

文章编号:1671-6833(2015)03-0115-05

基于改进 SVM 的煤矿水灾害救援组织系统可靠性预测

张炎亮, 刘 阳, 王金凤

(郑州大学 管理工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 为了评测煤矿水灾害救援组织系统可靠性, 从事中控制、动态分析的角度, 建立了衡量其可靠性的评价指标体系. 同时, 由于煤矿水灾害救援组织系统复杂多变、数据获取困难的特点, 提出了一种基于粒子群优化支持向量机的煤矿水灾害救援组织系统可靠性预测模型, 并通过改进粒子群算法优化支持向量机的参数, 使预测结果更加精确; 最后, 通过案例实验证明了该模型的有效性.

关键词: 救援系统; 可靠性; 支持向量机; 粒子群; 预测

中图分类号: TD745 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-6833.2015.03.025

0 引言

煤矿水灾害是制约煤炭资源安全高效开发的主要灾害之一. 从宏观上看, 我国煤矿水灾害呈上升趋势; 对煤矿企业来说, 一旦发生突水淹没矿井事件, 矿方对于水灾害总是束手无策, 往往耽误救援的最佳时间, 给煤矿造成极其严重的经济损失, 更给广大矿工及家属造成了巨大的灾难和痛苦. 因此, 对煤矿水灾害的救援系统的研究显得尤为重要^[1]. 目前, 对于煤矿水灾害救援的研究主要集中在救援系统应急能力的评价^[2-3]和救援物流的管理^[4], 侧重于理念的引进和方法的改进等理论方面的研究, 对救援系统流程有一定程度的改进, 但对煤矿水灾害救援组织系统可靠性方面的研究较少. 笔者从危机响应层面整合政府和企业以及社会的资源对煤矿水灾害救援进行系统的管理, 并结合救援系统的实时性和动态性的特点进行可靠性的预测, 为煤矿企业的应急救援提供有力的依据.

1 煤矿水灾害救援组织系统可靠指标体系

煤矿水灾害救援是一项涉及人-机-环、工程技术水平等多种要素的复杂的动态系统, 为提高煤矿应对突发水灾害的反应效率和危机处理质

量, 对煤矿水灾害救援组织系统的可靠性进行管理, 依据系统性、可行性、突出性等原则^[5]谨慎地选择指标, 结合煤矿水灾害救援的复杂性、高效性、动态性等特征, 提出从人员因素、排水因素、信息因素、资金因素、设备因素、管理因素的六个方面入手, 全面地对煤矿水灾害应急救援系统可靠性进行研究分析, 并找出各影响因素与煤矿水灾害应急救援系统可靠性之间的相互作用机制, 建立了煤矿水灾害救援组织系统可靠性指标体系, 见图 1.

2 煤矿水灾害救援组织系统可靠性预测模型的建立

2.1 支持向量机的基本学习法

关于支持向量机的非线性分类面的问题, Vapnik^[6]提出了核函数的概念, 其基本思想是: 通过事先确定的非线性映射将输入向量 x 映射到一个高维空间中, 然后在此高维空间中构造最优分类面. 设训练数据集为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 大小为 $n, y_i = 1$ 或 $y_i = -1$ 可转化为二次优化问题: 在约束条件

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad (1)$$

下, 求的最小值. 这个优化问题的解是下列 Lagrange 函数的鞍点:

收稿日期: 2015-01-19; 修订日期: 2015-03-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71271194); 郑州市普通科技攻关计划项目(141PPTGG343); 教育部人文社会科学研究青年基金资助项目(11YJC630291)

作者简介: 张炎亮(1979-)女, 安徽省涡阳人, 郑州大学副教授, 博士, 主要研究方向为工业工程、煤矿物流、煤矿水灾害, E-mail: yanliang@zzu.edu.cn.

