



地铁盾构施工诱发地表沉降关键影响因素分析

吴贤国¹, 王彦红¹, 缪翔¹, 王纯亮¹, 杨琼鹏², 张立茂¹

(1. 华中科技大学 土木工程与力学学院, 武汉 430070; 2. 中铁隧道股份有限公司, 郑州 450003)

摘要:为了明确地铁盾构施工诱发地表沉降的关键因素,提出了一种基于粗糙集-支持向量机(RS-SVM)的关键参数及其组合的建模与求解方法。利用信息熵规则将影响地表沉降的内摩擦角、内聚力等 7 个连续变量进行离散化处理;结合粗糙集遗传算法进行属性约简处理,获得影响盾构施工地表沉降的 4 个关键参数,即单环注浆压力、内摩擦角、比扭矩均值、切口泥水压力均值;采用支持向量机辨识对盾构参数与地表沉降之间关系反映效果最好的参数组合,作为实际盾构施工过程的关键参数。并将其运用到武汉轨道交通 2 号线越江隧道工程中,结果论证了该方法的科学性和可行性。

关键词:盾构施工;地表沉降;粗糙集;支持向量机;关键参数

中图分类号: TU94 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-4764(2015)02-0008-08

Key parameters analysis of surface subsidence induced by tunneling construction

Wu Xianguo¹, Wang Yanhong¹, Miao Xiang¹, Wang Chunliang¹, Yang Qiongpeng², Zhang Limao²

(1. School of Civil Engineering & Mechanics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, P. R. China;
2. China Railway Tunnel Stock Co. Ltd, Zhengzhou 450003, P. R. China)

Abstract: In order to identify the key factors inducing the surface subsidence while shield tunneling, a key parameter selection model and solving method based on RS-SVM is proposed. The information entropy rules were used to discretize seven continuous variables including Internal Friction Angle (IFA), Cohesive Force (CF) etc. Genetic Algorithm and Rough Set for attribute reduction were combined to obtain several collections that significantly affect the surface subsidence; Using the statistical learning of RVM to select the best collection which optimally reflects the relationship between parameters and surface subsidence, we get four parameters; Single Ring Grouting Pressure, Internal Friction Angle, Specific Torque (ST), Incision of Slurry Pressure and each of the collections was the critical parameter that should be considered in construction. The method was applied in a completed metro tunnel in Wuhan, China and the results indicated the feasibility of the method.

Key words: tunnel construction; surface subsidence; rough set; support vector machine; key parameter

收稿日期: 2014-10-15

基金项目: 国家自然科学基金(51378235); 武汉市建委基金(201208、201217)

作者简介: 吴贤国(1964-), 女, 教授, 博导, 主要从事土木与工程管理研究, (E-mail)

缪翔(通信作者), 男, (E-mail) whutmiaoxiang@sina.com.cn.

Received: 2014-10-15

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 51378235); Wuhan Urban And Rural Construction Commission Foundation (No. 201208, 201217)

Author brief: Wu Xianguo (1964-), professor, doctoral supervisor, main research interests: civil engineering and engineering management, (E-mail)

Miao Xiang (Corresponding author), (E-mail) whutmiaoxiang@sina.com.cn

地铁建设缓解了城市的交通压力,对城市的经济发展也起到了巨大的推动作用。地铁施工中使用的盾构施工具有效率高、受外界影响小等优点,是目前地铁隧道施工的主要方法。但盾构法施工不可避免造成地表沉降,会对周边环境带来重大影响,如在2009年1月广州地铁二八号线东晓南路隧道的施工过程中,由于地质情况复杂,该地段局部地面出现不均匀沉降,导致周边一栋6层楼房严重倾斜,造成了巨大的经济损失。因此,进行地铁施工过程的各项参数与地表沉降之间的关系研究,对地铁隧道施工安全具有重要的理论意义与工程实践价值。

盾构施工地表沉降的成因及机理十分复杂,涉及到的影响因素和参数众多,一直是学者们研究的一个重要课题。诸多研究人员在这方面也取得了一些进展,如文献[1]建立了基于BP网络的地表沉降预测模型,并对地表沉降影响因素进行了定量分析。文献[2]利用支持向量机建立了相应的地基沉降预测模型,很好的表达了地基沉降与影响因素之间的非线性映射关系。文献[3]采用不多的地面沉降实测数据,建立灰色模型,较快地预测了地表不同时刻的沉降值。但以上传统智能方法都存在一定的缺陷,BP网络是基于启发式的,没有完备的理论基础,支持向量机运行速度较慢,效率较低,而灰色理论模型的精度较低,对实际处理地表沉降问题的意义不大。因此,寻找一种能够分析和处理地表沉降与参数的复杂关系的方法就成为研究的关键。

