

doi: 10.7690/bgzdh.2022.01.010

基于 BP 神经网络的破片聚焦曲线优化

肖师云, 冯成良, 陈文, 刘俞平

(重庆红宇精密工业集团有限公司研究一所, 重庆 402760)

摘要:为解决战斗部预制破片的飞散方向控制这个复杂的非线性问题, 基于大量试验和仿真数据, 应用 BP 神经网络技术对破片飞散方向修正设计量进行预测, 建立破片聚焦曲线优化设计系统, 可对传统解析模型设计的破片聚焦曲线进行自动优化。试验结果表明: 优化后的聚焦曲线具有较高的破片聚焦效率, 可有效减少破片聚焦曲线迭代的试验次数。

关键词: 破片战斗部; 破片聚焦; BP 神经网络; 优化

中图分类号: TJ410 **文献标志码:** A

Optimization of Fragment Focusing Curve Based on BP Neural Network

Xiao Shiyun, Feng Chengliang, Chen Wen, Liu Yuping

(No. 1 Research Institute of Chongqing Hongyu Precision Industry Group Co., Ltd., Chongqing 402760, China)

Abstract: In order to solve the complicated nonlinear problem of the warhead preformed fragments dispersing direction control, based on a large number of experimental and simulation data, BP neural network technology was used to predict the design modification value of preformed fragments dispersing direction, and the fragment focusing curve optimization design system was established, which could automatically optimize the fragment focusing curve designed by the traditional analytical model. The test results show that the optimized focusing curve has high fragment focusing efficiency and can effectively reduce the iteration tests of fragment focusing curve.

Keywords: fragment warhead; fragment focusing; BP neural network; optimization design

0 引言

破片聚焦战斗部是防空反导战斗部中应用较为广泛的一类战斗部, 具有密集分布的破片聚焦束, 杀伤能量向轴向汇聚, 能有效提高战斗部的杀伤威力^[1]。破片聚焦效率是评价战斗部聚焦性能的主要参数, 也是战斗部破片聚焦性能优化的目标函数。战斗部总体参数确定后, 破片聚焦曲线设计基本决定了破片的聚焦效率^[2]。现有聚焦曲线的设计是基于破片平行飞散假设和破片方向的工程预估模型, 通过离散点坐标计算获得^[3]。由于战斗部爆炸后存在端部稀疏波效应, 战斗部两端破片的飞散方向采用传统的泰勒模型或夏皮罗 (Shapiro) 模型计算的偏差较大, 工程上采用“设计-试验-根据偏离度修正设计参数-试验”的多轮次优化来提高破片聚焦效率, 将破片聚焦效率提升到 90% 以上一般需要经 3 轮次以上试验的优化过程, 试验成本高且设计周期较长^[4]。

为解决该问题, 笔者基于大量高聚焦效率的破片聚焦战斗部试验数据和仿真数据, 应用 BP 神经网络技术对破片飞散方向设计值的修正量进行预

测, 结合传统工程设计方法建立破片聚焦曲线优化设计系统, 以减少聚焦曲线设计优化的试验次数。

1 破片聚焦曲线设计模型

破片式战斗部实现破片聚焦的原理: 在固定起爆条件下, 调整战斗部装药结构, 通过装药母线 (以下称聚焦曲线) 与起爆点的匹配来控制爆轰波对不同位置处破片的入射角, 使破片向预定方位聚集飞散, 实现破片聚焦; 因此, 破片聚焦的核心是破片飞散方向的精确控制。破片飞散方向可采用夏皮罗模型进行描述, 在任意位置处的破片速度矢量偏离壳体法线的偏转角为^[5]:

$$\operatorname{tg} \delta_i = \frac{V_i}{2D_e} \sin(\varphi_i - \alpha_i) \quad (1)$$

式中: δ_i 为破片飞散偏转角, 即破片微元的飞散方向与该处壳体法线的夹角; φ_i 为计算点壳体法线与壳体纵轴的夹角; α_i 为起爆点与某微元点的连线与壳体纵轴之间的夹角; V_i 为位置 i 处的破片初速; D_e 为装药爆速。计算坐标系及夏皮罗模型参数如图 1 所示。

