

姜礼涛,周爱红,袁颖,等.基于NRS-ISSA-SVM的砂土液化判别模型[J].地震工程学报,2022,44(3):570-578.DOI:10.20000/j.1000-0844.20220118001

JIANG Litao, ZHOU Aihong, YUAN Ying, et al. A discriminant model for sand liquefaction based on NRS-ISSA-SVM[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2022, 44(3): 570-578. DOI: 10.20000/j.1000-0844.20220118001

# 基于 NRS-ISSA-SVM 的砂土液化判别模型

姜礼涛<sup>1</sup>, 周爱红<sup>1,2</sup>, 袁颖<sup>1,2</sup>, 刘育林<sup>1</sup>, 宁志杰<sup>1</sup>, 牛建广<sup>1</sup>

(1. 河北地质大学 城市地质与工程学院, 河北 石家庄 050031;

2. 河北省地下人工环境智慧开发与管控技术创新中心, 河北 石家庄 050031)

**摘要:** 针对砂土液化判别中影响因素与砂土状态间映射关系的不确定性及模糊性等问题,在邻域粗糙集(Neighborhood Rough Set, NRS)因素约简的基础上,利用多策略融合的改进麻雀搜索算法(Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA)优化支持向量机(Support Vector Machine, SVM)参数  $C$  和  $g$ , 构建了 SVM 砂土液化判别模型。以吉林松原地区的 42 组实例作为总体样本集,其中 35 组作为训练集,另外 7 组作为测试集,利用邻域粗糙集对 9 个影响因素约简得到 4 个因素,然后输入 ISSA-SVM 模型进行预测,并进行了约简得到的因素敏感性分析。结果表明:因素约简剔除了冗余属性,降低了模型复杂度;ISSA 算法具有极强的探索性、收敛性和局部逃逸能力;相比于其他模型, NRS-ISSA-SVM 砂土液化判别模型精度更高,泛化能力更强;建议要判别砂土的液化状态,需要准确查明水位埋深、地震烈度、标准贯入击数,非液化土层厚度这 4 个因素,尤其是前三个因素。通过易获取的影响因素建立 NRS-ISSA-SVM 砂土液化判别模型,不仅可准确地判断该区域其余未知点的砂土状态,还可为其他类似问题提供参考借鉴。

**关键词:** 砂土液化; 预测模型; 支持向量机; 邻域粗糙集; 多策略融合的改进麻雀搜索算法

**中图分类号:** TU43

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-0844(2022)03-0570-09

DOI:10.20000/j.1000-0844.20220118001

## A discriminant model for sand liquefaction based on NRS-ISSA-SVM

JIANG Litao<sup>1</sup>, ZHOU Aihong<sup>1,2</sup>, YUAN Ying<sup>1,2</sup>, LIU Yulin<sup>1</sup>, NING Zhijie<sup>1</sup>, NIU Jianguang<sup>1</sup>

(1. School of Urban Geology and Engineering, Hebei Geosciences University, Shijiazhuang 050031, Hebei, China;

2. Hebei Province Underground Artificial Environment Intelligent Development and Control Technology Innovation Center, Shijiazhuang 050031, Hebei, China)

**Abstract:** The problem of uncertainty and fuzziness of the mapping relationship between influencing factors of sand liquefaction discrimination and sand state was discussed in this paper. Based on the factor reduction of neighborhood rough set (NRS), a support vector machine (SVM) discriminant model of sand liquefaction was constructed by using the improved sparrow search algorithm (ISSA) with multi-strategy integration to optimize the parameters  $C$  and  $g$ . 42 groups of

收稿日期:2022-01-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41807231);河北省教育厅重点资助项目(ZD2016038);河北地质大学科技创新团队项目(KJCXTD-2021-08)

第一作者简介:姜礼涛(1996—),男,硕士研究生,主要研究方向为环境和灾害地质。E-mail:602429808@qq.com。

通信作者:周爱红(1976—),女,博士,教授,研究方向为岩土工程、地质灾害。E-mail:sensiblecall@163.com。

examples in Songyuan area, Jilin Province were taken as the overall sample set, including 35 groups as the training set and the other 7 groups as the test set, and nine influencing factors were reduced to four factors by using the NRS. The ISSA-SVM model was then used for prediction, and the sensitivity analysis of the four factors was carried out. The results show that factor reduction can eliminate redundant attributes and reduce the complexity of the model; ISSA algorithm has strong exploration, convergence, and local escape ability. As compared to other models, the NRS-ISSA-SVM discriminant model for sand liquefaction has higher accuracy and stronger generalization ability. To accurately distinguish the liquefaction state of sand, the four factors, i.e., the water level buried depth, the seismic intensity, the standard penetration number, and the thickness of non-liquefied soil, need to be accurately identified, especially the first three factors. The NRS-ISSA-SVM discriminant model for sand liquefaction proposed in this paper can not only accurately judge the sand state of other unknown points in the area, but also provide reference for other similar problems.

**Keywords:** sand liquefaction; prediction model; support vector machine (SVM); neighborhood rough set; improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration

## 0 引言

砂土液化是指在震动作用下,砂土颗粒丧失接触压力与摩擦力,进而丧失强度和刚度的区域性地质灾害<sup>[1-2]</sup>。砂土液化不仅会引发地面沉降、坡体侧滑、管涌流沙等灾害,还会导致建筑物下沉、歪斜和毁坏,甚至使地下结构浮升到地面。因此建立合理的砂土液化预测模型,对砂土液化的防治工作具有重大的现实意义<sup>[3-4]</sup>。

