

1

Machine Learning

机器学习

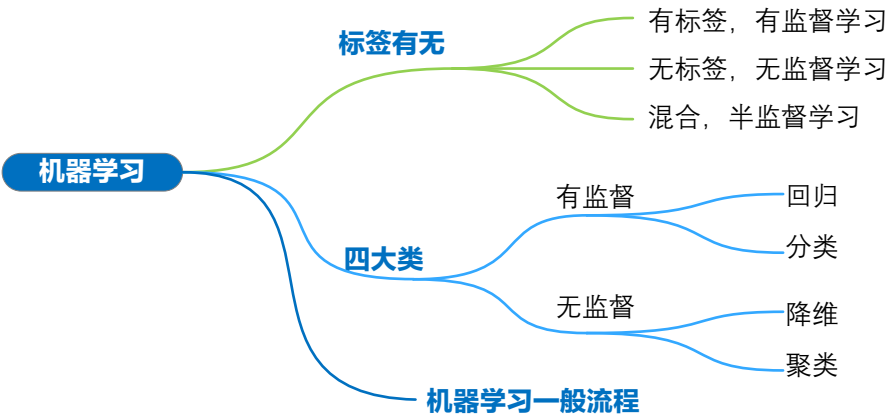
四大类算法：回归、分类、降维、聚类



卓越从来都不是偶然。卓越永远都是志存高远、百折不挠、有勇有谋的结果；它代表了明智之选。选择，而不是机会，决定了你的命运。

Excellence is never an accident. It is always the result of high intention, sincere effort, and intelligent execution; it represents the wise choice of many alternatives. Choice, not chance, determines your destiny.

—— 亚里士多德 (Aristotle) | 古希腊哲学家 | 384 ~ 322 BC



1.1 什么是机器学习?

鸢尾花书《编程不难》第 28 章回答过这个问题，下面我们把“答案”抄过来。

人工智能、机器学习、深度学习、自然语言处理

人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 的外延十分宽泛，泛指指计算机系统通过模拟人的思维和行为，实现类似于人的智能行为。人工智能领域包含了很多技术和方法，如机器学习、深度学习、自然语言处理、计算机视觉等。

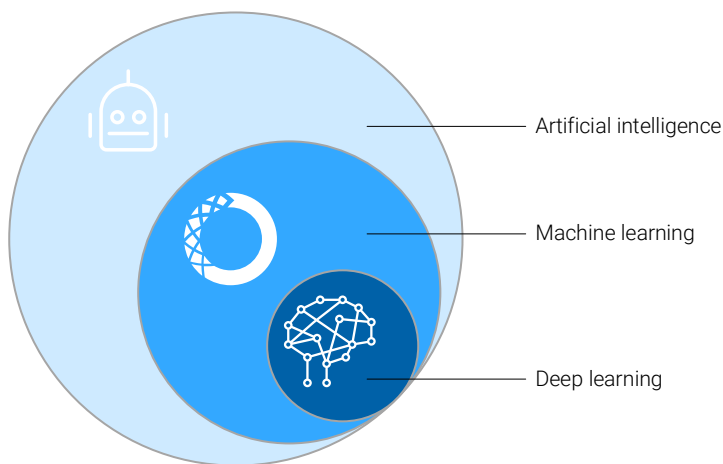


图 1. 人工智能、机器学习、深度学习

机器学习 (Machine Learning, ML) 是人工智能的一个子领域，是通过计算机算法自动地从数据中学习规律，并用所学到的规律对新数据进行预测或者分类的过程。

机器学习算法的特点是，从样本数据中分析并获得某种规律，再利用这个规律对未知数据进行预测。它是涉及概率、统计、矩阵论、代数学、优化方法、数值方法、算法学等多领域的交叉学科。

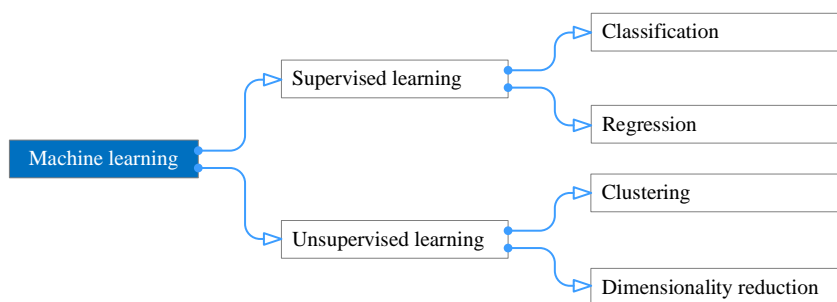


图 2. 机器学习分类

机器学习适合处理的问题有如下特征：(a) 大数据；(b) 黑箱或复杂系统，难以找到**控制方程** (governing equations)。机器学习需要通过数据的训练。

如图 2 所示，简单来说，机器学习可以分为以下两大类：

- ◀ **有监督学习** (supervised learning, 也叫监督学习, 训练有标签值样本数据并得到模型, 通过模型对新样本进行推断。
- ◀ **无监督学习** (unsupervised learning) 训练没有标签值的数据, 并发现样本数据的结构和分布。

此外, **半监督学习** 结合无监督学习和监督学习。

深度学习 (Deep Learning, DL) 是一种机器学习的子领域, 它是通过建立多层**神经网络** (neural network) 模型, 自动地从原始数据中学习更高级别的特征和表示, 从而实现对复杂模式的建模和预测。

Python 中常用的深度学习工具有 TensorFlow、PyTorch、Keras 等, 这些工具不在本书讨论范围内。

自然语言处理 (Natural Language Processing, NLP) 是计算机科学与人工智能领域的一个重要分支, 旨在通过计算机技术对人类语言进行分析、理解和生成。自然语言处理主要应用于自然语言文本的处理和分析, 如文本分类、情感分析、信息抽取、机器翻译、问答系统等。

有标签数据、无标签数据

根据输出值有无标签, 如图 3 所示, 数据可以分为**有标签数据** (labelled data) 和**无标签数据** (unlabelled data)。简单来说, 有标签数据对应**有监督学习** (supervised learning), 无标签数据对应**无监督学习** (unsupervised learning)。

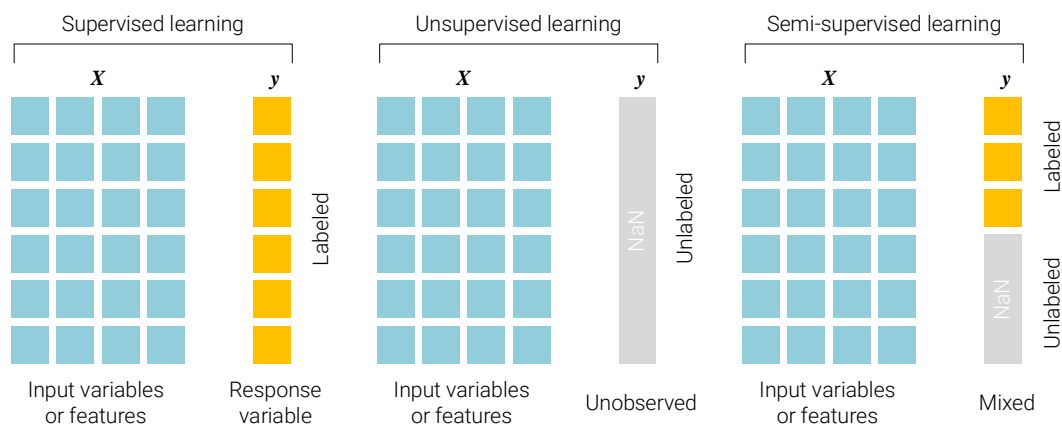


图 3. 根据有无标签分类数据

四大类算法

有监督学习中, 如果标签为连续数据, 对应的问题为**回归** (regression), 如图 4 (a)。如果标签为分类数据, 对应的问题则是**分类** (classification), 如图 4 (c)。简单来说, 分类问题与

