

基于RS-SVR的装配式建筑施工安全风险预测

常春光,刘芷琦

(沈阳建筑大学管理学院,辽宁 沈阳 110168)

摘要:为解决装配式建筑施工安全风险预测困难的问题,提出了基于粗糙集(Rough Set,RS)和支持向量回归机(Support Vector Regression,SVR)的预测模型。根据装配式建筑施工特点,从人、设备、环境、管理、环境及技术5个方面构建风险评估指标体系,进行了RS-SVR装配式建筑安全风险预测。对100份数据进行预测的结果表明:与BP神经网络模型相比,RS-SVR模型不仅计算效率高,而且预测结果吻合度高,为装配式建筑施工安全风险预测提供了新的思路。

关键词:装配式建筑;粗糙集;支持向量回归机;施工安全;风险预测

中图分类号:TU714 **文献标志码:**A

2017年,我国住房和城乡建设部印发《“十三五”装配式建筑行动方案》,提出到2020年全国装配式建筑占新建建筑的比例达到15%以上。在装配式建筑行业蓬勃发展的同时,施工安全事故发生的频率也高居不下,根据相关数据和资料建立施工安全风险预测模型对降低建筑施工安全风险具有重要意义。

目前,针对施工安全风险预测问题,国内外学者进行了大量研究。国外专家中,Shin等^[1]将模糊评价与层次分析法相结合,对建设项目进行了风险评估;Pinto^[2]提出了模糊随机处理器模型,通过语言变量来保证建筑工地安全风险信息的精确性和完整性。国内方面,传统的研究方法包括层次分析法^[3]、系统动力学分析法^[4]以及灰色聚类预测方法^[5]等,但这些方法在解决非线性、全局寻优等复杂问题时较为繁琐,因而,部分学者将智能算法引入安全风险评价模型,一定程度上解决了类似大空间全局寻优组合优化等复杂问题。近年来,许多学者将粗糙集(Rough

Set,RS)和支持向量回归机(Support Vector Regression,SVR)运用于不同领域的预测。林荣安等^[6]构建了基于RS-SVR的地标沉降预测模型,对实际地铁盾构施工引起的软硬不均地层地标沉降情况作出了预测;张春友等^[7]将SVR模型应用于图书馆数字资源服务绩效评价,预测了图书馆数字资源的服务水平;曹志强等^[8]将SVR和灰色预测法分别应用于物流需求预测,发现SVR具有更好的预测效果。笔者分析其在各个领域的预测结果,发现该预测方法在建筑领域同样适用,故拟通过RS-SVR模型对装配式建筑施工安全风险进行预测。

一、基于RS-SVR的装配式建筑安全风险预测模型

1. 粗糙集理论

粗糙集理论是波兰数学家Pawlak^[9]提出的一种用来描述不精确性的数学工具,由于其能有效分析不完整数据的特点,近几年

广泛运用于许多领域。

粗糙集将信息系统作为表达知识的重要形式。一般将 $S = (U, A, V, f)$ 称为一个信息系统,其中, $U = \{U_1, U_2, \dots, U_{|U|}\}$ 为数据集合; A 为属性集合,包含条件属性 $C = \{C_{11}, C_{12}, \dots, C_{54}\}$ 和决策属性 D ; V 为属性集合 A 的值域; f 为 $U \times A$ 的信息系统映射函数。

假定 R 是一个等价关系族, $r \in R$, 如果 $Ind(R) = Ind(R - \{r\})$, 则 r 在 R 中是不必要的,即冗余指标;反之, r 在 R 中是必要的。设 $Q \subseteq R$, 如 Q 独立,且 $Ind(Q) = Ind(R)$, 则 Q 为 R 的一个约简。

2. 支持向量机回归理论

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 是 Vapnik^[10] 提出的一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器,其目的是寻找一个超平面来使样本间隔最大化。20 世纪 90 年代以来, SVM 广泛应用于众多领域,应用于回归拟合时,便产生了 SVR,其基本思想转变为使所有训练样本离最优分类面误差最小。

给定训练样本集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i)\}$, 其中, $x_i \in R^N$, 为输入指标 (x 为输入空间,是 N 维向量); $y_i \in R$, 为对应的输出值。对于非线性可分的分类问题,需要引入非线性映射函数 $\varphi(x)$, 此时高空间内的线性回归函数可表示为

$$f(x) = \omega \varphi(x) + b \tag{1}$$

式中: ω 为法向量; b 为截距。

设 ε 为线性不敏感因素,当回归函数得出的预测值和对应真实值之间的差别小于 ε 时,即 $f(x) - y < \varepsilon$, 损失值为 0。

引入松弛变量 ξ_i, ξ_i^* 及惩罚项系数 c , 问题便转化为

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \\ & i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \tag{2}$$

c 越大表示对训练误差大于 ε 的样本惩

罚越大。

为求解式 (2), 引入 Lagrange 函数, 将其转换为对偶函数

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} \quad & \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \right. \\ & \left. - \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon + \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i \right] \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \\ & 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{aligned} \tag{3}$$

