

他的观点

氦石是通用函数近似定理的反例

他的证明

- 他是怎么证明通用函数近似定理是错误的
 - 使用了基于多项式基扩展的逻辑回归无效
 - 使用了GPT2进行特征提取的逻辑回归无效

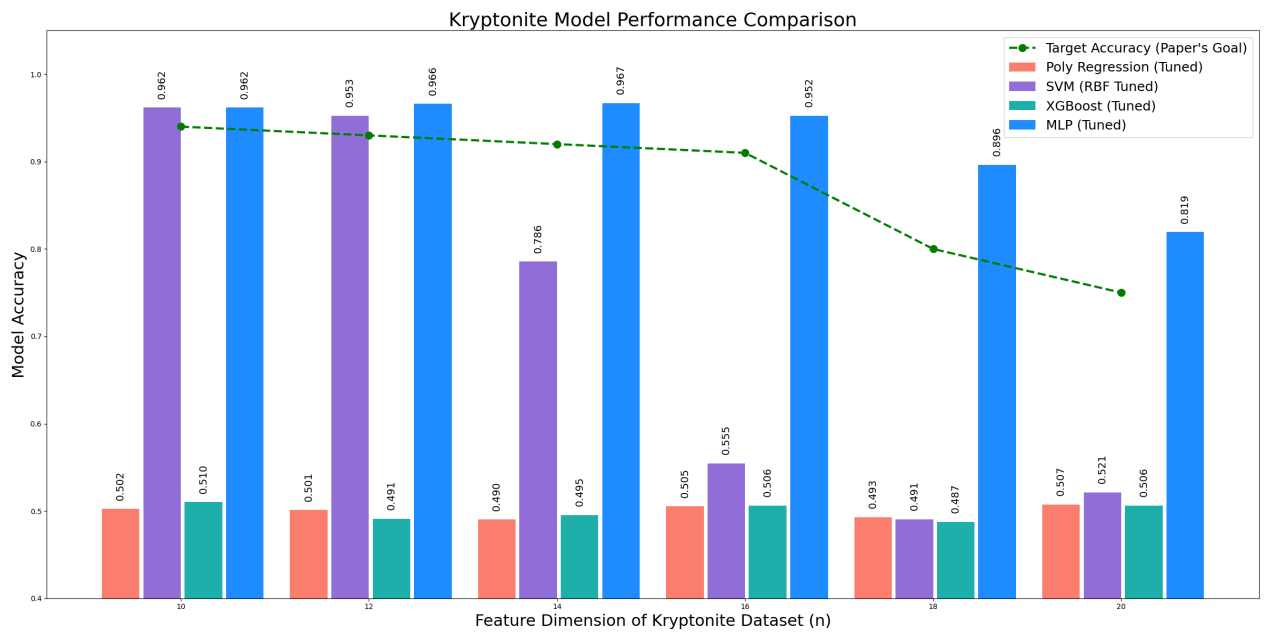
他的未来工作

- 不同的机器学习模型
 - 他也说了需要非线性决策平面
- 不同的学习器
 - 影响不大，在实验中体现
- 收敛性分析
 - loss曲线，在实验中体现
- 函数近似
 - 他也讲出基函数的扩展存在局限性
 - 这里可以跟SVM(RBF)进行对比，尝试扩展到无限维
- 预测不确定性
 - 噪声分析
 - 自信程度分析，在实验中体现

我的反驳逻辑

- 证明他的证明方法是存在问题的
 - 基于基扩展的对数逻辑回归
 1. 基扩展是非常局限的
 2. 多项式基扩展带来极大的维度，导致训练数据不够
 3. 采用基扩展的对数逻辑回归仍然是参数的线性模型
 4. 反映出数据集的真实边界显然不是一个简单的多项式
 - 基于GPT-2的对数逻辑回归
- 辅助证明（证明数据集的特征）
 - 采用RBF核的SVM

1. 可以将数据扩展到无限维，辅助证明基扩展的局限性
 2. 核函数基于欧氏距离，带来严重的维度灾难
 3. 辅助证明哪怕是扩展到无限维，基于基扩展的对数逻辑回归也有问题，对数逻辑回归需要的数据量不够
- XGBoost
 1. 决策屏幕平行于坐标轴，导致严重的欠拟合
 2. 辅助证明基于树的方法有限，证明数据集的边界是“倾斜”的
- 有效模型
 - 单隐藏层MLP
 1. MLP不进行固定的基扩展，而是学习模型的权重进行变换，不会导致特征数量剧增
 2. MLP不计算距离，不受维度灾难影响
 3. MLP学习可旋转的决策平面，不受XGBoost的轴对齐数据限制
 4. MLP的每一个神经元经过非线性激活函数得到一个非线性的决策平面，输出为多个可学习的非线性决策平面，构建一个复杂的决策曲面（通用逼近定理）
 5. 通过实验证明MLP有效即可证明通用逼近定理有效
- 实验设置
 - 信息介绍
 - 实验设置介绍
 - 数据集介绍
 - 参数选择方法介绍，网格搜索+K折分析
 - 性能实验
 - 多项式扩展逻辑回归-性能差
 - SVM-高维度性能差
 - XGBoost-性能差
 - MLP-性能完美