收稿日期: 2021-10-18; 修回日期: 2021-11-28

作者简介: 肖师云 (1969—), 男, 重庆人, 硕士, 研究员, 从事弹药工程研究。E-mail: joonkyy@126.com。

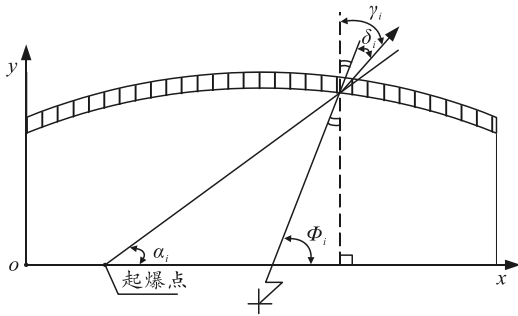


图 1 计算坐标系及夏皮罗模型参数

根据上图几何关系，在任意破片微元 i 处有

$$\varphi_i = \pi/2 - (\gamma_i - \delta_i) \quad (2)$$

将式(2)代入式(1)得到

$$\text{tg} \delta_i = (V_i/2D_e) \sin(\pi/2 - \gamma_i + \delta_i - \alpha_i) \quad (3)$$

式中 γ_i 为 i 破片飞散方向角，即 i 破片速度矢量与赤道面的夹角。

设聚焦曲线由大量离散点通过直线连接组成，曲线上某点坐标为 (x_i, y_i) ，令 $\Delta y_i = y_{i+1} - y_i$ ， $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i$ ，则该点和下一点的坐标满足：

$$\Delta y_i = -\Delta x_i \cdot \text{tg}(\gamma - \delta_i) \quad (4)$$

给定聚焦曲线起始点 $A(x_0, y_0)$ 、微元步长 Δx 、破片飞散方向角 γ_i ，求解非线性方程(3)可得该点处破片的偏转角 δ_i ，代入式(4)即可得曲线下一点坐标 $B(x_1, y_1)$ 。以 $B(x_1, y_1)$ 为起始点按上述方法循环求解，可得到整条聚焦曲线的坐标。

由式(1)可知，破片飞散方向的预估结果还受破片初速的影响。轴线上单点起爆时某一破片微元的初速采用 Gurney 模型计算^[5]。

$$V_i = \sqrt{2E} (1/\beta(x) + 0.5)^{-0.5} \quad (5)$$

式中 $\beta(x)$ 为战斗部轴向距离 x 处的装药质量与驱动质量之比。

由于战斗部端部的连接强度较弱，战斗部爆炸后两端稀疏波快速进入，导致破片初速的计算误差增大，另一方面端部破片的飞散方向已严重偏离夏皮罗模型，其预测结果偏离较大。端部稀疏波效应主要受战斗部装填比、长径比、端部约束效应、起爆点相对位置、破片相对位置等结构因素的影响，也是影响破片飞散方向精确控制的主要因素。在破片聚焦曲线工程设计中，一般需根据经验进行多次试验迭代，才能提高破片聚焦效率，达到技术指标要求。

假设破片飞散方向的指标要求值为 γ_0 ，根据破片平行聚焦原理，按上述聚焦曲线设计模型得到聚焦曲线 F_1 ，根据试验结果偏离量对设计参数 γ_0 进行

修正，将该计算点 i 处的破片飞散方向叠加一个修正值 $\Delta\omega_{i1}$ 新进行聚焦曲线设计及验证，如此经多轮次试验迭代修正后，最终获得满足指标要求的破片飞散方向设计值为 γ'_{ij} ，则最终聚焦曲线 F_j 上第 i 个破片微元点飞散方向的最优修正量为：

$$\Delta\omega_{ij} = \gamma'_{ij} - \gamma_0 \quad (6)$$

如果能有效获得最优修正量 $\Delta\omega_{ij}$ ，则可依据聚焦模型进行聚焦曲线设计，从而减少试验迭代次数，甚至达到一次设计成功。神经网络最大的特点是仅仅借助样本数据，无需建立系统的数学模型就可以实现系统的高度非线性映射。如果已有大量试验优化后的破片微元飞散方向修正量 $\Delta\omega_{ij}$ 的数据以及相应战斗部的结构数据，则可以此为学习样本，应用 BP 神经网络进行训练，利用神经网络的学习能力在结构设计参数和破片飞散方向修正量之间建立某种非线性的联系，来取代传统的试验迭代方法，从而实现对任意结构聚焦战斗部聚焦曲线设计时所需破片飞散方向修正量的预测。结合初始设计参数，应用该修正量预测结果进行聚焦曲线的设计，从而可获得更优的聚焦曲线，达到减少试验迭代次数的目的。

