HW2 RBF 网络拟合

一、 代码实现

1. RBF 网络模型

本次作业的 RBF 网络是在 miniconda3 的虚拟环境(Python 3.7) 中搭建, 并使用 PyTorch 框架编写, 网络模型的主要代码截取如下:

```
def model(t, print cost=False):
    # data processing: dict t(containg xi, yi, H, learning_rate, num_it
erations) comes from cpp, transform them into torch.tensor
    # optimizer = torch.optim.SGD([a, b, w, w0], lr=learning_rate)
    optimizer = torch.optim.Adam([a, b, w, w0], lr=learning_rate)
    for t in range(num_iterations):
        y_pred = torch.sum(torch.exp(-(x.mm(a) + b)**2 / 2.)
                           * w, dim=1, keepdim=True) + w0
        loss = (y_pred - y).pow(2).sum()
        loss.backward()
        optimizer.step()
        with torch.no_grad():
            # Manually zero the gradients after updating weights
            a.grad.zero ()
            b.grad.zero_()
            w.grad.zero_()
            w0.grad.zero_()
    return (a[0].numpy().tolist(), b[0].numpy().tolist(), w[0].numpy().
tolist(), [w0.item()], [loss.item()])
```

可以看到,网络采用了单隐藏层结构(默认 64 节点),总的前向传播函数为 $f(x) = \omega_0 + \sum_{i=1}^n \omega_i g_{0,1}(a_i x + b_i)$,损失函数 $l(\hat{y}, y)$ 则采用平方误差进行度量。为加速训练进程,反向传播使用了 Adam 优化器代替传统的 SGD 优化器进行自动梯度下降,并在实验中取得了良好效果。完整代码详见与 CanvasSystem.cpp 同目录下的 Python 脚本MyRBFNetwork1.py。

2. C++调用本地 Python 脚本

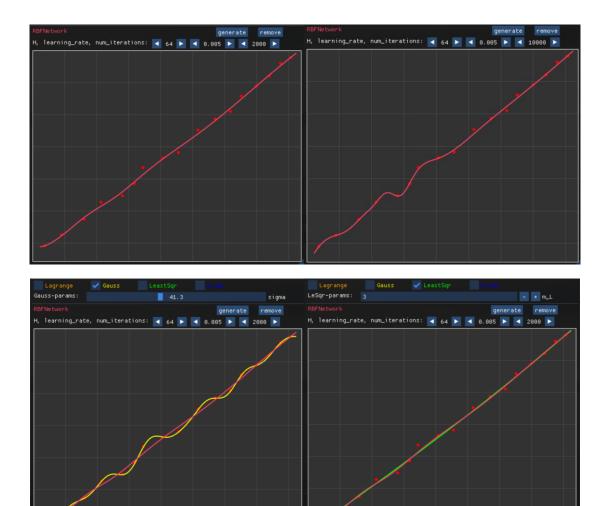
为在无境框架中调用上述网络模型脚本进行参数训练,作业的 CanvasSystem.cpp 源代码中包含了 Python.h 头文件,对环境进行了 初始化,并对工程属性作了相应配置(操作步骤见同目录下的 readme.txt)。环境初始化和 Python 脚本调用的主要代码截取如下:

```
Py SetPythonHome(L"D:\\miniconda3");
Py_Initialize(); //init python compiler
PyRun SimpleString("import sys");
PyRun_SimpleString("sys.path.append('D:/GAMES102/homeworks/project/src/
hw1/Systems/')"); //file location of 'MyRBFNetwork.py'
PyObject* pModule = PyImport ImportModule("MyRBFNetwork1"); //file name
of the python script
PyObject* pFunc = PyObject_GetAttrString(pModule, "model"); //func name
to be called
//construct params(type:dict) for the python func "model()"
PyObject* pArgsT = PyTuple_New(1);
PyObject* pArgsD = PyDict New();
PyDict_SetItemString(pArgsD, "H", Py_BuildValue("i", data->RBF_H));
PyTuple_SetItem(pArgsT, 0, pArgsD);
//call the python func "model()" and receive return values
PyObject* pReturnTuple = PyObject CallObject(pFunc, pArgsT);
```

二、分析与结果

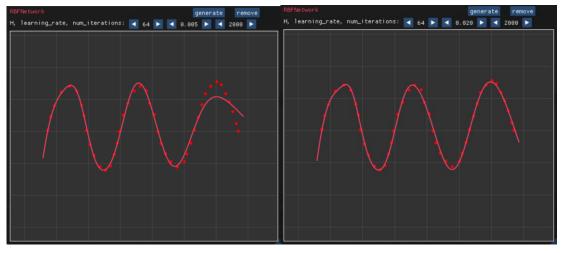
1. 简单曲线拟合

下图示出了在不同超参数条件下 RBF 网络对一组带有噪声的直线采样点的拟合结果,以及与高斯插值、最小二乘逼近的拟合效果对比:



可以看到, RBF 网络超参数的选取对拟合结果有着重要影响, 当迭代次数取 2k 时拟合效果已较好, 而取到 10k 时则发生了过 拟合现象。相比而言, RBF 网络和最小二乘法对直线的拟合效果 明显优于高斯插值, 图中的高斯插值是经多次调整σ后获得相对 较优的结果, 但仍与理想有较大差距。

下图示出了对一组类似正弦曲线采样点的拟合结果:

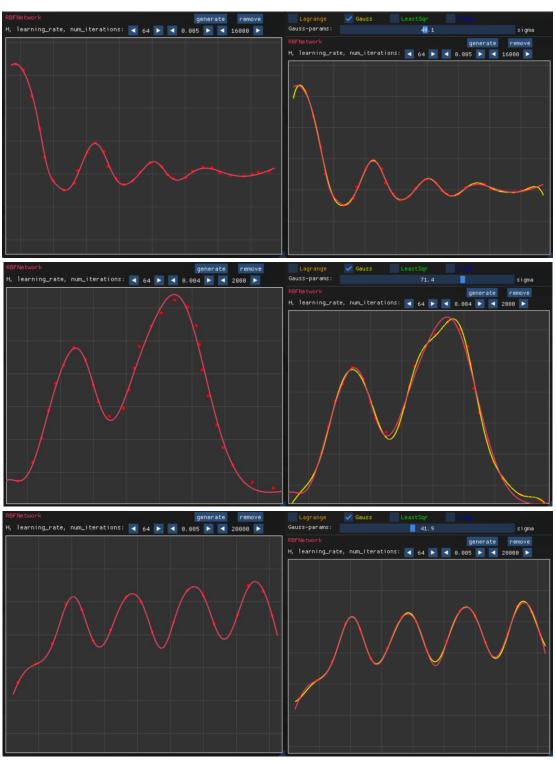




对于采样点数较多且具有一定梯度变化的曲线,显然对 RBF 网络作 2k 次的迭代仍未能达到收敛 (欠拟合),此时可通过增加 迭代次数或学习率来减小损失、达到拟合,图中采用 0.02 的学 习率代替原来的 0.005 以加速梯度下降过程,此时在 2k 次的迭代下即可取得较好的拟合结果且未发生超调。同时可以看到,对这种具有一定规律的梯度变化曲线,RBF 网络和高斯插值的拟合效果明显优于最小二乘逼近 (多次调参也只能达到上图所示效果)。

2. 复杂曲线拟合

下图示出了 RBF 网络对多组不同曲线采样点的拟合结果及 其与高斯插值拟合的对比 (所有结果都经过一定的超参数调整):



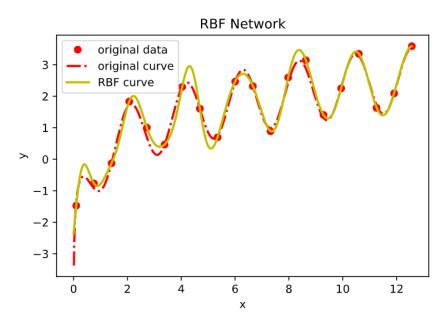
3. 结论

- a) 当偏差 bias 较大时, 网络欠拟合, 可通过增加迭代次数 epoch (训练更长时间)、调整学习率、构建更深、神经元 更多的大型网络等方法加以修正;
- b) 当方差 variance 较大时,网络过拟合,可通过数据增广、添加正则约束、简化网络模型等方法加以修正;
- c) 最小二乘逼近对直线和次数较低、梯度变化较小的曲线拟合效果较好, 高斯插值对梯度变化较大的高次曲线拟合效果较好; 而通过不断调整、选取合适的超参数, RBF 网络可以对以上二者都达到理想的拟合结果。

附 1: 在 Python 脚本中用 matplotlib 库绘制拟合曲线 (以下两图各采样点的纵坐标都附加了一定的高斯随机噪声)

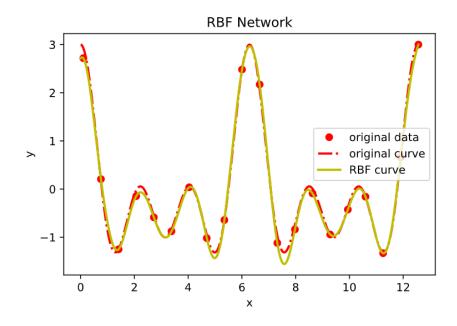
1. f(x) = lnx + cos(3x)

超参数: H=64, learning_rate=0.005, num_iterations=15000



2. f(x) = cosx + cos2x + cos3x

超参数: H=64, learning_rate=0.005, num_iterations=20000



附 2: C++调用 Python 脚本训练网络

下图示出了在 C++测试工程中调用 Python 脚本训练网络并在控制台上打印各 epoch 下损失函数的值:

