

18

Bayesian Classification

贝叶斯分类

最大化后验概率，利用花萼长度分类鸢尾花



我们认为用最简单的假设来解释现象是一个很好的原则。

We consider it a good principle to explain the phenomena by the simplest hypothesis possible.

——托勒密(Ptolemy) | 数学家、天文学家、地心说提出者 | 100 ~ 170



- ▶ `matplotlib.pyplot.fill_between()` 区域填充颜色
- ▶ `seaborn.kdeplot()` 绘制 KDE 概率密度估计曲线
- ▶ `statsmodels.api.nonparametric.KDEUnivariate()` 构造一元 KDE
- ▶ `statsmodels.nonparametric.kde.kernel_switch()` 更换核函数
- ▶ `statsmodels.nonparametric.kernel_density.KDEMultivariate()` 构造多元 KDE

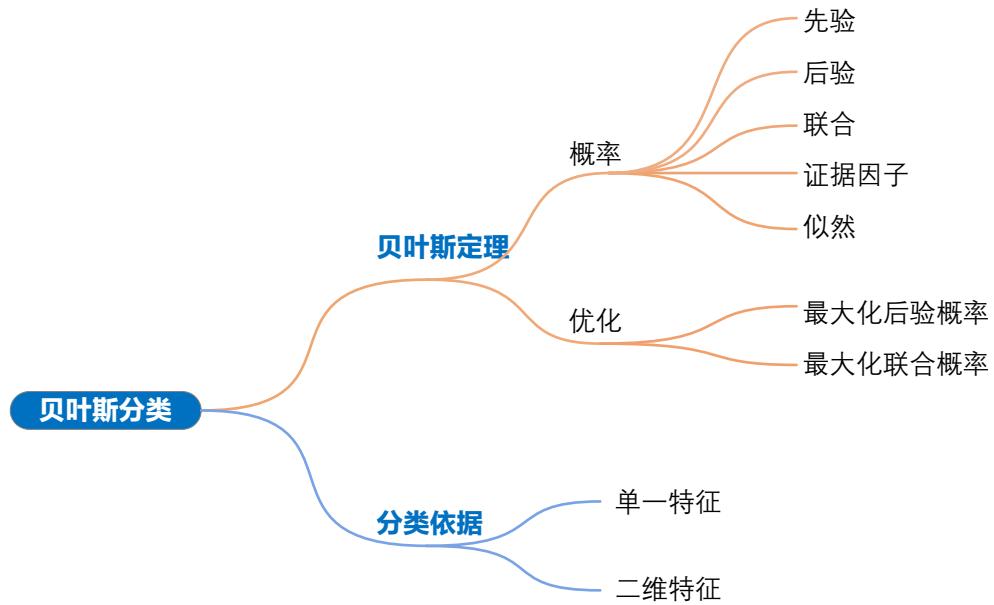
本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>

欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com



18.1 贝叶斯定理：分类鸢尾花

本章和下一章和读者探讨采用贝叶斯定理对鸢尾花数据分类。本章采用鸢尾花数据中的花萼长度作为研究对象，利用 KDE 生成概率密度函数，预测鸢尾花分类。

以下是使用贝叶斯定理进行分类的一般步骤：

- ▶ 收集数据，并提取特征。
- ▶ 对于每个类别，计算其在所有样本中出现的概率，称之为先验概率。
- ▶ 对于每个特征，计算它在每个类别下的概率，称之为条件概率。
- ▶ 根据贝叶斯定理，计算给定特征下，每个类别出现的概率，称之为后验概率。
- ▶ 根据后验概率的大小判定分类。

具体实现过程中，可以使用不同的算法来计算条件概率和后验概率，如朴素贝叶斯算法、高斯朴素贝叶斯算法等。同时，为了避免过拟合和欠拟合问题，我们还需要使用交叉验证、平滑等技术来提高分类器的性能。

为了帮助大家理解贝叶斯分类，我们首先回忆贝叶斯定理。

贝叶斯定理

大家知道鸢尾花数据分为三类——setosa、versicolour、virginica。我们分别用 C_1 、 C_2 、 C_3 作为标签代表这三类鸢尾花。

对于鸢尾花分类问题，贝叶斯定理可以按如下方式表达：

$$\underbrace{f_{Y|X}(C_k|x)}_{\text{Posterior}} = \frac{\overbrace{f_{X,Y}(x,C_k)}^{\text{Joint}}}{f_X(x)} = \frac{\overbrace{f_{X|Y}(x|C_k)}^{\text{Likelihood}} \overbrace{p_Y(C_k)}^{\text{Prior}}}{\underbrace{f_X(x)}_{\text{Evidence}}}, \quad k=1,2,3 \quad (1)$$

其中， X 代表鸢尾花花萼长度的连续随机变量， Y 代表分类的离散随机变量， Y 的取值为 C_1 、 C_2 、 C_3 。

下面我们给 (1) 中几个概率值取名字：

$f_{Y|X}(C_k|x)$ 为**后验概率** (posterior)，又叫**成员值** (membership score)。在给定任意花萼长度 x 的条件下，比较三个后验概率 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 、 $f_{Y|X}(C_2|x)$ 、 $f_{Y|X}(C_3|x)$ 大小，可以作为判定鸢尾花分类的依据。

$f_{X,Y}(x,C_k)$ 为**联合概率** (joint)，也可以记做 $f_{X \cap Y}(x \cap C_k)$ 。

$f_X(x)$ 为**证据因子** (evidence)，也叫证据。证据因子和分类无关，仅代表鸢尾花花萼长度 X 的概率分布情况。(1) 中，证据因子 $f_X(x)$ 对联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ 进行**归一化** (normalization) 处理。本章假设 $f_X(x) > 0$ 。

$p_Y(C_k)$ 为**先验概率** (prior)，表达样本集合中 C_k ($k = 1, 2, 3$) 类样本占比。注意， $p_Y(C_k)$ 为概率质量函数；这是因为随机变量 Y 为离散随机变量，取值为 $Y = C_1, C_2, C_3$ 。

$f_{X|Y}(x|C_k)$ 为**似然概率** (likelihood)。白话解释，给定类别 C_k 中 x 出现的可能性，比如给定鸢尾花为 setosa，花萼长度为 10 cm 的可能性可以写成 $f_{X|Y}(10 | \text{Setosa})$ 。

图 1 可视化三分类问题中的贝叶斯定理。下面，我们逐一讲解上述不同的概率，以及它们如何帮助我们完成鸢尾花分类。

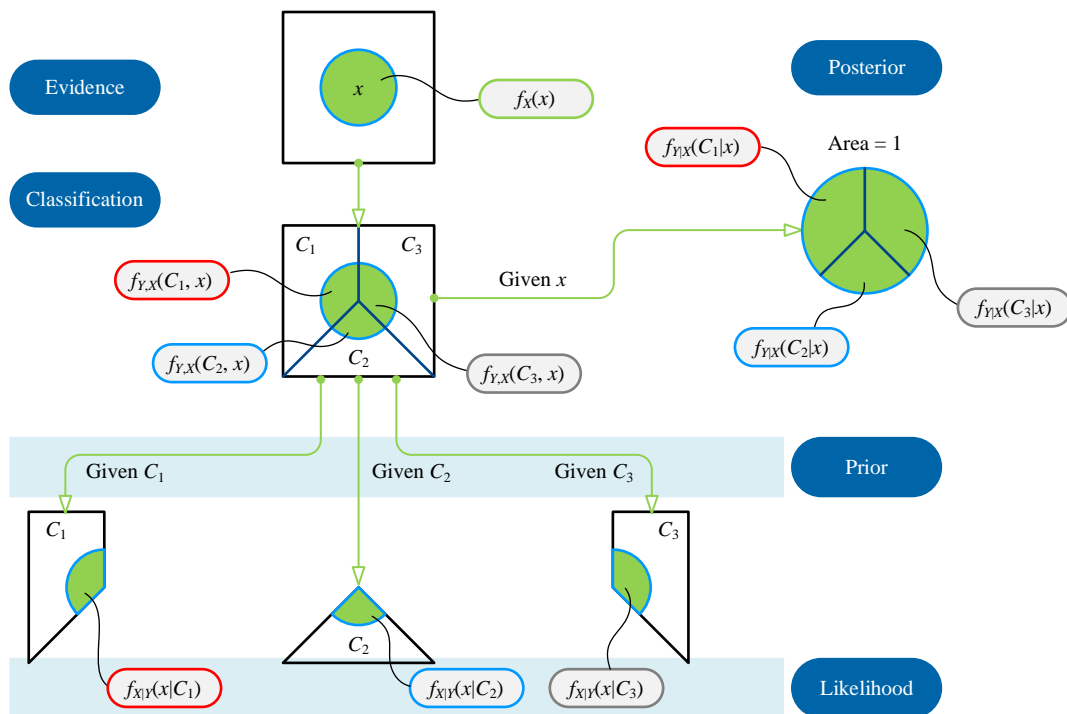


图 1. 利用贝叶斯定理，以花萼长度作为特征对鸢尾花进行分类

18.2 似然概率：给定分类条件下的概率密度

似然概率 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 本身是条件概率，它描述的是给定类别 $Y = C_k$ 中 $X = x$ 出现的可能性。

