方案设计思路：

在该方案设计中，参考了ResNet网络架构和残差学习的思想，使用机器学习方法来求解偏微分方程问题。具体来说，使用了一个具有一个残差块的ResNet网络结构来逼近方程的数值解。在训练过程中，使用了Adam优化器进行参数更新，并定义了损失函数来度量残差的误差。最终的目标是通过训练网络，使得模型的输出在空间域上可以计算出指定点的数值解值。

模型详细说明：

网络结构由一个残差块组成，其中残差块包含4个全连接层，每个层之间使用激活函数进行非线性映射。输入层的维度与问题的维度相同，中间层的宽度为30，输出层的宽度为1。网络的权重参数使用Xavier正态分布初始化，并且偏置项置零。

训练方法：

在训练过程中，首先生成数据样本，样本的维度与问题的维度相同，数据样本的大小可编辑。然后使用Adam优化器对网络的参数进行更新，学习率可编辑。训练的迭代次数可以编辑，每隔一定的步骤打印出当前的损失值。训练过程中，使用了自动求导功能来计算梯度，并更新网络参数。此外，还使用了误差列表来记录每一次迭代的损失值。

超参数：

学习率：1e-4

训练的迭代次数：40000

训练样本数量：2000\*d

神经网络宽度：30

神经网络深度：4

模型的使用：

通过调用model()函数，可以传入指定点的输入值，然后能够计算出模型在该点的数值解值。由于空间域是, 所以我们考虑到两个边界情况，即在1和-1的情况下，这一步操作的目的是将两个乘积因子与网络输出相乘，从而得到最终的数值解值。这种乘法操作的设置是根据具体的偏微分方程的形式来确定的。具体操作为先将输入值添加到计算图中，然后通过网络进行正向传播，最后返回计算得到的数值解值。

模型结果的可解释性分析：

由于该模型采用了ResNet网络结构和残差学习的方法来逼近方程的数值解，因此模型的结果具有一定的可解释性。通过观察网络结构和学习到的权重参数，可以了解到模型是如何对输入数据进行处理和映射的。此外，也可以通过调整超参数来探索不同配置下的模型表现，从而获得更好的结果解释和优化效果。