

基于 BP 神经网络的弹射装置参数优化

贺尔铭¹, 赵冠臣¹, 王延生², 韩召辉²

(1.西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072; 2.成都立航科技股份有限公司, 四川 成都 610091)

摘 要:为降低弹射装置的质量及体积占用并提升其缓冲性能,以某型弹射装置为研究对象,建立了弹射过程及缓冲过程的物理模型和数学模型,利用龙格库塔方法求解并进行仿真分析。利用拉丁超立方采样方法选取样本点,并在仿真程序中运行求解。随后基于 BP 神经网络建立输入与输出之间的代理模型,并以此代理模型为基础,利用 NSGA-II 多目标优化方法进行优化。经过优化,与初始方案对比,装置质量降低 15.52%,缓冲末速度降低 54.58%,最大缓冲加速度降低 23.15%,优化效果显著。

关 键 词:多目标优化;弹射装置;BP 神经网络;NSGA-II 算法;液压传动

中图分类号:V245.1

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2025)04-0631-09

当今最先进的隐身战机多采用了内埋式弹仓设计,在导弹发射离机后容易受到飞机附近气流的干扰,增加了发射过程中的不安全性。此外在空战中,战斗机需要迅速做出反应并在极短时间内发射导弹,因此必须采用弹射的方式将导弹迅速弹出,以确保战斗力的发挥^[1]。目前的弹射方式主要为抛放弹式弹射、高压气瓶弹射和气液混合弹射^[2],与两者相比,气液混合弹射环保无污染、作动过程稳定、后勤维护方便。当前隐身战机已经大批量入列,对弹射装置的要求也逐渐提高,因此急需研制一款气液混合弹射装置,以提升隐身战机的综合战斗力。

然而,气液混合式弹射装置的质量与体积较大,有必要对其进行优化设计,可以基于仿真数据和理论模型,结合遗传算法、粒子群算法等智能优化算法进行优化^[3-5]。由于在优化过程中需要大量计算,往往需要耗费大量时间和计算资源。因此可以选取一定规模的样本数据,并利用机器学习算法构建代理模型,随后进行优化^[6],此种方式能够大大提高优化效率,不仅减少了计算时间,还能有效降低对计算资源的需求。

前向反馈神经网络(BP 神经网络)是一种误差反向传播的多层前馈式神经网络^[7],其结构由输入层、隐藏层和输出层组成。在数据的拟合预测方面,

BP 神经网络被广泛应用且具有巨大优势。Zhang 等^[8]在检测风力发电机的故障时,利用 BP 神经网络拟合出错误质量与错误类型之间的映射关系,从而实现故障的快速识别。李文华等^[9]提出一种基于遗传算法改进 BP 神经网络的液压系统故障诊断方法,结果表明该方法相对于传统的 BP 神经网络具有更好的诊断性能。

弹射装置的质量与体积间接影响到战机的战斗力,此外,作动筒内产生的冲击也会产生不利影响,因此有必要设置缓冲装置,并对弹射装置和缓冲装置进行优化。本文利用拉丁超立方采样^[10]选取样本数据,并利用 BP 神经网络构建输入与输出之间的代理模型,随后利用 NSGA-II 方法分别对弹射作动筒和缓冲装置进行多目标优化。

1 作动装置和缓冲装置工作原理

本文针对该气液混合弹射系统^[11]进行研究,如图 1 所示,其由蓄能器、作动筒和可变节流阀等组成,其中蓄能器包括液体腔、气体腔和活塞;而作动筒包含无杆腔、有杆腔、活塞和活塞杆。整个弹射过程如下:

蓄能器气体腔内的高压气体推动活塞运动,进而推动液体腔的液体排出。此时大量油液经过油管分别进入作动筒的有杆腔和无杆腔。帕斯卡定律中提到,在密闭空间的液体内施加的压强,可以大小不

变地向液体的各个方向传递,因而作动筒活塞两侧的压强相等。但由于活塞无杆腔一侧的受力面积大于有杆腔一侧的受力面积,导致无杆腔一侧受到的力大于有杆腔。在这种差动作用下,活塞连同活塞杆向下移动,推动负载运动,使负载加速到目标速度后,弹射过程完成。

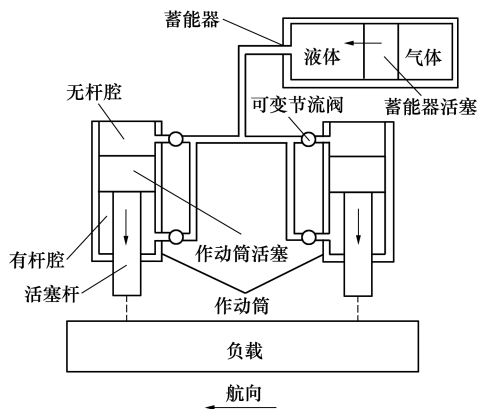


图1 双体气液混合弹射系统

为了解决弹射装置空间受限的问题,同时保证负载顺利出仓,而且弹射行程要满足需求,弹射加速度也不宜过大,采用多级作动筒的弹射方案^[12]。

由于弹射的速度较快,当活塞抵达作动筒端盖时会产生显著的刚性冲击,这种冲击不仅对弹射装置本身,而且对整个飞机的结构都会造成不利影响,因而需要设置缓冲装置来减轻这种冲击^[13]。