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

离散的输出相关，目标是将数据划分为不同的类别或标签，而回归问题与连续的输出相关，目标是预测数值型数据的结果。

无监督学习中，样本数据没有标签。如果目标是寻找规律、简化数据，这类问题叫做**降维** (dimensionality reduction)，比如主成分分析目的之一就是找到数据中占据主导地位的成分，如图 4 (b)。如果模型的目标是根据数据特征将样本数据分成不同的组别，这种问题叫做**聚类** (clustering)，如图 4 (d)。

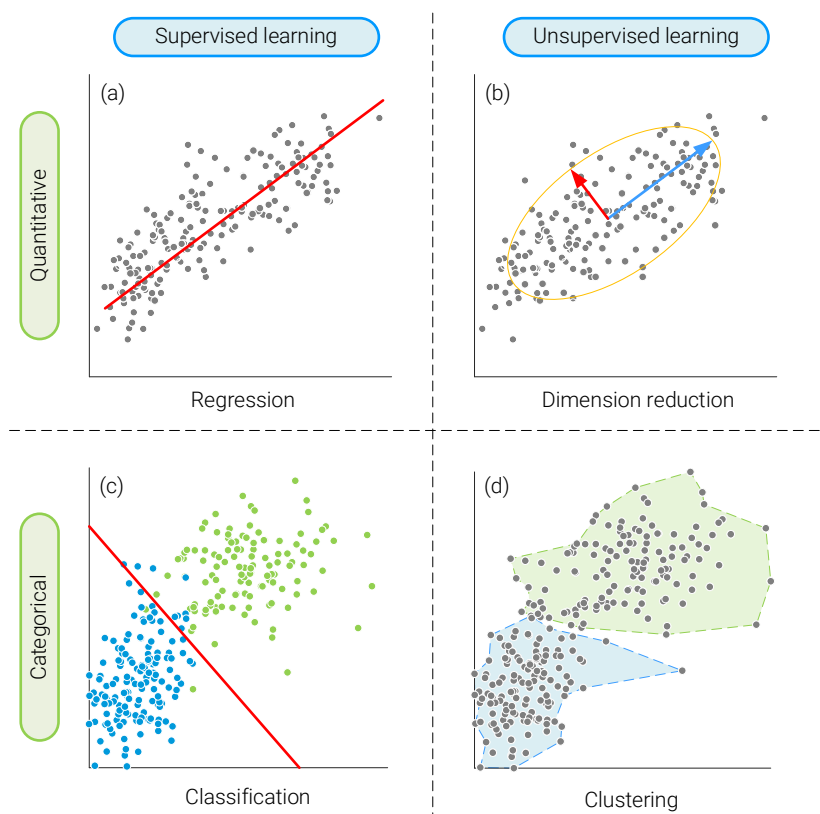


图 4. 根据数据是否有标签、标签类型细分机器学习算法

1.2 回归：找到自变量与因变量关系

回归问题是指根据已知的输入和输出数据，建立一个数学模型来预测输出值。给定一个输入，回归模型的目标是预测它的输出值，如房价预测、股票价格预测和天气预测等。

图 5 总结鸢尾花书系列丛书涉及的各种回归算法。

下面回顾回归算法中涉及的重要概念。

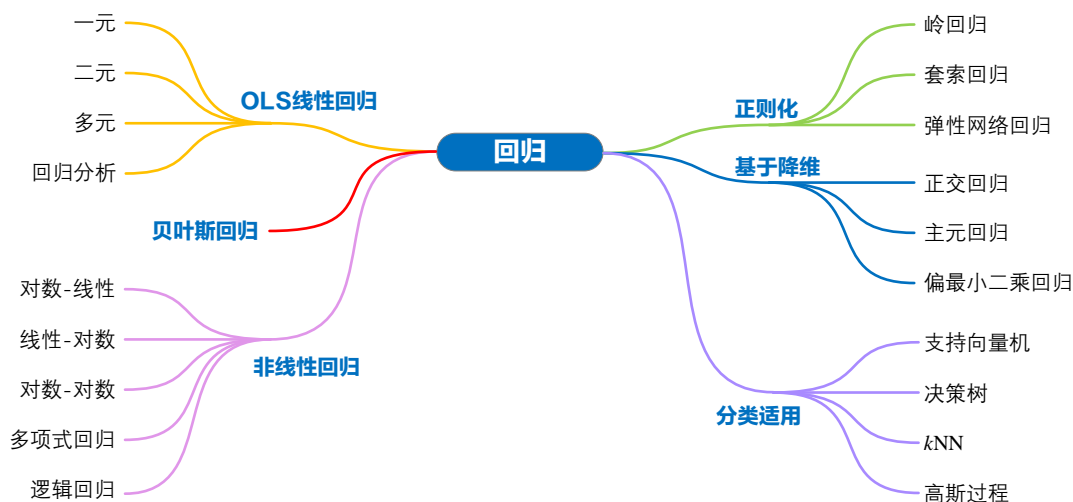


图 5. 回归方法分类

最小二乘算法

线性回归 (linear regression) 通过构建一个线性模型来预测目标变量。最简单的线性回归算法是一元线性回归，多元线性回归则是利用多个特征来预测目标变量。线性回归离不开最小二乘法。

相信鸢尾花书读者对于最小二乘 (Ordinary Least Squares, OLS) 线性回归已经烂熟于心。本章想强调如下几点。

首先，希望大家能够从多重视角理解 OLS 线性回归，比如优化 (图 6)、条件概率 (图 7)、几何 (图 8)、投影 (图 9)、数据、线性组合、SVD 分解、QR 分解、最大似然 MLE、最大后验 MAP 等视角。

此外，回归模型不能拿来就用，需要通过严格的回归分析。

再提到 OLS 线性回归时，希望大家闭上眼睛，脑中不仅仅浮现各种多彩的图像，而且能够用 OLS 线性回归把代数、几何、线性代数、概率统计、优化等数学板块有机地联结起来！

➡ 丛书讲解 OLS 线性回归时可谓抽丝剥茧、层层叠叠。对于这些视角感到生疏的话，请回归《数学要素》第 24 章、《矩阵力量》第 9、25 两章、《统计至简》第 24 章、《数据有道》第 10、11 两章。

