

# 基于高频组合片段-基因表达式编程算法的 轨道交通地面沉降预测模型<sup>\*</sup>

胡 珉<sup>1,2</sup> 卢孟栋<sup>1,2</sup>

(1. 上海大学悉尼工商学院, 201800, 上海;

2. 上海大学-上海城建(集团)公司建筑产业化研究中心, 200072, 上海)

**摘 要** [目的] 地面沉降预测和控制是轨道交通盾构法隧道施工中最为关注的问题之一。为了解决现有地面沉降预测和控制中存在的模型表达过于复杂且缺乏解释性的问题, 需要一种既简洁清晰, 又能够描述复杂问题的可解释模型, GEP (基因表达式编程) 算法提供了这种可能性, 因此需对基于 HFS (高频组合片段)-GEP 算法的轨道交通地面沉降预测模型进行深入研究。[方法] 以杭绍城际铁路某区段盾构隧道工程为依托, 选取盾构施工过程中的土舱压力、刀盘扭矩、刀盘转速、推进速度、总推力、隧道埋深及盾尾注浆量等参数作为关键输入型施工参数, 地面沉降作为输出型施工参数, 通过备选公式集筛选以及 HFS 选取, 建立基于 HFS-GEP 算法的轨道交通地面沉降预测模型。利用该模型对第 180 环—第 210 环区段的关键施工参数进行优化调整, 分析盾构施工参数变化对地面最终沉降的影响效果。[结果及结论] 基于 HFS-GEP 算法的地面沉降预测模型可以反映盾构施工参数与地面最终沉降的显式关系; 相较于传统 GEP 算法的地面沉降预测模型, 该模型准确度更高, 结构更为简洁, 且收敛速度更快。通过对盾构关键施工参数进行优化调整, 该模型可将第 180 环—第 210 环区段的最终沉降量控制在 10 mm 以内。

**关键词** 轨道交通; 地面沉降预测模型; 高频组合片段; 基因表达式编程算法

**中图分类号** TU433

**DOI**: 10.16037/j.1007-869x.2024.08.035

## Land Subsidence Prediction Model of Rail Transit Based on High-frequency Combination Segment-Gene Expression Programming Algorithm

HU Min<sup>1,2</sup>, LU Mengdong<sup>1,2</sup>

(1. SHU-UTS SILC Business School, Shanghai University, 201800, Shanghai, China; 2. SHU-SUCG Research Center for Building Industrialization, Shanghai University, 200072, Shanghai, China)

<sup>\*</sup> 上海市科学技术委员会项目(20DZ2251900)

**Abstract** [Objective] Land subsidence prediction and control is one of the most concerned issues in rail transit shield tunnel construction. In order to solve the complex and poor interpretable problem of the model expression in the existing land subsidence prediction and control, an interpretable model that is concise, clear, and capable of describing complex problems is needed. GEP (gene expression programming) algorithm provides this possibility, so it is necessary to study in depth the rail transit land subsidence prediction model based on HFS (high frequency segment)-GEP algorithm. [Method] Based on the shield tunnel project of a certain shield tunnel section in Hangzhou-Shaoxing Intercity Railway, parameters such as earth chamber pressure, cutterhead torque, cutterhead speed, advancing speed, total thrust, tunnel buried depth and shield tail grouting amount during shield construction are selected as key input construction parameters, with land subsidence as the output construction parameter. Through alternative formula set screening and HFS selection, a land subsidence prediction model of rail transit based on HFS-GEP algorithm is established. Key construction parameters of the 180th-210th section are optimized and adjusted with the model, and effect of the shield construction parameters change on the final land subsidence is analyzed. [Result & Conclusion] The land subsidence prediction model of rail transit based on HFS-GEP algorithm can reflect the explicit relationship between shield construction parameters and final land subsidence. Compared with the traditional GEP algorithm model, this model has higher accuracy, simpler structure and faster convergence. By optimizing and adjusting the key construction parameters of the shield, the final subsidence of the 180th-210th section can be controlled within 10 mm.

