

基于机器学习的建筑结构混凝土碳化深度智能检测模型研究

韦江丽

贺州市检验检测中心 广西 贺州 542800

摘要：本研究聚焦于基于机器学习的建筑结构混凝土碳化深度智能检测模型构建与优化。通过收集多源异构数据，结合特征工程与算法调优，构建了高效精准的碳化深度预测模型。研究采用交叉验证与独立测试集评估，验证模型在不同场景下的泛化能力。实验结果表明，该模型能显著提升混凝土碳化深度检测的准确性与效率，为建筑结构健康监测与耐久性评估提供了强有力的技术支持，具有广阔的应用前景。

关键词：机器学习；建筑结构混凝土；智能检测；模型研究

1 混凝土在建筑结构中的重要性

混凝土在建筑结构中扮演着举足轻重的角色，其重要性体现在多个关键方面。作为现代建筑领域最基础且应用最广泛的材料之一，混凝土以其卓越的抗压强度、良好的耐久性和可塑性，成为构建安全、稳定且经济高效建筑结构的首选。它不仅能够承受巨大的垂直和水平荷载，确保建筑物在长期使用过程中的结构安全，还能有效抵御自然环境中的侵蚀，如风化、冻融循环等，从而延长建筑的使用寿命。混凝土的可模性极佳，能够轻松塑造出各种复杂的形状和结构，满足建筑师对于建筑美学和功能性的多样化需求。无论是高耸入云的摩天大楼、横跨江河的桥梁，还是深入地下的基础工程，混凝土都以其独特的性能优势，为这些建筑结构的实现提供了坚实的物质基础。混凝土还具有良好的防火性能，能够在火灾发生时为建筑物提供额外的安全保护，减缓火势蔓延，为人员疏散和消防救援争取宝贵时间。随着绿色建筑理念的兴起，混凝土材料的环保性能也日益受到重视，通过采用再生骨料、优化配合比等手段，可以进一步降低混凝土生产过程中的能耗和碳排放，推动建筑行业向更加可持续的方向发展。

2 混凝土碳化机理与影响因素

2.1 混凝土碳化机理

混凝土碳化是一个复杂的化学过程，其核心机理在于空气中的二氧化碳（ CO_2 ）逐渐渗透进入混凝土内部，与其中的氢氧化钙（ $\text{Ca}(\text{OH})_2$ ）发生中和反应。在混凝土拌和过程中，水泥中的氧化钙与水发生水化反应，生成大量的氢氧化钙。这些氢氧化钙在水中溶解度极低，大部分以结晶形态存在，为混凝土孔隙液维持高碱性环境提供了条件^[1]。当空气中的二氧化碳接触到这些氢氧

化钙时，会与之发生化学反应，生成中性的碳酸盐——碳酸钙（ CaCO_3 ）和水。这一反应的化学方程式为： $\text{Ca}(\text{OH})_2 + \text{CO}_2 \rightarrow \text{CaCO}_3 \downarrow + \text{H}_2\text{O}$ 。随着反应的进行，附近的水泥石会通过溶解羟钙石来补充反应所需的钙离子和氢氧离子，它们再扩散至孔隙液中与二氧化碳继续反应，直至孔隙液的pH值稳定在较低水平，此时中和反应完成，即所谓的“已碳化”。

2.2 影响因素分析

混凝土碳化的速度受到多种因素的影响，主要包括以下几个方面：（1）环境因素。 CO_2 浓度，空气中的 CO_2 浓度越高，碳化速度越快。环境湿度，混凝土碳化是一个液相反应过程，环境湿度对其有显著影响。在相对湿度低于25%的环境中，碳化反应难以发生；而在50%~75%的湿度范围内，由于混凝土结构不够密实，碳化容易发生；当湿度超过95%时，由于混凝土内部水分含量高，透气性减弱，碳化速度也会减慢。随着温度升高，气体的扩散速度和碳化反应速度都会加快；（2）原材料因素。不同水泥品种因其矿物成分和活性差异，对混凝土碳化速度有不同影响。一般来说，强硅酸盐型水泥的碳化速度较慢，而普通硅酸盐水泥则相对较快。水灰比乃混凝土碳化速率之关键要素。水灰比低，混凝土水泥浆体构造愈致密，透气性减少，碳化速率缓。外加剂类别与品质亦作用于混凝土碳化速率。应忌用含氯化物及碱性外加剂，因其促钢筋锈蚀，损混凝土耐久性；（3）施工操作因素。浇筑和养护质量，混凝土浇筑时的振捣不密实、养护不当等都会影响混凝土的密实性，从而加速碳化速度。混凝土中的裂缝会为 CO_2 和水分的侵入提供通道，加速碳化进程。因此在施工过程中应严格控制裂缝的产生；（4）其他因素。骨料的硬度、结构和透

