

深圳大学学报(理工版)

Journal of Shenzhen University(Science and Engineering)

ISSN 1000-2618,CN 44-1401/N

《深圳大学学报(理工版)》网络首发论文

题目: 基于人工神经网络的机场土面区压实度预测
作者: 刘国光, 裴磊洋, 杨跃敏, 李世男
收稿日期: 2020-06-03
网络首发日期: 2020-10-23
引用格式: 刘国光, 裴磊洋, 杨跃敏, 李世男. 基于人工神经网络的机场土面区压实度预测[J/OL]. 深圳大学学报(理工版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1401.N.20201022.1212.012.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

【土木工程 / Architecture and Civil Engineering】

基于人工神经网络的机场土面区压实度预测

刘国光^{1,2,3}, 裴磊洋¹, 杨跃敏¹, 李世男^{1,4}

1) 中国民航大学机场学院, 天津 300300; 2) 中国科学院西北生态环境资源研究院冻土工程国家重点实验室, 甘肃兰州 730000; 3) 中国科学院大学, 北京 100049; 4) 成都双流国际机场, 四川成都 610000

摘要: 为提高机场土面区安全动态预测及保障能力, 结合某机场为期6年的土面区安全评估数据, 建立了基于人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 的压实度预测模型. 选取天然密度 (natural density, ND)、实测含水率 (actual water content, AW)、最优含水率 (optimal water content, OW)、降水情况 (rainfall condition, RC) 和压实情况 (compaction condition, CC) 作为输入向量, 以双曲正切 S 型传输函数 (TANSIG 函数) 作为传递函数, 利用 400 组实测数据完成模型训练后, 用随机抽取的 100 组测试数据对模型进行了精确性校验, 通过纳什效率系数 (Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, NSE) 分析了 ANN 模型的预测能力, 并进行了工程应用验证. 结果表明, ANN 模型在充分训练后均方差为 0.98, NSE 计算值为 0.89, 可有效预测土面区压实度. 机场对比试验结果表明, 大部分测区预测误差在 $\pm 5\%$ 之内, 仅 1 个样本误差为 15%, NSE 计算值为 0.86, 达到了工程应用精度. 采用影响因素分析法优化 ANN 模型发现, ND 和 AW 是影响压实度最重要的因素, 管理部门可通过严格控制回填土级配和加强排水措施有效改善土面区安全性.

关键词: 岩土工程; 防灾减灾及防护工程; 道路与铁道工程; 压实度; 预测模型; 人工神经网络; 机场土面区

中图分类号: P642.11⁺4

文献标志码: A

Compactness prediction of airport soil field based on artificial neural network

LIU Guoguang^{1, 2, 3}, PEI Leiyang¹, YANG Yuemin¹, and LI Shinan^{1, 4}

1) Airport College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, P. R. China

2) State Key Laboratory of Frozen Soils Engineering, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, Gansu Province, P. R. China

3) University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, P. R. China

4) Chengdu Shuangliu International Airport, Chengdu 610000, Sichuan Province, P. R. China

Abstract: In order to improve the dynamic prediction and management capabilities of soil field safety in airfield, a new artificial neural network (ANN) model was established based on the evaluation data of six years in an airport. By factors analysis of the actual soil field of the airport, natural density (ND), actual water content (AW), optimal water content (OW), rainfall condition (RC) and compaction condition (CC) were chosen as the input data, and hy-

Received: 2020-06-03; **Accepted:** 2020-08-08

Foundation: Science and Technology Commissioner Project of Tianjin Enterprise (19JCTPJC53800); Scientific Research Project of Tianjin Municipal Education Commission (2018KJ243); Fundamental Scientific Research Project of Central Universities (3122018C013)

Corresponding author: Associate professor LIU Guoguang. Email: ggliu@cauc.edu.cn

Citation: LIU Guoguang, PEI Leiyang, YANG Yuemin, et al. Compactness prediction of airport soil field using artificial neural network [J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering. (in Chinese)

perbolic tangent sigmoid function (TANSIG) was set as the transfer function. The network was trained by 400 sets of data and validated for its accuracy by 100 sets of data selected randomly from the database. The prediction capability of achieved ANN model was analyzed by Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (NSE) method. And engineering application had been done in another airport. The results show that soil field compactness can be effectively predicted by well-trained ANN model with (R-Squared, R^2) R^2 of 0.98 and NSE of 0.89. The outcomes of validation test in another airport prove that the errors of most sample zones are between -5% and 5% , with only one exception of 15% , with calculated NSE of 0.86, which satisfies the requirements of engineering application. By optimization of ANN model with factor analysis method, it indicates that ND and AW are the controlling factors of model compactness prediction, and the best ways of improving the safety of soil field in airport are soil gradation and drainage control strictly.

