

文章编号: 1001 - 893X(2012)10 - 1686 - 05

基于支持向量回归的现代气象雷达寿命预测*

方 睿¹, 李享梅¹, 涂爱琴²

(1. 成都信息工程学院 网络工程学院, 成都 610225; 2. 山东省气象局大气探测技术保障中心, 济南 250031)

摘要:为了准确地预测气象雷达使用寿命, 提高气象雷达运行可靠性、安全性和可维护性, 提出了一种新的基于多元回归的气象雷达使用寿命预测框架。在该框架内, 采用了支持向量回归(SVR)方法来求解气象雷达使用寿命的多元回归问题; 提出了基于 SVR 的气象雷达特征参数选择 FSSSVR (Feature Subset Selection SVR) 算法去掉冗余和无效的特征参数。实验结果表明, 基于 SVR 方法的预测算法能够准确地预测气象雷达的使用寿命, 能够为雷达全寿命周期管理提供参考依据。

关键词:气象雷达; 使用寿命预测; 支持向量回归; 全寿命周期管理

中图分类号: TN959.4 **文献标志码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1001-893x.2012.10.025

Weather Radar's Life Prediction using Support Vector Regression

FANG Rui¹, LI Xiang-mei¹, TU Ai-qin²

(1. Network Engineering School, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China;
2. Ensuring Center of Atmospheric Sounding Technology, Weather Bureau of Shandong Province, Jinan 250031, China)

Abstract: In order to accurately predict the life of weather radar and improve its reliability, security, maintainability, a novel framework for predicting weather radar's life is proposed, which is based on multiple regression method. Within the framework, Support Vector Regression (SVR) is induced to solve the multivariate regression problem of weather radar's life, and then, a feature subset selection SVR (FSSSVR) algorithm is developed to remove redundant and ineffective components of characteristic parameters. Finally, simulation results demonstrate that SVR-based prediction algorithm is able to accurately forecast the life of weather radar, and provide reference for full life-cycle management of weather radar.

Key words: weather radar; life prediction; support vector regression; life-cycle management

1 引 言

随着科学技术的发展, 现代气象雷达也正朝着复杂化、智能化和信息化的方向发展, 其地位在现代气象业务体系中越来越重要。然而, 新装备的技术含量越来越高, 学习掌握越来越难, 致使产生了新装备维护、维修难的“瓶颈”。因此, 将现代气象雷达纳入管理学范畴, 实现全系统全寿命运作已是大势所趋。如何准确地预测装备寿命情况是气象雷达全寿命周期

管理体系中不可缺少的内容之一, 也是提高气象雷达运行可靠性、安全性、可维护性的关键技术。

气象雷达寿命准确预测并不是一件容易的工作, 这主要有两方面原因: 一是现代气象雷达是由众多部件组成的复杂电子设备, 涉及到的参数繁多; 二是影响现代气象雷达使用寿命的故障并不是频繁发生, 导致历史样本数据不足。因此, 目前国内国外都有寿命预测方法的研究, 但是均未对气象设备进行寿命预测。那么, 其他领域的寿命预测方法能否直

* 收稿日期: 2012 - 02 - 20; 修回日期: 2012 - 05 - 29

基金项目: 公益性行业(气象)科研专项资助项目(GYHY201006051)

Foundation Item: Public Service Sectors (WMO) Research Special Funded Projects(GYHY201006051)

接应用于气象雷达的有用寿命预测呢?国内外对设备预测比较成熟的方法主要有模糊预测、神经网络预测、灰色理论预测和混沌理论预测等方法。比如,MOHANTY^[1]和 NATARAJAN^[2]分别使用神经网络的对不同装备寿命进行了预测;KIM 等^[3]则讨论了基于专家系统的疲劳寿命预测方法;PAWAR 等^[4]讨论了基于模糊系统的寿命预测方法;BUKKAPATNAM 等^[5]讨论了基于进化算法的寿命预测方法;陈海建等^[6]使用灰色预测方法来进行弹载电子设备寿命预测;王朝晖等^[7]使用混沌理论预测临修设备的寿命。以上方法要么需要大量的训练样本^[8],比如神经网络;要么方法本身适合于中长期预测,比如灰度预测方法。所有这些方法无法直接拿来使用,我们需要根据气象雷达预测问题本身特点,发展出适合的预测方法。