由于砂土液化灾害的成因机理复杂、影响因素众多,并且影响因素与砂土液化间具有极强的不确定性及模糊性,使影响因素预处理手段与人工智能方法相结合的方法在砂土液化判别工作中得到了广泛的应用。王帅伟等<sup>[5]</sup>建立了基于粗糙集(Rough Set, RS)-主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)-遗传算法(Genetic Algorithm, GA)-SVM的砂土液化预测模型,判别结果与实际结果基本吻合;孙伟超等<sup>[6]</sup>建立的PCA-Levenberg-Marquardt(LM)算法-BP(Back Propagation, BP)神经网络砂土液化模型预测结果准确性高,满足实际工程的需要;毛志勇等<sup>[7]</sup>建立的粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化SVM的砂土液化模型分类效果较好、建模效率高;宫凤强等<sup>[8]</sup>建立的主成分分析与距离判别分析(Distance Discriminant Analysis, DDA)相结合的砂土液化模型分类结果准确率高,判别结果与实际情况一致;杜星等<sup>[9]</sup>建立的多层感知器(Multiplayer Perceptron, MPL)神经网络砂土液化判别模型,准确地对地震作用下砂土的液化状态进行了评估与预测。虽然上述方法均取

得了不错的应用效果,但BP神经网络模型受网络结构与参数设置影响较大,PCA提取的主成分并不具有实际的物理意义,RS只能处理离散型数据,离散化处理连续型数据后会改变数据原始的属性性质导致信息缺失,PSO和GA等优化算法所得最优参数值并不唯一,这极大的限制了砂土液化模型的建模效率与普适性。因此为科学判别砂土的液化状态,还要探索更加合理精准的预测方法。

经阅读文献,发现SVM适用于解决小样本、非线性和高维度等问题<sup>[10-11]</sup>,ISSA有更好的寻优精度、收敛性能和稳定性<sup>[12]</sup>,邻域粗糙集可以有效处理数值型属性的数据集<sup>[13-14]</sup>。鉴于此,本文以文献<sup>[15]</sup>中吉林松原地区的42组实例为样本,砂土液化的影响因素为依据,引入NRS理论和ISSA算法进行因素约简与参数优化,基于训练集(35组实例)建立NRS-ISSA-SVM的砂土液化预测模型。用该模型对测试集(5组实例)的状态进行判别,并将判别结果与NRS-SSA-SVM和NRS-SVM模型对比,以期对砂土液化判别提供一种高效准确的新方法。

## 1 理论基础

### 1.1 ISSA-SVM算法基本原理

麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)是根据麻雀觅食和反捕食行为而提出的群智能优化算法。该算法主要模拟麻雀群觅食过程,将麻雀种群划分为发现者(种群找到食物较好的个体)和跟随者(种群的其他个体)的同时,增加了侦查预警机制(意识到存在捕食者的个体),如果发现危险

以安全为主,重新搜索食物源。种群中发现者位置更新,跟随者位置更新以及侦查预警行为分别按下式进行:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j} \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot iter_{\max}}\right), & \text{if } R_2 < ST \\ X_{i,j} + Q \cdot L, & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

式中: $t$ 为迭代次数; $iter_{\max}$ 为最大迭代次数; $X_{i,j}$ 代表第*i*个麻雀在第*j*维的位置信息; $\alpha \in (0,1]$ 是一个随机数; $Q$ 为服从正态分布的随机数; $L$ 为元素值为1的*d*维列向量; $R_2$  ( $R_2 \in [0,1]$ ) 和  $ST$  ( $ST \in [0.5,1]$ ) 分别为预警值和安全值。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & \text{if } i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X_p$ 为发现者所处最佳位置; $X_{\text{worst}}$ 表示发现者所处最差位置; $A$ 为元素值为1或-1的*d*维列向量,并且  $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & \text{if } f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & \text{if } f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中: $X_{\text{best}}$ 表示觅食区最优位置; $\beta$ 服从正态分布随机数; $K \in [-1,1]$ 二者为步长控制参数; $f_i$ 为麻雀个体的适应度值; $f_g$ 、 $f_w$ 分别为全局最佳和最差适

应度值。

多策略融合的改进麻雀搜索算法(ISSA)是针对基本麻雀算法收敛性能差、易陷入局部极小最优等问题而提出的改进算法。其改进主要体现在:采用立方混沌映射<sup>[16]</sup>对麻雀种群进行初始化,增强其随机性和规律性,采用透镜成像反向学习方法<sup>[17]</sup>提升麻雀个体质量,精英化初始种群。采用鸡群优化算法<sup>[18]</sup>中的随机策略改进跟随者位置更新方式,以及采用柯西-高斯变异策略<sup>[19]</sup>对最佳麻雀个体进行变异,提升算法全局搜索能力。

支持向量机的基本思想是通过某种事先确定的非线性映射将输入  $X$  映射到一个高维特征空间,在这个空间中构造最优分类超平面,从而使不同样本之间的分离界限达到最大。在以径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)为核函数的非线性 SVM 模型中,惩罚参数  $C$  和 RBF 中的超参数  $g$  值改变影响决策边界的间隔的大小,进而影响 SVM 模型的性能。因此,为提升 SVM 模型的性能,引入 ISSA 算法获取最佳参数  $C$  和  $g$  值。具体流程如图 1,图中输入为  $m$  个实例组成的训练样本集  $X = [X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_m]$

样本  $X_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}, y_j], (j = 1, 2, \dots, m)$ ,由  $n$  个影响因素  $x_{jn}$  和 1 个液化状态  $y_i$  组成,  $y_i \in Y$  为表示砂土液化状态的列向量。

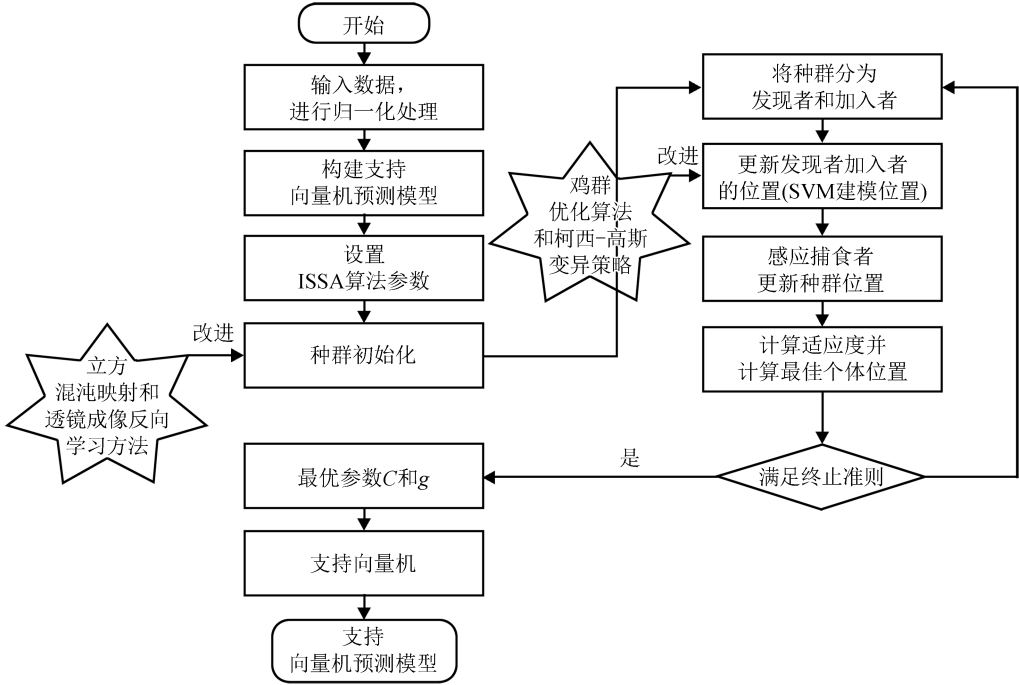


图 1 ISSA-SVM 算法流程

Fig.1 ISSA-SVM algorithm flow

## 1.2 邻域粗糙集基本原理

胡清华等<sup>[20]</sup>针对经典粗糙集理论离散化连续数值型数据时,不同离散化策略结果存在差异的问题,基于邻域系统的概念对经典粗糙集理论进行延拓提出了邻域粗糙集理论。作为一种处理不确定性和模糊性的数学工具,其不仅可以在处理混合型数据时保留原始数据中的大量关键信息,还可以高效准确的实现属性约简。相关定义如下:

**定义 1** 对  $n$  个属性的分类问题,给定论域  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $A$  为砂土液化影响因素(实数型集合),  $D$  为砂土液化状态(决策属性集合),则称  $NDT = \langle U, A, D \rangle$  为一邻域决策系统。

**定义 2** 给定  $x_i \in U$ ,则有

$$\delta_B(x_i) = \{x_j \mid x_j \in U, \Delta_B(x_i, x_j) \leq \delta\} \quad (4)$$

式中:  $\Delta$  为符合某种规则的距离函数;  $\delta$  为邻域;  $B$  为条件属性。

**定义 3** 构建邻域决策系统  $NDT = \langle U, A, D \rangle$ , 决策属性  $D$  将论域  $U$  划分为  $N$  个等价类  $(X_1, X_2, \dots, X_N)$ , 对任意属性  $B \subseteq A$ , 则决策属性  $D$  关于子集  $B$  的上、下近似分别为

$$\overline{N_B D} = \bigcup_{i=1}^n \overline{N_B X_i} \quad (5)$$

$$\underline{N_B D} = \bigcup_{i=1}^n \underline{N_B X_i} \quad (6)$$

其中,

$$\overline{N_B X} = \{x_i \mid \delta_B(x_i) \cap X \neq \emptyset, x_i \in U\} \quad (7)$$

$$\underline{N_B X} = \{x_i \mid \delta_B(x_i) \subseteq X, x_i \in U\} \quad (8)$$

同样可得决策系统边界为

$$BN(D) = \overline{N_B D} - \underline{N_B D} \quad (9)$$

邻域决策系统的正、负域分别为

$$Pos_B(D) = \underline{N_B D} \quad (10)$$

$$Neg_B(D) = U - \overline{N_B D} \quad (11)$$

由此可得决策属性  $D$  对条件属性  $B$  的依赖度为

$$\gamma_B(D) = \frac{|Pos_B(D)|}{|U|} \quad (12)$$

**定义 4** 给定邻域决策系统  $NDT, B \subseteq A$ , 对任意的  $a \subseteq B - A, \{a\}$  为属性  $a$ , 定义  $a$  对  $B$  的重要度为

$$S_{ig}(a, B, D) = \gamma_{B \cup \{a\}}(D) - \gamma_B(D) \quad (13)$$

**定义 5** 给定邻域决策系统  $NDT, a \in B \subseteq A$ , 称  $B$  是  $A$  的一个约简, 则  $B$  要满足

(1) 任意的  $\alpha \in B$ , 皆有  $\gamma_{B-\{\alpha\}}(D) < \gamma_B(D)$

$$(2) \gamma_B(D) < \gamma_A(D)$$

## 2 预测模型的建立与分析

### 2.1 指标选取与因素约简

砂土液化受到土质条件、埋藏条件、动力条件等众多因素的影响,结合松原地区的砂土液化的实际情况,选取反映土体土质条件的标准贯入击数、平均粒径、不均匀系数、黏粒含量和反映水土埋藏条件的地下水埋深、液化层厚度、上覆非液化土层厚度以及反映土体动力特性的地震烈度和地震加速度作为砂土液化的判别指标。从 42 组实例中随机挑选了 35 组作为训练样本(表 1), 剩余 7 组作为预测样本(表 2), 其中不液化、轻微液化、中等液化和严重液化, 分别用 1, 2, 3, 4 表示。

