



基于机器学习的制导炮弹控制方法研究

曹文洁,周文涛,常思江*

(南京理工大学 能源与动力工程学院,江苏 南京 210094)

摘要:传统的落点预测制导方法在求解过程中需进行大量迭代,信息实时处理能力较差。而基于机器学习方法构建的落点预报模型能够减少预测时间,提高预测精度。但现有的落点预测模型多由炮弹无控飞行数据训练,未考虑控制力和力矩的影响,导致其与制导炮弹的实际飞行状态存在较大差异。对此,提出了一种基于机器学习的制导控制方法,以炮弹有控状态下的飞行状态参数作为训练集,建立有控落点预测模型,并结合比例-微分控制律构建了基于此落点预测模型的制导控制流程。仿真结果表明:通过 BP 神经网络训练得到的落点预测模型能够准确预测落点,提出的制导控制方法可实现较高精度的导引和控制,命中点的射程方向相对脱靶量约为 0.01%、侧偏方向相对脱靶量约为 3.1%,验证了所设计制导控制方法的可行性与有效性。研究成果可为机器学习方法在有控弹箭技术领域的深入应用提供参考。

关键词:机器学习;制导炮弹;落点预测;控制方法

中图分类号:TJ385 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-499X(2025)02-0060-09

Research on Guided Projectile Control Method Based on Machine Learning

CAO Wenjie, ZHOU Wentao, CHANG Sijiang*

(School of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The traditional impact point prediction guidance methods require a lot of iterations in the solution process, and the real-time processing ability of information is poor. The impact point prediction model based on machine learning method can reduce the prediction time and improve the prediction accuracy. However, the existing impact point prediction model is mostly trained by the uncontrolled flight data of the projectile, without considering the influence of control force and torque, resulting in a remarkable difference from the actual flight state of the guided projectile. In this paper, a guidance and control method based on machine learning was proposed. The flight state parameters of the projectile in the controlled state were used as the training set, and the controlled landing point prediction model was established. Combined with the proportional-differential control law, the guidance and control process based on this landing point prediction model was constructed. The simulation results show that the impact point prediction model trained by BP neural network can accurately predict the impact point, and the proposed guidance and control method can achieve high-precision guidance and control. The relative error of the range direction of the hit point is about 0.01%, and the relative error of the sideslip direction is about 3.1%. The feasibility and effectiveness of the designed guidance and control method are verified, which can provide reference for the in-depth application of machine learning method in the field of controlled projectile technology.

Key words: machine learning; guided projectile; impact point prediction; control method

现代战争发展的总趋势是高精度打击,发展低成本精确制导炮弹已成为提高武器系统作战效费比的重要途径之一。而弹道控制方法往往决定着制导炮弹最终的打击效果^[1],因而受到国内外学者的广泛关注。

目前,制导炮弹多采用比例导引制导律、弹道跟踪制导律、基于最优控制理论的最优制导律以及落点预测 (impact point prediction, IPP) 制导律^[2]等。其中,IPP 制导律近年来在制导炮弹的制导控制中应用较多,研究人员在此基础上开展了大量工作。普承恩等^[3]针对二维弹道修正弹,提出一种将拓展卡尔曼滤波与敏感矩阵结合的落点预测制导方法。魏五洲等^[4]采用无迹卡尔曼滤波算法并通过 Runge-Kutta 方法外推计算以预报落点,提高了预报精度。王钰等^[5]引入摄动方法与修正质点弹道模型,综合二者计算速度与精度,提出了一种分段预测法。柯知非等^[6]设计出一种基于摄动落点预测与修正比例导引律相结合的控制方法,提高了射击精度。杨焱煜等^[7]针对弹道导弹自由段观测和落点预报问题,提出了一种基于弹道初状态优化的弹道计算和预测方法。ZHANG 等^[8]针对一类具有固定鸭翼的双旋弹,研究了一种基于迭代过程的改进落点预测制导策略。ZHANG 等^[9]设计了基于时间序列的落点预测迭代求解算法,在一定程度上减少了计算量。尽管现有文献中的各种方法均在一定程度上减少了计算量,提高了落点预测精度,但这些制导律在应用过程中仍需进行大量迭代,信息实时处理能力较差,工程应用时仍存在一定局限性,有必要引入新的技术手段。

近年来兴起的机器学习算法被广泛应用于飞行器设计和制导控制等。YAN 等^[10]将机器学习初步应用于飞行器设计方面,通过构建深度神经网络开展了飞行器空气动力辨识和控制律设计,表明其具有良好的性能。梁益铭等^[11]将机器学习应用于智能控制器,设计了基于 BP 神经网络算法的 PID 参数在线学习智能控制器,各项性能指标较传统控制器均有很大提高。GONG 等^[12]提出了一种基于深度强化学习的导弹多约束攻击制导律,不仅具有较好的泛化能力,性能接近最优,计算效率也很高。这些研究均表明机器学习算法在弹箭制导律设计方面具有良好的应用前景。神经

网络是一种应用较广的机器学习方法,近年来在弹箭飞行落点预测方面已有一些应用。CARPENTER 等^[13]使用深度学习神经网络进行导弹分类识别和轨迹预测。王森等^[14]提出了基于 BP 神经网络的落点预测方法,此方法在解算时间上优于数值积分法。黄鑫等^[15]采用广义回归神经网络,训练得到最佳 GRNN 网络的落点预报模型,落点预报的平均耗时与传统方法相比大幅减少。卢新月等^[16]提出了基于长短期记忆神经网络的落点预测方法,其采用不同气象条件下的弹道数据训练网络模型,仿真结果表明,该方法的预测耗时仅为数值积分法的十分之一。

