

Safety Prediction with Environment Factors of Submarine Launched Weapon Based on Localized Multiple Kernel Learning

Bingjie Liu, Wenzhong Lu, Haiyan Ji

Missile Department, Navy Submarine Academy, Qingdao
Email: liubingjie_nsa@163.com

Received: Mar. 3rd, 2014; revised: Apr. 1st, 2014; accepted: Apr. 12th, 2014

Copyright © 2014 by authors and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

Environment is an important factor to safety of submarine launched weapon. To improve safety prediction correct rate, the paper use Localized Multiple Kernel Learning (LMKL) to predict safety of underwater weapon. The input of LMKL includes: temperature, temperature change rate, humidity and humidity change rate, and the output of LMKL is safety prediction result. The simulation demonstrates that LMKL can accurately predict safety of submarine launched weapon with environment factors.

Keywords

Localized Multiple Kernel Learning, Submarine Launched Weapon, Safety Prediction, Environment Factor

基于多核学习的潜射武器环境因子安全性预测

刘丙杰, 卢文忠, 冀海燕

海军潜艇学院导弹兵器系, 青岛
Email: liubingjie_nsa@163.com

收稿日期: 2014年3月3日; 修回日期: 2014年4月1日; 录用日期: 2014年4月12日

摘要

环境因素是影响潜射武器安全性的重要因素。针对安全性预测对泛化能力要求高的问题,采用局部多核学习方法对环境安全性进行预测。局部多核学习方法的输入为环境因子(温度及其变化率、湿度及其变化率),输出是安全性预测结果。仿真结果证实,局部多核学习方法可以有效对武器系统环境安全性进行预测。

关键词

多核学习方法, 潜射武器, 安全性预测, 环境因子

1. 引言

由于潜射武器通常都是长期贮存、一次使用的,所以贮存阶段是影响潜射武器安全性的主要阶段。在贮存阶段,由于水下环境恶劣,所以温度、湿度、振动等环境因素是影响潜射武器的安全性的主要因素。潜射武器的安全性不仅对武器本身具有重要影响,而且对潜艇的安全性具有重大影响。目前,对潜射武器的安全性控制主要集中在安全性分析和安全性评估,这两种方法对于潜射武器的安全控制具有重要作用,但是这两种方法都是对武器系统固有的安全因素进行分析评估,却难以对武器系统的安全性进行预测。如果能及时准确的预测潜射武器的安全性,及时采取安全性控制措施,将对提高潜射武器的安全性具有重要作用。

目前有关装备安全性预测方法主要包括神经网络方法[1][2]、系统仿真方法[3],贝叶斯网络方法[4][5]等。但是上述方法都没有利用环境因子进行安全性预测,而且上述方法的泛化能力有限,所以不能保证安全性预测的精度。

多核学习是近年来机器学习领域的研究热点,其在模式分类、模式回归及预测等方面具有广泛应用[6]。局部多核学习方法(LMKL)[7]是一种泛化能力较好的多核学习方法,本文采用 LMKL 对潜射武器环境因子的安全性进行预测。

2. 局部多核学习方法(LMKL)

核学习方法已经广泛应用于统计与机器学习领域,而多核学习由于具有良好的泛化能力,逐渐成为核学习领域的重要分支。

多核学习对于处理不规则数据、样本分布不平坦等实际问题具有很好的效果[6]。多核学习方法是一种权系数与核函数的组合学习算法[7],其流程如图 1 所示。

为了提高回归函数的预测精度, Sarath[7]等提出了一种局部多核学习方法(LMKL),每个核函数的加权值根据数据点确定,其加权核为:

$$K_{\eta}(x_i, x_j) = \sum_{m=1}^p \eta_m(x_i) k_m(x_i, x_j) \eta_m(x_j) \quad (1)$$

其中 η_m 为输入 x 的门限函数:

$$\eta_m(x) = \frac{\exp(\langle v_m, x \rangle + v_{m0})}{\sum_{i=1}^p \exp(\langle v_i, x \rangle + v_{i0})} \quad (2)$$

