

doi: 10.7690/bgzdh.2021.09.003

基于自适应模糊 H 网的火箭炮故障预测

张建新, 李 锋, 张 震, 谢立中, 王小召, 李永保

(中国兵器工业集团江山重工研究院有限公司研发中心 湖北 襄阳 441000)

摘要: 为提高火箭炮的可靠性, 使管理人员能进行故障预测与事前维护, 提出一种基于自适应模糊 H 网的火箭炮故障预测方法。该方法依据火箭炮各系统的工作原理建立各系统都通用的故障预测模型, 利用火箭炮故障的历史数据, 并通过能自动调整学习速率的 BP 算法进行自适应学习, 对火箭炮中的电气系统故障预测进行仿真分析。实验结果表明: 该方法能得到比较精确的故障预测结果, 达到火箭炮故障预测的目的。

关键词: 火箭炮; 故障预测; 模糊 H 网; BP 算法

中图分类号: TJ71 **文献标志码:** A

Fault Prediction of Rocket Gun Based on Adaptive Fuzzy H Net

Zhang Jianxin, Li Feng, Zhang Zhen, Xie Lizhong, Wang Xiaozhao, Li Yongbao

(R & D Center of Jiangshan Heavy Industries Research Institute Co., Ltd.,
China North Industries Group Corporation, Xiangyang 441000, China)

Abstract: To improve the reliability of rocket gun and make managers carry out fault prediction and prior maintenance, a fault prediction method based on adaptive fuzzy H network is proposed. A general fault prediction model for each system of rocket gun is established according to the working principle of each system. Using the historical data of rocket gun faults, adaptive learning is done by BP algorithm which can adjust the learning rate automatically, and the fault prediction of electrical system in rocket gun is simulated and analyzed. The experimental results show that this method can obtain accurate fault prediction results and achieve the purpose of rocket gun fault prediction.

Keywords: rocket gun; fault prediction; fuzzy H net; BP algorithm

0 引言

火箭炮的可靠性对于战场的局势、作战人员的安全以及战事的效率至关重要。要保证火箭炮在紧要关头正常有效运行, 提高火箭炮的故障预测能力是一种最为有效的手段。目前我国没有形成全面而完整的火箭炮状态检测体系和故障预测系统, 保障人员无法进行早期预测和事前维修, 这给在役装备的保障和健康管理工作带来了极大困难。

现行的故障预测方法可大致分为 3 种, 即基于模型、基于知识和基于数据驱动的故障预测方法。3 种方法侧重点不同, 因此各自都有其优缺点。基于模型的方法难于获得精确的数学模型; 基于知识的方法更适合于定性推理, 不适合定量推理; 而基于数据驱动的方法充分利用设备工作的历史数据, 通过各种算法进行趋势预测, 应用最为广泛^[1]。

在兼顾模型、知识以及数据驱动 3 种方法优点的基础上, 笔者提出了一种基于自适应模糊 H 网的火箭炮故障预测方法。利用 H 网模型结构简单与功能齐全的优点, 与火箭炮结构及原理的知识密切联

系, 可以达到定性的目的, 将设备工作的历史数据作为基础, 再与模糊理论相结合, 就可以对设备工作的状态进行客观具体的评估, 得到一个量化的故障预测概率值。

1 火箭炮系统分析

1.1 火箭炮系统简介

常见的火箭炮系统按工作原理可分为 4 个系统: 机械系统、电气系统、气动系统和液压系统。机械系统包括底盘、起落架、平衡机等部件^[2]; 电气系统包括火控系统、随动系统、电气线路、导电装置、发火机构和电源等; 气动系统包括气泵、管路和气室等; 液压系统包括伺服泵、手动泵、油管和电磁阀组等^[3]。以某型火箭炮系统为例, 其 4 大系统发生故障的比例如图 1 所示。

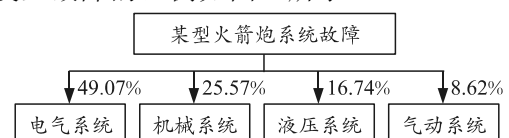


图 1 某火箭炮 4 大系统故障比例

收稿日期: 2021-05-10; 修回日期: 2021-06-20

基金项目: 装备预研兵器工业联合基金(6141B012102)

作者简介: 张建新(1980—), 男, 陕西人, 硕士, 研究员级高级工程师, 从事火箭武器总体技术研究。E-mail: xin5137@126.com。

由上图可见，电气系统的故障比例最高，达到总量的 49.07%，其次分别是机械系统、液压系统和气动系统。而实际上，大部分火箭炮系统中电气系统的复杂程度也最高。

1.2 原理分析

火箭炮系统故障的发生通常具有一定的故障征兆，而且征兆特征量具有一定的模糊性，不能简单地用二值逻辑进行描述；因此，需要根据具体的故障模式进行特征量的提取，再经过计算机分析处理后进行模糊化，得到该故障的模糊化征兆向量^[4]。

由于火箭炮系统极为复杂，4 大系统在结构上相互交叉，功能上相辅相成，因而相互影响。此外，各系统的运行状态、方式以及对对象特征参数受到内部结构、外界环境和人为因素的影响；因此，对特征量进行模糊化的工作显得尤为重要。研究发现，发生故障的零部件，其特征值多数情况下具有一定的阈值区间，因而可根据此条来判断该零部件的故障状况，并预测其发生故障的概率。

模糊 H 网理论兼具模糊数学理论与 H 网理论的优势，非常适合火箭炮离散系统的故障预测。利用 H 网的有向弧可以表征各元器件、零部件之间的相互连接情况与影响强度，统称连接强度；同时，利用模糊数学理论将连接强度模糊化。经过对输入特征量以及连接强度的模糊化，就可以得到各层模糊 H 网的故障征兆向量。

要对火箭炮系统进行全面、精确、快速的故障预测，就需要建立一个对 4 大系统通用的故障预测模型。随后，再根据专家知识和经验建立合适的模糊产生式规则与算法。此外，利用自适应学习算法可获取更加接近实际的模糊关系，避免人为主观性的影响。

2 系统模型

2.1 模型的建立与运行方法

这个模糊 H 网的火箭炮故障预测方法建模与运行过程如图 2 所示。

故基于自适应模糊 H 网的火箭炮故障预测模型建立与运行包括 10 个步骤：

1) 开始。此步骤主要是建立火箭炮系统结构模型。对火箭炮机械系统、电气系统、气动系统和液压系统各自内部结构以及相互之间的联系进行全面而深入的研究，并据此建立出具体而全面的火箭炮系统构造图。

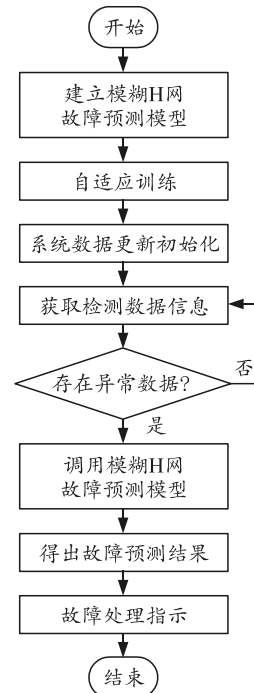


图 2 建模与运行过程

2) 建立模糊 H 网故障预测模型。该步骤包括选择测量点、建立基于模糊 H 网的故障预测模型、配置相关算法函数。

选择测量点：火箭炮内部结构复杂，各部件内元器件众多，选择其中具有代表性的元器件进行测量，该元器件的特征量数据能表征所有内部子元器件或其他元器件的故障状态，追溯到最小可维修单元，进而达到可预测故障对可发生故障全覆盖和可维修的目的。

建立模糊 H 网故障预测模型：根据各个部件内元器件结构建立部件级子网模型，然后根据部件级子网模型构建功能级子网模型。最后，再根据各功能级子网之间的联系进行无缝隙融合，得到综合模糊 H 网故障预测模型。

算法函数的配置：根据火箭炮的实际运行原理和数据，推算出适合该系统的模糊 H 网产生式规则，并根据该规则推算出模糊 H 结点转移的几个相关计算函数，并设置系统初步参数。

3) 自适应训练。配置相关的 BP 自适应算法，收集整理在役火箭炮运行故障数据，选取若干异常数据，将故障征兆数据作为输入样本，并将与征兆数据一一对应的下一时刻数据结果作为期望输出的参考。对其中的故障状态进行分类，对于同种状态数据，实际发生该类故障数占该类状态数据组数的比率值作为期望值。然后进行基于 BP 算法的自适

应训练，同时调整相关权值和阈值，以尽量减小误差，增强系统数据的可靠性。

4) 系统数据更新初始化。该步骤主要是系统数据的初始化。根据自适应训练得到的结果，设置系统的权值和阈值，并根据火箭炮实际运行状态以及外界因素设置系统数据初始值。

5) 获取监控数据信息。根据选择的特征量，利用监测系统对各部件检测到的数据信息进行收集和处理。

6) 判断数据是否存在异常。如果监测到的特征量数值与参考标准数值之差不小于最大允许波动值，则认为数据异常，转入步骤 7)，否则转入步骤 5) 继续获取监控数据信息。

7) 调用模糊 H 网故障预测模型。根据监测到的异常信息，调用与之相关的模糊 H 网模块，避开不相关的模块，以免增大运算量，占用系统内存。据此原则，便能调用较为简洁的故障预测模型。

