-learn组件包的hmm module已经不再支持了,需要安装hmmlearn的组 件,不过hmmlearn的多项式hmm每次出来的结果都...

HMM-维特比算法原理和实现

ぬる u012176591 2015年06月06日 15:01 □ 1976

def viterbi(A,B,PI,O): T = np.shape(O)[0] N,K = np.shape(B) delta = np.zeros((T,N)) ...

耐磨板厂家

生产耐磨板的厂家

百度广告



白话机器学习算法(十六)HMM 隐马尔科夫链

隐马尔科夫链主要是两部分:



🍏 wangxin110000 2014年04月04日 20:22 🕮 3204

HMM预测算法——Viterbi算法



BD_Jiang 2016年09月18日 08:39 ♀ 2134

HMM预测算法——Viterbi算法 HMM是一个生成模型,表示状态序列和观测序列的联合分布,但是状态序是隐藏的,不可观 测的。 Viterbi算法实际上用动态规划 (dynamic pro...









联系我们



请扫描二维码联系 ™ webmaster@

2 400-660-010

● QQ客服 ● a

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 理论知识实现这个算法的时候遇到很多困难,因为当时连输入是什么,输出是什么都不知道。而且很多人把forward-backward算 法和baum-welch两个算法等同起来了。所以我想先整理一下一些理论...



allanmcgrady 2014年01月05日 16:25 □ 3164









大数据学习路线









联系我们



请扫描二维码联系 webmaster
 €

2 400-660-01 QQ客服 ● ?

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

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

经营性网站备案信息