以选取的判别指标(标准贯入击数  $x_1$ 、地震加速度  $x_2$ 、水位埋深  $x_3$ 、非液化土层厚度  $x_4$ 、液化土层厚度  $x_5$ 、黏粒含量  $x_6$ 、平均粒径  $x_7$  及不均匀系数  $x_8$  和地震烈度  $x_9$ )作为邻域粗糙集的属性值, 砂土液化状态作为决策属性。根据 NRS 因素约简策略, 分别计算决策属性对属性集合的依赖度及各属性在属性集合中对决策属性的重要度。通过判断属性重要度是否大于零而得出约简集合, 剔除冗余属性, 保留对砂土液化影响较大的因素。图 2 为各因素对砂土液化状态的重要度, 可知: 标准贯入击数  $x_1$ 、水位埋深  $x_3$ 、非液化土层厚度  $x_4$  和地震烈度  $x_9$  的重要度大于 0, 因此, 选其作为砂土液化判别模型的评价指标。重要度按由大到小排序为水位埋深、地震烈度、标准贯入击数和非液化土层厚度, 并且水位埋深重要度远远高于其余三个因素。

在《建筑抗震设计规范(GB 50011—2010)》<sup>[21]</sup>中, 采用非液化土层厚度和水位埋深、地震烈度或黏粒含量、平均粒径以及地震烈度, 对砂土是否液化进行初判。以水位埋深、黏粒含量与地震加速度作为基本参数, 采用标准贯入试验判别法对初判结果进一步的液化判别, 最后把标准贯入击数和土层厚度作为基本参数对液化等级进行划分。因此, 标准贯入击数、地震加速度、水位埋深、非液化土层厚度、液化土层厚度、黏粒含量、平均粒径及地震烈度都可作为判别砂土液化的重要因素, 但都是选取其中几个因素来对砂土进行液化判别, 当同时选取上述因素作为判别指标时, 难免会出现信息重叠现

象,比如标准贯入击数可以用来推断砂土密实度、均匀性等特征,可替代黏粒含量、平均粒径及不均匀系数等因素对液化土的影响;地震烈度可以反映

地震加速度,地震烈度越高,地面加速度越大,就越容易发生液化等。由此可知,NRS 因素约简结果较为合理。

表 1 训练样本  
Table 1 Training samples

| 土样<br>编号 | 标准贯入<br>击数/次 | 地震加速度<br>/g | 地下水<br>埋深/m | 非液化土层<br>厚度/m | 液化层<br>厚度/m | 黏粒含量<br>/% | 平均粒径<br>/mm | 不均匀<br>系数 | 地震<br>烈度 | 液化<br>等级 |
|----------|--------------|-------------|-------------|---------------|-------------|------------|-------------|-----------|----------|----------|
| 1        | 10           | 0.15        | 5.45        | 6.7           | 8.3         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 7        | 1        |
| 2        | 8            | 0.1         | 5.86        | 6.9           | 8.1         | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 1        |
| 3        | 7            | 0.1         | 5.7         | 4.85          | 9.3         | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 1        |
| 4        | 8            | 0.1         | 5.4         | 6.8           | 8.2         | 1.1        | 0.17        | 2.57      | 7        | 1        |
| 5        | 8            | 0.1         | 6           | 5.7           | 9           | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 1        |
| 6        | 9            | 0.1         | 6           | 4.4           | 9           | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 1        |
| 7        | 15           | 0.15        | 6.2         | 5.9           | 8.8         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 7        | 1        |
| 8        | 7            | 0.1         | 5.61        | 2.2           | 9.39        | 1.1        | 0.17        | 2.57      | 7        | 1        |
| 9        | 12           | 0.1         | 6           | 6.3           | 8.7         | 1.1        | 0.17        | 2.57      | 7        | 1        |
| 10       | 14           | 0.15        | 5.1         | 6.8           | 4.8         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 7        | 1        |
| 11       | 10           | 0.1         | 5.8         | 6.7           | 8.3         | 7.5        | 0.1         | 23.3      | 7        | 1        |
| 12       | 7            | 0.15        | 6           | 4.4           | 9           | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 2        |
| 13       | 4.5          | 0.15        | 5.29        | 5.7           | 9.3         | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 2        |
| 14       | 5            | 0.15        | 5.2         | 4.3           | 9.8         | 1.5        | 0.17        | 4.5       | 7        | 2        |
| 15       | 7            | 0.2         | 6.5         | 7             | 8           | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 7        | 2        |
| 16       | 9.5          | 0.15        | 5.5         | 6.8           | 8.2         | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 2        |
| 17       | 6            | 0.15        | 5.4         | 7             | 8           | 1.1        | 0.17        | 2.57      | 7        | 2        |
| 18       | 4.5          | 0.15        | 6           | 6             | 9           | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 2        |
| 19       | 4.5          | 0.15        | 5.8         | 5.8           | 9.2         | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 2        |
| 20       | 8            | 0.15        | 6           | 4.3           | 9           | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 2        |
| 21       | 5            | 0.15        | 5.8         | 6.8           | 8.2         | 1.6        | 0.17        | 3         | 8        | 3        |
| 22       | 6            | 0.2         | 3.8         | 6.3           | 8.7         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 3        |
| 23       | 8            | 0.2         | 4.8         | 7.1           | 7.9         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 3        |
| 24       | 5            | 0.2         | 3.3         | 6.4           | 8.6         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 25       | 6            | 0.2         | 4           | 7             | 8           | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 26       | 7            | 0.2         | 3.4         | 6.5           | 8.5         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 27       | 6            | 0.2         | 2.3         | 6.2           | 8.8         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 28       | 8            | 0.2         | 3.8         | 6.3           | 8.7         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 29       | 6            | 0.2         | 3.5         | 6.2           | 8.8         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 30       | 5            | 0.2         | 3           | 6.5           | 8.5         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 31       | 6            | 0.2         | 3.3         | 6.8           | 8.2         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 32       | 5            | 0.2         | 3.4         | 7             | 8           | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 33       | 5            | 0.2         | 3.3         | 6.4           | 8.6         | 4.4        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 34       | 7            | 0.2         | 2.8         | 6.8           | 8.2         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 35       | 5            | 0.2         | 2.7         | 6.6           | 8.4         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |

表 2 预测样本  
Table 2 Predicting samples

| 土样<br>编号 | 标准贯入<br>击数/次 | 地震加速度<br>/g | 地下水<br>埋深/m | 非液化土层<br>厚度/m | 液化层<br>厚度/m | 黏粒含量<br>/% | 平均粒径<br>/mm | 不均匀<br>系数 | 地震<br>烈度 | 液化<br>等级 |
|----------|--------------|-------------|-------------|---------------|-------------|------------|-------------|-----------|----------|----------|
| 1        | 10           | 0.1         | 5.85        | 5.3           | 9.15        | 1.5        | 0.17        | 4.5       | 7        | 1        |
| 2        | 8            | 0.1         | 5.9         | 5.8           | 9.1         | 1.6        | 0.17        | 3         | 7        | 1        |
| 3        | 7            | 0.15        | 3.9         | 8.9           | 6.1         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 7        | 2        |
| 4        | 7            | 0.15        | 6.2         | 9.6           | 5.4         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 7        | 2        |
| 5        | 5            | 0.15        | 4.1         | 4             | 10.9        | 1.6        | 0.17        | 3         | 8        | 3        |
| 6        | 7            | 0.2         | 2.1         | 6             | 9           | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |
| 7        | 6            | 0.2         | 3           | 6.5           | 8.5         | 5.1        | 0.15        | 10.63     | 8        | 4        |



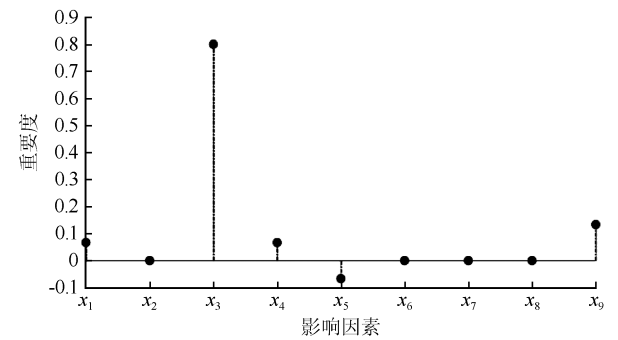


图 2 各因素对砂土液化状态的重要度

Fig.2 Importance of various factors on liquefaction state of sand

从数据分布方面,分析不同液化状态下各影响因素的平均值与方差来判断约简结果是否合理(表3)。其中地震加速度与地震烈度为离散型数据,

表 3 不同液化状态下影响因素的平均值与方差

Table 3 Average value and variance of influencing factors under different liquefaction states

| 影响因素    | 液化等级  |          |       |          |       |          |       |       |
|---------|-------|----------|-------|----------|-------|----------|-------|-------|
|         | 1     |          | 2     |          | 3     |          | 4     |       |
|         | 平均值   | 方差       | 平均值   | 方差       | 平均值   | 方差       | 平均值   | 方差    |
| 标准贯入击数  | 9.818 | 7.564    | 6.222 | 3.194    | 6.333 | 2.333    | 5.917 | 0.992 |
| 地震加速度   | 0.114 | 0.000 5  | 0.156 | 0.000 3  | 0.183 | 0.000 8  | 0.2   | 0.00  |
| 地下水埋深   | 5.7   | 0.106    | 5.7   | 0.181    | 4.8   | 1        | 3.2   | 0.222 |
| 非液化土层厚度 | 5.7   | 2.09     | 5.7   | 1.288    | 6.7   | 0.163    | 6.6   | 0.081 |
| 液化层厚度   | 8.4   | 1.585    | 8.8   | 0.395    | 8.3   | 0.163    | 8.4   | 0.081 |
| 黏粒含量    | 2.955 | 5.213    | 1.922 | 1.447    | 3.7   | 3.43     | 4.633 | 0.119 |
| 平均粒径    | 0.158 | 0.000 46 | 0.186 | 0.000 04 | 0.157 | 0.000 13 | 0.15  | 0.00  |
| 不均匀系数   | 6.809 | 42.769   | 3.967 | 6.53     | 8.087 | 19.406   | 10.63 | 0.00  |
| 地震烈度    | 7     | 0        | 7     | 0        | 8     | 0        | 8     | 0     |

综上所述,选取反映土体土质条件的标准贯入击数、水土埋藏条件的水位埋深、非液化土层厚度以及土体动力特性的地震烈度作为砂土液化判别模型的评价指标。

2.2 模型建立

本文以 NRS 因素约简得到的标准贯入击数  $x_1$ 、水位埋深  $x_3$ 、非液化土层厚度  $x_4$  和地震烈度  $x_9$  作为输入,砂土液化状态作为输出,分别利用 IS-SA 算法和 SSA 算法对惩罚参数  $C$  与核函数参数  $g$  进行搜索,其参数寻优过程如图 3 和图 4 所示,将训练样本代入该模型进行回归仿真训练,并将预测分类结果与真实结果进行对比,如图 5 所示。

由图 3 和图 4 不难看出,相比于 SSA 算法,IS-SA 曲线能够从初始迭代就开始收敛,并可以快速跳出极值最后使曲线保持平稳状态,说明引入鸡群优化算法以及采用柯西-高斯变异策略使 ISSA 算法具有收敛速度快以及良好的局部极值逃逸性能。ISSA 算法从初始迭代就取得了较好的适应度值,最