Key words: geotechnical engineering; mitigation and protection engineering; highway and railway engineering; compactness; prediction model; artificial neural network; airport soil field

随着我国民航运输业的蓬勃发展和航班日起降架次增加,飞机滑出跑道的飞行事故偶有发生^[1].飞机在跑道上高速滑行时,受机械性能、天气情况和道面状况等因素影响,一旦冲出跑道、起落架折断,将造成重大灾难.为此,民用机场在跑道两侧设置了土面区作为飞机冲出跑道时的缓冲区域^[2].《民用机场运行安全管理规定》要求土面区经过重型击实后土质压实度不得低于87%,且每年的碾压和压实度测试不得少于两次^[3].

压实度是机场土面区工作性能的关键指标,压实度不足将造成起落架沉陷或折断的二次事故,使得救援工作难以开展.因此,在机场飞行区管理实践中,常采用割草配合机械设备碾压的方法改善土面区压实度.已有研究表明,增加碾压机械的轴重对土体压实度影响最明显^[4],但过大的外荷载会破坏土体结构^[5].单位面积压强^[6]、循环外力幅值比^[7]、碾压周期、土质、土体密度、体积含水量^[8]、渗透阻力和孔隙水压力等都影响着土体压实度^[9].因此,民航局要求压实度评价工作由第三方机构至少一年开展两次,常用方法为环刀取土配合室内实验,但仅能评价当前压实效果,缺乏实时性和预测性,难以为管理部门提供有针对性的指导意见.

预测土体压实度的主要技术手段是动态采集影响土体压实度的重要参数指标.针对含水量监测数据的统计分析可知,外界水分补给对土体压实度影响极大,含水率越高,压实度越差,外荷载作用深度越大^[10].进而通过分析土粒含量、土壤光谱和底土深度等相关因素可建立土体压实度分析模型^[11]或采用电阻率法^[12]和传感器融合系统法^[13]预测土体压实度.在获得足够数量的现场监测数据后,贝叶斯法^[14]、土壤收缩曲线法^[15]、有限元

法^[10]、聚类分析法^[16]、压实曲线法^[8]、遗传算法^[17]和人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 法^[18]都可用于土体压实度预测.

在众多预测手段中,ANN法因其不需要为输入变量和预测结果指定本构关系,也不需要穷举预测结果的全部影响因素,仅通过数据训练建立输入因素和输出结果的对应关系.因此,ANN法被应用于边坡滑移^[19]、稳定性预测^[20]、不同深度土壤温度估计^[21]、土壤侵蚀敏感性预估^[22]、土壤盐度预测^[23]及压实度预测等领域.杨学超等^[24]根据路基碾压试验的数据,基于对ANN的分析,建立了路基压实度预测的ANN模型,为路基碾压施工中的压实度预测提供了新的研究思路.李细荣^[25]通过土的激光图像提取了压实度特征参数建立了ANN预测模型,通过试验对预测模型进行有效验证,证明了用ANN模型预测土体压实度的可行性.RA-NASINGHE等^[26]应用ANN法建立模型对滚动强夯法的有效性进行先验预测,结果表明模型的预测结果与实测数据吻合度较好.为通过优化输入因素的方法比较了不同ANN模型的预测误差和稳定性,本研究建立了预测土体压实度的ANN模型,利用2015—2020年在某机场开展的土面区压实度测试结果进行模型训练与校验,实现土体压实度的动态预测,并通过另一机场对比实测试验,验证了模型的可靠性,为机场管理部门提高土面区压实度安全管理提供了技术建议.

