

黄土湿陷性与土性指标的关系及其预测模型

马 闫, 王家鼎, 彭淑君, 李 彬

(西北大学 地质学系/大陆动力学国家重点实验室, 陕西 西安 710069)

摘 要: [目的] 充分挖掘现有黄土湿陷试验资料的价值, 建立基于黄土湿陷性机理的湿陷系数预测模型。[方法] 以山西省中部黄土为例, 基于前期开展的原位大型浸水试验及配套的室内试验资料, 首先按物理意义的异同将黄土土性指标分为 7 大类, 而后通过黄土物理力学参数与湿陷系数散点图, 对各土性指标与湿陷系数的相关性从土力学与工程地质学角度进行了深入的分析和讨论, 再利用偏相关分析定量地给出湿陷系数与各土性指标的相关性及相关程度排序。[结果] 根据排序剔除了相关性非常小的液、塑限及塑性指数这一大类指标, 其余 6 大类指标中相关性由高到低依次为: 取土深度、孔隙比、干密度、压缩模量、饱和度和颗粒组成 $C_{5-15\mu m}$, 并将上述结果引入 RBF 神经网络, 建立了基于黄土湿陷性机理的、参数选取较为全面、建模方法较为科学的湿陷系数预测模型。[结论] 通过非母体数据的验证表明模型精度可以满足工程应用的需要, 研究过程与结果可加深对黄土湿陷机理的认识。

关键词: 黄土湿陷; 物理力学指标; 相关性; 神经网络; 预测模型

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2016)01-0120-09

中图分类号: TU444

文献参数: 马闫, 王家鼎, 彭淑君, 等. 黄土湿陷性与土性指标的关系及其预测模型[J]. 水土保持通报, 2016, 36(1):120-128. DOI:10.13961/j.cnki.stbctb.2016.01.022

Relationships Between Physical-mechanical Parameters and Collapsibility of Loess Soil and Its Prediction Model

MA Yan, WANG Jiading, PENG Shujun, LI Bin

(Department of Geology, Northwest University/State Key Laboratory of Continental Dynamics, Xi'an, Shaanxi 710069, China)

Abstract: [Objective] We aimed to use the existed laboratory test data in order to establish the coefficient of collapsibility prediction model based on the mechanism of loess collapsibility and data mining method. [Methods] The loess soil located at middle of the Loess Plateau was taken as the case study. Based on the results from in-situ immersion test and laboratory test conducted in this region, the test data were divided in to 7 classes according to their physical significance. Scatter diagrams with coefficient of collapsibility were then plotted. From these scatter diagrams, the relationships between loess collapsibility and each single physical-mechanical parameter were investigated. The correlations between all parameters and the coefficient of collapsibility were analyzed by partial correlation analysis. [Results] Plastic limit, liquid limit and plastic index were eliminated from the model due to the low correlation. The correlation coefficient from the highest to the lowest was: saturation, dry density, void ratio, soil depth, compression modulus and grain size from 5 to 15 μm . We then used the data in RBF neural network in Matlab software to establish the prediction model of the collapsibility coefficient, which was based on the mechanism of collapsibility loess, parameter selection more comprehensive, modeling method more scientific. [Conclusion] The established model can predict the coefficient of collapsibility with low error value, which meets the requirement of the engineering application. The result of this research is of great importance to understand the collapsibility mechanism of loess soil.

Keywords: loess collapsibility; physical-mechanical parameters; correlation; neural network; prediction model

湿陷性是黄土的重要工程性质, 随着中国中西部经济建设的不断加快, 城市用地日益紧张, 新的工业

与民用建筑逐渐向高阶地及黄土台塬发展, 而这些大厚度的黄土沉积区往往具有很高的湿陷等级, 工程建

收稿日期: 2014-10-09

修回日期: 2015-01-06

资助项目: 国家自然科学基金项目“强夯振动引起黄土滑坡机理研究”(41372269); 西北大学研究生自主创新项目(YZZ12011)

第一作者: 马闫(1989—), 男(汉族), 吉林省辽源市人, 博士研究生, 研究方向为黄土湿陷性形成演化机理。E-mail: myan1989@163.com。

通讯作者: 王家鼎(1962—), 男(汉族), 陕西省咸阳市人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事黄土工程地质性质及黄土地质灾害研究。E-mail: wangjd@nwu.edu.cn。

设活动将不可避免地遇到黄土湿陷的勘察、评价与处理问题。过去大量的工程实践过程中积累了数据量非常庞大的基础试验资料,而如何总结和利用现有的资料服务于未来的黄土场地勘察评价工作,如何通过这种资料的分析总结工作增强对黄土湿陷性质的认识,并在可接受的误差范围内以预测的方式合理的简化室内试验的工作量,成为许多工程师和 researcher 共同关注的问题。

为解决这一问题,一些研究者已经进行了许多有益的探索和尝试。大量数据的总结归纳工作需借助于一定的数学方法,目前研究中最被认可和熟知的分别是回归分析,模糊数学以及人工神经网络三种方法。

刘祖典^[1],任新玲等^[2],高凌霞等^[3],李萍等^[4],邵生俊等^[5],分别利用一元线性回归、多元线性回归,或多元非线性回归方法,对湿陷系数与某个土性指标或某几个土性指标间的关系进行了回归分析,并给出了显式回归方程。随着研究的发展,研究者所考虑的土性指标由单一的重度逐渐发展为含水量、干密度、孔隙比等多元指标,回归方式也由简单的线性回归逐渐发展为非线性回归。

王家鼎^[6]提出了模糊信息优化处理方法,并以含水量与湿陷系数的模糊关系为基础给出了模糊信息近似推理方法与过程,成功的将模糊数学方法引入到湿陷系数的预测中。而后刘悦等^[7],谢婉丽等^[8],安宁^[9],分别基于这一模糊信息优化处理方法将更多的湿陷性影响因素考虑进来,其中刘悦仅考虑了含水量一个指标,李瑞娥考虑了孔隙比和压缩系数 2 个指标,谢婉丽则考虑了含水量、孔隙比、压缩系数三个指标。

李瑞娥等^[10],井彦林等^[11],高凌霞等^[12],韩晓萌等^[13]将更加新颖的神经网络方法引入了黄土湿陷系数预测之中,这些研究者在建立模型时所考虑的土性指标也更加多样化,影响因素选取均在 4 个及以上,所选用的人工神经网络方法也逐渐由基础的 BP 神经网络转变为更为复杂的 ANFIS 模糊神经网络,取得了一定的效果。