不同液化状态所对应的影响因素取值唯一时,对液化状态的判别更加有利,由方差可知,液化状态不同时,各液化状态下的地震加速度值取值不唯一,地震烈度取值唯一,因此以地震烈度作为评价指标较为合理;其余因素都为连续型数据,各影响因素平均值随液化状态的变化呈现出递增或递减的趋势时,对液化状态的判别更加有利,标准贯入击数、地下水埋深和非液化土层厚度等因素的平均值变化呈现出一定的趋势,且方差较小的数据更集中的分布在平均值附近,数据波动较小,而液化土层厚度、黏粒含量、平均粒径和不均匀系数等因素规律性变化趋势不明显,且部分指标方差较大,数据分布相对分散,因此选取标准贯入击数、地下水埋深和非液化土层厚度作为评价指标相对合理。

佳适应度值相比于 SSA 算法变化小,说明引入立方混沌映射和透镜成像反向学习方法可明显提升初始种群个体质量,使初始种群更快达到最优解;所以使用 ISSA 算法能更好地优化 SVM 模型。最终确定适用于吉林松原地区砂土液化判别的 SVM 模型的参数  $C = 23.687\ 9$ 、 $g = 1.222\ 3$ ,满足优化 SVM 模型参数  $C$  和  $g$  值的需要。由图 5 可知,发生误判的样本编号为 16、20 和 22。16、20 号样本发生误判原因可能为其标准贯入击数值接近第 1 类别的平均值,而其他影响因素的第 1、2 类别的值较为相近,所以造成其判别为第 1 类别。22 号样本因该等级样本数量较少,而且其各指标值都与第 4 类别的平均值接近,所以造成判别其为第 4 类别;判别结果准确率达 94.3%,满足实际工程要求,至此成功建立基于因素约简与参数优化的吉林松原地区砂土液化判别模型。此模型判断该区域其他地点的砂土状态时,只需要提供相应的影响因素,该模型便可以通过建立好的映射关系,通过“自学习”方式,分析影响因