利用粗糙集对冗余属性的约简可以大大简化地表沉降与多源参数之间的复杂关系,同时,较大地提高支持向量机的预测效率和精度。据此,本文建立了基于粗糙集-支持向量机的关键参数选择模型,对地铁盾构施工诱发地表沉降关键影响因素进行辨识分析,最后结合武汉地铁2号线过江隧道工程案例,得到影响盾构施工地表沉降的关键参数,并对盾构施工诱发地表沉降进行预测分析。

1 理论基础

1.1 粗糙集

粗糙集(Rough Sets, RS)是由波兰学者 Z. Pawlak 于1982年提出的,它是一种刻划不完整性和不确定性的数学工具^[4]。在粗糙集理论中,1个知识表达系统可以定义为 $S = (U, A, V, f)$ 。其中 U 是对象的集合,也称为论域^[5-6]。 $A = C \cup D$ 是属性的集合,子集 C 和 D 分别称为条件属性集和决策属性集。 $V = \cup V_a$ 是属性 a 的取值范围构成的集

合,其中 V_a 是属性 a 的值域。 $f:U \times A \rightarrow V$ 为信息函数,它指定 U 中每个对象各个属性的取值,且 $D \neq \varphi$ 。条件属性 C_1 对决策属性 D 的支持度定义为公式(1):

$$k = \gamma_{C_1}(D) = \frac{POS_{C_1}(D)}{|U|} \quad (1)$$

式中: $POS_{C_1}(D)$ 称为 D 的 C_1 正域,是指那些根据知识能完全确定 U 中归入集合 D 的元素集合; $\gamma_{C_1}(D)$ 表示在属性 C_1 下能够确切划入决策类 $\frac{U}{D}$ 的对象比率,描述了条件属性对决策属性的支持程度,这也可用来衡量系统的分类能力。对于一个决策系统来说,条件属性对决策属性的贡献是不同的,把条件属性对决策属性的贡献称为该属性的重要度^[7]。一般地,可用去掉该属性后的决策表中分类能力的变化来区分该属性的重要度。在衡量由属性集 D 导出的分类属性子集 $B' \subseteq B$ 的重要性时,也用两者依赖程度的差值来度量,即公式(2):

$$\Delta k = \gamma_B(D) - \gamma_{B-B'}(D) \quad (2)$$

式中: Δk 表示当从集合 B 中去掉某些属性子集 B' 后进行分类时, $\frac{U}{D}$ 的正域受到的影响程度。该值越大,说明相应的属性越重要,越不可剔除。支持度为0的属性为冗余属性,可以剔除。此外,在一个决策表中,有些属性是不可缺少的,称为核属性,核属性可以作为所有约简的计算基础,核属性的约简可以通过遗传算法来实现。

1.2 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是 Vapnik 等人根据统计学习理论中结构风险最小化原则提出的,具有很好的泛化性能。SVM 既有严格的理论基础,又能较好的解决小样本、非线性、高维模式及局部最小化等实际问题,并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习系统中^[8-9]。用它建模不必知道自变量和因变量之间的关系,利用支持向量机空间中构造的最优决策函数,通过事先选择的非线性映射将输入样本向量因子映射到高维特征空间,并在这个高维空间中,寻求获得自变量和因变量之间非常复杂的非线性映射关系,其核心思想就是学习机器要与有限的训练样本相适宜。对于非线性问题,若在原始空间得不到满意的结果,则可以通过非线性变换转化为某个高维空间的线性问题,变换可能比较复杂,SVM 通过引入核函数进行变换从而巧妙的解决了这一问题。核函数是通过非线性变换 φ 把输入空间 R^n 中的数据矢量 x 映射到一个高维特

征空间 F 上。

2 基于 RS-SVM 的地表沉降关键因素

地铁盾构施工诱发地表沉降受众多复杂因素的影响,在分析地表沉降与影响因素的关系时,若直接使用支持向量机会使得学习速度很慢,效率较低,同时精度也无法保证^[10]。结合粗糙集和支持向量机,建立 RS-SVM 模型,预先采用粗糙集理论对初始数据进行预处理,去掉影响地表沉降的冗余条件属性,剔除重复数据,在不失数据完备性的前提下降低数据维数,从而简化向量机的学习过程,提高训练效率和模型精度。