注意，本章中 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 为概率密度函数 PDF。

图 2 (a)、(b)、(c) 分别展示 $f_{X|Y}(x|C_1)$ 、 $f_{X|Y}(x|C_2)$ 、 $f_{X|Y}(x|C_3)$ 三个似然概率 PDF 曲线。这三条概率密度曲线采用高斯 KDE 估计得到。

在鸢尾花数据集所有 150 个样本数据中如果，我们只分析标签为 C_1 (Setosa) 的 50 个样本的话， $f_{X|Y}(x|C_1)$ 就是这 50 个样本数据得到花萼长度的概率密度函数 PDF。

$f_{X|Y}(x|C_2)$ 代表给定鸢尾花分类为 C_2 (Versicolour)，花萼长度的概率密度函数。同理， $f_{X|Y}(x|C_3)$ 代表给定鸢尾花分类为 C_3 (Virginica)，花萼长度的概率密度函数。图 2 (c) 比较 $f_{X|Y}(x|C_1)$ 、 $f_{X|Y}(x|C_2)$ 、 $f_{X|Y}(x|C_3)$ 三条曲线。

▲ 注意， $f_{X|Y}(x|C_k)$ 和横轴包裹的面积为 1。

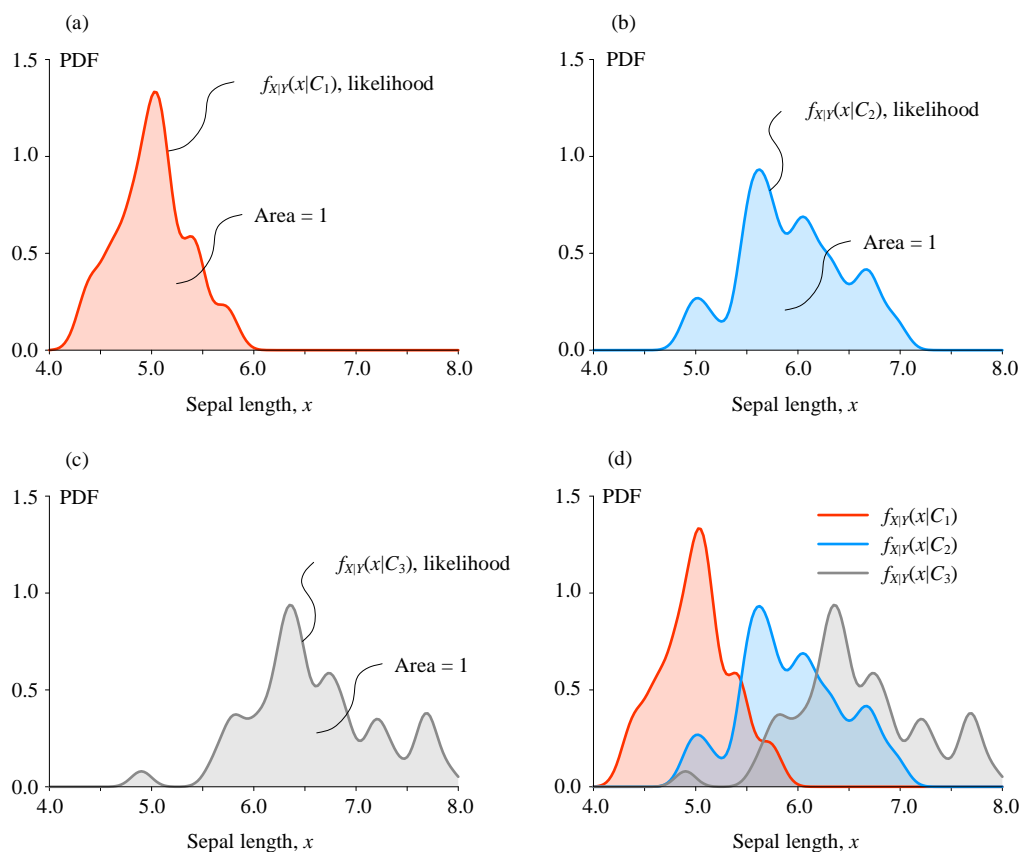


图 2. 三个似然概率 PDF 曲线 $f_{X|Y}(x|C_k)$

18.3 先验概率：鸢尾花分类占比

先验概率 $p_Y(C_k)$ 描述的是样本集合中 C_k 类样本占比。由于 Y 为离散随机变量，因此我们采用概率质量函数。 $p_Y(C_k)$ 具体计算如下：

$$p_Y(C_k) = \frac{\text{count}(C_k)}{\text{count}(\Omega)}, \quad k = 1, 2, 3 \quad (2)$$

其中， $\text{count}()$ 为计数运算符， $\text{count}(C_k)$ 计算标签样本空间 Ω 中 C_k 类样本数据数量。

如图 3 所示，对于鸢尾花数据，每一类标签的样本数据都是 50，因此三类标签的先验概率都是 $1/3$ ：

$$p_Y(C_k) = \frac{50}{150} = \frac{1}{3}, \quad k=1,2,3 \quad (3)$$

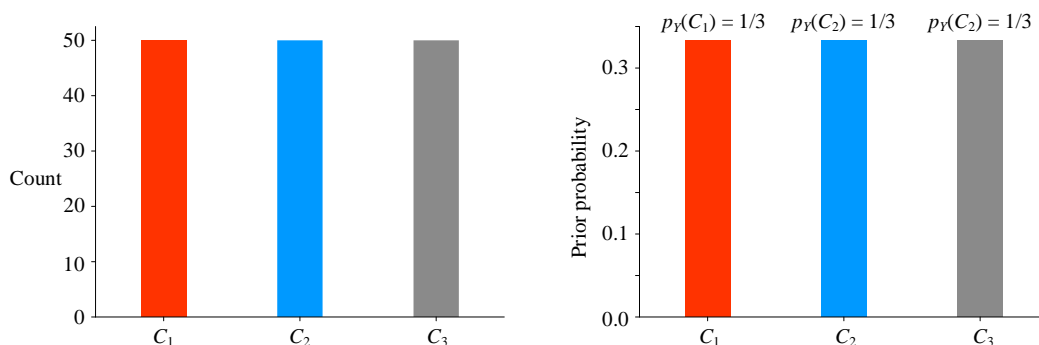


图 3. 150 个样本数据总三类的频数和先验概率

18.4 联合概率：可以作为分类标准

联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ 描述事件 $Y = C_k$ 和事件 $X = x$ 同时发生的可能性。

比如，花萼长度为 $x = 5.6$ cm 且鸢尾花分类为 $Y = C_1$ (Setosa) 的可能性可以用 $f_{X,Y}(5.6, C_1)$ 表达。

▲ 注意， $f_{X,Y}(x, C_k)$ 也是概率密度函数 PDF，并不是“概率”。

根据贝叶斯定理，联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ 可以通过似然概率 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 和先验概率 $p_Y(C_k)$ 相乘得到：

$$\overbrace{f_{X,Y}(x, C_k)}^{\text{Joint}} = \overbrace{f_{X|Y}(x|C_k)}^{\text{Likelihood}} \overbrace{p_Y(C_k)}^{\text{Prior}} \quad (4)$$

图 4 (a)、(b)、(c) 分别展示 $f_{X,Y}(x, C_1)$ 、 $f_{X,Y}(x, C_2)$ 、 $f_{X,Y}(x, C_3)$ 三个联合概率 PDF 曲线。这三幅图还展示从似然概率 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 到联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ 的缩放过程。

似然概率 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 和横轴包裹的面积为 1。而联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ 和横轴包裹的面积为 $p_Y(C_k)$ 。

图 4 (d) 比较 $f_{X,Y}(x, C_1)$ 、 $f_{X,Y}(x, C_2)$ 、 $f_{X,Y}(x, C_3)$ 三个联合概率 PDF 曲线，即“似然概率 × 先验概率”。实际上，这三条曲线的高低已经可以用来作为分类标准，这是本章后续要介绍的内容。