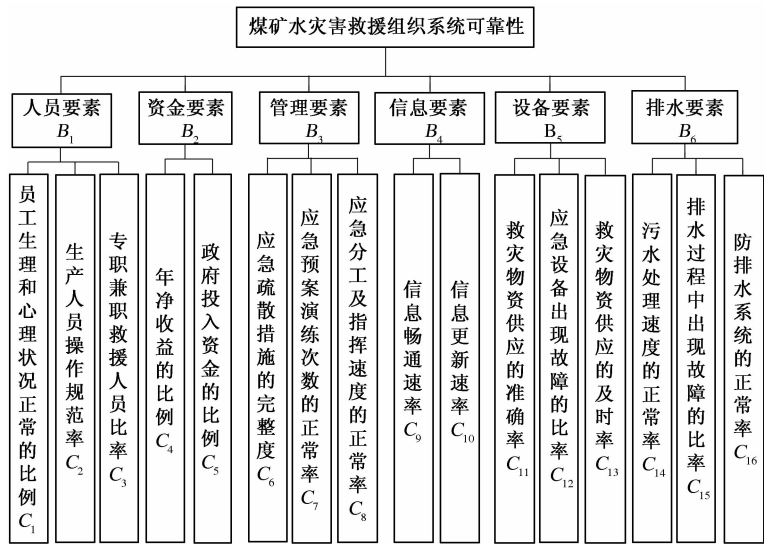


图 1 煤矿水灾害救援组织系统可靠性指标体系

Fig. 1 Index system of reliability of coal mine water disaster relief organization system

$$L(w,b,a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1].$$

(2)

其中： a_i 为非负 Lagrange 乘子. 式(2) 是一个凸二次规划问题,故存在全局唯一的最优解. 由于计算的复杂性,一般不直接求解,而是依据 Lagrange 对偶理论将公式(2) 转化为对偶问题,同时采用满足 Mercer 条件的核函数 $K(x_i,x_j)$ 来代替向量积点计算,即

$$\begin{cases} \max Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i x_j); \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0, a_i \geq 0. \end{cases}$$

(3)

若 a_i^* 为公式(3) 的最优解,则

$$w^* = \sum_{i=1}^n a_i^* y_i x_i.$$

(4)

从而最终的最优分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (xx_i) + b^* \right].$$

(5)

可以根据 $f(x)$ 的值 1 或者 -1 来确定 x 的分类.

核函数在支持向量机的数据处理中处在中枢位置,而 RBF 核函数不仅能够适应模型的复杂度,而且只需要一个方差 σ 的选取,且在高维空间具有很好的拟合度,所以选取 RBF 作为支持向量机的核函数.

2.2 基于改进粒子群算法的参数优化

2.2.1 PSO 算法的改进

粒子群算法(PSO)最早是 1995 年由美国的

Eberhart 博士和 Keenedy 博士^[7]提出的一种群智能化的优化算法. 虽然 PSO^[8]存在参数少、原理简单、易实现等优点,但也存在着局部搜索能力差、搜索精度不够高等缺点. 为了解决上述问题从惯性权重 w 和学习权重 c 出发,惯性权重 w 对于 PSO 的收敛性具有重要作用,采用线性递减惯性权重调节,可以使 w 在迭代过程中逐步减小,有利于搜索强度增强,调节公式如公式(6)所示;学习权重和惯性权重所起的作用类似,通过调节学习权重来改善 PSO 的收敛性,调节公式如公式(7)所示.

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot t/T;$$

(6)

$$c_1 = c_2 = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min}) \cdot t/T.$$

(7)

式中: t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数.

2.2.2 基于 IPSO 参数优化

所以模型的参数有两个:支持向量机的惩罚因子 C 和 RBF 函数的方差 σ . 通过参数优选机制 CV^[9]下的分类准确率来当作 PSO 算法的函数,准确率越高,适应性越强. 具体的做法是:通过 K -CV 算法来计算 K 个模型的分分类准确率的均值,并且将它作为粒子群算法的适应度函数,记为 $F(C, \sigma)$,计算并找出适应度最大的粒子. 利用 IPSO 对支持向量机的参数进行优化流程如图 2 所示.

