

基于 Python 的弹性膜约束力与仪器综合变形率定优化算法研究

刘彦华

(江苏省水文地质工程地质调查大队, 江苏淮安 223005)

【摘要】 旁压试验是岩土工程勘察中重要的原位测试方法, 其中弹性膜约束力和仪器综合变形两个率定试验十分重要。然而, 传统的率定方法依赖人工操作, 并借助一些猜测模型, 存在诸多局限性。基于 Python 语言对旁压试验两个率定算法优化, 构建了仪器综合变形率定的最小二乘法线性模型和弹性膜约束力率定的三次多项式最小二乘法非线性模型。通过分析认为, 仪器综合变形率定模型斜率计算合理, 残差分布良好; 三次多项式模型对弹性膜约束力率定拟合效果好, 且引入正则化避免过拟合。研究表明, Python 语言在旁压试验数据处理中优势明显, 能通过优化算法来提高旁压试验结果的准确性。

【关键词】 Python 编程; 弹性膜约束力; 仪器综合变形; 优化算法; 旁压试验

【中图分类号】 TU413

【文献标识码】 A

doi: 10.20265/j.cnki.issn.1007-2993.2025-0157

Optimization algorithm for calibration of elastic membrane binding force and instrument comprehensive deformation based on Python

LIU Yanhua

(Jiangsu Province Hydrogeological and Engineering Geological Survey Brigade, Huai'an 223005, Jiangsu, China)

【Abstract】 Pressuremeter test is an important in-situ testing method in geotechnical engineering investigation, while the two calibration tests of elastic membrane binding force and instrument comprehensive deformation are very important. However, traditional calibration methods rely on manual operations and use inaccurate empirical models, which have many limitations. Based on Python, this study optimizes the calibration algorithms for the two tests of pressuremeter test, constructing a linear least squares model for instrument comprehensive deformation calibration and a nonlinear cubic polynomial least squares model for elastic membrane binding force calibration. The analysis shows that the slope calculation of the instrument comprehensive deformation calibration model is reasonable, with uniformly distributed residuals; the cubic polynomial model has an excellent fitting effect on elastic membrane binding force calibration, and regularization is introduced to mitigate overfitting. The research indicates that Python has obvious advantages in pressuremeter test data processing, and the accuracy of pressuremeter test results can be improved using the optimized algorithms.

【Key words】 Python programming; elastic membrane binding force; instrument comprehensive deformation; optimization algorithm; pressuremeter test

0 引言

随着我国基础设施建设持续推进和城市化进程的加速, 大型工程项目与高层建筑物的数量与日俱增。这些规模宏大、结构复杂的工程, 对地基稳定性和承载能力提出了更高的要求。因此, 准确获取地基岩土的物理力学参数成为工程建设的关键环节^[1]。旁压试验作为一种重要的原位测试勘察技术, 能够在保持测试位置岩土原始应力状态的前提下开展测试, 有效避免因应力释放导致的测试误差。同时, 旁压试验不

受地下水位影响, 可灵活针对不同深度的岩土层测定其力学参数, 为工程设计提供精准的数据支持^[2]。

旁压试验通过旁压器在预先钻好的钻孔中向孔壁施加横向压力, 压力传递至周围土体, 使其产生径向变形。利用专门的仪器精确量测压力与变形之间的关系, 并据此绘制应力-应变关系曲线^[3]。依据旁压试验曲线的特征, 能够准确确定初始压力 P_0 、临塑压力 P_L 、极限压力 P_U 等界限压力值^[4]。再结合旁压器测量腔固有体积 V_c (或 S_c) 等参数, 还可以计算得

到旁压模量 E_m ^[5]、旁压剪切模量 G_m ^[6]等重要力学参数。根据旁压试验结果,结合特定公式可以推算出地基承载力特征值 f_{ak} ^[7]、变形模量 E_0 ^[8]、侧向水平基床系数 K_m ^[9]等参数,这些参数对于评估地基土的力学性能和工程稳定性有至关重要的作用。

然而,在实际测试过程中,这些参数的准确性会受到多种因素的干扰。其中弹性膜约束力和仪器综合变形率定系数的影响尤为显著^[10]。由于弹性膜自身存在一定的约束力,导致施加于土体的实际压力小于测量压力,使得测试所获取的压力数据出现偏差,不仅会直接影响界限压力值的准确性,还会对基于压力计算的其他力学参数产生连锁反应,降低其可靠性。而仪器综合变形率定系数的存在,会使得测量的位移变化产生误差。由于旁压模量、旁压剪切模量等参数的计算与位移变化密切相关,因此该误差会进一步影响这些参数的计算结果,最终对参数解算的准确性造成不利影响,干扰对地基土力学性质的精准判断。