1 压实度预测模型

1.1 ANN模型结构

ANN是指由大量的处理单元互相连接而形成的

复杂信息处理系统, 它是一种多层前馈式网络, 按误差逆传播算法通过反向传播误差信号调整网络权值训练数据^[27], 使实际输出与期望输出的误差最小^[28]. ANN 有多层和单层之分, 它的每一层包含若干个神经元, 各个神经元之间用有向弧线连接, 通过对输入变量的反复训练学习, 达到处理输入变量、模拟输入输出关系的目的, 且它只需要知道引起输出变量变化的影响因素. 因此, 利用 ANN 建模的关键在于输入变量(即影响因素)的选取, 它提供了被预测系统的基本信息^[29]. ANN 在处理土体压实度影响因素等模糊、随机性和非线性数据方面具有明显的优势, 对结构复杂、因果关系不明的土体压实度预测尤为适用.

土体压实度影响因素主要包括地表植被、压实机械、降水情况、实测含水率、最优含水率、天然密度、最大干密度和土质等, 如图 1. 在为某机场进行长期压实度评估后发现, 同一飞行区土质情况接近, 土体地表植被接近, 经重型击实后最大干密度值接近. 因此, 选取天然密度(natural density, ND)、实测含水率(actual water content, AW)、最

优含水率(optimal water content, OW)、测试前 1 个月内降水天数(rain condition, RC)和测试前 2 个月内压实次数(compaction condition, CC)作为 ANN 模型的输入变量, 这些变量可以分别通过试验和飞行区管理部门的巡场记录得到. 选取压实度作为模型的输出值. 从图 1 可知, 利用 MATLAB 可建立结构为 $N(5,3,1)$ 的土体压实度预测模型, 其中, “5”表示输入层中有 5 个输入向量; “3”表示设置的隐含层中有 3 个节点; “1”表示输出层有 1 个输出向量, 即压实度.

1.2 ANN 模型训练与校验

图 2 为在某机场连续 6 年土面区压实度测试的测区分布图. 该机场位于珠江入海口, 地形属于丘陵地带, 土质为赤红壤, 气候属于亚热带海洋性气候, 雨量富足, 年均日照时间长. 从图 2 可见, 测点分布在跑道两侧土面区, 每个土面区的测点至少 3 个, 每个测点环刀取土 3 次, 共收集 1 728 组压实度数据. 从实测的土面区压实度结果中随机抽取 500 组数据, 其中, 400 组数据用于输入 ANN 模型进行训练, 100 组数据用于校验, 部分原始输入向