8) 运行模型并求解。使用硬件与软件结合，进行相关故障推理运算，得出某种故障可能出现的概率。

9) 故障处理指示。根据故障预测结果进行报警和处理指示，采取相应的预防措施。

10) 结束。故障预测过程结束。

2.2 具体实施过程

根据火箭炮系统结构模型特点，可构造出基于模糊 H 网的 4 层故障预测模型：输入层、模糊化层、中间层和输出层。输入层主要对计算机处理后的元器件特征量信号进行输入；模糊化层对输入的数据进行模糊化处理；中间层对输入量进行一定规则的运算，输出到部件级结点；输出层对中间层的输入量进行同一规则的运算，输出到功能级结点，即为各功能可能发生故障的概率。这种基于自适应的模糊 H 网可以描述为一个七元组：

$$AFHN = \{P, U, \tau, F_t, X, F_f, F_o\} \quad (1)$$

其中， P 为结点标识值集合； U 为结点转移权值矩阵集合； τ 为转移激发阈值集合； F_t 为模糊化函数； X 为转移激发判量函数； F_f 为转移激发函数； F_o 为输出函数。

将该模糊 H 网所有的结点标识值纳入 4 个标识值矩阵 P_0 、 P^* 、 S 和 E ，因此， $P = \{P_0, P^*, S, E\}$ 。

转移权值矩阵集合 U 包含 3 个权值矩阵： U_0 、 U_I 和 U_{II} ；因此， $U = \{U_0, U_I, U_{II}\}$ 。

中间层、输出层经过转移激发判量函数得到的函数值分别组成 2 个矩阵 X_I 和 X_{II} 。

该模糊 H 网的阈值可划分为 3 个阈值矩阵 τ_0 、 τ_I 和 τ_{II} ，因此阈值矩阵集合 τ 可表示为： $\tau = \{\tau_0, \tau_I, \tau_{II}\}$ 。

这种故障预测模型如图 3 所示。

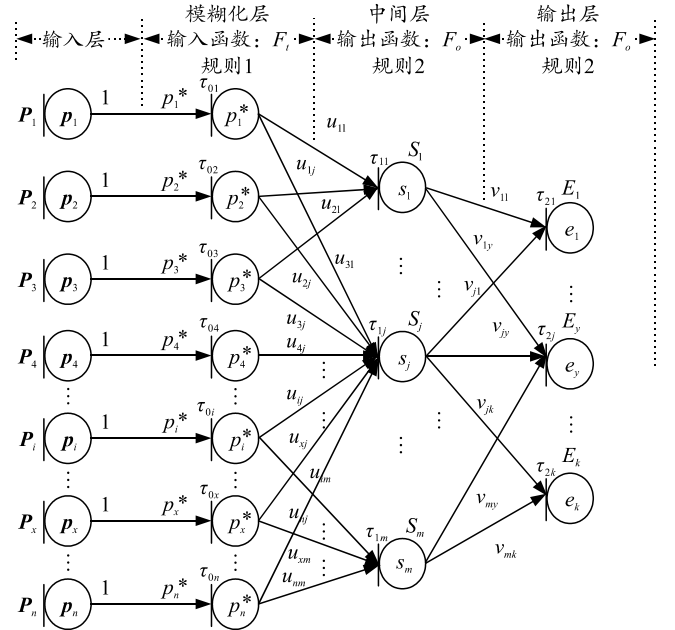


图 3 基于模糊 H 网的 4 层故障预测模型

假设该输入层、中间层、输出层中分别有 n 个、 m 个、 k 个结点，则 P 可表示为：

$$\left. \begin{aligned} P_0 &= [p_i]_{1 \times n} = (p_1, p_2, \dots, p_n) \\ P^* &= [p_i^*]_{1 \times n} = (p_1^*, p_2^*, \dots, p_n^*) \\ S &= [s_j]_{1 \times m} = (s_1, s_2, \dots, s_m) \\ E &= [e_y]_{1 \times k} = (e_1, e_2, \dots, e_k) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

由于输入层到模糊层为数据转换的关系，故而转移权值均为 1，因此 U_0 可表示为：

$$U_0 = (1 \ 1 \ \dots \ 1)_{1 \times n} \quad (3)$$

分别取模糊化层、中间层、输出层中第 i 个、第 j 个和第 y 个结点进行讨论研究。假设 u_{ij} 代表模糊化层到中间层转移过程第 i 个输入结点到第 j 个输出结点的转移权值， v_{jk} 表示中间层到输出层转移过程中第 j 个输入结点到第 y 个输出结点的转移权值，则：

$$U_I = [u_{ij}]_{n \times m} = \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1m} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{n1} & u_{n2} & \dots & u_{nm} \end{pmatrix}_{n \times m}; \quad (4)$$

$$U_{\Pi}=[v_{jy}]_{m \times k} = \begin{pmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1k} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \cdots & v_{mk} \end{pmatrix}_{m \times k} \quad (5)$$

阈值矩阵分别为:

$$\left. \begin{aligned} \tau_0 &=[\tau_{0i}]_{n \times 1} = (\tau_{01}, \tau_{02}, \dots, \tau_{0n})^T \\ \tau_1 &=[\tau_{1j}]_{m \times 1} = (\tau_{11}, \tau_{12}, \dots, \tau_{1m})^T \\ \tau_{\Pi} &=[\tau_{2y}]_{k \times 1} = (\tau_{21}, \tau_{22}, \dots, \tau_{2k})^T \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

在此模型的输入量中, 无论是电压值、电流值、转速值还是电路板的温度值, 在正常工作状态下都应在一定的取值范围内; 因此, 此处引入一个归一化的模糊化函数:

$$F_i(x) = 1 / (1 + e^{-b(x-x_0-\sigma)}) \quad (7)$$

其中: x 为输入值; x_0 为标准参考值; σ 为正常波动最大值; b 为实数, 假设取值为 b_1, b_2, \dots, b_n , 组成一个对角矩阵 B 。所有标准参考值 x_0 均需要根据系统运行状态以及外界环境动态调整, 假设所有标准值 x_1, x_2, \dots, x_n 组成一个行向量矩阵为 X_0 , 所有波动最大值 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$ 组成一个行向量矩阵为 σ , 则输入矩阵 P_0 经过模糊化得到的模糊化矩阵为:

$$P^* = 1 / (1 + e^{-(P_0 - X_0 - \sigma)B}) \quad (8)$$

经过模糊化运算得到的函数值为:

$$p_{i0}^* = F_i(p_i) = 1 / (1 + e^{-b_i(|p_i - x_i| - \sigma_i)}) \quad (9)$$

参照图 3, 根据火箭炮故障预测原理, 确立了以下 2 条产生式规则:

规则 1: If P_1 , then P_1^* ; If P_2 , then P_2^* ; ...; If P_n , then P_n^* 。点火条件为: $p_1 \geq \tau_{01}, p_2 \geq \tau_{02}, \dots, p_{n0} \geq \tau_{0n}$, 运算结果为:

$$\begin{aligned} p_1^* &= F_i(p_1) = 1 / (1 + e^{-b_1(|p_1 - x_1| - \sigma_1)}), \\ p_2^* &= F_i(p_2) = 1 / (1 + e^{-b_2(|p_2 - x_2| - \sigma_2)}), \\ &\dots, \\ p_n^* &= F_i(p_n) = 1 / (1 + e^{-b_n(|p_n - x_n| - \sigma_n)}) \end{aligned} \quad (10)$$

规则 2: If P_1^* and P_2^* and ... and P_n^* , then S_j , 点火条件为: $p_1^* u_{1j} + p_2^* u_{2j} + \dots + p_n^* u_{nj} \geq \tau_{1j}$, 若满足条件, 则该转移点火激发, 运算结果为:

$$X_{1j} = p_1^* u_{1j} + p_2^* u_{2j} + \dots + p_n^* u_{nj}; \quad (11)$$

$$s_j = F_o(X_{1j}) \quad (12)$$

输入量经模糊化处理后, 向中间层和输出层传递, 其传递按规则 2 进行。故中间层和输出层转移

激发判量分别为:

$$\begin{aligned} X_I &= X(P, U_I) = P_I \cdot U_I = \\ &(\sum_{i=1}^n p_i^* u_{i1}, \sum_{i=1}^n p_i^* u_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^n p_i^* u_{im})_{1 \times m}; \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} X_{\Pi} &= X(S, U_{\Pi}) = S \cdot U_{\Pi} = \\ &(\sum_{j=1}^m s_j v_{j1}, \sum_{j=1}^m s_j v_{j2}, \dots, \sum_{j=1}^m s_j v_{jk})_{1 \times k} \end{aligned} \quad (14)$$

对中间层和输出层任意一个结点都引入一个转移激发判量函数值, 分别用 s_{j0} 和 e_{y0} 表示。则:

$$s_{j0} = \sum_{i=1}^n p_i^* u_{ij}; \quad (15)$$

$$e_{y0} = \sum_{j=1}^m s_j v_{jy} \quad (16)$$

此处引入一个连续可导的 Sigmoid 函数来激发, 不仅有利于自适应算法的形成, 而且使得无限趋近于激发阈值的输入量得到激发, 更贴切实际, 有效地避免了稍许误差导致的误判, 增强了系统容错能力^[5]。采用模糊产生式规则 2 进行转移激发判定, 模糊化层转移激发函数 F_f 可表示为:

$$F_f = 1 / (1 + e^{-1000(p_{i0}^* - \tau_{0i})}) \quad (17)$$

中间层转移激发函数 F_f 可表示为:

$$F_f = 1 / (1 + e^{-1000(s_{j0} - \tau_{1j})}) \quad (18)$$

输出层转移激发函数 F_f 可表示为:

$$F_f = 1 / (1 + e^{-1000(e_{y0} - \tau_{2y})}) \quad (19)$$

若经过转移激发运算得到的函数值分别为 $f_{01}, f_{02}, \dots, f_{0i}, \dots, f_{0n}$, 将其组成一个 $n \times n$ 的对角矩阵 A_0 , 记为:

$$A_0 = \text{diag}(f_{01}, f_{02}, \dots, f_{0i}, \dots, f_{0n}) \quad (20)$$

若经过转移激发运算得到的函数值分别为 $f_{11}, f_{12}, \dots, f_{1j}, \dots, f_{1m}$, 将其组成一个 $m \times m$ 的对角矩阵 A_1 , 记为:

$$A_1 = \text{diag}(f_{11}, f_{12}, \dots, f_{1j}, \dots, f_{1m}) \quad (21)$$

若经过转移激发运算得到的函数值分别为 $f_{21}, f_{22}, \dots, f_{2j}, \dots, f_{2k}$, 将其组成一个 $k \times k$ 的对角矩阵 A_2 , 记为:

$$A_2 = \text{diag}(f_{21}, f_{22}, \dots, f_{2j}, \dots, f_{2k}) \quad (22)$$

可得模糊化层、中间层和输出层转移激发后的输出分别为:

$$\begin{aligned} P^* &= F_i(P_0) \cdot A_0 = \\ &(f_{01} / (1 + e^{-b_1(|p_1 - x_1| - \sigma_1)})) (f_{02} / (1 + e^{-b_2(|p_2 - x_2| - \sigma_2)})) \dots \\ &(f_{0n} / (1 + e^{-b_n(|p_n - x_n| - \sigma_n)})) = (p_1^* \ p_2^* \ \dots \ p_n^*); \end{aligned} \quad (23)$$

$$S = P^* \cdot U_I \cdot A_1 = \left(\sum_{i=1}^n p_i^* u_{i1} f_{11} \quad \sum_{i=1}^n p_i^* u_{i2} f_{12} \quad \cdots \quad \sum_{i=1}^n p_i^* u_{im} f_{1m} \right)_{1 \times m} = (s_1 \quad s_2 \quad \cdots \quad s_m)_{1 \times m}; \quad (24)$$

$$E = S \cdot U_{II} \cdot A_2 = \left(\sum_{j=1}^m s_j v_{j1} f_{21} \quad \sum_{j=1}^m s_j v_{j2} f_{22} \quad \cdots \quad \sum_{j=1}^m s_j v_{jk} f_{2k} \right)_{1 \times k} = (e_1 \quad e_2 \quad \cdots \quad e_k)_{1 \times k} \circ \quad (25)$$

中间层和输出层的输出函数值为：

$$F_{O(X)} = \begin{cases} s_j = s_{j0} \cdot f_{1j} & \text{中间层} \\ e_y = e_{y0} \cdot f_{2y} & \text{输出层} \end{cases} \circ \quad (26)$$

2.3 自适应训练算法

BP 算法的学习过程由信号的正向传播与误差的反向传导 2 部分组成。正向传导得到输出值，与期望值进行比较得到误差，再进行反向传导，使用梯度下降法向各层递推，并不断调整中间层和模糊化层的权值和阈值，根据相应的算法推导出更新的权值^[6]。

分别对 U_I 、 U_{II} 进行自适应算法的配置。取 U_I 中任意一个结点转移权值 u_{ij} 进行说明， u_{ij} 经过第 λ 次自适应学习后的权值为：

$$u_{ij}^{(\lambda+1)} = u_{ij}^\lambda + \eta D_{ij}^\lambda p_x^* \circ \quad (27)$$

取 U_{II} 中任一结点转移权值 v_{jy} ，经过第 λ 次自适应学习更新后的权值为：

$$v_{jy}^{(\lambda+1)} = v_{jy}^\lambda + \eta D_{jy}^\lambda s_j \circ \quad (28)$$

其中： u_{ij}^λ 、 $u_{ij}^{(\lambda+1)}$ 为本次（第 λ 次）训练前后的中间层权值； η 为学习速率， $0 \leq \eta \leq 1$ ； λ 为正整数； v_{jy}^λ 、 $v_{jy}^{(\lambda+1)}$ 为本次训练前后的输出层权值。

D_{ij}^λ 为训练中中间层出现的内在误差：

$$D_{ij}^\lambda = F'_{O(p_{i0})} \cdot \sum_{x=1}^n u_{xj} \cdot D_{ij}^\lambda \circ \quad (29)$$

D_{jy}^λ 为训练中输出层出现的内在误差：

$$D_{jy}^\lambda = F'_{O(s_{j0})} \cdot D_y^\lambda \circ \quad (30)$$

D_y^λ 为第 λ 次训练中期望输出概率值 e_y^* 与实际输出概率值 e_y 之间的误差，为：

$$D_y^\lambda = e_y^* - e_y \circ \quad (31)$$

$F'_{O(p_{i0})}$ 为输出函数 $F_{O(p_{i0})}$ 的导数， $F'_{O(s_{j0})}$ 为输出函数 $F_{O(s_{j0})}$ 的导数，分别为：

$$F'_{O(p_{i0})} = [p_{i0}^* F_{f(p_{i0})}]' = \frac{1000 p_{i0}^* e^{-1000(p_{i0}^* - \tau_{1j})}}{[1 + e^{-1000(p_{i0}^* - \tau_{1j})}]^2} + \frac{1}{1 + e^{-1000(p_{i0}^* - \tau_{1j})}} \circ \quad (32)$$

$$F'_{O(s_{j0})} = [s_{j0} F_{f(s_{j0})}]' = \frac{1000 s_{j0} e^{-1000(s_{j0} - \tau_{2y})}}{[1 + e^{-1000(s_{j0} - \tau_{2y})}]^2} + \frac{1}{1 + e^{-1000(s_{j0} - \tau_{2y})}} \circ \quad (33)$$

