



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 118961888 B

(45) 授权公告日 2024. 12. 13

(21) 申请号 202411449704.7

(22) 申请日 2024.10.17

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118961888 A

(43) 申请公布日 2024.11.15

(73) 专利权人 广东海洋大学

地址 524088 广东省湛江市麻章区海大路1号

(72) 发明人 许健宇 庞翠娟 刘浩 吴旭洋
苏敬皓 申鑫 叶伟峰 杨文欣
黄思桦(74) 专利代理机构 厦门智慧呈睿知识产权代理
事务所(普通合伙) 35222
专利代理师 李梅

(51) Int.Cl.

G01N 29/07 (2006.01)

G01N 29/44 (2006.01)

G01N 3/52 (2006.01)

G06F 18/2451 (2023.01)

G06F 18/22 (2023.01)

G06F 18/2411 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 101303329 A, 2008.11.12

CN 115655887 A, 2023.01.31

审查员 刘佳伦

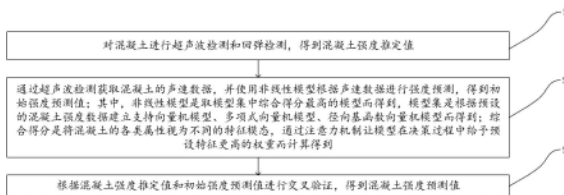
权利要求书3页 说明书15页 附图1页

(54) 发明名称

一种建筑用混凝土的强度检测方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种建筑用混凝土的强度检测方法及系统,所述方法包括:对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值;通过超声波检测获取混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;根据混凝土强度推定值和初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值。本发明提出一种建筑用混凝土的强度检测方法及系统,通过超声回弹法对混凝土进行初步测试,得到混凝土强度推定值,再通过非线性模型进行强度预测,得到初始强度预测值,从而通过交叉验证得到更加准确的混凝土强度预测值,该自动化预测流程减少了人工干预和误差,能够解决难以对建筑用混凝土进行智能化检测,提高强度检测准确性的问题。



1. 一种建筑用混凝土的强度检测方法,其特征在于,包括:

对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值;

通过超声波检测获取所述混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据所述声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;其中,所述非线性模型是取模型集中综合得分最高的模型而得到,所述模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到;所述综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到;

根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值;

其中,所述综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到,具体为:

将混凝土的预设属性视为不同的特征模态,得到若干特征模态;

基于所述混凝土强度数据和相似度公式,通过多特征融合技术将所述若干特征模态进行整合,并通过应用注意力机制,让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重来捕捉到影响混凝土相似度的关键因素,计算得到向量机模型的强度预测结果与所述混凝土强度数据的相似度得分;

根据所述向量机模型的强度预测结果和所述混凝土强度数据,计算得到均方误差和F1分数;

基于综合得分公式,对所述相似度得分、所述均方误差和所述F1分数进行权重分配,计算得到所述综合得分;

其中,所述相似度公式为:

$$\text{Sim}(Y,i,t) = \sum_{m=1}^3 \alpha_m \cdot \text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t)) \cdot e^{-\lambda t} \cdot \beta_m;$$

所述综合得分公式为:

$$S_i = \sum_{i=1}^m (\text{Sim}(Y,i,t)(S_i) + \text{MSE}^{(i)}(M_i) + F_1^{(i)}(F_i));$$

其中, Y 是混凝土批次, i 是混凝土资源, t 是时间, m 是混凝土的模态类型, α_m 是第 m 个模态的权重, $\text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t))$ 是多模态注意力机制函数, $\mathbf{x}_Y^m(t)$ 是混凝土批次 Y 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, $\mathbf{x}_i^m(t)$ 是混凝土资源 i 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, λ 是时间衰减因子, β_m 是第 m 个模态融合系数; $\text{Sim}(Y,i,t)$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的相似度得分, $\text{MSE}^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的均方误差, $F_1^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的F1分数, S_i 、 M_i 和 F_i 分别为相似度、均方误差和F1分数的特征权重值, m 是混凝土样本的总数。

2. 如权利要求1所述的一种建筑用混凝土的强度检测方法,其特征在于,所述模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到,具体为:

对预设的混凝土样本进行检测,得到包括声速数据和实际强度值的基础数据;

对所述基础数据进行清洗数据和标准化处理,得到数据集;

通过线性核函数在所述数据集的原始空间中找到最佳超平面,建立所述支持向量机模型;

通过多项式核函数捕获所述数据集中特征之间的非线性关系,建立所述多项式向量机模型;

基于所述数据集,通过RBF核函数根据相似度度量在高维特征空间中寻找最佳超平面,建立所述径向基函数向量机模型;

由所述支持向量机模型、所述多项式向量机模型和所述径向基函数向量机模型构成所述模型集。

3. 如权利要求2所述的一种建筑用混凝土的强度检测方法,其特征在于,通过线性核函数在所述数据集的原始空间中找到最佳超平面,建立所述支持向量机模型,具体为:

引入正则化项控制模型的复杂度,并在所述数据集的原始空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第一最优超平面;其中,所述两类数据点是所述数据集中的数据点;

根据所述第一最优超平面建立所述支持向量机模型。

4. 如权利要求2所述的一种建筑用混凝土的强度检测方法,其特征在于,通过多项式核函数捕获数据集中特征之间的非线性关系,建立所述多项式向量机模型,具体为:

将所述数据集从原始空间映射到高维多项式特征空间;

通过所述多项式核函数捕获所述数据集中的多项式组合方式,得到非线性交互数据;

根据所述非线性交互数据,在所述高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第二最优超平面;其中,所述两类数据点是所述数据集中的数据点;

根据所述第二最优超平面建立所述多项式向量机模型。

5. 如权利要求2所述的一种建筑用混凝土的强度检测方法,其特征在于,基于所述数据集,通过RBF核函数根据相似度度量在高维特征空间中寻找最佳超平面,建立所述径向基函数向量机模型,具体为:

计算所述数据集中不同数据点之间的欧氏距离,得到欧氏距离集;

根据所述欧氏距离集,通过所述RBF核函数计算所述数据集中不同数据点在高维特征空间中的相似度度量,得到相似度度量集;

根据所述相似度度量集,在高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第三最优超平面;其中,所述两类数据点是所述数据集中的数据点;

根据所述第三最优超平面建立所述径向基函数向量机模型。

6. 如权利要求1所述的一种建筑用混凝土的强度检测方法,其特征在于,根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值,具体为:

根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值的加权平均值,使用预测模型预测得到所述混凝土强度预测值;