素内部的隐含联系,进而判别砂土液化状态。

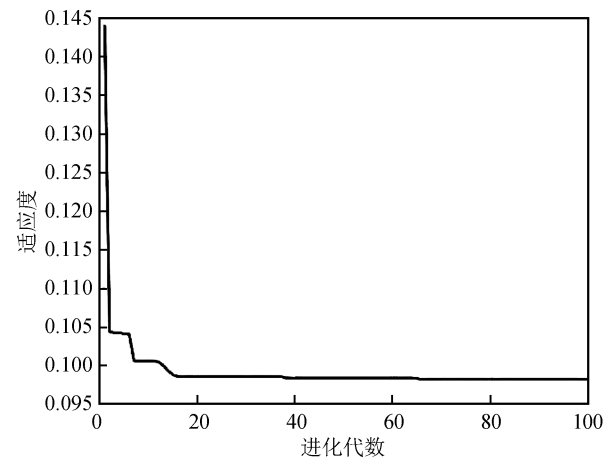


图 3 ISSA 算法参数寻优

Fig.3 ISSA algorithm parameter optimization

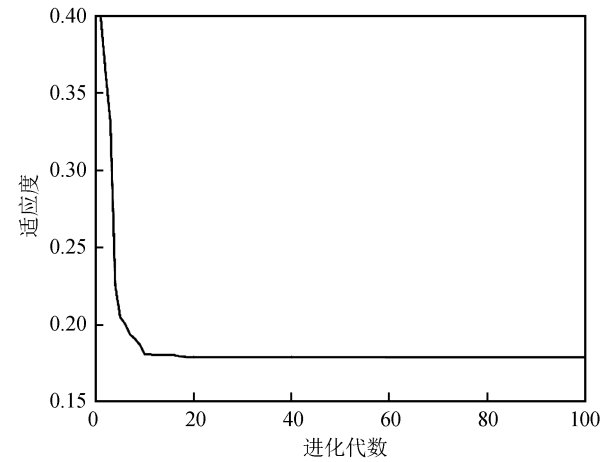


图 4 SSA 算法参数寻优

Fig.4 Parameter optimization using SSA algorithm

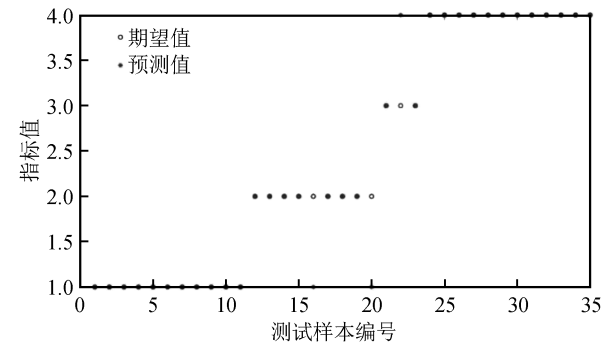


图 5 训练样本原始值和预测值对比图

Fig.5 Comparison between original and predicted values of training samples

2.3 预测结果分析

根据上述模型,对测试集进行判别,同时为了增加说服力与可信性,本文还建立了 SVM 砂土液化判别模型进行对比。测试集的实际状态和模型的判

别结果见混淆矩阵图 6 和图 7。

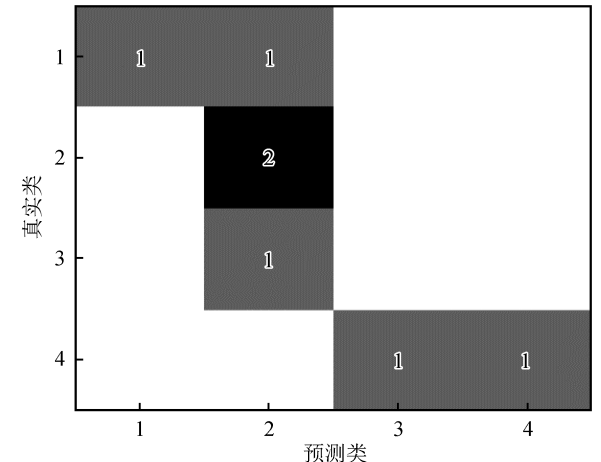


图 6 SVM 测试集混淆矩阵

Fig.6 SVM test set confusion matrix

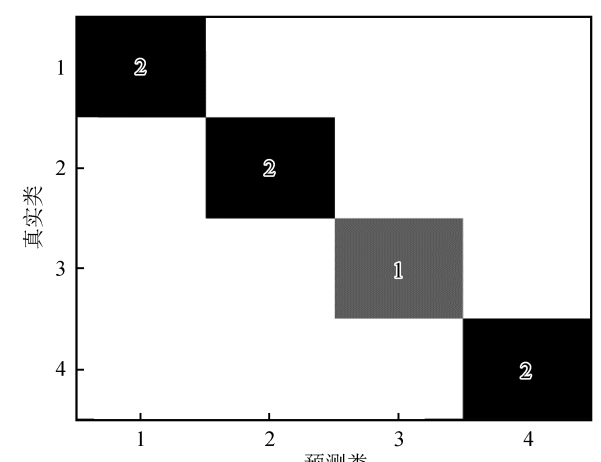


图 7 ISSA-SVM 测试集混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix for ISSA-SVM test set

在混淆矩阵中,每一行中的数值之和代表该类别的真实样本数量,每一列中的数值表示真实数据被预测为该类别的数量。其对角线位置代表模型预测正确的样本数量,其他位置代表预测错误。由图 6 可知,分布在对角线上有 4 个样本,代表在预测的 7 个样本中有 4 个样本预测正确,其余三个预测错误,其中第 1 类别的样本误判为第 2 类,第 3 类别的样本误判为第 2 类,第 4 类别的样本误判为第 3 类, SVM 模型判别正确率为 57%。由图 7 可以看出:7 个样本均分布在对角线上,说明 7 个样本的预测值完全正确,ISSA-SVM 模型判别正确率为 100%,判别值与砂土实际状态一致,能够准确反映砂土的实际状态,这表明优化算法能够显著提高模型的判别效果,ISSA-SVM 模型的判别结果准确率明显优于 SVM 模型,建立的 NRS-ISSA-SVM 模型能够适用

于吉林松原地区的砂土液化判别工作。

2.4 判别因子敏感性分析

为探讨砂土液化对选取的判别因子的敏感性,为砂土液化判别提供更为可靠的理论依据。选取典型的回归分析方法(regression analysis)<sup>[22]</sup>对砂土液化判别模型中选取的判别因子进行敏感性分析。

利用 SPSS 软件,以判别因子作为自变量,砂土液化等级作为因变量进行多元线性回归分析,采用逐步回归法建立最优的回归方程。其具体含义为:未选入回归方程的因子即为不敏感因子,选入回归方程的因子即为敏感因子;标准回归系数的绝对值代表了因子敏感性大小<sup>[23]</sup>。非液化土层厚度未选入回归方程,为不敏感因子。其他因子的标准回归系数计算结果列于表 4。

表 4 回归系数表

Table 4 Table of regression coefficients

| 模型                    | 标准回归系数 | <i>t</i> | 显著性   |
|-----------------------|--------|----------|-------|
| (常量)                  |        | -3.121   | 0.003 |
| 地震烈度                  | 0.600  | 6.385    | 0.000 |
| 标准贯入击数                | -0.192 | -3.569   | 0.001 |
| 地下水埋深                 | -0.282 | -3.060   | 0.004 |
| <i>R</i> <sup>2</sup> |        | 0.906    |       |

由表 4 可知,回归模型的决定系数  $R^2$  为 0.906,说明选入回归的因子与液化等级之间有着较强的线性关系。各因子敏感性按标准回归系数的绝对值大小排序为:地震烈度>地下水埋深>标准贯入击数。非液化土层厚度为不敏感因子。

结合《建筑抗震设计规范(GB 50011—2010)》和吉林松原地区的邻域粗糙集属性约简以及模型训练测试结果及因子敏感性分析结果,要判别场地的液化状态,建议准确查明水位埋深、地震烈度、标准贯入击数,非液化土层厚度这四个因素。尤其是前三个因素。

3 结论

(1) 经 NRS 约简得到的水位埋深、地震烈度、非液化土层厚度和标准贯入击数是影响吉林松原地区的砂土液化的重要因素。敏感性按大小排序为:地震烈度、地下水埋深、标准贯入击数。非液化土层厚度为不敏感因子。

(2) NRS 计算分析的是各因素和结果的量化数值,而不是影响因素本身,因素约简所得指标在地质力学领域存在局限,但是该方法能够剔除因素间的交叉和冗余,降低了输入的维数与计算量,提高了建模的效率,其因素约简的结果仍是可靠的;ISSA

算法全局搜索能力强、收敛速度快,能够高效合理的确定 SVM 模型所需参数,降低了参数选取的盲目性。

(3) 砂土影响因素众多,且这些因素具有多维性和非线性的复杂关系,建立的 NRS-ISSA-SVM 砂土液化模型,合理地对吉林松原地区的砂土液化状态做出了判别,相比于其他模型,表现出了优秀的泛化能力与预测性能,为砂土液化的判别提供了新的手段。

参考文献(References)

[1] ABBASZADEH SHAHRI A,MAGHSOUDI MOUD F.Liquefaction potential analysis using hybrid multi-objective intelligence model[J].Environmental Earth Sciences,2020,79(19): 1-17.

[2] FAUZI K D,FAUZI K D,HARIS A,et al.Liquefaction potential identification in the central Sulawesi using gravity inversion model[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science.IOP Publishing,2020,538(1):12035.

[3] 黄浩,薛新华,樊旭.基于随机森林的砂土地震液化预测模型[J].中国农村水利水电,2019(8):158-161,173.

HUANG Hao,XUE Xinhua,FAN Xu.Seismic liquefaction potential assessed by random forest method[J].China Rural Water and Hydropower,2019(8):158-161,173.

[4] 薛新华,张我华,刘红军.基于遗传神经网络的地震砂土液化判别研究[J].西北地震学报,2006,28(1):42-45.