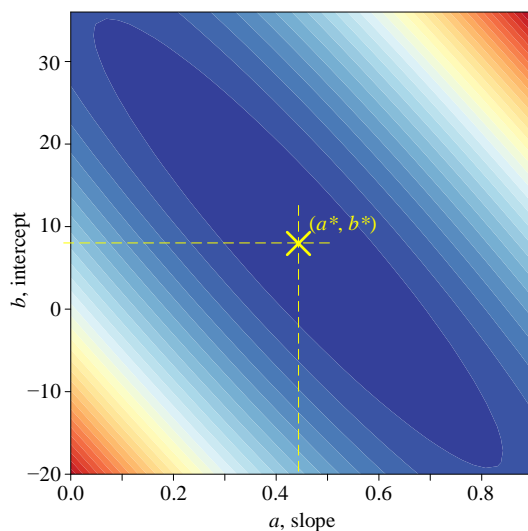


图 6. 一元 OLS 回归目标函数，图片来自《数学要素》第 24 章

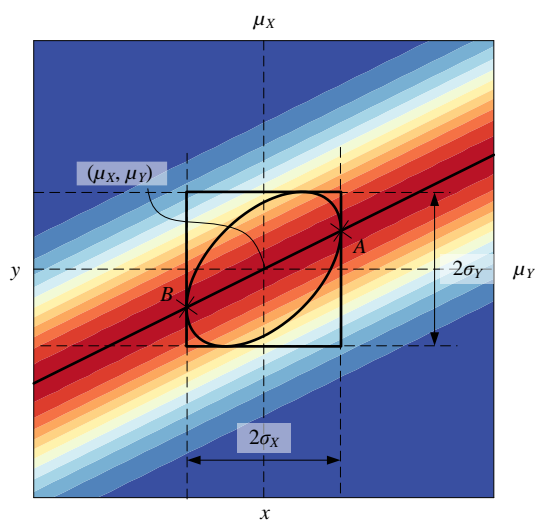
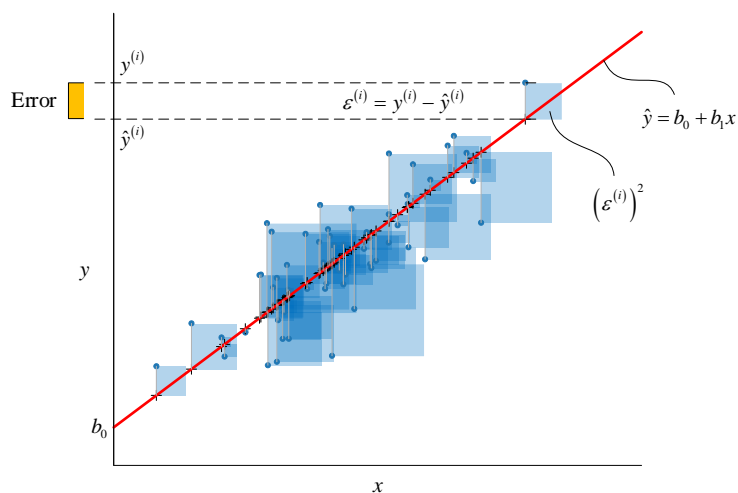


图 7. 条件期望视角看 OLS 线性回归，图片来自《统计至简》第 12 章



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 8. 残差平方和的几何意义，图片来自《统计至简》第 24 章

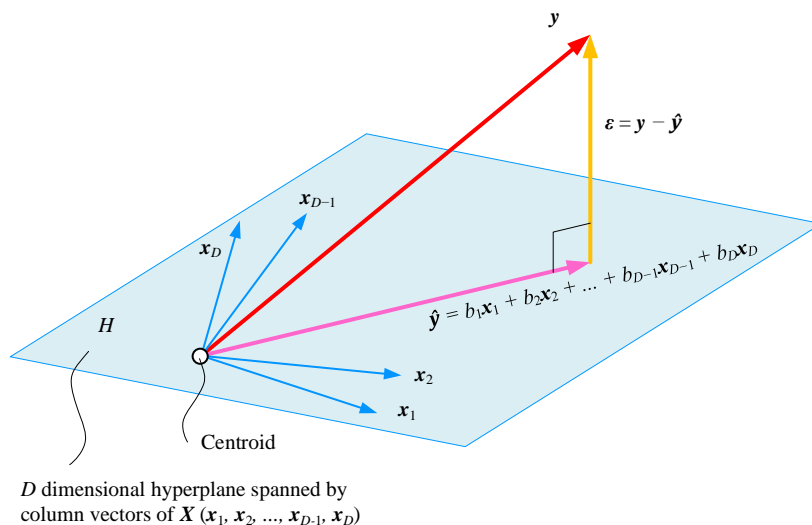
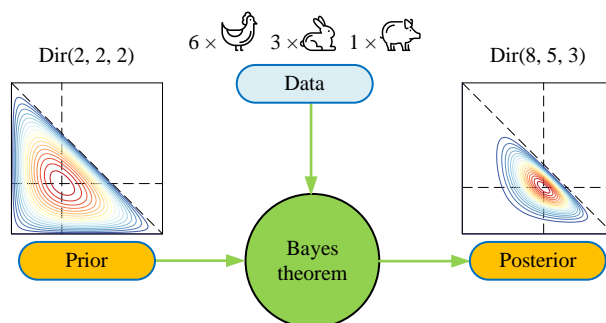


图 9. 投影角度解释多元最小二乘法线性回归，图片来自《数据有道》第 11 章

贝叶斯回归

贝叶斯回归 (Bayesian regression) 是一种基于贝叶斯定理的回归算法，它可以用来估计连续变量的概率分布。**贝叶斯推断** (Bayesian inference) 把模型参数看作随机变量。根据主观经验和既有知识给出未知参数的概率分布，称为先验分布。从总体中得到样本数据后，根据贝叶斯定理，基于给定的样本数据，得出模型参数的后验分布。

图 10. 先验 $\text{Dir}(2, 2, 2)$ + 样本 \rightarrow 后验 $\text{Dir}(8, 5, 3)$ ，图片来自《统计至简》第 22 章

贝叶斯回归的优化问题对应最大后验 MAP。贝叶斯推断中，后验 \propto 似然 \times 先验，是最重要的关系，希望大家牢记。



欢迎大家回顾《统计至简》第 20、21、22 三章有关贝叶斯推断的内容。

非线性回归

非线性回归 (nonlinear regression) 目标变量与特征之间的关系不是线性的。**多项式回归** (polynomial regression) 是非线性回归的一种形式，通过将特征的幂次作为新的特征来构建一个多项式模型。**逻辑回归** (logistic regression) 既是一种二分类算法，可以用于非线性回归。

此外，大家会发现 k -NN、高斯过程算法完成的回归也都可以归类为非线性回归。

⚠ 请大家特别注意，逻辑回归不但可以用来回归，也可以用来分类。

正则化

正则化 (regularization) 正则化通过向目标函数中添加惩罚项来避免模型的过拟合。常用的正则化方法有岭回归、Lasso 回归、弹性网络回归。岭回归通过向目标函数中添加 L2 惩罚项来控制模型复杂度。Lasso 回归通过向目标函数中添加 L1 惩罚项，它不仅能够控制模型复杂度，还可以进行特征选择。弹性网络是岭回归和 Lasso 回归的结合体，它同时使用 L1 和 L2 惩罚项。