**Key words** rail transit; land subsidence prediction model; high-frequency combination fragments; gene expression programming algorithm

隧道施工不可避免地会改变原有地层的稳定状态,造成地层损失,导致地面沉降。目前,隧道开挖过程中地面沉降的预测方法主要有经验公式法<sup>[1]</sup>,数值模拟法<sup>[2-4]</sup>和机器学习方法<sup>[5-7]</sup>。经验公式是从实际施工数据总结得到的,因其简便可直接得到广泛应用。但经验公式通常与地质条件相关,不同地层经验参数的取值存在较大差异,且预测结果的准确性不够稳定。通过数值模拟方法模拟盾构周围地层特性,了解隧道开挖过程中影响地面沉降的土体因素,从而优化施工方法和施工参数。但数值模拟时边界条件和土质特性被简化,不仅会影响分析结果,而且不同形式的结构离散化会导致不同的结果,随机性较大,导致模型的可靠性降低。机器学习算法以数据为驱动,利用数据挖掘学习规律和模式,预测精度也较高。基于神经网络的机器学习模型构造的网络结构一般都比较复杂,同时用于训练的数据质量参差不齐,得到的模型容易过拟合。以上地面沉降的多种预测方法都有其优势和不足之处,针对盾构施工过程中的地面沉降预测问

题,需要一种既简洁清晰又能够描述复杂问题的可解释模型,GEP(基因表达式编程)提供了这种可能<sup>[8]</sup>。

GEP是一种基于GA(遗传算法)和GP(遗传规划)的演化算法,该算法具有强大的函数挖掘能力。本文以杭绍城际铁路某区段隧道工程为依托,提出一种基于HFS(高频组合片段)的改进GEP算法,通过建立盾构施工参数与地面沉降的关系模型,对盾构施工过程中的地面沉降进行预测,得到结构较为简洁的显性表达式,为地面沉降控制提供一种新思路。

## 1 HFS-GEP 算法

### 1.1 GEP 算法

GEP由GA和GP发展而来,结合了上述两种方法的技术优势,具有更强的问题解决能力。但由于算法的开放性,仍存在收敛速度慢、模型复杂度高问题。本文尝试将HFS融入GEP编码中。HFS-GEP算法流程如图1所示。

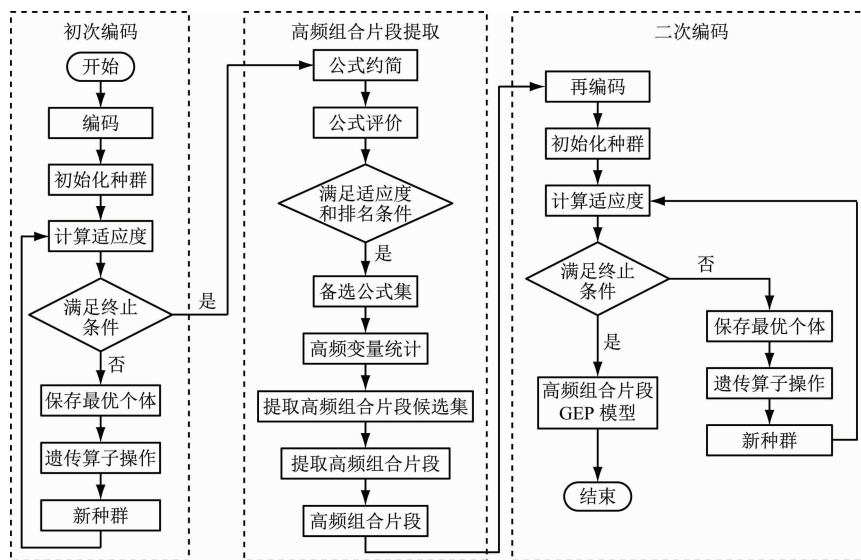


图1 HFS-GEP 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart of HFS-GEP

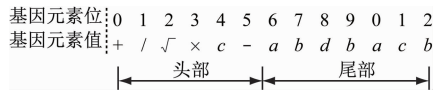
### 1.2 初次编码

GEP的初始种群由随机产生的染色体组成,每个染色体可包含多个基因,每个基因的长度是固定的,并且通常由双目运算符(加、减、乘、除)连接。单基因染色体示意图如图2所示。

