

基于物理信息神经网络的强电场作用下混凝土多离子 电迁移规律的数值研究

陈一飞¹, 刘清风^{1,2}

(1. 上海交通大学海洋工程全国重点实验室, 上海 200240; 2. 上海市公共建筑和基础设施数字化运维重点实验室, 上海 200240)

摘 要: 外加电场加速离子迁移已广泛应用于混凝土快速氯离子迁移系数法和电化学修复防护中, 然而强电场作用下多离子耦合传输行为及其场强依赖特征尚不明确, 传统常数迁移率模型难以准确表征氯离子迁移前沿的非线性演化。针对这一问题, 本工作建立了基于物理信息神经网络的强电场下混凝土多离子电迁移数值分析框架, 将 Poisson-Nernst-Planck(PNP)方程、朗缪尔(Langmuir)氯离子结合关系和场强相关迁移率关系嵌入统一物理约束框架, 实现了有限试验数据条件下多离子浓度场、电势场及迁移率参数的协同识别。研究发现, 局部电场集中会诱发离子迁移率衰减, 使氯离子通量出现饱和甚至下降趋势。进一步分析表明, 强电场下多离子浓度剖面呈现迁移前沿局部化和推进减缓特征, 数据同化修正主要集中在氯离子迁移前沿及浓度梯度较大的区域, 可为快速氯离子迁移系数法中强电场传输行为解释和迁移率参数反演提供参考。

关键词: 多离子电迁移; 物理信息神经网络; 氯离子迁移; 数据同化

中图分类号: TU528 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2026)10-3453-11

网络出版时间: 2026-09-02



在混凝土结构服役过程中, 氯盐侵蚀、钢筋锈蚀及电化学修复防护均与孔隙溶液中的离子传输密切相关^[1,2]。混凝土孔隙溶液并非单一离子体系, 除氯离子外, 还包含 Na^+ 、 K^+ 、 OH^- 等多种离子, 不同离子之间通过电荷平衡、浓度梯度、离子结合及孔隙结构共同影响传输过程^[3,4]。因此, 混凝土离子传输研究逐渐由早期基于菲克(Fick)定律的单一氯离子扩散模型, 发展为考虑多组分离子相互作用的多离子传输模型^[5-7]。已有研究将电中性条件或泊松(Poisson)方程引入能斯特-普朗克(Nernst-Planck)方程, 用以描述孔隙溶液中离子扩散、电迁移、电荷分布和氯离子结合之间的耦合关系, 为进一步分析外加电场作用下的多离子电迁移规律奠定了基础^[8-11]。

在快速氯离子迁移系数法(RCM)、电化学除氯和阴极保护等过程中, 外加电场进一步改变了孔隙溶液中的离子迁移行为^[11]。与自然扩散条件不同, 外加电场能够显著增强带电离子的定向迁移, 使离

子的浓度分布、电势分布及局部通量发生耦合演化^[12]。针对电场作用下的多离子电迁移问题, 相关研究已将多离子传输模型扩展到混凝土电迁移和电化学修复过程, 并考虑砂浆-界面过渡区(ITZ)-骨料三相细观结构、电极边界反应、过电位、电荷平衡和氯离子结合关系等因素^[13-15]。此外, 还有研究表明, 混凝土细观非均质性会导致离子迁移路径和局部电场分布发生重构, 界面过渡区往往成为离子快速迁移的重要通道, 而骨料相则通过改变传输路径和曲折度对离子迁移产生阻滞作用^[16,17]。

尽管上述研究已较好描述了电场作用下混凝土中的多离子耦合迁移行为, 但多数模型仍采用常数迁移率假设, 即认为离子迁移率与局部电场强度无关^[18]。在弱电场条件下, 该假设通常能够满足一般电迁移分析需求^[19]。然而在 RCM 等强电场条件下, 局部电场集中、浓差极化、离子拥挤和界面效应可能削弱离子的有效迁移能力, 使氯离子迁移前沿和

收稿日期: 2026-05-17。 修订日期: 2026-06-17。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFB3715100); 重庆市杰出青年科学基金项目(cstb2024nscq-jqX0007)。

第一作者: 陈一飞(1997—), 男, 博士研究生。

通信作者: 刘清风(1986—), 男, 博士, 教授。

Received date: 2026-05-17. Revised date: 2026-06-17.

First author: CHEN Yifei (1997—), male, Doctoral candidate.

E-mail: lygcyfm@126.com

Correspondent author: LIU Qingfeng (1986—), male, Ph.D., Professor.

E-mail: liuqf@sjtu.edu.cn

迁移通量呈现明显非线性变化^[20]。因此,强电场下多离子电迁移过程并不一定随外加电压升高而线性增强,传统常数迁移率模型可能高估了高电压条件下的离子迁移能力^[21, 22]。如何突破常数迁移率假设,并在多离子电迁移模型中建立能够反映场强效应的迁移率关系,是准确描述强电场下混凝土离子非线性传输行为的关键问题。

近年来,物理信息神经网络(Physics-informed neural network, PINN)为偏微分方程约束下的参数反演和场变量重构提供了新的方法^[23]。PINN 可将控制方程、边界条件、初始条件和试验数据统一嵌入损失函数,使模型参数识别不再仅依赖离散试验点拟合,而是在全域物理约束下进行优化^[23, 24]。基于此,本工作建立了基于物理信息神经网络的强电场下混凝土多离子电迁移数值分析框架,在多离子耦合传输框架中引入场强相关的离子迁移率关系,并结合砂浆-界面过渡区-骨料三相细观结构,对 Na^+ 、 K^+ 、 Cl^- 和 OH^- 等多离子电迁移过程进行描述。同时,通过重要性自适应采样的 PINN 框架同化有限 RCM 试验数据,实现多离子浓度场、电势场和迁移率参数的协同识别。基于该模型,进一步分析不同电压条件下氯离子浓度剖面、场强依赖型迁移响应、多离子浓度演化及数据同化修正特征,为快速氯离子迁移系数法中强电场传输行为解释和迁移率参数反演提供参考。

1 模型建立

电场作用下,混凝土内多离子迁移受电势分布和细观结构共同影响。为开展强电场下多离子电迁移规律的数值分析,本工作基于多离子电迁移控制方程,引入了场强依赖型迁移率抑制关系,随后构建砂浆-界面过渡区-骨料三相细观模型,并通过物理信息神经网络的数据同化框架进行求解。

1.1 多离子电迁移控制方程

在电化学加速条件下,混凝土孔隙溶液中的离子传输主要受浓度梯度和电势梯度共同控制。本工作考虑 Na^+ 、 K^+ 、 Cl^- 和 OH^- 4 种主要离子,并采用 PNP 方程描述强电场作用下的多离子耦合迁移过程^[25]。对于第 k 种离子,其通量可表示为:

$$J_k = -D_k \nabla C_k - D_k C_k \frac{z_k F}{RT} \nabla \Phi \quad (1)$$

式中: J_k 为第 k 种离子的通量, D_k 为有效扩散系数, C_k 为离子浓度, z_k 为离子价态, $F = 9.648 \times 10^4 \text{ C} \cdot \text{mol}^{-1}$ 为法拉第常数, $R = 8.314 \text{ J} \cdot \text{mol}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$ 为

气体常数, $T = 298 \text{ K}$ 为绝对温度, Φ 为电势^[26, 27]。式(1)右端第一项表示由浓度梯度引起的扩散通量,第二项表示由电势梯度驱动的电迁移通量。对孔隙溶液中的自由离子,其质量守恒方程可表示为:

$$\frac{\partial C_k}{\partial t} = -\nabla J_k \quad (2)$$

对于 Cl^- ,除自由态迁移外,还需考虑其与水泥基体之间的结合作用。本工作采用 Langmuir 等温吸附关系描述自由氯离子浓度与结合氯离子浓度之间的关系^[28]:

$$\frac{(1-\varphi)S_k}{\varphi} = \frac{\alpha_k C_k}{w(1+\beta_k C_k)} \quad (3)$$

