

doi: 10.7690/bgzdh.2014.02.008

基于概率神经网络的自行火炮发动机状态监控系统

黄贡献¹, 刘刚²

(1. 南京炮兵学院射击教研室, 南京 211132; 2. 南京炮兵学院自行火炮教研室, 南京 211132)

摘要: 为有效发挥自行火炮发动机效率, 减少对发动机寿命的影响, 建立了自行火炮发动机状态监控模型。分析了概率神经网络结构和训练算法, 以某型底盘所采用的12150L型发动机为例, 选取发动机状态监控有效性指标, 通过多种状态数据的引入和量化, 评测发动机实时工作情况。结果表明: 该模型能成功对故障进行分类, 分类速度快, 能有效进行自行火炮发动机状态监控, 进一步提高状态监控准确率和实用程度。

关键词: 自行火炮; 发动机; 状态监控; 概率神经网络

中图分类号: TJ306 文献标志码: A

System of SPG Engine Condition Supervising Based on Probabilistic Neural Network

Huang Gongxian¹, Liu Gang²

(1. Staff Room of Firing, Nanjing Artillery Academy, Nanjing 211132, China;

2. Staff Room of Self Propellant Gun, Nanjing Artillery Academy, Nanjing 211132, China)

Abstract: For improving self propellant gun (SPG) engine probability, and reduce its influence on engine lifespan, establish SPG engine condition supervising model. Analyze probabilistic neural network structure and training algorithm. Take 12150L engine of certain type chassis as example, choose engine condition supervising efficiency index, through multi-condition data introduction and quantization, estimate engine real time working condition. The results show that the model can classify failure in high speed, supervise SPG engine condition effectively, and further improve supervising condition accuracy and practicality.

Keywords: self propellant gun; engine; condition supervising; probabilistic neural network

0 引言

随着自行火炮武器系统性能的提高, 武器装备的复杂性及其维修保障的难度也相应增加。这些自行火炮武器装备一旦发生故障, 平时影响部队的训练, 战时直接影响部队战斗能力的发挥。当前我军主要采用定期保养、维修和修复性维修等传统方式对自行火炮装备进行维修管理, 不能完全满足对装备实施精确保养、维修的需求, 有时甚至出现“过维修”或“欠维修”的现象。基于此种情况, 可以针对自行火炮各系统的运行状况, 设计在线或离线的状态监测系统, 通过对所测状态参数值的评价从而决定装备的保养、维修需求。

发动机是决定自行火炮机动性能的核心部件。由于自行火炮在作战和训练中经常行驶在起伏不平的路面上, 发动机的负荷不断变化, 发动机及其附属系统故障发生率高。基于概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)的状态监控系统可以最大程度地利用经验知识, 对装备状态进行实时监控。这种网络与BP全局逼近型网络相比, 规模较大, 但学习速度快, 推广性良好, 不存在陷入局部最优

点的问题。为有效发挥自行火炮发动机功率, 保证其可靠工作并减少对发动机寿命的影响, 笔者利用概率神经网络的故障模式分类特点^[1], 以某型底盘所采用的12150L型发动机为例, 设计发动机状态监控系统, 以根据发动机状态确定适时、适量、正确的维护保养, 充分发挥自行火炮战术、技术性能, 保证自行火炮部队能在各种复杂的天候和地形条件下实施快速、高效地机动, 减少发动机发生故障的可能性。

1 概率神经网络模型

概率神经网络是径向基函数(radial basis function, RBF)网络的重要变型。这类网络的学习等价于在多维空间中寻找训练数据的最佳拟合平面。该种局部逼近网络学习速度快, 网络函数逼近能力、模式识别与分类能力都优于其他网络。

1.1 径向基函数神经元模型

径向基神经元作为构成拟合平面的基函数, 是概率神经网络的基本单元。具有R维输入的径向基函数神经元如图1所示。 $\| \text{dist} \|$ 模块表示求取输入矢

