

doi: 10.7690/bgzd.2025.11.007

基于 BP 神经网络的中制导方案弹道设计方法

赵红刚, 孔 哲, 龙 婧

(西安航天动力技术研究所, 西安 710025)

摘要: 为解决导弹采用姿态控制中制导弹道散布大的问题, 提出一种基于 BP 神经网络的中制导方案弹道设计方法。通过位置控制系统数学仿真得到大量不同扰动下弹道平飞段的姿态指令, 从大量的样本数据中学习扰动输入与平飞姿态指令输出之间的复杂映射关系, 将该映射关系部署到实际飞行器弹道程序中。结果表明: 该方案弹道能有效避免外界干扰, 在不增加成本的情况下大大提高该类型导弹中制导方案弹道的精度。

关键词: BP 神经网络; 中制导; 方案弹道

中图分类号: TJ765 **文献标志码:** A

Design Method of Midcourse Guidance Scheme Trajectory Based on BP Neural Network

Zhao Honggang, Kong Zhe, Long Jing

(Xi'an Aerospace Propulsion Technology Institute, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to solve the problem of large trajectory dispersion when the missile adopts attitude control midcourse guidance, a design method of midcourse guidance scheme trajectory based on BP neural network is proposed. A large number of attitude commands of the level flight phase under different disturbances are obtained by mathematical simulation of the position control system, and the complex mapping relationship between the disturbance input and the level flight attitude command output is learned from a large number of sample data, and the mapping relationship is deployed into the actual aircraft trajectory program. The results show that the scheme trajectory can effectively avoid external interference and greatly improve the accuracy of the midcourse guidance scheme trajectory of this type of missile without increasing the cost.

Keywords: BP neural network; midcourse guidance; project trajectory

0 引言

成像制导导弹不论是陆基还是空基发射, 该类型导弹中制导段多采用低空平飞弹道, 既有利于导引头对目标的稳定跟踪, 又可以在该弹道基础上根据打击目标的需求在末制导段形成不同的弹道形式, 比如常用的为了提高落角采用的二次爬升弹道等。传统该类型导弹的中制导弹道设计大都采用固定程序角指令对姿态角控制以得到近似平飞弹道^[1-2]。由于直接控制量是姿态而非位置, 在指令不做补偿的情况下弹道形式受外部扰动(如初始扰动、动压等)影响很大, 而采用位置控制^[3-4]则需要增加高精度的位置测量器件, 不仅降低了可靠性, 而且增加了成本; 因此, 笔者提出一种基于 BP 神经网络的中制导方案弹道设计方法。

1 基于 BP 神经网络姿态指令估计

1.1 BP 神经网络算法

神经网络是一种模仿生物神经网络的结构和功

能的数学模型或计算模型, 是一种有监督的机器学习算法, 被广泛地应用于分类预测、图像识别等领域。其结构主要包括输入层、隐藏层和输出层。

BP 神经网络是一种基于误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络, 其结构简单。只要给定足够的隐藏层及隐节点数, 就可以逼近任意的非线性映射关系^[5-7], 是应用最广泛的神经网络模型之一。BP 神经网络可以自主学习, 只需为网络提供足够数量的训练数据样本进行学习和训练, 便能产生由输入到输出的正确映射; 通过每次训练得到的结果与预期结果进行误差对比分析, 进而不断修正权值和阈值, 一步一步得到准确的映射模型, 同时 BP 神经网络还具有很强的容错能力, 训练过程中若个别样本有较大误差或存在错误, 不会影响网络给出正确结果。可以利用 BP 神经网络建立本文中飞行器不同扰动输入与平飞姿态指令输出之间的复杂映射关系神经网络模型。

神经网络每层都由相应数量的神经元组成, 在

反复迭代计算过程中，每个神经元的输入数据通过选定的激活函数处理以后进行输出，每个神经元都有相适用的激活函数。输入层一般常用线性激活函数，隐藏层则需要根据实际需求来选择激活函数^[8]。常用的 3 种激活函数如下：

1) Sigmoid 函数：

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x})。 \quad (1)$$

2) 双曲正切 Tanh 函数：

$$f(x) = \tanh = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})。 \quad (2)$$

3) 修正线性 ReLU 函数：

$$f(x) = \max(0, x)。 \quad (3)$$

Sigmoid 函数处处可微，一般用于隐藏层；Tanh 函数是 Sigmoid 函数的变形，收敛速度比 Sigmoid 函数快；ReLU 函数为线性模式，速度最快，计算量最小。