GEP编码中的每个基因由头部和尾部组成,头部包含运算符集和变量集,尾部只能包含变量集。

头部长度 $h$ 一经设定,则尾部长度 $t = h(n - 1) + 1$ ( $n$ 表示运算符集中运算符最大目数),这保证了基因结构的有效性,即每个运算符一定能找到操作变量。

选定输入参数后,随机生成一定数目的染色体作为初始种群,进行适应度计算。对满足适应度条件的公式进行约简和评价,不满足的继续迭代进



注:  $a, b, c, d$  为输入变量(图3类同);单基因染色体的数学表达式为  $a \times b / c + \sqrt{d - b}$ 。

图2 单基因染色体示意图

Fig. 2 Diagram of single-gene chromosome

化,直至满足适应度条件或达到终止条件。

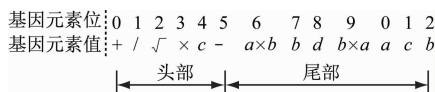
### 1.3 基于公式评价的HFS提取

初次编码训练后得到的GEP公式在拟合效果上已满足要求。对初次编码训练得到的公式进行适应度排序,选定满足排名阈值的公式作为备选公式,经多轮拟合筛选,得到一系列备选公式形成备选公式集。

HFS的提取基于备选公式集获得,备选公式集中的各公式变量拆分后得到变量集;利用apriori算法挖掘频繁项集,得到候选高频片段集,基于候选HFS集提取关联规则,筛选去掉低于最低置信度阈值的候选高频片段,得到真正的HFS;以HFS为输入再编码重组染色体,重新构建GEP模型。

### 1.4 基于HFS的二次编码

二次编码修改了原有随机的基因片段,增加了基于公式评价提取的HFS作为基本基因片段,将本文第1.3节得到的HFS在种群初始化阶段对染色体进行重组,得到基于HFS的染色体。基于HFS的单基因染色体示意图如图3所示。



注:基于HFS的单基因染色体的数学表达式为  $a \times b \times b / c + \sqrt{d - a \times b}$ 。

图3 基于HFS的单基因染色体示意图

Fig. 3 Diagram of single-gene chromosome based on HFS

图3中, $a \times b$ 为经过备选公式提取的HFS。这些片段是通过有效的备选公式挖掘而来的特征片

段,所以基于这些特征片段构建的GEP算法可以有效减少原有随机染色体对进化的影响,得到更为简洁清晰的公式,同时也提升了公式的可解释性。

## 2 基于HFS-GEP算法的地面沉降预测模型

### 2.1 工程背景

本文以杭绍城际铁路某区段盾构隧道工程为背景,该区段沿线穿越众多公用建筑和居民住宅,并穿越桥梁拔桩区等多段敏感地带。隧道顶部埋深为12.7~22.6 m,主要穿越的土层为软土,土层压缩性较高,容易引起工后沉降。因此,本研究的目的是寻找盾构推进中主要施工参数对地面沉降的影响,为施工参数的修改与调整提供支持。

### 2.2 试验参数

选取该区段隧道工程共56组沉降监测数据建立沉降预测模型,监测密度为每5环(约6 m)1个监测断面。本文所考虑的盾构施工参数是在文献[6-7]的基础上,结合现场实时采集的数据而确定的。其中,盾构施工参数与地层扰动程度密切相关,土舱压力 $P$ 、刀盘扭矩 $T$ 、刀盘转速 $R$ 、推进速度 $V$ 及总推力 $N$ 等参数均为盾构施工过程中的关键施工参数,由盾构机实时采集,真实且可靠。隧道埋深 $H$ 与盾构上部载荷密切相关,随盾构施工里程不断变化,且对地面最终沉降有重要影响。盾尾注浆量 $G$ 对工后沉降有较大影响,故需同时考虑 $G$ 的影响。综合选定以上7个参数作为盾构施工输入型参数,地面最终沉降 $S$ 为输出型参数。杭绍城际铁路某区段盾构施工参数取值见表1。