2 Matlab-BP 神经网络预测

2.1 BP 神经网络模型

神经网络是近年发展起来的一门涉及神经科学、思维科学、人工智能、计算机科学等多个领域的交叉学科，具有极强的非线性动态处理能力以及自适应、自组织和实时学习的特点^[6]。神经网络是由生物神经系统的研究成果演变而来的一种信息处理的有效方法，不需要重新构建任何数学模型，只依靠之前学习到的基础来解决笼统的、非线性的、有干扰的数据，目前已广泛应用于需要多种数据处理的情况中，如评价、预测、归类、模式识别、过程控制等^[7]。

BP 网络是一种单向传播的多层前向神经网络，网络结构由输入层、隐藏层、输出层 3 部分组成，其中隐藏层可以是 1 层，也可以是多层，其网络结构如图 2 所示。数据从输入层，经过权重值和偏置项的线性变换处理，再通过激活层，得到隐藏层的输出，也即下一层的输入；隐藏层到输出层之间经过权重值和偏置项的线性变换，之后通过激活层，得到输出层。前层至后层节点通过网络权值相连接，同层节点中没有任何耦合。

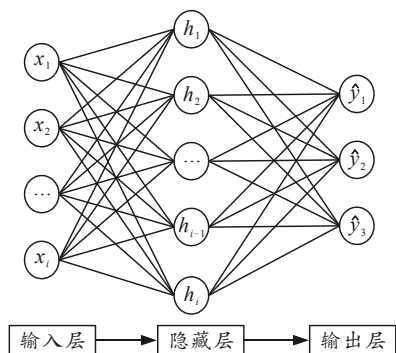


图 2 含 1 层隐藏层的神经网络结构

2.2 BP 神经网络结构设计

1) 输入输出层的设计。

根据前述聚焦设计模型分析，选择对破片飞散偏转角起主要影响作用的结构设计参量作为输入，输出则为破片飞散方向修正量；因此，BP 神经网络的输入包括：破片理论飞散方向 γ_0 ，起爆点相对位置 Q_x 、微元相对位置 X_r 、微元长径比 λ_i 、微元等效装填比 β_i 、装药爆速 D_e 。BP 神经网络的输入可表示为

$$P_i = [\gamma_0, Q_x, X_r, \lambda_i, \beta_i, \beta_0, \varepsilon, D_e]; \quad (7)$$

输出可表示为

$$y_i = \Delta\omega_i. \quad (8)$$

式中： P_i 为输入数据； y_i 为输出数据。

因此，最终确定 BP 神经网络模型输入层的节点数为 6，输出层的节点数为 1。

2) 隐藏层设计。

有关研究表明，有一个隐藏层的神经网络，只要隐藏层节点足够多，就能以任意精度逼近一个非线性函数；因此，笔者采用含有一个隐藏层的 3 层多输入单输出的 BP 网络建立预测模型。在网络设计过程中，隐藏层神经元数的确定十分重要。隐藏层神经元个数过多，会加大网络计算量并容易产生过度拟合问题；神经元个数过少，则会影响网络性能，达不到预期效果。网络中隐藏层神经元的数目与实际问题的复杂程度、输入和输出层的神经元数以及对期望误差的设定有着直接的联系。目前，对于隐藏层中神经元数目的确定并没有明确的公式，只有一些经验公式，神经元个数的最终确定还需要根据经验和多次实验来确定^[8]。可采用以下经验公式计算隐藏层神经元个数范围：

$$k < \sqrt{(m+n)} + a. \quad (9)$$

式中： k 为隐藏层神经元个数； n 为输入层神经元个数； m 为输出层神经元个数； a 为 [1,10] 之间的常数。

根据上式可以计算出神经元个数为 3~13 个，在本模型中选择隐藏层神经元个数为 9。

2.3 学习样本数据

学习数据选择的科学性及其合理性对网络设计有着极为重要的影响。根据模型中输入层和输出层节点，利用已优化完成的产品数据获得输入数据和输出数据，共 566 组输入输出数据，部分数据见表 1。

表 1 部分输入输出数据

序号	$\gamma_0/(\circ)$	Q_x	X_r	λ_i	β_i	$D_e/(\text{km/s})$	$\Delta\omega_i/(\circ)$
1	-5.000	0.571	0.047	1.340	0.751	8.362	9.514
2	-5.000	0.571	0.051	1.340	0.751	8.362	9.006
3	-5.000	0.571	0.055	1.341	0.750	8.362	9.021
4	-5.000	0.571	0.059	1.341	0.750	8.362	8.513
5	-5.000	0.571	0.063	1.341	0.750	8.362	8.003
6	-5.000	0.571	0.068	1.342	0.750	8.362	8.543
...
562	0	0.500	0.955	1.293	1.035	8.520	-7.593
563	0	0.500	0.958	1.292	1.036	8.520	-7.579
564	0	0.500	0.961	1.290	1.037	8.520	-7.566
565	0	0.500	0.964	1.289	1.038	8.520	-7.552
566	0	0.500	0.967	1.288	1.039	8.520	-7.538

采用 Matlab 自带 mapminmax 函数对表 1 中数据进行归一化处理，将归一化后的数据作为神经网络学习样本。

2.4 BP 神经网络模型的 Matlab 实现

破片飞散方向最优修正量预测采用 Matlab 中的神经网络工具箱进行网络训练，预测模型的具体实现步骤如下：

1) 数据选择和归一化。随机选择 546 组数据作为网络训练数据，其余 20 组数据作为网络预测对比数据，并利用 mapminmax 函数将训练数据进行归一化处理。

2) BP 神经网络训练。利用 newff 函数构建 BP 神经网络，设定网络隐藏层和输出层激励函数分别为 tansig 和 puerlin 函数，网络训练函数为 trainlm，网络性能函数为均方差性能分析函数 mse，隐藏层神经元数初设为 9。设定网络参数，网络迭代次数 epochs 为 500 次，期望误差 goal 为 10^{-7} ，学习速率 lr 为 0.01。设定完参数后，利用 train 函数训练网络。