上述研究将机器学习方法应用于弹箭落点预测,在减少预测时间、提高预测精度方面取得了一定的效果。但在构建神经网络模型时,现有研究所采用的训练数据均为弹箭无控飞行弹道数据,故落点预测模型未涉及控制力和力矩的作用,这与制导炮弹的实际飞行状态具有较大差异。为了更为有效地将神经网络弹道预测模型与弹道控制方法相结合,本文以某鸭舵控制的制导炮弹为研究对象,提出以制导炮弹有控弹道数据为训练样本构建预测模型的方法,据此建立适配的制导控制方案,并通过数值仿真验证所提方法的可行性和有效性,以期为机器学习方法在有控弹箭技术领域的深入应用提供参考。

1 动力学模型

1.1 质心运动方程

制导炮弹的动力学建模涉及外弹道学中的速度坐标系、地面坐标系以及弹轴坐标系等^[17]。可在速度坐标系中建立弹体质心运动动力学方程:

$$\begin{cases} m \frac{dv}{dt} = F_{x_2} + \lambda F_{c,x_2} \\ mv \cos \psi_2 \frac{d\theta_a}{dt} = F_{y_2} + \lambda F_{c,y_2} \\ mv \frac{d\psi_2}{dt} = F_{z_2} + \lambda F_{c,z_2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为弹丸质量; t 为飞行时间; v 为弹丸速度; θ_a 为弹道倾角; ψ_2 为弹道偏角; F_{x_2} 、 F_{y_2} 、 F_{z_2} 为除控制力外的合外力在速度坐标系中的分量;制导炮弹无控飞行时 $\lambda = 0$,有控飞行时 $\lambda = 1$; F_{c,x_2} 、 F_{c,y_2} 、 F_{c,z_2} 分别为鸭舵控制力在速度坐标系中的分量,其表达式为

$$\begin{cases} F_{c,x_2} = -F_{c,y_1}(\sin\delta_1 \cos\gamma_F + \sin\gamma_F \cos\delta_1 \sin\delta_2) + \\ F_{c,x_1} \cos\delta_1 \cos\delta_2 \\ F_{c,y_2} = F_{c,y_1}(\cos\delta_1 \cos\gamma_F - \sin\gamma_F \sin\delta_1 \sin\delta_2) + \\ F_{c,x_1} \sin\delta_1 \cos\delta_2 \\ F_{c,z_2} = F_{c,x_1} \sin\delta_2 + F_{c,y_1} \sin\gamma_F \cos\delta_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中: δ_1 、 δ_2 分别为第二弹轴坐标系与弹道坐标系之间的高低攻角和方向攻角; γ_F 为控制方位角; F_{c,x_1} 和 F_{c,y_1} 分别为舵面偏转所产生的阻力和升力,其表达式为

$$\begin{cases} F_{c,x_1} = -\frac{1}{2}\rho S v_r^2 c_{c,x} \\ F_{c,y_1} = \frac{1}{2}\rho S v_r^2 c'_{c,y} \delta_c \end{cases} \quad (3)$$

式中: ρ 为空气密度; $S = \pi d^2/4$ 为特征面积, d 为弹径; v_r 为弹丸相对于空气的速度值; $c_{c,x} = c_{c,x0}(1 + k_1 \delta_c^2)$ 为鸭舵阻力系数, $c_{c,x0}$ 、 k_1 分别为鸭舵零升阻力系数和攻角系数; $c'_{c,y}$ 为鸭舵升力系数导数; δ_c 为舵偏角。

质心运动学方程为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = v \cos\theta_a \cos\psi_2 \\ \frac{dy}{dt} = v \sin\theta_a \cos\psi_2 \\ \frac{dz}{dt} = v \sin\psi_2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: x, y, z 为弹丸质心在地面坐标系中的坐标。

1.2 绕质心运动方程

弹体绕质心的转动可用动量矩定理描述

$$\frac{d\mathbf{G}}{dt} = \mathbf{M} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{G}$ 为弹体对质心的动量矩; $\mathbf{M}$ 为作用在弹体上的合外力矩。

设动量矩 $\mathbf{G}$ 在弹轴坐标系的投影分量分别为 G_ξ 、 G_η 、 G_ζ ;角速度在弹轴坐标系的投影分量分别为 ω_ξ 、 ω_η 、 ω_ζ ;外力矩 $\mathbf{M}$ 在弹轴坐标系的投影分量分别为 M_ξ 、 M_η 、 M_ζ ;鸭舵控制力矩 $\mathbf{M}_c$ 在弹轴坐标系的投影分量分别为 $M_{c,\xi}$ 、 $M_{c,\eta}$ 、 $M_{c,\zeta}$,则矢量方程(5)在弹轴坐标系中的标量形式为

$$\begin{cases} \frac{dG_\xi}{dt} + \omega_\eta G_\zeta - \omega_\zeta G_\eta = M_\xi + \lambda M_{c,\xi} \\ \frac{dG_\eta}{dt} + \omega_\zeta G_\xi - \omega_\xi G_\zeta = M_\eta + \lambda M_{c,\eta} \\ \frac{dG_\zeta}{dt} + \omega_\xi G_\eta - \omega_\eta G_\xi = M_\zeta + \lambda M_{c,\zeta} \end{cases} \quad (6)$$

动量矩的具体表达式为

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} C\omega_\xi - (A-C)(\beta_{D_\eta}\omega_\eta + \beta_{D_\zeta}\omega_\zeta) \\ -(A-C)\beta_{D_\eta}\omega_\xi + A\omega_\eta \\ -(A-C)\beta_{D_\zeta}\omega_\xi + A\omega_\zeta \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中: A 、 C 分别为弹体的赤道转动惯量和极转动惯量,且有

$$\begin{cases} \beta_{D_\eta} = \beta_{D_1} \cos\gamma - \beta_{D_2} \sin\gamma \\ \beta_{D_\zeta} = \beta_{D_1} \sin\gamma + \beta_{D_2} \cos\gamma \end{cases} \quad (8)$$

式中: β_{D_1} 、 β_{D_2} 分别为弹体坐标系两次旋转到达惯量主轴坐标系的角度, γ 为弹体自转方位角。

鸭舵控制力矩各分量表达式为

$$\begin{cases} M_{c,\xi} = 0 \\ M_{c,\eta} = -F_{c,y_1} l_D \sin\gamma \\ M_{c,\zeta} = F_{c,y_1} l_D \cos\gamma \end{cases} \quad (9)$$