其中,所述预测模型是根据预测值与所述混凝土强度推定值之间的性能指标集对自适应模型进行调整而得到,所述预测值是使用训练集和测试集训练并运行所述自适应模型而得到,所述训练集和测试集是按照预设方式对所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测

值进行划分而得到。

7.一种建筑用混凝土的强度检测系统,其特征在于,包括推定模块、预测模块和验证模块;

其中,所述推定模块,用于对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值;

所述预测模块,用于通过超声波检测获取所述混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据所述声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;其中,所述非线性模型是取模型集中综合得分最高的模型而得到,所述模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到;所述综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到;

所述验证模块,用于根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值;

其中,所述预测模块包括分数单元;

所述分数单元,用于将混凝土的预设属性视为不同的特征模态,得到若干特征模态;

所述分数单元,还用于基于所述混凝土强度数据和相似度公式,通过多特征融合技术将所述若干特征模态进行整合,并通过应用注意力机制,让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重来捕捉到影响混凝土相似度的关键因素,计算得到向量机模型的强度预测结果与所述混凝土强度数据的相似度得分;

所述分数单元,还用于根据所述向量机模型的强度预测结果和所述混凝土强度数据,计算得到均方误差和F1分数;

所述分数单元,还用于基于综合得分公式,对所述相似度得分、所述均方误差和所述F1分数进行权重分配,计算得到所述综合得分;

其中,所述相似度公式为:

$$\text{Sim}(Y,i,t) = \sum_{m=1}^3 \alpha_m \cdot \text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t)) \cdot e^{-\lambda t} \cdot \beta_m;$$

所述综合得分公式为:

$$S_i = \sum_{i=1}^m (\text{Sim}(Y,i,t)(S_i) + \text{MSE}^{(i)}(M_i) + F_1^{(i)}(F_i));$$

其中, Y 是混凝土批次, i 是混凝土资源, t 是时间, m 是混凝土的模态类型, α_m 是第 m 个模态的权重, $\text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t))$ 是多模态注意力机制函数, $\mathbf{x}_Y^m(t)$ 是混凝土批次 Y 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, $\mathbf{x}_i^m(t)$ 是混凝土资源 i 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, λ 是时间衰减因子, β_m 是第 m 个模态融合系数; $\text{Sim}(Y,i,t)$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的相似度得分, $\text{MSE}^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的均方误差, $F_1^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的F1分数, S_i 、 M_i 和 F_i 分别为相似度、均方误差和F1分数的特征权重值, m 是混凝土样本的总数。

一种建筑用混凝土的强度检测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及建筑技术领域,特别是涉及一种建筑用混凝土的强度检测方法及系统。

背景技术

[0002] 建筑物的稳定性和承载能力很大程度上取决于混凝土的强度,混凝土强度检测作为法律法规对建筑工程质量监管的重要内容之一,是评估混凝土材料质量的重要手段;不同的原材料配比、施工工艺和养护条件都会影响混凝土的最终强度,通过强度检测,可以直观地了解混凝土的质量状况,为材料供应商和施工单位提供客观的质量评价依据,促进材料质量的不断提升。现有技术主要是使用带水冷却装置的薄壁空心钻在混凝土构件上钻取芯样,或者在已硬化的混凝土表面钻孔、磨槽、嵌入锚固件并安装拔出仪进行拔出试验,来检测混凝土强度,以及通过回弹法、超声波法来得到混凝土的强度。

[0003] 然而,钻芯取样和拔出试验的方式容易对混凝土造成破坏,并且在某些复杂结构或大型工程中,取样和检测过程可能较为困难,耗时耗力;而回弹法和超声波法的检测方式较为单一,当混凝土内外质量差异较大时,如存在内部缺陷、化学腐蚀、火灾或冻伤等,会导致强度检测的准确性和检测效率低,此外,这些方法在智能化程度上相对较低,需要人工操作和较多的人为判断,难以实现全自动化和智能化检测。

发明内容

[0004] 本发明提供一种建筑用混凝土的强度检测方法及系统,以解决难以对建筑用混凝土进行智能化检测,提高强度检测准确性的问题。

[0005] 对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值;

[0006] 通过超声波检测获取所述混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据所述声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;其中,所述非线性模型是取模型集中综合得分最高的模型而得到,所述模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到;所述综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到;

[0007] 根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值。

[0008] 本发明的超声波检测能够提供混凝土内部的声速数据,反映混凝土的致密程度和完整性,而回弹检测则通过测量混凝土表面的硬度来推断其强度,这种多源数据的融合有助于提高混凝土强度预测的准确性。采用非线性模型根据超声波检测的声速数据进行强度预测,能够更好地捕捉混凝土强度与声速之间的非线性关系。并且,通过建立模型集并选取综合得分最高的模型作为最终的非线性模型,实现了模型的优化选择;而综合得分的计算考虑了混凝土的不同属性特征,并通过注意力机制赋予预设特征更高的权重,这有助于筛选出最适合当前数据集的模型。由于交叉验证有助于发现模型可能存在的过拟合或欠拟合

问题,并能够通过调整模型参数或结构来优化预测结果,所以使用混凝土强度推定值和初始强度预测值进行交叉验证,可以进一步提升混凝土强度预测值的可靠性。

[0009] 相比于现有技术,本发明通过超声回弹法对混凝土进行初步测试,得到混凝土强度推定值,再通过非线性模型对混凝土进行强度预测,得到初始强度预测值,从而基于这两种方式所得的结果进行交叉验证,得到更加准确的混凝土强度预测值,该自动化的检测和预测流程减少了人工干预和误差,提高了预测的准确率和效率,因此能够解决难以对建筑用混凝土进行智能化检测,提高强度检测准确性的问题。

[0010] 作为优选方案,所述模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到,具体为:

[0011] 对预设的混凝土样本进行检测,得到包括声速数据和实际强度值的基础数据;

[0012] 对所述基础数据进行清洗数据和标准化处理,得到数据集;

[0013] 通过线性核函数在所述数据集的原始空间中找到最佳超平面,建立所述支持向量机模型;

[0014] 通过多项式核函数捕获所述数据集中特征之间的非线性关系,建立所述多项式向量机模型;

[0015] 基于所述数据集,通过RBF核函数根据相似度度量在高维特征空间中寻找最佳超平面,建立所述径向基函数向量机模型;

[0016] 由所述支持向量机模型、所述多项式向量机模型和所述径向基函数向量机模型构成所述模型集。

[0017] 本优选方案中,线性核函数适用于数据本身接近线性可分的情况;多项式核函数能够捕获特征之间的非线性关系;而RBF核函数则通过在高维特征空间中寻找最佳超平面,进一步增强了模型的泛化能力。集成这些模型可以综合各自的优点,从而提高后续强度预测的准确性和稳定性。由于使用了多种核函数,即使其中一种核函数在特定数据集上表现不佳,其他核函数仍可能提供有用的信息,这种多样性有助于减少单一模型可能存在的过拟合或欠拟合问题,增强整个模型集的鲁棒性和适应性。

[0018] 作为优选方案,通过线性核函数在所述数据集的原始空间中找到最佳超平面,建立所述支持向量机模型,具体为:

[0019] 引入正则化项控制模型的复杂度,并在所述数据集的原始空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第一最优超平面;其中,所述两类数据点是所述数据集的数据点;

[0020] 根据所述第一最优超平面建立所述支持向量机模型。

[0021] 本优选方案通过引入正则化项,可以有效地控制模型的复杂度,避免模型在训练数据上过拟合。这使得模型在面对未见过的测试数据时,能够表现出更好的泛化性能,即能够更准确地分类或预测新数据。通过最大化分类间隔,能够找到一个最优的决策边界,该边界不仅能够准确分类训练数据,而且能够保持对新数据的良好分类性能。

[0022] 作为优选方案,通过多项式核函数捕获数据集中特征之间的非线性关系,建立所述多项式向量机模型,具体为:

[0023] 将所述数据集从原始空间映射到高维多项式特征空间;

[0024] 通过所述多项式核函数捕获所述数据集中的多项式组合方式,得到非线性交互数

据;

[0025] 根据所述非线性交互数据,在所述高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第二最优超平面;其中,所述两类数据点是所述数据集中的数据点;

[0026] 根据所述第二最优超平面建立所述多项式向量机模型。

[0027] 本优选方案中,由于多项式核函数能够表达特征之间的复杂交互和组合,因此在混凝土强度检测中,多项式核函数能够更好地捕捉这些交互作用,从而提高模型的预测精度和鲁棒性。

[0028] 作为优选方案,基于所述数据集,通过RBF核函数根据相似度度量在高维特征空间中寻找最佳超平面,建立所述径向基函数向量机模型,具体为:

[0029] 计算所述数据集中不同数据点之间的欧氏距离,得到欧氏距离集;

[0030] 根据所述欧氏距离集,通过所述RBF核函数计算所述数据集中不同数据点在高维特征空间中的相似度度量,得到相似度度量集;

[0031] 根据所述相似度度量集,在高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第三最优超平面;其中,所述两类数据点是所述数据集中的数据点;

[0032] 根据所述第三最优超平面建立所述径向基函数向量机模型。

[0033] 本优选方案的RBF核函数通过计算数据点之间的欧氏距离,并在高维空间中根据这些距离来定义相似度,这使得模型能够很好地捕捉数据点之间的局部相似性;在混凝土强度检测中,这意味着相似材料或配比的数据点将被更紧密地联系在一起,有助于提高模型的预测精度。通过在高维特征空间中搜索能够最大化分类间隔的第三最优超平面,径向基函数向量机模型能够在保持对训练数据良好拟合的同时,也保持对新数据的良好预测能力,这有助于减少过拟合现象,提高模型的泛化能力。

[0034] 作为优选方案,所述综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到,具体为:

[0035] 将混凝土的预设属性视为不同的特征模态,得到若干特征模态;

[0036] 基于所述混凝土强度数据和相似度公式,通过多特征融合技术将所述若干特征模态进行整合,并通过应用注意力机制,让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重来捕捉到影响混凝土相似度的关键因素,计算得到向量机模型的强度预测结果与所述混凝土强度数据的相似度得分;

[0037] 根据所述向量机模型的强度预测结果和所述混凝土强度数据,计算得到均方误差和F1分数;

[0038] 根据所述相似度得分、所述均方误差和所述F1分数计算得到所述综合得分。

[0039] 本优选方案将混凝土的多种预设属性视为不同的特征模态,并通过多特征融合技术将它们整合起来,可以充分利用不同特征之间的互补性,提高相似度得分的特征表达能力。引入注意力机制,让模型在决策过程中能够自动给予预设特征更高的权重,这种机制使得模型能够更准确地捕捉到影响混凝土相似度的关键因素,从而提高预测的准确性和可靠性。通过计算相似度得分、均方误差和F1分数,并对这些指标进行权重分配,最终得到综合得分来评估模型性能,能够更全面地反映模型在各个方面的表现,为模型的最终选择提供更全面的参考。

[0040] 作为优选方案,所述相似度公式,具体为:

$$[0041] \quad \text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t) = \sum_{m=1}^3 \alpha_m \cdot \text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t)) \cdot e^{-\lambda t} \cdot \beta_m;$$

[0042] 其中, $\mathbf{Y}$ 是混凝土批次, $\mathbf{i}$ 是混凝土资源, t 是时间, m 是混凝土的模态类型, α_m 是第 m 个模态的权重, $\text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t))$ 是多模态注意力机制函数, $\mathbf{x}_Y^m(t)$ 是混凝土批次 $\mathbf{Y}$ 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, $\mathbf{x}_i^m(t)$ 是混凝土资源 $\mathbf{i}$ 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, λ 是时间衰减因子, β_m 是第 m 个模态融合系数。

[0043] 作为优选方案,根据所述相似度得分、所述均方误差和所述F1分数计算得到所述综合得分,具体为:

[0044] 基于综合得分公式,对所述相似度得分、所述均方误差和所述F1分数进行权重分配,计算得到所述综合得分;

[0045] 其中,所述综合得分公式为:

$$[0046] \quad S_i = \sum_{i=1}^m (\text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t)(s_i) + \text{MSE}^{(i)}(m_i) + F_1^{(i)}(f_i));$$

[0047] 其中, $\text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t)$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的相似度得分, $\text{MSE}^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的均方误差, $F_1^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的F1分数, s_i 、 m_i 和 f_i 分别为相似度、均方误差和F1分数的特征权重值, m 是混凝土样本的总数。

[0048] 作为优选方案,根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值,具体为:

[0049] 根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值的加权平均值,使用预测模型预测得到所述混凝土强度预测值;

[0050] 其中,所述预测模型是根据预测值与所述混凝土强度推定值之间的性能指标集对自适应模型进行调整而得到,所述预测值是使用训练集和测试集训练并运行所述自适应模型而得到,所述训练集和测试集是按照预设方式对所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行划分而得到。

[0051] 本优选方案通过将混凝土强度推定值和初始强度预测值进行加权平均,可以综合两者的优点,减少单一预测方法可能带来的误差。由于预测模型是根据预测值与混凝土强度推定值之间的性能指标集进行自适应调整而得到的,这意味着模型能够根据实际的预测效果进行动态优化,以更好地适应数据的变化和预测任务的需求,该方式使得模型在长时间运行或面对新数据时能够保持较高的预测精度。