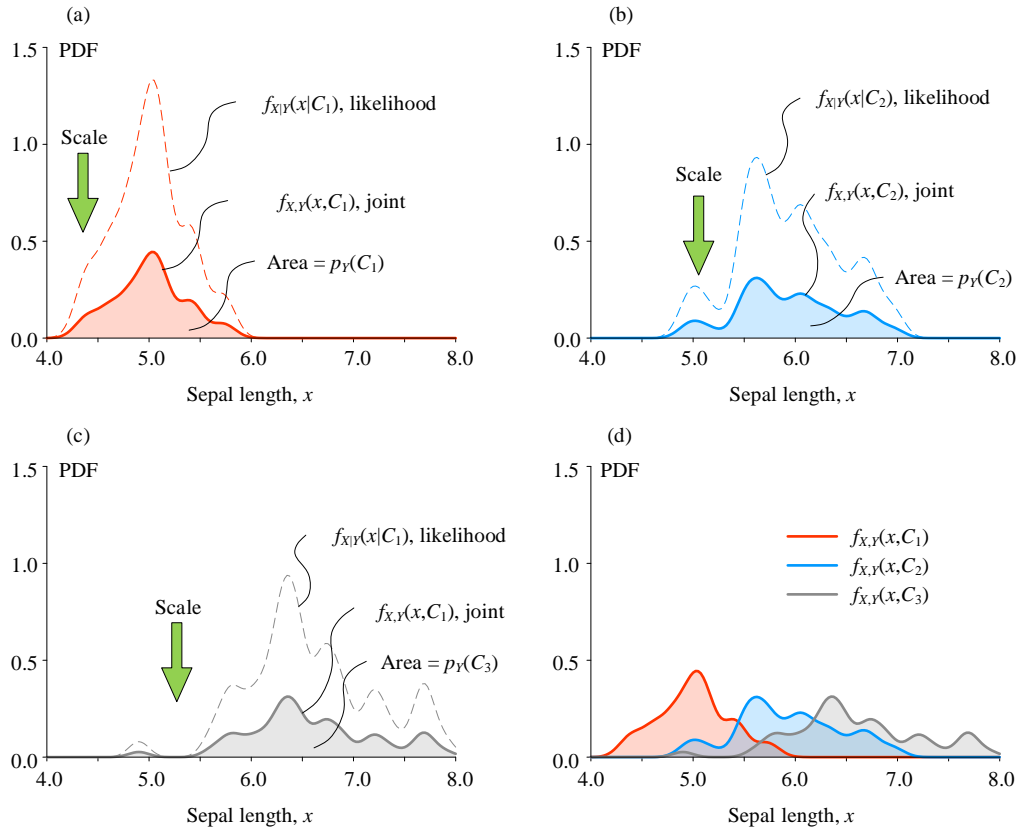


图 4. 先验概率和联合概率的关系

18.5 证据因子：和分类无关

证据因子 $f_X(x)$ 实际上就是 X 的边缘概率密度函数 PDF，证据因子和分类无关。对于本章鸢尾花花萼数据， $f_X(x)$ 就是根据样本数据利用 KDE 方法估计得到的概率密度函数。

显然，对于鸢尾花样本数据， C_1 、 C_2 、 C_3 为一组不相容分类，对样本空间 Ω 形成分割。根据全概率定理，下式成立：

$$\overbrace{f_X(x)}^{\text{Evidence}} = \sum_{k=1}^3 \overbrace{f_{X,Y}(x, C_k)}^{\text{Joint}} = \sum_{k=1}^3 \overbrace{f_{X|Y}(x|C_k)}^{\text{Likelihood}} \overbrace{p_Y(C_k)}^{\text{Prior}} \quad (5)$$

也就是说，似然概率密度 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 和先验概率 $p_Y(C_k)$ ，可以用来估算 $f_X(x)$ 。

对于鸢尾花三分类，(5) 可以展开来写：

$$f_X(x) = f_{X,Y}(x, C_1) + f_{X,Y}(x, C_2) + f_{X,Y}(x, C_3) \quad (6)$$

图 5 所示为利用联合概率 PDF 计算证据因子 PDF 的过程。

⚠ 注意， $f_X(x)$ 和横轴包裹的面积为 1。

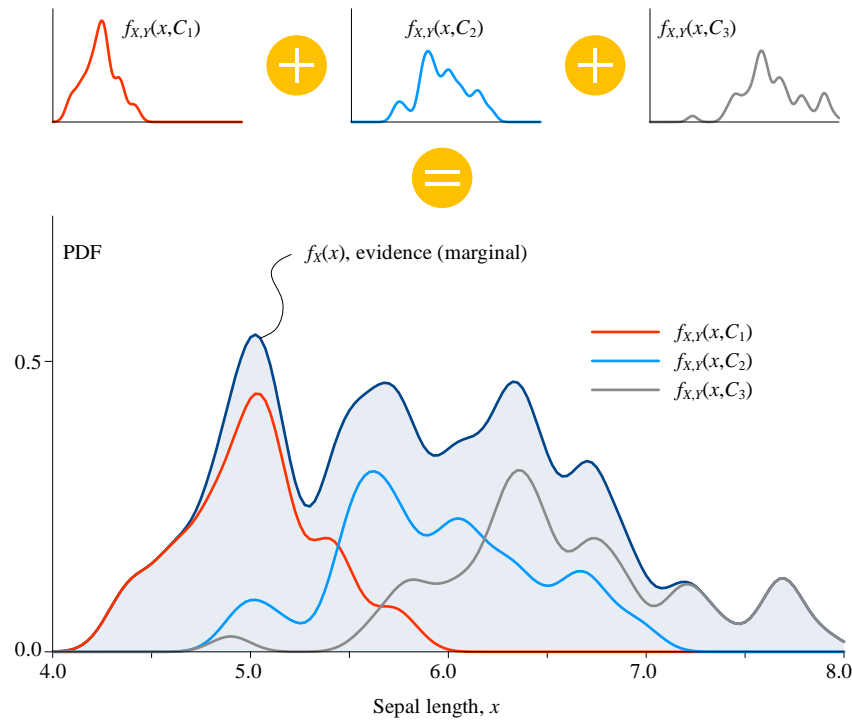


图 5. 叠加联合概率曲线，估算证据因子概率密度函数

18.6 后验概率：也是分类的依据

$f_{Y|X}(C_k | x)$ 指的是在事件 $X = x$ 发生条件下，事件 $Y = C_k$ 发生的概率。后验概率 $f_{Y|X}(C_k | x)$ 又叫成员值 (membership score)。

白话来说，后验概率指的是在已知一些先验条件的情况下，通过贝叶斯定理计算得出的条件概率。换句话说，它是指在观测到某些数据或证据后，对于假设的某个事件发生的概率的更新。

比如，给定花萼的长度为 $x = 5.6$ cm，鸢尾花被分类为 $Y = C_1$ (Setosa) 的可能性，就可以用 $f_{Y|X}(C_1 | 5.6)$ 来描述。

▲ 注意，后验概率实际上是概率，不是概率密度。因此， $f_{Y|X}(C_k | x)$ 的取值范围为 $[0, 1]$ 。

根据贝叶斯定理，当 $f_X(x) > 0$ 时，后验概率 PDF $f_{Y|X}(C_k | x)$ 可以根据下式计算得到：

$$\overbrace{f_{Y|X}(C_k | x)}^{\text{Posterior}} = \frac{\overbrace{f_{X,Y}(x, C_k)}^{\text{Joint}}}{\underbrace{f_X(x)}_{\text{Evidence}}} \quad (7)$$

图 6 所示为后验概率 PDF 曲线 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 的计算过程。图 7 则比较另外两组联合概率、证据因子、后验概率曲线。

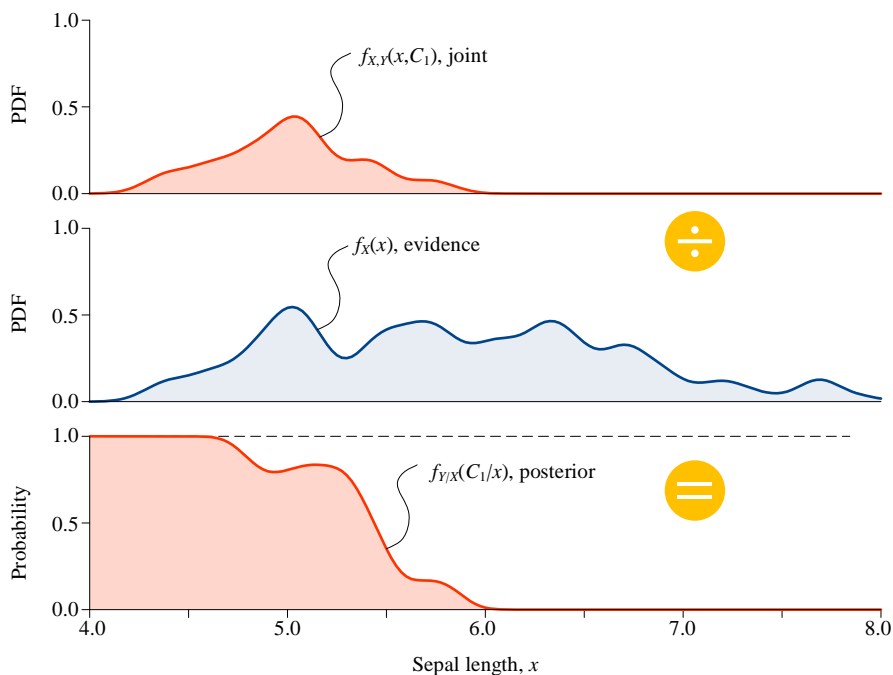
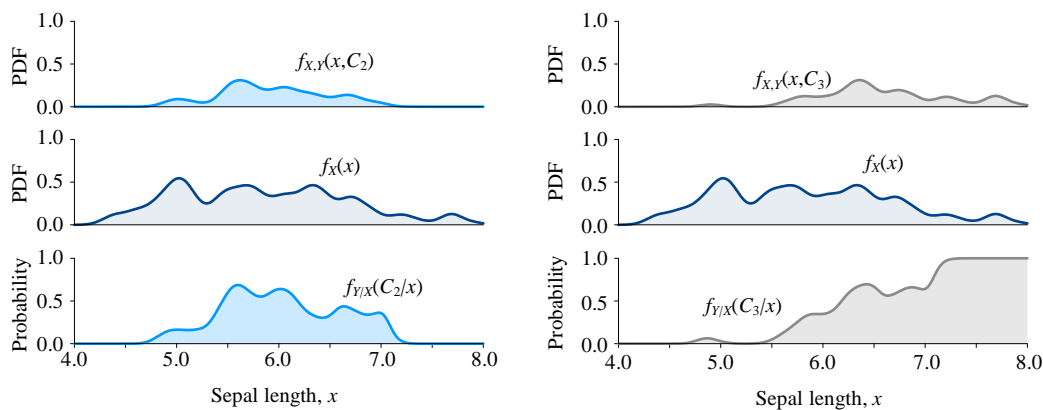
图 6. 计算后验概率 PDF 曲线 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 