式中: α_i 和 α_i^* 为拉格朗日乘子; $K(x_i, y_i)$ 为核函数。

求解该最大化函数问题也是求解二次优化问题, 利用 Karush - Kuhn - Tucker (KKT) 条件解得 ω^* 和 b^*

$$\begin{aligned} \omega^* &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x) \\ b^* &= \frac{1}{N} \left\{ \begin{aligned} & \sum_{\substack{0 < \alpha_i < M \\ x_i \in SV}} [y_i - \sum_{x_j \in SV} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \varepsilon] + \\ & \sum_{\substack{0 < \alpha_j < M \\ x_j \in SV}} [y_i - \sum_{x_j \in SV} (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \varepsilon] \end{aligned} \right\} \end{aligned} \tag{4}$$

式中: M 为支持向量个数; SV 为支持向量。

支持向量机回归函数解 $f^*(x)$ 为

$$f^*(x) = \omega^* \varphi(x) + b^* = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b^* \tag{6}$$

二、案例分析

1. 装配式建筑施工安全风险预测指标体系

建筑风险预测是指在施工之前对施工过程以及施工结果中可能出现的异常事故进行预测,并制定对策,从而预防事故发生的一种措施。装配式建筑作为一种新型建筑形式,在施工工艺及施工环节方面与传统建筑有很大差异,其主要生产构件不再进行现场浇筑,在预制构件工厂事先生产后,运送至施工现场,进行拼接组装,因此,装配式建筑施工安全评价指标与传统建筑施工安全指标存在一定的差别,两者的风险预测指标体系也有所

不同。笔者分析了装配式建筑施工安全调查情况与相关文献,将装配式建筑施工安全评价二级指标分为人、设备及材料、管理、环境和技术。在遵循科学性、代表性、独立性、完备性及可操作性 5 大原则的基础上,构建了合理的安全风险预测指标体系(见表 1)。

表 1 装配式建筑安全风险预测指标体系		
目标层	因素层	指标层
装配式建筑安全风险预测指标体系	人 B_1	工人操作水平 C_{11}
		违章作业 C_{12}
		疲劳施工 C_{13}
		安全意识程度 C_{14}
		施工人员对现场的熟悉程度 C_{15}
	设备和材料 B_2	构件出厂质量 C_{21}
		临时支撑的稳定性 C_{22}
		混凝土钢筋等材料的稳定性 C_{23}
		机械设备的选择 C_{24}
		施工机械保养及维修情况 C_{25}
	管理 B_3	预制构件现场堆放管理情况 C_{31}
		安全教育和培训情况 C_{32}
		工程设计的优良程度 C_{33}
		安全标志的放置程度 C_{34}
	环境 B_4	施工气候条件 C_{41}
		施工现场路况和场地情况 C_{42}
		供水供电条件 C_{43}
		工程地质条件 C_{44}
	技术 B_5	预制构件吊装技术 C_{51}
		构件的组装技术 C_{52}
		质量检测技术 C_{53}

2. 数据获取及预处理

以所构建的装配式建筑安全风险预测指标体系为基础编制调查问卷,将其依托网络分发给各地施工单位从业人员,由其根据自身经历填写,被调查者工龄涵盖 4~30 年,职位从工人到工程师。调查问卷中定量因素按实际情况填写,定性因素由于评价内容、衡量标准有所不同,无法直接调查,故将各指标按等级进行量化处理,以数字 1,2,3,4 为评分等级,分别代表该项指标为“差”“中”“良”“优”。共发放 113 份问卷,去除无效问卷 12 份,为方便整理,取其中 100 份为有效统计数,并根据相关数据计算决策属性千人负伤率 D 。

3. RS 属性约简

目前,以粗糙集原理为核心的数据处理软件有许多,Rosetta 为较流行的属性约简软

件。Rosetta 是由挪威科技大学计算机系和波兰华沙大学数学研究所联合开发的一款基于粗糙集理论的数学分析软件,其提供了多种数据补齐及连续属性离散化的方法。笔者采取布尔逻辑离散化方法对数据集进行离散化处理,再选用 Johnson 算法进行属性约简。Rosetta 约简的详细步骤如下。