[0052] 本发明还提供了一种建筑用混凝土的强度检测系统,包括推定模块、预测模块和验证模块;

[0053] 其中,所述推定模块,用于对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值;

[0054] 所述预测模块,用于通过超声波检测获取所述混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据所述声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;其中,所述非线性模型是取模

型集中综合得分最高的模型而得到,所述模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到;所述综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到;

[0055] 所述验证模块,用于根据所述混凝土强度推定值和所述初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值。

附图说明

[0056] 图1是本申请实施例提供的一种建筑用混凝土的强度检测方法的流程示意图;

[0057] 图2是本申请实施例提供的一种建筑用混凝土的强度检测系统的结构示意图。

具体实施方式

[0058] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0059] 在本申请的描述中,需要理解的是,术语“第一”、“第二”和“第三”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”和“第三”的特征可以明示或者隐含地包括一个或者多个该特征。在本申请的描述中,除非另有说明,“若干”的含义是两个或两个以上。

[0060] 本申请实施例所提供的一种建筑用混凝土的强度检测方法,主要应用于需要对混凝土强度进行智能化检测,以提高强度检测准确性和检测效率,进而保证混凝土应用强度的技术效果的情况。

[0061] 实施例一:

[0062] 请参阅图1,本申请的实施例提供了一种建筑用混凝土的强度检测方法,包括S1~S3,具体实施步骤如下:

[0063] S1、对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值。

[0064] 本申请实施例步骤S1具体为:

[0065] 采用抽检的方法在混凝土上画出测区,并标记测区编号,以及在规定的范围内使测点均匀分布;其中,测点间距不小于20mm,测点距构件边缘不小于30mm;

[0066] 使用回弹仪以垂直于表面的方式测试各测区的回弹值,得到回弹值集;

[0067] 剔除回弹值集中超过预设范围的异常值,并计算剩余回弹值的平均值,得到实际回弹值 R 。

[0068] 在与回弹测试相对应的测点上,控制超声波检测仪的发射和接收换能器在同一轴线上以进行声速测试,得到声速值集;

[0069] 取声速值集的平均值作为该测区的声速代表值,得到实际声速值 V ;

[0070] 根据实际回弹值 R 和实际声速值 V 计算得到混凝土强度推定值 f_{cu} ;

[0071] 其中,混凝土强度推定值为:

[0072] $f_{cu} = aR^bV^c$;

[0073] 其中, a 、 b 和 c 是通过校准试验确定的系数, R 是实际回弹值, V 是实际声速值。

[0074] S2、通过超声波检测获取混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;其中,非线性模型是取模型集中综合得分最高的模型而得到,模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到;综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模态,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到。

[0075] 本申请实施例步骤S2包括S2.1~S2.6;具体为:

[0076] S2.1、在预设混凝土样本的浇注方向的侧面上,均匀布置方网格形状的测区,并在每个测区内布置若干对测点;

[0077] 使用超声波检测仪量测每对测点之间的直线距离,以及记录超声波的传播时间,根据直线距离和传播时间计算得到声速数据;

[0078] 将声速数据以及预设混凝土样本对应的实际强度值定义为基础数据;

[0079] 对基础数据进行清洗数据和标准化处理,得到数据集。

[0080] S2.2、引入正则化项控制模型的复杂度,定义最优超平面;其中,超平面是指使得两类数据中所有点到它的距离(即间隔)最大的那个平面;其中,两类数据是指数据集中按照强度高低分成的两类数据;

[0081] 假设超平面可以表示为 $w \cdot x + b = 0$,其中 w 是超平面的法向量, b 是偏置项, x 是数据点,则点到超平面的距离公式为: $D = |w \cdot x + b| / \|w\|$;其中,运算符 $\|\cdot\|$ 表示向量的模;

[0082] 在数据集中所有点都在预设的正确一侧,且对应的距离 D 至少为正数的条件下,通过预设的优化目标函数来最大化间隔,并使用拉格朗日乘子法进行求解,得到最优的第一最优超平面的法向量 w 和偏置项 b ;

[0083] 根据法向量 w 和偏置项 b 建立支持向量机模型;其中,支持向量机模型的决策函数为 $f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b)$,并且 sign 函数用于判断正负,根据函数的输出决定数据点属于哪个类别。

[0084] 本实施例S2.2通过引入正则化项,可以有效地控制模型的复杂度,避免模型在训练数据上过拟合。这使得模型在面对未见过的测试数据时,能够表现出更好的泛化性能,即能够更准确地分类或预测新数据。通过最大化分类间隔,能够找到一个最优的决策边界,该边界不仅能够准确分类训练数据,而且能够保持对新数据的良好分类性能。

[0085] S2.3、将数据集从原始空间映射到高维多项式特征空间;

[0086] 通过多项式核函数捕获数据集中的多项式组合方式,得到非线性交互数据;

[0087] 根据非线性交互数据,在高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第二最优超平面;其中,两类数据点是数据集中按照强度高低分成的两类数据点;

[0088] 根据第二最优超平面建立多项式向量机模型;

[0089] 其中,多项式核函数为:

[0090] $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\gamma \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle + r)^d$;

[0091] 其中, $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}'$ 是数据集中的两个点, γ 是核系数, r 是常数项, d 是多项式的度, $\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle$ 是 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}'$ 之间的点积。

[0092] 在本实施例S2.3中, 由于多项式核函数能够表达特征之间的复杂交互和组合, 因此在混凝土强度检测中, 多项式核函数能够更好地捕捉这些交互作用, 从而提高模型的预测精度和鲁棒性。

[0093] S2.4、计算数据集中不同数据点之间的欧氏距离, 得到欧氏距离集;

[0094] 根据欧氏距离集, 通过RBF核函数计算数据集中不同数据点在高维特征空间中的相似度量, 得到相似度量集;

[0095] 根据相似度量集, 在高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面, 得到第三最优超平面; 其中, 两类数据点是数据集中的数据点;

[0096] 根据第三最优超平面建立径向基函数向量机模型;

[0097] 由支持向量机模型、多项式向量机模型和径向基函数向量机模型构成模型集;

[0098] 其中, RBF核函数为:

[0099] $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2} \right)$;

[0100] 其中, $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2$ 是数据点 $\mathbf{x}_i$ 和数据点 $\mathbf{x}_j$ 之间的欧氏距离的平方, σ 是核的带宽参数。