但是,以上研究中依然存在着一一些不足之处。首先,采用回归分析的研究中大都采用了线性回归方法,而各土性指标与黄土湿陷系数的关系并非为简单的线性关系;模糊数学方法使用过程中的人为影响较大,缺乏严密的理论基础和标准化的方法。另外,除部分使用回归分析的研究者在土性指标选取时进行了详细论述以外,大部分的研究者对其选用的土性指标未能进行解释,使得对数学方法的引入和应用成为了其研究的重点,缺乏基于黄土湿陷机理的理论基础

和必要探讨。神经网络方法是一种已经在其他领域被广泛认可并大量应用,并且更加适合分析非线性关系的数学方法,若能在黄土湿陷性机理的基础上加以应用,使定性分析与定量计算相结合,则可以取得更加有效的应用效果。

笔者认为,对于湿陷系数的预测应该建立在湿陷机理基础之上,即首先要定性的明确各土性指标与湿陷系数是否具有相关性,并进一步定量的明确各土性指标与湿陷系数的相关程度;而后在这一基础上全面、正确、科学的选取参与建模的土性指标;最后再结合已经发展成熟的数据挖掘方法去建立湿陷系数预测模型,并验证模型的准确性。本文基于前人研究中的优点与不足,在上述思想的指导下开展并完善基于数据挖掘方法的黄土湿陷系数预测模型研究,以提高目前大量黄土湿陷试验资料的利用价值,并通过物性指标与湿陷系数关系的分析和讨论加深对黄土湿陷机理的认识。

1 土性指标与湿陷系数相关性分析

目前的土工试验中,都会测试或计算土的土性指标,包括:含水量(w)、饱和度(S_r)、孔隙比(e)、孔隙度(n)、干密度(ρ_d)、湿密度(ρ)、压缩系数(α)、压缩模量(E)、塑限(w_p)、液限(w_l)与塑性指数(I_p)、颗粒级配,条件较好的试验室还可以测试土中 $1\mu\text{m}\sim 1\text{mm}$ 的各粒组体积百分含量。这些土性指标都具有明确的物理意义,与黄土湿陷性质都有着不同程度的相关性。本文中的试验数据来源于山西中部某地开展的原位大型浸水试验及其配套的室内试验^[14]。

1.1 参数分类与定性分析

将物理意义相近的土性指标划分为一大类,分别是孔隙比(e)与孔隙度(n);初始含水量(w)与饱和度(S_r);干密度(ρ_d)与湿密度(ρ);压缩系数(α)与压缩模量(E);各粒组百分含量(C);塑限(w_p)、液限(w_l)与塑性指数(I_p);取土深度(z),共 7 大类参数。下面将从工程地质学与土力学角度并辅以各土性指标与湿陷系数关系的散点图对其间的加以分析和讨论。

1.1.1 孔隙比(e)与孔隙度(n) 土湿陷的本质是一定压力下孔隙压缩稳定后的浸水再压缩,而黄土中可供压缩的孔隙数量是有限的,孔隙比与孔隙度即是这个数量的度量指标。总的孔隙含量在湿陷结束后最终被分为 3 个部分,一部分在压缩阶段被消耗、一部分在湿陷阶段被消耗、一部分在湿陷过程结束后依然留存在土体中。

黄土湿陷前后在微观尺度上表现为大、中孔隙减少,小、微孔隙增加,孔隙总量减少。前人研究表明,

架空孔隙(中孔隙)的存在是黄土具有湿陷性质的根本原因^[15],架空孔隙崩溃后,原孔隙空间被小颗粒占据并形成众多小微孔隙,图 1 为黄土架空孔隙崩溃前后示意图。由于原状风成黄土中架空孔隙普遍存在,孔隙总量越大所含的架空孔隙数量也将越多,架空孔隙的多少决定了黄土湿陷性的强弱,因此孔隙指标与

湿陷系数直接相关,相关性为正,且相关程度较大。图 2 是黄土孔隙比(e)及孔隙度(n)与湿陷系数间关系散点图,从图中可以看出, e, n 与湿陷系数间所呈现的关系完全一致,所有的点都分布在一个带内并且斜率为正,表明随着孔隙比或孔隙度的增长湿陷系数增大,这种规律符合前述定性分析所得推论。

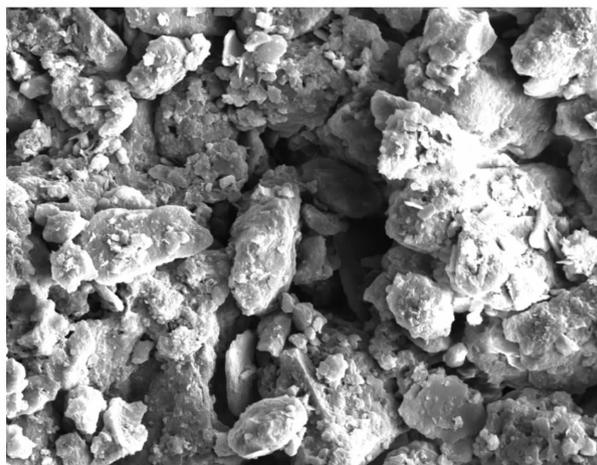
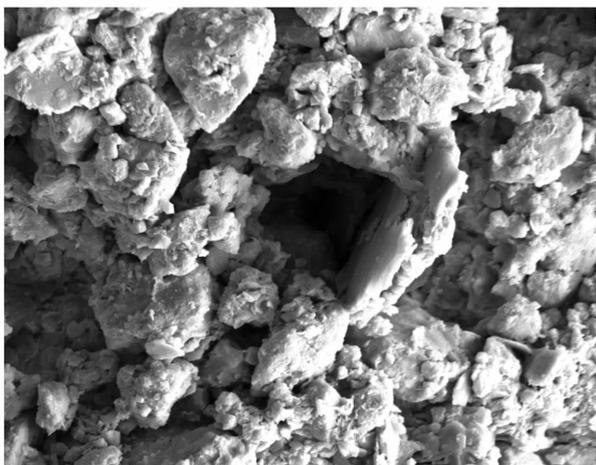