2.1 基于信息熵的连续性影响因素离散化

由于粗糙集方法是一类符号化分析方法,因此需要在不改变数据的分类能力的前提下,将各个连续属性进行离散化。连续属性的离散化就是将连续属性值域划分为若干个区间,每个区间用不同代码表示属性值,常用的方法有信息熵法、模糊聚类法、等频离散法、等宽离散法及利用相关领域知识等方法^[11-12]。由于一般离散化方法没有考虑粗糙集的特殊性,对决策表使用这些方法离散化后易于导致决策表相容性的降低,使提取的规则泛化能力降低,为此,本文采用信息熵算法对粗糙集属性进行离散化,它考虑了数据本身的规律,得到较少的离散化断点集合,属于启发式局部寻优算法,有效地避免了这些缺点。

假设对盾构施工地表沉降决策系统中的每一个连续型条件属性 $a \in C$,论域 U 中其有限个属性值经过排序以后为 $l_a = v_0^a < v_1^a < v_2^a < \dots < v_{n_a}^a = r_a$,则候选断点可选择为 $c_i^a = \frac{(v_{i-1}^a + v_i^a)}{2}$, ($i = 1, 2, 3, \dots, n_a$)。 U 的子集 X 中实例个数可以表示为 $|X|$,决策属性取 j 时的实例个数表示 k_j ($j = 1, 2, 3, \dots, r(d)$),定义子集 X 的信息熵 $H(X)$ 如公式(3)所示,且一般来说 $H(X) \geq 0$ 。 $H(X)$ 是用来描述决策属性值混乱程度的量, $|X|$ 取值越小表示混乱程度越小,说明子集中占主导地位的决策属性为少数, $H(X) = 0$ 的充要条件是子集 $|X|$ 中所有实例决策属性值都相同。经过信息熵算法的多步程序,最终根据公式(4)得到 $H(c, L)$,其中 $\{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m\}$ 是根据决策表已经被选取的断点的集合所划分而来的等价类, L 为实例被断点集合所划分的等价类集合,最终根据信息熵的算法规则将连续属性离散化

$$H(X) = - \sum_{j=1}^{r(d)} p_j \log_2 p_j, p_j = \frac{k_j}{|X|} \quad (3)$$

$$H(c, L) = H^{Y_1}(c) + H^{Y_2}(c) + \dots + H^{Y_m}(c) \quad (4)$$

2.2 基于遗传算法的粗糙集属性约简

利用信息熵方法得到离散化的数据以后,进行粗糙集属性约简。粗糙集的属性约简是剔除冗余属性的重要步骤,也是本文得到关键参数的重要环节^[13]。遗传算法^[14-16]只能接受固定格式的数据,以某个体的属性集合来组成染色体,上面每个基因位代表一个属性,其值为 0 时表示该属性不被包含在这个个体内,为 1 则相反。对每个个体进行适应度评价时采用适应值函数,其定义可以用公式(5)表示,其中: $\text{card}(x)$ 表示染色体内 1 的加和,即条件属性的个数; n 表示染色体的长度,即所有条件属性的个数; k 表示决策属性对个体条件属性集的依赖程度, $k \in [0, 1]$ 。适应值函数的作用在于可以引导染色体向最小约简的方向发展: k 由小到大表示决策属性对特定条件属性集的依赖程度越来越强,因此,适应值函数对属性约简有着至关重要的作用^[17]。利用公式(6)计算出每个个体的相对适应度大小,即为各个个体被遗传到下一代群体中的概率,并且利用适应度比例得到个体被复制的次数。

$$F(x) = (1 - \text{card}(x)/n) + k \quad (5)$$

$$CF(x_j) = F(x_j) / \sum_{j=1}^m F(x_j), j = 1, 2, 3, \dots, m \quad (6)$$

本文采用相对简单的单点交叉,即进行个体随机配对后,随机设置两个个体染色体相同位置基因的点设置为交叉点,根据已有的交叉概率 pc 互换交叉点处部分染色体,得到新的个体。变异操作过程采用基本位变异算子,即根据变异概率 pm 来确定特定的基因座,称之为变异点,将该点以外的其他基因值均取反运算(即 0 取 1, 1 取 0),得到新的个体。遗传算法为确保结果的收敛性,采用最优保存策略的方法,即当新一代群体中最坏个体适应值小于上一代最好个体适应值时,后者将取代前者。基于遗传算法的整个属性约简过程如下图 1 所示。

2.3 基于支持向量机的关键影响因素分析

通过实时监控以及地质勘查,可以得到盾构机械通过不同监测断面时的施工参数、隧道设计参数及土层参数的确定值。记某监测面 i 的最终地面沉降值为 S_i ,该断面的土层地质参数值、设计参数值及盾构机械通过该断面时的施工参数设定值为 m