3) BP 神经网络预测。利用 sim 函数实现已训练好的 BP 神经网络预测输出值，并通过 BP 神经网络预测输出值和期望输出值来分析网络的预测误差。

2.5 破片飞散方向修正量预测结果及分析

如图 3 所示，利用优化产品获得的共 566 组输入输出数据，应用建立的 BP 神经网络模型进行训

练。应用训练好的网络预测得到破片飞散方向修正量的结果如图 4 所示，预测值与期望值的偏差如图 5 所示。

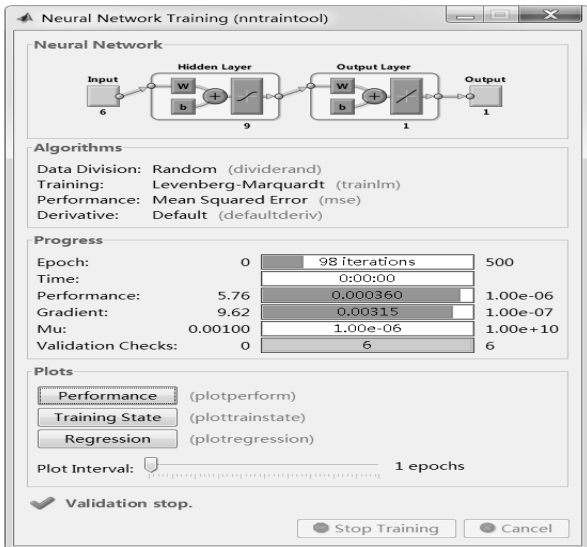


图 3 Matlab 神经网络训练

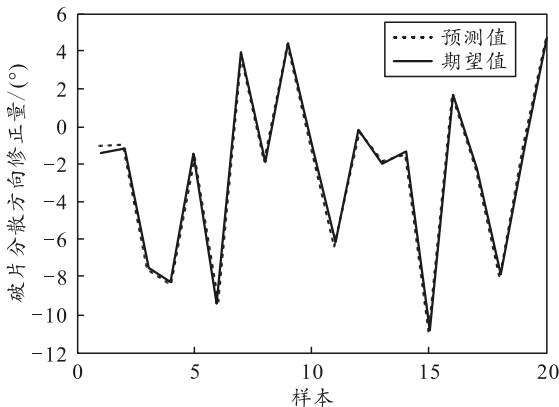


图 4 BP 神经网络预测结果

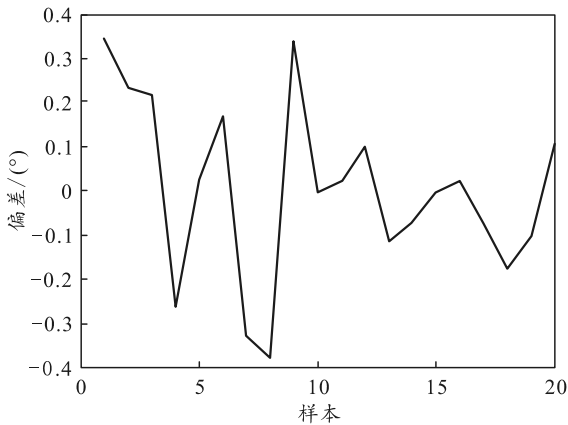


图 5 BP 神经网络预测偏差

从图 4 和图 5 可以看出:BP 神经网络具有较好的破片飞散方向修正值预测能力,预测偏差最大约为 0.4°,表明 BP 神经网络预测具有较高的精度,满足工程应用的要求。

3 实例验证

根据以上破片飞散方向修正值的 BP 神经网络预测模型,利用训练好的神经网络预测得到某新产品聚焦曲线设计的破片飞散方向修正量,然后将预测获得的破片飞散方向修正量代入式(6),得到修正后的破片飞散方向设计值 γ'_{ij} ,再由式(1)-(4)的破片聚焦设计模型计算得到某新产品的聚焦曲线坐标,与未经优化的破片聚焦曲线对比见图 6。

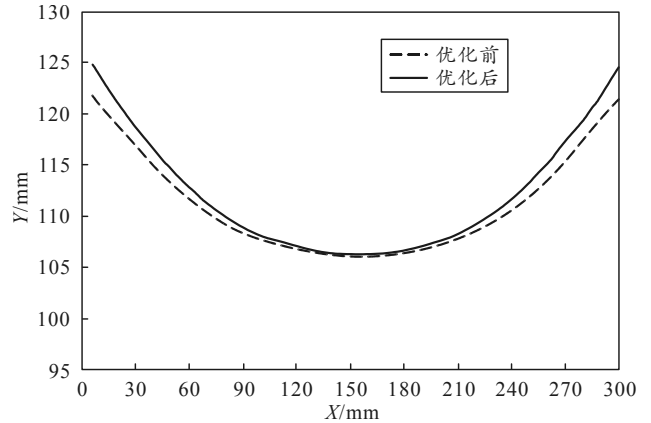


图 6 优化前后的破片聚焦曲线对比

设计加工了该聚焦战斗部样机进行地面静爆试验,破片聚焦效果见图 7。经统计 15 m 处钢靶上的破片穿孔分布情况,得到破片聚焦效率为 91.5%,破片聚焦密度达到 45 枚/m²,满足指标要求,实现了聚焦曲线的一次设计成功。

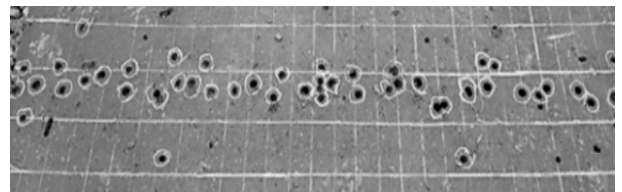


图 7 破片聚焦效果

4 结论

笔者通过破片聚焦的主要影响因素分析,基于大量试验和仿真数据,应用 BP 神经网络技术对破片飞散方向的修正设计量进行预测,建立了神经网络预测模型以及破片聚焦曲线优化设计系统,可对传统解析模型设计的破片聚焦曲线进行自动优化。验证结果表明:采用神经网络预测数据设计的聚焦曲线具有较高的破片聚焦效率,有效减少了破片聚焦曲线的试验迭代次数。