图 7. 比较联合概率、证据因子、后验概率曲线

成员值

后验概率之所以被称作“成员值”是因为：

$$\sum_{k=1}^3 \underbrace{f_{Y|X}(C_k|x)}_{\text{Posterior}} = 1 \quad (8)$$

这个式子不难推导。根据贝叶斯定理，下式成立：

$$\overbrace{f_X(x)}^{\text{Evidence}} = \sum_{k=1}^3 \overbrace{f_{X,Y}(x, C_k)}^{\text{Joint}} = \sum_{k=1}^3 \overbrace{f_{Y|X}(C_k|x)}^{\text{Posterior}} \overbrace{f_X(x)}^{\text{Evidence}} \quad (9)$$

即,

$$\overbrace{f_X(x)}^{\text{Evidence}} = \overbrace{f_X(x)}^{\text{Evidence}} \sum_{k=1}^3 \overbrace{f_{Y|X}(C_k|x)}^{\text{Posterior}} \quad (10)$$

$f_X(x) > 0$ 时, (10) 左右消去 $f_X(x)$ 便获得 (8)。

分类依据

在给定任意花萼长度 x 的条件下, 比较三个后验概率 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 、 $f_{Y|X}(C_2|x)$ 、 $f_{Y|X}(C_3|x)$ 大小, 最大后验概率对应的标签就可以作为鸢尾花分类依据。

举个例子, 某朵鸢尾花花萼长度为 $x = 5.6$ cm 的前提下, 它一定被分类为 C_1 、 C_2 、 C_3 任一标签。三种不同情况的可能性相加为 1, 也就是说, 这朵鸢尾花要么是 C_1 , 或者是 C_2 , 不然就是 C_3 。

换个角度来看, 比较图 8 三条不同颜色曲线的高度, 我们就可以据此判断鸢尾花的分类。

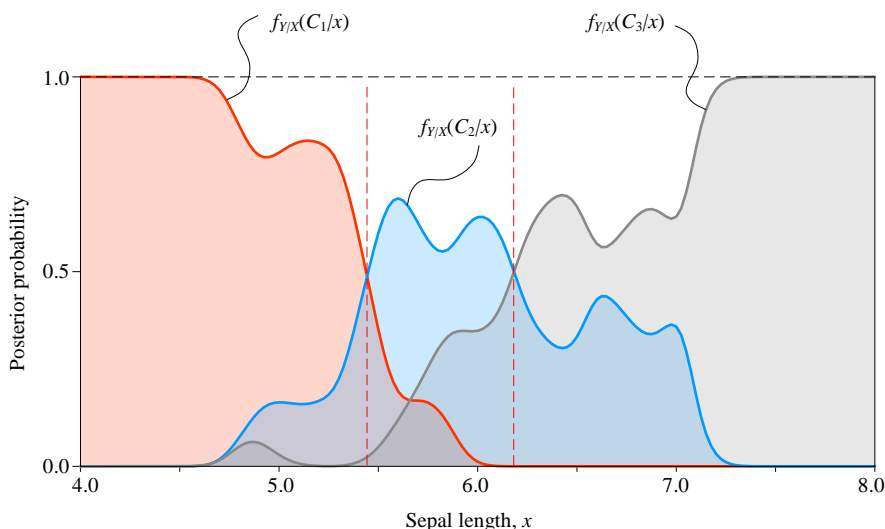


图 8. 比较三个后验概率 PDF 曲线 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 、 $f_{Y|X}(C_2|x)$ 、 $f_{Y|X}(C_3|x)$

观察 (7), 可以发现后验概率 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 正比于联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$, 证据因子 $f_X(x)$ 仅仅起到缩放作用:

$$\overbrace{f_{Y|X}(C_k|x)}^{\text{Posterior}} \propto \overbrace{f_{X,Y}(x, C_k)}^{\text{Joint}} = \overbrace{f_{X|Y}(x|C_k)}^{\text{Likelihood}} \overbrace{p_Y(C_k)}^{\text{Prior}} \quad (11)$$

实际上, 没有必要计算后验概率 $f_{Y|X}(C_1|x)$, 比较联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ 就可以对鸢尾花进行分类。上式实际上是贝叶斯推断中最重要的正比关系——后验 \propto 似然 \times 先验。

比较四条曲线

本节最后，我们把**似然概率** (likelihood)、**联合概率** (joint)、**证据因子** (evidence)、**后验概率** (posterior) 这四条曲线放在一幅中加以比较，具体如图 9、图 10、图 11 所示。

请大家注意以下几点：

- ▶ 似然概率 (likelihood) 曲线为条件概率密度，和横轴围成图形的面积为 1；
- ▶ 似然概率 (likelihood) 经过先验概率 (prior) 缩放得到联合概率 (joint)；
- ▶ 后验 \propto 似然 \times 先验；
- ▶ 联合概率曲线面积为对应先验概率；
- ▶ 联合概率叠加得到证据因子 (evidence)；
- ▶ 联合概率 (joint) 除以证据因子得到后验概率 (posterior)，证据因子起到归一化作用；
- ▶ 后验概率，也叫成员值 (membership score)，本质上是概率值，取值范围在 $[0, 1]$ 之间；
- ▶ 比较后验概率/成员值大小，可以预测分类，方便可视化。
- ▶ 比较联合概率密度 (似然 \times 先验) 大小，可以预测分类；

再次强调，虽然放在同一张图上，图 9、图 10、图 11 中后验概率为具体概率值，而其他曲线均为概率密度函数。

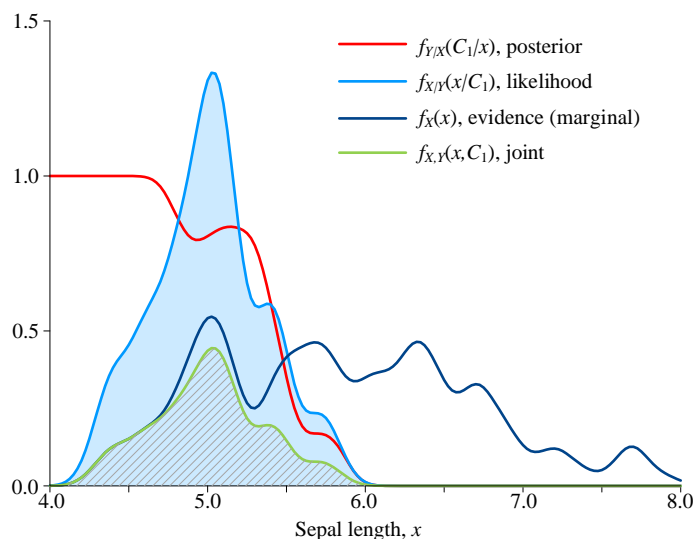
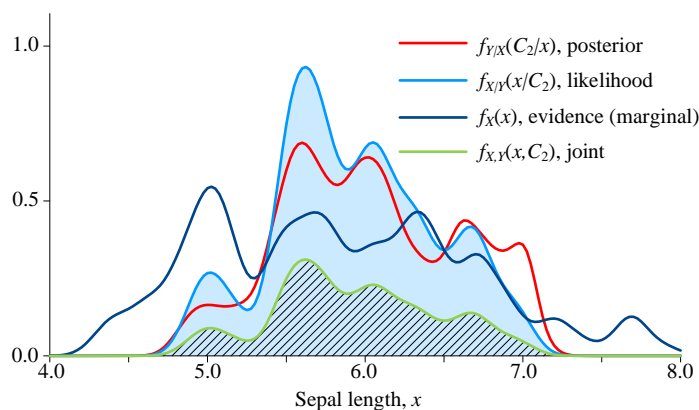
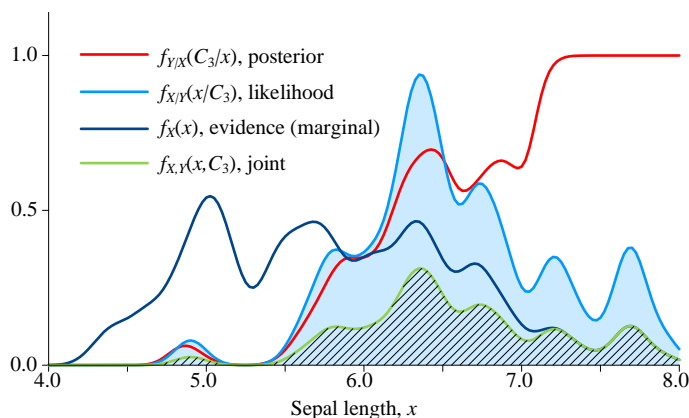