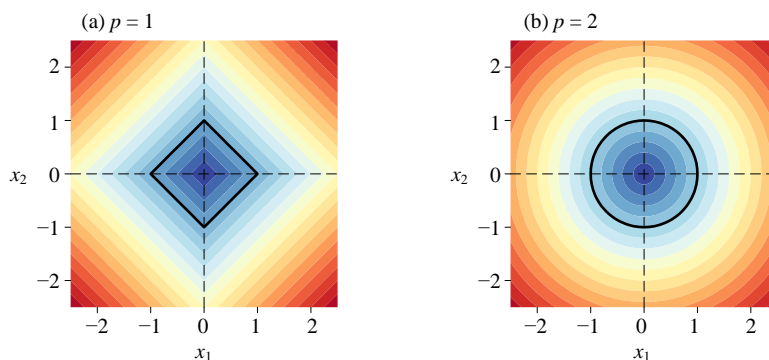


图 11. 两个范数示例

基于降维算法的回归

本书还要特别介绍两种基于主成分分析的回归方法——正交回归、主元回归。

平面上，最小二乘法线性回归 OLS 仅考虑纵坐标方向上误差，如图 12 (a) 所示；而正交回归 TLS 同时考虑横纵两个方向误差，如图 12 (b) 所示。

主元回归的因变量则来自于主成分分析结果。

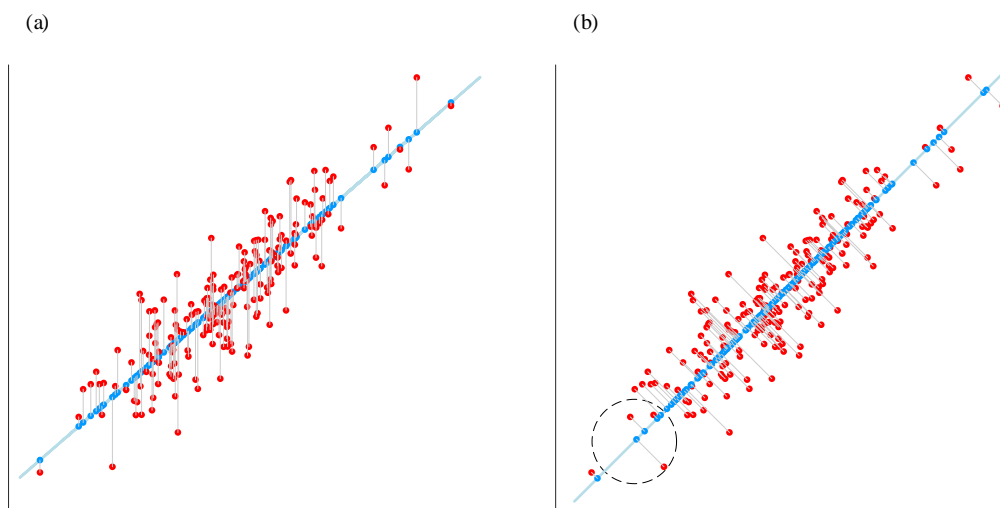


图 12. 对比 OLS 和 TLS 线性回归，图片来自《数据有道》第 18 章

基于分类算法的回归

实际上，监督学习的很多算法都兼顾分类、回归两项任务，比如逻辑回归、 k -NN、支持向量机、高斯过程等等。 k NN 算法是一种基于距离度量的分类算法，但也可以用于回归任务。**支持向量回归** (Support Vector Regression, SVR) 则是一种基于**支持向量机** (Support Vector Machine, SVM) 的回归算法。

1.3 分类：针对有标签数据

本书前文介绍过，**分类** (classification) 是**有监督学习** (supervised learning) 中的一类问题。分类是指根据给定的数据集，通过对样本数据的学习，建立分类模型来对新的数据进行分类的过程。

分类问题是指将数据集划分为不同的类别或标签。给定一个输入，分类模型的目标是预测它所属的类别，如垃圾邮件分类、图像识别和情感分析等。分类问题的输出是一个离散值或类别标签。

如图 13 所示，大家已经清楚鸢尾花数据集分三类 (setosa ●、versicolor ●、virginica ●)。

以**花萼长度** (sepal length)、**花萼宽度** (sepal width) 作为特征，大家如果采到一朵鸢尾花，测量后发现这朵花的花萼长度为 6.5 厘米，花瓣长度为 4.0 厘米，即图 13 中 x ，又叫**查询点** (query point)。

根据已有数据，猜测这朵鸢尾花属于 setosa ●、versicolor ●、virginica ● 三类的哪一类可能性更大，这就是分类问题。

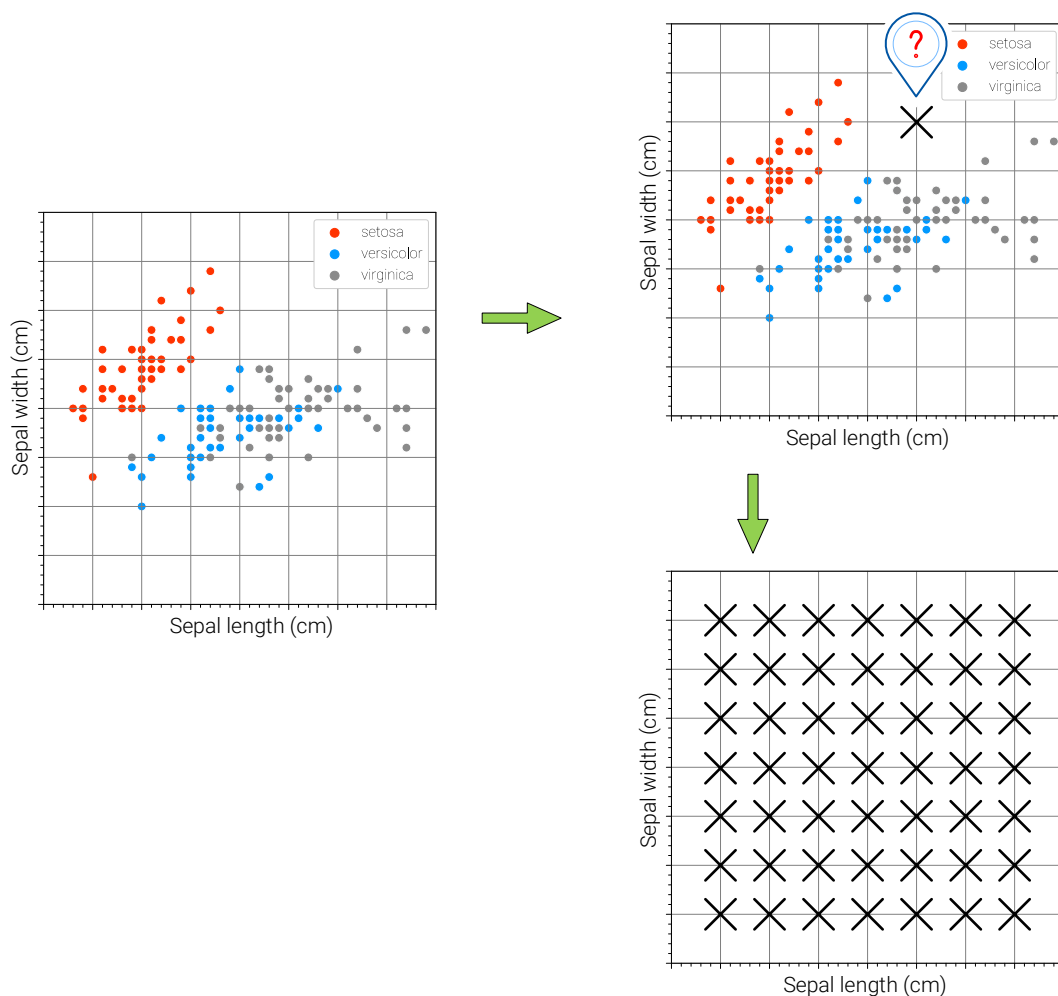


图 13. 用鸢尾花数据介绍分类算法

决策边界 (decision boundary) 是分类模型在特征空间中划分不同类别的分界线或边界。通俗地说，决策边界就像是一道看不见的墙，把不同类别的数据点分隔开。