经过自适应训练后得到的权值矩阵为：

$$U_I^* = [u_{ij}^*]_{n \times m}; \quad (34)$$

$$U_{II}^* = [v_{jy}^*]_{m \times k} \circ \quad (35)$$

此处构造一个误差代价函数 ξ ，表示为：

$$\xi = \frac{1}{2} \sum_{y=1}^k (e_y^* - e_y)^2 \circ \quad (36)$$

此外，各层结点点火的阈值应根据实际进行初步设置，然后结合自适应算法进行整定。中间层转移阈值矩阵 τ_I 中第 j 个转移阈值 τ_{1j} 、输出层转移阈值矩阵 τ_{II} 中第 y 个转移阈值 τ_{2y} 的自适应算法可表示为：

$$\tau_{1j}^{(\lambda+1)} = \tau_{1j}^\lambda - \eta (d\xi / d\tau_{1j}); \quad (37)$$

$$\tau_{2y}^{(\lambda+1)} = \tau_{2y}^\lambda - \eta (d\xi / d\tau_{2y}) \circ \quad (38)$$

其中， m 、 n 、 i 、 j 和 k 均为正整数， $\eta=0.01$ ， $1 \leq i \leq n$ ， $1 \leq j \leq m$ ， $1 \leq y \leq k$ 。

另外，由于此处学习速率 η 值较小，收敛速度将非常缓慢；因此，笔者特别采用了自动调整学习速率的方法，在误差降低时适当增大学习速率，在误差增大时适当减小学习速率，既能防止收敛缓慢，又能防止过调。该方法可用以下公式描述：

$$\eta_{(\lambda+1)} = \begin{cases} 1.05\eta_\lambda & D_y^{\lambda+1} < D_y^\lambda \\ \eta_\lambda & D_y^\lambda \leq D_y^{\lambda+1} \leq 1.05D_y^\lambda \\ 0.95\eta_\lambda & D_y^{\lambda+1} > 1.05D_y^\lambda \end{cases} \circ \quad (39)$$

其中： η_λ 为当前第 λ 次的学习速率； $\eta_{(\lambda+1)}$ 为调整后下一次迭代的学习速率。

3 仿真分析

3.1 建立结构模型

取火箭炮系统其中的电气系统进行举例分析。电气系统故障中，高低自动调炮故障、方位自动调炮故障、半自动调炮故障比例最高，三项之和约占 90%，因此笔者主要研究该火箭炮方位自动调炮故

障的预测。

以某火箭炮为例，其电气系统主要由发电机、配电箱、电源箱、综合箱、电气箱、伺服驱动器和电机等部件组成，其部件结构以及相互连接情况大致如图 4 所示。

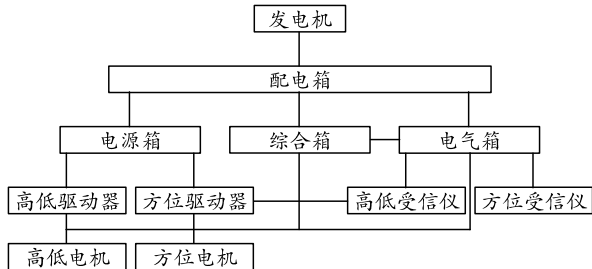


图 4 某火箭炮电气系统部件结构

其中，发电机将机械能转化为电能，作为动力来源，配电箱为各个部件分配电能。电源箱由接触器 KM0 和 KM1、二极管以及断路器组成。综合控制箱由选通板、检测板、计算机板以及发火控制板等电路板组成。电气箱由 PLC 模块以及综合板组成。高低、方位驱动器主要由 DSP 主板和驱动电路板组成。高低、方位受信仪主要由旋转变压器、DSP 主板和逆变模块组成。

