机器学习-2023春 作业5

***Steven***

1. 训练集中有十个样本，每个样本包含两个特征：

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 样本编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| 特征1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 特征2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 类别 | + | + | + | + | + | - | - | - | - | - |

现在有一个测试样本，特征为：特征1=1，特征2=0。请用朴素贝叶斯算法计算该样本属于类别+和类别-的后验概率，并确定其分类。

先验概率为：

。

类条件概率观察可知：

根据贝叶斯公式，同理，仅需比较和即可。

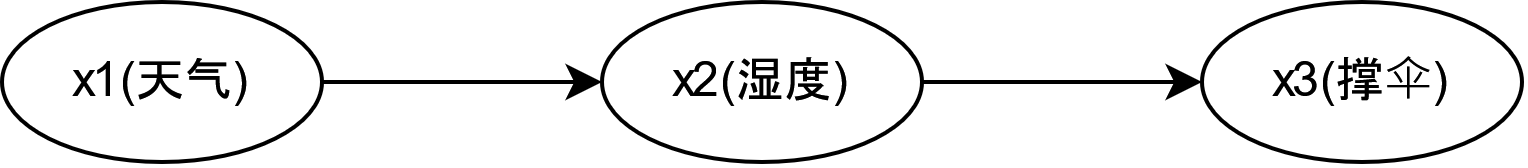
。

故，所以样本应该判定为负类。

1. 假设你有以下条件概率表：

|  |  |
| --- | --- |
| P(天气) | {晴天：0.6，阴天：0.4} |
| P(湿度|天气=晴天) | {湿润：0.1，干燥：0.9} |
| P(湿度|天气=阴天) | {湿润：0.8，干燥：0.2} |
| P(撑伞|草地湿度=湿润) | {是：0.9，否：0.1} |
| P(撑伞|草地湿度=干燥) | {是：0.2，否：0.8} |

a. 请画出该条件概率表对应的贝叶斯网络



b. 请计算P(天气=晴天|撑伞=是)

根据贝叶斯公式：

联合概率：

代入得

1. 请简述聚类分析和分类有何不同？请从算法原理，指标评测等方面展开回答。

* 算法原理：

聚类分析：聚类旨在将数据集中的对象划分为不同的组，使得组内的对象相似度较高，而组间的相似度较低。常见的聚类算法包括K均值聚类、层次聚类和密度聚类等。聚类属于无监督学习。

分类：分类算法则是根据事先定义好的类别标签，将新的数据实例分配到已知类别中。分类算法通常基于已经标记好的训练数据集进行训练，并使用学习到的模型对未知数据进行分类。常见的分类算法包括决策树、支持向量机和神经网络等。分类算法是监督学习。

* 指标评测：

聚类分析：聚类分析的指标评测主要关注组内的相似性和组间的差异性。常用的聚类评估指标包括轮廓系数、Calinski-Harabasz指数和Davies-Bouldin指数等。这些指标可以衡量聚类结果的紧密性和分离性。

分类：分类算法的指标评测主要关注预测的准确性和性能。常用的分类评估指标包括准确率、召回率、F1值和ROC曲线等。这些指标可以衡量分类模型对不同类别的分类能力和泛化能力。

* 应用场景：

聚类分析：聚类分析通常用于数据探索、模式识别和分组分析等任务。例如，在市场细分中，可以使用聚类算法将顾客分为不同的群组，以便进行有针对性的市场营销。

分类：分类算法广泛用于预测和决策任务，例如垃圾邮件过滤、图像分类和疾病诊断等。分类模型可以根据输入的特征对新的数据进行分类，并做出相应的判断或预测。

1. 标准PCA通过对数据的线性变换来找到主成分，请问如何扩展PCA使其实现非线性降维压缩？

可以使用核PCA实现非线性降维压缩。它将数据映射到高维特征空间，并在该特征空间中执行PCA来实现非线性降维。具体步骤如下：

1. 选择适当的核函数（如径向基函数(RBF)、多项式核函数等）来定义数据在高维特征空间中的相似性。
2. 计算核矩阵，它衡量了每对数据点之间的相似性。
3. 对核矩阵进行中心化处理。
4. 对中心化的核矩阵进行特征值分解，得到特征值和对应的特征向量。
5. 选择前k个特征值对应的特征向量，(k是希望降维到的维度)。
6. 将原始数据点投影到选定的特征向量上，以获得降维后的表示。
7. 请解释贝叶斯网络和马尔科夫随机场之间的区别。

贝叶斯网络是一种**有向无环图**（DAG），它使用节点和有向边来表示**随机变量之间的依赖关系**。每个节点表示一个随机变量，而有向边表示变量之间的因果关系。贝叶斯网络通过使用条件概率分布来描述每个变量在给定其父节点的条件下的条件概率。贝叶斯网络可以推断未观测到的变量的状态，以及根据已观测到的变量来更新对其他变量的推断。

马尔科夫随机场是一种**无向图**，它使用节点和无向边来表示**变量之间的关联关系**。每个节点表示一个随机变量，而无向边表示变量之间的相关性。马尔科夫随机场使用势函数来描述变量之间的依赖关系，这些势函数衡量了变量的联合概率分布。马尔科夫随机场的条件独立性性质由图的局部性质决定，即给定与某个变量直接连接的变量的状态，其他变量之间是条件独立的。

1. 请简述强化学习中策略梯度方法与价值函数方法的区别。

策略梯度方法的核心思想是直接学习策略函数，即从状态到动作的映射关系。策略函数可以是确定性的，也可以是概率性的。通过优化策略函数，使得策略函数产生的动作序列能够最大化累积奖励的期望值。策略梯度方法的优化过程通常使用梯度上升法，通过迭代更新策略函数的参数来最大化目标函数。策略梯度方法可以处理连续动作空间的问题，并且对于高维、非线性的环境具有一定的鲁棒性。

价值函数方法关注于估计状态或状态动作对的价值，即评估每个状态或状态动作对的长期回报期望值。价值函数可以分为状态值函数和动作值函数。状态值函数估计在给定策略下，从某个状态出发的累积奖励的期望值；动作值函数估计在给定策略下，从某个状态执行某个动作后的累积奖励的期望值。通过估计价值函数，可以基于贪心策略选择最优动作。价值函数方法的核心思想是通过迭代更新价值函数的估计，来逐步逼近最优价值函数。常见的价值函数方法包括Q-Learning和SARSA等。