### 2.3 地面沉降预测模型的建立

#### 2.3.1 备选公式集筛选

从56组沉降监测数据中按4:1随机选取45组数据作为训练数据,11组数据作为测试数据。通过多轮拟合试验筛选得到100个备选公式形成备选公式集,选取适应度排名前5%的备选公式并对其化简,见表2。

表1 杭绍城际铁路某区段盾构施工参数取值

Tab. 1 Range of shield construction parameters of a section on Hangzhou-Shaoxing Intercity Railway

项目	$P/\text{kPa}$	$T/(\text{kNm})$	$R/(\text{r/min})$	$V/(\text{mm/min})$	$N/\text{kN}$	$H/\text{m}$	$G/\text{m}^3$	$S/\text{mm}$
最大值	209	1 543.49	1.09	36.36	13 636.46	19.57	5.15	5.39
最小值	153	1 085.80	0.90	19.05	11 149.08	13.12	4.03	-40.73
平均值	185	1 317.95	0.99	28.39	12 439.24	18.05	4.64	-9.35

表2 适应度排名前5%的备选公式

Tab.2 Top 5% fitness alternative formulas

序号	公式	S/mm	
		训练集	测试集
1	$S = (V - R - H) \sin(2H + 1.42) + [V - \sqrt[3]{H - 4.65/(G - 4.65)}]R + 2P - V - H - R^2$	0.73	0.78
2	$S = (H/P) \sin[V/(\sqrt{P})^{\frac{4.23}{R}}] + [(\sin G - 0.92G)H]/(R - P) + \sqrt[3]{HG/\sqrt[3]{\sin(H + 5.6)}}$	0.72	0.72
3	$S = 17.35[\sin(P + H - G + 4.16)]^2 - V/R + \sqrt[3]{V \sin[\sin(T - V) - P^2]} - 6.12 + P^2$	0.71	0.76
4	$S = \sqrt[9]{H/R} \lg(H^2 - 9.83H) - 10.5 \sin(HR + H - R - 7.14) + (G + \sin H - 5.11)/(P - G) - 6.38V/P^G$	0.70	0.79
5	$S = 12 \sin[\sqrt[3]{V - T(P + 1.55)}] + \sqrt[3]{P} + G - P + (\lg R)(H/0.84) - V - 7.65 + P^2$	0.70	0.77

### 2.3.2 HFS 选取

将备选公式集中所有公式拆分得到众多变量,通过 apriori 算法进行频繁项集挖掘,得到  $H - P$ 、 $HP$ 、 $PG$ 、 $H - G$ 、 $V/R$  及  $V/G$  等候选 HFS 组合形式。计算各候选 HFS 的置信度,选择置信度大于 80% 的组合片段,得到  $H/P$ 、 $HR$ 、 $V/R$ 、 $V/G$  及  $PG$  等 5 个 HFS。

### 2.3.3 预测模型构建

将第 2.3.2 节中所得的高频变量及其组合片段作为模型输入,输出地面最终沉降。

试验共得到 100 个基于 HFS 的公式。其中适应度排名前 5% 的公式,如表 3 所示。

表3 适应度排名前5%基于HFS的公式

Tab.3 Top 5% fitness formulas based on HFS

序号	公式	S/mm	
		训练集	测试集
1	$S = (P - 2.23)(G^2 - V + V^2/G^2) + 8.13V - 35.54V/G - H/P$	0.78	0.82
2	$S = (2V/G + 1) \ln(\pi G - 12.84) + P^4 + V/G - P - V$	0.76	0.81
3	$S = H/P - \frac{V/P}{P - \sin(G^2)} - \frac{V/P}{P - \sin(5.1^P)}$	0.75	0.81
4	$S = \sqrt[3]{G} - [G - \sin(8.95P^2)]^2 + G + \sqrt[3]{G - 2(V/R) \sin V} + (H/P) \sqrt[3]{2P + P^2 - V/G}$	0.75	0.80
5	$S = \frac{G(P^3 + \sin V)}{(V/G - 8.54)} + \frac{7.34(G - V)}{2P^3 \ln P} + (12.07 - P^2) \sin(8.96P^2) + V$	0.75	0.79