式中: l_D 为舵面压心到全弹质心的距离。

将式(7)代入式(6)可得弹体绕质心转动的动力学方程

$$\begin{cases} \frac{d\omega_\xi}{dt} = \frac{1}{C} M_\xi \\ \frac{d\omega_\eta}{dt} = \frac{1}{A} M_\eta - \frac{C}{A} \omega_\xi \omega_\zeta + \omega_\xi^2 \tan\varphi_2 + \frac{A-C}{A} (\beta_{D_\eta} \ddot{\gamma} - \beta_{D_\zeta} \dot{\gamma}^2) \\ \frac{d\omega_\zeta}{dt} = \frac{1}{A} M_\zeta + \frac{C}{A} \omega_\xi \omega_\eta - \omega_\eta \omega_\zeta \tan\varphi_2 + \frac{A-C}{A} (\beta_{D_\zeta} \ddot{\gamma} + \beta_{D_\eta} \dot{\gamma}^2) \end{cases} \quad (10)$$

弹体绕质心转动的运动学方程为

$$\begin{cases} \frac{d\gamma}{dt} = \omega_\xi - \omega_\zeta \tan\varphi_2 \\ \frac{d\varphi_2}{dt} = -\omega_\eta \\ \frac{d\varphi_a}{dt} = \frac{\omega_\zeta}{\cos\varphi_2} \end{cases} \quad (11)$$

式中: φ_a 和 φ_2 分别为弹体的高低摆动角和方位摆动角。以上质心运动方程和绕质心运动方程共同构成制导炮弹的六自由度刚体弹道方程。

2 基于机器学习的制导控制方法

2.1 机器学习方法

机器学习是指从有限的观测数据中总结出具有一般性的规律,并利用这些规律对未知数据进行预测。其目的是根据给定的训练样本,求得某系统输入与输出之间依赖关系的估计,从而尽可能准确地预测系统的未知输出。

在机器学习领域,BP 神经网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事先得到描述这种映射关系的数学方程,具有很强的非线性映射能力和柔性网络结构。BP 神经网络的中间层数、各层神经元个数等参数可根据具体情况进行设计,其性能随着结构差异也有所不同。

BP 神经网络包括输入层、隐层和输出层,以单隐层的三层神经网络为例,其结构如图 1 所示。

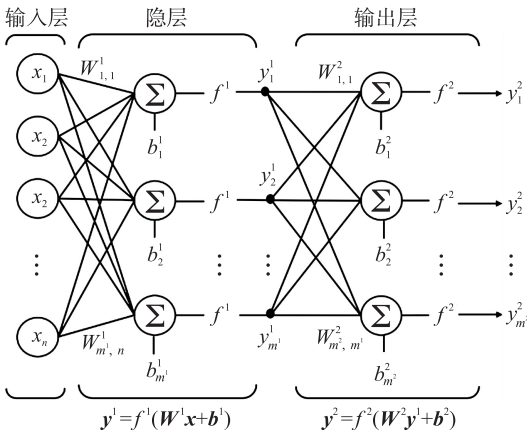


图 1 1 隐层神经网络结构图

Fig. 1 Structural diagram of one layer neural network

每层神经网络包括输入向量 $\mathbf{x}^k$ 、权值矩阵 $\mathbf{W}^k$ 、累加器、阈值函数 $\mathbf{b}^k$ 、激活函数 f^k 、输出向量 $\mathbf{y}^k$ (上标 k 为神经网络层) 和 m^k 个神经元。

在计算实际输出时,按照从输入到输出的方向进行,对于第 k 层神经网络,其输出向量为

$$\mathbf{y}^k = f^k(\mathbf{W}^k \mathbf{y}^{k-1} + \mathbf{b}^k) \quad (12)$$

而权值和阈值的修正按照从输出到输入的方向进行,经过第 i 次迭代后,对于第 k 层神经网络,其权值和阈值为

$$\mathbf{W}^k(i+1) = \mathbf{W}^k(i) - \alpha \delta^k (\mathbf{y}^{k-1})^T \quad (13)$$

$$\mathbf{b}^k(i+1) = \mathbf{b}^k(i) - \alpha \delta^k \quad (14)$$

式中: α 为学习率; δ^k 为第 k 层的局部梯度,是关于误差的函数,在网络中由最后一层反向传播至第一层,故第 k 层的局部梯度由第 $k+1$ 层计算得到。

每一个输入传给网络后,网络的输出都将和目标输出进行比较,学习算法通过最速下降规则来调整权值和阈值,使误差性能函数达到最小(一般使用均方误差作为误差性能指标),以最佳拟合输入-输出间的映射关系。

在选择 BP 神经网络的学习算法时,对于包含数百个权值的函数逼近网络,Levenberg-Marquardt (LM) 算法的收敛速度快,在要求精度比较高的情

况下,可以获得比其他学习算法更小的均方误差。已有研究表明,只要有足够多的隐层单元(节点数),上述三层神经网络几乎可以以任意精度逼近任意函数^[18]。

2.2 制导炮弹有控落点预测模型

根据外弹道和飞行力学理论,制导炮弹在飞行过程中某时刻的飞行状态参数与其落点之间存在着非线性关系,可表示为

$$\mathbf{O} = f(\mathbf{I}) \quad (15)$$

式中: $\mathbf{O} = (x_i \ z_i)$, 表示落点信息矢量, x_i 为射程, z_i 为侧偏; $\mathbf{I} = (x \ y \ z \ v_x \ v_y \ v_z \ \gamma_F \ \delta_c)$, 表示制导炮弹当前飞行状态参数, v_x, v_y, v_z 为弹丸速度在地面坐标系中的分量。一般而言,制导炮弹落点是其飞行状态变量的高维非线性函数,非线性关系由动力学模型描述。