○ 学习器/收敛性分析

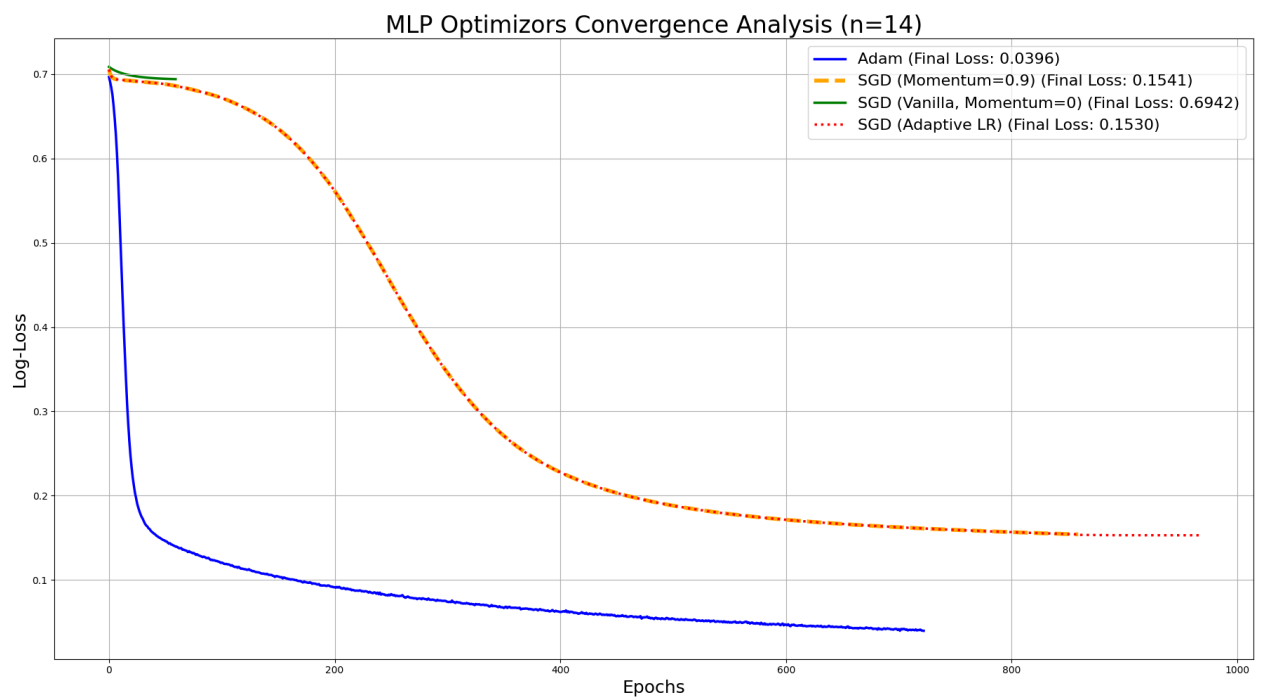
■ 学习器-只分析MLP

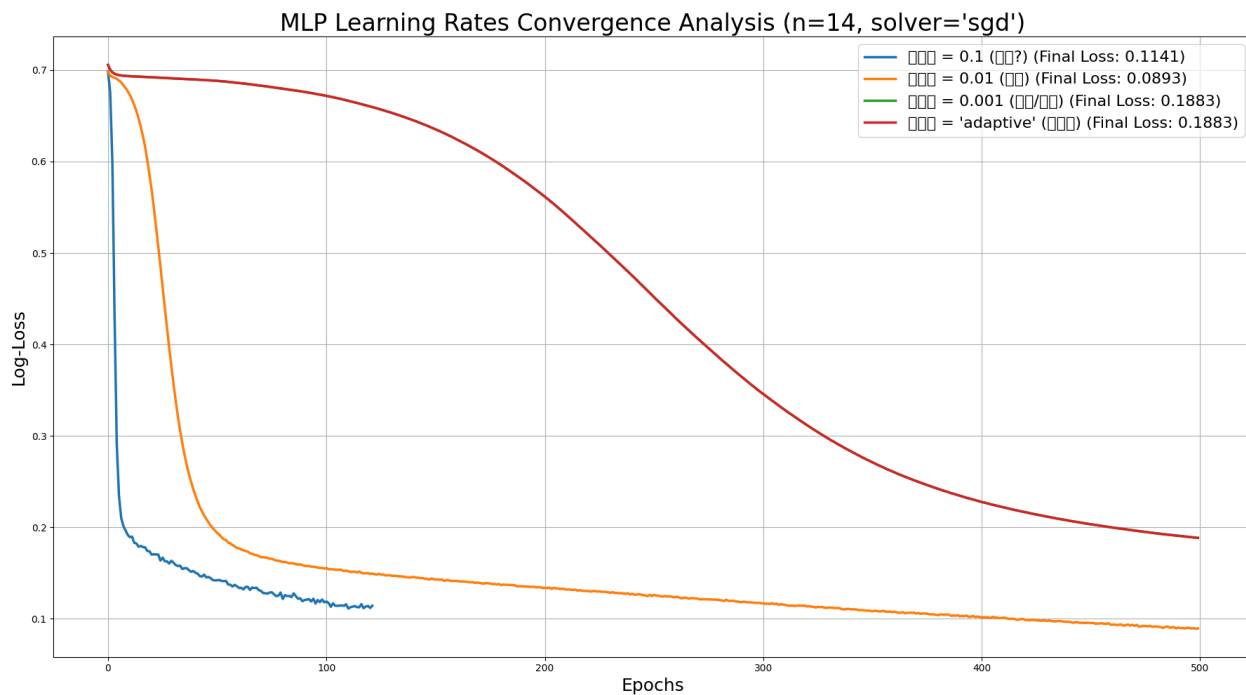