图 1 黄土架空孔隙结构崩溃前后示意图

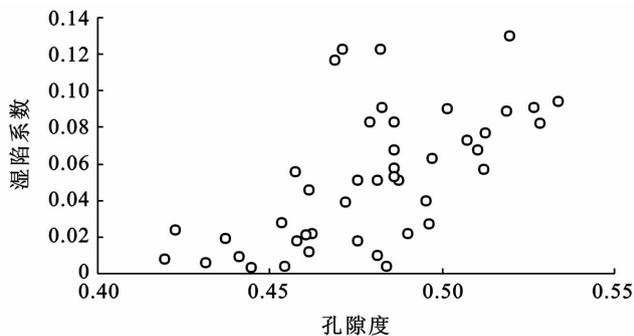
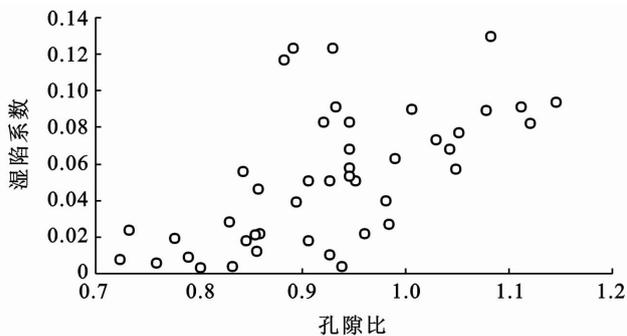


图 2 试验黄土孔隙比及孔隙度与湿陷系数关系

1.1.2 初始含水量(w)与饱和度(S_r) 土是由固体颗粒以及孔隙中的水和空气 3 相物质所组成。含水量与饱和度是表征土中水含量的 2 个主要指标,在室内试验中都是必须被测量和计算的。前面提到,黄土湿陷的本质是一定压力下孔隙压缩稳定后的浸水再压缩,含水量的增加可以使土颗粒周围的结合水膜增厚,改变土体的塑性状态使土体变软,另外伴随着含水量的增加,土颗粒间的弯液面将逐渐消失,吸力减小使颗粒间更容易发生错动形成宏观变形,这 2 方面的因素都将导致土体在单位荷载增量下产生更大的变形。而黄土中可供压缩的孔隙数量是有限的,初始含水量直接影响着压缩阶段的孔隙压缩量,即初始含水量越大在未浸水前的压缩阶段被压缩的孔隙就越多,导致可供湿陷的孔隙数量就会越少,因此,可以推

论初始含水量与湿陷系数将呈较强的负相关关系。

初始饱和度 $S_r = w \cdot G_s / e$, 由于黄土的颗粒密度 (G_s) 在 2.65~2.75 浮动, 因此 (G_s) 的影响可以忽略不计。前文论述了含水量 (w) 与湿陷系数间的负相关性, 以及孔隙比 (e) 与湿陷系数间的正相关性, $1/e$ 自然与湿陷系数呈负相关, S_r 包含了与 2 项湿陷系数呈负相关的影响因子。因此, 可以推论初始饱和度 (S_r) 与湿陷系数呈负相关, 且相关性程度应大于初始含水量。

图 3 是含水量及饱和度与湿陷系数关系散点图, 从图 3 中可以看出, 虽然二者与湿陷系数的关系均具有一定的离散性, 但是与湿陷系数间呈负相关的基本趋势比较明显, 并且饱和度图中的点较含水量图中的点更为聚敛, 规律符合前述定性推论。

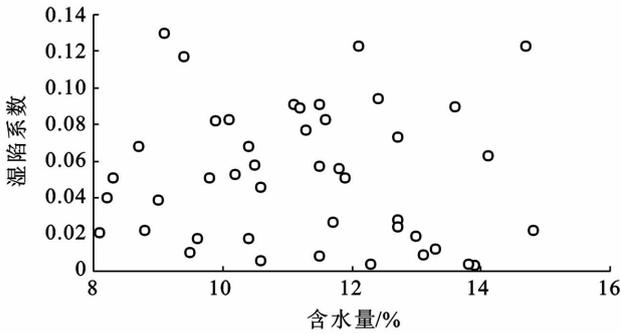
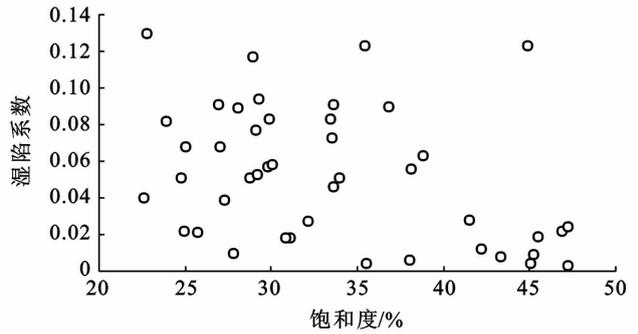


图 3 试验黄土含水量及饱和度与湿陷系数关系



1.1.3 干密度(ρ_d)与湿密度(ρ) 土体由 3 相体系组成,密度表示单位体积 3 相土体的质量,干密度表示单位体积土体中土颗粒的质量,不同的 3 相比例将构成不同的密度和干密度。干密度的大小直接反映了土颗粒排列的紧密程度,颗粒排列越紧密颗粒间的孔隙也将越少,为湿陷变形提供的空间也就越小,同时 $\rho_d = G_s \cdot \rho_w / (1 + e)$,在 G_s 和 ρ_w 均为常值的情况下,干密度越大意味着孔隙比越小,因此,干密度与湿陷系数将呈负相关关系。密度计算将土中水的质量纳入其中,若黄土的密度较大可能由于含水量较高也

有可能因为颗粒排列较紧密,因此湿密度对黄土湿陷性的影响包含了含水量与土颗粒排列紧密程度 2 方面的影响,也即 $\rho = \rho_d (1 + w)$ 。因此可以推论,密度与黄土湿陷性同样呈负相关性。

图 4 为干密度及湿密度与湿陷系数关系散点图,从图 4 中可以看出,干密度及湿密度与湿陷系数呈负关系,散点基本都分布在一个带内且斜率为负,表明随着干密度或密度的增加,黄土的湿陷系数将减小。干密度图中的点更加聚敛,表明干密度与湿陷系数的相关性较密度更强。