由于 BP 神经网络对高维非线性函数具有很好的表示能力,则可通过 BP 神经网络拟合制导炮弹当前飞行状态参数与落点之间的映射关系 $f'(\mathbf{I})$, 使得 $f'(\mathbf{I})$ 无限逼近 $f(\mathbf{I})$, 从而通过 $f'(\mathbf{I})$ 预测制导炮弹的落点。

制导炮弹飞行过程中,通过雷达或卫星等探测装置可实时获得其飞行状态参数。以启控时刻飞行状态参数 $\mathbf{I}$ 作为输入,以落点 $\mathbf{O}$ 作为输出构建具体的神经网络模型。本文选定神经网络隐层为 1 层,输入层神经元节点 $n_1 = 8$,输出层神经元节点 $n_3 = 2$,隐层神经元节点数 n_2 通过逐步试验法^[18] 确定。

根据制导炮弹的可测状态量及落点信息维数, BP 神经网络结构如图 2 所示。

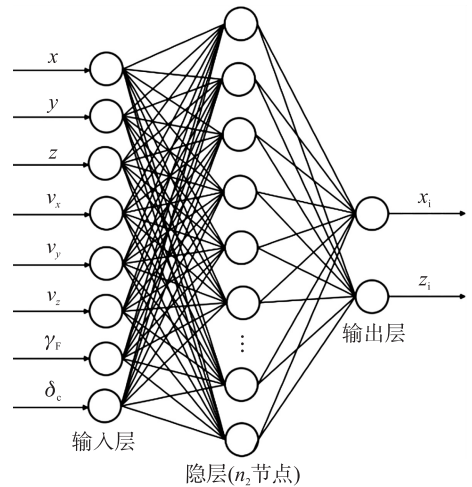


图 2 BP 神经网络结构图

Fig. 2 Structural diagram of BP neural network

本文提出利用制导炮弹有控飞行数据训练 BP 神经网络,待网络的误差收敛至某一精度限后,即可得用于落点预测的神经网络模型。具体过程描述如下:

①通过解算第 1 节建立的六自由度弹道方程,得到弹道数据。选取不同初始条件下的有控数据,控制方位角范围从 $\gamma_{F,\min}$ 到 $\gamma_{F,\max}$,以 $\Delta\gamma_F$ 增量变化;舵偏角范围从 $\delta_{c,\min}$ 到 $\delta_{c,\max}$,以 $\Delta\delta_c$ 增量变化,期间每隔 Δt 采集一次数据得到数据集 $(x_s, y_s, z_s, v_{xs}, v_{ys}, v_{zs}, \gamma_{Fs}, \delta_{cs}, x_{ls}, z_{ls})$,其中: γ_{Fs}, δ_{cs} 为选定的控制方位角与舵偏角; x_s, y_s, z_s 为仿真得到的弹丸质心在地面坐标系中的位置坐标; v_{xs}, v_{ys}, v_{zs} 为仿真得到的弹丸速度在地面坐标系中的分量; x_{ls}, z_{ls} 为仿真得到的弹丸落点坐标。将此数据集 $((x_s, y_s, z_s, v_{xs}, v_{ys}, v_{zs}, \gamma_{Fs}, \delta_{cs}), (x_{ls}, z_{ls}))$ 为输入, (x_{ls}, z_{ls}) 为输出),分为训练集(占比 80%)、测试集(占比 10%)和验证集(占比 10%),输入到 BP 神经网络中;

②初始化神经网络的各层权值和阈值;

③采用 LM 算法,通过训练集、测试集对网络进行训练,根据网络的实际输出和期望输出之间的误差来修正网络各层的权值和阈值;

④利用验证集的网络输出监控训练过程的拟合情况;

⑤在网络的输出误差达到精度限时停止训练得到神经网络落点预测模型。

只要将启控后弹道上任意的飞行状态参数输入此预测模型,可快速预测该制导炮弹的落点。

2.3 制导控制原理

在制导炮弹有效射程范围内,通过 BP 神经网络落点预测模型可得到预测落点 P_i ,以预测落点 P_i 为原点建立平面坐标系。记预测落点 P_i 坐标为 (x_i, z_i) ,目标点 T 坐标为 (x_t, z_t) ,则偏差为

$$\begin{cases} \Delta x = x_t - x_i \\ \Delta z = z_t - z_i \end{cases} \quad (16)$$

根据 Δx 与 Δz 的值,即可确定制导炮弹在飞行过程中需用控制方位角 $\bar{\gamma}_F$,以此求出舵控制力的空间指向,具体如表 1 所示。

而舵面控制力的大小则需要通过调节舵偏角来实现。本文采用比例-微分(PD)控制律,则相应的控制方程为

$$\bar{\delta}_c = k_p R + k_d \frac{dR}{dt} \quad (17)$$

式中: $\bar{\delta}_c$ 为需用舵偏角; $R = \sqrt{\Delta^2 x + \Delta^2 z}$,为落点偏差; k_p 和 k_d 分别为比例项系数和微分项系数。

表 1 不同偏差对应的需用控制方位角

Table 1 $\bar{\gamma}_F$ corresponding to different deviations

No.	$\Delta x/\text{m}$	$\Delta z/\text{m}$	$\bar{\gamma}_F/(^\circ)$
1	>0	>0	$\arctan(\Delta z/\Delta x)$
2	>0	>0	$270+\arctan(\Delta z/\Delta x)$
3	>0	>0	$180+\arctan(\Delta z/\Delta x)$
4	>0	>0	$90+\arctan(\Delta z/\Delta x)$
5	$=0$	$=0$	0
6	>0	>0	270
7	$=0$	$=0$	180
8	>0	>0	90