传统的弹性膜约束力率定和仪器综合变形率定主要依赖人工操作和低阶模型拟合,存在一定的局限性。弹性膜约束力率定需现场分级加压记录数据,人工绘制压力-位移曲线获取校正值,主观判断容易造成系统误差;仪器综合变形率定参数计算依赖手工线性回归,耗时多且重复性差。弹性膜约束力的率定值需要通过人工读取曲线位移对应压力,其读取数值的偏差会直接影响 P_i 数值,进而导致界限压力值 P_0 、 P_f 、 P_L 计算误差放大,影响其他重要参数的计算结果。人工进行仪器综合变形率定线性回归分析,会直接影响 η 数值,从而影响 δ_v 数值。率定的偏差更会导致人工识别直线段的困扰,并且若采用线性或者低阶函数拟合,难以精确表示弹性膜的高阶非线性变化特征,从而导致校正压力和校正位移出现偏差。

Python 语言具有开源特性,拥有丰富的函数和库,为复杂试验数据的处理与分析带来了便利,提升了数据处理的准确性和效率。使用 Python 编程可以实现旁压试验数据文件读取、数据处理、曲线拟合、计算结果以及可视化展示等一系列功能。如 pandas 库可以读取试验数据并剔除数据中的噪声和异常值, numpy 库凭借强大的数组与矩阵运算能力,为数值计算提供了高效的支持, scipy 库的优化算法与曲线拟合工具搭配 sklearn 库的模型评估指标,可以精准地对旁压试验数据进行曲线拟合,并科学合理地评估拟合模型的优劣, matplotlib 库生成数据可视化图表,直观展示数据特征与分析结果, tkinter 库可以

搭建图形化用户界面,操作简单。

1 旁压试验率定原理与数据采集方法

为获取土的真实压力-变形关系,并精确计算出地基土的各项参数,需要对旁压试验过程中经过一定管路观测到的压力和变形数据进行校正。其中,弹性膜约束力和仪器综合变形率定是两个关键环节。

弹性膜作为旁压试验中的重要部件,其在无外力约束时自身所具有的约束力,会对土体所受的实际压力产生影响。如果不考虑并校正这一约束力,试验所测得的压力数据就会存在偏差,进而导致压力-变形关系出现误差,最终影响地基土参数计算的准确性。而在试验时,由于连接单元和旁压器的管路在压力作用下会发生膨胀,橡胶膜和水也会被压缩,这些因素会造成系统体积的损失,使得观测到的变形数据并非土体真实的变形。通过仪器综合变形率定,可以对这些因仪器自身因素导致的变形进行分析和校正,从而使试验得到的变形数据更能准确反映土体的实际变形情况。

在弹性膜约束力率定时,首先需将旁压器垂直竖立在地面,确保其处于无任何约束的自由状态,随后连接好相关阀门与调压装置。开启调压阀对旁压器进行加压操作,使旁压器自由膨胀,当膨胀至特定程度后,旋松调压阀,使其恢复至初始状态。这一膨胀-恢复过程需多次重复进行,目的是让弹性膜充分适应膨胀状态。完成上述准备工作后,以缓慢的速度进行逐级加压,每级加压过程中均保持稳定的压力增量。在加压的同时,精确记录每级压力下旁压器所对应的位移值。待所有数据采集完毕,依据这些记录的压力与位移数据,绘制出弹性膜约束力率定曲线,该曲线将为后续试验数据的率定提供关键依据^[11]。

在仪器综合变形率定时,需先将旁压器稳妥地放置在特定钢套或具备类似刚性约束功能的装置内部,连接好加压系统与测量系统。根据具体试验要求,确定合适的导管长度,并做好相应的率定准备工作。严格按照加压试验的标准步骤,在旁压器受到刚性限制的条件下进行加压操作。每次加压时,都要保持稳定且合适的压力增量,同时密切监测并准确记录每级压力下旁压器对应的位置变化值。完成数据采集后,对绘制的试验曲线进行分析,选取曲线特定阶段的总体斜率,该斜率即为仪器综合变形率定系数^[12]。

2 仪器综合变形率定模型

2.1 仪器综合变形率定最小二乘法原理

在仪器综合变形率定中,有一组关于压力和位

移的数据点 $(P_1, s_1), (P_2, s_2), \dots, (P_n, s_n)$ 。需要找到一条直线 $s = \beta_0 + \beta_1 P$ 来拟合这些数据, 其中 β_0 是截距, β_1 是斜率。

