

Scikit-Learn简介

Python中有非常多的机器学习相关的包和库，其中Scikit-Learn（<https://scikit-learn.org/stable/>）由于比较统一的接口和易用性，成为了这些包里面最为流行的一个。

Scikit-Learn建立在NumPy和SciPy的基础上，当然，支持NumPy就意味着Pandas也完全支持。比如如果需要做一些理论研究、模拟工作，NumPy+SciPy+Pandas可以很好的配合起来解决问题，而如果需要实际数据，Pandas的数据管理能力配合Scikit-Learn也非常方便。

对于非监督学习，通常我们只需要使用Pandas或者NumPy整理好需要的数据即可；而对于监督学习，除了准备好特征数据 X 之外，还需要准备好标签向量 y 。

常见的机器学习算法，包括分类、聚类、回归等等，以及包括交叉验证、正则化等都已经是在Scikit-Learn中有很好的实现，甚至包括一些特征提取的功能，比如文本数据的特征提取的一些常用方法，也都在Scikit-Learn中有实现。具体教程和文档可以参考其官方网站。

接下来我们将主要使用Scikit-Learn进行机器学习的学习。

在下面的例子中，我们初步展示如何使用Scikit-Learn进行简单的线性回归和预测，并展示我们上面提到的欠拟合、过拟合和恰好拟合的例子。

机器学习简介

机器学习（machine learning）通常被看做是**人工智能（artificial intelligence）**的一部分，通常指用一些**算法（algorithm）**和**统计模型（statistical model）**让计算机通过学习一些特定的模式、特征，完成一些特定的任务，而不需要太多的人工干预。根据Goodfellow, Bengio和Courville(2016)的定义，机器学习是一系列应用统计方法，这些方法将重点聚焦在使用计算机估计复杂的函数，而更少的强调置信区间等传统统计工具。

最常见的机器学习任务可以分为两种：

- **监督学习（supervised learning）**：适用于带有**标签（labels）**的学习算法，通过算法和模型确定一些**特征（features）**的函数，对目标变量进行预测。比如我们常见的各种**回归（regression）**在机器学习中是典型的监督学习算法。根据标签的不同，监督学习又可以分为：
 - **分类（classification）**，标签为离散变量
 - **回归（regression）**，标签为连续变量
- **无监督学习（unsupervised learning）**：适用于没有标签的学习算法，通过发现数据中的结构对数据进行一些操作，比如**聚类（clustering）**、**降维（dimension reduction）**、**流形学习（manifold learning）**等。

此外还有**半监督学习（semi-supervised learning）**，指的是针对标签不完整的数据的学习算法。除了以上分类之外，还有**增强学习（reinforcement learning）**等等很多领

域。

在机器学习中，通常将已有的数据称为**训练集 (training set)** 或者**训练数据 (training data)**，机器学习的任务就是从训练集中找到特征的特定函数（模式），对新的数据进行预测。

而为了评估所训练的模型的预测能力，我们需要机器学习模型性能的度量，这在不同的算法中表现不同，比如在线性回归中，一个简单的度量是 R^2 ，即度量了线性回归模型的拟合优度。此外，还有调整的 R^2 、AIC、BIC等各种度量方法。而在分类问题中，还有查全率、查准率、精确度等不同的度量方法。

而机器学习模型特别注重**样本外**预测能力，即对不在训练集中的数据进行预测，预测能力的强弱。机器学习模型对于新样本的预测能力一般称之为**泛化 (generalization)** 能力。机器学习的难点就在于训练和选取泛化能力最好的模型。

机器学习中的算法

算法 (algorithm) 即计算方法，是一个计算机科学的专有名词，即通过一定的抽象和步骤解决显示问题的方法。一般算法和数据结构紧密结合在一起，目标是用最少的时间、最小的空间解决计算任务。

比如，查找和排序是计算机中的经典算法。查找即在一堆对象中如何能够快速找到符合条件的对象，比如经典的散列化，如哈希 (hash) 算法等。一个简单的例子就是《现代汉语字典》，为了找到一个字或者词，可以根据拼音首字母进行查找，这样就大大降低了查找时间。

而机器学习算法指的是针对某些任务，从数据中进行学习，使用恰当的方法训练模型，以尽量达到更好的预测效果。机器学习中的算法通常有两个重要的部分组成：

- 损失函数，定义了预测误差的惩罚，即我们希望最小化的目标函数
- 优化方法，如何将损失函数降到最低的方法

比如，在最简单的线性回归中，针对一个连续变量 y_i ，使用一些特征 x_i 进行预测，普通最小二乘法 (OLS) 定义了损失函数：

$$\sum_{i=1}^N (y_i - x_i' \beta)^2$$

即预测误差的平方和，将以上损失函数最小化即可。而为了最小化以上目标函数，可以使用梯度下降的方法（牛顿法、BFGS算法等），从一个任意的初始值 β_0 开始，通过不断的迭代找到使得损失函数最小的解 β^* 。当然，OLS有解析解，实际操作中并不需要真的进行迭代。

更加一般的，损失函数可以用极大似然估计中的**对数似然函数 (log-likelihood function)**，比如如果假设

$$y_i | x_i \sim N(x_i' \beta, \sigma^2)$$

那么损失函数可以写为：

$$\sum_{i=1}^N \left[-\ln(\sigma) - \frac{(y_i - x'_i \beta)^2}{2\sigma^2} \right]$$

以上是有监督学习的损失函数。多数无监督学习也是按照以上思路进行的，比如各种聚类分析、主成分分析、流形学习等，都是通过最小化某个目标函数得到的。

机器学习的一般步骤

与其他的数据分析一样，机器学习也需要数据的累积以及对数据的仔细清洗。在进行模型分析之前的数据清洗、特征提取等前期工作可以很大程度上避免garbage in garbage out，是非常重要的。