对于鸢尾花数据集，决策边界就是将 **setosa** ●、**versicolor** ●、**virginica** ● 这三类点“尽可能准确地”区分开的线或曲线。

在简单的情况下，决策边界可能是一条直线；但在复杂的问题中，决策边界可能是一条弯曲的曲线，甚至是多维空间中的超平面。

模型训练过程就是调整模型的参数，使得决策边界能够最好地拟合训练数据，并且在未见过的数据上也能表现良好。

要注意的是，决策边界的好坏直接影响分类模型的性能。一个好的决策边界能够很好地将数据分类，而一个不合适的决策边界可能导致模型预测错误。因此，选择合适的分类算法和调整模型参数是非常重要的，以获得有效的决策边界和准确的分类结果。

在机器学习中，分类是指根据给定的数据集，通过对样本数据的学习，建立分类模型来对新的数据进行分类的过程。下面简述一些常用的分类算法。

最近邻算法 (kNN)：基于样本的特征向量之间的距离进行分类预测，即找到与待分类数据距离最近的 K 个样本，根据它们的类别进行投票决策。

朴素贝叶斯算法 (Naive Bayes)：利用贝叶斯定理计算样本属于某个类别的概率，并根据概率大小进行分类决策。

支持向量机 (SVM)：利用间隔最大化的思想来进行分类决策，可以通过核技巧 (kernel trick) 将低维空间中线性不可分的样本映射到高维空间进行分类。

决策树算法 (Decision Tree)：通过对样本数据的特征进行划分，构建一个树形结构，从而实现对新数据的分类预测。

1.4 降维：降低数据维度，提取主要特征

降维 (dimensionality reduction) 是机器学习和数据分析领域中的重要概念，指的是将高维数据映射到低维空间中的过程。

在现实世界中，很多数据集都具有很高的维度，每个数据点可能包含大量特征或属性。然而，高维数据在处理和数据分析时可能会面临一些问题，例如计算复杂度增加、维度诅咒、可视化困难等。而降维的目标是通过保留尽可能多的信息，将高维数据投影到一个更低维的子空间，以便更有效地处理和分析数据，减少计算负担，提高模型的性能和可解释性。

图 14 总结几种常见降维的算法。

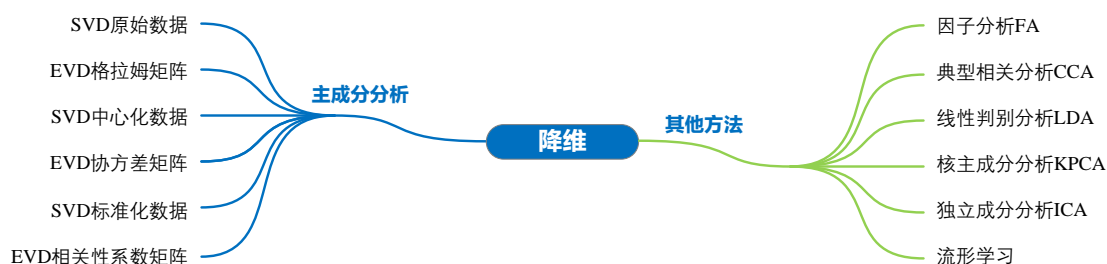


图 14. 常用降维算法

主成分分析

鸢尾花书对主成分分析着墨颇多。**主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)** 通过线性变换将高维数据映射到低维空间。利用特征值分解、奇异值分解都可以完成主成分分析。

PCA 将原始数据的特征转换为新的特征，这些新特征按照重要性递减排列。通过选取前面的几个主成分，可以实现对数据的压缩和可视化。主成分分析常用于数据预处理、数据可视化和特征提取等领域。它能够剔除冗余的特征信息，简化数据模型，提高模型的效率和准确性，是机器学习中非常重要的技术之一。

和 OLS 线性回归类似，主成分分析也可以从几何 (图 15)、投影、数据、线性组合、特征值分解、SVD 分解、优化、概率统计等视角来理解。

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

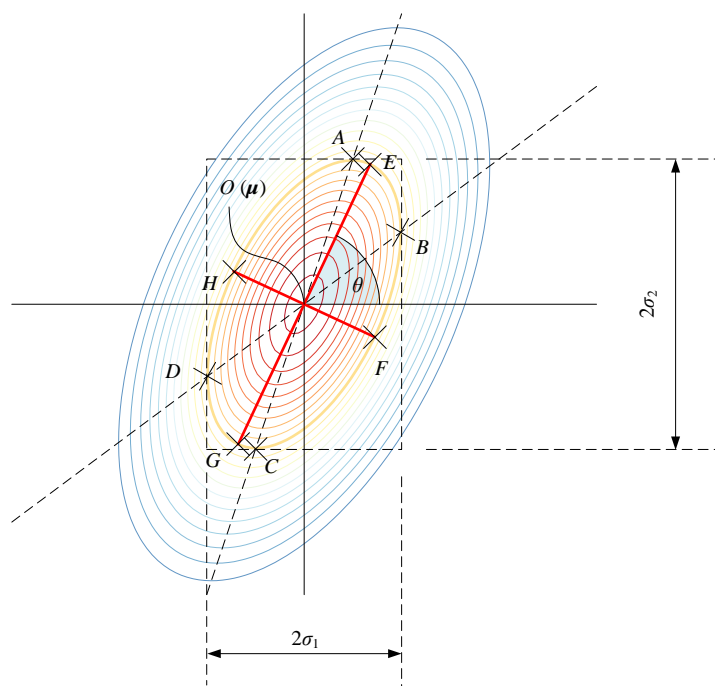


图 15. 主成分分析和椭圆的关系，图片来自《统计至简》第 25 章

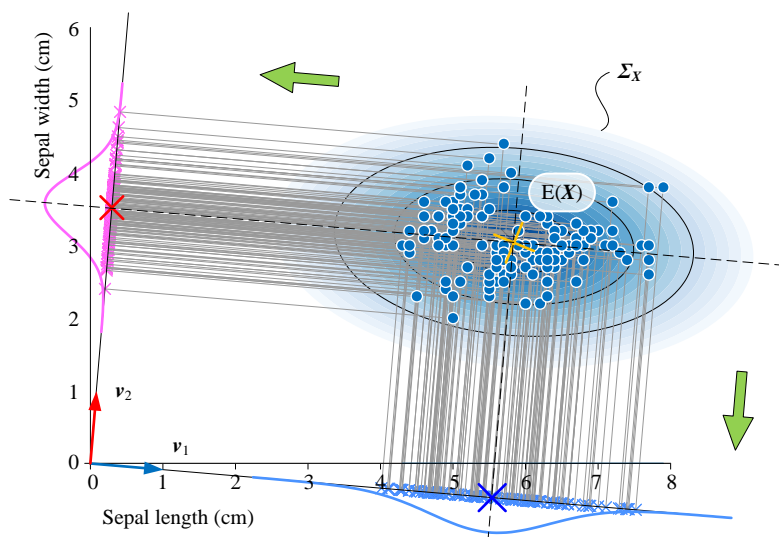


图 16. 投影视角看 PCA，图片来自《统计至简》第 14 章

增量 PCA

当 PCA 需要处理的数据矩阵过大，以至于内存无法支持，可以使用增量主成分分析 (Incremental PCA, IPCA) 替代主成分分析。IPCA 分批处理输入数据，以便节省内存使用。Scikit-learn 中专门做增量 PCA 的函数为 `sklearn.decomposition.IncrementalPCA()`。