而每个数据点 (P_i, s_i) , 其预测值为 $\hat{s}_i = \beta_0 + \beta_1 P_i$, 残差为 $e_i = s_i - \hat{s}_i = s_i - (\beta_0 + \beta_1 P_i)$ 。目标是使所有误差的平方和, 即最小化损失函数 $Q(\beta_0, \beta_1)$ 。

$$Q(\beta_0, \beta_1) = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (s_i - \beta_0 - \beta_1 P_i)^2 \quad (1)$$

为找出使 $Q(\beta_0, \beta_1)$ 最小的 β_0 和 β_1 , 分别对 β_0 和 β_1 求偏导数, 并令偏导数等于 0。

对 β_0 求偏导数:

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n (s_i - \beta_0 - \beta_1 P_i) = 0 \quad (2)$$

化简后:

$$\sum_{i=1}^n (s_i - \beta_0 - \beta_1 P_i) = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n s_i - n\beta_0 - \beta_1 \sum_{i=1}^n P_i = 0 \quad (3)$$

进一步可得:

$$\beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i - \beta_1 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i = \bar{s} - \beta_1 \bar{P} \quad (4)$$

式中: $\bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$ 为压力 P 的平均值; $\bar{s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$ 为位移 s 的平均值。

对 β_1 求偏导数:

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta_1} = -2 \sum_{i=1}^n P_i (s_i - \beta_0 - \beta_1 P_i) = 0 \quad (5)$$

将 $\beta_0 = \bar{s} - \beta_1 \bar{P}$ 代入式(5):

$$\sum_{i=1}^n P_i (s_i - (\bar{s} - \beta_1 \bar{P}) - \beta_1 P_i) = 0 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n P_i (s_i - \bar{s}) - \beta_1 \sum_{i=1}^n P_i (P_i - \bar{P}) = 0 \quad (7)$$

解得:

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(s_i - \bar{s})}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2} \quad (8)$$

经过上述公式推导, 得最小二乘法拟合直线 $s = \beta_0 + \beta_1 P$ 中参数 β_0 和 β_1 的计算公式。

在仪器综合变形率定的 Python 程序中主要使用

了 numpy 库, 调用 np.polyfit() 函数使用最小二乘法对给定的压力和位移数据进行处理, 通过最小化误差的平方和, 为数据找到一条最为合适的直线, 得到直线的斜率 slope, 此值就是 η 数值。

2.2 仪器综合变形模型结果分析

仪器综合变形率定中, 采用《地基旁压试验技术标准》(JGJ/T 69—2019)附录 B 中的数据, 可以得到仪器综合变形率定曲线, 见图 1。此时 $\eta = 0.001 \text{ cm/kPa}$, $R^2 = 1$ 。

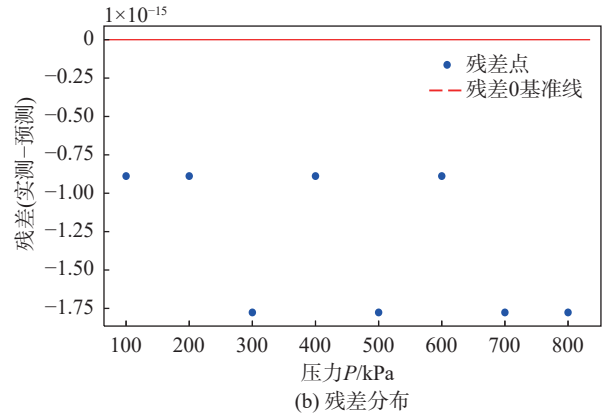
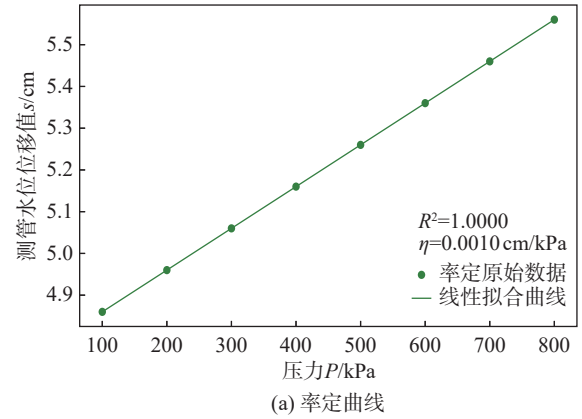


图 1 仪器综合变形率定曲线和残差分布图

Fig. 1 Calibration curve and residual distribution diagram of instrument comprehensive deformation

借助 matplotlib 库来绘制残差 e_i 分布图(压力为横坐标, 残差为纵坐标), 残差点随机分布在 $y = 0$ 直线附近, 且方差稳定, 没有出现异常值, 说明模型能较好地描述压力和位移之间的关系。使用最小二乘法拟合仪器综合变形率定, 能有效识别仪器综合变形率定的结果 η , 比人工识别提高了精度, 减少了人工判断的偏差。