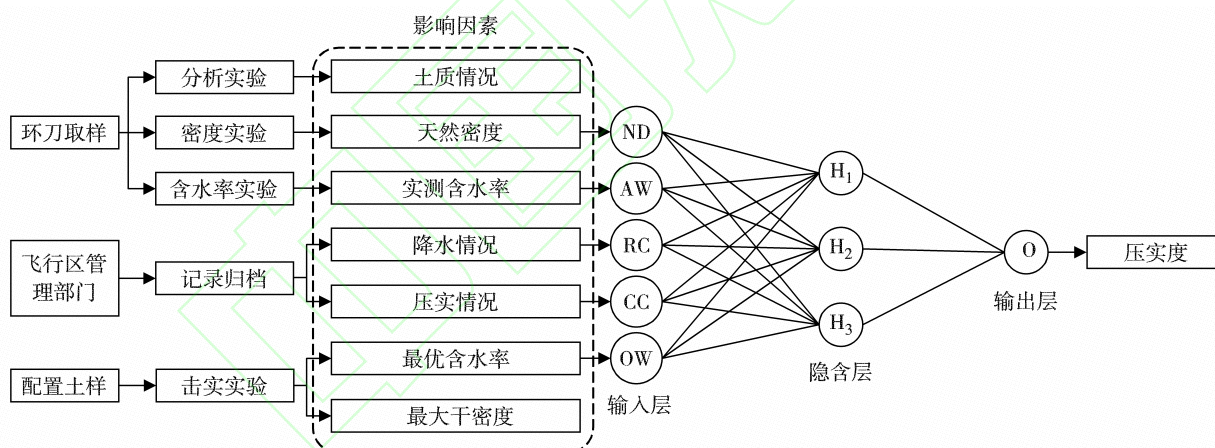


图 1 压实度预测流程图

Fig. 1 Flow chart of compactness prediction

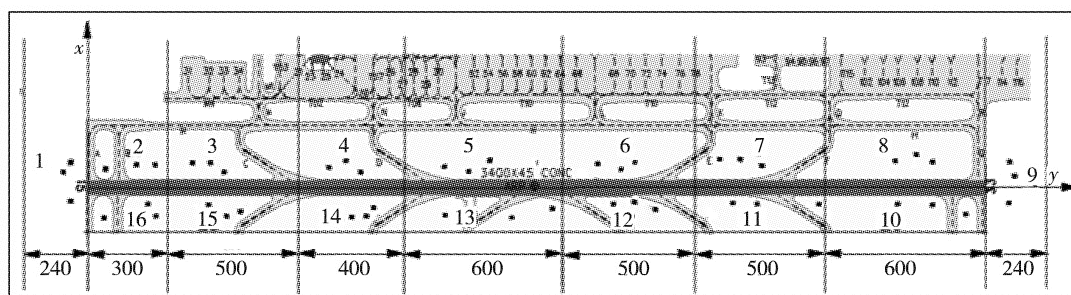


图 2 某机场压实度测试方案 (单位: m)

Fig. 2 Compactness test plan in an airport (unit: m)

量和期望输出向量如表 1。模型选用双曲正切 S 型传输函数(TANSIG 函数), 将神经网络层中的净输入信号转换为净输出信号, 训练次数上限设置为 5 万次。

表 1 ANN 模型训练向量

Table 1 Training vectors of ANN model

编号	输入向量					输出向量
	天然密度/ ($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)	实测 含水率/%	最优 含水率/%	测试前 1 个月 内降水天数/d	测试前 2 个月 内压实次数/次	压实度/%
1	1.83	17.22	13.37	7	2	81.03
2	2.02	8.86	12.82	9	1	87.11
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
500	1.99	15.67	14.58	8	2	88.66

利用前 400 组数据将 ANN 模型训练完成后, 可用已有测试数据进行土体压实度预测效果校验, 压实度预测值与实测值的对比见图 3。ANN 模型的预测准确性可通过纳什效率系数(Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, NSE)评估^[29],

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{O}_i)^2} \quad (1)$$

其中, n 为样本数; M_i 为预测值; O_i 为实测值; \bar{O}_i 为实测值的平均值。当 $0.6 \leq \text{NSE} \leq 0.8$ 时, 认为模型预测结果是可以接受; 当 $\text{NSE} \geq 0.8$ 时, 认为模型预测能力优秀; 当 $\text{NSE} = 1$ 时, 认为模型预测性能最佳。

图 3 为实测压实度与预测压实度的对比。由图 3 可知, 土面区压实度预测值与实测值的拟合直线均方差 (R -Squared, R^2) 为 0.98, 同时 NSE 计算值为 0.89, 表明根据该机场压实度测试数据建立的

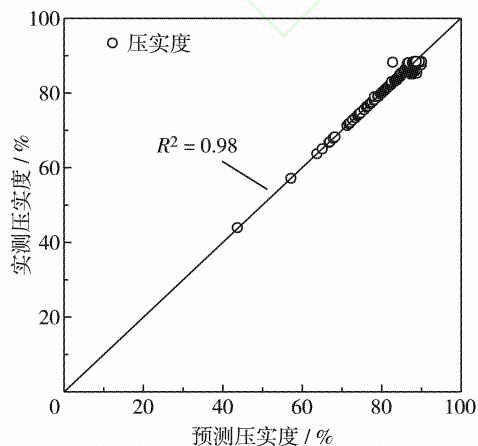


图 3 实测压实度与预测压实度的对比

Fig. 3 Comparisons of compactness between the predicted results and in-situ test results

ANN 模型对本机场的压实度具有出色的预测能力。为验证上述 ANN 模型的适用性, 在另一机场进行了验证试验。

2 机场应用验证

在图 4 所示的 14 个测区进行环刀取土, 在实验室测得土样的实测密度与含水率, 如表 2。制作含水率分别为 12%、14%、15%、16% 和 17% 的土样进行重型击实试验, 得到最优含水率为 13.4%, 最大干密度为 1.96 g/cm^3 , 进而计算得到每个采样点的实测压实度。