[0101] 本实施例S2.4的RBF核函数通过计算数据点之间的欧氏距离, 并在高维空间中根据这些距离来定义相似度, 这使得模型能够很好地捕捉数据点之间的局部相似性; 在混凝土强度检测中, 这意味着相似材料或配比的数据点将被更紧密地联系在一起, 有助于提高模型的预测精度。通过在高维特征空间中搜索能够最大化分类间隔的第三最优超平面, 径向基函数向量机模型能够在保持对训练数据良好拟合的同时, 也保持对新数据的良好预测能力, 这有助于减少过拟合现象, 提高模型的泛化能力。

[0102] 在本实施例S2.2~S2.4中, 线性核函数适用于数据本身接近线性可分的情况; 多项式核函数能够捕获特征之间的非线性关系; 而RBF核函数则通过在高维特征空间中寻找最佳超平面, 进一步增强了模型的泛化能力。集成这些模型可以综合各自的优点, 从而提高后续强度预测的准确性和稳定性。由于使用了多种核函数, 即使其中一种核函数在特定数据集上表现不佳, 其他核函数仍可能提供有用的信息, 这种多样性有助于减少单一模型可能存在的过拟合或欠拟合问题, 增强整个模型集的鲁棒性和适应性。

[0103] S2.5、将混凝土的预设属性视为不同的特征模态, 得到若干特征模态;

[0104] 基于混凝土强度数据和相似度公式, 通过多特征融合技术将若干特征模态进行整合, 并通过应用注意力机制, 让模型在决策过程中给予更重要特征更高的权重来捕捉到影响混凝土相似度的关键因素, 计算得到向量机模型的强度预测结果与混凝土强度数据的相似度得分;

[0105] 根据向量机模型的强度预测结果和混凝土强度数据, 计算得到均方误差和F1分数;

[0106] 基于综合得分公式, 对相似度得分、均方误差和F1分数进行权重分配, 计算得到综

合得分；

[0107] 其中，相似度公式为：

$$[0108] \quad \text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t) = \sum_{m=1}^3 \alpha_m \cdot \text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t)) \cdot e^{-\lambda t} \cdot \beta_m;$$

[0109] 综合得分公式为：

$$[0110] \quad S_i = \sum_{i=1}^m (\text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t)(S_i) + \text{MSE}^{(i)}(\mathbf{M}_i) + \mathbf{F}_1^{(i)}(\mathbf{F}_i));$$

[0111] F1分数为：

$$[0112] \quad \mathbf{F1} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}};$$

[0113] 对于参数Precision和Recall有：

$$[0114] \quad \text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}};$$

$$[0115] \quad \text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}};$$

[0116] 其中， $\mathbf{Y}$ 是混凝土批次， $\mathbf{i}$ 是混凝土资源， t 是时间； m 是模态类型， $m=1$ 代表立方体抗压强度， $m=2$ 代表轴心抗压强度， $m=3$ 代表抗拉强度； α_m 是第 m 个模态的权重， $\text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t))$ 是多模态注意力机制函数， $\mathbf{x}_Y^m(t)$ 是混凝土批次 $\mathbf{Y}$ 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量， $\mathbf{x}_i^m(t)$ 是混凝土资源 $\mathbf{i}$ 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量， λ 是时间衰减因子； β_m 是第 m 个模态融合系数，用于调整不同模态的权重；

[0117] $\text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t)$ 是第 $\mathbf{i}$ 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的相似度得分， $\text{MSE}^{(i)}$ 是第 $\mathbf{i}$ 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的均方误差， $\mathbf{F}_1^{(i)}$ 是第 $\mathbf{i}$ 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的F1分数， S_i 、 $\mathbf{M}_i$ 和 $\mathbf{F}_i$ 分别为相似度、均方误差和F1分数的特征权重值， m 是混凝土样本的总数；

[0118] TP 表示模型正确预测为正类的样本数， FP 表示模型预测为正例但实际为负例的样本数， FN 表示模型预测为负例但实际为正例的样本数。

[0119] 本实施例S2.5将混凝土的多种预设属性视为不同的特征模态，并通过多特征融合技术将它们整合起来，可以充分利用不同特征之间的互补性，提高相似度得分的特征表达能力。引入注意力机制，让模型在决策过程中能够自动给予预设特征更高的权重，这种机制使得模型能够更准确地捕捉到影响混凝土相似度的关键因素，从而提高预测的准确性和可靠性。通过计算相似度得分、均方误差和F1分数，并对这些指标进行权重分配，最终得到综合得分来评估模型性能，能够更全面地反映模型在各个方面的表现，为模型的最终选择提供更全面的参考。

[0120] S2.6、通过超声波检测获取混凝土的声速数据；

[0121] 取模型集中综合得分最高的模型作为非线性模型，根据声速数据进行强度预测，得到初始强度预测值。

[0122] S3、根据混凝土强度推定值和初始强度预测值进行交叉验证，得到混凝土强度预

测值。

[0123] 本申请实施例步骤S3包括S3.1~S3.2;具体为:

[0124] S3.1、对混凝土强度推定值、初始强度预测值和任何可能影响混凝土强度的物理特性数据或化学特性数据,进行标准化和归一化处理,得到综合数据集;

[0125] 将综合数据集按照预设方式划分为训练集和测试集;

[0126] 使用训练集数据对初始自适应模型进行训练,并通过测试集评估模型的性能,得到自适应模型。

[0127] S3.2、设置一个或多个用于捕获混凝土特有特征和信息的适配器模块,并引入自注意力机制来增强适配器模块对关键特征的捕捉能力,以及加入动态特征选择机制,控制适配器模块能够自动决定哪些特征对于当前的预测任务更为重要,并据此调整权重从而选择性地传递信息;其中,适配器模块用于捕获并处理与性能指标集相关的信息;

[0128] 初始化适配器模块的参数,在自适应模型的预设最后几层之前插入适配器模块;

[0129] 更新自适应模型的前向传播逻辑,以包含适配器模块的处理步骤;

[0130] 通过设置原始参数的“requires_grad”属性为“False”,定位自适应模型中需要冻结的原始参数;

[0131] 在自适应模型中,只调整适配器模块的参数,而保持自适应模型的预设原始参数不变,以使自适应模型在性能指标集上进行适应,得到预测模型。

[0132] 根据混凝土强度推定值和初始强度预测值的加权平均值,使用预测模型预测得到混凝土强度预测值。

[0133] 本实施例S3.2通过将混凝土强度推定值和初始强度预测值进行加权平均,可以综合两者的优点,减少单一预测方法可能带来的误差。由于预测模型是根据预测值与混凝土强度推定值之间的性能指标集进行自适应调整而得到的,这意味着模型能够根据实际的预测效果进行动态优化,以更好地适应数据的变化和预测任务的需求,该方式使得模型在长时间运行或面对新数据时能够保持较高的预测精度;