个,可以表示成一个参数序列 $\{X_i\} = \{x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3} \dots x_{i_m}\}$, 该断面地表沉降与参数序列可以构成参数-地表沉降序列 $\{S_i, X_i\} = \{S_i, x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3} \dots x_{i_m}\}$ 。要根据参数值对地表沉降进行预测,就是要寻找参数值 $\{X_i\} = \{x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3} \dots x_{i_m}\}$ 与地表沉降 S_i 之间的关系,即 $S_i = f(x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3} \dots x_{i_m})$, $f(\cdot)$ 是一个非线性的函数,它表示的是盾构参数与地表沉降之间的非线性关系。盾构参数与地表沉降的支持向量机结构如图 2 所示。

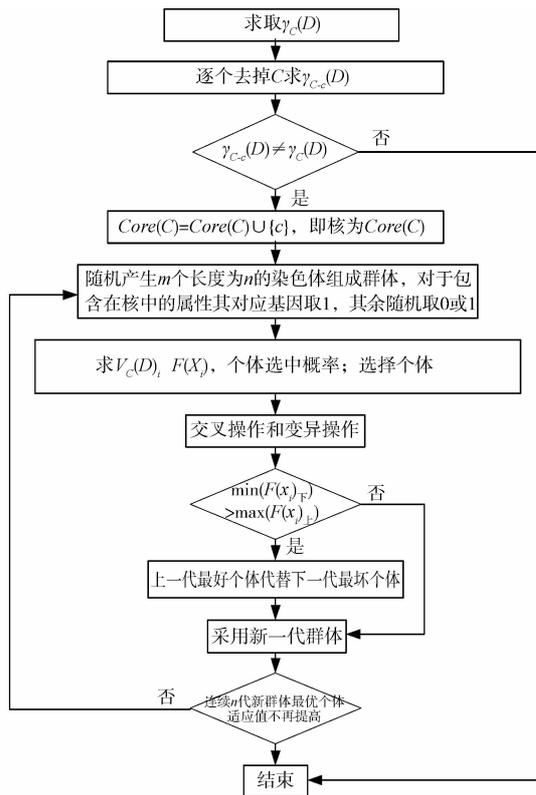


图 1 遗传算法属性约简流程图

Fig. 1 the flow chart of GA attribute reduction

根据支持向量机原理,盾构参数与地表沉降之间的非线性关系可以用支持向量机对 n 个监测断面的参数和地表沉降的学习来获得,也就是通过对 $n-p$ 个参数-地表沉降序列的学习,来获得地表沉降与参数值序列之间的非线性关系,如式(7)所示。式中, $f(X_i)$ 表示的是的最终地面沉降值; $\{X_i\} = \{x_{i_1}, x_{i_2}, x_{i_3} \dots x_{i_m}\}$ 表示监测面 i 该断面的参数序列; X_{n-p} 则表示个 $n-p$ 监测面的参数序列; $K(\cdot)$ 表示核函数; α_i, α_i^*, b 则通过式(8)、(9)得到。

$$f(X_i) = \sum_{i=1}^{n-p} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(X_i, X_{n-p}) + b \quad (7)$$

$$\max; w(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n-p} (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*)$$

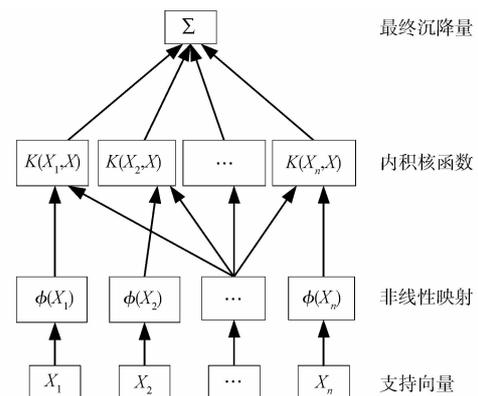


图 2 盾构参数-地表沉降的支持向量机结构图

Fig. 2 the SVM structure chart of shield parameter and surface subsidence

$$K(x_i x_j) + \sum_{i=1}^k S_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \epsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (8)$$

$$s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^k y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C; i = 1, 2, 3 \dots k \end{cases} \quad (9)$$

2.4 决策分析

结合地铁盾构施工实际情况,根据上述 2.1~2.3 所述方法分析盾构参数与地表沉降之间的关系。以粗糙集属性约简得到的核属性作为关键参数组合,利用支持向量机研究盾构参数与地表沉降之间的关系,找出对盾构参数与地表沉降之间关系反映效果最好(预测结果与实际结果差距最小)的参数组合,作为实际盾构施工过程的关键参数,并能帮助进行盾构施工过程决策,使盾构施工过程更好地进行。