(1) 导入数据集

将影响装配式建筑施工安全的 21 个因素(条件属性 C)和千人负伤率(决策属性 D)组成的数据集,导入 Rosetta 软件。

(2) 补齐数据集

选取数据,利用 Rosetta 软件对数据集进行检查,删除不完整的行或列。

(3) 离散化处理

选取补齐后的数据,通过布尔逻辑法生成离散后的数据集。

(4) 进行属性约简

选取离散后的数据,运用 Johnson 算法进行约简。

通过上述步骤,运用 Johnson 算法进行属性约简,最终得出的约简结果为:重要因素包括违章作业 C_{12} 、疲劳施工 C_{13} 、构件出厂质量 C_{21} 、机械设备的选择 C_{24} 、安全标志的放置程度 C_{34} 、施工现场路况和场地情况 C_{42} 、构件的组装技术 C_{52} 等 7 条。约简后的数据如表 2 所示。

表 2 约简后数据

编号	D	C_{12}	C_{13}	C_{14}	C_{24}	C_{34}	C_{42}	C_{52}
1	1.40	0.27	4	3	2.26	259	4	3
2	1.65	0.36	2	2	2.11	155	2	3
3	1.67	0.48	2	2	2.10	154	2	3
4	1.68	0.57	2	2	2.10	154	2	2
5	1.07	0.30	3	3	2.31	146	1	4
6	1.01	0.27	4	3	2.15	140	1	4
7	1.55	0.54	2	3	2.36	144	2	3
8	1.46	0.18	4	1	1.88	138	3	4
...
93	1.78	0.30	4	4	1.95	289	2	3
94	1.66	0.20	2	1	2.38	163	3	2
95	1.67	0.22	2	1	2.38	164	3	2
96	1.43	0.24	1	2	2.27	175	2	3
97	1.57	0.22	3	2	2.21	205	4	2
98	1.62	0.25	4	2	1.95	286	4	3
99	2.00	0.60	3	2	2.39	236	3	2
100	1.98	0.24	3	2	2.37	247	2	1

4. SVR 训练预测

根据 RS 属性约简后得出的数据集,借助 SVR 理论构建装配式建筑风险预测模型。SVR 理论的基本思想是寻一个最优分类面,使所有训练样本离其误差最小,一般情况下用于处理二分类问题,但现实中的问题往往属于多分类,这就需要引入核函数,进行降维。常用核函数有线性核函数、径向基核函数及 Sigmoid 核函数等,笔者选用径向基核函数(Radial Basis Function,RBF),依据 SVR 理论,将 7 个主要影响因素作为装配式建筑风险预测的输入变量,将千人负伤率 D 作为装配式建筑风险预测模型的标签属性。

SVR 模型的训练预测是基于 libsvm 工具箱和 MATLAB2016a 语言编程实现的。libsvm 工具箱是台湾大学林智仁团队开发的一套简便的 SVR 模型回归拟合工具箱。在 MATLAB 环境下,随机选取 85 个样本作为训练集,剩余的 15 个样本作为测试集,执行支持向量回归机的训练工作,具体步骤如下。

(1) 导入数据表格,利用 randperm 函数随机产生测试集和预测集,再选用 mapminmax 函数进行数据的归一化处理。

(2) 选用 RBF 核函数将数据由低维映射到高维,利用网格法在 $(-10,10)$ 内以 0.5 为间距,寻找最佳的惩罚项系数 c 和核函数方差 g ,借此利用 svmtrain 函数对 85 组训练集进行训练,找出最优的 w^* 和 b^* 。

(3) 利用 svmpredict 函数,将得出的 w^* 和 b^* 代入式(6),对测试集结果 $f^*(x)$ 进行仿真计算,运用 plot 函数绘制训练集和测试集图像。