3 弹性膜约束力率定模型构建与验证

在弹性膜约束力率定试验中, 旁压器处于无任何外力约束的自由状态, 测定其自身弹性膜体积扩张与压力的关系。而率定的作用是在实际土体压力测试过程中, 需要从所施加的压力值中减去同一体积变

形情况下旁压探头压力损耗值,从而确保所测得的土体实际压力更为精确,提高旁压试验结果的可靠性与准确性。

3.1 拟合函数模型对比与选择

在弹性膜约束力率定的函数模型中,其曲线形态拟合的模型主要有:幂函数^[13-14]、二次多项式^[12]、三次多项式^[7]、四次多项式等^[15]。

在弹性膜约束力率定的程序中主要使用了numpy库,其np.power()用于计算幂次方、np.roots()用于计算多项式方程的根、np.abs()计算数组元素的

绝对值。使用scipy.optimize提供了各种优化算法,代码中使用curve_fit函数进行曲线拟合。使用sklearn.metrics提供了各种评估指标,代码中使用r2_score函数计算拟合曲线的 R^2 值。其中curve_fit函数使用非线性最小二乘法将函数拟合到数据,返回拟合参数和协方差矩阵。

采用不同的函数拟合方式对弹性膜约束力率定曲线进行拟合,见图2。弹性膜约束力率定采用《地基旁压试验技术标准》(JGJ/T 69—2019)附录C中的数据。

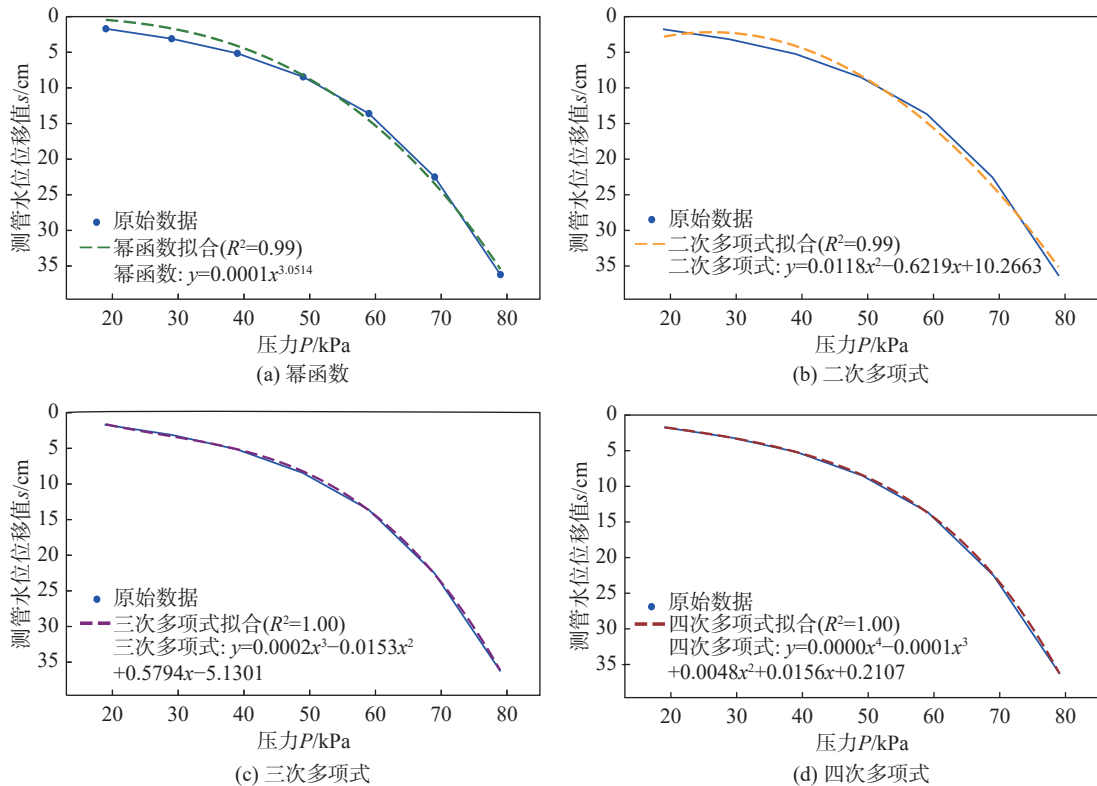


图2 不同函数拟合弹性膜约束力率定曲线

Fig. 2 Calibration curves of elastic membrane binding force fitted by different functions