气性都会影响混凝土的碳化速度。一般来说,高硬度和密实结构的骨料能减缓碳化速度。环境中存在的酸性离子(如 SO_4^{2-} 、 NO_3^- 等)会与 $\text{Ca}(\text{OH})_2$ 发生反应,生成更难溶于水的物质,从而影响混凝土的碳化速度。

3 基于机器学习的碳化深度检测模型构建

3.1 数据收集与预处理

在构建基于机器学习的混凝土碳化深度检测模型之前,首要任务是收集足够且高质量的数据。数据应涵盖各种环境条件下的混凝土样本,包括不同使用年限、不同地理位置、不同施工质量的混凝土结构。这些数据可以来源于实验室加速碳化试验、现场实际检测以及历史记录。为了确保模型的泛化能力,数据应尽可能多样化,以反映混凝土碳化现象的真实复杂性。数据收集完成后,接下来是数据预处理阶段。这一步骤至关重要,因为它直接影响到后续模型训练的效果。数据预处理主要包括几个方面:第一,数据清洗。去除重复、错误或不完整的数据记录,确保数据的准确性和一致性;第二,缺失值处理。对于存在缺失值的样本,可以采用插值法、均值替代或删除缺失值较多的样本等方法进行处理;第三,数据标准化与归一化。由于不同特征可能具有不同的量纲和分布,因此需要对数据进行标准化或归一化处理,使其处于相同的尺度范围内,从而提高模型的收敛速度和预测准确性^[2];第四,数据分割。数据集分为训练集、验证集、测试集。训练集供模型学习,验证集调超参并防过拟,测试集评模型最终效能。

3.2 特征选择与工程

在混凝土碳化深度检测中,我们需要从原始数据中提取出与碳化深度密切相关的特征。特征选择的方法多种多样,常用的有过滤式(Filter)、包裹式(Wrapper)和嵌入式(Embedded)三种。过滤式方法基于特征与目标变量之间的相关性进行筛选,计算效率高但可能忽略特征之间的交互作用;包裹式方法则通过构建模型来评估特征的重要性,虽然计算成本较高但能够更准确地选择出最优特征子集;嵌入式方法则将特征选择嵌入到模型训练过程中,实现特征选择与模型训练的同步优化。除了特征选择外,特征工程也是提高模型性能的重要手段。特征工程包括特征构造、特征变换和特征降维等步骤。通过特征构造,可以从原始特征中衍生出新的、更具预测能力的特征;通过特征变换,可以对特征进行缩放、离散化或编码等处理,使其更适合模型训练;通过特征降维,可以减少特征数量,降低模型复杂度,同时保留大部分有用信息。

3.3 机器学习算法选择与优化

在确定了特征集之后,接下来需要选择合适的机器学习算法来构建碳化深度检测模型。常见的机器学习算法包括线性回归、支持向量机(SVM)、决策树、随机森林、梯度提升树(GBDT)以及神经网络等。算法选择应基于问题的具体特点、数据规模以及计算资源等因素进行综合考虑。在选择算法后,还需要对模型进行优化以提高其预测性能。优化方法包括超参数调优、模型融合和正则化等。超参数调优是指通过网格搜索、随机搜索或贝叶斯优化等方法来寻找模型的最优超参数组合;模型融合则是指将多个模型的预测结果进行加权组合,以提高整体预测性能;正则化则是通过在损失函数中加入正则项来防止模型过拟合,提高模型的泛化能力。

3.4 模型构建与训练

模型构建通常包括定义模型结构、初始化模型参数以及设置损失函数等步骤。对于神经网络模型来说,还需要选择合适的激活函数、优化器以及学习率等超参数。在定义好模型后,可以使用训练集数据对模型进行训练。训练过程中,模型会不断地调整其参数以最小化损失函数,损失函数是衡量模型预测结果与真实值之间差异的函数,其值越小表示模型的预测性能越好。在训练过程中,还可以使用验证集数据来监控模型的性能变化,并根据需要调整超参数或防止过拟合。当模型在训练集和验证集上的性能都达到满意水平后,可以使用测试集数据来评估模型的最终性能。测试集数据是模型从未见过的数据,因此能够更客观地反映模型的泛化能力。如果模型在测试集上的性能也表现良好,那么我们就可以认为该模型已经成功地构建了混凝土碳化深度检测模型。值得注意的是,在实际应用中,还需要考虑模型的部署、维护和更新等问题。同时还需要对模型进行监控和维护,以确保其长期稳定运行和准确预测。