通过调整系数 k_p 与 k_d ,使需用舵偏角值在合理范围内变化,从而达到较好的控制精度。

当制导炮弹到达顶点后启控,雷达或卫星等探测装置可实时测得制导炮弹的位置、速度等飞行参数,启控时实际控制方位角和实际舵偏角均为 0。当获得每一个可测弹道点的实际飞行状态参数后,代入训练好的神经网络模型进行弹道预测,根据式(16)得到偏差量,进而根据表(1)和式(17)确定需用控制方位角和需用舵偏角,对炮弹实施导引控制直至命中目标点。综上所述,本文提出的制导控制原理流程图如图 3 所示。

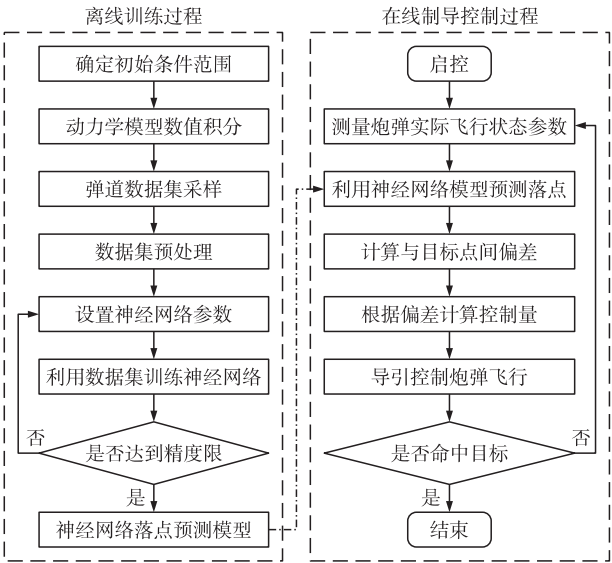


图 3 制导控制原理流程图

Fig. 3 Guidance and control principle flow chart

如图 3 所示,整个流程由“离线训练”和“在线制导控制”两部分组成,其中离线训练得到神经网络落点预测模型;在线制导控制基于此落点预测模型,在线对炮弹实施导引,即可准确命中目标。

3 仿真与分析

以某鸭舵控制的制导炮弹为例,采用本文所设计的制导控制方法进行仿真分析,验证神经网络模型的落点预测精度及最终的控制效果。

3.1 网络训练结果

通过在不同初始条件下数值积分第 1 节建立的六自由度弹道方程,可得到大量用于训练 BP 神经网络的弹道数据。选取弹道顶点为启控点,控制方位角范围从 0 到 360°,每 10°增量变化;舵偏角范围从 0 到 10°,每 2°增量变化,以初速 $v_0=680\text{ m/s}$ 、初始弹道射角 $\theta_0=20^\circ$ 为例,共计算 216 条弹道。制导炮弹飞行状态参数的采集时段为启控时刻开始直至落地,在此时间段每隔 1 s 采集一次数据,并记录该条弹道落点,共采集 149 294 组数据。将其中 80% 作为训练数据集,10%作为测试数据集,10%作为验证数据集。依照第 2 节所述方法训练 BP 神经网络。

如前所述,隐层节点数对神经网络模型的非线性函数逼近精度有较大影响,因此通过逐步增加隐含层神经元节点数进行计算,来确定适合于本文研究问题的隐层节点数量,结果如表 2 所示。

表 2 各隐含层节点数误差

Table 2 Node number error of each hidden layer		
节点数	训练误差/m	测试误差/m
48	5.132	5.283
49	4.369	4.752
50	3.458	3.569
51	3.243	3.651
52	2.186	2.406
53	1.589	1.657
54	0.843	0.957
55	0.743	0.954
56	0.574	0.575
57	0.538	0.846

由表 2 可知,增加隐含层神经元数目可以减少训练误差,但隐含层神经元点数超过 56 时测试误差发生波动,即泛化能力受到不利影响。因此,本文选取隐含层神经元节点数为 56,由此构造出的神经网络模型训练过程如图 4 所示。

图 4 展示了神经网络的训练误差、测试误差、验证误差随迭代次数的变化过程。训练过程中,利用均方误差实时评估网络性能,如满足收敛条件则训练停止,否则将调整参数继续迭代训练。为了防止出现过拟合现象,将最大训练次数设置为 1 800 次。

由图 4 可得,3 种数据集均方误差的大小随着迭代的进行不断下降,当训练次数达到 1 800 次时,迭代结束,神经网络输出误差为 0.553 m,此时该神经网络模型的训练效果较为理想,网络对高维弹道函数逼近程度较好,可用于弹道落点预测。

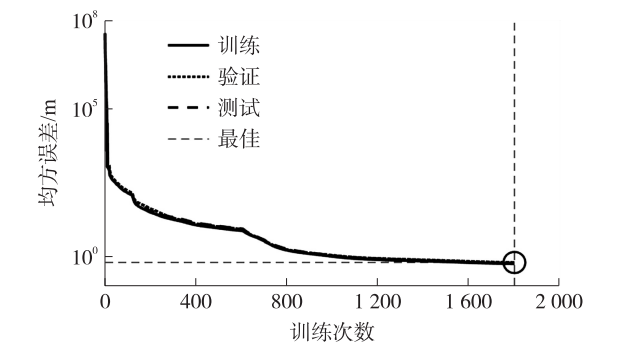


图 4 BP 神经网络训练过程

Fig. 4 Training process of BP neural network

3.2 落点预测检验

为了检验训练好的神经网络模型,在初速为 680 m/s,初始射角分别为 20°、28°、35°、42°、50° 5 种工况下,分别选择训练样本之外的 3 组弹道仿真数据(控制方位角分别为 25°、65°、95°,舵偏角为 5°),并在每条弹道中随机挑选 20 个状态点用于落点预测检验。将这些状态点的飞行参数输入神经网络落点预测模型中,所得到的 20 个预测落点与仿真落点进行比较,其中射程误差最大的记为 $\Delta x_{\max}$,侧偏误差最大的记为 $\Delta z_{\max}$ 。预测误差结果如表 3 所示。