有关增量 PCA，大家可以参考下例。

https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/decomposition/plot_incremental_pca.html

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

典型相关分析 CCA

典型相关分析也可以视作一种降维算法。典型相关分析是一种用于探究两组变量之间相关关系的统计方法，通常用于多个变量之间的关系分析。典型相关分析可以找出两组变量中最相关的线性组合，从而找到它们之间的相关性。典型相关分析的目的是提取出两组变量之间的共性信息，用于预测和解释数据。CCA 也可以从几何、数据、优化、线性组合、统计几个不同视角来理解。

核主成分分析

核主成分分析 (Kernel PCA) 是一种非线性的主成分分析方法，它通过使用核技巧将高维数据映射到低维空间中，从而提取出数据中的主要特征。与传统的 PCA 相比，Kernel PCA 可以更好地处理非线性数据，更准确地保留数据中的非线性结构。

可以这样理解，PCA 是 Kernel PCA 的特例。PCA 中用到的格拉姆矩阵、协方差矩阵、相关性系数矩阵都可以看成是不同线性核。

图 17 (a) 所示数据线性不可分，我们先用非线性映射把数据映射到高维空间，使其线性可分。利用 KPCA 之后的结果如图 17 (b)。这一点和支持向量机中的核技巧颇为类似。

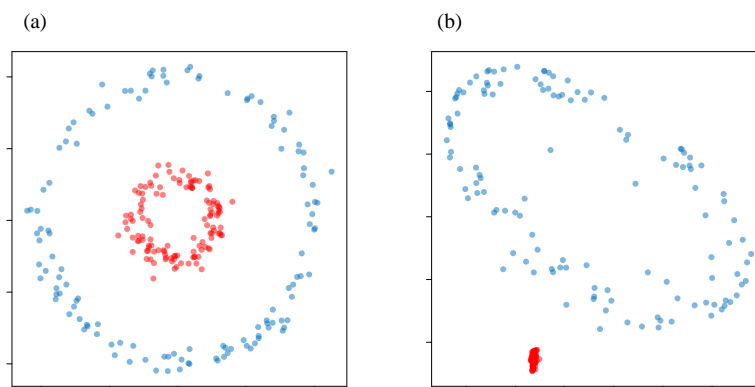


图 17. 核主成分分析

独立成分分析

独立成分分析是一种用于从混合信号中恢复原始信号的数学方法。ICA 通过将混合信号映射到独立的成分空间中，从而恢复原始信号。独立成分分析将一个多元信号分解成独立性最强的可加子成分。因此，独立成分分析常用来分离叠加信号。

图 18 比较 PCA 和 ICA 对同一组数据的分解结果。与 PCA 不同的是，ICA 假设原始信号是独立的，而 PCA 假设它们是正交关系。

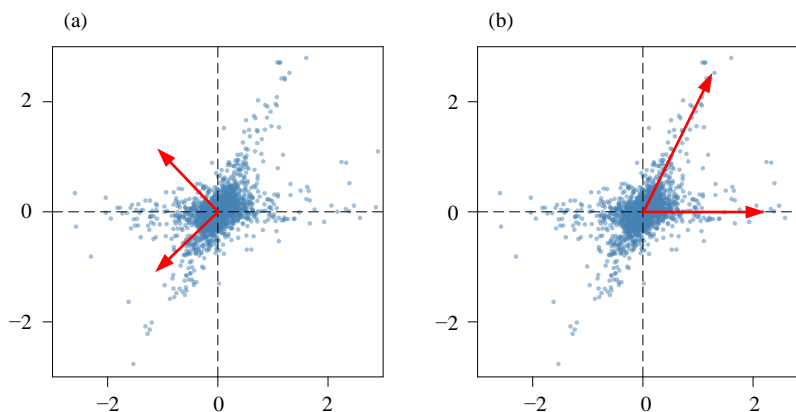


图 18. 比较 PCA 和 ICA

参考自如下示例，请大家自行学习 ICA：

https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/decomposition/plot_ica_vs_pca.html

有关独立成分分析算法原理，请大家参考：

<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1016/j.aci.2018.08.006/full/html>

流形学习

空间的数据可能是按照某种规则“卷曲”，度量点与点之间的“距离”要遵循这种卷曲的趋势。换一种思路，我们可以像展开“卷轴”一样，将数据展开并投影到一个平面上，得到的数据如图 20 所示。在图 20 所示平面上， A 和 B 两点的“欧氏距离”更好地描述了两点的距离度量，因为这个距离考虑了数据的“卷曲”。

流形学习 (manifold learning) 核心思想类似图 19 和图 20 所示展开“卷轴”的思想。流形学习用于发现高维数据中的低维结构，也是非线性降维的一种方法。与 PCA 不同的是，流形学习可以更好地处理非线性数据和局部结构，具有更好的可视化效果和数据解释性。

在 scikit-learn 中，流形学习的函数是 sklearn.manifold 模块中的 Isomap、LocallyLinearEmbedding、SpectralEmbedding 和 TSNE 等。其中，Isomap 使用测地线距离来保留流形上的全局结构，LocallyLinearEmbedding 使用局部线性嵌入来保留局部结构，SpectralEmbedding 使用谱分解来发现流形的嵌入表示，TSNE 使用高斯分布来优化样本的嵌入表示，用于可视化高维数据。这些函数提供了一种方便、高效、易于使用的流形学习工具，可帮助大家更好地理解数据结构和特征。本书不展开讲解流形学习，请大家自行探索。