图 9. 比较后验概率 $f_{Y|X}(C_1|x)$ 、似然概率 $f_{X|Y}(x|C_1)$ 、证据因子 $f_X(x)$ 、联合概率 $f_{X,Y}(x, C_1)$

图 10. 比较后验概率 $f_{Y|X}(C_2|x)$ 、似然概率 $f_{X|Y}(x|C_2)$ 、证据因子 $f_X(x)$ 、联合概率 $f_{X,Y}(x, C_2)$ 图 11. 比较后验概率 $f_{Y|X}(C_3|x)$ 、似然概率 $f_{X|Y}(x|C_3)$ 、证据因子 $f_X(x)$ 、联合概率 $f_{X,Y}(x, C_3)$ 

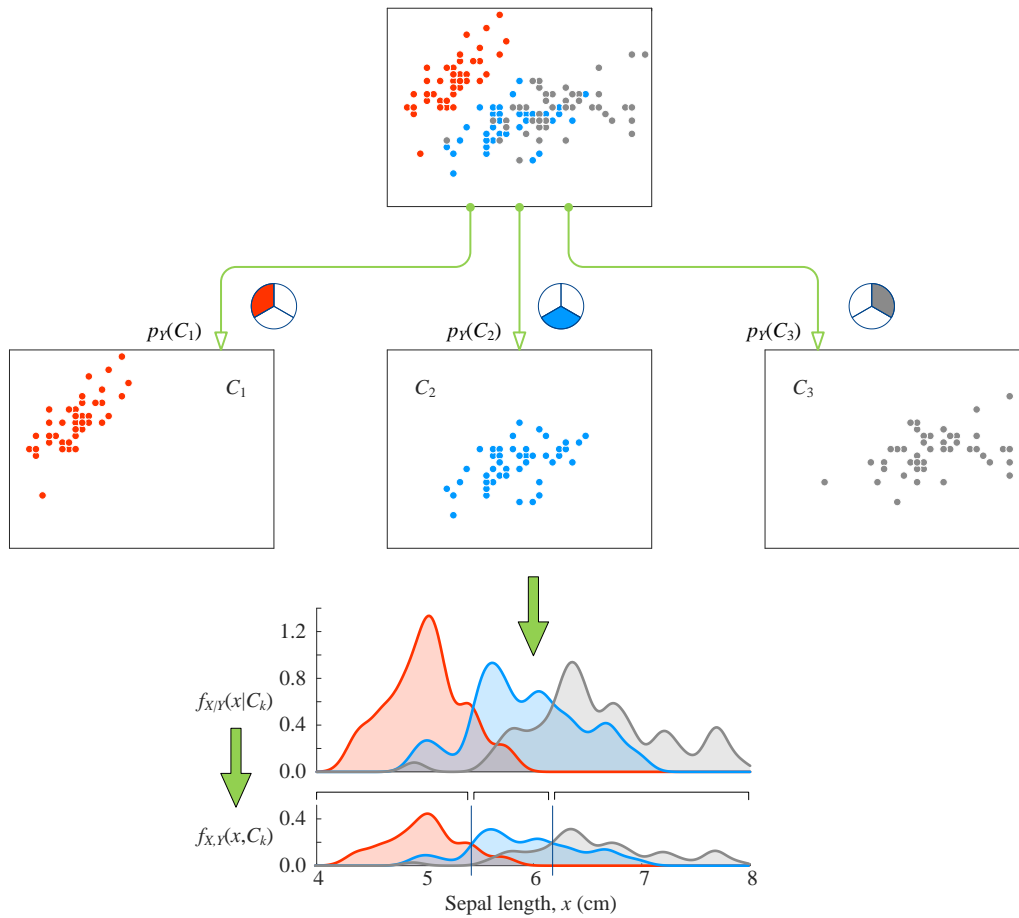
Bk5_Ch18_01.py 代码绘制本章前文大部分图像。

18.7 单一特征分类：基于 KDE

似然概率 → 联合概率

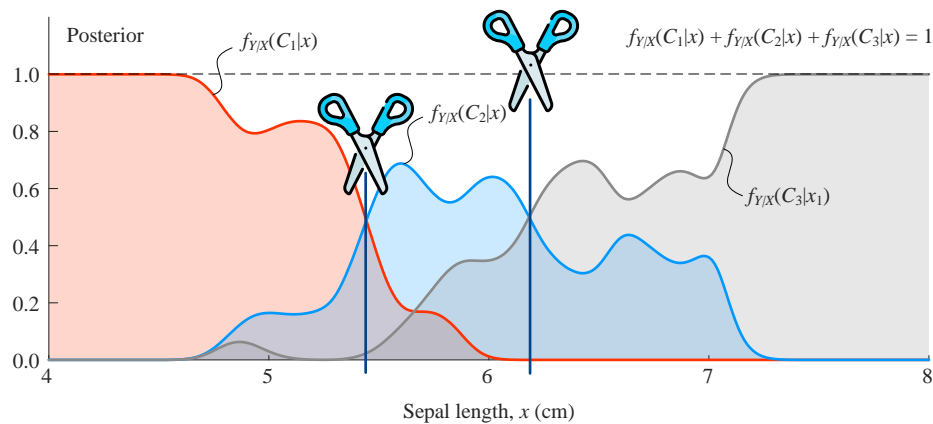
图 12 总结以花萼长度为单一特征，计算似然概率和联合概率的过程。

鸢尾花数据较为特殊，前文介绍过，鸢尾花数据共有 150 个数据点， C_1 、 C_2 和 C_3 三类各占 50，因此三个先验概率相等。因此，图 12 中，从似然概率密度 $f_{X|Y}(x|C_k)$ 到联合概率 $f_{X,Y}(x, C_k)$ ，高度缩放比例相同。一般情况下，相同缩放比例这种情况几乎不存在。

图 12. 似然概率到联合概率，花萼长度特征 x ，基于 KDE

比较后验概率

有了本节前文联合概率和证据因子，我们可以获得后验概率密度曲线，如图 13。后验概率也叫成员值，后验概率更容易分类可视化。



本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>

欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com

图 13. 后验概率，花萼长度特征，基于 KDE

举个例子

如图 14 所示，比较花萼长度特征后验概率大小，可以很容易预测 A 、 B 、 C 、 D 和 E 五点分类。 A 的预测分类为 C_1 ； B 为决策边界； C 的预测分类为 C_2 ； D 为**决策边界** (decision boundary)； E 预测分类为 C_3 。

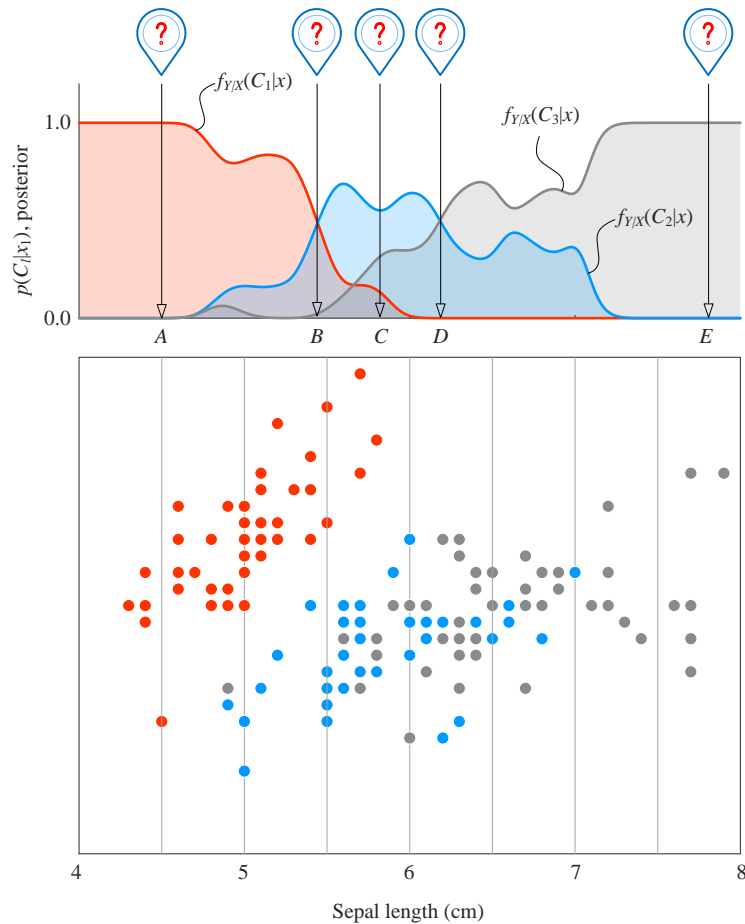


图 14. 利用花萼长度特征后验概率，进行分类预测

堆积直方图、饼图

图 15 所示为另外两种成员值 (后验概率) 的可视化方案——**堆积直方图** (stacked bar chart) 和 **饼图** (pie chart)。通过这两个可视化方案，大家可以清楚看到不同类别成员值随特征变化。

