数据分类作业报告

秦超 22373405

摘要

此为PRML第二次作业,旨在用Decision Trees, AdaBoost + DecisionTrees, 与SVM三个不同的分类器对所给数据进行分类训练与测试,同时比较其性能并分析原因。

研究方法

此次实验使用Decision Trees, AdaBoost + DecisionTrees, 与SVM三个不同的分类器对数据集进行分类训练。

决策树 (Decision Trees)

决策树是一种直观的机器学习算法,用于分类和回归任务。它通过学习简单的决策规则 从特征到目标变量来预测数据。决策树的每个内部节点表示一个特征上的属性测试,每 个分支代表测试结果,每个叶节点代表一个类别或回归值。

AdaBoost + 决策树 (AdaBoost + DecisionTrees)

AdaBoost (自适应增强) 是一种集成学习算法,通过组合多个弱分类器 (如决策树) 来构建一个强分类器。AdaBoost算法的核心思想是,通过调整每个弱分类器的权重,使得最终的强分类器在所有弱分类器上都有良好的性能。

支持向量机 (SVM)

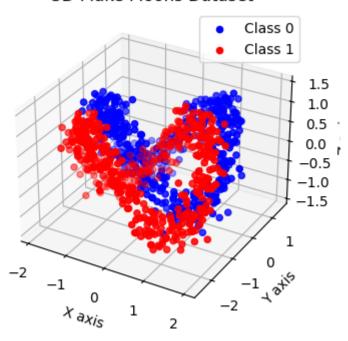
支持向量机是一种强大的机器学习算法,主要用于分类任务,也可以用于回归(称为支持向量回归)。SVM的目标是找到一个最优的超平面,使得不同类别的数据点之间的间隔最大化,从而实现最佳的分类效果。

实验内容

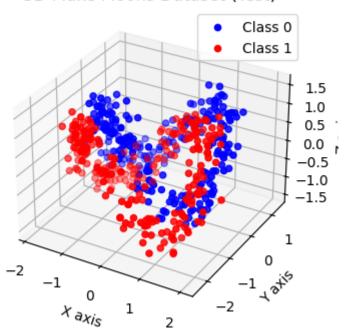
使用程序生成一个3D双月数据集。一共有1000个数据,被分成了两大类: C0与C1。 利用该数据做训练,同时利用程序新生成与训练数据同分布的500个数据 (250个为C0 类,250个数据为C1类)来做测试。

下面给出一次实验中程序生成的训练数据和测试数据图:

3D Make Moons Dataset



3D Make Moons Dataset (Test)



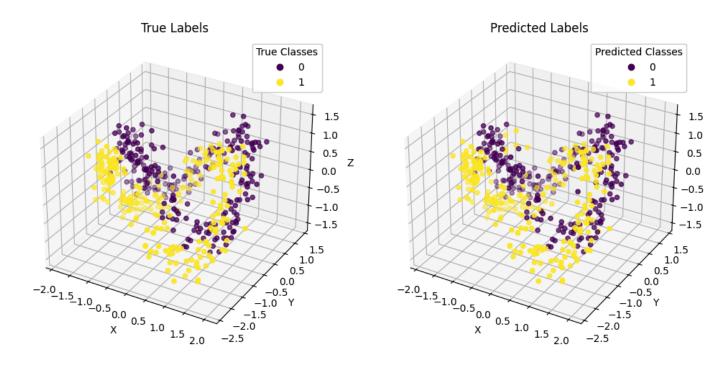
实验数据

下表为不同分类器训练后对所给测试数据的准确率:

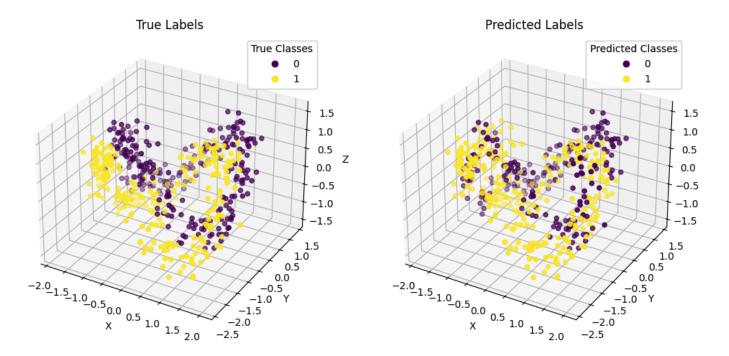
分类器	准确率
Decision Tree	0.9520
AdaBoost+ Decision Tree	0.7280
SVM (linear)	0.6760
SVM (poly)	0.8560
SVM (rbf)	0.9660