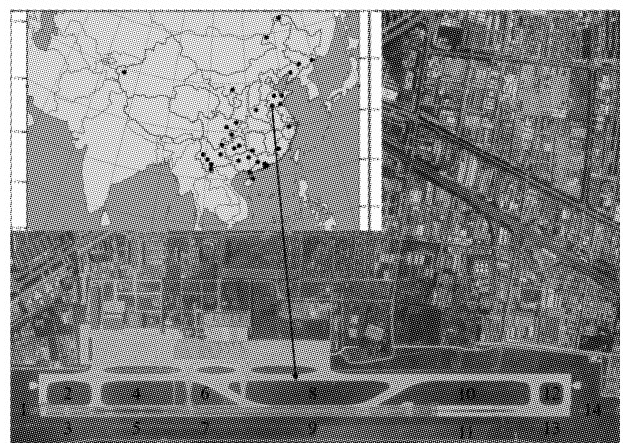


图 4 机场验证试验

Fig. 4 Verification test in another airport

结合上述实测参数和机场飞行区管理部门记录的数据, 输入 ANN 模型进行压实度预测。比较预测值与实测值, 可得到 14 个土面区的压实度预测误差, 如图 5。其中, 13 个分区的预测误差在 $\pm 5\%$ 内, 只有 1 个分区预测误差达到 15%, 同时 NSE 计算值为 0.86, 说明利用 ANN 模型快速预测

土面区压实度能够满足工程应用精度. 因此, 飞行区管理部门可根据土面区压实度测试报告历史数据建立并训练 ANN 模型, 通过监测土面区含水率和记录降水与压实情况, 利用 ANN 动态预测土面区压实度变化, 实现土面区安全的实时管控, 为飞行区管理部门加强安全监管提供指导意见.

表 2 对比机场测区土样天然密度及含水率测试结果

Table 2 Natural density and mass water content test results for soil samples of text zones in another airport

分 区	天然密度/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)	含水率/%
1	1.93	3.45
2	1.94	2.50
3	1.85	5.15
4	1.94	4.95
5	1.90	7.03
6	1.94	4.60
7	1.83	4.76
8	1.93	6.36
9	1.87	5.45
10	1.86	7.58
11	1.93	6.58
12	1.91	4.30
13	1.89	3.88
14	1.87	4.06

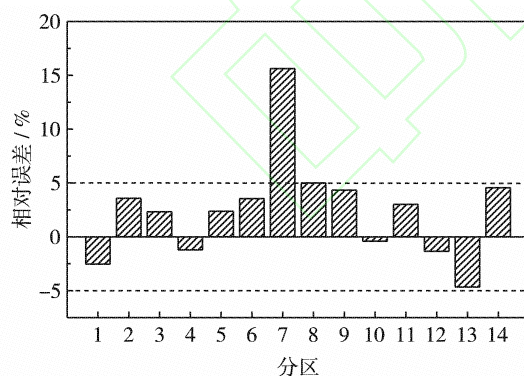


图 5 对比机场压实度相对误差

Fig. 5 Compactness relative errors in another airport

3 基于 ANN 的压实度影响因素分析

3.1 单影响因素分析

为给机场飞行区管理部门提供改进安全工作的技术方案, 通过缩减输入向量对上面建立的 ANN

模型进行优化分析. 在输入向量中依次剔除 ND、AW、OW、RC 和 CC 数据后, 利用同样的 400 组数据重新训练并进行预测, 压实度预测值和实测值的平均误差情况如图 6. 由图 6 可知, 剔除 ND、AW 和 RC 3 个影响因素后平均预测结果偏大, 表明这 3 项因素对预测结果影响较大, 不能忽略. 而剔除 OW 后对平均预测结果影响不大, 但预测结果稳定性变差. 造成这种现象的原因在于最优含水率受土质影响较大, 同一机场飞行区回填时土质接近, 因此 OW 接近, 忽略它对预测结果影响不大. 但如图 3 所示, 机场飞行区面积较大, 土面区土质总是存在差别, 剔除 OW 将会影响预测结果的稳定性. 因此, 当根据土面区土质情况分区建立 ANN 模型时, 可不考虑 OW 因素. 此外, 剔除 CC 后平均预测结果偏小, 稳定性波动大, 模型的压实度预测结果小于实测压实度, 预测结果偏安全. 在机场压实机械和压实周期不变的情况下, 该因素可以忽略.