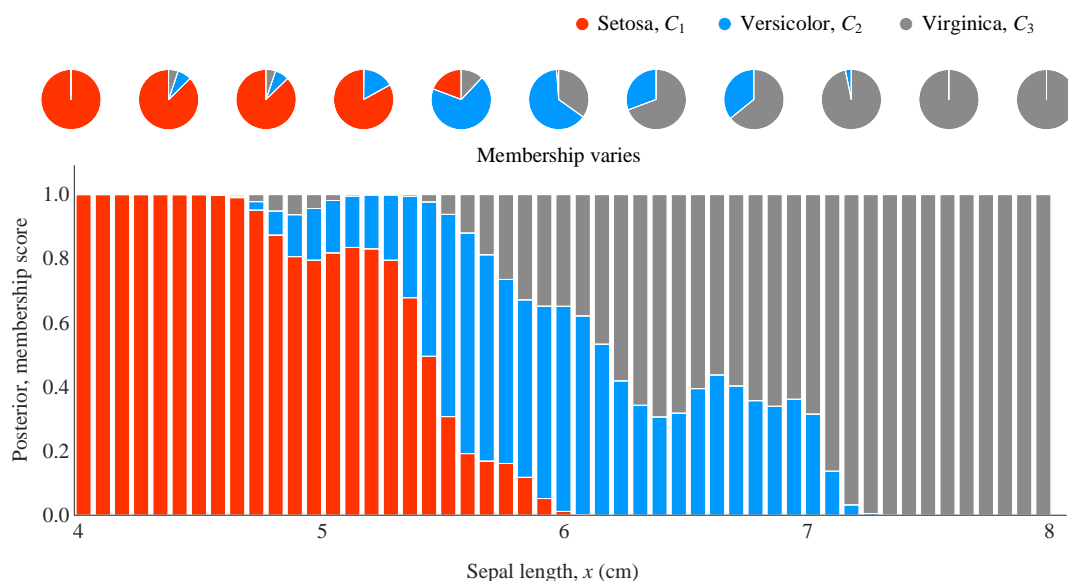


图 15. 堆积直方图和饼图，利用花萼长度特征成员值确定分类，基于 KDE

花萼宽度

本章前文都是基于花萼长度这个单一特征来判断鸢尾花分类，我们当然可以使用鸢尾花其他特征判断其分类。本节最后展示利用鸢尾花宽度作为依据判断鸢尾花分类。

图 16 所示为对于花萼宽度特征，从似然概率到联合概率的计算过程。

同理，比较花萼宽度特征的后验概率大小，可以决定图 17 中 A 、 B 、 C 和 D 点分类预测。 A 的预测分类为 C_1 ； B 为决策边界； C 为决策边界； D 的预测分类为 C_2 。

图 18 所示为利用花萼宽度特征成员值堆积直方图和饼图。

大家可能会问，如何同时利用鸢尾花花萼长度、花萼宽度作为分类依据？这个问题，我们下一章回答。

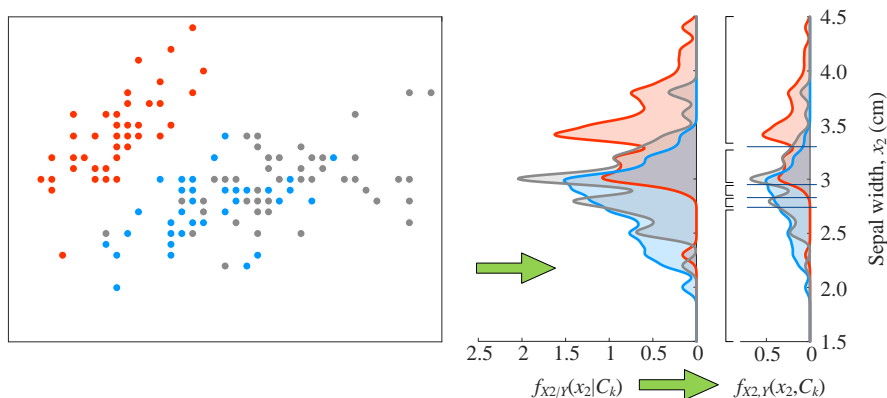


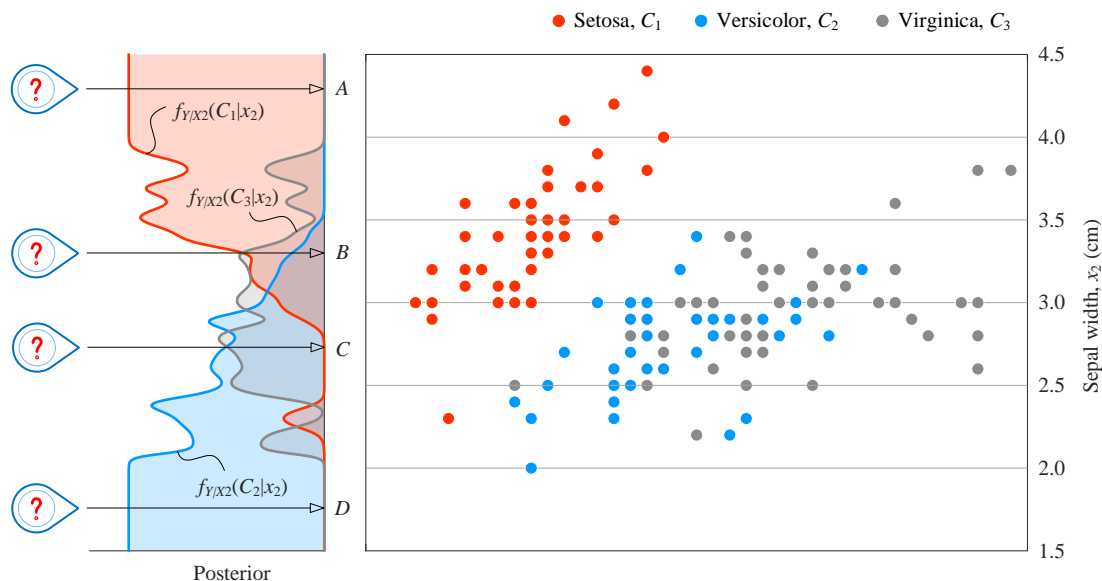
图 16. 似然概率到联合概率，花萼宽度特征 x_2 ，基于 KDE

图 17. 利用花萼宽度特征后验概率，进行分类预测

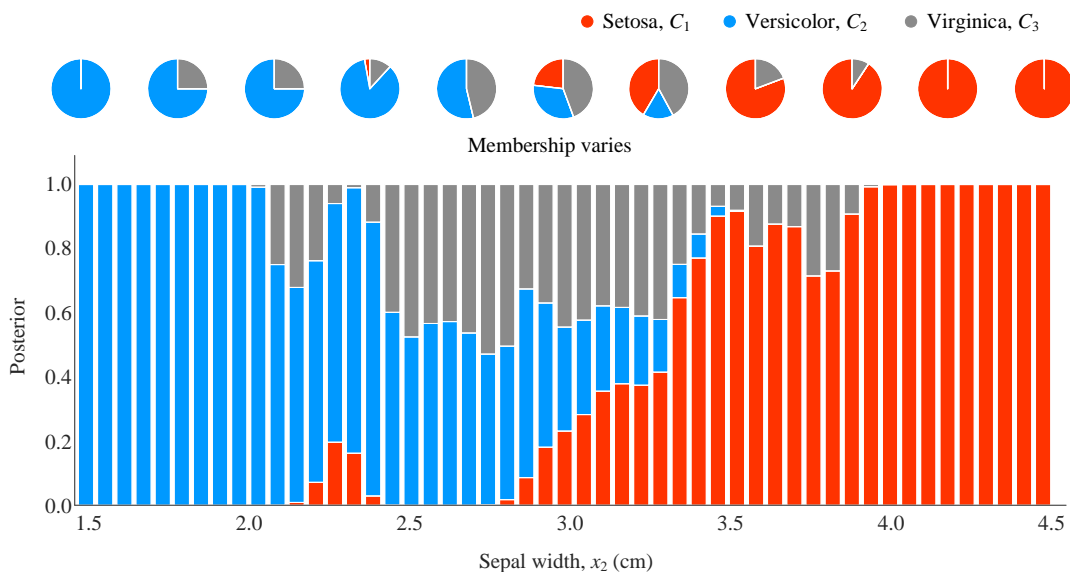


图 18. 堆积直方图和饼图，利用花萼宽度特征成员值确定分类，基于 KDE

18.8 单一特征分类：基于高斯

本章前文利用 KDE 方法估计似然概率，本章最后一节利用高斯分布估计似然概率。这一节，我们还是单独研究花萼长度特征 x_1 、花萼宽度特征 x_2 。

本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>

欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com

似然概率 → 联合概率

图 19 所示为花萼长度特征 x_1 上，利用一元高斯分布估算似然概率，然后计算联合概率；最后获得以特征 x_1 为依据决策边界。比较图 19 联合概率曲线高度，鸢尾花数据被划分为三个区域。这三个区域的位置和本章前文基于 KDE 估算稍有不同。

