Table Of Contents:

今日工作

1、阅读《计算机视觉 模型、学习和推理》第6章——视觉学习和推理。

2、编程练习。

视觉学习和推理

本章是书中的第二部分的第一章，第二部分的主题是**机器视觉的机器学习。**

本章阐述**测量图像**与**真实场景内容**相关的分类模型。

并且将模型分为两类：**生成模型**和**判别模型。**

我们的任务是通过观测的图像数据，判断内容的状态。

例如输入x是图片中汽车的像素个数，ω是汽车的尺寸。

我们建立模型，并且通过图片中汽车的像素个数预测汽车的尺寸。

计算机视觉问题的解决方案的构成

模型：在数学上，将视觉数据x和全局状态ω关联起来。模型指定x与ω之间一系列可能的关系。

使用模型参数θ确定这一关系。

学习算法：用成对的训练样本 $\{xi, \omega i\}$ 来拟合参数 θ 。

推理算法：根据新的观测值x，利用模型来返回全局状态ω对应的后验概率*Pr(ω|x,θ)*。

（有可能返回MAP解或者从后验中抽样）

判别模型介绍

建立在数据 $Pr(\omega|x)$ 上的全局状态可能模型。

要建立的模型：*Pr(ω|x)*。

首先，我们选择一个适合ω的分布$Pr(\omega)$，分布的参数是θ。

θ 的取值是关于 x 的函数。

因此 $Pr(\omega)$ 返回的值与 x 和 θ 有关。将其写为 $Pr(\omega|x, \theta)$ ，将其称为**后验分布。**

学习的目标：利用训练数据 $\{xi，\omega i\}$ 拟合参数 θ 。这可以通过最大似然、最大后验或贝叶斯方法得到。

推理的目标：对新的观测值 x 求出关于可能的全局状态 ω 的一个分布。

推理的过程：直接通过经过学习的模型 $Pr(\omega|x,\theta)$ 得到。

生成模型介绍

建立在全局状态 $Pr(x|\omega)$ 上的数据可能性模型。

要建立的模型：*Pr(x|ω)*。

首先，选择关于数据分布 $Pr(x)$ 的形式，将分布参数 θ 设为 ω 的函数。

函数 $Pr(x)$ 返回的值与 ω 和 θ 有关，将其记为 $Pr(x|\omega, \theta)$ ，将其称为**似然函数。**

学习的目标：拟合参数 θ 。

推理的目标：计算**后验分布** *Pr(ω|x)*。

推理的过程：

$$\Pr(w \mid \boldsymbol{x}) = \frac{\Pr(\boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{w}) \Pr(\boldsymbol{w})}{\int \Pr(\boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{w}) \Pr(\boldsymbol{w}) \mathrm{d}\boldsymbol{w}}$$

$$\Pr(w \mid x) = \frac{\Pr(x \mid w) \Pr(w)}{\Pr(x)} = \frac{\Pr(x, w)}{\Pr(x)}$$