3 案例研究

3.1 工程背景

武汉轨道交通 2 号线是武汉轨道交通系统中联通长江两岸的重要线路,其越江段前后地铁站分别是长江两岸的汉路站与积玉桥站。越江段线路途经武汉关、新河街及和平大道,穿越长江防洪堤、汉口苗家码头等重要建、构筑物,全场达到 3 100 m。工程从长江底部穿越长江,穿越段长江宽约 1 300 m。该河段两岸均为长江冲积一级阶地,拥有平坦地势,地面标高为 23~26 m 范围内。江底河床比较平顺,从西岸往东岸地形从平缓逐渐变陡,高程分布在 -4.73~15.00 m。其路线图如图 3 所示。

3.2 地表沉降影响因素约简分析

本文选取内摩擦角(a_1)、内聚力(a_2)、相对埋

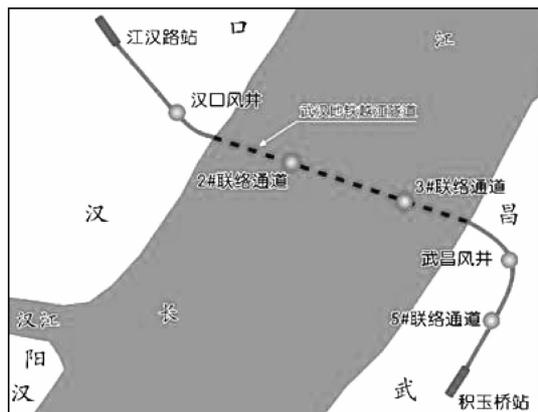


图 3 武汉轨道交通 2 号线过江段线路图

Fig. 3 the cross-river selection of Wuhan Metro No. 2 line

深(a_3)、盾构比推力(a_4)和比扭矩(a_5)、环平均切口水压(a_6)、注浆量(a_7)等七个影响盾构施工地表沉降的参数,将监测点最终沉降值(D)作为决策属性。选取 20 个监测点数据建立地表沉降监测样本集,如表 1 所示。在此基础上利用基于信息熵的粗糙集连续属性离散化规则(见表 2),对表 1 中 20 组数据的条件属性值和决策属性值进行离散化处理得到地铁盾构施工诱发地表沉降决策表,如表 3 所示。采用遗传算法对已经过离散处理的 20 组盾构参数数据进行属性约简得到 3 组约简结果,如表 4 所示。

表 1 地铁盾构施工诱发地表沉降量监测点样本集

Table 1 the monitoring sample set of surface subsidence induced by Metro tunneling

编号	监测点编号	相对埋深 H/D	内聚力 C	内摩擦角 φ	比推力值/ ($\text{kN} \cdot \text{mm}^{-1}$)	比扭矩值/ ($\text{kN} \cdot \text{mm}^{-1}$)	切口泥水压力 均值/kPa	单环注浆量 均值/ m^3	最终沉 降量/mm
1	DK14+792	1.972	21.294	12.177	365.008	9.759	1.231	10.833	-38.9
2	DK14+782	1.993	21.414	12.254	400.196	10.157	1.345	10.943	-36.6
3	DK14+762	2.042	21.121	12.183	482.786	13.762	1.468	11.707	-35.7
4	DK14+752	2.077	20.762	11.946	404.286	12.838	1.452	12.450	-27.1
5	DK14+702	2.233	19.818	11.532	368.277	10.420	1.418	10.442	-19.9
6	DK14+692	2.262	19.972	11.647	354.209	9.098	1.430	10.600	-16.0
7	DK14+522	2.435	18.187	10.911	516.617	11.172	1.707	10.550	-81.6
8	DK14+532	2.496	18.758	11.462	485.740	11.728	1.725	10.492	-48.0
9	DK14+526	2.523	18.836	11.572	545.177	13.685	1.725	10.458	-28.2
10	DK14+503	2.613	18.849	11.793	761.472	17.131	2.227	10.367	-30.1
11	DK14+463	2.778	19.484	12.982	958.080	18.452	2.413	10.483	-32.4
12	DK14+433	2.903	19.435	12.910	769.347	12.420	2.502	10.233	-20.4
13	DK14+366	3.166	19.017	12.525	789.090	10.351	2.735	10.050	-16.9
14	DK14+351	3.225	19.207	12.737	908.972	11.250	2.735	10.083	-19.0
15	DK14+337	3.281	19.297	13.311	1093.776	13.302	2.847	10.280	-17.0
16	DK14+322	3.300	19.394	13.872	970.135	11.851	2.835	10.317	-14.7
17	DK14+284	3.510	19.739	14.469	1161.211	13.299	2.930	9.967	-11.6
18	DK14+270	3.569	19.106	15.081	1250.250	13.279	2.940	10.150	-18.1
19	DK14+243	3.654	18.140	16.249	960.754	10.445	2.940	10.150	-21.3
20	DK14+175	3.999	18.093	19.104	1380.998	11.888	3.015	9.633	-32.6