2.3 基于 IPSO-SVM 的煤矿水灾害救援组织系统可靠性预测模型构架

模型主要分为三部分:样本处理、参数优选和模型训练. 具体的预测流程如下:

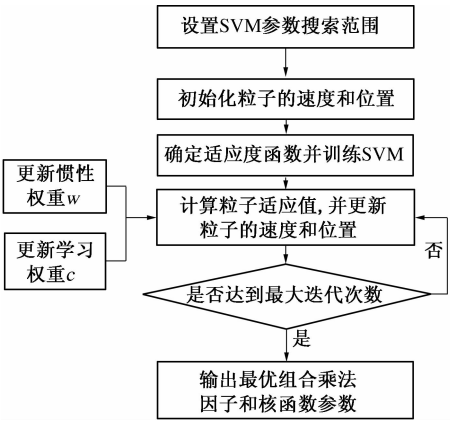


图 2 IPSO 对支持向量机的参数优化流程图

Fig.2 The flow chart to optimize parameters of support vector machine (SVM) by using IPSO

- (1)根据可靠状态分类和数据的标准化对搜集到的数据进行处理。
- (2)初始粒子位置和速度,选择合理的参数初始值,定义适应度函数,并通过对惯性权重 w 和学习权重 c 的调节,通过迭代运算直至找出最优值。
- (3)通过以上两个步骤得出参数 C 和 σ 的最优组合,带入支持向量机中进行训练,最终得出比较理想的可靠性预测模型。

3 实证分析

3.1 稳定状态分类

根据常用的工业救援可靠性状态分级标准,设定煤矿水灾害救援组织系统的可靠性状态指标集合为 $P = \{ \text{很不可靠,不可靠,可靠,很可靠} \}$,

对应的量化向量为 $U = [1, 2, 3, 4]^T$,同时,设定可靠性的结果集合为 $P = \{ \text{不可靠,可靠} \}$,对应的量化向量为 $U = [0, 1]^T$. 根据《矿山救护规程》、现场调研以及专家意见,将各子系统的可靠性指标进行分类划分,如表 1 所示。

表 1 煤矿救援系统指标可靠状态分类
Tab.1 The reliability state classification of coal mine rescue system

指标	可靠状态分类			
	1	2	3	4
C_1	≤ 50	50 ~ 60	60 ~ 70	≥ 70
C_2	≤ 45	45 ~ 55	55 ~ 65	≥ 65
C_3	≤ 55	55 ~ 65	65 ~ 75	≥ 75
C_4	≤ 0.1	0.1 ~ 0.2	0.2 ~ 0.3	≥ 0.3
C_5	≤ 0.2	0.2 ~ 0.3	0.3 ~ 0.4	≥ 0.4
C_6	≤ 65	65 ~ 75	75 ~ 85	≥ 85
C_7	≤ 65	65 ~ 75	75 ~ 85	≥ 85
C_8	≤ 65	65 ~ 75	75 ~ 85	≥ 85
C_9	≤ 10	10 ~ 20	20 ~ 30	≥ 30
C_{10}	≤ 15	15 ~ 25	25 ~ 35	≥ 35
C_{11}	≤ 25	25 ~ 35	35 ~ 45	≥ 45
C_{12}	≥ 90	80 ~ 90	70 ~ 80	≤ 70
C_{13}	≤ 65	65 ~ 75	75 ~ 85	≥ 85
C_{14}	≤ 40	40 ~ 50	50 ~ 60	≥ 60
C_{15}	≥ 85	75 ~ 85	65 ~ 75	≤ 65
C_{16}	≤ 65	65 ~ 75	75 ~ 85	≥ 85

3.2 样本数据的获得及处理

通过原始数据的记录,选取了该煤矿在一段时间内的 14 组救援系统相关数据,为了提高可靠状态的分类精确度,根据表 1 可靠状态类别的划分,对原始数据进行去噪和简化处理,见表 2。