3.2 设置测试点

故障预测所需的测量点直接关系结果，因此尤为重要。根据该系统结构选择的测试点以及故障判据如表 1 所示。

表 1 测试点以及判据

序号	故障模式	三级故障	涉及测试点	判断方法	数据模式
1	调压器损坏	车载发电机不发电或电压不正常	输出点电压 P1	P1 为 56 V 正常电压,正常 P1 为 56 V 故障电压,故障	56 V 正常电压: [40,60] V 56 V 故障电压: [0,40) (60,220] V
2	发电机损坏		转子转速 P2	P2 为正常转速,正常 P2 为故障转速,故障	正常转速: [1 400,1 600] r/min 故障转速: [0,1 400) (1 600,+∞) r/min
3	接触器 KM0 损坏	并网功能失效	触点电压 P3	P3 为 25 V 正常电平,正常 P3 为 25 V 故障电平,故障	25 V 正常电平: [20,30] V 25 V 故障电平: [0,20) (30,220] V
4	接触器 KM1 损坏		触点电压 P4	P4 为 25 V 正常电平,正常 P4 为 25 V 故障电平,故障	25 V 正常电平: [20,30] V 25 V 故障电平: [0,20) (30,220] V
5	断路器 F1 损坏		端电压 P5	P5 为 0 V 正常电平,正常 P5 为 0 V 故障电平,故障	0 V 正常电平: [0, 0.3] V 0 V 故障电平: (0.3,220] V
6	配电箱损坏	无法配送中转电能	输出端子电压 P6	P6 为 25 V 正常电平,正常 P6 为 25 V 故障电平,故障	25 V 正常电平: [20,30] V 25 V 故障电平: [0,20) (30,220] V
7	PLC 故障	安全联锁故障	输出电压 P7	P7 为 25 V 正常电平,正常 P7 为 25 V 故障电平,故障	25 V 正常电平: [20-30] V 25 V 故障电平: [0-25) (30-220] V
8	综合板故障		综合板红外感应特征量灰度值 P8	P8 在正常范围内,正常 P8 在故障范围内,故障	正常范围: [T ₁ , T ₂) 故障范围: [0, T ₁),(T ₂ ,+∞)
9	DSP 主板故障	方位伺服故障	DSP 主板红外感应特征量灰度值 P9	P9 在正常范围内,正常 P9 在故障范围内,故障	正常范围: [T ₁ , T ₂) 故障范围: [0, T ₁),(T ₂ ,+∞)
10	接口电路故障		接口电路板红外感应特征量灰度值 P10	P10 在正常范围内,正常 P10 在故障范围内,故障	正常范围: [T ₁ , T ₂) 故障范围: [0, T ₁),(T ₂ ,+∞)
11	电机故障	电机转速异常	转子转速 P11	P11 为正常转速,正常 P11 为故障转速,故障	正常转速: [T ₁ , T ₂) r/min 故障转速: [0, T ₁)(T ₂ ,+∞) r/min
12	信号采集板故障	控制箱故障	信号采集电路板红外感应特征量灰度值 P12	P12 在正常范围内,正常 P12 在故障范围内,故障	正常范围: [T ₁ , T ₂) 故障范围: [0, T ₁),(T ₂ ,+∞)
13	计算机板故障		计算机板红外感应特征量灰度值 P13	P13 在正常范围内,正常 P13 在故障范围内,故障	正常范围: [T ₁ , T ₂) 故障范围: [0, T ₁),(T ₂ ,+∞)
14	方位旋变故障		方位旋变电压 P14	P14 为 25 V 正常电平,正常 P14 为 25 V 故障电平,故障	25 V 正常电平: [20,30] V 25 V 故障电平: [0,20) (30,220] V
15	DSP 主板故障	方位受信仪故障	DSP 主板红外感应特征量灰度值 P15	P15 在正常范围内,正常 P15 在故障范围内,故障	正常范围: [T ₁ , T ₂) 故障范围: [0, T ₁),(T ₂ ,+∞)
16	逆变模块故障		逆变电压 P16	P16 为 28 V 正常电平,正常 P16 为 28 V 故障电平,故障	28 V 正常电平: [20,36] V 28 V 故障电平: [0,20) (36,220] V

注：此表中各项 T₁、T₂ 未必相等，应根据火箭炮的实际运行状况与外界环境具体而定。

3.3 建立故障预测模型

至此，根据该火箭炮系统各部件的主要结构以及选择的测试点，建立基于自适应模糊 H 网的方位自动调炮故障预测模型如图 5 所示。

3.4 自适应训练

利用该火箭炮系统的监测系统收集到了 600 组历史数据，其中前 300 组数据为输入的征兆数据，后 300 组数据与前 300 组输入数据一一对应，为各

自下一时刻的状态数据。将前 300 组数据输入该模糊 H 网模型，再将后 300 组数据作为期望结果的参考数据，并计算出其中同种状态下实际发生方位自动调炮故障占该类状态数据组数的比率值作为期望输出概率值，将这些数据输入 Matlab 进行自适应训练，不断调整权值和阈值，以减小误差，直到满足预期精度。600 组数据如表 2 所示。

表 2 自适应训练与测试数据

测点	组别							
	1	2	3	...	301	302	...	600
P1	59.20	41.30	56.30	...	59.20	39.40	...	56.80
P2	1 511.00	1 455.00	1 505.00	...	1 511.00	1 455.00	...	1 505.00
P3	28.30	21.90	21.00	...	28.30	21.70	...	28.10
P4	28.20	21.80	21.00	...	28.20	21.50	...	28.10
P5	0.04	0.05	0.03	...	0.03	0.02	...	0.02
P6	28.20	28.10	21.00	...	28.30	28.20	...	28.30
P7	28.20	28.00	21.00	...	28.30	28.10	...	28.20
P8	75.60	75.00	62.60	...	75.90	48.30	...	75.80
P9	73.20	72.50	60.00	...	72.80	48.30	...	48.20
P10	76.30	79.10	68.30	...	76.60	48.20	...	211.80
P11	1 357.00	1 296.00	1 251.00	...	1 355.00	0	...	0
P12	78.50	75.90	67.20	...	78.30	48.20	...	79.20
P13	85.20	81.60	72.40	...	84.50	48.20	...	87.60
P14	25.80	23.10	21.50	...	25.90	21.00	...	25.20
P15	77.30	72.40	65.30	...	78.10	48.20	...	80.30
P16	28.20	27.90	21.80	...	28.30	21.10	...	28.30