根据 SVR 训练预测得出的训练集、测试集对比情况如图 1、图 2 所示。

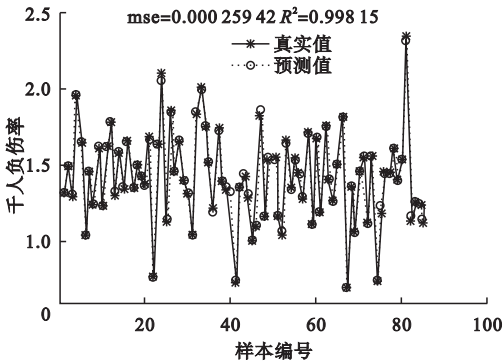


图 1 训练集预测结果对比

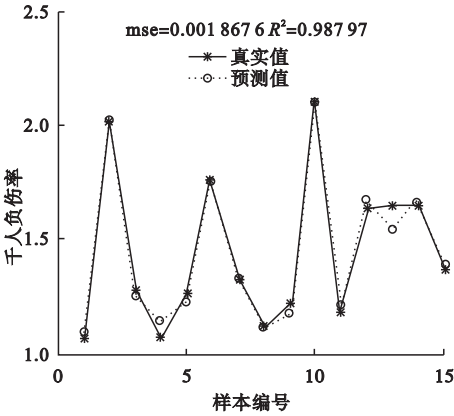


图 2 测试集预测结果对比

根据 BP 神经网络训练预测得出测试集,对比情况如图 3 所示。

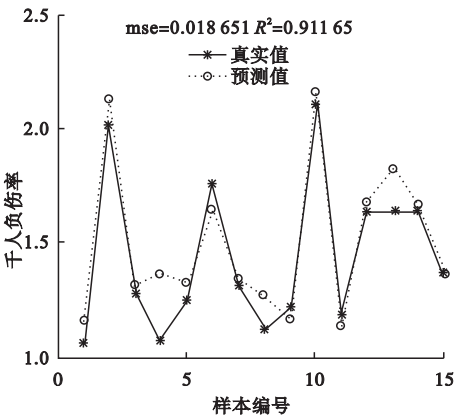


图 3 测试集预测结果对比分析(BP 神经网络)

依据随机生成的 85 个训练集和 15 个测试集,通过实验分别输出了 SVR 和 BP 神经网络对应的训练值和预测值。结果表明,相对于 BP 神经网络,RS - SVR 模型对于装配式建筑事故安全风险预测不仅计算速度快,而且预测回归拟合性也较为优越。

三、结 论

(1) 运用粗糙集约简可以有效地找出影响装配式建筑施工安全的主要因素,建筑施工企业可以有针对性地对薄弱环节进行事前预防及事中监督。

(2) RS - SVR 预测模型可以通过数据较为精确地预测施工项目的风险程度,随着数据的不断丰富,其结果还会更加精确,进而为装配式建筑施工安全风险预测提供新的思路。

(3)通过预测结果,建设单位可以针对引发施工风险的主要因素提前采取风险转移的方法进行风险分摊,进而达到降低安全风险,提高安全绩效的目的。

参考文献:

- [1] SHIN D, SHIN Y, KIM G. Comparison of risk assessment for a nuclear power plant construction project based on analytic hierarchy process and fuzzy analytic hierarchy process [J]. Building construction and planning research, 2016, 4(3): 157 - 171.
- [2] PINTO A. QRAM: a qualitative occupational safety risk assessment model for the construction industry that incorporate uncertainties by the use of fuzzy sets [J]. Safety science, 2014 (63): 57 - 76.
- [3] 丁彦, 田元福. 装配式建筑施工质量与安全风险评价研究[J]. 建筑经济, 2019, 40(9): 80 - 84.
- [4] 段永辉, 周诗雨, 郭一斌, 等. 基于 SEM 的装配式建筑施工安全风险及策略[J]. 土木工程与管理学报, 2020, 37(2): 70 - 75.
- [5] 陈伟, 付杰, 熊付刚, 等. 装配式建筑工程施工安全灰色聚类测评模型[J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(11): 70 - 75.
- [6] 林荣安, 孙钰丰, 戴振华, 等. 基于 RS - SVR 的上软下硬地层盾构施工地表沉降预测[J]. 中国公路学报, 2018, 31(11): 130 - 137.
- [7] 张春友, 闫伟, 吴晓强, 等. 基于 SVR 的图书馆数字资源服务绩效评价方法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(22): 21 - 24.
- [8] 曹志强, 杨笋, 刘放. 基于遗传算法优化支持向量回归机的区域物流需求预测[J]. 系统科学学报, 2018, 26(4): 79 - 82.
- [9] PAWLAK Z. Rough sets [J]. International journal of computer and information sciences, 1982(11): 341 - 356.
- [10] VAPNIK V. Statistical learning theory [M]. New York: John Wiley Sons, 1998.

Research on Predictive Model of Prefabricated Building Safety Risk Based on RS - SVR

CHANG Chunguang, LIU Zhiqi

(School of Management, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

Abstract: In order to solve the difficult problem of safety prediction of prefabricated building construction, a prediction model based on Rough Set (RS) and Support Vector Regression (SVR) is proposed. According to the characteristics of prefabricated building construction, a risk assessment index system is constructed from five aspects: human, equipment and environment, management, environment and technology, and RS - SVR prefabricated building safety risk prediction is carried out. By predicting the RS - SVR model of 100 sets of data, the results show that: the RS - SVR model not only has high computational efficiency, but also has a high degree of agreement in comparison with the traditional BP neural network model. It provides a new idea for predicting the safety of prefabricated building construction.

Key words: assembly building; rough set; support vector regression; construction safety; risk prediction

(责任编辑:郝雪 英文审校:林昊)