本文采用如图2所示的锥形缓冲装置^[14],整个装置由弹射活塞、缓冲活塞、复位弹簧、活塞杆以及作动筒筒壁构成。在弹射活塞抵达作动筒末端后停止运动,由于弹射活塞质量不大,造成的冲击在可接受范围内。此时缓冲活塞与活塞杆一同继续向前运动,缓冲腔中的油液从弹射活塞与缓冲活塞之间的缝隙流到中间腔,进而从缓冲活塞与作动筒壁之间的缝隙流入无杆腔。由于缓冲活塞为锥形,随着缓

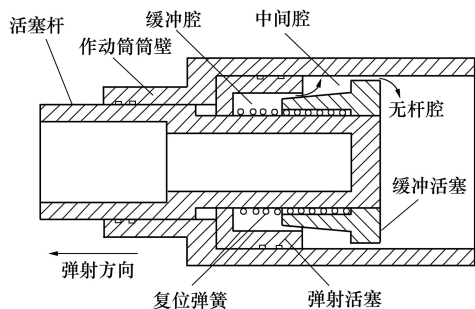


图2 锥形缓冲装置

冲活塞向前运动,缓冲活塞与活塞之间的缝隙越来越小,从而形成节流作用,进而使缓冲腔中的油液压力上升,缓冲活塞与活塞杆在油液压力的作用下完成减速。

2 数学建模

2.1 弹射作动装置数学模型

本文假设:蓄能器气体腔工作介质为理想气体,满足理想气体的状态方程;弹射过程中的气体为绝热状态;所有连接管道都是短而粗的;管道内的动态、摩擦损失、流体质量忽略不计;沿程阻力损失引起的压降忽略不计;整个弹射过程为刚体运动。

在弹射过程中,蓄能器提供的高压油液经过作动筒的进油阀口流入作动筒无杆腔,同时作动筒有杆腔内的油液经回油阀口流出,此过程中阀口的流量由(1)~(2)式建立。

$$Q_{in} = C_d A_{in} \sqrt{\frac{2[(p_{ac} - p_{up})]}{\rho_{oil}}} \quad (1)$$

$$Q_{out} = C_d A_{out} \sqrt{\frac{2[(p_{down} - p_{ac})]}{\rho_{oil}}} \quad (2)$$

式中: Q_{in} 为通过阀口进入作动筒无杆腔的流量; Q_{out} 为从作动筒有杆腔流出的流量; C_d 为流量系数; A_{in} 为进油阀口面积; A_{out} 为回油阀口面积; ρ_{oil} 为油液密度; p_{ac} 为蓄能器内液体压力; p_{up} 为作动筒无杆腔液体压力; p_{down} 为作动筒有杆腔液体压力。

油液经进油阀口流入作动筒无杆腔的连续性方程为

$$Q_{in} = A_{up} \dot{x}_e + \frac{V_{in}}{E_{oil}} \dot{p}_{up} \quad (3)$$

作动筒有杆腔中的油液经回油阀口流出的连续性方程为

$$Q_{out} = A_{down} \dot{x}_e - \frac{V_{out}}{E_{oil}} \dot{p}_{down} \quad (4)$$

式中: x_e 为弹射活塞的位移; A_{up} 为活塞无杆端面积; A_{down} 为活塞有杆端面积; V_{in} 为进油腔容积; V_{out} 为回油腔容积; E_{oil} 为油液弹性模量。

弹射是一个快速的过程,因此蓄能器内的气体变化可以视为绝热过程,且满足气体状态方程

$$p_1 V_1^\gamma = p_2 V_2^\gamma = \text{常数} \quad (5)$$

式中: p_1 和 V_1 分别为变化前的压强和体积; p_2 和 V_2 分别为变化后的压强和体积; γ 为绝热指数,本文取

$\gamma = 1.4$ 。

结合蓄能器中活塞的运动,可以得出蓄能器内的气体状态方程为

$$p_{ac1} V_{gac1}^\gamma = p_{ac2} V_{gac2}^\gamma = p_{ac2} (V_{gac1} + A_{ac} x_{ac})^\gamma \quad (6)$$