[0134] 并且,对于预测模型而言,自注意力机制允许模型在处理每个特征时,都能够考虑到其他所有特征的信息,从而更全面地理解数据的内在结构和关联性;加入动态特征选择机制使得适配器模块能够自动决定哪些特征对于当前的预测任务更为重要,并据此调整权重,这有助于提高模型的鲁棒性和适应性。只调整适配器模块的参数,使得模型能够专注于优化与当前预测任务最相关的部分,这种针对性的优化策略有助于提高模型的性能和准确性。

[0135] 从整体来看,本实施例具有如下有益效果:

[0136] 本发明的超声波检测能够提供混凝土内部的声速数据,反映混凝土的致密程度和完整性,而回弹检测则通过测量混凝土表面的硬度来推断其强度,这种多源数据的融合有助于提高混凝土强度预测的准确性。采用非线性模型根据超声波检测的声速数据进行强度预测,能够更好地捕捉混凝土强度与声速之间的非线性关系。并且,通过建立模型集并选取综合得分最高的模型作为最终的非线性模型,实现了模型的优化选择;而综合得分的计算考虑了混凝土的不同属性特征,并通过注意力机制赋予预设特征更高的权重,这有助于筛选出最适合当前数据集的模型。由于交叉验证有助于发现模型可能存在的过拟合或欠拟合问题,并能够通过调整模型参数或结构来优化预测结果,所以使用混凝土强度推定

值和初始强度预测值进行交叉验证,可以进一步提升混凝土强度预测值的可靠性。

[0137] 实施例二:

[0138] 请参阅图2,本申请的实施例提供了一种建筑用混凝土的强度检测系统,包括推定模块10、预测模块20和验证模块30;

[0139] 其中,推定模块10,用于对混凝土进行超声波检测和回弹检测,得到混凝土强度推定值;

[0140] 预测模块20,用于通过超声波检测获取混凝土的声速数据,并使用非线性模型根据声速数据进行强度预测,得到初始强度预测值;其中,非线性模型是取模型集中综合得分最高的模型而得到,模型集是根据预设的混凝土强度数据建立支持向量机模型、多项式向量机模型、径向基函数向量机模型而得到;综合得分是将混凝土的各类属性视为不同的特征模式,通过注意力机制让模型在决策过程中给予预设特征更高的权重而计算得到;

[0141] 验证模块30,用于根据混凝土强度推定值和初始强度预测值进行交叉验证,得到混凝土强度预测值。

[0142] 在一个实施例中,推定模块10具体为:

[0143] 采用抽检的方法在混凝土上画出测区,并标记测区编号,以及在规定的范围内使测点均匀分布;其中,测点间距不小于20mm,测点距构件边缘不小于30mm;

[0144] 使用回弹仪以垂直于表面的方式测试各测区的回弹值,得到回弹值集;

[0145] 剔除回弹值集中超过预设范围的异常值,并计算剩余回弹值的平均值,得到实际回弹值 R 。

[0146] 在与回弹测试相对应的测点上,控制超声波检测仪的发射和接收换能器在同一轴线上以进行声速测试,得到声速值集;

[0147] 取声速值集的平均值作为该测区的声速代表值,得到实际声速值 V ;

[0148] 根据实际回弹值 R 和实际声速值 V 计算得到混凝土强度推定值 f_{cu} ;

[0149] 其中,混凝土强度推定值为:

[0150] $f_{cu} = aR^bV^c$;

[0151] 其中, a 、 b 和 c 是通过校准试验确定的系数, R 是实际回弹值, V 是实际声速值。

[0152] 在一个实施例中,预测模块20包括数据集单元、模型第一单元、模型第二单元、模型第三单元、分数单元和初始单元;具体为:

[0153] 数据集单元,用于在预设混凝土样本的浇注方向的侧面上,均匀布置方网格形状的测区,并在每个测区内布置若干对测点;

[0154] 数据集单元,还用于使用超声波检测仪量测每对测点之间的直线距离,以及记录超声波的传播时间,根据直线距离和传播时间计算得到声速数据;

[0155] 数据集单元,还用于将声速数据以及预设混凝土样本对应的实际强度值定义为基础数据;

[0156] 数据集单元,还用于对基础数据进行清洗数据和标准化处理,得到数据集。

[0157] 模型第一单元,用于引入正则化项控制模型的复杂度,定义最优超平面;其中,超平面是指使得两类数据中所有点到它的距离(即间隔)最大的那个平面;其中,两类数据是指数据集中按照强度高低分成的两类数据;

[0158] 模型第一单元,还用于假设超平面可以表示为 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0$,其中 $\mathbf{w}$ 是超平面的法向量, $\mathbf{b}$ 是偏置项, $\mathbf{x}$ 是数据点,则点到超平面的距离公式为: $D = |\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}| / \|\mathbf{w}\|$;其中,运算符号 $\|\cdot\|$ 表示向量的模;

[0159] 模型第一单元,还用于在数据集中所有点都在预设的正确一侧,且对应的距离 D 至少为正数的条件下,通过预设的优化目标函数来最大化间隔,并使用拉格朗日乘子法进行求解,得到最优的第一最优超平面的法向量 $\mathbf{w}$ 和偏置项 $\mathbf{b}$;

[0160] 模型第一单元,还用于根据法向量 $\mathbf{w}$ 和偏置项 $\mathbf{b}$ 建立支持向量机模型;其中,支持向量机模型的决策函数为 $f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b})$,并且 sign 函数用于判断正负,根据函数的输出决定数据点属于哪个类别。

[0161] 本实施例模型第一单元通过引入正则化项,可以有效地控制模型的复杂度,避免模型在训练数据上过拟合。这使得模型在面对未见过的测试数据时,能够表现出更好的泛化性能,即能够更准确地分类或预测新数据。通过最大化分类间隔,能够找到一个最优的决策边界,该边界不仅能够准确分类训练数据,而且能够保持对新数据的良好分类性能。

[0162] 模型第二单元,用于将数据集从原始空间映射到高维多项式特征空间;

[0163] 模型第二单元,还用于通过多项式核函数捕获数据集中的多项式组合方式,得到非线性交互数据;

[0164] 模型第二单元,还用于根据非线性交互数据,在高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第二最优超平面;其中,两类数据点是数据集中按照强度高低分成的两类数据点;

[0165] 模型第二单元,还用于根据第二最优超平面建立多项式向量机模型;

[0166] 其中,多项式核函数为:

$$[0167] \quad K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\gamma \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle + r)^d;$$