尽管幂函数曲线和二次多项式曲线的 R^2 数值较高,但观察可发现,部分原始数据点并未落在这两种拟合曲线上。这充分说明,幂函数和二次多项式模型存在一定的局限性,难以精准且全面地描述压力随位移变化的过程。就四次多项式而言,其四次项系数为0,从数学角度来看,该函数从四次多项式退化为三次多项式。综合数据特征、 R^2 值以及曲线与原始数据的拟合程度看,三次多项式对弹性膜约束力率定的拟合效果可满足要求。

弹性膜约束力 P_i 是由各级总压力(P_m+P_i)所对应的测量位移值,通过查阅弹性膜约束力率定曲线获得。当试验得到测管水位位移 s_m 时,按照弹性膜约束力率定曲线拟合公式进行计算。为对比不同拟合

函数计算得到的 P_i 值,采用《地基旁压试验技术标准》(JGJ/T 69—2019)附录D中的测管水位位移值 s_m 分析,结果见表1。

表1中 P_i 行的数据为附录D中提供的数值,将根据4个拟合函数计算得到的数值与之比较(见图3、图4)。结果表明,三次多项式拟合已经能满足弹性膜约束力率定的要求。使用高阶函数进行弹性膜约束力率定,能够减少人工识别带来的偏差,也会减少后续计算带来的误差。人工判断和各函数计算 P_i 结果的偏差分析见图5。

3.2 三次多项式模型算法实现

三次多项式模型的数据公式为: $P_i(s_m) = as_m^3 + bs_m^2 + cs_m + d$ 。其中,系数 a 反映了位移 s_m 的高阶非

表 1 测管水位位移值 s_m (cm) 与对应的弹性膜约束力 P_i (kPa)

Tab. 1 Measured pipe water level displacement values s_m (cm) and corresponding elastic membrane binding force P_i (kPa)

点号	s_m	P_i	P_{ia}	P_{ib}	P_{ic}	P_{id}
1	2.9	27.8	34.8	34.5	26.5	27.7
2	7.0	45.2	46.4	46.6	45.7	45.3
3	10.1	52.8	52.4	52.3	53.1	52.8
4	11.7	56	54.9	54.7	56	55.8
5	12.7	57.6	56.4	56.2	57.5	57.5
6	13.7	59	57.9	57.6	59	59
7	14.7	60.3	59.2	58.9	60.4	60.4
8	15.7	61.5	60.5	60.2	61.7	61.7
9	16.8	62.9	61.9	61.5	63	63.1
10	18.2	64.5	63.5	63.1	64.6	64.7
11	20.5	67	66	65.7	67	67.2
12	23.8	70.1	69.3	69.1	70	70.2
13	28.2	73.4	73.3	73.2	73.6	73.7
14	33.7	77.3	77.7	77.9	77.5	77.5

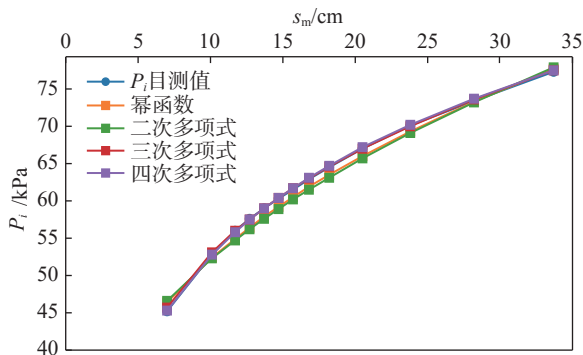


图 3 不同拟合曲线方程计算的 P_i 值对比
Fig. 3 Comparison of P_i values calculated by different fitting curve equations

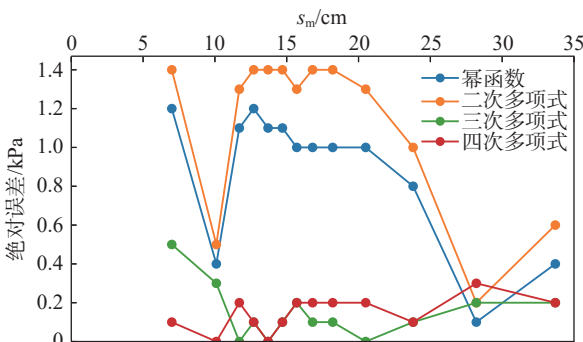


图 4 不同拟合曲线方程与目测 P_i 数值绝对误差分析
Fig. 4 Absolute error analysis of P_i values between different fitting curve equations and visual measurements