收稿日期: 2013-09-12; 修回日期: 2013-11-02

作者简介: 黄贡献(1979—), 男, 河南人, 博士, 讲师, 从事军事装备发展及作战指挥理论研究。

量和权值矢量的距离。模型中采用高斯函数 radbas 作为径向基神经元的传递函数, 其表达式为 $f(x) = e^{-x^2}$ 。传递函数的输入为输入矢量 \mathbf{p} 和权值矢量 ω 的距离乘以阈值 b 。则该神经元表达式为: $a = \text{radbas}(\|\omega - \mathbf{p}\|b)$ 。神经元的权值矢量 ω 确定了径向基函数的中心, 当输入矢量 \mathbf{p} 与 ω 重合时, 径向基函数神经元的输出达到最大值, 当输入矢量 \mathbf{p} 与 ω 越远时, 神经元输出就越小。神经元的阈值 b 确定了径向基函数的宽度, 当 b 越大, 则输入矢量 \mathbf{p} 在远离 ω 时函数的衰减幅度就越大。

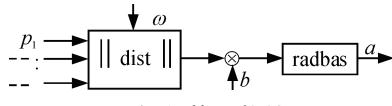


图 1 径向基函数神经元

1.2 概率神经网络结构

概率神经网络一般为三层网络, 包括输入层、隐层(径向基层)、输出层(竞争层), 其结构如图 2。

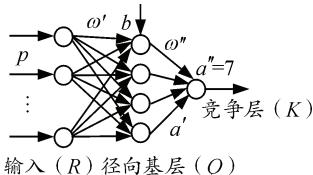


图 2 概率神经网络结构

图 2 中, R 表示输入矢量的维数; Q 表示输入/目标矢量对的个数, 即隐层神经元的个数; K 表示数据种类的个数, 即输出层神经元的个数。该网络的隐层神经元个数与输入样本矢量的个数相同, 输出层神经元的个数等于训练样本数据的种类个数。输出层是竞争层, 每个神经元分别对应一个数据类别, 采用竞争传递函数, 其功能是找出竞争层输入矢量中各元素的最大值, 并使与最大值对应类别的神经元输出为 1, 其他类别的神经元输出为 0。竞争传递函数运算规则为

$$a_k'' = \begin{cases} 1 & a_k'' = \max \omega'' a_i' \quad (i=1,2,\dots,k) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

根据径向基函数神经元计算模型可得概率神经网络结构表达式:

隐层

$$a'_i = \text{radbas}(\|w'_i - \mathbf{p}\|b_i) \quad (i=1,2,\dots,Q)$$

输出层 $a'' = \text{compet}(\omega'' a')$ 。

1.3 概率神经网络运行机制

设有 Q 组训练向量对 $\mathbf{P}_i/\mathbf{T}_i(i=1,2,\dots,Q)$ 。其中

\mathbf{P}_i 为输入向量($R \times 1$), \mathbf{T}_i 为目标向量。 K 为预定义模式类别数。 \mathbf{T}_i^T 是 K 维向量, 每个分量对应 1 个模式类别, 其中有且只有 1 个分量为 1, 其余为 0, 表示所对应的输入向量属于与该分量对应的一类模式。训练时, 输入列向量形式的输入矩阵 \mathbf{P}_i , 训练输入向量矩阵 ($P \times Q$)。目标向量可组成矩阵 \mathbf{T} , 训练目标向量矩阵 ($K \times Q$): $\mathbf{T} = (\mathbf{T}_1^T, \mathbf{T}_2^T, \dots, \mathbf{T}_Q^T)$ 。经该学习训练, 得一个贝叶斯分类器, 就可完成模式分类。

2 自行火炮发动机状态监控系统

2.1 发动机状态监控指标

监控某型自行火炮 12150L 型发动机状态。输入信号选取能够精确、全面、准确地反映发动机状态的信息。对该型发动机来说, 可选取以下测量参数: 进气压力、喷油压力、润滑油压、气缸压力、曲轴箱废气压力和排气温度^[2]。