一般而言我们使用数据做分析的步骤如下：

1. 获取数据

数据很多情况下是现成的，当然很多时候获取数据非常困难，我们可能需从网络上去爬取数据，有时甚至需去搜集很多pdf、图像等数据。好在现在网络上已经有很多公开数据可以使用。

即使获取数据比较轻松，一个比较麻烦的问题是标签的获取。特别是在监督学习中，没有标签就不可能进行接下来的分析。由于标签是机器学习的benchmark，如果标签的误差比较大或者缺失太多，对模型的准确性影响特别大，需要特别注意。

2. 清洗数据

得到数据之后需要对数据进行一些必要的清洗工作，因为我们得到的数据总归是不完美的，而且经常是非常混乱的，此时我们需要对数据进行一些仔细的清洗，比如对数据进行初步的缺失值处理（填充、虚拟变量）、合并、删减、标签化，以及对文本数据的分词、删除停用词等等操作。

3. 特征工程

接下来，在清洗好数据的基础上，需要在已有的信息上提取特征，比如对某些变量进行适当变换（对数、虚拟变量）、将文本转变为向量、将图像转变为可识别的tensor等等。

这一步非常重要，如果将机器学习看成是某种程度上的函数拟合器的话，好的特征工程可以降低函数的复杂性，从而更容易达到更好的效果。往往我们需要思考以现有的数据，何种特征结合模型才能有更好的结果，这需对应用背景、数据以及模型的深刻理解。

4. 模型训练

这一步通常来讲反倒是最简单的，有了以上铺垫之后，通常算法都是现成的，调包侠都会做。

5. 模型评价

接下来使用各种方法评价模型，对模型的精准性做出判断，并重复以上四个步骤进行改进。

模型评价：过拟合与欠拟合

机器学习的目的是通过对训练集的训练，得到一个函数，对未知的新数据做预测。一方面，模型应该要有足够的预测和拟合能力，如果模型的拟合能力不足，没有发现本可以在训练集中发现的模式，我们称之为**欠拟合 (underfitting)**；另一方面，如果一味提高拟合和预测能力，那么不可避免的会选择复杂度更高的模型，错误地将一些数据中的噪音当做信号进行拟合，我们称之为**过拟合 (overfitting)**。

欠拟合会导致预测能力低下，而过拟合会导致虽然在训练集上看起来有非常好的预测效果，但是对于样本外的新数据进来，预测效果却很差，或者说泛化能力很差。两者都是在建模师需要避免的。为此，我们需要更加科学的评价模型的方法。

在实践中，欠拟合和过拟合通常对用于太“小”或者太“大”的模型：如果模型太小，则无法充分挖掘数据中的模式，造成欠拟合；而模型太大，往往模型会发现其实并不存在的模式，造成过拟合。模型的“大小”可以使用模型的**容量 (capacity)**来表示。比如，对于一个二分类问题，可以使用**VC维 (Vapnik-Chervonenkis dimension)**来表示。机器学习算法需要在“大”的模型和“小”的模型之间做出权衡，根据样本量等条件选取一个最合适的模型大小，避免欠拟合和过拟合的问题。

```
In [1]: import pandas as pd
import numpy as np
## 产生随机数据
np.random.seed(1900) #设置seed以便每次运行的结果都一样
x = np.random.random(20) * 10 # (0,10)的均匀分布
y = (x - 5)**2 + np.random.normal(0, 3, 20) # 真实的模型为二次方模型
data = pd.DataFrame({'x': x, 'y': y})
## 产生多项式
for i in range(10):
    data['x' + str(i + 1)] = x**(i + 1)
## 对数据进行排序以便后面画图
data = data.sort_values('x')
data.head()
```

Out[1]:

	x	y	x1	x2	x3	x4	x5	x
12	0.170818	21.661212	0.170818	0.029179	0.004984	0.000851	0.000145	0.00002
5	0.200585	22.630727	0.200585	0.040234	0.008070	0.001619	0.000325	0.00006
7	0.560665	20.160809	0.560665	0.314346	0.176243	0.098813	0.055401	0.03106
9	1.328871	12.342606	1.328871	1.765898	2.346651	3.118397	4.143948	5.50677
19	1.460317	16.008789	1.460317	2.132525	3.114163	4.547664	6.641030	9.69800

```
In [2]: from sklearn import linear_model
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sb

# 使用x的一次方
reg1 = linear_model.LinearRegression() ##创建线性回归模型
reg1.fit(np.array(data['x1']).reshape(20, 1), data['y']) ## 训练模型
yhat1 = reg1.predict(np.array(data['x1']).reshape(20, 1)) ## 进行预测
# 使用x的二次方
reg2 = linear_model.LinearRegression()
reg2.fit(data[['x1', 'x2']], data['y'])
yhat2 = reg2.predict(data[['x1', 'x2']])
# 使用x的10次方
reg3 = linear_model.LinearRegression()
reg3.fit(data.drop(['x', 'y'], axis=1), data['y'])
yhat3 = reg3.predict(data.drop(['x', 'y'], axis=1))

# 作图
sb.set()
%matplotlib inline
plt.rcParams['figure.figsize'] = (10.0, 10.0)
plt.plot(data['x'], yhat1, c='r', lw=3, label='Under-fitting')
plt.plot(data['x'], yhat2, c='b', lw=3, label='Just-fitting')
plt.plot(data['x'], yhat3, c='y', lw=3, label='Over-fitting')
plt.scatter(data['x'], data['y'], c='black')
plt.legend(loc='lower right', frameon=True)
plt.show()
```