式中: p_{ac1} 为变化前的气体压强; p_{ac2} 为变化后的气体压强; V_{gac1} 为变化前的气体体积; V_{gac2} 变化后的气体体积; A_{ac} 为蓄能器活塞面积; x_{ac} 为蓄能器活塞位移。

蓄能器内液体的流动微分方程为

$$Q_{in} - Q_{out} = \frac{V_{fac}}{E_{oil}} \dot{p}_{ac} + A_{ac} \dot{x}_{ac} \quad (7)$$

$$V_{fac} = V_{fac1} - x_{ac} A_{ac} \quad (8)$$

式中: Q_{out} 为从作动筒有杆腔流回蓄能器液体腔的流量; Q_{in} 为从蓄能器液体腔流到作动筒无杆腔的流量; V_{fac} 为蓄能器液体腔体积; p_{ac} 为蓄能器液体压强; V_{fac1} 为蓄能器液体腔初始体积。

根据牛顿第二定律,对液压缸活塞进行受力分析,如图 3 所示,负载与活塞杆的运动方向与重力同向,建立动力学平衡方程如(9)式所示。

$$m \ddot{x}_e = p_{up} A_{up} - p_{down} A_{down} + mg - c \dot{x}_e \quad (9)$$

式中: m 为弹射质量(包括负载、活塞杆等); g 为重力加速度; c 为黏滞阻力系数。

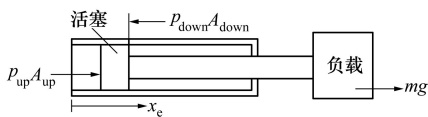


图 3 液压缸模型

三级作动筒如图 4 所示, A_{up1} 为一级活塞无杆腔侧面积, A_{up2} 为二级活塞无杆腔侧面积, A_{up3} 为三级活塞无杆腔侧面积, A_{down1} 为一级活塞有杆腔侧面积, A_{down2} 为二级活塞有杆腔侧面积, A_{down3} 为三级活塞有杆腔侧面积, x_{e1} 为一级活塞杆位移, x_{e2} 为二级活塞杆位移, x_{e3} 为三级活塞杆位移。

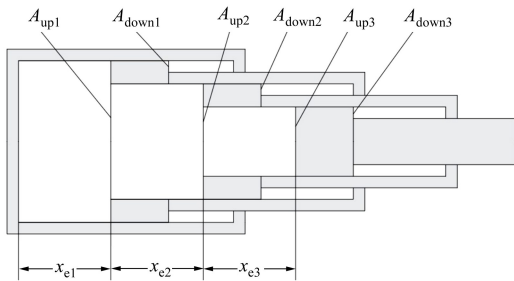


图 4 三级作动筒

2.2 缓冲过程数学模型

本文装置采用如图 2 所示的锥形缓冲活塞的方案,在缓冲过程中,缓冲腔内的油液经中间腔流入无杆腔,其节流公式为

$$Q_{bu} = C_{bu} A_{bu_out} \sqrt{\frac{2(p_{bu} - p_{up})}{\rho_{oil}}} \quad (10)$$

在此过程中的连续性方程为

$$Q_{bu} = A_{bu_e} \dot{x}_{bu} - \frac{V_{bu}}{E_{oil}} \dot{p}_{bu} \quad (11)$$

式中: C_{bu} 为缓冲过程中的流量系数,与节流口的形状特征有关,可由实验获得; Q_{bu} 为从缓冲腔中流出的油液流量, A_{bu_out} 为节流口流通截面积; A_{bu_e} 为缓冲活塞受力面积; x_{bu} 为缓冲活塞与弹射活塞相对位移; V_{bu} 为缓冲腔体积; p_{bu} 为缓冲腔压力。

由牛顿运动方程可推导缓冲活塞的动力学平衡方程

$$m \ddot{x}_{bu} = p_{up} A_{up} - p_{bu} A_{bu_e} + mg - c \dot{x}_{bu} \quad (12)$$

式中: c 为阻力系数; m 为弹射质量,且该质量会随弹射状态而变化。当缓冲刚开始时,弹射质量为末级活塞杆与负载之和,当活塞杆与负载分离时,弹射质量只为末级活塞质量。由于活塞杆与负载分离后,负载做自由落体运动,该过程中弹射质量的变化可以由加速度的变化来确定,即

$$m = \begin{cases} m_{e_end} + m_{load}, & a \geq g \\ m_{e_end}, & a < g \end{cases} \quad (13)$$

最后可推导出缓冲活塞运动的微分方程

$$\ddot{x}_{bu} = \frac{p_{up} A_{up} - p_{bu} A_{bu_e} + mg - c \dot{x}_{bu}}{m} \quad (14)$$