表 2 处理后的样本数据
Tab.2 The sample data after processing

指标	样本													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
C_1	4	2	4	4	3	1	4	4	4	1	4	3	1	3
C_2	4	1	3	3	4	2	3	4	3	1	3	3	1	3
C_3	3	1	4	4	4	1	3	3	3	2	4	4	1	4
C_4	4	2	3	3	4	2	4	3	4	2	3	4	1	3
C_5	3	1	4	3	4	1	3	3	3	1	3	4	1	3
C_6	3	2	4	3	4	3	3	4	3	2	3	4	1	3
C_7	3	2	4	4	3	2	3	4	4	1	4	3	1	4
C_8	4	1	3	3	3	1	4	4	3	2	3	3	2	3
C_9	4	2	4	4	3	1	3	3	3	3	4	4	1	4
C_{10}	3	2	4	3	3	2	3	3	3	1	3	3	1	3
C_{11}	3	2	4	3	4	2	3	4	3	3	3	3	1	4
C_{12}	4	1	4	4	3	1	4	4	4	1	4	4	1	3

续表 2

指标	样本													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
C_{13}	3	1	4	4	4	2	4	3	4	3	4	4	1	4
C_{14}	4	2	1	2	4	1	1	4	2	2	2	4	2	3
C_{15}	3	1	2	4	3	1	4	3	4	2	4	3	2	4
C_{16}	4	1	4	3	3	2	4	3	4	1	3	4	1	3
可靠状态	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1

3.3 实验运行

为验证预测模型有效性,在 Matlab 7.0^[10] 的仿真环境下,利用 Libsvm-3.1 工具箱,以 $F(C, \sigma) = a_{K-CV}$ 作为粒子群算法的适应度函数进行仿真实验.选取表 2 中的 1~11 号样本为训练集,12~14 号样本为测试集.实验的初始参数设置粒子维度 D 为 2,最大学习权重为 1.7,最小学习权重 0.9,最大惯性权重为 0.9,最小惯性权重为 0.4,最大迭代次数为 200,粒子最大速度为 1.2 m/s,惩罚因子 $[0.1,100]$,核函数参数 $[0.1,50]$.

经过惯性权重和学习权重的调节,IPSO 的精度和收敛速度有明显提高,将参数优化结果进行汇总,可以得出 IPSO 在报错率和运行时间方面有很大的优势,能够避免过早陷入局部最优,由于 PSO 是随机初始化的,所以进行了 20 次实验,IPSO 的平均报错率 5.4%,PSO 的平均报错率 18%,选取报错率最大的参数组合,如表 3 所示.

表 3 参数优化结果比较

Tab.3 The results of parameter optimization

算法	参数 C	参数 σ	时间 t/s	报错率
IPSO	9.181	2.450	0.90	6%
PSO	8.281	1.960	1.82	20%

3.4 模型测试结果

经过 12 个训练样本集的学习拟合,将 IPSO-SVM、PSO-SVM 和 SVM 模型分别对 3 个测试样本集进行预测实验,预测结果如表 4 所示.

表 4 IPSO-SVM 和 PSO-SVM 模型的测试结果

Tab.4 The test results of IPSO-SVM and PSO-SVM mode

模型	样本	12	13	14	准确率/%
IPSO-SVM	实际值	1	0	1	100
	预测值	1	0	1	
PSO-SVM	实际值	1	0	1	66.7
	预测值	1	0	(0)	
SVM	实际值	1	0	1	33.3
	预测值	1	(1)	(0)	

从表 4 可以看出,SVM 预测结果有两个样本

分类出现了错误,准确率只有 33.3%,PSO-SVM 模型的准确率达到 66.7%,IPSO-SVM 的预测准确率达到 100%,从而证明了基于 IPSO-SVM 的煤矿水灾害救援系统可靠性预测模型的有效性.