式中: S_k 为结合氯离子浓度, C_k 为自由氯离子浓度, φ 为孔隙率, w 为参与离子传输的水含量, $\alpha_k = 0.42$ 和 $\beta_k = 0.8 \text{ L} \cdot \text{mol}^{-1}$ 为 Langmuir 结合参数^[29]。将式(3)引入氯离子质量守恒方程,可得到考虑氯离子结合效应的控制方程:

$$\frac{\partial(\varphi C_k)}{\partial t} + \frac{\partial[(1-\varphi)S_k]}{\partial t} = -\varphi \nabla J_k \quad (4)$$

电势场由孔隙溶液中各离子的电荷分布决定,采用 Poisson 方程表示为

$$\nabla^2 \Phi = -\frac{F}{\varepsilon_0 \varepsilon_r} \sum_{k=1}^N z_k C_k \quad (5)$$

式中: $\varepsilon_0 = 8.854 \times 10^{-12} \text{ C} \cdot \text{V}^{-1} \cdot \text{m}^{-1}$ 为真空介电常数, $\varepsilon_r = 78.3$ 为孔隙溶液相对介电常数^[30]。式(1)~式(5)共同构成强电场作用下混凝土多离子电迁移的基本控制方程。其中, Nernst-Planck 方程描述离子扩散与电迁移过程, Poisson 方程表征电势场与离子电荷分布之间的耦合关系, Langmuir 等温吸附模型则用于反映氯离子结合对迁移过程的影响。基于上述方程,可进一步引入场强依赖型迁移率关系,以描述电场下离子迁移能力的非线性衰减。

1.2 场强依赖型迁移率抑制方程

在 Nernst-Planck 方程中,电迁移通量由电势梯度驱动,其大小不仅取决于离子浓度和电场强度,还与离子迁移率有关^[18]。离子迁移率可理解为单位电场作用下离子的迁移能力,通常由能斯特-爱因斯坦(Nernst-Einstein)关系表示为:

$$u_k = \frac{D_k z_k F}{RT} \quad (6)$$

式中: u_k 为第 k 种离子的迁移率。传统 PNP 模型通常认为 u_k 仅与 D_k 和温度有关,而与局部电场强度无关,因此电迁移通量随电势梯度近似线性变化。然而,在 RCM 等强电场条件下,外加电压会在孔

隙收缩区、界面过渡区以及电极邻近区域形成局部电场集中, 并进一步诱发浓差极化和离子拥挤等现象, 使离子继续迁移所需克服的等效阻力增大^[31]。此时, 离子有效迁移能力不再只由扩散系数和温度决定, 而会受到局部电场强度的影响。对于弱电场条件, 这种影响较小, 离子迁移过程仍可近似退化为传统常数迁移率形式; 而当电场强度逐渐增大时, 局部强电场引起的迁移受限效应增强, 有效迁移率随之衰减。为此, 本工作在不改变 Nernst-Planck 基本结构的基础上, 引入场强依赖型迁移率抑制函数 $\Psi(E)$, 用于修正电迁移项。该函数采用以无量纲场 E/E_{ref} 为变量的单调衰减形式, 以满足 $\Psi(E) \leq 1$ 、弱场下 $\Psi(E) \approx 1$ 以及强场下随 E 增大逐渐衰减的基本要求:

$$\Psi(E) = \frac{1}{[1 + \alpha(\frac{E}{E_{\text{ref}}})^\gamma]} \quad (7)$$

式中: $E = -\nabla\phi$ 为局部电场强度; $E_{\text{ref}} = U_{\text{ref}}/L$ 为参考电场强度, U_{ref} 为参考电压, L 为试件厚度; α 和 γ 为待识别的形状参数, 用于控制迁移率衰减程度和衰减速率。其中, α 主要控制迁移率抑制程度, α 越大, 强电场下有效迁移率衰减越明显。 γ 主要控制由弱场线性响应区向强场迁移受限区过渡的陡峭程度, γ 越大, 迁移率抑制过程越集中于特定场强范围内。本工作中 α 和 γ 并非预先给定, 而是作为待反演参数在 IAT-PINN 训练过程中与网络参数同步优化确定。本工作取 $U_{\text{ref}} = 60 \text{ V}$ 、 $L = 0.05 \text{ m}$, 因此 $E_{\text{ref}} = 1200 \text{ V/m}$ 。参考电场仅用于无量纲化处理, 不改变电迁移过程的物理含义。需要说明的是, $\Psi(E)$ 表征的是强电场下多离子迁移能力的等效衰减效应,

主要适用于 RCM 等电化学加速迁移条件下的宏观电迁移分析, 并不表示单个离子微观水化迁移率的直接变化。由此, 电场作用下第 k 种离子的有效迁移率可表示为:

$$u_{k,\text{eff}} = \Psi(E) \cdot u_k \quad (8)$$

当 E 较小时, $\Psi(E) \approx 1$, 有效迁移率接近传统常数迁移率, 离子迁移过程近似处于弱电场线性响应区; 随着 E 增大, $\Psi(E)$ 逐渐减小, 表明有效迁移率受到抑制, 电迁移通量不再随电场强度线性增加。本工作采用统一的 α 和 γ 表征强电场对多离子迁移率的等效抑制作用; 不同离子的基础迁移差异仍由其扩散系数、离子价态和浓度场体现。考虑到反演数据为氯离子浓度剖面, 暂采用统一场强抑制参数以保证模型可识别性。

将式(8)代入式(1)通量方程, 可得到考虑场强抑制效应的离子通量表达式:

$$J_k = -D_k \nabla C_k - \Psi(E) \cdot D_k C_k \frac{z_k F}{RT} \nabla \Phi \quad (9)$$

将式(9)进一步代入质量守恒方程, 可得场强修正后的多离子电迁移控制方程:

$$(1 + \lambda_k) \frac{\partial C_k}{\partial t} = \nabla (D_k \nabla C_k) + \nabla [D_k C_k \frac{z_k F}{RT} \cdot \Psi(E) \cdot \nabla \Phi] \quad (10)$$

1.3 几何模型设置

为表征细观非均质结构对强电场下多离子迁移过程的影响, 本工作建立二维三相混凝土计算模型, 如图 1 所示。试件尺寸取 $L \times L = 50 \text{ mm} \times 50 \text{ mm}$, 计算区域由砂浆、ITZ 和骨料三相组成。骨料相视为不可渗透相, 其离子扩散系数取 0; 离子迁移仅发生在砂浆相和 ITZ 中^[32]。

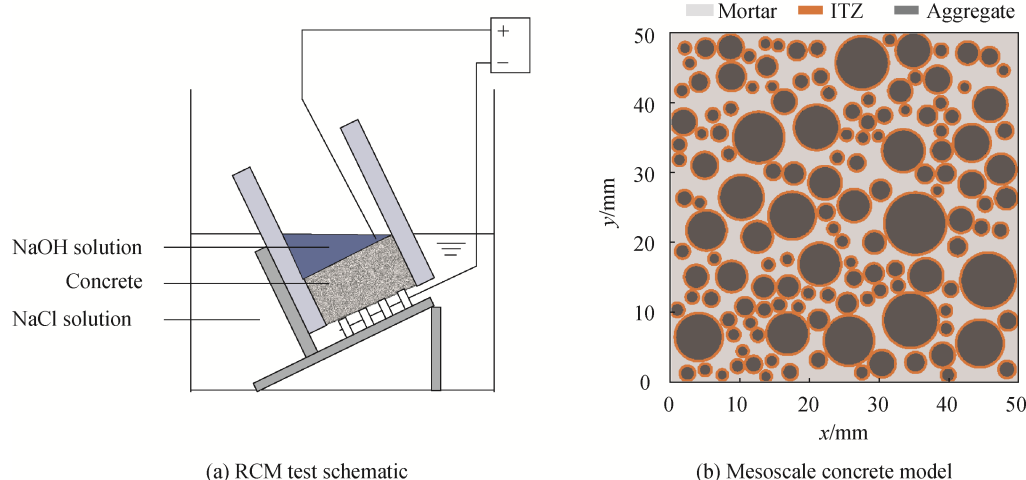


图 1 RCM 试验示意图及混凝土三相细观几何模型

Fig. 1 Schematic diagram of the RCM test and three-phase mesoscopic model of concrete