表 2 数据离散化规则

Table 2 the data discretization rules

参数	状态					
	1	2	3	4	5	6
a_1	$<1.000\ 0$	$(1.000\ 0, 1.200\ 0)$	$(1.200\ 0, 1.600\ 0)$	$(1.600\ 0, 2.017\ 5)$	$(2.017\ 5, 3.034\ 5)$	$>3.034\ 5$
a_2	<18.473	$(18.473, 18.933)$	$(18.933, 19.611\ 5)$	$(19.611\ 5, 20.367)$	$(20.367, 20.941\ 5)$	>20.942
a_3	<12.062	$(12.062, 13.146\ 5)$	$(13.146\ 5, 14.170\ 5)$	$(14.170\ 5, 14.775)$	$(14.775, 15.665)$	>15.665
a_4	<501.18	$(501.18, 653.325)$	$(653.325, 849.031)$	$(849.031, 1127.494)$	$(1127.494, 1315.62)$	>1315.62
a_5	<10.809	$(10.809, 13.059)$	$(13.059, 15.784)$	$(15.784, 17.792)$	>17.792	-
a_6	<158.75	$(158.75, 197.6)$	$(197.6, 232.00)$	$(232.00, 245.75)$	$(245.75, 261.85)$	>261.85
a_7	<10.009	$(10.009, 10.521)$	$(10.521, 11.030)$	$(11.030, 11.325)$	$(11.325, 12.079)$	>12.079
D	>-11.55	$(-11.55, -15.35)$	$(-15.35, -20.15)$	$(-20.15, -24.2)$	$(-24.2, -31.25)$	<-31.25

表3 地铁盾构施工诱发地表沉降决策表
Table 3 the decision table of surface subsidence induced by metro tunneling

监测点编号	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	D
1	4	6	2	1	1	1	3	6
2	4	6	2	1	1	1	3	6
3	5	6	2	1	3	1	5	6
...
19	6	1	6	4	1	6	2	4
20	6	1	6	6	2	6	1	6

表4 属性约简结果
Table 4 the results of attribute reduction

	Reduct	Support	Length
1	{相对埋深,内摩擦角,比扭矩均值,单环注浆量均值}	100	4
2	{内摩擦角,比推力均值,比扭矩均值,单环注浆量均值}	100	4
3	{内摩擦角,比扭矩均值,切口泥水压力均值,单环注浆量均值}	100	4

根据属性重要度的计算方法,可以计算得到不同核包含的条件属性重要度。通过计算,条件属性 a_1, a_3, a_5, a_7 重要性分别为 0.05、0.25、0.5、0.25。因此,依据各条件属性的重要性来进行排序为:比扭矩均值 > 单环注浆量均值 > 内摩擦角 > 相对埋深。同理,条件属性 a_3, a_4, a_5, a_7 的重要性分别为 0.3、0.05、0.35、0.25,该组属性依照重要度排序为:比扭矩均值 > 内摩擦角 > 单环注浆量均值 > 比推力均值,条件属性 a_3, a_5, a_6, a_7 的重要性分别为 0.25、0.2、0.1、0.4,该组属性依照重要度排序为:单环注浆量均值 > 内摩擦角 > 比扭矩均值 > 切口泥水压力均值。

3.3 地表沉降预测关键因素辨识

粗糙集知识约简在得到 3 组不同核参数(关键参数)的基础上,运用支持向量机通过参数进行地表沉降的预测。研究过程中,一共选取 25 组数据,其中 20 组作为支持向量机训练组,5 组作为预测组。对这 25 组数据,分别进行全部参数和部分参数的沉降预测,部分参数的选取是根据粗糙集所得核参数进行。表 5 是 5 组预测数据的参数取值。运用支持向量机对 20 组训练数据进行全部参数及不同参数组合训练,再将表中的参数分别代入来预测最终地表沉降量,结果如表 6 所示。

表5 监测点盾构参数与对应沉降量
Table 5 the monitoring sites' tunneling parameters and their corresponding subsidence amount