XUE Xinhua,ZHANG Wohua,LIU Hongjun. Research on sand liquefaction based on the genetic neural network [J]. Northwestern Seismological Journal,2006,28(1):42-45.

[5] 王帅伟,于少将,李绍康,等.基于 RS-PCA-GA-SVM 的砂土液化预测方法研究[J].地震工程学报,2019,41(2):445-453.

WANG Shuaiwei,YU Shaojiang,LI Shaokang,et al.A method of predicting sand liquefaction based on RS-PCA-GA-SVM[J]. China Earthquake Engineering Journal,2019,41(2):445-453.

[6] 孙伟超,袁颖.基于 PCA-LM-BP 融合的砂土液化预测评价模型[J].中国科技论文,2018,13(13):1511-1515.

SUN Weichao,YUAN Ying.Prediction model of sand liquefaction based on PCA-BP fusion[J].China Sciencepaper,2018,13(13):1511-1515.

[7] 毛志勇,黄春娟,路世昌.基于 PSO-SVM 的砂土地震液化预测模型[J].中国安全科学学报,2018,28(3):25-30.

MAO Zhiyong,HUANG Chunjuan,LU Shichang. PSO-SVM based model for prediction of sandy soil liquefaction[J].China Safety Science Journal,2018,28(3):25-30.

[8] 宫凤强,李嘉维.基于 PCA-DDA 原理的砂土液化预测模型及应用[J].岩土力学,2016,37(增刊 1):448-454.

GONG Fengqiang,LI Jiawei.Discrimination model of sandy soil liquefaction based on PCA-DDA principle and its application [J].Rock and Soil Mechanics,2016,37(Suppl01):448-454.

[9] 杜星,孙永福,宋玉鹏.基于 MPL 神经网络 PCA-DDA 的地震



- 作用下砂土液化评估及预测[J]. 工程地质学报, 2020, 28(6): 1425-1432.
- DU Xing, SUN Yongfu, SONG Yupeng, et al. Multilayer perception neural network for assessment and prediction of earthquake-induced sand liquefaction[J]. Journal of Engineering Geology, 2020, 28(6): 1425-1432.
- [10] LI Mingliang, LI Kegang, QIN Qingci, et al. Discussion and selection of machine learning algorithm model for rockburst intensity grade prediction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(Suppl01): 2806-2816.
- [11] LIN S S, SHEN S L, ZHANG N, et al. Modelling the performance of EPB shield tunnelling using machine and deep learning algorithms[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(5): 101177.
- [12] 付华, 刘昊. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 87-96.
- FU Hua, LIU Hao. Improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration and its application[J]. Control and Decision, 2022, 37(1): 87-96.
- [13] 李春茂, 周末末, 刘亚婕, 等. 基于邻域粗糙集与多核支持向量机的变压器多级故障诊断[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3474-3482.
- LI Chunmao, ZHOU Momo, LIU Yajie, et al. Multi-level fault diagnosis of transformer based on neighborhood rough set and multiple kernel support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3474-3482.
- [14] 陈铁桥, 柳稼航, 朱锋, 等. 适用于遥感分类的多邻域粗糙集加权特征提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(2): 311-317.
- CHEN Tieqiao, LIU Jiahang, ZHU Feng, et al. A novel multi-radius neighborhood rough set weighted feature extraction method for remote sensing image classification[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(2): 311-317.
- [15] 房志会. 吉林省松原地区砂土液化判别研究及地基液化稳定性分析[D]. 长春: 吉林建筑大学, 2020.
- FANG Zhihui. Study on discrimination of sand liquefaction and analysis of stability of foundation liquefaction in Songyuan area of Jilin Province[D]. Changchun: Jilin Jianzhu University, 2020.
- [16] 张达敏, 陈忠云, 辛梓芸, 等. 基于疯狂自适应的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(9): 2112-2120.
- ZHANG Damin, CHEN Zhongyun, XIN Ziyun, et al. Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive[J]. Control and Decision, 2020, 35(9): 2112-2120.
- [17] 龙文, 伍铁斌, 唐明珠, 等. 基于透镜成像学习策略的灰狼优化算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(10): 2148-2164.
- LONG Wen, WU Tiebin, TANG Mingzhu, et al. Grey wolf optimizer algorithm based on lens imaging learning strategy[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(10): 2148-2164.
- [18] WALID O, EL S A A, AHMED S. CSOCA: chicken swarm optimization based clustering algorithm for wireless sensor networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 60676-60688.
- [19] WANG W C, XU L, CHAU K W, et al. Yin-Yang firefly algorithm based on dimensionally Cauchy mutation[J]. Expert Systems With Applications, 2020, 150(C): 113216.
- [20] 胡清华, 于达仁, 谢宗霞. 基于邻域粒化和粗糙逼近的数值属性约简[J]. 软件学报, 2008, 19(3): 640-649.
- HU Qinghua, YU Daren, XIE Zongxia. Numerical attribute reduction based on neighborhood granulation and rough approximation[J]. Journal of Software, 2008, 19(3): 640-649.
- [21] 中华人民共和国住房和城乡建设部, 国家质量监督检验检疫总局. 建筑抗震设计规范: GB 50011—2010[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2010.
- Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China, General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China. Code for seismic design of buildings: GB 50011—2010[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2010.
- [22] SALTELLI A, CHAN K, SCOTT E M. Sensitivity analysis [M]. New York: Wiley, 2000.
- [23] 王浩昌, 杜鹏飞, 赵冬泉, 等. 城市降雨径流模型参数全局灵敏度分析[J]. 中国环境科学, 2008, 28(8): 725-729.
- WANG Haochang, DU Pengfei, ZHAO Dongquan, et al. Global sensitivity analysis for urban rainfall-runoff model[J]. China Environmental Science, 2008, 28(8): 725-729.