1) 进气压力。以进气系统滤清阻力反映进气压力。进气系统滤清阻力一般应为 $4\sim8 \text{ kPa}$ ($400\sim800 \text{ mmH}_2\text{O}$)^[3]。测量时, 在空气滤清器盖或进气歧管处安装水柱测压计, 起动发动机并保持转速在 $1\ 800 \text{ r/min}$, 水柱测压计示值即为进气系统滤清阻力。

2) 喷油压力。喷油压力不应小于 20 MPa ^[3]。测量时, 从高压柴油泵上拆下高压油管旋接在喷油压力检查器上, 操作检查器, 压力指示器指针摆动至停顿或回摆时所指示的数值为喷油压力。

3) 润滑油压。发动机工作时, 润滑油压应保持在 $0.5\sim1 \text{ MPa}$ ^[3]。发动机转速为 $500\sim600 \text{ r/min}$ 时, 油压不低于 0.2 MPa 。测量时以油压表读数为准。

4) 气缸压力。曲轴转速为 150 r/min 时, 气缸压力不低于 1.8 MPa ^[3]。测量时, 发动机机油温度在 $70\sim80^\circ\text{C}$, 将气缸压力表安装在空气起动阀处, 不供油, 以起动电机带动曲轴转动, 气缸压力表指示的数值即为气缸压力。一般在第一或第六缸检查。

5) 曲轴箱废气压力。曲轴箱废气压力不大于 0.8 kPa ($800 \text{ mmH}_2\text{O}$)^[3]。测量时, 发动机转速保持在 $1\ 600\sim1\ 800 \text{ r/min}$, 水温 $70\sim90^\circ\text{C}$, 用软管将水柱测压计安装在上垂直轴齿轮室盖中央螺孔处, 水柱测压计的示值即为曲轴箱废气压力。

6) 排气温度。排气温度是发动机热负荷大小的主要标志, 反映了发动机汽缸盖、活塞及排气管等热负荷。排气温度异常有时是由于缸内燃烧不正常造成的。测量时, 使用热电偶式温度计, 将其安装在排气总管上测量。

2.2 概率神经网络状态监控系统

1) 监控指标输入信号。

模型建立目的是设计状态分类器，用于实时监测发动机的当前工作状态。为了使网络的输入信号

具有相同的数量级，监控指标数据量化均采用变量的百分比表示。现根据监控指标标准值，分别对状态良好、一般故障和严重故障的发动机进行样本数据提取。表 1 为各监控指标量化数据。

表 1 监控指标样本

样本	进气压力	喷油压力	润滑油压	气缸压力	曲轴箱废气压力	排气温度	状态
1	0.132 3	0.075 0	0.862 0	0.066 3	0.078 6	0.182 5	良好
2	0.141 2	0.065 2	0.920 6	0.072 3	0.071 3	0.165 2	良好
3	0.100 1	0.035 4	0.680 5	0.045 0	0.112 2	0.202 5	一般
4	0.096 2	0.048 8	0.712 0	0.060 1	0.107 9	0.252 7	一般
5	0.098 6	0.055 6	0.701 0	0.059 1	0.123 4	0.156 8	一般
6	0.044 3	0.100 1	0.077 8	0.107 6	0.146 8	0.067 7	严重
7	0.051 9	0.098 7	0.098 5	0.133 9	0.116 9	0.208 1	严重
8	0.073 2	0.023 2	0.096 6	0.007 6	0.096 4	0.253 0	严重

2) 模型的建立。

根据概率神经网络结构的确定方法，所设计的模型隐层有 6 个神经元。这里用 1 表示正常状态，2 表示一般故障，3 表示严重故障。则输出层有 3 个神经元。中间层神经元的传递函数为高斯函数，输出层传递函数为竞争函数。令 P 表示网络的输入样本向量， T 表示网络的目标向量，调用设计函数