3 作动装置参数优化

3.1 代理模型建立

为了降低装置的质量以及空间占用,对作动装置进行优化,将作动装置的设计参数化。如图 5 所示,整个装置的设计由以下参数确定:三级杆径 R_3 , 三级作动筒壁厚 D_3 , 二级作动筒壁厚 D_2 , 三级活塞与杆半径差 d_3 , 二级活塞与杆半径差 d_2 , 一级活塞与杆半径差 d_1 , 蓄能器气体腔体积 V_1 , 蓄能器液体腔体积 V_2 。其中,作动筒壁厚 D_2 和 D_3 以初步设计为准,且后续还需在筒壁中挖孔以作为回油通道,要有一定的冗余设计,因此 D_2 和 D_3 不进行优化。则最终选取的优化参数为 $R_3, d_1, d_2, d_3, V_1, V_2$, 同时在

仿真计算时的每一级作动行程都为 100 mm。本文中已有的初始设计参数如表 1 所示。

表 1 作动筒初始设计参数

参数	数值	参数	数值
R_3/mm	7.0	d_3/mm	3.0
d_1/mm	3.0	V_1/L	0.93
d_2/mm	3.0	V_2/L	0.85

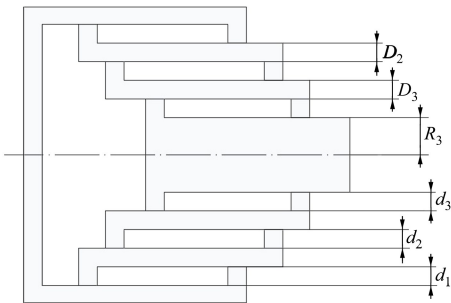


图 5 三级作动筒示意图

本节的研究内容是改善弹射装置过于笨重的问题,想要解决这一问题就需要通过改变设计参数来降低弹射装置的质量,同时需要保证弹射装置的性能要求。弹射速度 v 为末级活塞杆和负载分离时的速度 $\dot{x}_e$ 的值,需要保证该速度不低于设计要求中的 8 m/s。因此想要达到的优化目标为:在保证弹射速度 v 满足设计要求的前提下,尽可能降低弹射装置的质量即弹射系统作动结构的质量 m 。其中弹射速度 v 通过求解(1)~(14)式得到;装置质量 m 则根据设计参数求得。最终的优化目标函数的一般形式如(15)式所示。

$$\begin{cases} v = f_1(d_1, d_2, d_3, R_3, V_1, V_2) \\ m = f_2(d_1, d_2, d_3, R_3, V_1, V_2) \end{cases} \quad (15)$$

BP 神经网络由输入层、输出层和若干个隐藏层组成,其结构如图 6 所示。

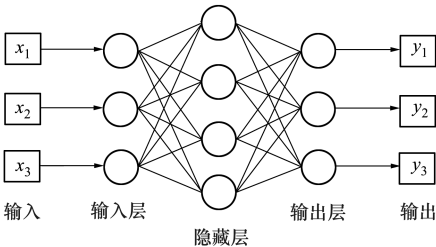


图 6 神经网络结构

通过编程求解(1)~(14)式,根据不同的输入计算出相应的参数并建立数据集,利用此数据集,基于 BP 神经网络和(15)式构建设计参数与优化目标之间映射关系的代理模型。以初始设计参数为基准,确定各参数范围,如表 2 所示。

表 2 设计参数范围

参数	下限	上限
R_3/mm	6	20
d_1/mm	1.5	5
d_2/mm	1.5	5
d_3/mm	1.5	5
V_1/L	0.3	1.0
V_2/L	0.3	1.0

在采样区间内利用拉丁超立方采样方法选取样本在仿真程序中计算,将计算结果与采样数据整合成样本数据集。选取 60 组样本,其中 40 组作为训练集用于模型训练,20 组作为测试集用来检验模型准确度。

利用已有代理模型预测这 20 组输入值得到输出,并与真实的输出值进行对比。代理模型预测值与真实值的误差分析如图 7 所示,图中红线代表预测值与真实值完全相等,蓝色圆点横坐标和纵坐标分别为预测值和真实值,蓝色圆点越靠近红线代表模型的拟合程度越高,预测值与真实值之间的误差越小。

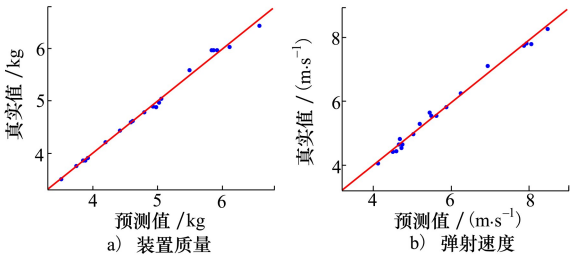


图 7 代理模型误差分析

测试集中代理模型的预测值和真实值之间的相关误差指标如表 3 所示。

表 3 最终确定代理模型的误差指标

项目	RMSE	RRMSE	R^2	MAE
弹射速度 v	0.127 7	0.022 4	0.990 8	0.113 9
装置质量 m	0.051 0	0.012 0	0.996 4	0.012 2