针对气象雷达使用寿命预测问题的特点,本文提出一种气象雷达使用寿命预测方法。该预测方法核心思路是将气象雷达使用寿命预测问题转化为一个多元回归的预测问题。该方法具体内容如下:首先,根据先验知识,选择了合适的状态参数来刻画气象雷达的正常行为和异常的故障行为;其次,针对使用状态参数的使用寿命预测问题特点,使用了多元回归模型对气象雷达使用寿命的预测问题进行建模;最后,考虑到 SVR 的优异性能和在各领域的成功应用^[9-10],利用 SVR 求解算法来对模型进行求解,并针对气象雷达使用寿命预测问题特点,对 SVR 进行扩展得到 FSSVR 算法,该算法能够去掉冗余或者无效的状态参数,同时提高计算效率和预测性能。

2 问题描述和模型

2.1 气象雷达寿命预测问题描述

首先我们需要明确本文所要预测寿命的概念,大凡技术设备,包括气象雷达都有以下 3 种寿命概念:

- (1)固有寿命:从出厂到雷达报废的时间周期;
- (2)报废寿命:从现在开始到雷达报废的时间周期;
- (3)使用寿命:从现在开始到雷达失效(不能正常工作)的时间周期。

本文主要讨论的是气象雷达的使用寿命,而不考虑报废寿命和固有寿命的预测。

雷达的使用寿命直接预测或者建模是困难的,这是因为雷达是涉及众多部件组成的复杂电子设备,参数繁多,因此从整机分析雷达的使用寿命,难

度大,精度低。本文将考虑将雷达看成是若干主要部件的组合,把雷达的使用寿命分解成这些主要部件的使用寿命,从而雷达寿命的预测问题就转化为雷达寿命与主要部件的寿命的关系。本文的工作就是先对这种关系进行建立模型,然后通过训练估计模型的参数,最后使用该模型进行气象雷达寿命的预测。

气象雷达涉及到的主要部件包含有发射机、接收机、天线和伺服系统等四大子系统,每个子系统有许多特征参数或者状态参数来刻画其子系统的行为。假如当某一个子系统因发生故障而不能正常工作,那么它的某些状态将会发生异常的变化。也就是说只要知道这些状态的变化就可以预测子系统是否发生了故障,进而来预测气象雷达的寿命。因为这里有个假定,即无论哪个部件不能工作,雷达即不能正常工作,所以根据管理学中的木桶原理,部件寿命中的最小值即代表雷达寿命,即无论哪个部件失效,雷达即失效:

$$T = \min(T_1, T_2, \dots, T_n) \quad (1)$$

这里 T 为气象雷达整机的使用寿命, T_n 为气象雷达不同子系统的使用寿命,这里 $n = 4$ 。

刻画子系统行为的这些状态参数将作为本文预测算法或者预测器的基本输入。因此,选取哪些状态参数作为输入就显得非常重要了。表 1 是本文选取的总共 138 个状态参数中的部分,这些状态参数一是可以从实际气象雷达的设备上直接获取到,二是能够很好地刻画以上四大系统的行为。

表 1 特征参数与对应的含义说明

Table 1 State parameters and corresponding meaning

关键字段	相应含义
ANT_PEAK_PWR	天线峰值功率
XMTR_PEAK_PWR	发射机峰值功率
ANT_AVG_PWR	天线平均功率
XMTR_AVG_PWR	发射机平均功率
POWER_METER_RATIO_DB	天线/发射机功率比
ANT_PWR_MTR_ZERO	天线功率计调零
XMTR_PWR_MTR_ZERO	发射机功率调零
TX_RECYCLE_CNT	发射机重复循环次数
ANT_PEAK_PWR	天线峰值功率
XMTR_PEAK_PWR	发射机峰值功率

2.2 气象雷达寿命预测的多元回归模型

假设 $X_t = \{x_{t1}, \dots, x_{td}\} \in \mathfrak{R}^d$ 表示为 t 时刻输入

的特征参数集合(见表1),其中 x_{ti} 表示为 t 时刻第 i 个特征量, d 表示输入特征量的维数。 y_t 表示为 t 时刻的异常行为的标示, $y_t \in \{0, 1\}$, $y_t = 1$ 表示气象雷达某部件发生了故障, $y_t = 0$ 则表示为正常的。则雷达使用寿命 T 的定义为如下:

$$T = |t_1 - t_2|, y_{t_1} = y_{t_2} = 1 \quad (2)$$

式中, t_1 和 t_2 必须为相邻的时刻。通过公式(2)将气象雷达使用寿命预测问题转化为异常事件的预测问题。更重要的是将原来小样本问题求解,转化为大样本数据训练的问题。这样将有助于大大提高预测的精度。