线性, 系数 b 代表二次项影响, 系数 c 体现线性作用, d 则表示初始约束力偏移量。通过对不同阶次模型

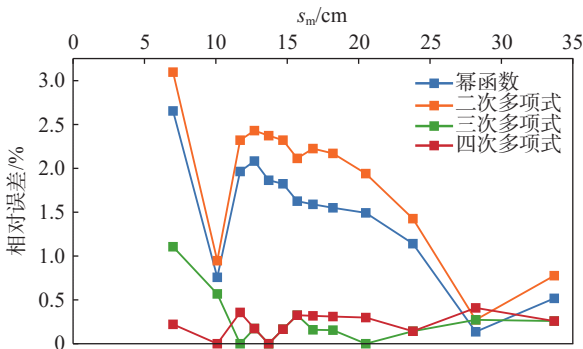


图 5 不同拟合曲线方程与目测 P_i 数值相对误差分析
Fig. 5 Relative error analysis of P_i values between different fitting curve equations and visual measurements

拟合效果的对比(见 图 3), 并结合残差分布情况(见 图 4), 三次多项式模型表现最优, 其在拟合精度与避免拟合风险之间实现了平衡。

赤池信息准则(AIC)为模型复杂度评估提供了有效量化手段, 其公式为: $AIC = 2k - 2\ln(L)$ 。其中 k 为模型参数数量; L 为模型似然值, 基于残差服从正态分布的假设, 通过计算残差的概率密度函数乘积得到。经计算, 幂函数的 AIC 值 31.32, 二次多项式的 AIC 值 32.04, 三次多项式的 AIC 值 8.43, 四次多项式的 AIC 值-6.60。从 AIC 值判断, 尽管四次多项式的 AIC 值最小, 但考虑到实际工程中模型的复杂性与可解释性, 三次多项式拟合模型在综合表现上最优, 既能保证对数据的良好拟合, 又具有相对简洁的形式。

在上述计算 P_i 值的过程中, 均采用了非线性最小二乘法进行拟合。借助 `curve_fit` 函数将非线性函数与数据进行拟合, 从而使观测数据与模型预测值之间的残差平方和达到最小。对于非线性最小二乘法, 采用 Levenberg-Marquardt 迭代算法, 此算法结合高斯-牛顿法和梯度下降法的优点。

在非线性最小二乘法中, 目标函数是最小化 P_i 观测值与模型根据 s_m 预测的 P_i 值之间的误差平方和, 即 $s(\beta) = \sum_{i=1}^n (P_i - f(s_{mi}; \beta))^2$, 其中 β 是待估计的参数向量。在幂函数 $f(s_m; \beta) = a \times s_m^b$ 中 $\beta = (a, b)$, 在二次多项式 $f(s_m; \beta) = a \times s_m^2 + b \times s_m + c$ 中 $\beta = (a, b, c)$, 以此类推。

在每一次迭代时, 非线性最小二乘算法会依据当前参数估计值 β_k 来计算一个更新量 $\Delta\beta_k$, 然后更新参数 $\beta_{k+1} = \beta_k + \Delta\beta_k$ 。更新量 $\Delta\beta_k$ 可通过求解一个线性方程组得到, 该方程组的形式结合了高斯-牛顿法和梯度下降法的特性。

Levenberg-Marquardt 算法在每次迭代中求解的

线性方程组为:

$$(J_k^T J_k + \lambda_k \mathbf{I}) \Delta \beta_k = J_k^T r_k \quad (9)$$

式中: J_k 为雅可比矩阵, 其元素 $J_{ij} = \partial f(s_{mi}; \beta_k) / \partial \beta_j$, 表示第 i 个观测点的模型预测值对第 j 个参数的偏导数, 矩阵的行数为观测数据的数量 n , 列数为参数的数量 m ; r_k 为残差向量, $r_k = y - f(s_m; \beta_k)$, 其中 y 是 P_i 的观测值向量, $f(s_m; \beta_k)$ 是根据当前参数 β_k 得到的 P_i 的观测预测向量; λ_k 为阻尼因子, 是一个非负的标量, 用于控制算法的行为, 当 λ_k 较小时, 算法接近高斯-牛顿法, 当 λ_k 较大时, 算法接近梯度下降法; $\mathbf{I}$ 为 $m \times m$ 的单位矩阵。

求解上述线性方程组得到的 $\Delta \beta_k$ 即为本次迭代的参数更新量, 通过不断的迭代更新参数, 使得目标函数 $s(\beta)$ 逐步减小, 直至满足收敛条件。

3.3 三次多项式模型优化分析

在三次多项式模型 $P_i(s_m) = as_m^3 + bs_m^2 + cs_m + d$ 的拟合过程中, 为避免过拟合引入正则化。正则化参数 λ 用于带有 L2 正则化的三次多项式拟合。L2 正则化是在损失函数中增加一个正则化项, 该项为模型参数平方和乘以 λ , 目的是控制模型参数的规模, 避免模型过于复杂而出现拟合。