表 3 预测误差统计结果图

Table3 Statistical results of prediction error				
$\theta_0/(^\circ)$	$(\gamma_{Fs} \quad \delta_{cs})$	$\Delta x_{\max}/\text{m}$	$\Delta z_{\max}/\text{m}$	
20	(25° 5°)	2.532	1.507	
	(65° 5°)	3.524	1.326	
	(95° 5°)	2.529	1.253	
28	(25° 5°)	3.246	2.675	
	(65° 5°)	2.654	2.958	
	(95° 5°)	3.226	1.875	
35	(25° 5°)	2.532	1.507	
	(65° 5°)	3.524	1.326	
	(95° 5°)	2.529	1.253	
42	(25° 5°)	3.846	2.505	
	(65° 5°)	3.752	1.146	
	(95° 5°)	1.576	2.453	
50	(25° 5°)	2.246	0.821	
	(65° 5°)	1.237	0.915	
	(95° 5°)	2.422	2.271	

由表3可知,对于不同初始射角下选取的3组数据,射程误差最大值小于4 m(相对误差0.3%),侧偏误差最大值小于3 m(相对误差1.5%),这表明训练所得的BP神经网络模型以较高精度完成了制导炮弹当前飞行状态参数到落点的映射,预测效果良好。由于实际应用中网络训练是离线进行的,故可以继续扩大样本集,如增加不同初速和射角或者进一步增加隐层的节点数量来训练神经网络,得到具有更高精度和适应性更佳的弹道落点预测模型。值得注意的是,BP网络对于隐含层中神经元的数量十分敏感,隐含层中神经元数目不足,可能会导致训练的不适性;隐含层神经元数目过多,有可能导致过适性,从而影响网络的泛化性能。因此,需要对不同神经元数目进行训练对比,构建合适的网络。

3.3 弹道控制仿真

本节选取 $v_0 = 680$ m/s, $\theta_0 = 50^\circ$ 和 35° 两种工况开展弹道控制仿真。当制导炮弹达到弹道顶点后启控,每隔0.5 s采集有控弹道的飞行状态参数进行落点预测,再根据第2.3节所述方法实施制导控制。经反复调试,本文选取系数 $k_p = 0.0012$ 和 $k_D = 0.0083$ 。

对于 $\theta_0 = 50^\circ$ 的工况,设置目标点坐标为 $x_t = 16\ 780$ m, $z_t = -200$ m,有控弹道的仿真结果如图5至图9所示。

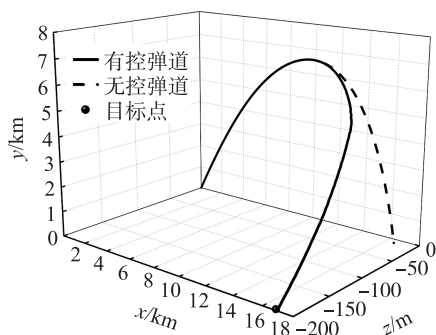


图5 弹道曲线($\theta_0 = 50^\circ$)

Fig. 5 Ballistic curve($\theta_0 = 50^\circ$)

图5至图7是 $\theta_0 = 50^\circ$ 条件下,飞行过程中的弹道曲线、射程与侧偏变化曲线。无控落点为(16 545.565 m, -8.962 m),有控落点为(16 781.920 m, 193.874 m),射程方向脱靶量 $\Delta x_e = -1.920$ m(相对脱靶量为0.01%),侧偏方向脱靶量 $\Delta z_e = -6.126$ m(相对脱靶量为3.06%),这表明采用本文所述方法具有较好的效果。

图8至图9为 $\theta_0 = 50^\circ$ 工况下飞行过程中的舵偏角、控制方位角变化曲线。当制导炮弹到达弹道

顶点后启控($t_c = 32$ s),舵偏角先逐渐增加至最大正值,而后逐渐减小,再增大至最大负值,又逐渐减小,呈现周期性变化,控制目标点与预测落点间的误差逐渐减小。舵偏角始终保持在 $\pm 5^\circ$ 范围波动,这是因为预测落点与目标点间偏差不大,故鸭舵偏转角度较小。控制方位角与舵偏角变化规律相似,保持在 180° 上下波动,弹道控制效果较好。

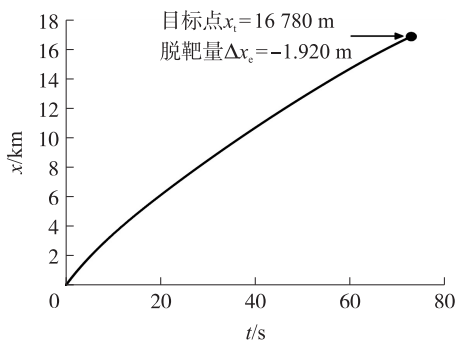


图6 射程变化曲线($\theta_0 = 50^\circ$)

Fig. 6 Curve of range($\theta_0 = 50^\circ$)

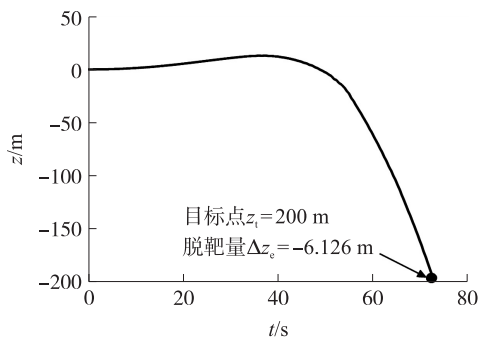


图7 侧偏变化曲线($\theta_0 = 50^\circ$)

Fig. 7 Variation of lateral deflection angle($\theta_0 = 50^\circ$)

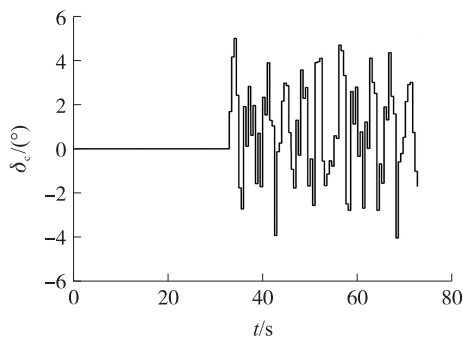


图8 舵偏角变化曲线($\theta_0 = 50^\circ$)

