

Table Of Contents:

今日工作

- 1、阅读《计算机视觉 模型、学习和推理》第六章的应用部分，和第七章——复杂数据密度建模的第一节。
- 2、练习了一个线性回归的项目。

计算机视觉应用

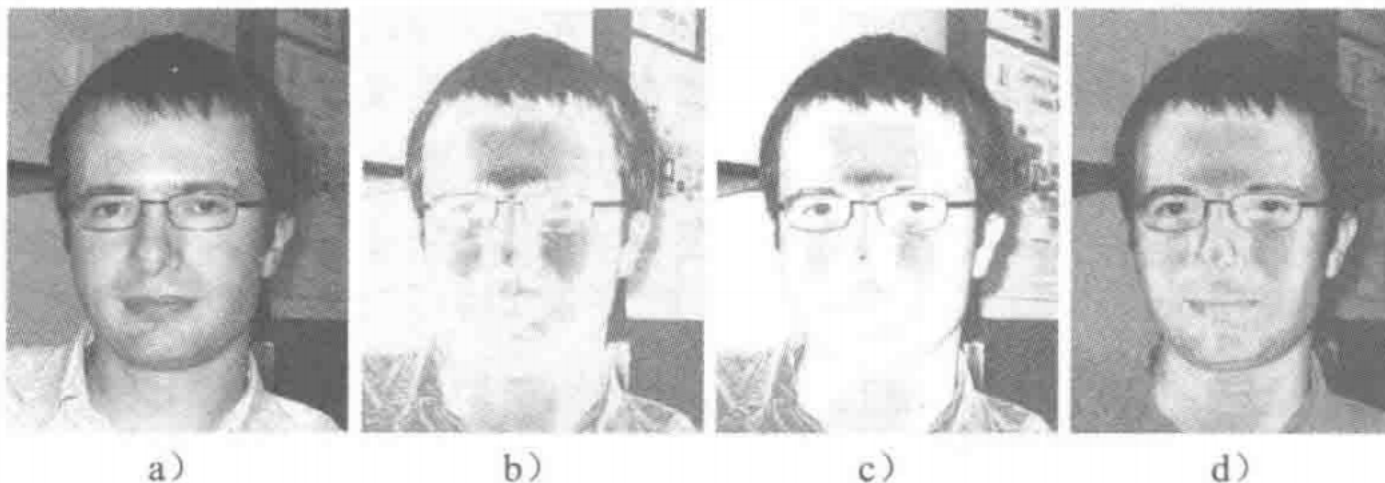
第六章结束后根据已有知识，能够建立生成分类模型，书中给出了这个模型的两个应用。

皮肤检测

皮肤检测可以作为人脸分割等算法的基础。

皮肤检测算法的目标是根据某像素的RGB测量值来推测该像素是否是皮肤。

这里对结果进行分析：



图a) 是原图图像。

图b) 是非皮肤的对数似然函数对原图像素输入的进行输出的结果。

即 $\text{Log}(\text{Pr}(x|\omega=0))$ 。可以看出非皮肤部分变亮了。因为像素数据他们符合 $\omega=0$ 。

图c) 是皮肤的对数似然函数对原图像素输入的进行输出的结果。

即 $\text{Log}(\text{Pr}(x|\omega=1))$ 。可以看出皮肤部分变亮了。因为像素数据他们符合 $\omega=1$ 。

图d) 是皮肤的后验概率。

即 $\text{Pr}(\omega|x)$ 。

图e) 是对后验概率 $\text{Pr}(\omega|x) > 0.5$ 阈值化得到 ω 的估计。

非皮肤像素 x 输入函数 $\text{Pr}(\omega|x)$ 后得到的值预期应该小于 0.5，即属于皮肤的概率应该比较小。

让非皮肤部分像素值等于 0，因此就显示出了识别到的皮肤图像。

背景差分

x 与皮肤检测相同，是某像素点的RGB值。

算法目标是推理图中某个是否是背景*($\omega=0$)* 或者是否前景目标有遮挡*($\omega=1$)* 的二值标签。

在训练数据中，背景像素远多于前景目标像素，前景目标外观多变。

因此，选定背景的条件分布为正态分布：

$$\text{Pr}(x_n | \omega = 0) = \text{Norm}_{x_n} [\mu_{n0}, \Sigma_{n0}]$$

选定前景的条件分布为均匀分布：

$$\text{Pr}(x_n | \omega = 1) = \begin{cases} 1/255^3 & 0 < x_n^R, x_n^G, x_n^B < 255 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

先验选定为伯努利分布。

总结

| | 模型 $Pr(w \mid x)$ | |
|--|-------------------|--|
| 回归 $x \in [-\infty, \infty], w \in [-\infty, \infty]$ | 线性回归 | |
| 分类 $x \in [-\infty, \infty], w \in [0, 1]$ | 逻辑回归 | |

复杂数据密度建模

前六章的局限性：

- 1、利用生成模型分类是基于建立简单的概率模型。
特别是对全局状态的每个值 ω 都建立关于观察数据 x 的类条件密度函数 $Pr(x|\omega=k)$ 。
- 2、假设所有复杂的视觉数据都可以用正太分布来表示。

本章的新内容：

根据基础概率密度函数利用**隐变量**来构建复杂函数。
这章主要是根据人脸检测的示例展开。

书中的人脸检测系统

观察图像中60\60°的RGB图像块，判断它是否包含人脸。在图像中所有可能的子窗口重复该过程。

多元正态分布

首先介绍了根据之前方法，通过类条件密度函数预测的实现。
并且指出该方法的不足：

- 1、正态分布是单峰的。人脸区域和背景区域的数据分布无法很好用单峰密度函数表示。
- 2、正态分布不是鲁棒的。（单个异常样本会显著影响均值和方差的估计）
- 3、多元正态分布参数太多。数据 $D = 60 \ 60 \times 60 = 10800 \times$ 维。多元正态分布的参数——协方差矩阵包含 $D(D+1)/2$ 个参数。

解决办法

- 1、使用**混合模型** 使得密度函数 $Pr(x|\omega)$ 多峰。
- 2、将均匀分布改为****t分布**** 让密度函数鲁棒。
- 3、处理高维空间中的参数估计，引入**子空间**模型。

