

机器学习5

qhy

2017 年 7 月 31 日

目录

1 高斯过程 Gaussian Process	2
2 高斯过程隐变量模型 Gaussian Process Latent Variable Model GPLVM	2

1 高斯过程 Gaussian Process

在高斯过程的观点中,我们抛弃参数模型,直接定义函数上的先验概率。

径向基函数网络可以被看成高斯过程模型的形式

高斯过程可以看成是多维正态分布的无限维广义延伸。(因为核函数的存在)

引入了泛函的概念,高斯过程与泛函有关,具体体现为不同参数 ω ,对应不同的函数,所有的 ω 下对应的函数的集合就是函数空间。

前面的思维: x 为输入, y 为输出, ω 为参数,通过调整 ω ,求 $p(y|x)$ 的最大值,进而进行预测,这里求的是参数

更准确的描述为,从参数空间中,确定 y 的分布

高斯过程: x 为输入, y 为输出, ω 为参数,通过调整 ω ,求 $x \rightarrow y$ 的最有可能的映射函数,进而进行预测(使用这个映射函数的某个值,或者某个采样作为预测值),这里求的是分布

更准确的描述应该是从函数空间中确定一个 y 的分布

但是函数空间也由参数决定,这个联系怎么理解,还是说这两个参数不是指同一个东西?

从数学公式简单地看,就是积分变量从 x 变成了 ω ,等等,为什么会有这种理解

用一种合理的方式,为 $y(x_1), y(x_2), \dots, y(x_n)$ 赋予一个联合的概率分布,来确定一个高斯过程。

这里,高斯过程的核函数的确定的,因此,应用高斯过程进行的学习,实际上是**lazy learning**

应用: 回归问题: 已知 x ,预测 y

实际上,我们并不预先设置好核函数,而是把它作为超参数来进行调整

过程:对于变量 x_i 的映射,相当于变量 x 每一个维度都对应一个映射

2 高斯过程隐变量模型 Gaussian Process Latent Variable Model GPLVM