■ SGD

■ Adam

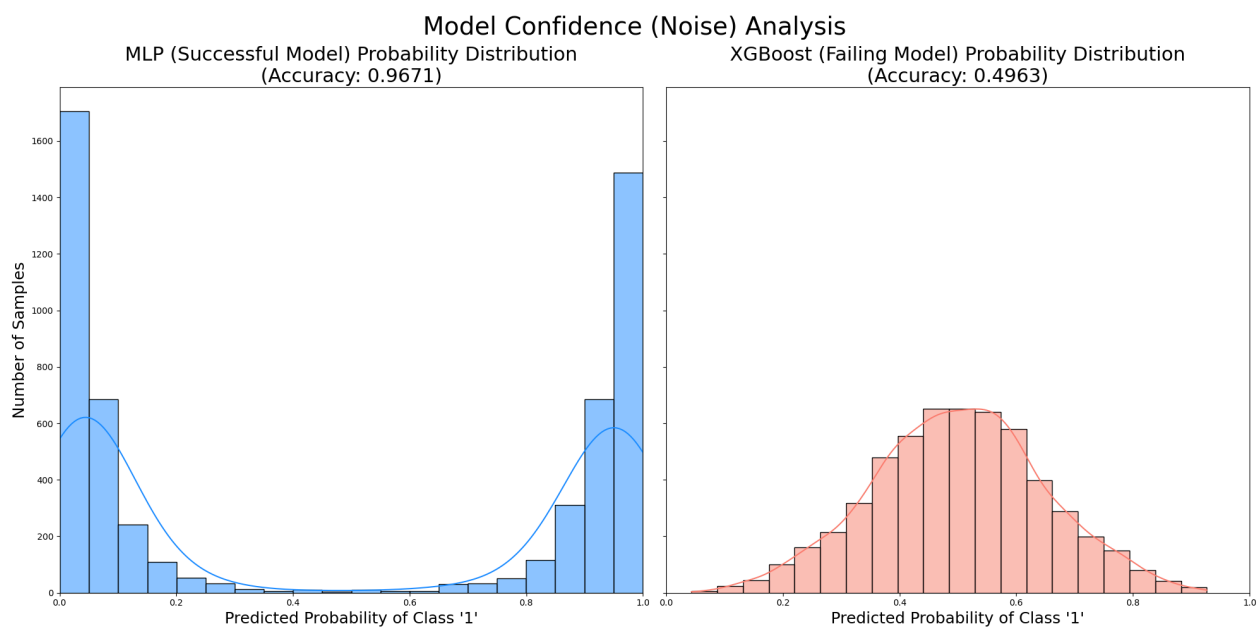
■ 收敛性-只分析MLP

■ loss曲线





○ 自信程度分析



○ 计算成本分析