BP 神经网络中任意参数 v 更新的估计式为：

$$v \leftarrow v + \Delta v。 \quad (4)$$

对于一个神经网络，假设输入训练集共含有 m 个样本，每个样本的输入包括 d 个属性，即具有 d 个输入神经元，输出包括 l 个属性，即 l 个输出神经元，规定其隐藏层的神经元个数为 q ，输出层中第 j 个神经元阈值为 θ_j ；隐藏层中第 h 个神经元的阈值为 γ_h ，从输入层第 i 个神经元到隐藏层第 h 个神经元的连接权值为 v_{ih} ，从隐藏层第 h 个神经元到输出层第 j 个神经元上的连接权值为 ω_{hj} 。

以输入训练集中的第 k 个样本作为样例 (x_k, y_k) 输出为 $\hat{y}_k = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_l)$ ，则神经网络的均方误差可以表示为：

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (\hat{y}_j^k - y_j^k)^2。 \quad (5)$$

式中 l 为输出层神经元的个数。

以求解隐藏层到输出层连接权值 ω_{hj} 的过程为例，对于误差 E_k ，给定学习率 η ，有：

$$\Delta \omega_{hj} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial \omega_{hj}}。 \quad (6)$$

取隐藏层到输出层的激活函数为 Sigmoid，对其求导有：

$$f'(x) = f(x)(1 - x)。 \quad (7)$$

因此可以求取迭代表达式：

$$\Delta \omega_{hj} = \eta g_j b_h。 \quad (8)$$

式中 b_h 为隐藏层第 h 个神经元的输出。 g_j 表达式为：

$$g_j = \hat{y}_j^k (1 - \hat{y}_j^k) (y_j^k - \hat{y}_j^k)。 \quad (9)$$

同理可以求得其余权值或阈值如下：

$$\left. \begin{aligned} \Delta \theta_j &= -\eta g_j \\ \Delta v_{ih} &= -\eta e_h x_i \\ \Delta \gamma_h &= -\eta e_h \end{aligned} \right\}。 \quad (10)$$

式中：

$$e_h = b_h (1 - b_h) \sum_{j=1}^l \omega_{hj} g_j。 \quad (11)$$

在迭代计算的过程中，需要使整个训练集上的累积误差最小化，而不是某个训练样本的误差，整个训练集累积误差如下：

$$E = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m E_k。 \quad (12)$$

BP 神经网络模型的输入参数应该尽量完整地描述扰动与姿态指令的关系，且输入信息尽量简单易得。基于这点考虑，规定以下运动状态量为输入量：

1) 导弹俯仰初始扰动角速度；2) 导弹飞行速度。

1.2 深度学习姿态指令估计方法

深度学习姿态指令如图 1 所示。基于 BP 神经网络估算不同扰动和速度偏差下姿态指令，从大量的样本数据中学习输入输出之间的复杂映射关系，使用少量的运算即可获得精确的姿态指令预测结果，训练好的网络实际使用时计算量较少，复杂度较低，适用于导弹中制导段的姿态指令预测问题，在不增加成本的情况下提高了该类型导弹中制导方案弹道的精度。

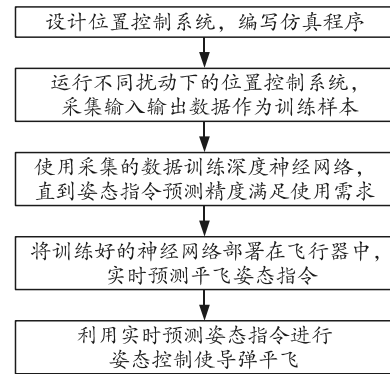


图 1 深度学习流程

BP 神经网络结构如图 2 所示。BP 神经网络使用了 3 个隐层，每个隐层有 100 个神经元，隐层的函数为：

$$y_j = f(z_j), \quad z_j = \sum w_{ij} \times x_i + b_{ij}。 \quad (13)$$

式中： y 为隐层的输出； z 为隐层的输入； w 为隐层的权值； b 为隐层的偏移量；下标 j 为隐层的编号；下标 i 为隐层 j 中的第 i 个神经元。每个神经元都具

有非线性激活函数 f ，此处设计激活函数为：

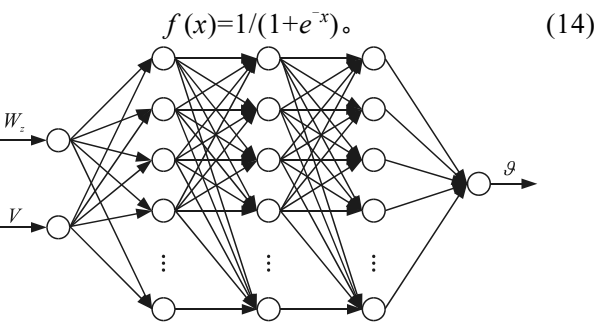


图 2 BP 神经网络结构

深度学习是基于大量数据实现的，需要采集足够多的训练样本。通过多次运行飞行器飞行仿真程序可以获得大量训练样本，而在每次运行前需要修改飞行器的初始状态，增加样本的随机性。