二值分类的示例

条件：

观测值 x 连续。

状态 ω 二值：0，1。

判别模型

定义全局状态$\omega \in \{0,1\}$ 的一个概率分布$Pr(\omega)$ 。

状态ω 表示成功的概率，$\lambda \in [0,1]$ ，$Pr(\omega=1)=\lambda$ 。

λ 是关于x 的函数，建立x 的线性函数$\Phi 0 + \Phi 1x$ 。

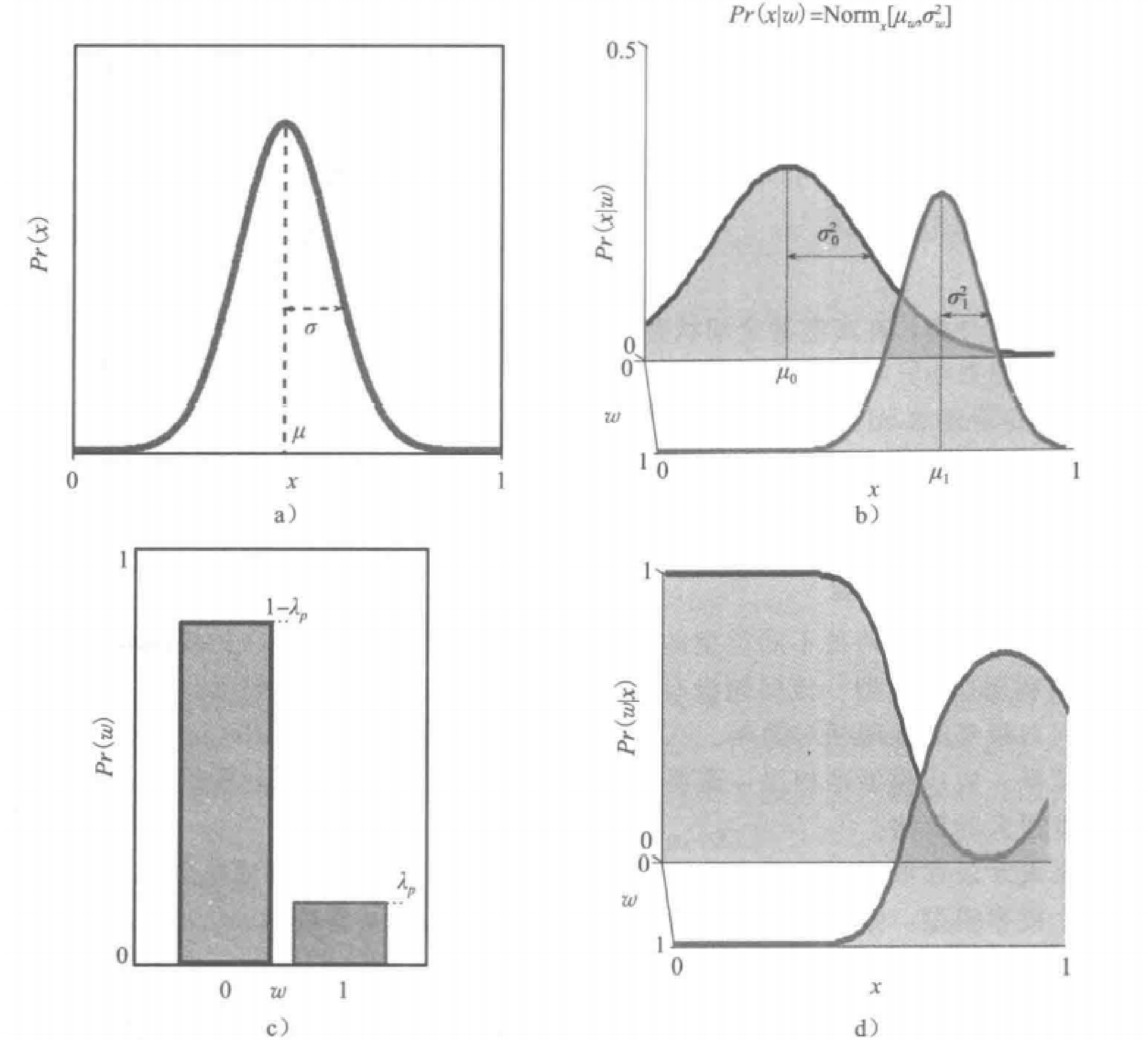
因为$\lambda \in [0,1]$ ，使用 `sigmoid` 函数将$\Phi 0 + \Phi 1x$ 函数的值映射到$[0,1]$ 。

生成模型

选取数据x 的一个概率分布$Pr(x)$ ，参数θ 依据全局状态ω 而定。

因为x 是一元连续的，选取正态分布。

正态分布的参数均值、方差为ω 的函数。



通过对似然函数 *Pr(x|ω)* 建模来分类(生成模型)。

a) 选取一正态分布来表示数据 *x0*。

b) 令该正态分布的参数 *{μ, σ2}* 为全局状态*w* 的函数。在实际情况下，这意味着在全局状态 *ω=0* 时使用一组均值和方差，在 *ω=1* 时使用另一组均值和方差。学习算法根据训练样本对 $\{x_i, w_i\}_i' = 1$ 来 拟合参数

$$\boldsymbol{\theta} = \left\{\mu_0, \mu_1, \sigma_0^2, \sigma_1^2\right\}$$。

c) 也将全局状态 *ω* 的先验概率建模为参数为 *λ* 的伯努利分布。

d) 在推理时，选取一新数据 *x* 并根据贝叶斯法则计算状态的后验 *Pr(ω|x)* 。

在实际情况下，这意味着当全局状态为 *ω=0* 时有一组参数 ,当状态为 *ω=1*时有另一组不同的参数 ，因此

因为它们对每种类别数据的概率密度进行了建模，将其称为**类条件密度函数。**

在学习中，分别针对*ω=0* 和*ω=1* 的条件，分别拟合两个分布函数*Pr(x|ω=0)* 和*Pr(x|ω=1)* 的参数。

通过训练全局状态*ω* 学习*Pr(w|x)* 的参数*λ* 。

推理，

我们需要让*Pr(ω=0|x)* 与*Pr(ω=1|x)* 的和为1。

总结

对比这两种模型，判别模型的推理明显更加简单。生成模型需要使用贝叶斯方法计算后验概率。

书中提到：

适用生成模型：

> 1、对似然 $Pr(x|\omega)$ 建模反映了数据实际是怎样产生的；全局状态通过某些物理过程产生了观测数据(通常光来自于光源，与物体相互作用并被相机捕获)。如果我们想建立关于模型中生成过程的信息，该方法更适合。例如，我们可以考虑诸如透视投影和遮挡等现象。使用其他方法很难发觉这种知识：本质上，我们需要从数据中重新学习这些现象。
> 2、在一些情况下，训练或测试数据向量 x 中的某些部分可能丢失。在这里，首选生成模型。它们对在所有数据维度上的联合分布建模，并能有效地插人丢失的元素。
> 3、生成模型的一个基本特性是它允许以先验的方式合并专家知识。在判别模型中很难以主要的方式施加先验知识。

> 值得注意的是，生成模型在视觉应用中更加普遍。因此，本书剩下大部分章节中主要讨论的是生成模型。

在判别模型中，我们只需要选定ω 的分布，分布参数由x 决定。

而在生成模型中，我们需要选定x 的分布*Pr1*，*Pr1*的参数由ω 决定。

再选定ω 的分布*Pr2*，*Pr2*的参数通过拟合数据样本中ω 分布情况得到。

由于*Pr1(x)* 与ω 有关，因此记为$Pr(x|\omega)$ ，$Pr2(\omega)$ 可以直接记为*Pr(ω)*。