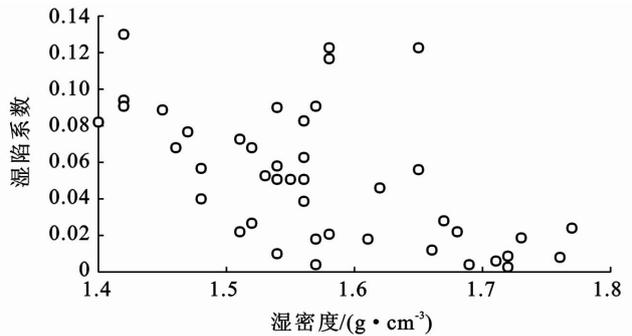
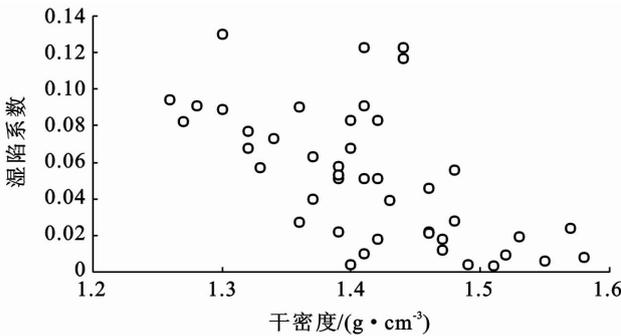


图 4 试验黄土干密度及湿密度与湿陷系数关系

1.1.4 侧限压缩模量(E_s)与侧限压缩系数(α) 侧限压缩模量(E_s)与侧限压缩系数(α)都是表征土体侧限受压变形性质的参数,本文所选数据为浸水前 100~200 kPa 段的综合指标。压缩模量表示单位轴向应变所需的应力,反映土体抵抗变形的能力。土体变形的本质是土颗粒的位置调整重分布,抵抗这种重分布的因素包括:颗粒间的空间限制、有效应力引起的摩擦强度、吸力赋予的附加正应力引起的摩擦强度、以及颗粒间的胶结强度。因此,模量越大表明抵抗因素越强,但是同样较高的压缩模量可能由于土体较密实、颗粒间的可调整空间较小引起,也可能由于土颗粒间的结构强度较大、压力不足以使结构产生破坏所引起。若由土体较密实引起,则 E_s 与 δ_s 应呈负相关, E_s 越大表明土体越密实,湿陷性自然较弱;若因为结构强度较大,则 E_s 与 δ_s 可能为负相关也可能为正相

关,这取决于结构强度在这级压力下对水的稳定性,即如果这种较大的结构强度对水的稳定性同样较大,则 E_s 与 δ_s 呈负相关,若结构强度仅仅是在压缩阶段低含水量下较大而水稳定性较差,则 E_s 与 δ_s 可能呈现负相关,这又与土体中非水稳结构的数量有关。所以综合来看,压缩模量与湿陷系数呈负相关的可能性最大。

压缩系数是表征土体孔隙比随压力变化的指标,通过 3 相比例计算得 $\alpha = (1 + e_0) / E_s$,可见压缩系数与初始孔隙比 e_0 及压缩模量的倒数成正比,由于二者均与湿陷系数成正相关性,因此可以推论压缩系数应与湿陷系数呈正相关性。

图 5 为压缩系数及压缩模量与湿陷系数关系散点图,从图 5 中可以看出,压缩模量与湿陷系数见呈明显的负相关性,压缩系数与湿陷系数呈正相关性。

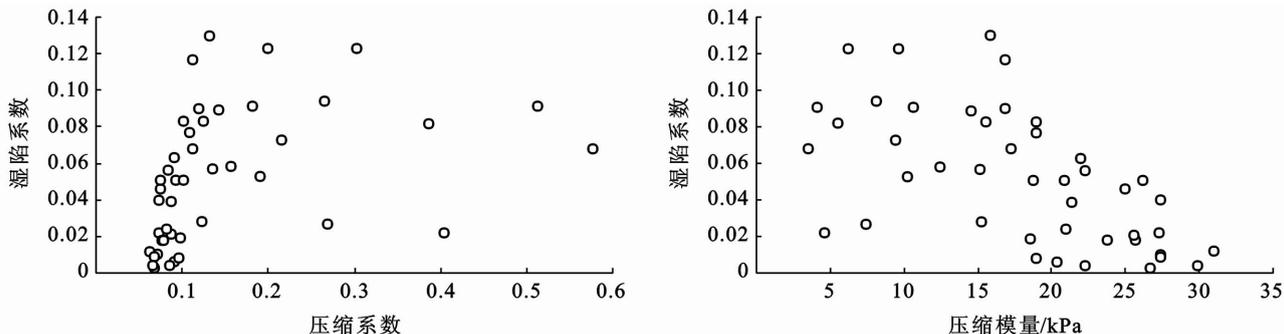


图 5 试验黄土压缩系数及压缩模量与湿陷系数关系

1.1.5 颗粒组成(C) 雷祥义^[15]的研究结果表明,黄土中的孔隙可分为大孔隙($>16\ \mu\text{m}$)、中孔隙(架空孔隙)($4\sim 16\ \mu\text{m}$)、小孔隙($1\sim 4\ \mu\text{m}$)、微孔隙($<1\ \mu\text{m}$)4种,而黄土湿陷前后孔隙的变化呈现出大孔隙消失、架空孔隙急剧减少、小微孔隙大量增加的现象。通过观察湿陷前后的扫描电镜图片(图 1)发现,架空孔隙的减少过程是孔隙崩溃后被细颗粒所充填的过程,而架空孔隙的尺寸一般分布在 $4\sim 16\ \mu\text{m}$,所以小于 $16\ \mu\text{m}$ 的细颗粒含量决定着颗粒被充填的可能性与难易程度。