依据标准 RCM 试验条件, 模型中忽略气泡影响, 并假定孔隙溶液处于完全饱和状态。骨料相视为不可渗透相, 在控制方程中通过将骨料区域离子扩散系数设为 0 实现。骨料体积分数由重构几何确定, 取 $V_a = 0.45$, 其影响主要体现在几何曲折度和局部电场非均匀性上^[33]。骨料采用预设级配的二维随机重构方法生成, 按等效粒径划分为 5 个粒径区间, 并按照对应累计面积比例逐级投放。模型中骨料等效为不可渗透随机颗粒, 通过随机生成骨料尺寸、空间位置和几何形态, 并

剔除重叠颗粒的方式完成骨料分布重构, 直至达到目标骨料体积分数^[34]。实际混凝土中 ITZ 厚度通常为数十微米, 难以在细观模型中与相尺度非均质性同时精细分辨^[35]。因此, 本工作采用有效 ITZ 厚度为 0.1 mm。考虑到有效 ITZ 体积分数相对放大, 其离子扩散系数采用等效取值, 设为砂浆相扩散系数的 3 倍^[2]。离子传输仅发生在砂浆相和 ITZ 中, 考虑的离子包括 Na^+ 、 K^+ 、 Cl^- 和 OH^- 。各离子在不同相中的传输参数见表 1, 初始条件和边界条件见表 2。

表 1 各相中离子的传输参数

Table 1 Transport parameters of ions in different phases

Field variables	K^+	Na^+	Cl^-	OH^-
Charge number	+1	+1	-1	-1
Diffusion coefficient in aggregates $/(10^{-10} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$	0	0	0	0
Diffusion coefficient in cement paste $/(10^{-10} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$	1.957	1.334	2.032	5.260
Diffusion coefficient in ITZ $/(10^{-10} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$	5.87	4.00	6.10	15.78

表 2 模型初始条件和边界条件

Table 2 Initial and boundary conditions of the model

Condition	Coordinate position	K^+	Na^+	Cl^-	OH^-	Electrostatic potential
Concentration boundary conditions	$x = 0$	0	1830	1830	0	0
	$x = L$	0	300	0	300	47.5 V
Flux boundary conditions	$y = 0$	$J = 0$	$J = 0$	$J = 0$	$J = 0$	$\partial \phi / \partial y = 0$
	$y = L$	$J = 0$	$J = 0$	$J = 0$	$J = 0$	$\partial \phi / \partial y = 0$
Initial conditions	$t = 0$	200	100	0	300	$\phi(x, 0) = x/L$

1.4 PINN 网络结构与物理约束

从有限 RCM 试验数据中识别场强依赖型迁移率关系, 本工作采用重要性自适应采样物理信息神经网络(IAT-PINN)作为数据同化求解器。该方法将多离子 PNP 控制方程、氯离子结合关系、初始条件、边界条件和试验数据统一嵌入损失函数中, 使迁移率抑制参数不再仅依赖试验数据拟合, 而是在全域物理约束下协同识别。神经网络由 4 个全连接隐藏层组成, 每层包含 64 个神经元, 激活函数采用 Tanh, 如图 2 所示。网络输入为无量纲变量 $(x/L, y/L, t/t_0, U/U_{\text{ref}})$, 输出为归一化电势和各离子浓度:

$$u = (\phi^*, C_{\text{Na}}^*, C_{\text{K}}^*, C_{\text{Cl}}^*, C_{\text{OH}}^*) \quad (11)$$

式中: $\phi^* \in [0, 1]$ 为归一化电势, C_i^* 为无量纲离子浓度。场强依赖型迁移率抑制关系中的参数 α 和 γ 与网络参数同步优化。

为约束网络预测结果满足 RCM 过程中的物理演化规律, 分别构造控制方程残差、边界条件残差、

初始条件残差和试验数据残差^[36]。对应算子分别记为 $R(u)$ 、 $B(u)$ 、 $I(u)$ 和 $C(u)$, 其损失函数为:

$$\begin{cases} L_{\text{PDE}}(\theta) = \frac{1}{|S_{\Omega}|} \sum_{(x,t,U) \in S_{\Omega}} \|R[u(x,t,U;\theta)]\|_2^2 \\ L_{\text{BC}}(\theta) = \frac{1}{|S_{\partial\Omega}|} \sum_{(x,t,U) \in S_{\partial\Omega}} \|B[u(x,t,U;\theta)]\|_2^2 \\ L_{\text{IC}}(\theta) = \frac{1}{|S_0|} \sum_{(x,t,U) \in S_0} \|I[u(x,t,U;\theta)]\|_2^2 \\ L_{\text{data}}(\theta) = \frac{1}{|S_{\text{data}}|} \sum_{(x,t,U) \in S_{\text{data}}} \|C[u(x,t,U;\theta)] - C(x_s)\|_2^2 \end{cases} \quad (12)$$

式中: S_{Ω} 、 $S_{\partial\Omega}$ 、 S_0 和 S_{data} 分别为计算域内部、边界、初始状态和试验数据采样点集合, $C(x_s)$ 为试验测得的氯离子浓度。总损失函数为:

$$L(\theta) = L_{\text{PDE}} + L_{\text{BC}} + L_{\text{IC}} + L_{\text{data}} \quad (13)$$

常规 PINN 多采用均匀随机采样, 易忽略氯离子迁移前沿、电极附近边界层和局部强电场区等高梯度区域^[37]。为提高关键区域分辨率, 本工作采用

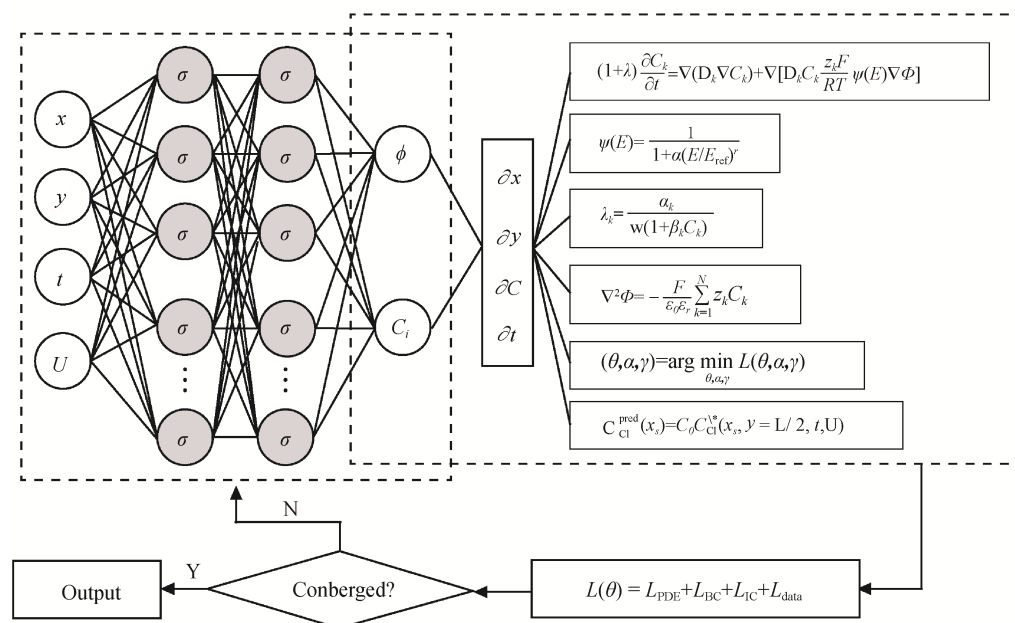


图 2 PINN 网络结构及物理约束框架

Fig. 2 PINN network structure and physical constraint framework

IAT-PINN 采样策略。该方法先通过预训练获得初始网络预测结果,再根据极限状态函数构造重要性采样权重^[38]:

$$W_F[\hat{g}(\xi)] = \exp[-A|\hat{g}(\xi)|] \quad (14)$$

式中: ξ 为网络输入变量, $\hat{g}(\xi)$ 为当前网络预测的极限状态函数值, A 为控制采样集中程度的参数。归一化采样概率为

$$\text{NWF}(\xi) = \frac{W_F[\hat{g}(\xi)]}{\sum_{j=1}^{N_{IS}} W_F[\hat{g}(\xi)]} \quad (15)$$

当采样点越接近极限状态区域时, $|\hat{g}(\xi)|$ 越小, 其采样概率越大。该策略可提高局部高梯度区域的配点密度, 从而增强强电场下多离子浓度场、电势场和迁移率参数识别的稳定性^[39]。

1.5 参数反演与评价指标

为定量识别强电场下迁移率抑制关系, 本工作将 $\Psi(E)$ 中的形状参数 α 和 γ 视为待反演本构参数, 而非预先给定常数。基于物理信息神经网络, α 、 γ 与网络参数 θ 同步优化, 使识别得到的迁移率关系同时满足试验氯离子剖面 and 全域 PNP 控制方程约束^[23]:

$$(\theta, \alpha, \gamma) = \arg \min_{\theta, \alpha, \gamma} L(\theta, \alpha, \gamma) \quad (16)$$

式中: $L(\theta, \alpha, \gamma)$ 为 PINN 训练的总损失函数。为对比物理约束对参数识别的影响, 本工作同时采用传统最小二乘法进行参数拟合, 其目标函数为^[40]:

$$(\alpha, \gamma) = \arg \min_{\alpha, \gamma} \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N [C_{Cl}(x) - C_{Cl}^{\text{pred}}(x; \alpha, \gamma)]^2 \quad (17)$$

为保证训练过程中的数值稳定性和量纲一致性, 对位置、时间、电势和离子浓度进行无量纲化处理^[41]:

$$x^* = \frac{x}{L}, t^* = \frac{t}{t_0}, \phi^* = \frac{\phi}{U_{\text{ref}}}, C_i^* = \frac{C_i}{C_0} \quad (18)$$

式中: L 为试件厚度, t_0 为参考时间, C_0 为参考浓度。取 $C_0 = 520 \text{ mol/m}^3$, 对应 3%(质量分数) NaCl 溶液中的氯离子浓度。无量纲电场定义为:

$$E^* = -\nabla \phi^*, \|E^*\| = \sqrt{(\partial_x \phi^*)^2 + (\partial_y \phi^*)^2}, E_{\text{ref}} = \frac{U_{\text{ref}}}{L} \quad (19)$$

取 $U_{\text{ref}} = 60 \text{ V}$, $L = 0.05 \text{ m}$, 则对应参考电场强度 $E_{\text{ref}} = 1.2 \text{ kV/m}$ 。模型采用单一电压条件下的中线氯离子剖面进行训练, 并利用其他电压条件下的独立试验数据评价跨电压预测能力。对于测试电压 U , 模型预测的物理量纲氯离子浓度为:

$$C_{Cl}^{\text{pred}}(x_s) = C_0 C_{Cl}^*(x_s, y = \frac{L}{2}, t, U) \quad (20)$$

模型预测精度采用均方根误差(RMSE)和决定系数 R^2 评价, 所有误差均在物理量纲下计算:

$$\text{RMSE}(U) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{s=1}^N [C_{Cl}^{\text{pred}}(x_s) - C_{Cl}^{\text{exp}}(x_s)]^2} \quad (21)$$

$$R^2(U) = 1 - \frac{(C_{Cl}^{\text{pred}} - C_{Cl}^{\text{exp}})^2}{(C_{Cl} - C_{Cl}^{\text{exp}})^2} \quad (22)$$

试验氯离子浓度均值为:

$$\overline{C_{\text{Cl}}^{\text{exp}}} = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N C_{\text{Cl}}^{\text{exp}}(x_s) \quad (23)$$

式中: N 为试验与预测剖面中的采样点数量, $C_{\text{Cl}}^{\text{exp}}$ 和 $C_{\text{Cl}}^{\text{pred}}$ 分别为试验测得和模型预测的氯离子浓度。

2 模型验证

为验证所建模型的参数识别能力和跨电压预测性能, 本工作采用 Spiesz 等^[42]的 RCM 试验数据进行模型验证。该数据包含不同外加电压条件下的氯离子浓度剖面, 试验边界条件较明确, 可用于约束强电场下的多离子耦合传输过程。本节首先基于 47.5 V 条件下的氯离子浓度剖面对迁移率抑制参数进行反演, 并与传统最小二乘法进行对比; 随后保持识别参数不变, 预测不同电压条件下的氯离子浓度剖面, 以评价模型在不同电场条件下的适用性。

2.1 迁移率抑制参数反演效果

为验证场强依赖型迁移率抑制参数的可识别性, 本工作基于 47.5 V 条件下的中线氯离子浓度剖面, 对抑制函数 $\Psi(E)$ 中的形状参数 α 和 γ 进行反演。分别采用 IAT-PINN 和传统最小二乘法(LSQ)进行参数标定。2 种方法的参数搜索范围、初始条件、无量纲化方式和数据权重保持一致。结果表明, IAT-PINN 识别得到的参数为 $(\alpha, \gamma) = (0.74, 1.37)$, 而 LSQ 得到的参数为 $(\alpha, \gamma) = (0.03, 1.04)$ 。LSQ 参数更接近搜索边界, 说明仅依赖离散浓度剖面拟合时容易出现参数非唯一性; IAT-PINN 通过引入物理方程约束, 可提高参数识别的稳定性。为进一步分析样本数量对预测精度的影响, 从 47.5 V 条件下的氯离子剖面中随机抽取 40%~100%的观测点进行训练, 结果见表 3。随着样本比例降低, LSQ 的 RMSE 明显增大、 R^2 明显下降, 表现出较强的数据敏感性; 相比之下, IAT-PINN 在样本减少时仍保持较低 RMSE 和较高 R^2 。当样本比例接近 100%时, 2 种方法预测精度趋于接近, 说明 IAT-PINN 的参数识别优势主要体现在数据不足的条件。

表 3 不同样本比例下 LSQ 与 IAT-PINN 的预测精度对比
Table 3 Comparison of prediction accuracy of LSQ and IAT-PINN under different sample ratios

Sample fraction/%	LSQ- R^2	LSQ-RMSE	IAT-PINN- R^2	IAT-PINN-RMSE
40	0.44	49.10	0.81	28.40
60	0.63	45.40	0.84	24.30
80	0.76	35.00	0.93	18.10
100	0.95	16.00	0.95	15.80