带有 L2 正则化的目标函数, 基于正则化防止过拟合直接构建目标函数形式:

$$\text{Loss} = \sum_i \left(y_i - (as_{mi}^3 + bs_{mi}^2 + cs_{mi} + d) \right)^2 + \lambda (a^2 + b^2 + c^2 + d^2) \quad (10)$$

式中: (s_{mi}, y_i) 是数据点; λ 为正则化参数, 通过调整它可以平滑拟合误差和参数规模。

均方误差 (MSE) 用于衡量模型预测值与真实值之间的平均偏差程度, 评估模型的拟合效果, 值越小说明模型预测值越接近真实值, 模型性能越好。其计算公式如下:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (11)$$

式中: n 为样本数量; y_i 为第 i 个样本的真实值; $\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的模型预测值。基于衡量误差的情况, 需要找到一个指标衡量预测值和真实值的差异。

对于单个样本的误差: $e_i = y_i - \hat{y}_i$, 为避免正负误差抵消, 采用平方形式 $e_i^2 = (y_i - \hat{y}_i)^2$ 。对所有样本的误差平方求和 $\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$, 为了消除样本数量影响, 需要平均。即除以样本数量 n , 得到均方误差公式。

在 Python 代码中, 计算模型在数据上的预测值与真实值的 MSE, 来评估不同正则化参数下模型的泛化能力。

从图 6 可知, 当正则化参数 λ 取值较小时, 平均均方误差也很小。这时正则化对模型参数的约束较弱, 模型能够较好地拟合数据。但随着 λ 逐渐增大, 平均均方误差也迅速上升, 这表明过大的 λ 使得正则化项对参数的约束过强, 模型变得过于简单, 无法充分捕捉数据特征, 从而导致欠拟合。

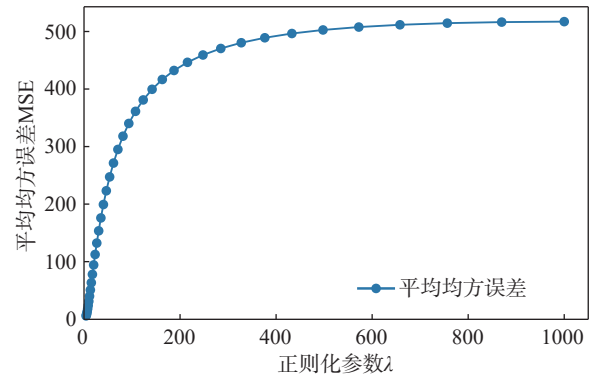


图 6 三次多项式模型正则化参数与平均均方误差的关系
Fig. 6 Relationship between regularization parameters and mean squared error of cubic polynomial model

4 结论

针对传统旁压试验仪器综合变形率定和弹性膜约束力率定目前存在的问题, 提出 Python 语言下率定算法的优化方案, 通过构建模型、算法改进得到以下结论:

(1) 基于最小二乘法线性拟合仪器综合变形率定, 斜率计算结果合理, 残差随机分布且决定系数 R^2 稳定。最小二乘法线性拟合能使试验获得的变形数据更精准地反映土体实际变形, 为后续准确计算地基土的力学参数提供了保障。

(2) 弹性膜约束力率定宜使用三次多项式模型拟合, 与幂函数及其他多项式模型相比, 拟合优度提升, 方差 R^2 比较稳定。三次多项式模型能精准描述弹性膜约束力随压力变化规律, 使用非线性最小二乘法拟合求解 P_i 有效减少了压力数据偏差, 提高旁压试验结果准确性。

(3) 引入正则化技术对三次多项式模型进行优化, 通过调整正则化参数 λ , 可有效平衡模型复杂度和拟合误差, 避免过拟合现象。采用优化算法的弹性膜约束力与仪器综合变形率定方法可以有效减少人工识别带来的偏差。