相比传统 GEP 地面沉降预测模型,基于 HFS-GEP 算法的地面沉降预测模型准确度更高,且结构更为清晰简洁。

## 3 工程仿真应用分析

本区段第 180 环—第 210 环地面最终沉降量均超过 20 mm,最大沉降量为 40.73 mm,发生在第 195 环。本文通过使用表 3 中序号为 1 的公式,对该区段地面沉降量进行控制优化预测。根据该公式对第 180 环—第 210 环地面沉降量预测结果(见图 4)进行分析。由图 4 可见:该公式对地面沉降量预测效果较好,准确度为 0.92。

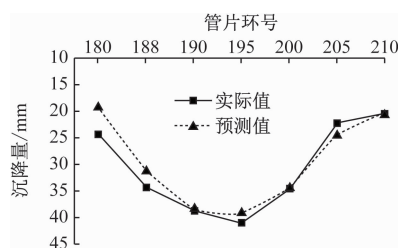


图4 第180环—第210环地面沉降量预测结果

Fig. 4 Predicted results of 180-210 rings land subsidence value

针对本区段,根据基于 HFS-GEP 算法的地面沉降预测模型对盾构施工参数进行调整,分析盾构施工参数变化对最终沉降的影响效果。该模型中可调整的施工参数为  $P$ 、 $V$  及  $G$ 。因此,采用组合优化的方式,对第 180 环—第 210 环盾构施工参数进行组合优化调整,使地面沉降量绝对值尽量小。盾构施工参数随管片环号变化曲线如图 5 所示。

由图 5 可见:盾构施工参数调整后,该区段  $P$  的平均值提高了  $0.08 \times 10^{-5}$  Pa,  $V$  的平均值提高了 2.7 mm/min,  $G$  的平均值提高了  $0.38 \text{ m}^3$ ,地面最终沉降量可有效控制在 10 mm 以内。盾构施工参数调整后的地面沉降量预测结果见图 6。

对比后续盾构施工参数可以发现,土压力、注浆量都有较为明显的提升,沉降量也显著减小。这与模型给出的建议是完全一致的。

## 4 结语

1) 利用现场实际监测数据,建立了基于 HFS-GEP 算法的地面沉降预测模型。该模型可以反映盾构施工参数与地面最终沉降的显式关系,相较于传统 GEP 算法的地面沉降预测模型,基于 HFS-