其中 v_m, v_{m0} 为 η_m 的参数，可以用梯度下降法求得，具体请参考文献[8]。优化问题为：

$$\min_{\eta_m(x), w, b, \xi} \frac{1}{2} \sum_{m=1}^p \|w_m\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3)$$

$$s.t. y_i \left(\sum_{m=1}^p \eta_m(x_i) (w_m, \phi_m(x_i)) \right) + b \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \forall i \quad (4)$$

最终回归函数为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^p \eta_m(x_i) \alpha_i y_i K_m(x_i, x) \eta_m(x) + b \quad (5)$$

3. 潜射武器环境安全性预测模型

在潜射武器贮存阶段，环境因素是影响武器系统安全的重要因素，其重要性如下表所示[9]。

从表 1 可以看出，贮存中最重要的环境因素是温度、湿度，其次是冲击。环境安全性预测模型选择影响武器系统安全性较大的因素作为输入，包括温度、湿度。模型的输出为武器系统安全性预测结果，具体判断规则如表 2 所示。

温度归一化模型：

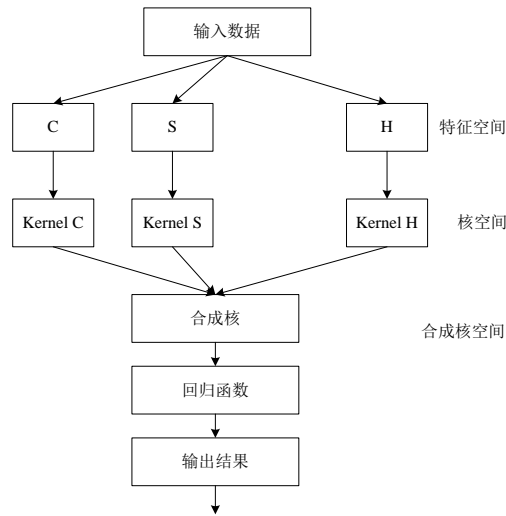


Figure 1. Multiple kernel learning flow chart
图 1. 多核学习流程图

Table 1. Important environment factors to weapon system in storage stage
表 1. 贮存阶段有关的重要环境因素

	温度	湿度	振动	冲击	静电	核辐射
库房贮存	O	O	C	B	A	O
待用贮存	C	A	A	A	A	C

Table 2. Decision rules of environment safety predicting
表 2. 环境安全性预测判断规则

预测结果	很安全	较安全	安全	不安全	很危险
数值表示	0	0.25	0.5	0.75	1

$$T = \frac{t - t_{\min}}{t_{\max} - t_{\min}} \quad (6)$$

式中： T 为温度归一化值； t 为实际温度， t_{\min} 为艇上最小温度， t_{\max} 为艇上最高温度，假定武器系统存储最高温度 35°C ，最低温度 5°C 。

湿度 W 取值为实际相对湿度，假设武器系统安全性预测值为 F ，则环境安全性预测模型为：

$$F = f(T, W, S) \quad (7)$$

式中： S 为时间序列值； $f(x)$ 为局部多核学习模型。

4. 仿真实证

根据武器系统使用环境要求以及上述分析结果，可得出如表 3 所示的安全性规则。

这种规则是无法直接用于 LMKL 的，需要对上表内容进行量化处理，使之成为可用于训练的量化样本。本文采用蒙特卡洛方法，根据上表内容生成虚拟样本，样本示例如表 4 所示。

本文采用 4 个如下的径向基核函数作为 LMKL 的核函数：

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2\right) \quad (8)$$

每一个核函数代表 1 种环境信息，核函数方差 $\sigma = 0.02$ 。为了减少由于随机现象以及主观经验引起的不确定性，实验独立进行了 30 次，并与神经网络集成(NNE)[10]、最小二乘 SVM (LSSVM)做了试验对比。神经网络集成的集成规模为 5，个体模型为 RBF 神经网络；支持向量机核函数为 RBF 核函数，惩罚因子 $C = 2000$ 。仿真结果见表 5。