(4) Python 语言在旁压试验数据处理中展现出优势, 其丰富的函数和库, 实现了从数据读取、处理、

曲线拟合、最小二乘法计算到可视化展示的全过程。Python 语言可以提高数据处理的效率,降低了人工操作带来的误差。

参 考 文 献

- [1] 李峰飞, 严 延, 吴国军. 旁压试验监测系统研究 [J]. 工程勘察, 2009, 37(11): 20-22, 27. (LI F F, YAN Y, WU G J. Research on monitoring system of the pressuremeter test[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2009, 37(11): 20-22, 27. (in Chinese))
- [2] 徐 良, 柴寿喜, 魏厚振, 等. 玄武岩残积土综合原位测试与分析研究 [J]. 工程勘察, 2012, 40(10): 5-9, 15. (XU L, CHAI S X, WEI H Z, et al. Study on in-situ comprehensive testing for the residual soil of basalt[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2012, 40(10): 5-9, 15. (in Chinese))
- [3] 游思琴, 孙海伦, 曾建纲. 旁压试验在广州地铁勘察中的应用 [J]. 人民珠江, 2020, 41(S1): 67-71. (YOU S Q, SUN H L, ZENG J G. Application of pressure meter test in Guangzhou metro survey[J]. Pearl River, 2020, 41(S1): 67-71. (in Chinese))
- [4] 罗 晶. 利用旁压试验参数确定地基土承载力和模量 [J]. 水文地质工程地质, 2001, 28(3): 38-40. (LUO J. Deducing foundation's bearing capacity and modulus using pressuremeter test's data[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2001, 28(3): 38-40. (in Chinese))
- [5] 吴 文, 徐松林. 旁压仪在岩土工程深部原位测试中的应用 [J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(1): 100-103. (WU W, XU S L. The application of elastometer to the deep in-situ measurement of geotechnical engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(1): 100-103. (in Chinese))
- [6] 苏 辉, 杨石飞, 顾国荣. 基于旁压试验土体弹塑性本构模型初探 [J]. 岩土力学, 2015, 36(S1): 131-136. (SU H, YANG S F, GU G R. Analysis of an elastoplastic constitutive model of soil based on pressure meter test[J]. Rock and Soil Mechanics, 2015, 36(S1): 131-136. (in Chinese))
- [7] 舒怀珠, 胡胜刚. 某水电站地基承载力和变形参数测试与分析 [J]. 人民长江, 2007, 38(1): 54-56. (SHU H Z, HU S G. Measuring and testing of ground bearing capacity and deformation parameter for a water power station[J]. Yangtze River, 2007, 38(1): 54-56. (in Chinese))
- [8] 石祥锋, 汪 稔, 张家铭, 等. 旁压试验在岩土工程中的应用 [J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(S1): 4442-4445. (SHI X F, WANG R, ZHANG J M, et al. Application of pressuremeter tests in geotechnical engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(S1): 4442-4445. (in Chinese))
- [9] 宋韩菲. 旁压试验估算地基侧向基床系数应用研究 [J]. 山西建筑, 2014, 40(2): 99-100. (SONG H F. The application research on lateral loading test to estimate ground lateral reaction sub-grade coefficient[J]. Shanxi Architecture, 2014, 40(2): 99-100. (in Chinese))
- [10] 王吉利, 陈 盼, 刘金龙. 谈预钻式旁压试验 [J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(S1): 2911-2919. (WANG J L, CHEN P, LIU J L. Discussion on the pre-boring pressuremeter test[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(S1): 2911-2919. (in Chinese))
- [11] 黄佳铭, 郑先昌. 预钻式旁压试验现场实施与精度控制关键技术 [J]. 工程勘察, 2013, 41(11): 27-31. (HUANG J M, ZHENG X C. Key techniques for field implement and precision control of pre-drilling pressuremeter tests[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2013, 41(11): 27-31. (in Chinese))
- [12] 罗晓军. 旁压试验在缅甸土瓦码头地质勘察中的应用 [J]. 中国水运, 2016, 16(6): 312-314. (LUO X J. Application of pressuremeter test in geotechnical investigation of Myanmar Thilawa Port[J]. China Water Transport, 2016, 16(6): 312-314. (in Chinese))
- [13] 朱彦琦, 赵祖禄. 旁压试验资料整理的 PC-1500 计算程序 [J]. 勘察科学技术, 1986(3): 43-45. (ZHU Y Q, ZHAO Z L. PC-1500 calculation program for pressuremeter test data sorting[J]. Site Investigation Science and Technology, 1986(3): 43-45. (in Chinese))
- [14] 徐 凯, 郑付涛. PM-1A 型旁压仪弹性膜约束力校正曲线的幂函数模型及其应用实例 [J]. 城市建设理论研究(电子版), 2012(26): 1-2. (XU K, ZHENG F T. Power function model of elastic membrane binding force calibration curve for PM-1A pressuremeter and its application example[J]. Theoretical Research in Urban Construction(electronic version), 2012(26): 1-2. (in Chinese))
- [15] 艾旭波. Excel VBA 及贝塞尔曲线在旁压试验数据处理中应用 [J]. 山西建筑, 2012, 38(36): 287-288. (AI X B. On application of Excel VBA and Bezier curve in data treatment of lateral pressure test[J]. Shanxi Architecture, 2012, 38(36): 287-288. (in Chinese))

收稿日期: 2025-04-08