[0168] 其中, $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}'$ 是数据集中的两个点, γ 是核系数, r 是常数项, d 是多项式的度, $\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle$ 是 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}'$ 之间的点积。

[0169] 在本实施例模型第二单元中,由于多项式核函数能够表达特征之间的复杂交互和组合,因此在混凝土强度检测中,多项式核函数能够更好地捕捉这些交互作用,从而提高模型的预测精度和鲁棒性。

[0170] 模型第三单元,用于计算数据集中不同数据点之间的欧氏距离,得到欧氏距离集;

[0171] 模型第三单元,还用于根据欧氏距离集,通过RBF核函数计算数据集中不同数据点在高维特征空间中的相似度度量,得到相似度度量集;

[0172] 模型第三单元,还用于根据相似度度量集,在高维多项式特征空间中搜索距离两类数据点中最近点最短的实际平面,得到第三最优超平面;其中,两类数据点是数据集中的数据点;

[0173] 模型第三单元,还用于根据第三最优超平面建立径向基函数向量机模型;

[0174] 模型第三单元,还用于由支持向量机模型、多项式向量机模型和径向基函数向量机模型构成模型集;

[0175] 其中,RBF核函数为:

$$[0176] \quad K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp \left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2} \right);$$

[0177] 其中, $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2$ 是数据点 $\mathbf{x}_i$ 和数据点 $\mathbf{x}_j$ 之间的欧氏距离的平方, σ 是核的带宽参数。

[0178] 本实施例模型第三单元的RBF核函数通过计算数据点之间的欧氏距离,并在高维空间中根据这些距离来定义相似度,这使得模型能够很好地捕捉数据点之间的局部相似性;在混凝土强度检测中,这意味着相似材料或配比的数据点将被更紧密地联系在一起,有助于提高模型的预测精度。通过在高维特征空间中搜索能够最大化分类间隔的第三最优超平面,径向基函数向量机模型能够在保持对训练数据良好拟合的同时,也保持对新数据的良好预测能力,这有助于减少过拟合现象,提高模型的泛化能力。

[0179] 在本实施例模型第一单元、模型第二单元和模型第三单元中,线性核函数适用于数据本身接近线性可分的情况;多项式核函数能够捕获特征之间的非线性关系;而RBF核函数则通过在高维特征空间中寻找最佳超平面,进一步增强了模型的泛化能力。集成这些模型可以综合各自的优点,从而提高后续强度预测的准确性和稳定性。由于使用了多种核函数,即使其中一种核函数在特定数据集上表现不佳,其他核函数仍可能提供有用的信息,这种多样性有助于减少单一模型可能存在的过拟合或欠拟合问题,增强整个模型集的鲁棒性和适应性。

[0180] 分数单元,用于将混凝土的预设属性视为不同的特征模态,得到若干特征模态;

[0181] 分数单元,还用于基于混凝土强度数据和相似度公式,通过多特征融合技术将若干特征模态进行整合,并通过应用注意力机制,让模型在决策过程中给予更重要特征更高的权重来捕捉到影响混凝土相似度的关键因素,计算得到向量机模型的强度预测结果与混凝土强度数据的相似度得分;

[0182] 分数单元,还用于根据向量机模型的强度预测结果和混凝土强度数据,计算得到均方误差和F1分数;

[0183] 分数单元,还用于基于综合得分公式,对相似度得分、均方误差和F1分数进行权重分配,计算得到综合得分;

[0184] 其中,相似度公式为:

$$[0185] \quad \text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t) = \sum_{m=1}^3 \alpha_m \cdot \text{Attn}(\mathbf{x}_Y^m(t), \mathbf{x}_i^m(t)) \cdot e^{-\lambda t} \cdot \beta_m;$$

[0186] 综合得分公式为:

$$[0187] \quad S_i = \sum_{i=1}^m (\text{Sim}(\mathbf{Y}, \mathbf{i}, t)(S_i) + \text{MSE}^{(i)}(M_i) + F_1^{(i)}(F_i));$$

[0188] F1分数为:

$$[0189] \quad F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}};$$

[0190] 对于参数Precision和Recall有:

$$[0191] \quad \text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP};$$

$$[0192] \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN};$$

[0193] 其中, Y 是混凝土批次, i 是混凝土资源, t 是时间; m 是模态类型, $m=1$ 代表立方体抗压强度, $m=2$ 代表轴心抗压强度, $m=3$ 代表抗拉强度; α_m 是第 m 个模态的权重, $\text{Attn}(x_Y^m(t), x_i^m(t))$ 是多模态注意力机制函数, $x_Y^m(t)$ 是混凝土批次 Y 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, $x_i^m(t)$ 是混凝土资源 i 在 t 时刻第 m 个模态的高级指标特征向量, λ 是时间衰减因子; β_m 是第 m 个模态融合系数, 用于调整不同模态的权重;

[0194] $\text{Sim}(Y, i, t)$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的相似度得分, $\text{MSE}^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的均方误差, $F_1^{(i)}$ 是第 i 个混凝土样本的强度预测结果与实际强度结果的 F1 分数, S_i 、 M_i 和 F_i 分别为相似度、均方误差和 F1 分数的特征权重值, m 是混凝土样本的总数;

[0195] TP 表示模型正确预测为正类的样本数, FP 表示模型预测为正例但实际为负例的样本数, FN 表示模型预测为负例但实际为正例的样本数。

[0196] 本实施例分数单元将混凝土的多种预设属性视为不同的特征模态, 并通过多特征融合技术将它们整合起来, 可以充分利用不同特征之间的互补性, 提高相似度得分的特征表达能力。引入注意力机制, 让模型在决策过程中能够自动给予预设特征更高的权重, 这种机制使得模型能够更准确地捕捉到影响混凝土相似度的关键因素, 从而提高预测的准确性和可靠性。通过计算相似度得分、均方误差和 F1 分数, 并对这些指标进行权重分配, 最终得到综合得分来评估模型性能, 能够更全面地反映模型在各个方面的表现, 为模型的最终选择提供更全面的参考。

[0197] 初始单元, 用于通过超声波检测获取混凝土的声速数据;

[0198] 初始单元, 还用于取模型集中综合得分最高的模型作为非线性模型, 根据声速数据进行强度预测, 得到初始强度预测值。

[0199] 在一个实施例中, 验证模块 30 包括模型单元和预测单元; 具体为:

[0200] 模型单元, 用于对混凝土强度推定值、初始强度预测值和任何可能影响混凝土强度的物理特性数据或化学特性数据, 进行标准化和归一化处理, 得到综合数据集;