4 结论

针对煤矿水灾害救援系统复杂多变、数据获取困难等难题,提出了基于 IPSO-SVM 的煤矿水灾害救援组织系统可靠性预测模型.SVM 在解决非线性二分类问题独特的优势;对粒子群算法的学习权重和惯性权重进行线性调节,有效的改善了传统粒子群算法的精度和收敛速度;最后将改进的粒子群算法与支持向量机进行融合,对模型参数进行了优化.并且通过实例证明了该模型的有效性.

参考文献:

[1] 王金凤,杨利峰,冯立杰.基于粗糙集的煤矿水灾害事故响应系统优化[J].工业工程,2013,16(5):1-5.

[2] 苗成林,孙丽艳,杨力等.煤矿企业突发事件应急能力影响因素实证分析[J].中国安全科学学报,2014,24(1):113-118.

[3] 贾增科.基于 GO 法的应急管理系统可靠性分析[J].系统工程,2011,29(10):123-126.

[4] 王立兵.煤矿事故应急救援保障评估体系构建[J].煤炭经济研究,2014,34(7):43-46.

[5] 张军波,郭德勇,王立兵.煤矿应急救援组织结构模式研究[J].煤炭学报,2012,37(4):664-668.

[6] CORTES C, VAPNIK V. Support vector networks[J]. Machine learning, 1995, 20(1):273-297.

[7] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proc of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995:39-43.

[8] 韩世军,朱菊,毛吉贵,詹汶燕.基于粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断[J].电测与仪表,2014,51(11):71-75.

[9] 刘志雄,梁华. 粒子群算法中随机数参数的设置与实验分析[J]. 控制理论与应用,2010,27(11):1489-1496.

[10] 耿俊豹,孙林凯,陈是学. 支持向量机的混合核函数参数优选方法[J]. 计算机应用,2013,33(5):1321-1323.

Reliability Prediction of Coal Mine Water Disasters Emergency
Rescue System Based on Improved SVM

ZHANG Yan-liang, LIU Yang, WANG Jin-feng

(School of Management and Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to predict the reliability of the coal mine water disasters emergency rescue system effectively, this paper establishes the stability index system from the view of mid-control and dynamic analysis. At the same time, as the coal mine water disasters emergency rescue system is complex and the related data is difficult to get, this paper puts forward a forecasting model of the stability of the coal mine water disasters emergency rescue system on the basis of improved particle swarm optimization and support vector machine. The prediction results will be more accurate through the optimization of the parameters of SVM based on improved particle swarm algorithm. Finally, the model is proved to be effective through the case experiment.

Key words: rescue system; reliability; support vector machine; particle swarm; predication

(上接第 109 页)

[9] EHRIG M, STAAB S. QOM: Quick ontology mapping [C]//Proceedings of the International Semantic Web Conference (ISWC). Berlin: Springer, 2004: 683-697.

[10] MAEDCHE A, MOTIK B, et al. MAFRA-A Mapping FRAmework for distributed ontologies [C]//Proceedings of the International Conference on Knowledge Engineering and Knowledge Management (EKAW). Berlin: Springer, 2002:235-250.

A Method of Ontology Mapping based on Multiple-Matchers

ZHANG Ling-yu¹, MA Zhi-sheng², CHEN Shu-xin¹

(1. Center of Computer, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China; 2. Office of Dean's, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China)

Abstract: The heterogeneity between different ontologies has seriously affected the sharing and reusing of knowledge. For this purpose, this paper presents an ontology mapping method based on multi-Matchers, called OM-matchers. During the process for creating mapping between ontologies, OM-Matchers firstly extracts the corresponding types of information, with the help of multiple matchers. Then, all the matchers calculate similarities for the concept pairs, in which concepts are from different ontologies. Finally, the similarity matrix for ontologies to be mapped is generated, and the iterative strategy is used to accomplish the work for ontology mapping. In order to verify the feasibility and effectiveness of OM-Matchers, this paper applies benchmarks, which is the subset of the shared ontology sets in OAEI, to test OM-Matchers. Experimental result shows that the method OM-Matchers can be used to create mapping between heterogeneous ontologies effectively.

Key words: ontology; ontology mapping; matcher; iterative strategy