Fig. 8 Variation of rudder deflection angle($\theta_0 = 50^\circ$)

对于 $\theta_0 = 35^\circ$ 的工况,设置目标点坐标为 $x_t = 16\ 110$ m, $z_t = 261$ m,有控弹道的仿真结果如图10至图14所示。

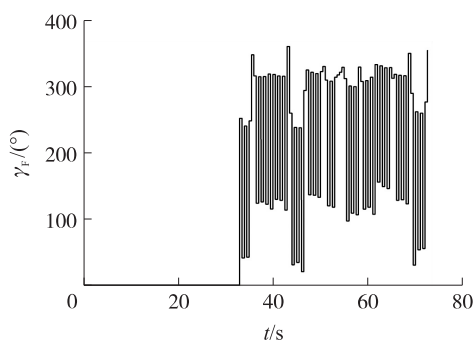


图9 控制方位角变化曲线($\theta_0=50^\circ$)

Fig. 9 Variation of control the azimuth angle($\theta_0=50^\circ$)

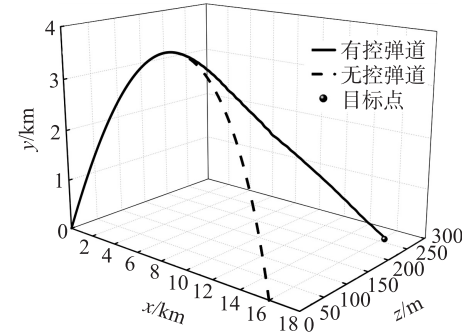


图10 弹道曲线($\theta_0=35^\circ$)

Fig. 10 Ballistic curve($\theta_0=35^\circ$)

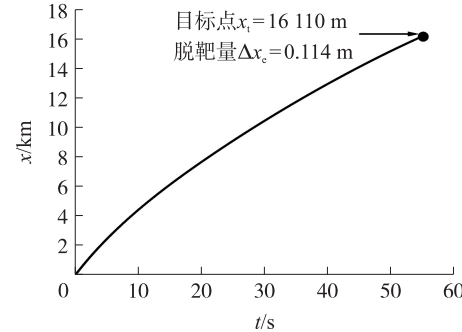


图11 射程变化曲线($\theta_0=35^\circ$)

Fig. 11 Curve of range($\theta_0=35^\circ$)

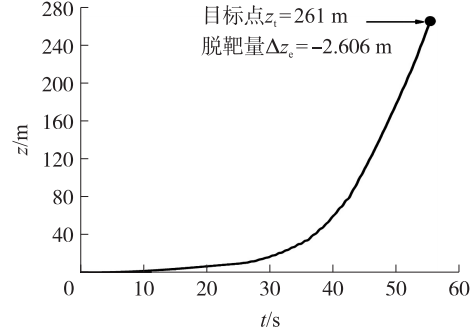


图12 侧偏变化曲线($\theta_0=35^\circ$)

Fig. 12 Variation of lateral deflection angle($\theta_0=35^\circ$)

图10至图12是 $\theta_0=35^\circ$ 条件下,飞行过程中的弹道曲线、射程与侧偏变化曲线。无控落点为

(16 009.534 m, -0.746 m),有控落点为(16 109.886 m, 263.695 m),射程方向脱靶量 $\Delta x_e=0.114$ m(相对脱靶量为0.007%),侧偏方向脱靶量 $\Delta z_e=-2.606$ m(相对脱靶量为1.03%),精度较高。

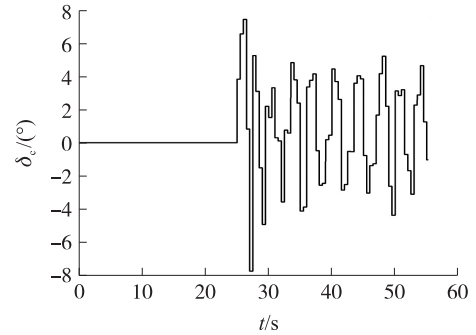


图13 舵偏角变化曲线($\theta_0=35^\circ$)

Fig. 13 Variation of rudder deflection angle($\theta_0=35^\circ$)

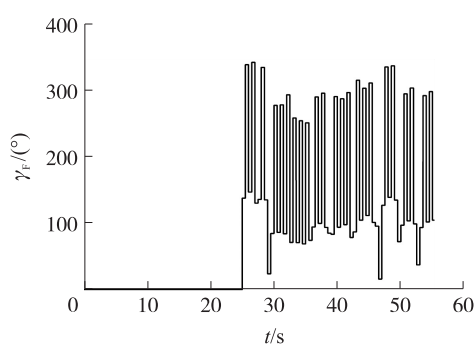


图14 控制方位角变化曲线($\theta_0=35^\circ$)

Fig. 14 Variation of control the azimuth angle($\theta_0=35^\circ$)

图13至图14为 $\theta_0=35^\circ$ 工况下飞行过程中的舵偏角、控制方位角变化曲线。当制导炮弹到达弹道顶点后启控,舵偏角始终保持在 $\pm 8^\circ$ 范围波动,且幅度逐渐减小。这是因为低射角在空中飞行时间更短,启控后舵偏角偏转角度更大以快速减小误差,逐渐接近目标点后偏转角度变小,故相比于 $\theta_0=50^\circ$ 条件下的弹道, $\theta_0=35^\circ$ 脱靶量更小。控制方位角与舵偏角变化规律相似,均在即将到达目标点时趋于稳定幅度变化。

4 结论

本文提出一种基于机器学习的制导炮弹控制方法,建立了基于机器学习方法的落点预测模型,并结合PD控制律构建了适配的制导控制流程。通过不同工况下的数值仿真分析,可得如下结论:

①对于BP神经网络构建的从制导炮弹飞行状态参数映射到落点信息矢量的预测模型,网络隐含

层的节点数对模型预测精度有较大影响。

②从落点预测结果看,在 $20^\circ \sim 50^\circ$ 不同射角下,本文预测模型的误差略有区别,射程预测误差最大不超过 4 m(相对误差 0.3%)、侧偏预测误差最大不超过 3 m(相对误差 1.5%),效果良好。

③从 $\theta_0 = 50^\circ$ 和 $\theta_0 = 35^\circ$ 仿真结果看,本文所提方法均能实现较为准确的制导控制,命中点射程方向脱靶量最大为 1.920 m(相对脱靶量 0.01%)、侧偏方向脱靶量最大为 6.126 m(相对脱靶量 3.06%)。

后续研究可考虑通过扩展输入维数或扩大样本集等方式进一步提高落点预测精度,但需合理匹配精度与网络复杂度等之间的关系。

参考文献

- [1] 王中原,史金光,常思江,等. 弹道修正弹技术发展综述[J]. 弹道学报,2021,33(2):1-12.
WANG Zhongyuan, SHI Jinguang, CHANG Sijiang, et al. Review on development of technology of trajectory correction projectile[J]. Journal of Ballistics, 2021, 33(2): 1-12. (in Chinese)
- [2] 邢炳楠,杜忠华,杜成鑫. 二维弹道修正弹及其制导控制技术综述[J]. 国防科技大学学报,2021,43(4):53-68.
XING Bingnan, DU Zhonghua, DU Chengxin. Review on two-dimensional trajectory correction projectile and its guidance and control technology[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2021, 43(4): 53-68. (in Chinese)
- [3] 普承恩,王良明,傅健. 基于EKF落点预测的二维弹道修正弹制导方法[J]. 兵器装备工程学报,2018,39(6):52-57.
PU Chengen, WANG Liangming, FU Jian. A guidance method for two dimensional trajectory correction projectile based on impact point prediction of EKF[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2018, 39(6): 52-57. (in Chinese)
- [4] 魏五洲,霍李,李军明,等. 基于无迹卡尔曼滤波算法的弹道落点预测方法[J]. 兵工自动化,2022,41(2):70-74.
WEI Wuzhou, HUO Li, LI Junming, et al. Ballistic impact point prediction method based on UKF algorithm[J]. Ordnance Industry Automation, 2022, 41(2): 70-74. (in Chinese)
- [5] 王钰,于纪言,王晓鸣. 摄动落点预测法的快速建模与基于精度最优的分段预测控制法[J]. 兵工学报,2017,38(5):867-876.
WANG Yu, YU Jiyan, WANG Xiaoming. Rapid impact-point prediction modeling based on perturbation theory and piecewise prediction control method[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(5): 867-876. (in Chinese)
- [6] 柯知非,高敏,王毅,等. 基于摄动落点预测与修正比例导引的复合修正算法设计[J]. 弹道学报,2020,32(4):14-19.
KE Zhifei, GAO Min, WANG Yi, et al. Design of composite trajectory correction algorithm based on perturbation impact-point prediction and modified proportional navigation[J]. Journal of Ballistics, 2020, 32(4): 14-19. (in Chinese)
- [7] 杨焱煜,蔡爱华,陆泽健,等. 基于初状态优化的弹道导弹自由段定轨和预测方法[J]. 现代雷达,2019,41(9):49-54.
YANG Yanyu, CAI Aihua, LU Zejian, et al. Ballistic missile orbit determination and prediction approach in free-flight phase based on initial condition optimization[J]. Modern Radar, 2019, 41(9): 49-54. (in Chinese)
- [8] ZHANG X, YAO X, ZHENG Q. Impact point prediction guidance based on iterative process for dual-spin projectile with fixed canards[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(8): 1967-81.
- [9] ZHANG X, LEI H M, LI J, et al. Ballistic missile trajectory prediction and the solution algorithms for impact point prediction[C]//Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference. Yantai, China; IEEE, 2014.
- [10] YAN L, CHANG X, WANG N, et al. Aerodynamic identification and control law design of a missile using machine learning[J]. AIAA Journal, 2023, 61(7): 2998-3018.
- [11] 梁益铭,李广宁,徐敏. 基于机器学习的智能控制数值虚拟飞行方法[J]. 航空学报,2023,44(17):79-91.
LIANG Yiming, LI Guangning, XU Min. Method for numerical virtual flight with intelligent control based on machine learning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(17): 79-91. (in Chinese)
- [12] GONG X, CHEN W, CHEN Z. All-aspect attack guidance law for agile missiles based on deep reinforcement learning[J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 127: 107677.
- [13] CARPENTER M, HARTFIELD R J, ZHOU L, et al. Statistical learning for munition trajectory prediction[R]. AIAA 2019-0429, 2019.
- [14] 王森,王良明,傅健. BP神经网络在弹丸落点预测中的应用[J]. 计算机仿真,2021,38(2):24-28.
WANG Sen, WANG Liangming, FU Jian. Application of BP neural network in projectile impact point prediction[J]. Computer Simulation, 2021, 38(2): 24-28. (in Chinese)
- [15] HUANG Xin, ZHAO Handong. Projectile impact point prediction method based on GRNN[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2016, 7(1): 7-12.
- [16] 卢新月,祁金玉,钱荣朝,等. 基于长短期记忆神经网络的弹丸落点预测[J]. 探测与控制学报,2023,45(1):73-77.
LU Xinyue, QI Keyu, QIAN Rongzhao, et al. A LSTM neural network based projectile impact-point prediction method[J]. Journal of Detection and Control, 2023, 45(1): 73-77. (in Chinese)
- [17] 韩子鹏,常思江. 弹箭外弹道学[M]. 北京:北京理工大学出版社,2022.
HAN Zipeng, CHANG Sijiang. Exterior ballistics of projectiles and rockets[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2022. (in Chinese)
- [18] MARTIN T H. 神经网络设计(第2版)[M]. 章毅,等,译. 北京:机械工业出版社,2017.