弹射速度预测值与真实值之间的 RRMSE 达到 0.022 4,代理模型对弹射速度的预测精度为 97.76%;装置质量预测值与真实值之间的 RRMSE 达到 0.012 0,代理模型对装置质量的预测精度为 98.80%,均满足工程所要求。

3.2 多目标优化

以在保证弹射速度满足设计要求的前提下,尽可能降低弹射装置的质量为目标函数。约束条件根据表 2 中的设计参数范围确定。则最终确定的多目标优化的表达式为

$$\begin{cases} \max v = f_1(d_1, d_2, d_3, R_3, V_1, V_2) \\ \min m = f_2(d_1, d_2, d_3, R_3, V_1, V_2) \end{cases} \quad (16)$$

约束条件为

$$\text{s.t.} \begin{cases} 1.5 \leq d_1 \leq 5 \\ 1.5 \leq d_2 \leq 5 \\ 1.5 \leq d_3 \leq 5 \\ 6 \leq R_3 \leq 20 \\ 0.3 \leq V_1 \leq 1 \\ 0.3 \leq V_2 \leq 1 \\ \Delta V < V_2 \end{cases} \quad (17)$$

由于遗传算法只能求解极小值^[15],而对于弹射速度要求解其极大值,因此将其目标函数值取相反数代入程序中。随后在 Matlab 中编写 NSGA-II 程序,并进行多目标优化,参数设置如表 4 所示。

表 4 多目标优化的参数设置

参数	数值
最优前端个体比例	0.3
种群大小	200
进化代数	100
适应度函数值偏差	10 ⁻¹⁰⁰

根据单次仿真时间计算出优化过程共需约 7 400 s。而调用 BP 神经网络所拟合的模型进行计算则用时 256.37 s,运算时间大大缩短。

计算完成后得到的 Pareto 前沿最优解集如图 8 所示,在最优解集中选取合适的点,其对应的参数即为优化结果。

在最优解的选择中,需要考虑装置质量和弹射速度两方面,装置质量在满足需求的前提下要尽可能小,而弹射速度需要达到目标需求。由于需要考虑到后期尺寸圆整以及计算误差等因素,为避免最

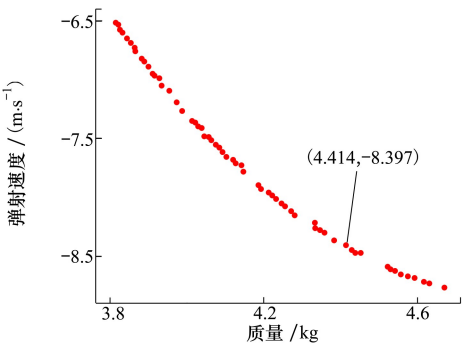


图 8 Pareto 最优解集

终优化结果无法满足目标需求,弹射速度适当扩大,确定为 8 m/s 的 105%,即 8.4 m/s。因此在 Pareto 最优解集中选取最接近 8.4 m/s 的解,对应装置质量为 4.414 kg,弹射速度为 8.397 m/s,相应的设计参数圆整后如表 5 所示。

表 5 优化后的设计参数

参数	数值
一级活塞直径/mm	49
一级杆径/mm	46
二级活塞直径/mm	34
二级杆径/mm	29
三级活塞直径/mm	17
三级杆径/mm	12
蓄能器气体腔体积/mL	881
蓄能器液体腔体积/mL	571

由于不考虑负载偏心挂载的情况,前、后作动筒距负载重心距离设置相同参数。利用表 5 中的数据进行仿真,计算出弹射速度为 8.384 m/s,弹射时间为 45.8 ms,将优化结果与初始方案进行对比,其结果如表 6 所示。

表 6 优化方案与初始方案对比结果

方案	弹射速度/ (m · s ⁻¹)	装置质量/ kg	作动筒外径/ mm
初始	8.059	5.22	68
优化	8.384	4.41	61

由表 6 可知,优化完成后弹射速度提升了 0.325 m/s,满足目标需求;装置质量降低 0.81 kg,减大幅度达到 15.52%;作动筒外径减小 7 mm,弹射装

置对空间的占用有所降低。

4 缓冲装置参数优化

4.1 代理模型构建

对缓冲装置进行参数化设计,如图 9 所示,其主要参数有活塞直径、缓冲行程、最小间隙和最大间隙。由于末级弹射作动筒的活塞直径为 17 mm,缓冲活塞的直径应小于此,故设置为 12 mm;缓冲行程确定为 30 mm。最终选取的优化参数为最小间隙 $g_{\min}$ 和最大间隙 $g_{\max}$ 。对于缓冲装置的初始设计参数,最小间隙 $g_{\min}$ 为 0.02 mm,最大间隙 $g_{\max}$ 为 0.2 mm。