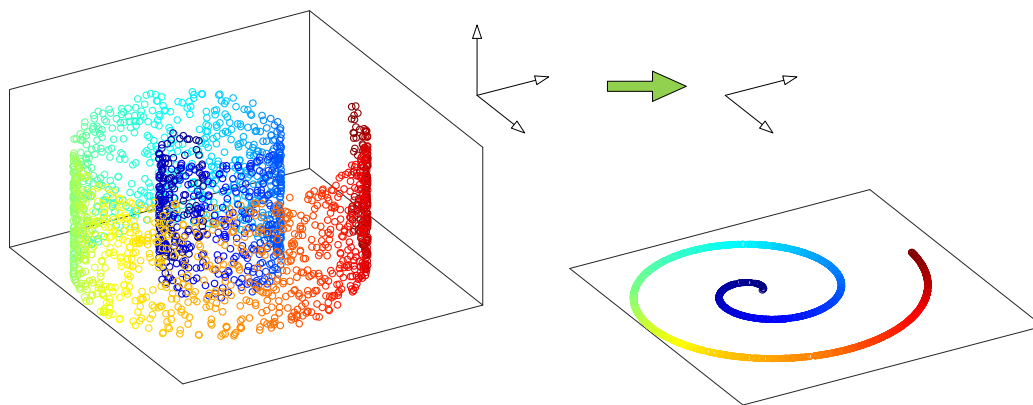


图 19. “卷曲”的数据

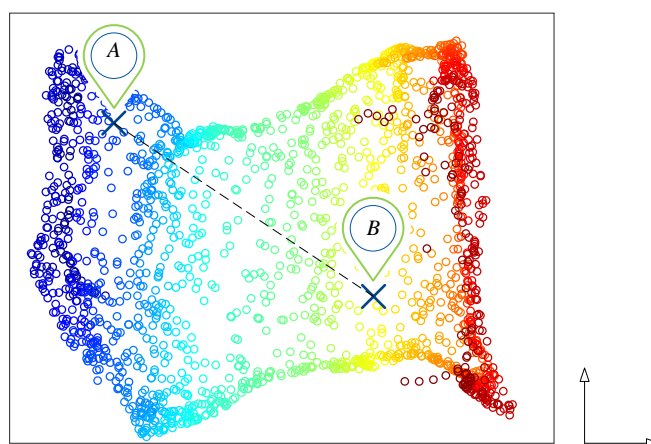


图 20. 展开“卷曲”的数据

想要深入了解 Scikit-learn 中的流形学习工具，请大家参考：

<https://scikit-learn.org/stable/modules/manifold.html>

如下这篇文献介绍了流形学习的数学基础，请大家参考：

<https://arxiv.org/pdf/2011.01307.pdf>

Scikit-learn 中更多有关降维工具，请大家参考：

<https://scikit-learn.org/stable/modules/decomposition.html>

1.5 聚类：针对无标签数据

本书前文介绍过，**聚类** (clustering) 是**无监督学习** (unsupervised learning) 中的一类问题。简单来说，聚类是指将数据集中相似的数据分为一类，以便更好地分析和理解数据。

如图 21 所示，删除鸢尾花数据集的标签，即 `target`，仅仅根据鸢尾花**花萼长度**（sepal length）、**花萼宽度**（sepal width）这两个特征上样本数据分布情况，我们可以将数据分成两**簇**（clusters）。

在机器学习中，决定将数据分成多少个簇是一个重要而且有挑战性的问题，通常称为聚类数目的选择或者簇数选择。不同的聚类算法可能需要不同的方法来确定合适的聚类数目。本章后文在介绍具体算法时，会介绍如何选择合适的簇数。

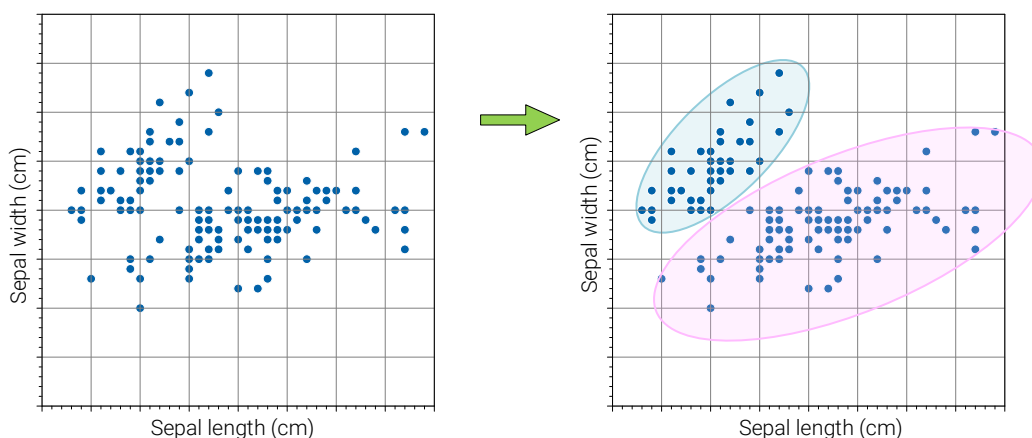


图 21. 用删除标签的鸢尾花数据介绍聚类算法

大家在使用 Scikit-Learn 聚类算法时，会发现有些算法有 `predict()` 方法。

也就是说，如图 22 所示，已经训练好的模型，有可能你将全新的数据点分配到确定的簇中。有这种功能的聚类算法叫做**归纳聚类**（inductive clustering）。

本章后文要介绍的 k 均值聚类、高斯混合模型都属于归纳聚类。如图 22 所示，归纳聚类算法也有决策边界。这就意味着归纳聚类模型具有一定的泛化能力，可以推广到新的、之前未见过的数据。

不具备这种能力的聚类算法叫做**非归纳聚类**（non-inductive clustering）。

非归纳聚类只能对训练数据进行聚类，而不能将新数据点添加到已有的模型中进行预测。这意味着模型在训练时只能学习训练数据的模式，无法用于对新数据点进行簇分配。比如，层次聚类、DBSCAN 聚类都是非归纳聚类。

归纳聚类强调模型的泛化能力，可以适应新数据，而非归纳聚类则更侧重于建模训练数据内部的结构。

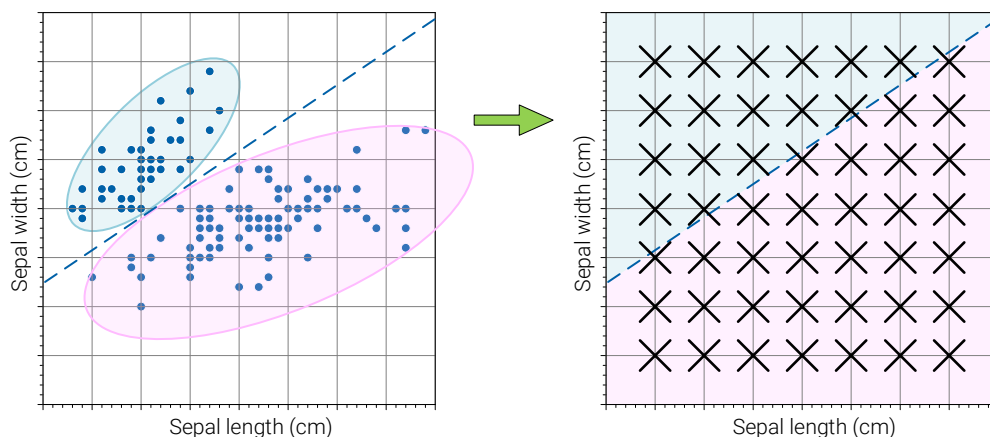


图 22. 归纳聚类算法

常用的聚类算法包括。

k 均值算法 (k Means): 将样本分为 k 个簇, 每个簇的中心点是该簇中所有样本点的平均值。

高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM): 将样本分为多个高斯分布, 每个高斯分布对应一个簇, 采用 EM 算法进行迭代优化。

层次聚类算法 (Hierarchical Clustering) 将样本分为多个簇, 可以使用自底向上的凝聚层次聚类或自顶向下的分裂层次聚类。

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 是基于密度的聚类算法, 可以自动发现任意形状的簇。

谱聚类算法 (Spectral Clustering) 是基于样本之间的相似度来构造拉普拉斯矩阵, 然后对其进行特征值分解来实现聚类。

1.6 机器学习流程

图 23 所示为机器学习的一般流程。具体分步流程通常包括以下步骤:

- ◀ **收集数据**: 从数据源获取数据集, 这可能包括数据清理、去除无效数据和处理缺失值等。
- ◀ **特征工程**: 对数据进行预处理, 包括数据转换、特征选择、特征提取和特征缩放等。
- ◀ **数据划分**: 将数据集划分为训练集、验证集和测试集等。训练集用于训练模型, 验证集用于选择模型并进行调参, 测试集用于评估模型的性能。
- ◀ **选择模型**: 选择合适的模型, 例如线性回归、决策树、神经网络等。
- ◀ **训练模型**: 使用训练集对模型进行训练, 并对模型进行评估, 可以使用交叉验证等方法进行模型选择和调优。
- ◀ **测试模型**: 使用测试集评估模型的性能, 并进行模型的调整和改进。