2.2 不同电压下氯离子浓度剖面预测

为验证 IAT-PINN 模型的跨电压预测能力, 本工作采用 47.5 V 工况识别得到的迁移率抑制参数 $(\alpha, \gamma) = (0.74, 1.37)$, 并在 35.0 V 和 60.0 V 工况中统一使用该参数, 不进行逐工况重新标定。图 3 给出了不同电压下氯离子中线浓度剖面的预测结果。可以看出, IAT-PINN 能够较好地捕捉随电压升高而加快推进的氯离子迁移前沿, 预测剖面与试验结果整体吻合较好。其中, 60.0 V 工况下的偏差相对较大, 主要集中在氯离子迁移前沿及低浓度尾部区域, 表明高电压条件下局部电场集中和强场迁移抑制效应更加明显, 而 47.5 V 单一训练工况对高场区域的约束仍然有限。上述结果说明, 场强依赖型迁移率抑制关系能够有效降低常数迁移率 PNP 模型在强电场条件下的预测偏差, 并提升模型在不同电压条件下的外推能力。

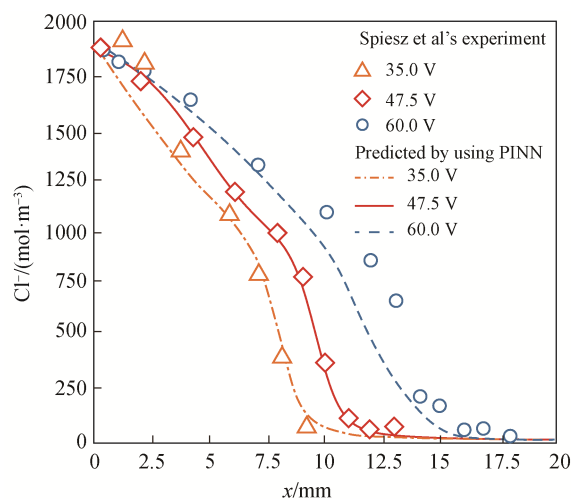


图 3 不同电压下氯离子中线浓度剖面预测结果
Fig. 3 Predicted and measured centerline chloride concentration profiles under different voltages

为进一步分析训练电压组合对迁移率抑制参数反演结果和跨电压预测精度的影响, 本工作开展了不同训练电压组合下的反演对比, 结果见表 4。需要说明的是, 本工作选取 47.5 V 作为基准训练工况, 主要是因为其处于 35.0 V 和 60.0 V 之间, 可用于检验单一中间电压标定后的跨电压预测能力。可以看出, 单一低电压工况训练时, 对高电压工况的预测误差相对较大。当训练集中包含较高电压工况后, 高电压条件下的预测精度有所改善。该结果说明, 60.0 V 工况下偏差较大, 主要源于高电压条件下更显著的局部强场迁移受限效应。

表 4 不同训练电压组合下迁移率抑制参数反演结果及预测精度

Table 4 Inversion results of mobility-suppression parameters and prediction accuracy under different training-voltage combinations

Training voltage /V	Test voltage /V	α	γ	Average RMSE of the test set	Average R^2 of the test set
35.0	47.5, 60.0	0.46	1.18	48.30	0.84
47.5	35.0, 60.0	0.74	1.37	35.80	0.90
60.0	35.0, 47.5	1.08	1.58	38.62	0.89
35.0 + 47.5	60.0	0.67	1.32	33.17	0.90
47.5 + 60.0	35.0	0.91	1.49	20.56	0.92
35.0 + 60.0	47.5	0.82	1.42	18.33	0.94

For cases involving multiple test voltages, the reported RMSE and R^2 values are the averages of the metrics calculated separately for the chloride concentration profiles at each voltage.

3 数值结果与讨论

为探究强电场作用下混凝土多离子电迁移规律及其迁移受限机制，基于所建立的 IAT-PINN 多离子电迁移模型，本节首先分析场强依赖型迁移率及氯离子迁移响应特征；随后讨论多离子浓度剖面的时空演化规律；最后通过数据同化前后的氯离子浓度修正量对比，揭示试验数据对迁移前沿区域的约束作用。

3.1 场强依赖型迁移率及强电场迁移机制

强电场一方面能够增强电势梯度驱动的离子迁移，另一方面也可能导致有效迁移率衰减，使离子电迁移过程由线性响应转向非线性受限状态。图 4 给出了标定参数 $(\alpha, \gamma) = (0.74, 1.37)$ 下的场强依赖型迁移率抑制函数 $\Psi(E)$ ，以及考虑和不考虑迁移率抑制时的氯离子迁移响应特征。可以看出，当电场强度较低时， $\Psi(E)$ 接近 1，说明离子迁移率基本保持不变，电迁移过程接近线性响应；当电场强度超过特征场强 $E_{0.9}$ 后， $\Psi(E)$ 开始明显下降，表明强电场作用下有效迁移率受到抑制。其中， $E_{0.9}$ 由 $\Psi(E_{0.9}) = 0.9$ 定义，表示迁移率相对于弱场状态下下降 10%时对应的电场强度。为分析迁移率抑制对离子电迁移贡献的影响，电迁移通量项可表示为：

$$J_{k,\text{mig}} = -u_k C_k \Psi(E) \nabla \phi \quad (24)$$

式中： u_k 为第 k 种离子的迁移率， C_k 为离子浓度， ϕ 为电势。不考虑迁移率抑制时，氯离子迁移贡献随电场增强持续增大；而引入 $\Psi(E)$ 后，氯离子迁移贡献先随电场增强而上升，在达到峰值后迅速下降。该结果表明，强电场下氯离子迁移贡献并非始终随外加电场增强而增大，而是存在由“电场驱动力控制”向“迁移率受限”转变的过程。总体来看，场强依赖型迁移率抑制函数能够描述强电场下离子迁移

能力衰减的非线性特征。当电场较弱时，迁移过程主要受电场驱动力控制；当电场进一步增强后，迁移率衰减逐渐占据主导，使氯离子迁移贡献出现峰值和回落。这为解释高电压条件下氯离子通量饱和或下降现象提供了依据^[43]。

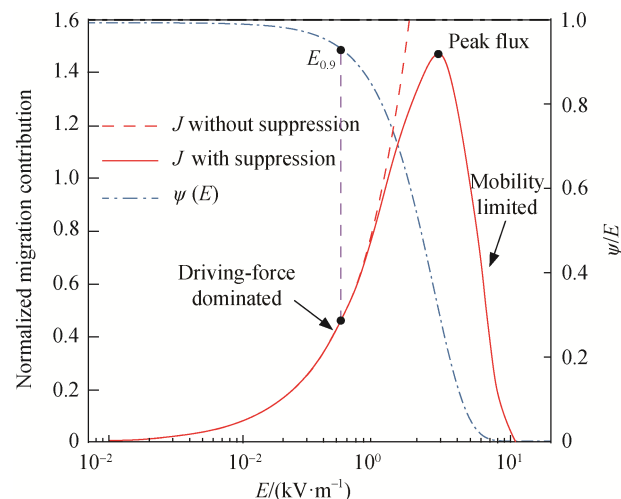


图 4 场强依赖型迁移率抑制函数及氯离子迁移响应特征
Fig. 4 Field strength-dependent mobility suppression function and chloride ion migration response characteristics

3.2 多离子浓度场演化规律

为分析强电场下多离子重分布是否表现出一致的迁移受限特征，提取了不同时间下各离子沿试件厚度方向的浓度剖面，如图 5 所示。可以看出， Cl^- 、 K^+ 、 Na^+ 和 OH^- 均形成了随时间向试件内部推进的迁移带，但迁移前沿的推进并非线性加速，而是逐渐趋缓。浓度变化主要集中在靠近电极一侧的有限区域，试件内部在后期变化较小，说明有效迁移过程被压缩在局部区域内。尽管不同离子的浓度幅值和分布形态存在差异，但其主要过渡区在空间位置上具有较强一致性，表明强电场下多离子并非独立迁移，而是在电势场和电荷平衡约束下发生耦合重