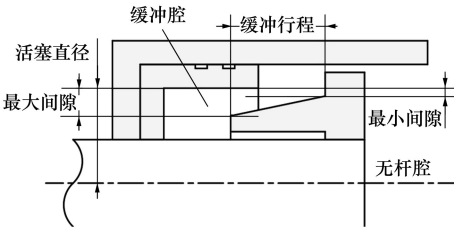


图 9 缓冲装置示意图

对于缓冲效果的评价,主要有缓冲末速度和最大缓冲加速度(绝对值)2 个衡量指标。缓冲末速度为缓冲过程完成时活塞的速度,如图 10a) 所示,此时缓冲活塞已经抵达行程末端,将以此速度发生刚性冲击来消耗剩余的动能。最大缓冲加速度则是在缓冲过程中缓冲活塞的最大加速度,如图 10b) 所示,其值过大会对整个装置的寿命、油液泄漏等产生影响。在初始设计参数下,缓冲末速度为 0.814 4 m/s,最大缓冲加速度为 2 526.58 m/s²,对于缓冲装置来说,缓冲性能仍有提升空间。

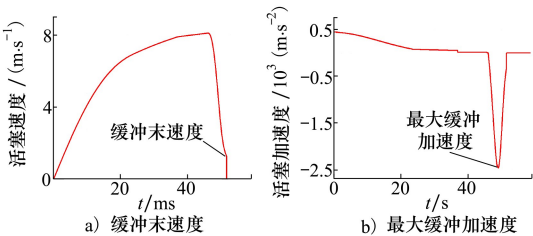


图 10 缓冲装置优化参数

本节的研究内容是改善缓冲装置的性能,需要通过改变缓冲装置的设计参数来降低最大缓冲加速度(绝对值),同时也应尽可能降低缓冲末速度。因

此想要达到的优化目标为:获得尽可能小的最大缓冲加速度(绝对值) $a_{\max}$ 和缓冲末速度 v_{end} 。二者均通过本文开发的仿真软件计算,最终优化的目标函数的一般形式如(18) 式所示。

$$\begin{cases} a_{\max} = f_3(g_{\max}, g_{\min}) \\ v_{\text{end}} = f_4(g_{\max}, g_{\min}) \end{cases} \quad (18)$$

确定各参数的范围,如表 7 所示。

表 7 设计参数范围

参数	下限	上限
最小间隙 $g_{\min}$ /mm	0.01	0.1
最大间隙 $g_{\max}$ /mm	0.1	0.5

选取训练集样本数量为 50,隐藏层数为 7,且每层神经元数都为 10。在此条件下进行测试,最终选取的代理模型训练结果如图 11 所示,测试集中代理模型的预测值和真实值之间的相关误差指标如表 8 所示。

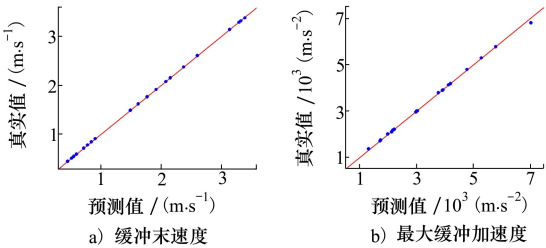


图 11 目标模型误差分析

表 8 最终确定代理模型的误差指标

项目	RMSE	RRMSE	R^2	MAE
缓冲末速度	0.004 8	0.002 8	0.999 9	0.003 3
最大缓冲加速度	49.746 5	0.014 6	0.998 8	25.249 5

缓冲末速度预测值与真实值之间的 RRMSE 达到 0.002 8,代理模型对缓冲末速度的预测精度为 99.72%;最大缓冲加速度预测值与真实值之间的 RRMSE 达到 0.014 6,代理模型对最大缓冲加速度的预测精度为 98.54%,均满足工程所要求。

4.2 多目标优化

多目标函数在保证最大缓冲加速度尽可能小的前提下,以降低缓冲末速度的值为目标函数,约束条件根据表 7 中的设计参数范围确定。则最终确定的

多目标优化的表达式为

$$\begin{cases} \min a_{\max} = f_3(g_{\max}, g_{\min}) \\ \min v_{\text{end}} = f_4(g_{\max}, g_{\min}) \end{cases} \quad (19)$$

约束条件为

$$\text{s.t.} \begin{cases} 0.1 \leq g_{\max} \leq 0.5 \\ 0.01 \leq g_{\min} \leq 0.1 \end{cases} \quad (20)$$