图 20 所示为花萼宽度特征 x_2 上同样过程。比较图 20 联合概率曲线高度，同样发现鸢尾花数据被划分为三个区域。

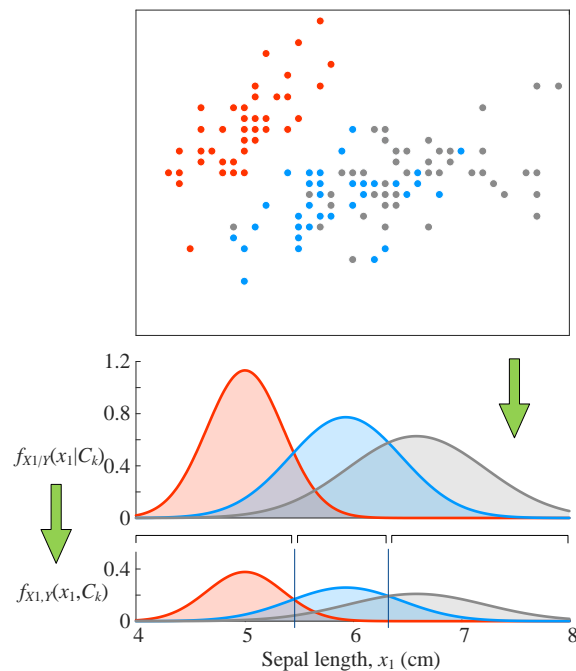


图 19. 似然概率到联合概率，花萼长度特征 x_1 ，基于高斯分布

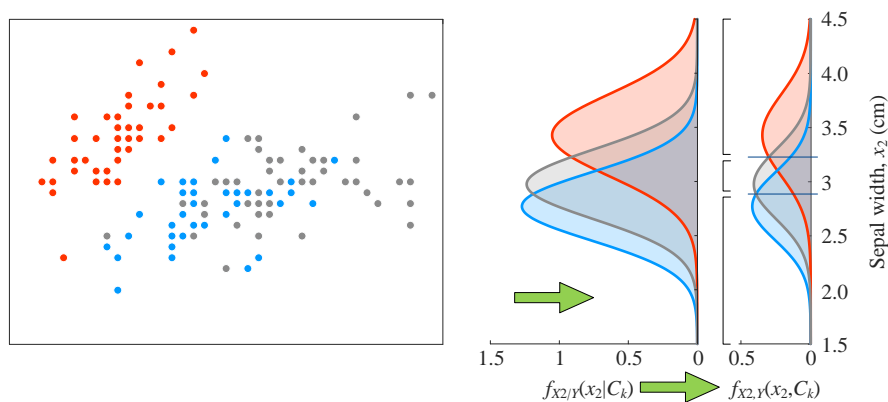


图 20. 似然概率到联合概率，花萼宽度特征 x_2 ，基于高斯分布

证据因子

图 21 和图 22 所示为利用全概率定理，获得 $f(x_1)$ 和 $f(x_2)$ 两个证据因子的概率密度函数。这实际上也是一种概率密度估算的方法。

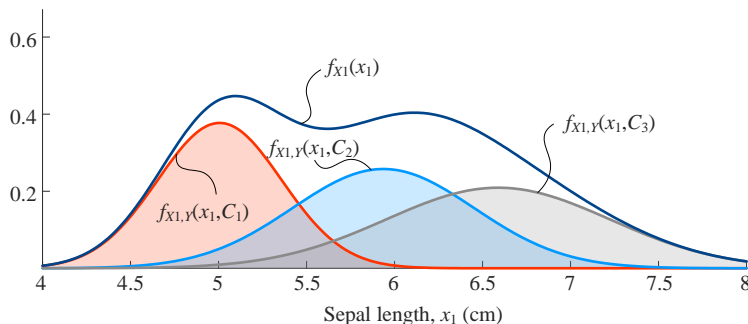


图 21. 证据因子/边缘概率，花萼长度特征 x_1 ，基于高斯分布

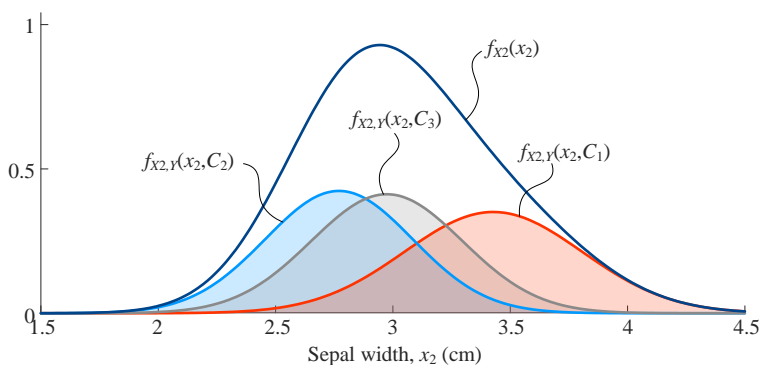


图 22. 证据因子/边缘概率，花萼宽度特征 x_2 ，基于高斯分布

后验概率

图 23 和图 24 比较两组后验概率曲线，以及如何据此得到的决策边界。

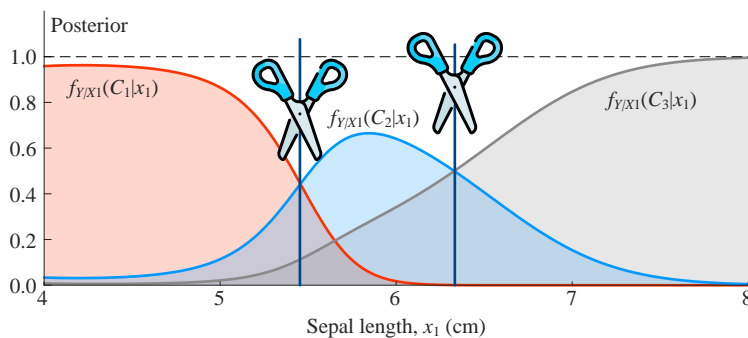


图 23. 后验概率，花萼长度特征 x_1 ，基于高斯分布

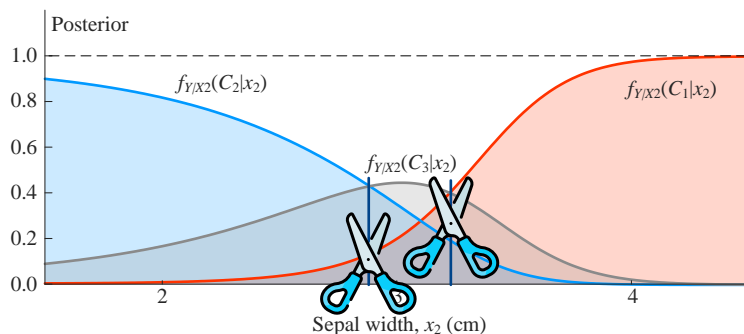
本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>

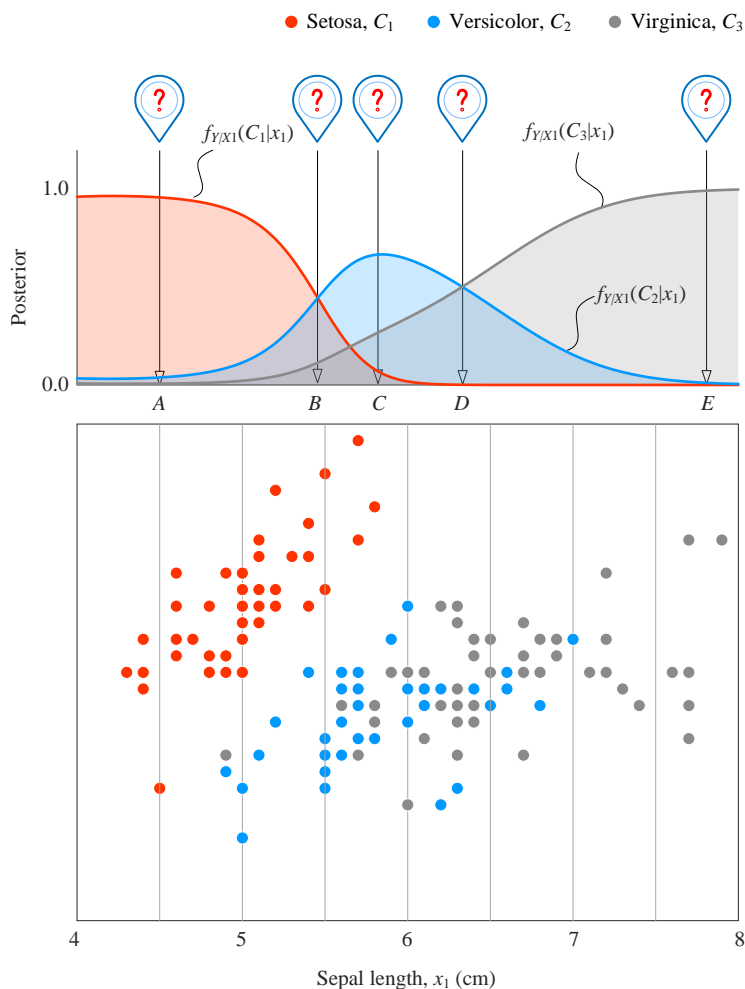
本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>

欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com

图 24. 后验概率，花萼宽度特征 x_2 ，基于高斯分布

后验概率：分类预测

图 25 所示为利用花萼长度特征后验概率曲线，进行分类预测。比较后验概率值大小可以判断：A 点预测分类为 C_1 ；B 点为 C_1 和 C_2 之间决策边界；C 点预测分类为 C_2 ；D 点为 C_2 和 C_3 之间决策边界；E 点预测分类为 C_3 。



本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

版权归清华大学出版社所有，请勿商用，引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载：<https://github.com/Visualize-ML>

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger：<https://space.bilibili.com/513194466>

欢迎大家批评指教，本书专属邮箱：jiang.visualize.ml@gmail.com

图 25. 利用花萼长度特征后验概率，进行分类预测

图 26 所示为利用花萼宽度特征后验概率曲线，进行分类预测。比较后验概率值大小可以判断：A 点预测分类为 C_1 ；B 点预测分类为 C_3 ；C 点为 C_2 和 C_3 之间决策边界；D 点预测分类为 C_2 。

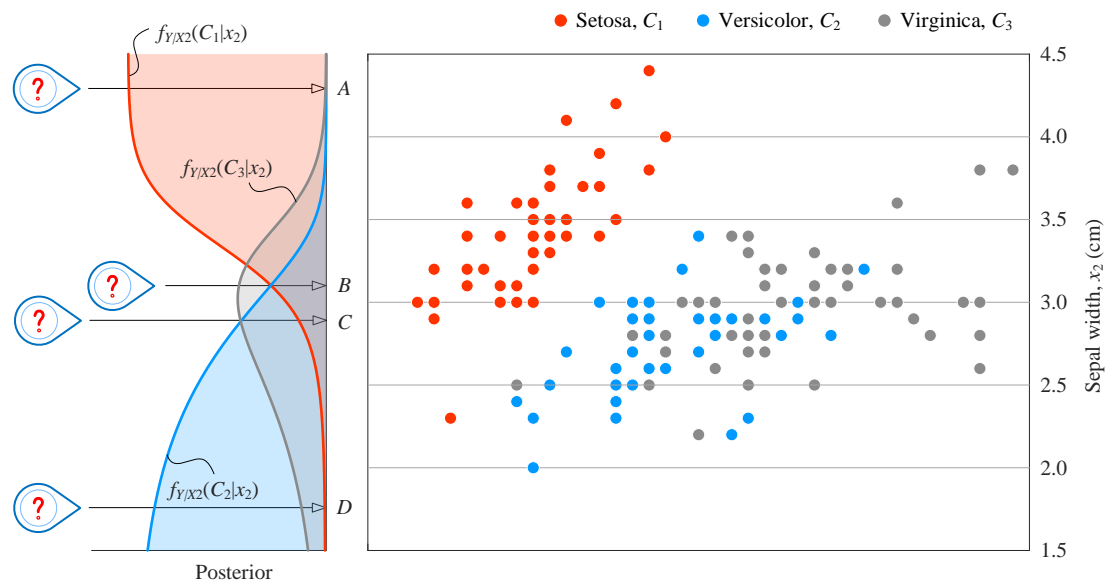


图 26. 利用花萼宽度特征后验概率，进行分类预测

图 27 和图 28 所示为利用堆积直方图和饼图表达成员值/后验概率随特征变化。对比图 15 和图 18，可以发现，基于高斯分类的成员值/后验概率变化过程更为平滑。

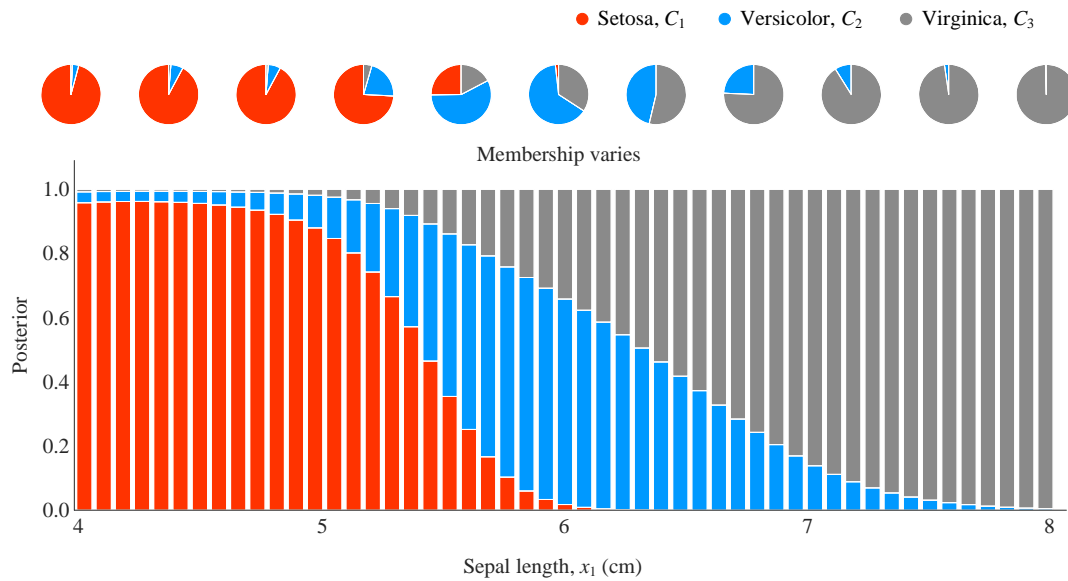


图 27. 堆积直方图和饼图，利用花萼长度特征成员值确定分类，基于高斯分布

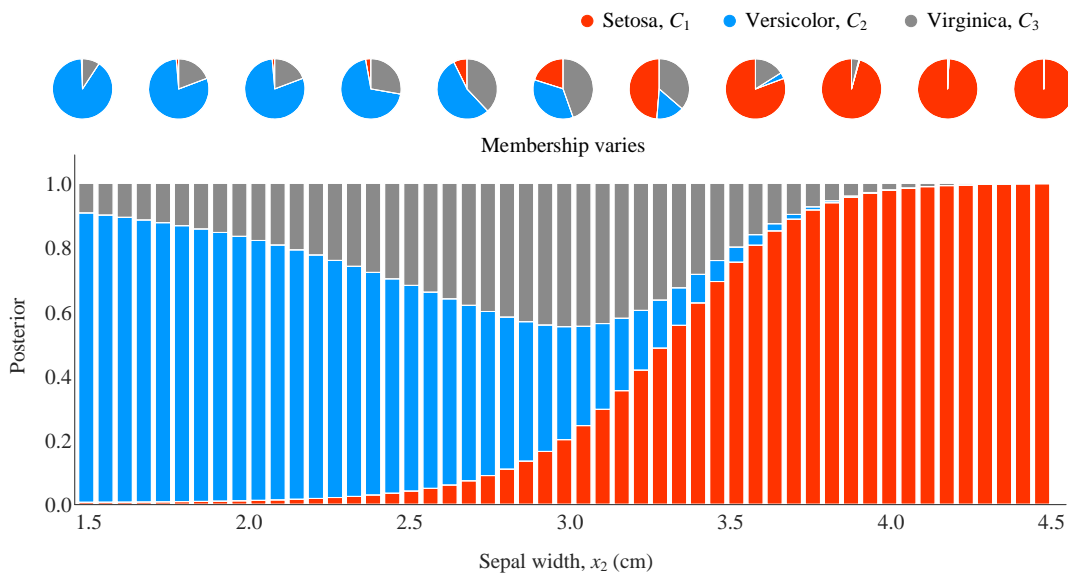


图 28. 堆积直方图和饼图，利用花萼宽度特征成员值确定分类，基于高斯分布

这一章中，大家必须要掌握的是贝叶斯定理中的先验概率、后验概率、证据因子、似然概率等概念。而贝叶斯分类是一种基于贝叶斯定理的分类方法。请大家务必掌握比例关系——后验 \propto 似然 \times 先验。这是贝叶斯推断中最重要的比例关系。

在贝叶斯分类算法中，优化问题可以最大化后验概率，也可以最大化联合概率，即“似然 \times 先验”。

下一章，我们将分类的依据从单一特征提高到二维，让大家更清楚地看到先验概率、后验概率、证据因子、似然概率的“样子”。下一章和本章内容安排几乎一致，可以对照阅读。