在进行自适应训练前，需设置好初始参数。将阈值与实际结合起来，输入层向模糊化层转移的阈值设置为： $\tau_{01} = \tau_{02} = \dots = \tau_{0n} = 0.5$ ，即当 $|p_i - x_i| = \sigma_i$ 时，测量值与参考值的差值达到最大允许波动值时触发转移动作。模糊化层向中间层转移的阈值为 $\tau_{11} = \tau_{12} = \dots = \tau_{1n} = 0.3$ ， $\tau_{21} = 0.3$ ，其他参数如权值矩阵由于维数过大，故不作介绍。在 Matlab 中进行自适应训练，得到误差曲线，并对各层权值和阈值进行调整。

3.5 实验验证

利用现有产品进行试验，控制发电机使其转子转速持续缓慢降低，使转子转速降低至 1 447 r/min，此时电压降低至 40.8 V，将这组数据输入 AFHN 模型中，得到的故障预测概率值为： $e_1=0.858$ ，利用监测系统反复采集多组数据并进行处理，将多组数据输入 AFHN 模型中，得到具体的故障预测概率值。再采集多组数据在下一时刻的状态数据，统计结果显示实际发生方位自动调炮故障的概率约为 0.851，与预测到的结果相差不足 0.01；因此，基于

该 AFHN 模型的故障预测较为准确。

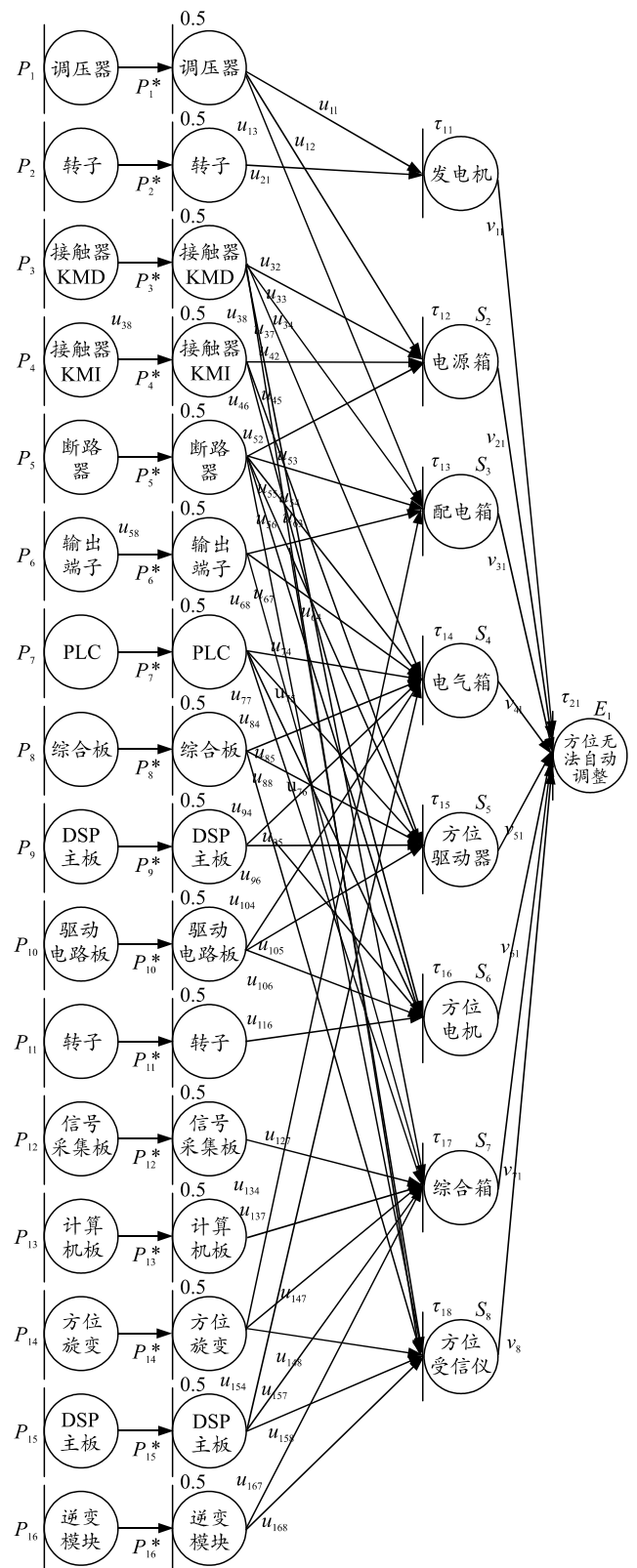


图 5 基于 AFHN 的方位自动调炮故障预测模型