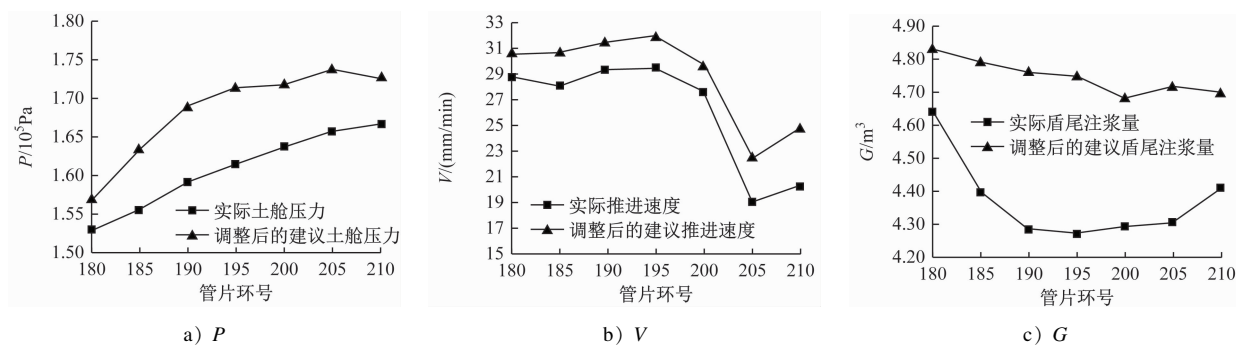


图5 盾构施工参数随管片环号变化曲线

Fig. 5 Curves of shield construction parameters changing with ring numbers

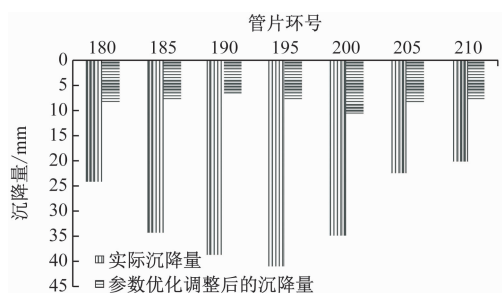


图6 盾构施工参数调整后的地面沉降预测结果

Fig. 6 Land subsidence prediction results after adjusting shield construction parameters

GEP 算法的地面沉降预测模型准确度更高,结构更为简洁,且收敛速度更快。

2) 利用盾构施工参数预测地面沉降,明确了地面沉降控制中的关键参数。通过对第 180 环—第 210 环盾构关键施工参数进行优化调整,可将地面最终沉降量控制在 10 mm 以内,为盾构区间后续施工参数提供了有效参考范围。

3) 基于 HFS-GEP 算法的地面沉降预测模型还存在一些不足。该模型虽是显式的,看似具有解释功能,但其给出的公式复杂度较高,模型的物理意义并不清晰,且准确度一般。因此,在实际应用过程中需与工程经验相结合,在合理范围内对盾构施工参数进行调整,以寻求更为有效的数据分析模型和方法。

## 参考文献

- [1] 韩焯, 李宁, STANDING J R. Peck 公式在我国隧道施工地面变形预测中的适用性分析[J]. 岩土力学, 2007, 28(1): 23. HAN Xuan, LI Ning, STANDING J R. An adaptability study of Gaussian equation applied to predicting ground settlements induced by tunneling in China[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(1): 23.
- [2] 刘洪洲, 孙钧. 软土隧道盾构推进中地面沉降影响因素的数

值法研究[J]. 现代隧道技术, 2001, 38(6): 24.

LIU Hongzhou, SUN Jun. Study on numerical simulation of factors of ground settlement during shield driving in soft ground[J]. Modern Tunnelling Technology, 2001, 38(6): 24.

- [3] 王国才, 马达君, 杨阳, 等. 软土地层中地铁盾构施工引起地表沉降的三维有限元分析[J]. 岩土工程学报, 2011, 33(增刊 1): 273. WANG Guocai, MA Dajun, YANG Yang, et al. 3-D finite element analysis of ground settlement caused by shield construction of metro tunnels in soft soils[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2011, 33(S1): 273.
- [4] 杨福麟, 刘永林, 胡斌. 武汉地铁隧道开挖引起地表沉降的数值模拟研究[J]. 工程地质学报, 2013, 21(1): 85. YANG Fulin, LIU Yonglin, HU Bin. Numerical simulation of ground subsidence due to tunnel excavation for Wuhan subway[J]. Journal of Engineering Geology, 2013, 21(1): 85.
- [5] 孙钧, 袁金荣. 盾构施工扰动与地层移动及其智能神经网络预测[J]. 岩土工程学报, 2001, 23(3): 261. SUN Jun, YUAN Jinrong. Soil disturbance and ground movement under shield tunnelling and its intelligent prediction by using ANN technology[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2001, 23(3): 261.
- [6] 周文波, 胡珉. 盾构法隧道施工主要参数控制方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(增刊 1): 2430. ZHOU Wenbo, HU Min. Control study on major parameters for shield tunneling[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(S1): 2430.
- [7] CHEN R P, ZHANG P, KANG X, et al. Prediction of maximum surface settlement caused by earth pressure balance (EPB) shield tunneling with ANN methods[J]. Soils and Foundations, 2019, 59(2): 284.
- [8] FERREIRA C. Gene expression programming in problem solving [M]. London: Springer, 2002: 635-653.

· 收稿日期:2022-03-30 修回日期:2022-05-19 出版日期:2024-08-10

Received:2022-03-30 Revised:2022-05-19 Published:2024-08-10

· 通信作者:胡珉,教授,minahu@shu.edu.cn

· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议

© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license