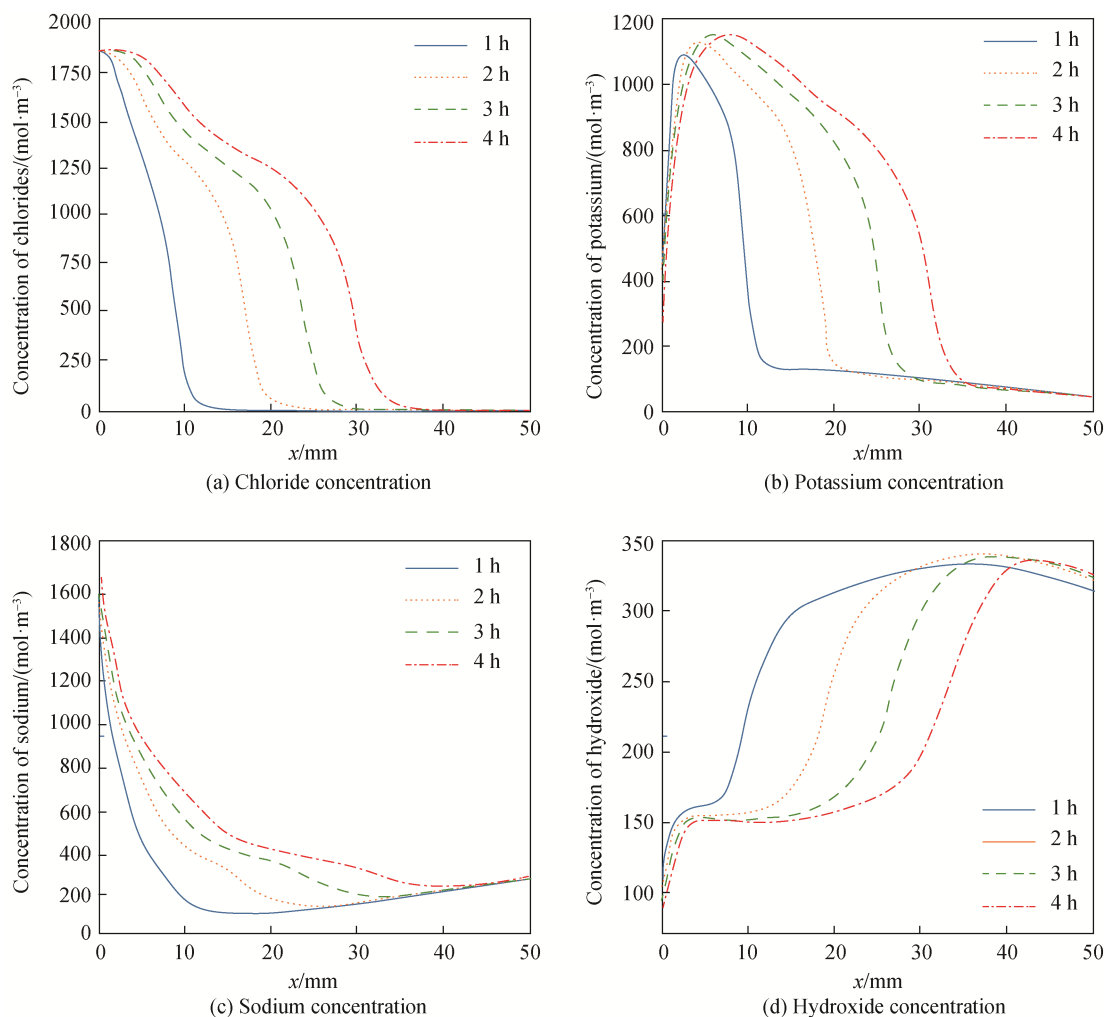


图5 RCM过程中多离子浓度剖面随时间的演化

Fig. 5 Evolution of multi-ion concentration profiles during the RCM process over time

分布。同时，迁移前沿随时间由陡峭逐渐变得平缓，说明离子传输过程逐步受到限制，而不是随作用时间持续增强。

3.3 数据同化对氯离子浓度分布的影响

为进一步分析数据同化对氯离子浓度预测结果的影响，提取不同电压条件下中线位置的浓度修正量 $\Delta C = C_{S2} - C_{S1}$ ，结果如图6所示。其中，S1表示未引入试验数据同化的模型，S2表示引入数据同化后的 IAT-PINN 模型。可以发现，数据同化引起的氯离子浓度修正主要集中在靠近入侵侧的 0~15 mm 范围内，而在更深区域修正量接近 0，说明数据同化并未对全域浓度场产生整体平移，而是主要作用于氯离子迁移前沿及浓度梯度较大的区域。不同电压条件下， ΔC_{Cl} 的峰值位置和作用范围存在差异，表明试验数据对模型的约束随电场条件变化而变化。其中，47.5 V 和 60.0 V 条件下的修正峰值更靠近入侵侧，而 35.0 V 条件下修正区域相对向内

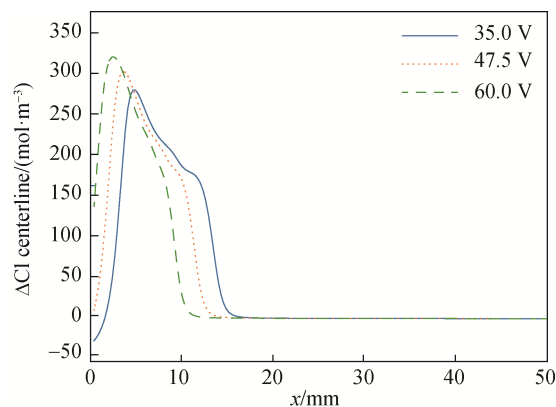


图6 不同电压下数据同化对氯离子中线浓度剖面的修正量
Fig. 6 Data-assimilation-induced correction of centerline chloride concentration profiles under different voltages

部延伸。这说明在较强电场作用下，数据同化的影响更集中于前缘高梯度区域；而在较低电压下，氯离子迁移过程相对缓和，修正作用范围更广。总体

来看,数据同化对氯离子迁移预测的修正具有明显的局部性和选择性,能够有效约束强电场作用下迁移前沿附近的浓度分布。

4 结论

1) 本工作建立了电场作用下混凝土多离子电迁移模型,并结合 IAT-PINN 实现了有限 RCM 试验数据条件下迁移率参数、电势场和多离子浓度场的识别。相较于仅依赖氯离子剖面误差的 LSQ 方法,引入控制方程、初始条件和边界条件约束后, IAT-PINN 对样本数量变化的敏感性降低,参数识别结果和训练过程的稳定性有所提升。

2) 场强依赖型迁移率抑制关系能够描述强电场下离子迁移能力衰减的非线性特征。当电场强度较低时,离子迁移过程主要受电场驱动力控制;当电场强度进一步增大后,有效迁移率逐渐衰减,氯离子迁移贡献出现峰值和回落。该结果表明,强电场下氯离子迁移贡献并非始终随外加电压升高而增大,传统常数迁移率假设可能高估高电压条件下的离子迁移能力。

3) 强电场作用下 Cl^- 、 K^+ 、 Na^+ 和 OH^- 浓度剖面均表现出随时间推进的迁移带,但迁移前沿推进逐渐趋缓,且主要浓度变化集中在靠近电极的有限区域,说明多离子迁移过程具有局部化和迁移受限特征。数据同化对氯离子浓度场的修正主要集中在迁移前沿和浓度梯度较大的区域,而非对全域浓度场进行整体平移,这表明试验数据能够对强电场下局部迁移行为起到有效约束作用。

(第二十八届中国科协年会学术论文)

参考文献:

- [1] 金立兵,王培胜,毛江鸿,等.强电场作用下早龄期混凝土的氯离子迁移特征[J].土木与环境工程学报,2024,46(4):186–192.
JIN Libing, WANG Peisheng, MAO Jianghong, et al. J Civ Environ Eng, 2024, 46(4): 186–192.
- [2] LIU Q F, EASTERBROOK D, YANG J, et al. A three-phase, multi-component ionic transport model for simulation of chloride penetration in concrete[J]. Eng Struct, 2015, 86: 122–133.
- [3] KAMRAN K, VAN SOESTBERGEN M, HUININK H P, et al. Inhibition of electrokinetic ion transport in porous materials due to potential drops induced by electrolysis[J]. Electrochim Acta, 2012, 78: 229–235.
- [4] LIU Q F, YANG J, XIA J, et al. A numerical study on chloride migration in cracked concrete using multi-component ionic transport models[J]. Comput Mater Sci, 2015, 99: 396–416.
- [5] GAO P Y, GAO X, TONG L Y, et al. Multi-physics coupling model of chloride-induced rebar corrosion and concrete cracking in reinforced concrete structure[J]. Comput Struct, 2026, 326: 108231.
- [6] 高轩,刘清风.水泥浆-骨料界面过渡区微观特征的数值研究[J].建筑材料学报, 2025, 28(12): 1180–1189.
- GAO Xuan, LIU Qingfeng. J Build Mater, 2025, 28(12): 1180–1189.
- [7] LIU Q F, FENG G L, XIA J, et al. Ionic transport features in concrete composites containing various shaped aggregates: A numerical study[J]. Compos Struct, 2018, 183: 371–380.
- [8] LIU Q F, XIA J, EASTERBROOK D, et al. Three-phase modelling of electrochemical chloride removal from corroded steel-reinforced concrete[J]. Constr Build Mater, 2014, 70: 410–427.
- [9] 刘清风.基于多离子传输的混凝土微观尺度多相数值模拟[J].硅酸盐学报, 2018, 46(8): 1074–1080.
LIU Qingfeng. J Chin Ceram Soc, 2018, 46(8): 1074–1080.
- [10] MENG Z Z, ZHANG Y F, CHEN W K, et al. A numerical study of moisture and ionic transport in unsaturated concrete by considering multi-ions coupling effect[J]. Transp Porous Med, 2024, 151(2): 339–366.
- [11] LIU Q F, LI L Y, EASTERBROOK D, et al. Multi-phase modelling of ionic transport in concrete when subjected to an externally applied electric field[J]. Eng Struct, 2012, 42: 201–213.
- [12] MAO L X, LI L Y, KIM B. Modelling of multi-species transport in concrete under the action of external electric field: Influence of the overpotential at electrode-electrolyte interfaces[J]. J Electroanal Chem, 2022, 907: 116079.
- [13] MAO L X, HU Z, XIA J, et al. Multi-phase modelling of electrochemical rehabilitation for ASR and chloride affected concrete composites[J]. Compos Struct, 2019, 207: 176–189.
- [14] MENG Z Z, LIU Q F, XIA J, et al. Mechanical-transport-chemical modeling of electrochemical repair methods for corrosion-induced cracking in marine concrete[J]. Comput Aided Civ Infrastruct Eng, 2022, 37(14): 1854–1874.
- [15] MENG Z Z, LIU Q F, SHE W, et al. Electrochemical deposition method for load-induced crack repair of reinforced concrete structures: A numerical study[J]. Eng Struct, 2021, 246: 112903.
- [16] LIU Q F, HU Z, WANG X E, et al. Numerical study on cracking and its effect on chloride transport in concrete subjected to external load[J]. Constr Build Mater, 2022, 325: 126797.
- [17] CAI Y X, LIU Q F, MENG Z Z, et al. Influence of coarse aggregate settlement induced by vibration on long-term chloride transport in concrete: A numerical study[J]. Mater Struct, 2022, 55(9): 235.
- [18] KRABBNHØFT K, KRABBNHØFT J. Application of the Poisson-Nernst-Planck equations to the migration test[J]. Cem Concr Res, 2008, 38(1): 77–88.
- [19] LIU Q F, MENG Z Z, HOU D S, et al. Numerical modelling of electrochemical deposition techniques for healing concrete damaged by alkali silica reaction[J]. Eng Fract Mech, 2022, 276: 108765.
- [20] YANG P, SANT G, NEITHALATH N. A refined, self-consistent Poisson-Nernst-Planck (PNP) model for electrically induced transport of multiple ionic species through concrete[J]. Cem Concr Compos, 2017, 82: 80–94.
- [21] BAZANT M Z, KILIC M S, STOREY B D, et al. Towards an understanding of induced-charge electrokinetics at large applied voltages in concentrated solutions[J]. Adv Colloid Interface Sci, 2009, 152(1–2): 48–88.
- [22] KILIC M S, BAZANT M Z, AJDARI A. Steric effects in the dynamics of electrolytes at large applied voltages. II. Modified Poisson-Nernst-Planck equations[J]. Phys Rev E, 2007, 75(2): 021503.
- [23] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. J

- Comput Phys, 2019, 378: 686–707.
- [24] LU L, MENG X H, MAO Z P, et al. DeepXDE: A deep learning library for solving differential equations[J]. SIAM Rev, 2021, 63(1): 208–228.
- [25] 童良玉, 刘清风. 考虑时变孔隙结构的非饱和混凝土扩散性能预测模型[J]. 硅酸盐学报, 2023, 51(8): 1950–1961.
TONG Liangyu, LIU Qingfeng. J Chin Ceram Soc, 2023, 51(8): 1950–1961.
- [26] 高玲玲, 崔健, 黄平明, 等. 基于低温混凝土孔隙演化的氯离子传输预测模型修正[J/OL]. 硅酸盐学报. [2026–06–17]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2310.tq.20260303.1004.002>.
GAO Lingling, CUI Jian, HUANG Pingming, et al. J Chin Ceram Soc. [2026–06–17]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2310.tq.20260303.1004.002>.
- [27] MAO L X, LI L Y, WANG Y, et al. Physicochemical modelling in chlorides migration in concrete with account of multi-species coupling, reaction kinetic and pore evolution[J]. Constr Build Mater, 2025, 460: 139707.
- [28] 王小刚, 史才军, 何富强, 等. 氯离子结合及其对水泥基材料微观结构的影响[J]. 硅酸盐学报, 2013, 41(2): 187–198.
WANG Xiaogang, SHI Caijun, HE Fuqiang, et al. J Chin Ceram Soc, 2013, 41(2): 187–198.
- [29] SERGI G, YU S W, PAGE C L. Diffusion of chloride and hydroxyl ions in cementitious materials exposed to a saline environment[J]. Mag Concr Res, 1992, 44(158): 63–69.
- [30] 计渊, 刘清风. 硫–氯耦合侵蚀和钙溶蚀作用下混凝土中物质传输与反应机理的数值研究[J]. 硅酸盐学报, 2024, 52(5): 1486–1498.
JI Lie, LIU Qingfeng. J Chin Ceram Soc, 2024, 52(5): 1486–1498.
- [31] JIANG L H, SONG Z J, YANG H, et al. Modeling the chloride concentration profile in migration test based on general Poisson Nernst Planck equations and pore structure hypothesis[J]. Constr Build Mater, 2013, 40: 596–603.
- [32] LIU Q, XIONG Q, JI L, et al. Coupled modelling of hydration, calcium leaching, and sulfate attack in fly ash-blended cementitious materials[J]. Cement and Concrete Composites, 2026: 106590.
- [33] WANG L, TONG L, DAI J G, et al. Durability of seawater and sea sand concrete under combined carbonation and chloride attack: A numerical study[J]. Construction and Building Materials, 2026, 507: 144519.
- [34] TONG L, LIU Q, GRUYAERT E, et al. Experimental and numerical study on carbonation of blast-furnace slag concrete considering the microstructural evolution[J]. Cement and Concrete Research, 2026, 200: 108084.
- [35] 虞爱平, 李正康, 程梓宸, 等. 水压下氯离子在混凝土微观结构中传输机制数值模拟研究[J]. 硅酸盐通报, 2026, 45(2): 449–460.
YU Aiping, LI Zhengkang, CHENG Zichen, et al. Bull Chin Ceram Soc, 2026, 45(2): 449–460.
- [36] 朱思琪, 罗会龙, 王媛, 等. 基于物理信息神经网络的多相流传质数值模拟分析[J]. 材料导报, 2026, 40(S1): 160–164.
ZHU Siqi, LUO Huilong, WANG Yuan, et al. Mater Rep, 2026, 40(S1): 160–164.
- [37] WU C X, ZHU M, TAN Q Y, et al. A comprehensive study of non-adaptive and residual-based adaptive sampling for physics-informed neural networks[J]. Comput Meth Appl Mech Eng, 2023, 403: 115671.
- [38] SONG C L, XIAO R C, ZHANG C, et al. Simulation-free reliability analysis with importance sampling-based adaptive training physics-informed neural networks: Method and application to chloride penetration[J]. Reliab Eng Syst Saf, 2024, 246: 110083.
- [39] ROY A, CHATTERJEE T, ADHIKARI S. A physics-informed neural network enhanced importance sampling (PINN-IS) for data-free reliability analysis[J]. Probab Eng Mech, 2024, 78: 103701.
- [40] 闫冲, 闫浩. 一种基于阶段自适应重采样的物理信息神经网络[J]. 力学学报, 2026, 58(1): 208–220.
YAN Chong, YAN Hao. Chin J Theor Appl Mech, 2026, 58(1): 208–220.
- [41] XU S F, DAI Y J, YAN C, et al. On the preprocessing of physics-informed neural networks: How to better utilize data in fluid mechanics[J]. J Comput Phys, 2025, 528: 113837.
- [42] SPIESZ P, BROUWERS H J H. Influence of the applied voltage on the Rapid Chloride Migration (RCM) test[J]. Cem Concr Res, 2012, 42(8): 1072–1082.
- [43] SPIESZ P, BROUWERS H J H. The apparent and effective chloride migration coefficients obtained in migration tests[J]. Cem Concr Res, 2013, 48: 116–127.