参考文献:

[1] 李向荣,刘宗伟,周世海. 聚焦战斗部与普通杀爆战斗部毁伤效能比较[J]. 弹箭与制导学报, 2010, 30(5):

- 100-102.
- [2] 苗春壮, 梁增友, 邓德志, 等. 曲率半径对聚焦战斗部影响的数值仿真[J]. 兵工自动化, 2018, 37(12): 93-96.
- [3] 李晋庆, 胡焕性. 聚焦型破片杀伤战斗部聚焦曲线的工程设计[J]. 兵工学报, 2004, 25(5): 529-531.
- [4] 吕红超, 张红军, 翟红旗. 双聚焦破片式战斗部计算机辅助设计研究[J]. 航空兵器, 2016(3): 37-40.
- [5] 王树山. 终点效应学[M]. 北京: 科学出版社, 2019:

- 186-201.
- [6] 施建俊, 李庆亚, 张琪, 等. 基于 Matlab 和 BP 神经网络的爆破振动预测系统[J]. 爆炸与冲击, 2017, 37(8): 1087-1092.
- [7] 张捷. 基于遗传算法的 BP 神经网络大宗商品价格预测[D]. 太原: 山西大学, 2016: 16-18.
- [8] 王立威. 人工神经网络隐藏层神经元数的确定[D]. 重庆: 重庆大学, 2012: 9-13.

(上接第 24 页)

2) 对人员友好。

由于核事故区域往往辐射较强, 应急人员无法直接进入现场或作业时间有限, 基于无人机的辐射监测大大减少了人员受放射性伤害的风险。

3) 对人员综合素质要求高, 促进了部队人才队伍建设。

基于无人机的辐射监测装备的高效率运行很大程度上依赖于救援人员的综合素质, 对救援人员的专业水平提出了更高要求; 因此, 核事故应急救援队必须加强人员培训, 进一步提升相关专业技术能力以及理论知识水平, 以保证装备的高效运行。

5 结束语

笔者提出构建基于无人机的辐射监测系统, 能够解决辐射监测和采样需求, 为部队开展核应急救援提供技术支撑。由于该装备的研发是一项系统工程, 资金投入大, 研制周期长, 并且存在一定的风险; 因此, 现役装备在向无人化、信息化发展的过程可循序渐进, 分步进行。如为现役辐射监测装备增加数据传输模块, 以实现测量数据的实时传输。考虑到核事故现场可能存在的复杂电磁环境和传输信息的涉密性, 组网技术的选择和网络覆盖范围将是研究的重点。

未来很多危险或者重复的工作都会向无人化、智能化、标准化的方向发展^[8]。无人设备可有效提高核应急救援水平, 对核事故区域的动态情况进行远程监测和分析, 对实现“三化”建设具有重要的推动意义。

参考文献:

- [1] 袁伟, 左莉, 陈显波, 等. 部队核事故应急监测技术现状及发展[J]. 中国应急救援, 2016(2): 35-37.
- [2] 马晓宇, 孟德. 无人机核辐射航测技术在日本广域辐射监测中的应用研究[J]. 核电子与探测技术, 2014(3): 409-413.
- [3] 吴建峰, 朱金连, 王光, 等. 飞行式放射性检测系统研究进展[J]. 中国国境卫生检疫, 2020(43): 69-73.
- [4] 张焰, 伍浩松. 捷克研发辐射监测无人机[J]. 国外核新闻, 2020(6): 23.
- [5] 山东大学, 中铁济南工程技术有限公司. 基于无人机平台的隧道内放射性监测系统及其方法: CN201810449472. 3. 2018[P]. 2021-02-19.
- [6] 上海交通大学, 上海市辐射环境监督站. 用于核辐射放射源定位及抓取的无人机系统及其方法: CN201710693374. X. 2017[P]. 2017-12-29.
- [7] 刘阳, 郭庐阵, 郑国文, 等. 特种条件下应急辐射监测系统研制[J]. 中国辐射卫生, 2018(27): 65-73.
- [8] 高建丰. 浅谈无人设备在航标巡检中的应用和展望[J]. 航海, 2017(6): 34-36.