填充架空孔隙的粒径应具有一定的可移动性,并且要小于架空孔隙的尺寸,这样才能在架空孔隙结构崩溃过程中充填原有空间。土的工程分类中,粒径小于 $5\ \mu\text{m}$ 的土颗粒属于黏粒,一般以化学胶结的形式黏着在大颗粒周围,或凝聚成黏土团粒作为骨架颗粒赋存,因此黏土颗粒的可移动性较低。另外,一些黏粒如蒙脱石遇水会发生膨胀,对黄土湿陷会起到一定的抑制作用,但由于黄土土中这种矿物的含量较少,相应的膨胀作用比较微弱。所以,小于 $5\ \mu\text{m}$ 的颗粒充填架空孔隙的可能性较低,其含量对湿陷性的影响较弱。因此可以推论,粒径在 $5\sim 15\ \mu\text{m}$ 的颗粒应是填充作用的主力,相比于其他各粒组,这一粒组的含量对湿陷性的影响应该更为显著。但是这种显著性也会受到多种其他因素的限制, $5\sim 15\ \mu\text{m}$ 粒径段的颗粒含量只能为架空孔隙崩溃后的填充作用提供物质基础,但是当土体较密实、土质较硬或者上覆压力不足以使孔隙产生崩溃,这种物质基础将无从发挥其作用。一个极端的例子就是:湿陷前后的黄土,其物质组成几乎没有变化,但是土的湿陷性能却已经发生了根本性的改变,也即颗粒组成无法单独决定黄土的湿陷性,而是要基于黄土架空空隙结构发挥作用。

图 6a—6f 分别是各粒径段体积百分含量与湿陷系数的关系散点图,从图 6 中可以看出, $<3, <5, <$

$10, <15\ \mu\text{m}$ 的土颗粒的百分含量与湿陷系数的关系非常离散不具有一般规律, $10\sim 15\ \mu\text{m}$ 以及 $5\sim 15\ \mu\text{m}$ 的土颗粒百分含量相较于上述 4 种粒径段与湿陷系数的关系要相对显示出一定的规律性,即随着该粒径段含量的增加湿陷系数减小,散点沿趋势线的紧密程度有所增加。这种规律在一定程度上反映了前述的机理,但是颗粒组成与湿陷性质见的关系非常的复杂,还需要通过其他的方式去定量化探讨和研究。从图 1 中的黄土架空孔隙微结构可以看出,这种决定了黄土结构性和湿陷性的架空孔隙,其骨架颗粒的物质组成是多种多样的包括:单体矿物、镶嵌结构的矿物颗粒组合,以及以细颗粒凝聚而成的团粒。从工程地质学角度上讲,在不同的沉积环境、不同的地貌背景中,形成架空孔隙的颗粒性质会有很大的差异,因此参与到这种架空孔隙的形成以及崩溃过程的颗粒粒径分布在一个很宽的范围。 $5\sim 15\ \mu\text{m}$ 粒组含量与湿陷系数的相关程度较强表明了以 $4\sim 16\ \mu\text{m}$ 为特征界限的架空孔隙结构对于黄土湿陷性的意义。

1.1.6 塑限(w_p)、液限(w_l)与塑性指数(I_p) 塑限、液限为细粒土的稠度界限含水量,土的稠度反映了土中水的形态,塑限表示土中强结合水膜达到最厚、弱结合水开始出现、土体进入可塑状态时的含水量,液限表示土中弱结合水膜达到最厚、自由水开始出现、土体进入流动状态时的含水量。液、塑限的大小取决于土颗粒的表面活性和矿物成分(亲水与否),表面活性大或亲水性强的土颗粒占比较多,都会导致土体表现出较大的塑限和液限值,也就是说单纯通过界限含水量无法直接反映土的颗粒成分和组成。塑性指数 $I_p = w_l - w_p$,其物理含义是土体中颗粒所能吸持的弱结合水总质量与土颗粒总质量的比值。通过前面的讨论可知,塑性指数同样是一个反映土体中土颗粒表面活性及矿物成分综合影响的指标,同样无法直接反映出土的颗粒成分和组成。

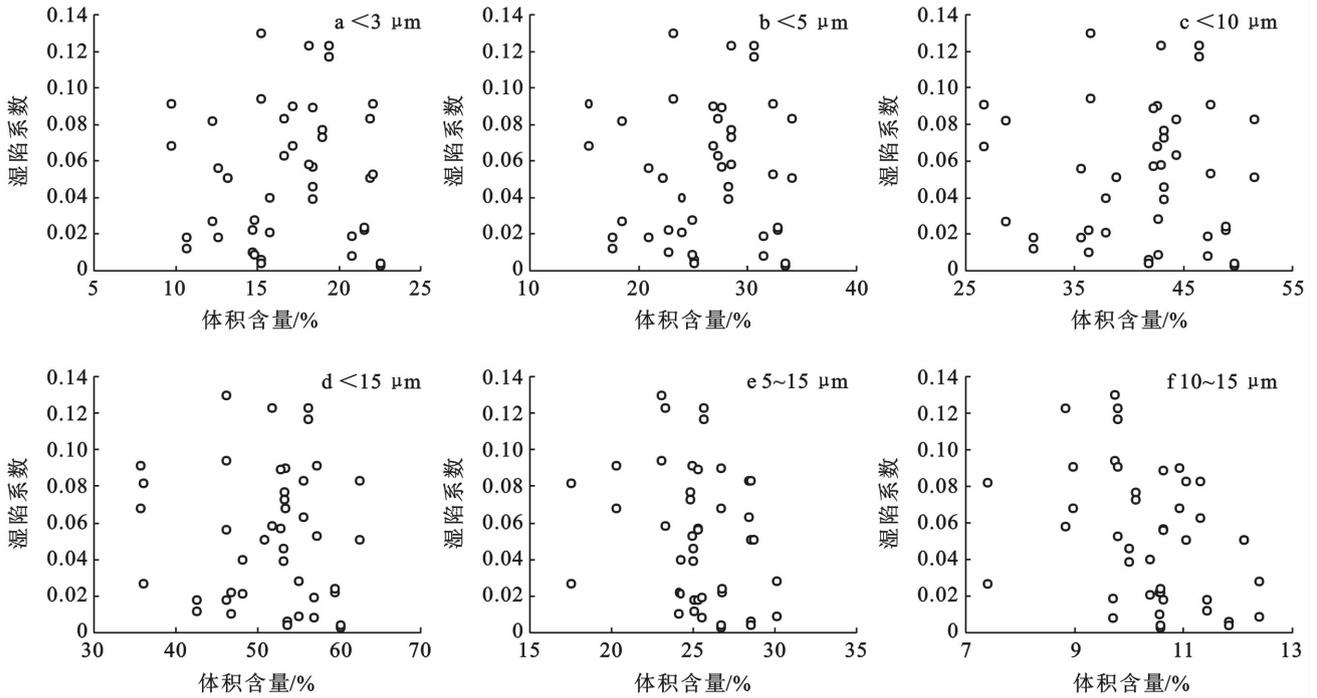


图 6 试验黄土各粒径段体积百分含量与湿陷系数的关系

前面提到,湿陷过程伴随着黄土中架空孔隙的减少,而这个减少过程是孔隙崩溃后被细颗粒所充填的过程,所以细颗粒的大小与含量决定着颗粒被充填的可能性与难易程度。塑限、液限、塑性指数虽在一定程度上能反映颗粒的大小,但是还包含了矿物亲水性质的影响,在本就不是很直接的影响能力上增加了不