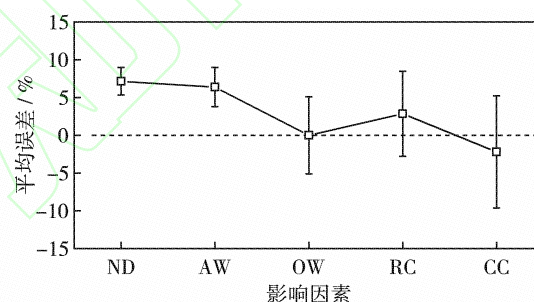


图 6 剔除单个影响因素后的平均误差及误差区间

Fig. 6 Average error and error range after removing one factor

3.2 多影响因素分析

为进一步比较各因素对预测结果的影响, 在输入向量中依次将 5 组影响因素两两剔除, 重新建立 ANN 模型重复上述计算. 其中, 同时剔除 ND 和 AW 两个影响因素后, 在训练模型时计算中断, 说明在此 ANN 模型中 ND 和 AW 是应重点分析的影响因素, 不可轻易剔除. 其余 9 种组合的预测结果误差情况如图 7. 图 7 的横坐标为同时剔除的输入向量, 纵坐标为 ANN 模型训练后预测压实度的相对误差平均值. 与图 6 相比, 剔除两种影响因素后预测结果平均误差率显著增加, 整体预测结果偏低, 预测结果稳定性变差. 其中, 剔除 OW 和 ND 后整体误差最大, 表明除直接导致 ANN 模型失效的 ND/AW 组合外, ND/OW 对预测结果误差影响最大. 分别剔除 RC/ND、RC/CC、OW/AW、RC/AW

和 OW/RC 等影响因素后, 预测结果平均误差较小, 但结果稳定性变差, 上述 5 种组合中 RC 出现了 4 次, 说明 RC 对预测结果误差影响相对较小, 但对结果稳定性影响较大. 剔除含 CC 的组合计算结果波动性最大, 与图 6 结论一致.

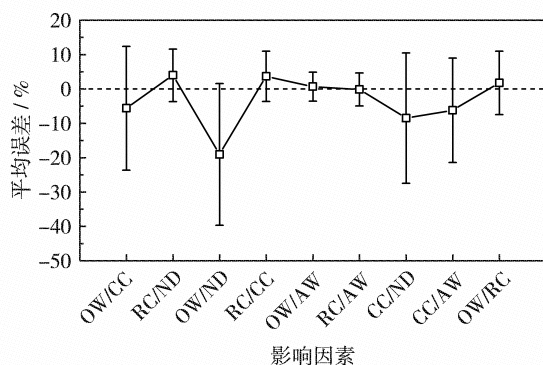


图 7 剔除两个影响因素后的平均误差及误差区间

Fig. 7 Average error and error range after removing two factors

由上述分析可知, 在影响土面区压实度的 5 种因素中, 对 ANN 模型预测能力影响从高到低排列为 AW、ND、RC、CC 和 OW. 此外, 机场飞行区土面区压实度变化具有明显的规律性: 影响土体压实度最主要的因素是回填土的类型; 级配良好的土颗粒形成的土体压实度高; 降水对机场土面区压实度具有不利影响, 当飞行区排水能力较差, 造成土面区局部含水量过高甚至接近饱和状态, 压实度将大大降低. 因此, 在机场飞行区的设计、建设和运营过程中要加强对土面区回填土级配控制并提高其排水能力.

4 结 论

为提高机场飞行区内土面区安全保障能力, 结合某机场连续六年的压实度测试数据, 建立了具有较强预测能力的压实度预测 ANN 模型. 通过因素分析法进行模型优化, 为机场管理部门提供了预测压实度的技术方案和提升压实度的工作建议, 可知: ① 通过足够的数据样本进行训练, 建立的 ANN 模型预测结果和实测结果线性拟合后的 R^2 为 0.98, NSE 计算值达到了 0.89, 表明模型具有出色的预测能力. 另一机场预测结果的误差区间在 $\pm 5\%$ 内, 仅有个别样本误差为 15%, 同时 NSE 计算值为 0.86, 表明达到了工程预测精度要求. ② 利

用 ANN 预测模型, 机场管理部门可根据压实度测试报告中提供的土质情况和最优含水率等因素, 建立符合机场自身特点的压实度动态预测 ANN 模型, 并可利用传感器监测土面区含水率实现压实度的实时报告, 为飞行区安全管理提供指导意见. ③ 通过 ANN 模型的优化分析可知, 在输入的 5 种压实度预测影响因素中, ND 和 AW 对压实度影响最大. 在飞行区土面区施工过程中加强回填土级配控制和提高排水能力, 将大大方便机场运营阶段的土面区安全管理工作.