[0201] 模型单元, 还用于将综合数据集按照预设方式划分为训练集和测试集;

[0202] 模型单元, 还用于使用训练集数据对初始自适应模型进行训练, 并通过测试集评估模型的性能, 得到自适应模型。

[0203] 预测单元, 用于设置一个或多个用于捕获混凝土特有特征和信息的适配器模块, 并引入自注意力机制来增强适配器模块对关键特征的捕捉能力, 以及加入动态特征选择机制, 控制适配器模块能够自动决定哪些特征对于当前的预测任务更为重要, 并据此调整权重从而选择性地传递信息; 其中, 适配器模块用于捕获并处理与性能指标集相关的信息;

[0204] 预测单元, 还用于初始化适配器模块的参数, 在自适应模型的预设最后几层之前插入适配器模块;

[0205] 预测单元, 还用于更新自适应模型的前向传播逻辑, 以包含适配器模块的处理步

骤;

[0206] 预测单元,还用于通过设置原始参数的“requires_grad”属性为“False”,定位自适应模型中需要冻结的原始参数;

[0207] 预测单元,还用于在自适应模型中,只调整适配器模块的参数,而保持自适应模型的预设原始参数不变,以使自适应模型在性能指标集上进行适应,得到预测模型。

[0208] 预测单元,还用于根据混凝土强度推定值和初始强度预测值的加权平均值,使用预测模型预测得到混凝土强度预测值。

[0209] 本实施例预测单元通过将混凝土强度推定值和初始强度预测值进行加权平均,可以综合两者的优点,减少单一预测方法可能带来的误差。由于预测模型是根据预测值与混凝土强度推定值之间的性能指标集进行自适应调整而得到的,这意味着模型能够根据实际的预测效果进行动态优化,以更好地适应数据的变化和预测任务的需求,该方式使得模型在长时间运行或面对新数据时能够保持较高的预测精度;

[0210] 并且,对于预测模型而言,自注意力机制允许模型在处理每个特征时,都能够考虑到其他所有特征的信息,从而更全面地理解数据的内在结构和关联性;加入动态特征选择机制使得适配器模块能够自动决定哪些特征对于当前的预测任务更为重要,并据此调整权重,这有助于提高模型的鲁棒性和适应性。只调整适配器模块的参数,使得模型能够专注于优化与当前预测任务最相关的部分,这种针对性的优化策略有助于提高模型的性能和准确性。

[0211] 从整体来看,本实施例具有如下有益效果:

[0212] 本发明的超声波检测能够提供混凝土内部的声速数据,反映混凝土的致密程度和完整性,而回弹检测则通过测量混凝土表面的硬度来推断其强度,这种多源数据的融合有助于提高混凝土强度预测的准确性。采用非线性模型根据超声波检测的声速数据进行强度预测,能够更好地捕捉混凝土强度与声速之间的非线性关系。并且,通过建立模型集并选取综合得分最高的模型作为最终的非线性模型,实现了模型的优化选择;而综合得分的计算考虑了混凝土的不同属性特征,并通过注意力机制赋予预设特征更高的权重,这有助于筛选出最适合当前数据集的模型。由于交叉验证有助于发现模型可能存在的过拟合或欠拟合问题,并能够通过调整模型参数或结构来优化预测结果,所以使用混凝土强度推定值和初始强度预测值进行交叉验证,可以进一步提升混凝土强度预测值的可靠性。

[0213] 实施例三:

[0214] 本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备执行所述的一种建筑用混凝土的强度检测方法;

[0215] 其中,所述一种建筑用混凝土的强度检测方法,如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品使用时,可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本发明实现上述实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括:能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、

U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器 (ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器 (RAM, Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。

[0216] 以上是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也视为本发明的保护范围。

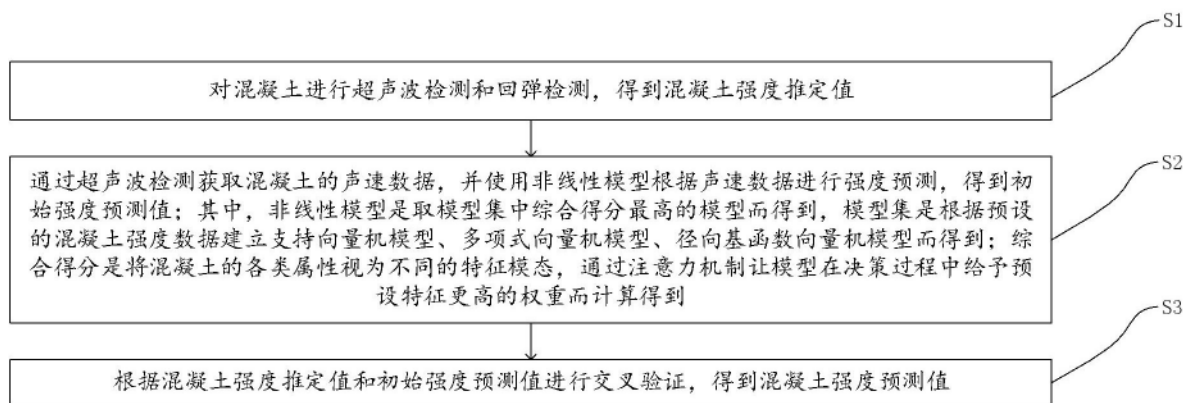


图1

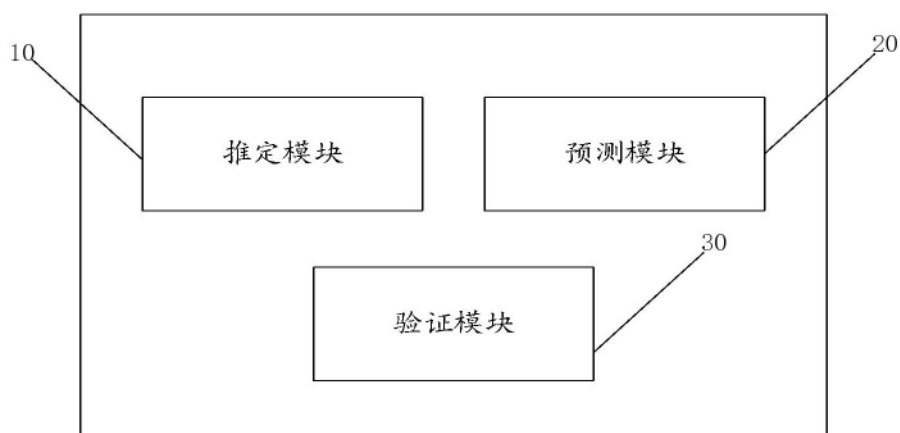


图2