确定性,因此塑限、液限与塑性指数对黄土湿陷性的影响相比于其他的指标将比较微弱。

图 7 是塑限、液限及塑性指数与湿陷系数关系散点图,从图中可以看出,塑限、液限与塑性指数都分布在较宽泛的范围内,其与湿陷系数的关系都非常的离散,基本不存在趋势关系,印证了上述定性分析。

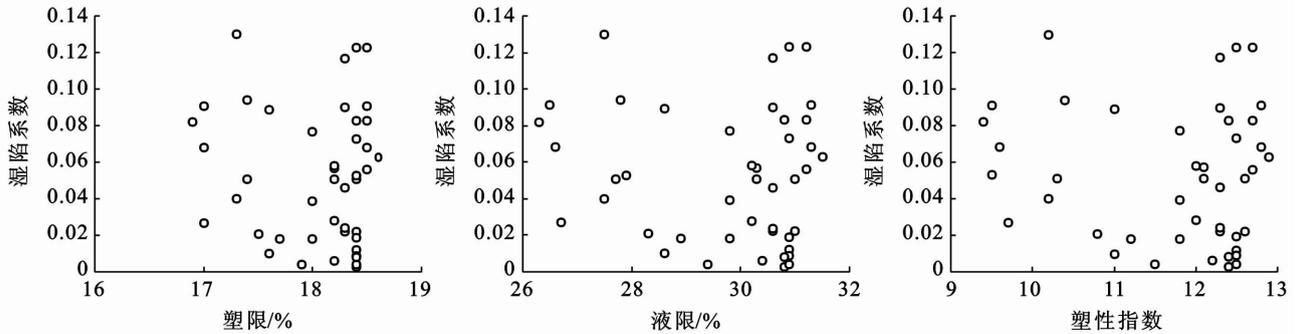


图 7 试验黄土塑限、液限及塑性指数与湿陷系数关系

1.1.7 取土深度 \approx 土具有重度,自然界中埋藏深度越大的土层受到的上覆压力也越大, $p=h \cdot \gamma$,二者呈线性关系,干密度、压缩模量会随着上覆压力的增大而增大,孔隙比、压缩系数会随着上覆压力的增大而减小,根据前述各指标与黄土湿陷性的相关性,可以推论取土深度(上覆压力)与黄土湿陷系数间应呈比较明显的负相关性。图 8 为取土深度与湿陷系数关系散点图,二者呈现出非常明显的负相关性,即随着深度(上覆压力)的增加湿陷系数逐渐减小。

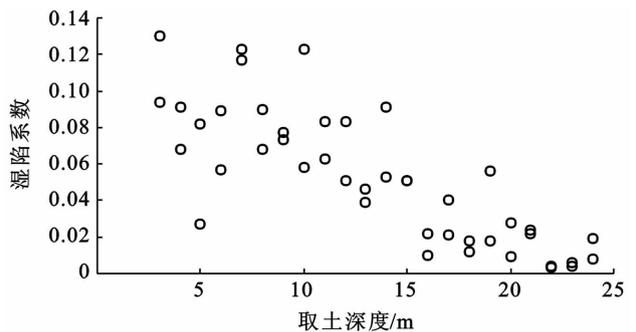


图 8 取土深度与湿陷系数关系

1.2 定量分析与参数选取

上节从黄土的工程地质及土力学基本理论出发,定性半定量的探讨了 7 大类土性指标与黄土湿陷系数的关系。由于本部分研究旨在利用神经网络对复杂非线性数据组的学习能力,进而通过网络训练建立适用于该场地的黄土湿陷系数预测模型,因此建模数据的选取应注意以下几个方面:首先是指标选取的全面性,根据前面的讨论,每一种土性指标都具有其明确的物理意义及获取方式,而且这些物理意义都在一定程度上影响着黄土湿陷性,因此在选取时对各类土性指标的考虑应尽量全面;第二是指标选取的正确性,每一种土性指标对湿陷性的影响方式及影响程度均不相同,这一点可以在上一节中针对众多散点图的半定量评价中发现,有些指标与湿陷系数呈正相关而有些则为负相关,同时从各散点图中数据点的聚敛程度上可以看出各指标与湿陷系数的相关程度也高低有别,因此在指标选取时应舍弃离散性较大的指标;第三是指标选取的科学性,由于一些土性指标所表征的物理意义是相同的,只是使用了不同测量方法和表达形式,若将这些指标同时加入到神经网络中会造成数据的冗余,在增加误差的同时还会降低计算效率,因此应在指标选取全面性的基础上做到科学性。

这里的思路是,首先借助一种定量化的计算评价方法,评价前述所有 18 种土性指标与湿陷系数间的相关性及相关程度;然后根据相关程度的绝对值对所有指标排序;再根据前述定性分析结果剔除相关性差的大类指标;最后在剩余几大类指标中选出每一类里

相关程度绝对值最大的指标作为建模参数,这样便可兼顾指标选取的全面性、正确性和科学性。

由于各土性指标间都具有隐含的或直接的关系,所以在计算每一种指标与湿陷系数的相关性时,都会受到其他指标的影响,因此选用 Partial 偏相关分析算法计算相关性及相关程度,偏相关分析能够在研究两个变量的相关关系时,控制可能对其产生影响的其他变量。