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

◀ **应用模型**：将模型应用到新数据中进行预测或分类等任务。

◀ **模型监控**：监控模型在实际应用中的性能，并进行调整和改进。

以上是机器学习的一般分步流程，不同的任务和应用场景可能会有一些变化和调整。在实际应用中，还需要考虑数据的质量、模型的可解释性、模型的复杂度和可扩展性等问题。

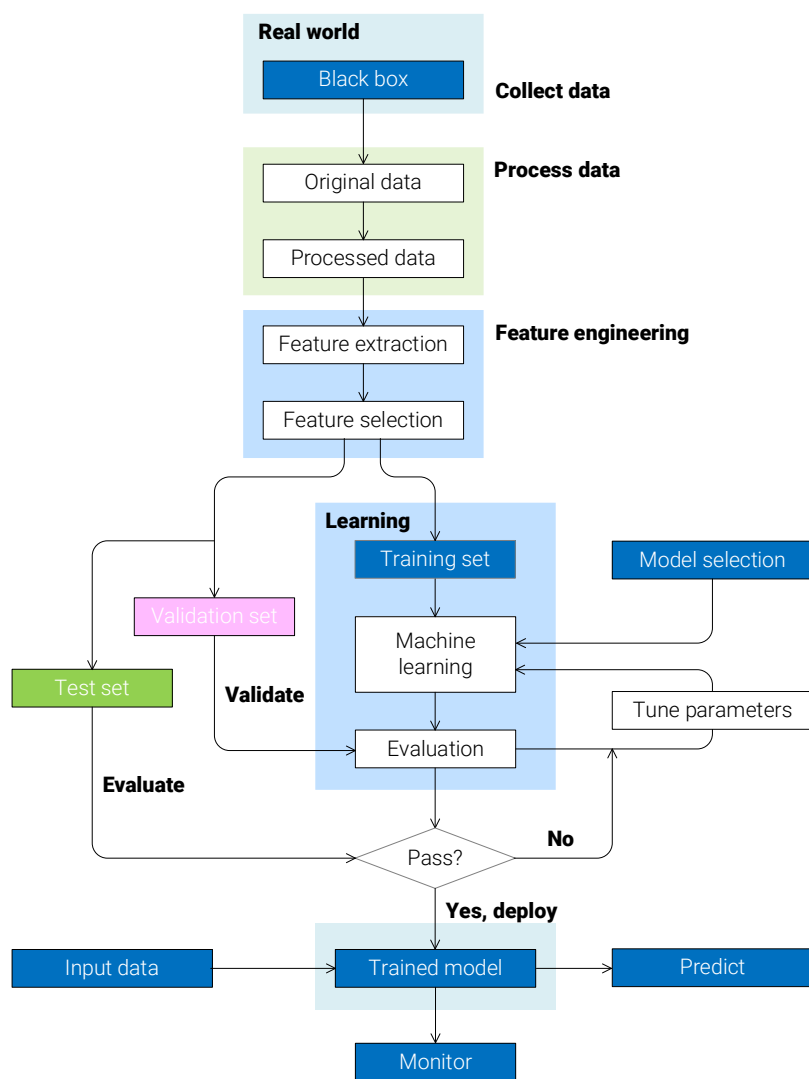


图 23. 机器学习一般流程

特征工程

从原始数据中最大化提取可用信息的过程就叫做**特征工程** (feature engineering)。特征很好理解，比如鸢尾花花萼长度宽度、花瓣长度宽度，人的性别、身体、体重等，都是特征。

特征工程是机器学习中非常重要的一个环节，指的是对原始数据进行特征提取、特征转换、特征选择和特征创造等一系列操作，以便更好地利用数据进行建模和预测。特征工程很好的混合了专业知识、数学能力。《数据有道》中介绍的离群值处理、缺失值处理、数据转换都属于特征工程范畴。

具体来说，特征工程包括以下方法。

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

- ◀ **特征提取** (Feature Extraction): 将原始数据转换为可用于机器学习算法的特征向量。注意，这个特征向量不是特征值分解中的特征向量。
- ◀ **特征转换** (Feature Transformation): 对原始特征进行数值变换，使其更符合算法的假设。例如，在回归问题中，可以对数据进行对数转换或指数转换等。
- ◀ **特征选择** (Feature Selection): 选择最具有代表性和影响力的特征。例如，可以使用相关性分析、PCA 等方法选择最相关或最重要的特征。
- ◀ **特征创造** (Feature Creation): 根据原始特征创造新的特征。例如，在房价预测问题中，可以根据房屋面积和房龄创建新的特征。
- ◀ **特征缩放** (Feature Scaling): 将特征缩放到相同的尺度或范围内，避免某些特征对模型训练的影响过大。例如，在神经网络中，可以使用标准化或归一化等方法对数据进行缩放。

特征工程在机器学习中扮演着至关重要的角色，它可以提高模型的精度、泛化能力和效率。在实际应用中，需要根据具体问题选择合适的特征工程方法，并不断尝试和改进以达到最佳效果。

相信大家都听过“**垃圾进，垃圾出** (garbage in, garbage out, GIGO)”。这句话的含义很简单，将错误的、无意义的输入数据输入计算机系统，计算机自然也一定会输出错误、无意义的结果。在数据科学、机器学习领域，很多时候数据扮演核心角色。以至于在数据分析建模时，大部分的精力都花在了处理数据上。

有关特征工程，大家可以参考这本开源专著：

<http://www.feat.engineering/>

Scikit-learn 也有大量特征工程工具，请大家参考：

https://scikit-learn.org/stable/modules/feature_selection.html

1.7 下一步学什么？

本书前文提到过《机器学习》这本书仅仅选取机器学习中 24 个话题，每类算法不多不少，仅仅分配 6 个话题。而机器学习是一个非常庞杂的大系统，《机器学习》限于篇幅不可能涉及所有话题。本章最后推荐一些“课后读物”，供大家日后探索学习。

读完这本书，大家可以学习如下资源，了解如何在不同模型中做出选择。

https://scikit-learn.org/stable/model_selection.html

有关深度学习，推荐大家学习 *Dive into Deep Learning*，英文开源图书地址为。

<https://d2l.ai/>

这本书也有开源中文版本。

<https://zh.d2l.ai/>

可以用来做自然语言处理的 Python 库有很多，对于初学者大家可以从 NLTK 开始学起。NLTK 还提供如下学习手册，很容易入门。

<https://www.nltk.org/book/>

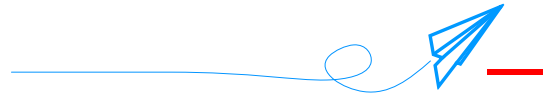
本 PDF 文件为作者草稿，发布目的为方便读者在移动终端学习，终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。

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



大家特别需要注意根据数据有无标签可以把机器学习分成两个大类——有监督学习、无监督学习。而有监督学习又可以细分为回归、分类。无监督学习则进一步分为降维、聚类。本章又聊了聊机器学习的一般流程以及特征工程。

下面开始本书 24 个话题的探索。