Table 3. Weapon system safety rules table of environment factors
表 3. 武器系统环境安全性规则表

序号	温度 $^{\circ}\text{C}$	温度变化率 $^{\circ}\text{C}/\text{h}$	湿度%	湿度变化率%/h	安全性
1	5~35	0	60~80	0	0
2	5~35	0	60~80	0~3	0.13
3	5~35	0~5	60~80	-10~-15	1
4	5~35	5~10	60~80	0	0.5
5	5~35	5~10	60~80	0~3	0.5
6	5~35	5~10	60~80	3~7	0.75

Table 4. Examples of training samples
表 4. 训练样本示例

序号	输入样本				输出样本
	温度 $^{\circ}\text{C}$	温度变化率 $^{\circ}\text{C}/\text{h}$	湿度%	湿度变化率%/h	安全性
1	18.443	0	0.60878	0	0
2	5.8156	0	0.66254	0	0
3	5.3859	0	0.67679	0	0
4	25.493	0	0.61857	0	0
5	6.0601	0	0.72248	0	0
6	23.256	0	0.60315	0	0

Table 5. Simulating experiment results

表 5. 仿真实验结果

方法	LKML	LSSVM	NNE
预测精度	0.8946	0.8632	0.7855
支持向量数量	4	8	-
训练时间	0.24 秒	0.18 秒	10.2 秒
计算时间	0.01 秒	0.1 秒	1.2 秒

从表 5 可以得出, LKML 与 LSSVM 的预测精度相当, 但是 LKML 算法的支持向量数量最小, 而且计算时间最短。从上述试验结果可以看出, 本文提出的方法可以比较准确的根据环境信息对系统安全性进行预测, 而且算法复杂性可以满足要求。

5. 结束语

从仿真结果可以看出, LKML 可以比较准确的预测潜射武器的安全性, 而且且预测精度明显高于其他算法。但是, LKML 需要完善的训练样本才能保证预测的准确性。本文所述的安全性预测方法适用于长期贮存的武器系统。

参考文献 (References)

- [1] 凌学文, 李树刚, 成连华, 等 (2003) 安全性预测组合模型的神经网络方法及应用. *陕西煤炭*, **4**, 16-18.
- [2] 李勇, 张哲 (2002) 基于神经网络的航行安全性预测模型. *武汉理工大学学报(交通科学与工程版)*, **4**, 88-92.
- [3] 刘东亮, 徐浩军, 苏晨 (2010) 基于系统仿真的飞行风险科目安全性预测预防方法. *中国安全科学学报*, **12**, 35-38.
- [4] 马欣, 刘兴华, 胡博 (2013) 基于贝叶斯网络的常减压装置塔体安全性预测. *化工装备技术*, **2**, 356-359.
- [5] 初珠立, 杨自春, 王会权 (2011) 主过热蒸汽管路的贝叶斯网络安全性预测推理. *舰船科学技术*, **10**, 12-14.
- [6] 汪洪桥, 孙富春, 蔡艳宁, 等 (2010) 多核学习方法. *自动化学报*, **8**, 1034-1047.
- [7] Sarath, K. (2012) Localized multiple kernel learning. M.Tech. Thesis, India Institute of Technology, New Delhi.
- [8] Gonen, M. (2004) Localized multiple kernel learning for machine learning. Ph.D. Thesis, Boğaziçi University, Istanbul.
- [9] Andrzej Makeowski, Krzysztof Kubiak (2002) Conventional submarines: East and west. *Naval Forces*, **3**, 56-66.
- [10] Shen, Z.-Q. and Kong, F.-S. (2004) Optimizing weights by genetic algorithm for neural network ensemble. *International Symposium on Neural Networks*, Dalian, 19-21 August 2004, 323-331.