基金项目: 天津市企业科技特派员资助项目 (19JCTPJ053800); 天津市教委科研资助项目 (2018KJ243); 中央高校基本科研业务费资助项目 (3122018C013)

作者简介: 刘国光 (1980—), 中国民航大学副教授、博士, 研究方向: 机场工程、防灾减灾及防护工程. E-mail: ggliu@cauc.edu.cn

引文: 刘国光, 裴磊洋, 杨跃敏, 等. 基于人工神经网络的机场土面区压实度预测[J]. 深圳大学学报理工版

参考文献 / References:

- [1] 霍志勤. 中国民航运输航空器偏/冲出跑道统计分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2012, 8(7): 127-132.
- [2] HUO Zhiqin. Statistical analysis on runway excursion of transport aircraft in China [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2012, 8(7): 127-132. (in Chinese)
- [3] 刘国光, 杨跃敏, 牛富俊, 等. 春融作用对寒区机场土面区工作性能的影响[J]. 深圳大学学报理工版, 2019, 36(6): 621-627.
- [4] LIU Guoguang, YANG Yuemin, NIU Fujun, et al. Influences of spring thaw on working performance of airport soil field surface in cold region [J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2019, 36(6): 621-627. (in Chinese)
- [5] CCAR-140-R1 民用机场运行安全管理规定[S]. CCAR-140-R1 Provisions on operation safety management of civil airports [S]. (in Chinese)
- [6] CANILLAS E C, SALOKHE V M. Regression analysis of some factors influencing soil compaction [J]. Soil & Tillage Research, 2001, 61(3/4): 167-178.
- [7] PENG X H, HORN R, ZHANG B, et al. Mechanisms of soil vulnerability to compaction of homogenized and recompact Ultisols [J]. Soil & Tillage Research, 2003, 76(2): 125-137.
- [8] BARIK K, AKSAKAL E L, Islam K R, et al. Spatial variability in soil compaction properties associated with field traffic operations [J]. Catena, 2014, 120: 122-133.
- [9] KOIKE M, KAJI T, USABORISUT P, et al. Several contributions to soil compactibility induced by cyclic loading test [J]. Journal of Terramechanics, 2002, 39(3): 127-141.
- [10] AL-BADRAN Y, SCHANZ T. Modelling the compaction