由于各土性指标大都具有量纲,且数量级各异,在进行 Partial 计算之前需消除量纲及量级的影响,选用 Z-SCORE(标准分数)算法对所有指标进行标准化。计算方法为用每一个数据减去该类数据的平均数,再除以标准差,其数学表达式为:

$$Z = (x - \mu) / \sigma \quad (1)$$

式中: μ ——平均数; σ ——标准差; x ——待计算值。

Partial 计算所得结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,相关性方面:孔隙比、孔隙度以及压缩系数与湿陷系数为正相关,含水量、饱和度、干密度、湿密度、取土深度、压缩模量、塑液限、塑性指数与湿陷系数为负相关,符合上节中从黄土的工程地质性质及土力学基本理论出发对各参数与湿陷系数相关性的论述。相关程度方面:相关程度最大的是取土深度,达到 0.751,其次是孔隙比、孔隙度、干密度、压缩系数、压缩模量,都达到了 0.6 以上,而后是湿密度、饱和度、颗粒组成 $C_{5-15 \mu m}$ 均在 0.3 以上,而塑液限、塑性指数这一类指标与湿陷系数的相关性都非常微弱均小于 0.1。

表 1 各土性指标与湿陷系数相关性及相关程度

参数	含水量	饱和度	干密度	湿密度	孔隙比	孔隙度	取土深度
相关性	-0.279	-0.372	-0.639	-0.588	0.656	0.656	-0.751
参数	压缩系数	压缩模量	塑限	液限	塑性指数	$C < 3 \mu m$	$C < 5 \mu m$
相关性	0.608	-0.638	-0.028	-0.045	-0.04	0.036	0.014
参数	$C < 10 \mu m$	$C < 15 \mu m$	$C3 \sim 10 \mu m$	$C5 \sim 10 \mu m$	$C3 \sim 15 \mu m$	$C5 \sim 15 \mu m$	$C10 \sim 15 \mu m$
相关性	-0.034	-0.126	-0.164	-0.205	-0.18	-0.35	-0.299

注:相关性为 0~±1 的数;+表示正相关;-表示负相关;绝对值表示相关性的大小。

至此,得出了各大类土性指标每一类中相关性最强的指标,分别是:取土深度、孔隙比、干密度、压缩模量、饱和度、 $C_{5-15 \mu m}$,由于塑液限、塑性指数这一类指标与湿陷系数的相关性过于微小,其相关程度比其他指标要小一个数量级,因此将其剔除不再作为建模参数。

2 基于各土性指标与黄土湿陷系数相关性的预测模型

数据准备完毕后,为了保证模型的正确性,首先需要对明显离散的数据进行剔除,由于表层 1—2 m 的土

体经受过工程机械、车辆、农业灌溉、作物根系等的风化作用,已经不具备原状土体的性质,将他们加入到模型训练数据当中会增加预测误差,因此在数据准备阶段即将这 2 m 的共 4 条数据剔除,以保证模型精度。

2.1 RBF 神经网络简介

RBF 神经网络模型^[16]即径向基函数神经网络模型,是一种能够以任意精度逼近任意连续函数的前向型神经网络类型。RBF 神经网络模型是一种 3 层前向型网络:输入层、隐含层、输出层,采用径向基函数作为激励函数,训练过程分为 2 步:首先确定训练输

入层和隐含层间的权值;然后确定隐含层与输出层间的权值,关键在于确定隐含层神经元数量,一般用循环使用训练数据的方式解决这一问题,即将网络产生的最大误差所对应的输入向量作为权值向量,产生一个新的隐含层神经元,然后检查新网络的误差,重复此过程直到达到误差要求或最大隐含层神经元数终止。

径向基函数网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关等特点。鉴于 RBF 神经网络的上述优点,我们决定以其为基本研究方法建立湿陷系数的预

测模型。

2.2 模型的构建与预测效果分析

去除表层 2 m 土体的数据后共剩余 44 组数据,选择前 39 组数据作为神经网络训练数据,后 5 组作为网络精确度验证数据。训练前同样需要消除量纲及量级的影响,处理方法同前述的 Z-score 方法。调用 Matlab 软件中的 nwerbe 函数,扩散系数 spread 为 0.81,循环训练 3 次,得到预模型和预测值。这里给出原始数据:土性指标数据见表 2,用于验证预测模型正确性的数据见表 3。

表 2 RBF 神经网络训练数据

样品编号	干密度	饱和度	孔隙比	深度	压缩模量	$C_{5\sim 15\ \mu\text{m}}$	湿陷系数	样品编号	干密度	饱和度	孔隙比	深度	压缩模量	$C_{5\sim 15\ \mu\text{m}}$	湿陷系数
1	1.26	29.3	1.145	3	8.10	9.74	0.094	21	1.55	38.0	0.759	23	20.325	11.83	0.006
2	1.28	26.9	1.112	4	4.13	8.97	0.091	22	1.53	45.5	0.777	24	18.545	9.70	0.019
3	1.36	32.1	0.984	5	7.41	7.40	0.027	23	1.30	22.8	1.082	3	15.86	9.74	0.130
4	1.33	29.8	1.049	6	15.18	10.62	0.057	24	1.32	27.0	1.042	4	3.55	8.97	0.068
5	1.41	35.4	0.930	7	9.65	9.79	0.123	25	1.27	23.9	1.120	5	5.49	7.40	0.082
6	1.36	36.8	1.006	8	16.82	10.93	0.090	26	1.30	28.1	1.078	6	14.52	10.62	0.089
7	1.32	29.1	1.052	9	18.96	10.12	0.077	27	1.44	28.9	0.883	7	16.89	9.79	0.117
8	1.39	30.1	0.945	10	12.39	8.84	0.058	28	1.40	25.0	0.945	8	17.28	10.93	0.068
9	1.42	29.9	0.920	11	18.97	11.31	0.083	29	1.34	33.5	1.030	9	9.40	10.12	0.073
10	1.40	33.4	0.946	12	15.53	11.04	0.083	30	1.44	44.9	0.891	10	6.23	8.84	0.123
11	1.46	33.6	0.857	13	24.97	10.00	0.046	31	1.37	38.8	0.989	11	21.96	11.31	0.063
12	1.41	33.6	0.932	14	10.66	9.79	0.091	32	1.41	28.8	0.927	12	26.18	11.04	0.051
13	1.39	34.0	0.951	15	20.88	12.11	0.051	33	1.43	27.3	0.894	13	21.40	10.00	0.039
14	1.39	24.9	0.96	16	27.29	10.56	0.022	34	1.39	29.2	0.945	14	10.20	9.79	0.053
15	1.37	22.6	0.981	17	27.40	10.39	0.040	35	1.42	24.8	0.906	15	18.77	12.11	0.051
16	1.42	31.1	0.906	18	25.65	11.43	0.018	36	1.41	27.8	0.927	16	27.35	10.56	0.010
17	1.47	30.8	0.845	19	23.765	10.62	0.018	37	1.46	25.7	0.854	17	25.575	10.39	0.021
18	1.48	41.5	0.829	20	15.26	12.39	0.028	38	1.47	42.2	0.856	18	30.96	11.43	0.012
19	1.46	46.9	0.859	21	4.60	10.57	0.022	39	1.48	38.1	0.843	19	22.225	10.62	0.056
20	1.51	47.2	0.801	22	26.7	10.58	0.003								