编号	监测断面编号	相对埋深 H/D	内聚力 C	内摩擦角 φ	比推力均值/ ($\text{kN} \cdot \text{mm}^{-1}$)	比扭矩均值/ ($\text{kN} \cdot \text{mm}^{-1}$)	切口泥水压力 均值/kPa	单环注浆量 均值/ m^3	最终 沉降量/mm
1	DK14+527	2.547	18.825	11.535	545.157	13.654	174.5	10.443	-28.1
2	DK14+504	2.604	18.837	11.773	761.464	17.121	223.6	10.323	-29.8
3	DK14+464	2.756	19.472	12.966	958.048	18.436	242.1	10.456	-32.2
4	DK14+434	2.899	19.411	12.934	769.356	12.443	251.0	10.263	-20.2
5	DK14+367	3.173	19.065	12.500	789.110	10.325	272.6	10.039	-16.7

表6 监测点地表沉降预测值
Table 6 the monitoring sites' surface subsidence predicted amount

监测点编号	1	2	3	4	5
实际沉降量/mm	-28.1	-29.8	-32.2	-20.2	-16.7
全部参数组合预测值/mm	-28	-30	-32	-20	-17
参数组合一预测值/mm	-28	-30	-32	-19	-17
参数组合二预测值/mm	-28	-29	-32	-21	-17
参数组合三预测值/mm	-28	-30	-32	-20	-17

3.4 结果分析

从表 6 中可得出,同一个监测点运用不同参数预测沉降值时,所得结果是不相同的;不同监测点的预测效果也不相同。后者产生的原因可能是因为每个点对方法的适应性不相同。结合表 7 和图 4 中可

以看到,采用所有参数进行地表沉降预测时,得到的预测结果绝对偏差的范围在 0.1~0.3 mm(0.356%~1.796%)范围内。用粗糙集处理后的参数得到的预测结果偏差能够保证在 0.1~1.8 mm(0.356%~8.911%)范围内。

表 7 监测点地表沉降实际值与预测值比较
Table 7 the comparison between actual and predicted value of surface subsidence

参数组合	全部参数组合		参数组合 1		参数组合 2		参数组合 3		
	绝对值	相对值/%	绝对值	相对值/%	绝对值	相对值/%	绝对值	相对值/%	
和	1.0	4.44	3.0	9.39	3.2	9.42	1.0	4.44	
预测值与实际值的偏差	平均数	0.2	0.89	0.4	1.88	0.44	1.88	0.2	0.89
	最大值	0.3	1.80	1.2	5.94	0.8	3.96	0.3	1.80
	最小值	0.1	0.36	0.1	0.36	0.1	0.36	0.1	0.36

结果表明:1)使用粗糙集进行关键参数的选取的方法比较合理,能较为准确的反映参数对地表沉降的影响;2)支持向量机的方法来进行参数与地表沉降间关系的分析,能够获得比较理想的结果;3)不同参数组合的预测结果不相同,3 组参数预测结果准确性依次为组合 3、组合 1、组合 2,与实际值差异最小的是全部参数和组合三参数,两者预测结果是相同的。这样的结果进一步表明:粗糙集约简得到的 3 组关键参数中,第 3 组参数是最为合理的约简组合方式,能够代替全部参数来进行地表沉降的预测工作。组合内部各参数重要度按照从大到小进行排序为:单环注浆量均值 0.4>内摩擦角 0.25>比扭矩均值 0.2>切口泥水压力均值 0.1。

4 结论

本文研究了盾构施工地表沉降关键参数选择模型及其求解算法,实现了对盾构施工地表沉降关键因素的提取与沉降预测。同时根据工程实例的数据,通过属性约简得到 3 组关键参数及内部各参数的重要度,最后采用支持向量机有效的进行了地表沉降预测。

1)提出了基于粗糙集-支持向量机的盾构施工地表沉降关键影响因素辨识方法,具体包括基于信息熵对粗糙集属性进行离散化,基于遗传算法对粗糙集进行属性约简,利用支持向量机对盾构施工地表沉降进行学习和预测,以及决策分析四个步骤。并结合工程案例,对该方法的准确性和科学性进行验证分析。

2)以武汉轨道交通 2 号线越江隧道工程为例,根据 20 组监测数据,利用粗糙集对内摩擦角、内聚

力等 7 个条件属性进行离散化,再利用粗糙集属性约简功能,找出了最影响盾构施工地表沉降的 4 个关键参数:即单环注浆压力、内摩擦角、比扭矩均值、切口泥水压力均值,并计算了各自的重要度,为如何有效控制地表沉降提供决策依据。

3)利用粗糙集-支持向量机模型,根据约简后的关键参数组合(即内摩擦角,比扭矩均值,切口泥水压力均值,单环注浆量均值)对地表进行预测,预测值与实际值基本一致,成功的精准预测了地表沉降,为类似盾构施工地表沉降预测的简化计算提供决策支持。

参考文献:

- [1] 齐干,朱瑞钧. 基于 BP 网络的基坑周围地表沉降影响因素分析[J]. 地下空间与工程学报,2007(5):863-867.
Qi G, Zhu R J. Analysis of factors affecting the ground settlement around deep foundation pit based on bp neural network [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2007(5):863-867. (in Chinese)
- [2] 管志勇,宋涛,戚蓝,等. 支持向量机在地基沉降预测中的应用[J]. 沈阳理工大学学报,2008(2):91-94.
Guan Z Y, Song T, Qi L, et al. An application of support vector machine in foundation settlement prediction [J]. Transactions of Shenyang Ligong University, 2008(2):91-94. (in Chinese)
- [3] 刘东. 成都地铁隧道施工引起的地表沉降研究[D]. 成都:西南交通大学,2009.
- [4] 张建明,曾建武,谢磊,等. 基于粗糙集的支持向量机故障诊断[J]. 清华大学学报:自然科学版,2007(Sup2):1774-1777.
Zhang J M, Zeng J W, Xie L, et al. Fault diagnosis based on RS and SVM [J]. Journal of Tsinghua

- University: Science and Technology, 2007(Sup2): 1774-1777. (in Chinese)
- [5] Zhang X, Dai J, Yu Y. On the union and intersection operations of rough sets based on various approximation spaces [J]. *Information Sciences*, 2015; 214-229.
- [6] Liu D, Li T, Zhang J. A rough set-based incremental approach for learning knowledge in dynamic incomplete information systems [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2014, 55(8): 1764-1786.
- [7] 王广月, 崔海丽, 李倩. 基于粗糙集理论的边坡稳定性评价中因素权重确定方法的研究[J]. *岩土力学*, 2009(8): 2418-2422.
Wang G Y, Cui H L, Li Q. Investigation of method for determining factors weights in evaluating slope stability based on rough set theory [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2009(8): 2418-2422. (in Chinese)
- [8] 黄亚东, 张土乔, 俞亭超, 等. 公路软基沉降预测的支持向量机模型[J]. *岩土力学*, 2005(12): 1987-1990.
Huang Y D, Zhang T Q, Yu T C, et al. Support vector machine model of settlement prediction of road soft foundation [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2005(12): 1987-1990. (in Chinese)
- [9] Jin C, Jin S. Software reliability prediction model based on support vector regression with improved estimation of distribution algorithms [J]. *Applied Soft Computing*, 2014; 113-120.
- [10] 王威, 马东辉, 苏经宇, 等. 基于RS-SVM的地下管线震害预测方法研究[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2009(02): 274-280.
Wang W, Ma D H, Su J Y, et al. Study on predicting method for earthquake damage to underground pipelines system based on rough set and support vector machine [J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2009(02): 274-280. (in Chinese)
- [11] 谢宏, 程浩忠, 牛东晓. 基于信息熵的粗糙集连续属性离散化算法[J]. *计算机学报*, 2005(9): 1570-1574.
Xie H, Cheng H Z, Niu D X. Discretization of continuous attributes in rough set theory based on information entropy [J]. *Chinese Journal of Computer*, 2005(9): 1570-1574. (in Chinese)
- [12] Rödder W, Brenner D, Kulmann F. Entropy based evaluation of net structures-deployed in social network analysis [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(17): 7968-7979.
- [13] 王杨, 任永功, 闫德勤. 基于遗传算法的粗糙集属性约简算法[Z]. 中国南京: 20057.
- [14] 包太, 刘新荣. 改进的遗传算法求解固结系数[J]. *土木建筑与环境工程*, 2009, 31(1): 23-26.
Bao T, Liu X R. Consolidation coefficient evaluation using an improved genetic algorithm [J]. *Journal of Civil, Architecture & Environmental Engineering*, 2009, 31(1): 23-26. (in Chinese)
- [15] Faghihi V, Reinschmidt K F, Kang J H. Construction scheduling using genetic algorithm based on building information model [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(16): 7565-7578.
- [16] Wikaisuksakul S. A multi-objective genetic algorithm with fuzzy c-means for automatic data clustering [J]. *Applied Soft Computing*, 2014; 679-691.
- [17] 刘礼标, 张永兴, 陈建功. 改进多种群遗传算法在墙土系统损伤识别中的应用[J]. *土木建筑与环境工程*, 2013, 35(3): 1-6.
Liu L B, Zhang Y X, Chen J G. Application of improved multi-population genetic algorithm to damage identification of soil-wall system [J]. *Journal of Civil, Architecture & Environmental Engineering*, 2013, 35(3): 1-6. (in Chinese)

(编辑 胡玲)