现有的气象雷达有用寿命的训练样本数据集 $\{(X_i, y_i)\}_{i=1,2,\dots,N}$, 其中 N 为训练样本的数目。则可以适用多元回归模型来对气象雷达预测问题进行建模,该模型可以表示如下:

$$f(x, \omega): x(\mathbb{R}^d) \rightarrow \mathbb{R} \quad (3)$$

式中, ω 为抽象参数集,我们的目标是基于训练样本 $\{(X_i, y_i)\}_{i=1,2,\dots,N}$, 通过训练得到这样映射函数 $f(x, \omega)$, 再进一步预测得到预测值 $\hat{y} = f(x, \omega)$ 。多元回归问题求解的方法很多,支持向量回归(SVR)是最前沿(State of the art)的方法,如图1所示,其具体思路见下一节。

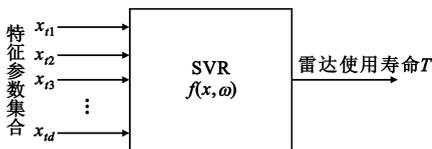


图1 SVR算法框架

Fig.1 Architecture representation of SVR algorithm

3 基于SVR的气象雷达使用寿命预测算法

3.1 基于SVR的气象雷达使用寿命预测算法

基于SVR的气象雷达使用寿命预测核心就是利用训练样本数据 $\{(X_i, y_i)\} \subset \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$ 估计得到公式(3)的回归函数 $f(\cdot)$ 。根据支持向量回归理论,可将此训练过程问题归结为约束最优化问题^[8-9], 它的目标函数为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{约束信息} \begin{cases} t_i - f(x_i, w) \leq \epsilon + \xi_i^* \\ f(x_i, w) - t_i \leq \epsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, T \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中, C 为用户定义的正则化常数, w 是 l 维权重向量, ϵ 为一个小的正数, ξ_i 和 ξ_i^* 为非负的松弛变量。公式(4)约束最优化问题通过线性规划方法求解,得到的解可以用如下公式表示:

$$f(X) = \sum_{i=1}^{Sv} (\alpha_i^* - \alpha_i) K(X_i, X) + b \quad (5)$$

在公式(5)中, b 为常数项, α_i 和 α_i^* 为最优化的拉格朗日乘法因子。 α_i 和 α_i^* 需要满足以下约束条件:

$$\sum_{i=1}^{Sv} (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \text{ 和 } \begin{cases} 0 \leq \alpha_i^* \leq C \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (6)$$

$K(X_i, X)$ 为核函数,在本研究中,我们使用径向基函数,其定义具体如下:

$$K(X, X') = \exp(-\gamma \|X - X'\|^2) \quad (7)$$

在选择径向基函数原因主要基于两点:一是径向基函数在时间序列预测中具有非常好的性能;二是在具体实验中,与其他类型的函数进行对比得到。

3.2 FSSSVR 算法

然而公式(4)得到的估计并不是最优化的性能,这是因为并不是所有特征参数都与故障行为密切相关的,也就是存在着与故障行为无关的或者与其他有效特征冗余的特征参数。为此,需要能够去掉这些无关和冗余的特征参数。则这个问题可以表示为

$$Error_i = \frac{\|y - f(s_i, w)\|_2}{\|y\|_2} \quad (8)$$

$$S_{op} = \arg \min_{s_i \in X} Error_i \quad (9)$$

其中选择的气象雷达特征参数子集 S_i , i 表示参数特征空间选择的序号, S_{op} 表示在最小化预测误差条件下的最优化气象雷达特征子集。对式(7)和式(8)的求解,主要采用如图2所示的反馈式搜索算法 FSSSVR 算法求解得到。

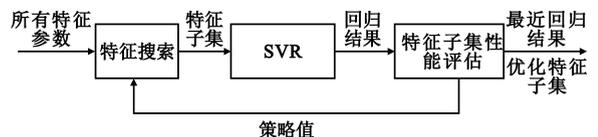


图2 FSSSVR算法框架

Fig.2 Architecture representation of FSSSVR algorithm

FSSSVR 算法的输入数据是表1所示的所有气象雷达的特征参数集合,输出是选择后的优化特征参数几何。FSSSVR 算法的基本思想先通过特征搜索算法来搜索特征参数集空间,然后用 SVR 算法进

行对每个特征子集进行回归,再用我们规定的性能量度进行回归性能评估。FSSSVR 主要分成三部分,即特征参数空间的搜索、SVR 算法、特征参数空间回归性能评价。

由于遍历搜索整个特征参数空间需要 2^{138} 种可能的特征参数子空间,那么穷举搜索的计算复杂度是非常大的。本文主要采用是遗传算法(GA)等随机搜索算法。不希望能够得到最优化的解,只希望得到最优解的近似解。