表 3 神经网络精度验证数据

样品编号	干密度	饱和度	孔隙比	深度	压缩模量	$C_{5\sim 15\ \mu\text{m}}$	湿陷系数
1	1.52	45.2	0.789	20	27.395	12.39	0.009
2	1.57	47.2	0.732	21	21.000	10.57	0.024
3	1.49	45.1	0.832	22	22.260	10.58	0.004
4	1.4	35.5	0.938	23	29.900	11.83	0.004
5	1.58	43.3	0.723	24	18.975	9.70	0.008

通过神经网络模型输出的预测值是消除了量纲与量级的标准化形式,标准化预测值与湿陷系数预测值的比例关系等于标准化实际值与湿陷系数实际值的比例关系,利用这种等比例关系可以反算出湿陷系

数预测值,进而用湿陷系数预测值减去湿陷系数实际值再除以湿陷系数实际值得出模型预测值的误差,详细结果见表 4。

由表 4 中数据看出,本模型可以在一个很小的数

量级上达到较高的预测精度,误差处在工程应用中可接受的范围内,基本可以满足工程应用的需要。本文所述的整套建模思路与方法可以推广用于建立各地区的湿陷系数预测模型。

表4 预测结果与误差分析

标准化 实际值	湿陷系数 实际值	标准化 预测值	湿陷系数 预测值	误差/%
-1.238 81	0.009	-1.173 8	0.008 5	5.24
-0.816 08	0.024	-0.826 1	0.024 3	-1.22
-1.379 71	0.004	-1.354 7	0.003 9	1.81
-1.379 71	0.004	-1.173 8	0.003 4	14.92
-1.266 99	0.008	-1.173 8	0.007 4	7.35

3 结论

(1) 数据挖掘技术的应用有助于高效利用现有的地区试验资料,不论选用何种数据挖掘方法,建模时应对所选用的土性指标与湿陷系数的关系做充分的定性分析与定量计算,做到参数选取的全面、科学、合理,以建立精度较高的湿陷系数预测模型,进而简化试验工作量服务当地工程建设。

(2) 土中各粒径段的含量与黄土湿陷系数的相关性及相关程度均不强,各粒径段的土颗粒含量都无法单独决定黄土的湿陷性质,需要基于黄土的架空空隙结构发挥作用,而构成架空结构的骨架颗粒形态各异,可以是各类单体矿物或是黏土团粒。

(3) 通过定性分析和偏相关分析计算得出各土性指标与湿陷系数相关性由强到弱依次为:取土深度>孔隙比=孔隙度>干密度>压缩模量>压缩系数>湿密度>饱和度> $C_{5-15\mu m}$ >天然含水量>液限>塑性指数>塑限,其中除孔隙比、孔隙度、压缩系数这3个指标与湿陷系数呈正相关外,其余土性指标均与湿陷系数呈负相关。

(4) 利用本文的思路与方法得到了精度较高的湿陷系数预测模型,该模型可以在很小的数量级上保证预测的精度达到工程应用标准,整套思路与方法具有一定的推广价值。

[参考文献]

- [1] 刘祖典. 影响黄土湿陷系数因素的分析[J]. 工程勘察, 1994(5):6-11.
- [2] 任新玲,刘领凤. 影响黄土湿陷系数因素的数理统计分析[J]. 山西交通科技,1995(5):19-24.
- [3] 高凌霞,赵天雁. 黄土湿陷系数与物性指标间的定量关系[J]. 大连民族学院学报,2004,6(5):63-65.
- [4] 李萍,李同录. 黄土物理性质与湿陷性的关系及其工程意义[J]. 工程地质学报,2007,15(4):506-512.
- [5] 邵生俊,杨春鸣,马秀婷,等. 黄土的独立物性指标及其与湿陷性参数的相关性分析[J]. 岩土力学,2013(S2):27-34.
- [6] 王家鼎. 地理学研究中的模糊信息优化处理方法[J]. 地理与地理信息科学,1999,15(1):75-80.
- [7] 刘悦,王家鼎. 黄土湿陷性评价中的模糊信息优化处理方法[J]. 西北大学学报:自然科学版,2000,30(1):78-82.
- [8] 谢婉丽,王家鼎,张新军,等. 模糊信息优化方法在黄土湿陷性评价中的应用[J]. 西北大学学报:自然科学版,2005,35(1):95-99.
- [9] 安宁. 基于BP神经网络的黄土湿陷性预测研究[J]. 路基工程,2009(1):72-73.
- [10] 李瑞娥,谷天峰,王娟娟,等. 基于模糊信息优化技术的黄土湿陷性评价[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2009,41(2):213-218.
- [11] 井彦林,仵彦卿,杨丽娜,等. 基于数据挖掘技术的黄土湿陷性评价[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2006,34(4):130-134.
- [12] 高凌霞,罗跃纲,杨向军. 基于BP人工神经网络的非饱和黄土湿陷系数计算方法[J]. 大连民族学院学报,2006,34(5):24-26.
- [13] 韩晓萌,王家鼎,王煜,等. 高速铁路地基黄土湿陷性评价中的ANFIS方法[J]. 地理科学,2008,28(6):833-837.
- [14] 马闫,王家鼎,彭淑君,等. 大厚度黄土自重湿陷性场地浸水湿陷变形特征研究[J]. 岩土工程学报,2014,36(3):537-546.
- [15] 雷祥义. 中国黄土的孔隙类型与湿陷性[J]. 中国科学:化学生物学农学医学地学,1987(12):1309-1318.
- [16] 张德丰. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009.