$\text{net} = \text{newpnn}(P, T, \text{SPREAD})^{[4]}$

目标向量 T 的元素中只有一个 1，其余均为 0，1 的位置标号表示该样本的类别。扩展常数 SPREAD 设置为缺省值 0.1。

3) 网络的学习与测试。

首先训练网络对数据的分类。用样本 P_1, P_3, P_4, P_6, P_7 作为网络训练输入样本。相应样本的输出 T' 分别为：1, 2, 2, 3, 3。

根据概率神经网络的输出形式，转换样本目标输出： $T = \text{ind2vec}(T')$ 。

设计概率神经网络^[5]： $\text{SPREAD}=0.1$ ； $\text{net}=\text{newpnn}(P, T, \text{SPREAD})$ ， $y=\text{sim}(\text{net}, P)$ ； $Y=\text{vec2ind}(y)$ 。

经过训练，概率神经网络对应于训练样本的输出结果 $Y=1, 2, 2, 3, 3$ 。

下面分别用样本 P_2, P_5, P_8 作为测试样本检验网络的泛化性能。得到网络输出 $Y=1, 2, 3$ ，与实际情况相符合。

训练好的发动机状态监控概率神经网络如图 3 所示，其网络竞争层权重如图 4 所示。

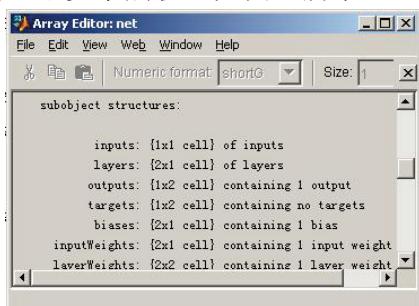


图 3 发动机状态监控网络

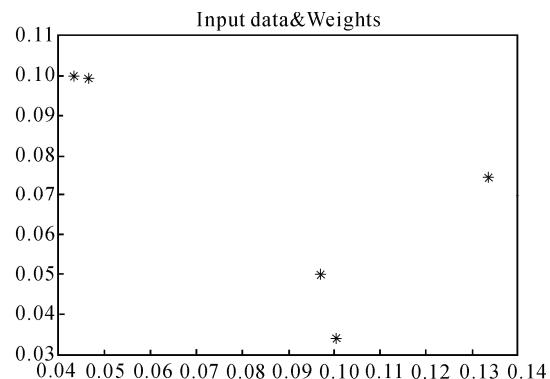


图 4 网络竞争层权重

经过以上网络训练和测试，所得模型能够成功地对故障进行分类，分类速度快，可有效进行自行火炮发动机状态监控。

3 结论

基于概率神经网络，笔者针对当前部分自行火炮所使用的 12150L 型发动机，探讨了状态监控系统的设计方法。所得概率神经模型能够服务于装备健康预测和维修决策支持。随着故障知识的积累，监控指标专用测量设备的研发，对于增压发动机等新装备监控体系的完善，该模型可以不断扩张并进一步提高状态监控准确率和适用程度。

参考文献：

- [1] 刘军. 人工神经网络在军事工程中的应用 [M]. 北京：军事科学出版社，2002: 114–116.
- [2] 王维琨，江志农，张进杰. 基于神经网络和瞬时转速的发动机失火故障研究 [J]. 机电工程, 2013, 30(7): 824.
- [3] 总参谋部兵种部. 某型自行榴弹炮部队修理技术规程 [S]. 北京：中国人民解放军总参谋部兵种部，1998: 41–42.
- [4] 徐东. 基于 Matlab6.x 的系统分析与设计 [M]. 西安：西安电子科技大学出版社，2002: 53–56.
- [5] 丛爽. 面向 Matlab 工具箱的神经网络理论与应用 [M]. 合肥：中国科学技术大学出版社，2003: 201–206.