下面给出在不同分类器下的预测结果输出:

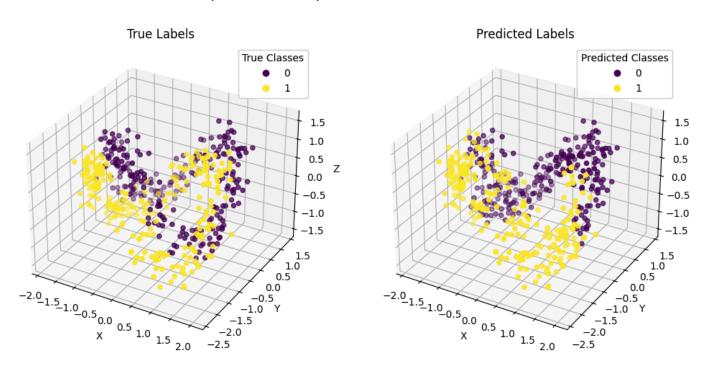
Decision Tree Classification Results



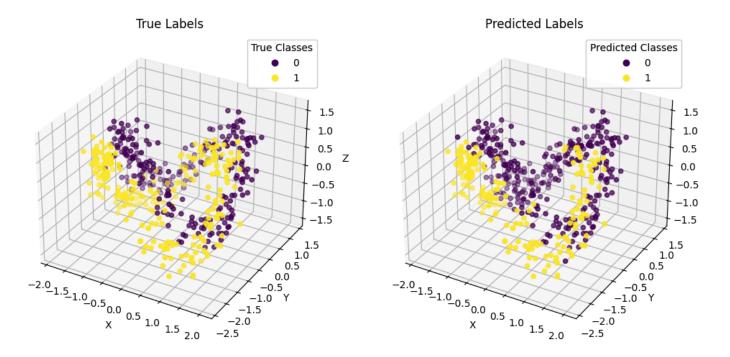
AdaBoost + Decision Tree Classification Results



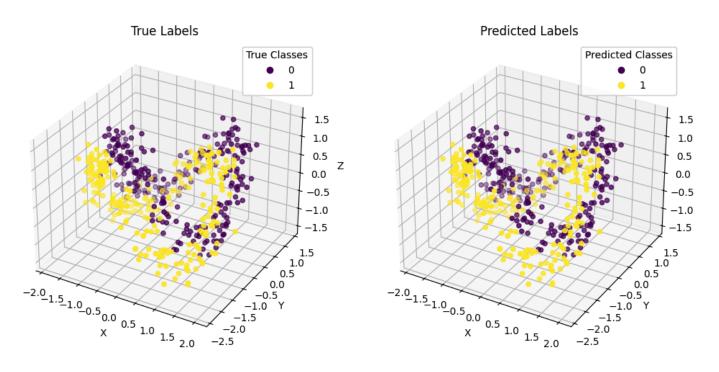
SVM (linear Kernel) Classification Results



SVM (Polynomial Kernel) Classification Results



SVM (RBF Kernel) Classification Results



分析与结论

由训练准确率可看出,对所给的三维双月数据集,RBF核的SVM测试效果最好,决策树 其次,Poly核的SVM适中,而Adaboost+决策树与linear核的SVM测试效果差。

对于**决策树(Decision Tree)**,决策树能够很好地捕捉数据中的非线性关系和复杂结构。双月数据集虽然复杂,但决策树可以通过分裂节点逐步划分数据,形成较为准确的决策边界。决策树在这种数据集上没有过拟合,可能是因为数据的分布相对清晰,且噪声水平适中。

对于**Adaboost**+**决策树**, AdaBoost 是一种集成学习方法,通过组合多个弱分类器来提高性能。然而,在这个数据集上,AdaBoost 可能没有很好地利用弱分类器的优势。 AdaBoost 对噪声和异常值较为敏感。生成的数据中存在噪声或异常值,AdaBoost 的性能可能会显著下降。AdaBoost 的性能依赖于弱分类器的选择和组合方式。在这个数据集中,可能弱分类器的性能不够好,导致整体性能下降。

对于**SVM**, **Linear核**适用于处理线性数据,但双月数据集是非线性的,因此Linear核 SVM 无法很好地划分数据;**Poly核**能够处理一定的非线性数据,但处理效果根据Poly 核的参数(如多项式的度数)而定,效果一般;**RBF 核**可以将数据映射到高维空间,从而更好地处理非线性关系,其 SVM 对数据的分布和噪声具有较强的鲁棒性,能够很好地适应复杂的数据结构。