基于导弹的总体参数，建立较为完整的气动模型、位置驾驶仪模型，具备完整的六自由度仿真条件。

确定六自由度模型可用性后，开展训练数据提取工作，主要方法是设定初始飞行状态范围后，随机在范围内生成初始状态，并开展蒙特卡洛仿真。初始飞行状态范围设置如表 1 所示。

表 1 初始飞行状态取值范围

参数	取值范围
俯仰角速度扰动 $W_{z0}/((^\circ)/s)$	$(-30, 30)$
发射发动机推力偏差/%	$(-5, 5)$
阻力偏差/%	$(-10, 10)$

以均匀分布在各取值范围内完成初始条件选取，开展弹道仿真，共仿真弹道数量为 300 次。弹道上各取值点获取的姿态指令输出值样本共 310 701 个，每个样本内容包括俯仰角速度、当前速度以及通过高度控制得到的不同偏差平飞时的准确姿态指令包络，如图 3 所示。

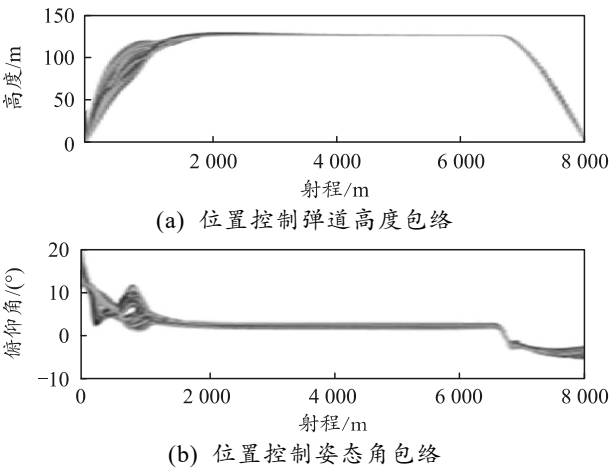


图 3 高度控制不同偏差平飞弹道曲线

完成取值后，将训练样本分为：1) 取 80% 的训

练样本为训练集，用于训练深度神经网络；2) 20% 的训练样本为测试集，用于测试深度神经网络的性能，测试结果如图 4 所示。测试结果表明，深度神经网络能够良好地拟合导弹不同扰动作用与姿态指令的映射关系。

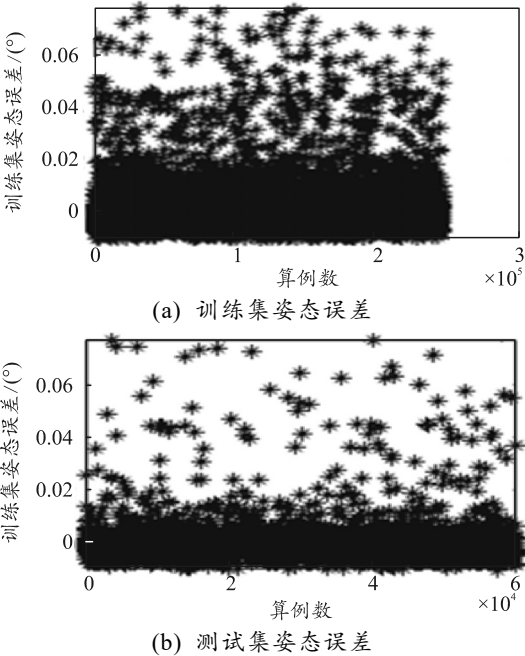


图 4 神经网络估计值与实际值误差情况

2 仿真验证

以某中制导段采用姿态控制的导弹为例进行仿真，采用定姿态指令，由于初始扰动以及速度偏差的影响，上下偏差弹道的高度在中制导结束段误差很大，最大接近 100 m，如图 5 所示。而采用神经网络指令估计姿态控制的高度曲线在不考虑驾驶仪动态过程的情况下，可以看出基本不受初始扰动及速度偏差的影响，更接近于位置控制，位置偏差小于 5 m，如图 6 所示。加入驾驶仪的动态过程，由于不同偏差弹道的响应特性不同，可以看到高度曲线不能完全等同于位置控制，但平飞趋势依然存在，且散布小于 30 m，远小于定姿态控制，如图 7 所示。

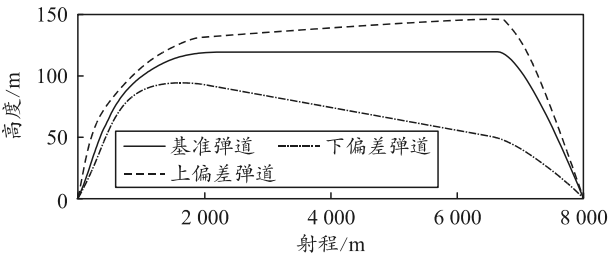


图 5 定姿态指令控制高度