随后利用 NSGA-Ⅱ 方法进行多目标优化,参数设置如表 9 所示。

表 9 多目标优化的参数设置

参数	数值
最优前端个体比例	0.3
种群大小	200
进化代数	100
适应度函数值偏差	10^{-100}

对于缓冲性能的指标,由于缓冲结束后仍会产生刚性冲击,应尽可能降低缓冲末速度,故首先考虑缓冲末速度。如图 12 所示,在 Pareto 最优解集中,当缓冲末速度为 0.37 m/s 时,最大加速度为 2 045.03 m/s²。当缓冲末速度进一步降低时,最大加速度急剧升高,因此选择 (0.37, 2 045.03) 为最终优化点,其对应的最小间隙 $g_{\min}$ 圆整后为 0.01 mm,最大间隙 $g_{\max}$ 圆整后为 0.17 mm。

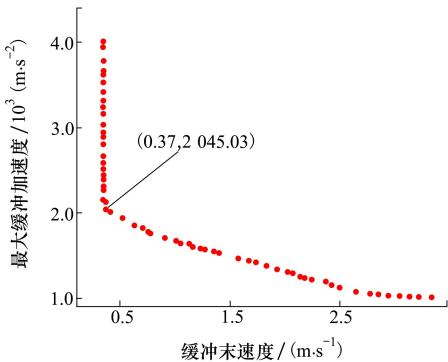


图 12 Pareto 最优解集

利用此参数进行仿真计算,最大缓冲加速度为 -1 941.64 m/s²,缓冲末速度为 0.370 7 m/s。优化前后缓冲装置性能的对比如图 13 和表 10 所示。

从表 10 可以看出,优化后缓冲末速度降低 54.48%;最大缓冲加速度降低 23.15%。

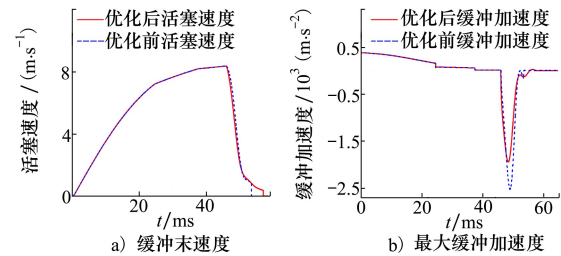


图 13 缓冲装置设计参数优化前后对比

表 10 优化方案与初始方案对比结果

方案	缓冲末速度/ (m · s ⁻¹)	最大缓冲加速度/ (m · s ⁻²)
初始	0.814 4	-2 526.58
优化	0.370 7	-1 941.64

5 结 论

本文建立了气液混合弹射系统的物理模型和数学模型,对弹射过程进行仿真分析,并基于 BP 神经网络建立代理模型,对作动装置进行多目标优化,主要结论如下:

- 1) 建立了作动系统的物理模型。对作动过程中的部分问题进行了一定的简化,并基于节流方程、气体状态方程以及牛顿运动方程,推导了作动筒和蓄能器在作动过程中的数学模型。
- 2) 以锥形缓冲装置为基础,推导了缓冲过程中活塞运动以及油液压力的微分方程,并进行仿真分析,仿真结果显示,在初始设计参数下,弹射速度为 8.059 m/s,装置质量为 5.22 kg,缓冲末速度为 0.814 4 m/s,最大缓冲加速度为-2 526.58 m/s²。
- 3) 分别对作动筒和缓冲装置的设计参数进行了优化。利用拉丁超立方采样方法在样本区间选取样本并进行仿真计算,利用 BP 神经网络构建代理模型,随后基于此代理模型利用 NSGA-Ⅱ 方法进行多目标优化,最终得到 Pareto 最优解集,并根据实际需求选择最优解。经过优化,与初始方案对比,装置质量降低 15.52%,缓冲末速度降低 54.58%,最大缓冲加速度降低 23.15%。

参考文献:

- [1] 卢永祥. 机载导弹发射装置研究现状及发展趋势[J]. 中国军转民, 2013(11): 62-64
LU Yongxiang. Research status and development trend of airborne missile launcher[J]. China Military-to-Civilian Conversion, 2013(11): 62-64 (in Chinese)
- [2] 王乐, 刘志洋. 机载武器悬挂投射装置[J]. 机械管理开发, 2009, 24(2): 40-42
WANG Le, LIU Zhiyang. Airborne weapon suspension projection device[J]. Journal of Machinery Management Development, 2009, 24(2): 40-42 (in Chinese)
- [3] 石建华. 高速路面沥青混凝土摊铺施工参数优化研究[J]. 城市建设理论研究, 2024(34): 162-164
SHI Jianhua. Research on optimization of construction parameters for asphalt concrete paving of high-speed pavement[J]. Urban Construction Theory Research, 2024(34): 162-164 (in Chinese)
- [4] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38
FANG Kuangnan, WU Jianbin, ZHU Jianping, et al. Review of random forest method research[J]. Statistics and Information Forum, 2011, 26(3): 32-38 (in Chinese)
- [5] 陈兰钰. 基于机器学习的工程造价风险评估模型研究[J]. 网络安全和信息化, 2024(12): 46-48
CHEN Lanyu. Research on risk assessment model of engineering cost based on machine learning[J]. Network Security and Informatization, 2024(12): 46-48 (in Chinese)
- [6] HE X, LI T, LI Q, et al. Optimization of production process parameters for polishing machine tools in crankshaft abrasive belt based on BP neural network and NSGA-II[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 134(7/8): 3971-3983
- [7] 冯紫科, 杨璐, 柳美玉, 等. 基于 BP 神经网络的桁架结构损伤识别研究[J]. 建筑科学与工程学报, 2024, 41(6): 41-48
FENG Zike, YANG Lu, LIU Meiyu, et al. Research on damage identification of truss structures based on BP neural network[J]. Journal of Building Science and Engineering, 2024, 41(6): 41-48 (in Chinese)
- [8] ZHANG J, LIU L, WANG L, et al. Fault detection of key parts of wind turbine based on BP neural network combination prediction model[J]. Energy Informatics, 2024, 7(1): 124
- [9] 李文华, 牛国波, 刘羽佳. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的液压系统故障诊断[J]. 机床与液压, 2023, 51(8): 159-164
LI Wenhua, NIU Guobo, LIU Yujia. Fault diagnosis of hydraulic system based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(8): 159-164 (in Chinese)
- [10] 辛欣. 基于拉丁超立方采样方法的抽水试验方案设计研究[J]. 科技传播, 2014, 6(6): 131-132
XIN Xin. Research on the design of pumping test scheme based on latin hypercube sampling method[J]. Science and Technology Communication, 2014, 6(6): 131-132 (in Chinese)
- [11] 贾文昂, 赵伟. 分离式气液混合弹射动力系统的研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(4): 93-98
JIA Wen'ang, ZHAO Wei. Research on separated gas-liquid mixed ejection power system[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(4): 93-98 (in Chinese)
- [12] 谢建, 罗治军, 田桂, 等. 基于 AMESim 的多级液压缸建模与仿真[J]. 机床与液压, 2010, 38(7): 126-129
XIE Jian, LUO Zhijun, TIAN GUI, et al. Modeling and simulation of multi-stage hydraulic cylinder based on AMESim[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2010, 38(7): 126-129 (in Chinese)
- [13] 王俊, 阮健. 气液混合式液压缸缓冲过程的研究[J]. 浙江工业大学学报, 2013, 41(5): 519-523
WANG Jun, RUAN Jian. Research on the buffering process of gas-liquid hybrid hydraulic cylinder[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2013, 41(5): 519-523 (in Chinese)
- [14] 张振, 王彤, 吕峰. 基于 AMESim 的机载导弹液压弹射机构动态特性研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(11): 168-171
ZHANG Zhen, WANG Tong, LYU Feng. Research on dynamic characteristics of airborne missile hydraulic ejection mechanism based on AMESim[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(11): 168-171 (in Chinese)
- [15] 薛冬. 基于 NSGA-II 的航空滑油泵叶轮结构优化设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2023

XUE Dong. Optimization design of aviation oil pump impeller structure based on NSGA-Ⅱ [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2023 (in Chinese)

Parameter optimization of ejection device based on BP neural network

HE Erming¹, ZHAO Guanchen¹, WANG Yansheng², HAN Zhaohui²

(1.School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;)
(2.Chengdu Lihang Technology Co., Ltd., Chengdu 610091, China

Abstract: In order to reduce the weight and volume occupation of ejection device and improve its buffering performance, the physical and mathematical models for ejection process and buffering process were established with a certain ejection device as the research object, and were solved and simulated by using the Runge Kutta method. The sample points are selected by using the Latin hypercube sampling method, and the solution is run in the simulation program. Then a proxy model between the input and the output is established based on BP neural network. Based on this proxy model, NSGA-Ⅱ multi-objective optimization method is used for optimization. After optimization, comparing with the initial scheme, the weight of the device is reduced by 15.52%, the final buffering speed is reduced by 54.58%, and the maximum buffering acceleration is reduced by 23.15%.

Keywords: multi-objective optimization; ejection device; bp neural network; nsga-Ⅱ algorithm; hydraulic drive

引用格式: 贺尔铭, 赵冠臣, 王延生, 等. 基于 BP 神经网络的弹射装置参数优化[J]. 西北工业大学学报, 2025, 43(4): 631-639

HE Erming, ZHAO Guanchen, WANG Yansheng, et al. Parameter optimization of ejection device based on BP neural network[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2025, 43(4): 631-639 (in Chinese)