如上所述,整个完整的 FSSSVR 算法包括以下步骤:

Step 1: 通过用随机搜索算法随机产生候选的特征空间子集 S_i ;

Step 2: 通过用线性规划确定等式(4)和(5)的参数,然后根据等式(5)计算的 SVR 模型 $f(s_i)$;

Step 3: 通过公式(8)计算所选择特征参数子集 S_i 的误差;

Step 4: 重复步骤 1~3,直到用随机搜索搜索完的特征子集空间 X ;

Step 5: 找到具有最小误差的最优化特征子集 S_{op} 和相应的 SVR 模型,然后把得到的结果保存到文件中并退出。

3.3 性能量度

我们使用相对误差(Rative Error, RE)来评估端到端延迟估计的性能,相对误差的定义如下:

$$RE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^L (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^L (y_i)^2}} \quad (9)$$

其中, y_i 为第 i 个时刻真实值, \hat{y}_i 为第 i 个时刻的估计值, L 为时间序列的长度。

4 实验结果

具体实验中所采用数据主要来自山东青岛的气象雷达站。数据主要来自于两个数据库,一个是气象雷达状态数据库,该数据库以 6 min 为间隔记录一次气象雷达的状态信息。从该数据库我们可以得到特征参数的集合 X 。另外一个数据库为青岛气象雷达故障实例统计数据库,记录了历史的故障事件,从该数据库我们可以得到故障事件 y 。我们对得到的数据一部分用于训练,剩余部分进行测试。

整个实验主要分成以下几个部分:一是 FSSSVR

算法的特征选择实验,主要评价该算法去除冗余和无效特征的能力;二是 SVR 算法对气象雷达使用寿命预测的性能,主要评估 SVR 算法预测性能。

(1) FSSSVR 算法的特征选择

我们调用 FSSSVR 算法的对 138 特征进行特征选择,最后得到如表 2 所示的优化特征参数。从表 2 可以看到,138 个特征经过 FSSSVR 算法特征选择之后,只剩下了 25 个特征,说明了 FSSSVR 算法可以有效去掉冗余和无效的特征,提高了整个回归的算法的效率和精度。同时从表 2 可以看到,FSSSVR 算法对状态参数对使用寿命的重要性进行了排序,比如对气象雷达使用寿命最重要的状态参数为:发射机峰值功率和发射机平均功率等。这些优化的状态参数对应不同雷达主要部件,主要部件的故障就会影响整机的使用寿命。

表 2 优化特征子集
Table 2 Optimal feature subsets

关键字段	相应含义
XMTR_PEAK_PWR	发射机峰值功率
XMTR_AVG_PWR	发射机平均功率
TE	噪声温度
TX_RECYCLE_CNT	发射机重复循环次数
AGC_STEP_AMPL2	AGC 幅度 2
AGC_STEP_AMPL3	AGC 幅度 3
AGC_STEP_AMPL4	AGC 幅度 4
AGC_STEP_AMPL5	AGC 幅度 5
AGC_STEP_AMPL6	AGC 幅度 6
AGC_STEP_AMPL2	AGC 幅度 2
AGC_STEP_PHASE2	AGC 相位 2
AGC_STEP_PHASE3	AGC 相位 3
AGC_STEP_PHASE4	AGC 相位 4
AGC_STEP_PHASE5	AGC 相位 5
AGC_STEP_PHASE6	AGC 相位 6
EXPECTED_REFL_AMP1	反射率期望值 1
EXPECTED_REFL_AMP5	反射率期望值 5
MEASURED_REFL_AMP1	反射率测量值 1
SYSSPLN	窄脉冲标定常数
SYSSPLG	SYSSPLG
MEASURED_VELOCITY1	速度测量值 1
MEASURED_WIDTH2	谱宽测量值 2
MEASURED_RF8_AMP2	MEASURED_RF8_AMP2
MEASURED_RF8_AMP3	MEASURED_RF8_AMP3
MEASURED_RF8_AMP5	MEASURED_RF8_AMP5

(2) SVR 算法对气象雷达使用寿命预测的性能我们在实验 1 得到的优化特征子集基础上,然

后调用 SVR 算法预测气象雷达使用寿命,得到图 3 所示的 SVR 回归方法对气象雷达使用寿命的预测结果图。从图 3 可以看到,SVR 预测的结果与实际使用寿命总体趋势基本上吻合,同时可以计算得到相对误差为 10.41%,说明 SVR 预测能够较好地预测气象雷达使用寿命。