- curve of fine-grained soils [J]. *Soils and Foundations*, 2014, 54(3): 426-438.
- [9] ALAOUI A, DISERENS E. Mapping soil compaction-a review [J]. *Current Opinion in Environmental Science & Health*, 2018, 5: 60-66.
- [10] SILVA R P, ROLIM M M, GOMES I F, et al. Numerical modeling of soil compaction in a sugarcane crop using the finite element method [J]. *Soil & Tillage Research*, 2018, 181: 1-10.
- [11] SHAMAL S A M, ALHWAIMEI S A, MOUAZEN A M. Application of an on-line sensor to map soil packing density for site specific cultivation [J]. *Soil & Tillage Research*, 2016, 162: 78-86.
- [12] KOWALCZYK S, MAŚLAKOWSKI M, TUCHOLKA P. Determination of the correlation between the electrical resistivity of non-cohesive soils and the degree of compaction [J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2014, 110: 43-50.
- [13] NADERI-BOLDAJI M, SHARIFI A, ALIMARDANI R, et al. Use of a triple-sensor fusion system for on-the-go measurement of soil compaction [J]. *Soil & Tillage Research*, 2013, 128: 44-53.
- [14] TROLDORF M, AALDERS I, TOWERS W, et al. Application of Bayesian Belief Networks to quantify and map areas at risk to soil threats: Using soil compaction as an example [J]. *Soil & Tillage Research*, 2013, 132: 56-68.
- [15] BOIVIN P, SCHAFFER B, TEMGOUA E, et al. Assessment of soil compaction using soil shrinkage modelling: Experimental data and perspectives [J]. *Soil & Tillage Research*, 2006, 88: 65-79.
- [16] TOBIAS S, TIETJE O. Modelling experts' judgments on soil compaction to derive decision rules for soil protection-a case study from Switzerland [J]. *Soil & Tillage Research*, 2007, 92(1): 129-143.
- [17] PASDARPOUR M, GHAZAVI M, TESHNEHLAB M, et al. Optimal design of soil dynamic compaction using genetic algorithm and fuzzy system [J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2009, 29: 1103-1112.
- [18] TAGHAVIFAR H, MARDANI A, TAGHAVIFAR L. A hybridized artificial neural network and imperialist competitive algorithm optimization approach for prediction of soil compaction in soil bin facility [J]. *Measurement*, 2013, 46(8): 2288-2299.
- [19] 林鲁生, 冯夏庭, 白世伟, 等. 人工神经网络在边坡滑移预测中的应用[J]. *岩土力学*, 2002, 23(4): 508-510.
- LIN Lusheng, FENG Xiating, BAI Shiwei, et al. Application of artificial neural network to prediction of sliding slope [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2002, 23(4): 508-510. (in Chinese)
- [20] 史笑凡, 杨春风, 王可意. 基于支持向量机和改进 BP 神经网络的路基边坡稳定性研究 [J]. *公路交通科技*, 2019, 36(1): 31-37.
- SHI Xiaofan, YANG Chunfeng, WANG Keyi. Study on stability of roadbed slope based on SVM and improved BP neural network [J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2019, 36(1): 31-37. (in Chinese)
- [21] ZARE A H, BAYAT V M, GOLMOHAMMADI G, et al. Soil temperature estimation using an artificial neural network and co-active neuro-fuzzy inference system in two different climates [J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2016, 9(5): 377.
- [22] SARKAR T, MISHRA M. Soil erosion susceptibility mapping with the application of logistic regression and artificial neural network [J]. *Journal of Geovisualization and Spatial Analysis*, 2018, 2(1): 1-17.
- [23] SHAHABI M, JAFARZADEH A A, NEYSHABOURI M R, et al. Spatial modeling of soil salinity using multiple linear regression, ordinary kriging and artificial neural network methods [J]. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 2016, 63(2): 151-160.
- [24] 杨学超, 何彩平. 基于 BP 神经网络的路基压实度预测模型研究[J]. *甘肃科学学报*, 2011, 23(3): 132-135.
- YANG Xuechao, HE Caiping. Prediction model of subgrade compaction based on BP artificial neural network [J]. *Journal of Gansu Sciences*, 2011, 23(3): 132-135. (in Chinese)
- [25] 李细荣. 基于神经网络的土密实度检测[J]. *甘肃农业大学学报*, 2015, 50(4): 175-180.
- LI Xirong. Detection of soil compactness based on neural networks [J]. *Journal of Gansu Agricultural University*, 2015, 50(4): 175-180. (in Chinese)
- [26] RANASINGHE R A T M, JAKSA M B, KUO Y L, et al. Application of artificial neural networks for predicting the impact of rolling dynamic compaction using dynamic cone penetrometer test results [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2017, 9(2): 340-349.
- [27] 刘国光, 武志玮, 牛富俊, 等. 基于 BP 神经网络的场道脱空检测方法实验[J]. *深圳大学学报理工版*, 2016, 33(3): 309-316.
- LIU Guoguang, WU Zhiwei, NIU Fujun, et al. Airport pavement void testing based on back propagation neural network [J]. *Journal of Shenzhen University Science and Engineering*, 2016, 33(3): 309-316. (in Chinese)
- [28] 何秉顺, 刘建坤, 房建宏. 使用人工神经网络预测冻土区公路路基沉降[J]. *公路交通科技*, 2005(11): 46-48.
- HE Bingshun, LIU Jiankun, FANG Jianhong. Prediction of subgrade settlement in permafrost area using artificial neural network [J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2005(11): 46-48. (in Chinese)
- [29] SHU C, OUARDA T B M J. Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. *Journal of Hydrology*, 2008, 349(1/2): 31-43.