作者贡献声明:

陈一飞: 论文构思、设计研究方法和软件使用、撰写初稿

刘清风: 概念化、方法论、获取资助、指导、资源、审阅与修订

Numerical Study on Multi-Ion Electromigration in Concrete under Strong Electric Fields Based on Physics-Informed Neural Networks

CHEN Yifei¹, LIU Qingfeng^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Ocean Engineering, School of Naval Architecture, Ocean & Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Shanghai Key Laboratory for Digital Maintenance of Buildings and Infrastructure, Shanghai 200240, China)

Extended Abstract

Introduction Externally applied electric fields are widely used in rapid chloride migration coefficient tests and electrochemical repair or protection of concrete structures. These techniques accelerate the directional migration of ions in the pore solution and are important for evaluating chloride resistance and controlling reinforcement corrosion risks. However, concrete is a heterogeneous porous material composed of mortar, interfacial transition zones, and aggregates. Under strong electric fields, the distributions of electric-potential, ion concentration and migration flux become strongly coupled. The conventional Poisson-Nernst-Planck model usually assumes a constant ionic mobility, implying that the electromigration flux increases approximately linearly with the electric

field intensity. This assumption may be insufficient under strong electric-field conditions because local electric-field concentration, concentration polarization and ion crowding can reduce the effective ionic mobility. As a result, the chloride migration front and migration flux may show nonlinear evolution. To address this issue, this work develops a physics-informed neural network framework for identifying a field-dependent ionic-mobility relation and analyzing multi-ion electromigration in concrete under strong electric fields.

Methods A multi-ion electromigration model was established based on the Poisson–Nernst–Planck equations and the Langmuir chloride-binding relation. Four representative ions in RCM tests, *i.e.*, Na^+ , K^+ , Cl^- and OH^- , were considered. A field-dependent mobility-suppression function was introduced into the electromigration term to describe the nonlinear attenuation of effective ionic mobility under strong electric fields. The concrete specimen was represented as a two-dimensional, three-phase mesoscopic domain consisting of mortar, interfacial transition zones, and aggregates. Aggregates were regarded as impermeable, while ion transport occurred in mortar and interfacial transition zones.

To identify the mobility suppression parameters from limited chloride profiles, an importance-adaptive-training physics-informed neural network was adopted. The governing equations, boundary conditions, initial conditions and experimental chloride-concentration profiles were embedded into the loss function. The neural network took dimensionless coordinates, time and voltage as inputs, and output the normalized electric potential and ion concentrations. The shape parameters of the mobility suppression function were optimized together with the neural network parameters. RCM data reported by Spiesz and Brouwers were used for model validation. The chloride profile at 47.5 V was used for parameter identification, while the profiles at 35 V and 60 V were used to evaluate the cross-voltage prediction capability. Prediction accuracy was evaluated using RMSE and R^2 .

Results and discussion The identified mobility suppression parameters obtained by IAT-PINN were $(\alpha, \gamma) = (0.74, 1.37)$, while the least-squares (LSQ) method gave $(\alpha, \gamma) = (0.03, 1.04)$. The LSQ result was closer to the boundary of the search domain, indicating possible parameter nonuniqueness when only discrete chloride profiles were fitted. In contrast, the IAT-PINN introduced governing equations and boundary constraints into the inversion process, which improved the stability of parameter identification. When the proportion of training samples decreased, the IAT-PINN maintained lower RMSE and higher R^2 than LSQ, showing better data efficiency under sparse observations.

The same mobility parameters identified at 47.5 V were then used to predict chloride profiles at 35 V and 60 V without recalibration. The model captured the voltage-dependent advancement of the chloride migration front and agreed well with the measured profiles. The improvement was more evident at high voltage, indicating that the field-dependent mobility relationship reduced the prediction bias caused by the constant-mobility assumption.

The identified suppression function further revealed a transition from a driving force-controlled regime to a mobility-limited regime. At low electric field intensity, the suppression factor was close to 1 and the migration response was nearly linear. As the electric field increased, the effective mobility decreased, causing the chloride migration contribution to reach a peak and then decline. Multi-ion concentration profiles showed localized migration bands for Cl^- , K^+ , Na^+ and OH^- , whose fronts gradually slowed with time. The data-assimilation correction was mainly concentrated near the chloride migration front, confirming that experimental data selectively constrained the high-gradient transport region rather than shifting the entire concentration field.

Conclusions A field-dependent mobility-suppression relation was incorporated into a multi-ion Poisson–Nernst–Planck model and identified using an importance-adaptive physics-informed neural network. The proposed framework enabled the joint reconstruction of ionic concentration fields, electric-potential fields and mobility parameters from limited RCM data. Compared with least-squares (LSQ) fitting, the IAT-PINN improved parameter stability under sparse data by introducing physical constraints. The identified mobility relation showed that chloride migration under strong electric fields is not linearly enhanced with increasing voltage. Instead, effective mobility attenuation can lead to saturation or reduction of the migration contribution. Multi-ion concentration profiles and data assimilation corrections further confirmed the localized and migration-limited characteristics of strong electric-field electromigration. The proposed method provides a theoretical basis for interpreting RCM test results and identifying field-dependent mobility parameters in concrete.

Keywords multi-ion electromigration; physics-informed neural network; rapid chloride migration; data assimilation