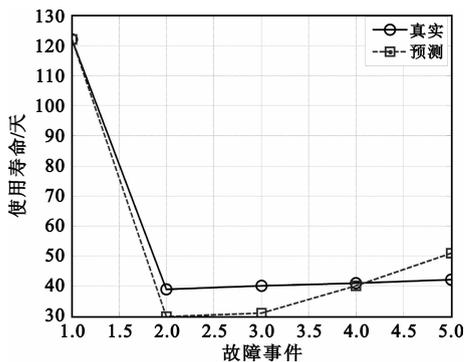


图 3 气象雷达使用寿命预测结果图

Fig. 3 Service life prediction results

5 结束语

本文研究了气象雷达使用寿命预测的这样新的问题,提炼出了刻画子系统行为的状态参数,建立了多元回归模型,给出了基于 SVR 的气象雷达使用寿命预测算法,并针对存在冗余和无效特征参数问题,发展出了基于 SVR 的气象雷达特征参数选择。

随着技术的发展,现代气象雷达越来越复杂,将现代气象雷达纳入管理学范畴,实现全系统全寿命运作是解决新装备维护和维修难问题的最重要的解决办法。正确预测气象雷达使用寿命则是气象雷达全寿命周期管理体系的核心内容。

参考文献:

- [1] Mohanty J R, Verma B B, Ray P K, et al. Application of artificial neural network for fatigue life prediction under interspersed mode - 1 spike overload[J]. Journal of Testing and Evaluation, 2010, 38(2): 96 - 101.
- [2] Natarajan U, Periasamy V M, Saravanan R. Application of particle swarm optimisation in artificial neural network for the prediction of tool life[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2007, 31(9 - 10): 871 - 876.
- [3] Kim Y H, Song J H, Park J H. An expert system for fatigue life prediction under variable loading[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 3: 4996 - 5008.
- [4] Pawar P M, Ganguli R. Fuzzy-logic-based health monitoring

and residual-life prediction for composite helicopter rotor[J]. Journal of Aircraft, 2007, 44(3): 981 - 995.

- [5] Bukkapatnam S T S, Sadananda K. A genetic algorithm for unified approach-based predictive modeling of fatigue crack growth[J]. International Journal of Fatigue, 2005, 27(10 - 12): 1354 - 1359.
- [6] 陈海建, 胡丽芳, 纪峰. 弹载电子设备寿命预测方法研究[J]. 海军航空工程学院学报, 2007, 22(6): 667 - 669. CHEN Hai-jian, HU Li-fang, JI Feng, Research on life prediction method of electronic equipment on the missile[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2007, 22(6): 667 - 669. (in Chinese)
- [7] 王朝晖, 张来斌, 田立柱. 基于混沌理论的临修设备预测技术[J]. 石油大学学报(自然科学版), 2004, 28(5): 78 - 81. WANG Zhao-hui, ZHANG Lai-bin, TIAN Li-zhu. Forecast technology for equipment to be maintained using chaos theory[J]. Journal of The University of Petroleum(Natural Science Edition), 2004, 28(5): 78 - 81. (in Chinese)
- [8] 廖卫献. 小样本核机械设备可靠性寿命预测方法综述[J]. 中国核科技报告, 1999(S4): 305 - 328. LIAO Wei-xian. Review on reliability life prediction of nuclear machinery equipment using small sample[J]. China Nuclear Science and Technology Report, 1999(S4): 305 - 328. (in Chinese)
- [9] Scholkopf B, Smola A J. Learning With Kernels[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2002.
- [10] Smola A J, Scholkopf B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199 - 222.

作者简介:

方睿(1974—),男,安徽桐城人,2006 获硕士学位,现为副教授,主要研究方向无线传感网、云计算;

FANG Rui was born in Tongcheng, Anhui Province, in 1974. He received the M. S. degree in 2006. He is now an associate professor. His research concerns wireless sensor network and cloud computing.

Email: fangrui@cuit.edu.cn

李享梅(1976—),女,重庆人,2004 获硕士学位,现为讲师,主要研究方向智能计算、神经网络;

LI Xiang-mei was born in Chongqing, in 1976. She received the M. S. degree in 2004. She is now a lecturer. Her research concerns intelligent computing and neural network.

Email: lixiangmei@cuit.edu.cn

涂爱琴(1983—),女,安徽安庆人,2008 年获硕士学位,现为工程师,主要从事大气探测设备技术保障工作。

TU Ai-qin was born in Anqing, Anhui Province, in 1983. She received the M. S. degree in 2008. She is now an engineer. She is mainly engaged in the technical support work of atmospheric detection equipment.

Email: betrue_tu@sohu.com