4 机器学习的建筑结构混凝土碳化深度智能检测模型验证与性能评估

4.1 模型验证

模型验证是确保机器学习模型在实际应用中可靠性和有效性的关键步骤。对于建筑结构混凝土碳化深度智能检测模型而言,验证过程需全面且严谨,以确认模型能够准确预测不同条件下混凝土的碳化深度。验证方法通常包括交叉验证、留一法验证以及独立测试集验证等。交叉验证是一种常用的验证技术,它将数据集划分为多个子集,轮流将每个子集作为测试集,其余子集作为训练集,多次训练并测试模型,最后汇总结果以评估模型的稳定性和泛化能力^[3]。留一法验证是交叉验证的一种特殊形式,每次仅留出一个样本作为测试集,适用于

小样本数据集。独立测试集验证则是将数据集完全划分为训练集和测试集，训练集用于模型训练，测试集用于最终模型性能的评估。在模型验证过程中，还需关注数据集的代表性和多样性。验证数据集应尽可能涵盖各种环境条件、混凝土类型和使用年限的样本，以确保模型在不同场景下的适用性，验证过程中还需记录模型的预测结果与实际测量值之间的差异，分析误差来源，为后续模型优化提供依据。

4.2 性能评估指标

性能评估指标是衡量模型预测能力的重要工具。对于混凝土碳化深度智能检测模型，常用的性能评估指标包括均方误差（MSE）、均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）以及决定系数（ R^2 ）等。均方误差（MSE）是预测值与真实值之差的平方的平均值，它反映了模型预测的整体误差水平。均方根误差（RMSE）是MSE的平方根，具有与预测值相同的量纲，更直观地反映了预测误差的大小。平均绝对误差（MAE）是预测值与真实值之差的绝对值的平均值，它不受异常值的影响，能够更稳健地评估模型的预测性能。决定系数（ R^2 ）则衡量了模型对数据的拟合程度，其值越接近1，表示模型拟合效果越好。在评估模型性能时，应综合考虑多个指标，以全面反映模型的预测能力和稳定性。同时还需根据具体应用场景和需求选择合适的评估指标。

5 模型应用与优化

5.1 模型应用案例

混凝土碳化深度智能检测模型在实际建筑结构中的应用具有广泛的前景。例如，在桥梁、隧道、高层建筑等混凝土结构的健康监测中，该模型可用于定期评估结构的碳化程度，预测剩余使用寿命，为结构维修和加固提供科学依据。以某大型桥梁为例，通过安装传感器实时监测桥梁混凝土结构的碳化情况，并将监测数据输入到智能检测模型中进行分析。模型根据输入数据预测出桥梁不同部位的碳化深度，并生成碳化程度分布图。基于这些结果，桥梁管理部门可以制定针对性的维修和加固计划，及时修复碳化严重的部位，延长桥梁的使用寿命。另外，该模型还可应用于新建混凝土结构的施工质量控制中。通过预测混凝土在不同养护条件下的碳化深

度，优化养护方案，提高混凝土的耐久性和使用寿命。

5.2 模型优化策略

尽管混凝土碳化深度智能检测模型在验证和应用中表现出了一定的性能，但仍存在改进空间。为了提高模型的预测能力和稳定性，通过收集更多样化的数据样本，增加数据集的规模和代表性，提高模型的泛化能力。可采用数据增强技术，如生成对抗网络（GAN）等，生成更多虚拟样本以扩充数据集^[4]。深入挖掘与混凝土碳化深度相关的特征信息，构造更具预测能力的特征组合。采用特征选择算法筛选出对模型性能贡献最大的特征子集，降低模型复杂度。将多个单一模型进行融合，形成集成模型。集成模型能够综合各单一模型的优点，提高预测性能和稳定性。常见的模型融合方法包括投票法、堆叠法等。采用网格搜索、随机搜索或贝叶斯优化等方法对模型的超参数进行调优，找到最优的超参数组合以提高模型性能。随着新数据的不断积累和混凝土碳化机理的深入研究，定期对模型进行更新和再训练，以适应新的环境和条件变化。

结束语

本研究成功开发了基于机器学习的建筑结构混凝土碳化深度智能检测模型，有效解决了传统检测方法中存在的效率低、精度差等问题。通过不断优化模型结构与算法参数，实现了对混凝土碳化深度的精准预测。未来，将继续深化研究，探索更多先进算法与技术的融合应用，进一步提升模型的性能与稳定性。同时积极推动该模型在实际工程中的广泛应用，为建筑结构的安全与耐久性保驾护航，贡献智慧与力量。

参考文献

- [1]盛伟静.浅谈混凝土回弹与碳化深度检测对混凝土结构的影响[J].河南建材,2023(4):30-33.
- [2]千毅.回弹法检测混凝土抗压强度不确定度评定[J].低碳世界,2021,11(06):198-199.
- [3]黄小明.混凝土强度检测与评定[J].安徽建筑,2020,27(06):185-186.
- [4]刘同.基于机器视觉的建筑结构施工中房屋裂缝智能检测方法[J].中国新技术新产品,2022,(23):129-131.