

基于方差补偿 AKF-BP 的电解液式测斜仪精度提升研究

秦世伟, 陈航宇

(上海大学 力学与工程科学学院土木工程系, 上海 200444)

摘要: 电解液式测斜仪广泛适用于测量土石坝、面板坝、岩土边坡、路堤、基坑等结构物的水平位移监测。为消除环境温度变化和测量噪声引起的电解液式测斜仪测量误差, 进行了传感器温度实验, 并对硬件本身、工作环境、数据采集三种测量误差影响因素和温度变化影响因素进行详细分析, 提出了一种基于方差补偿自适应卡尔曼滤波 (AKF) 和 BP 神经网络 (BPNN) 的精度补偿模型; 结果表明, 补偿后的电解液式测斜仪水平位移的均方误差相较于补偿前平均降低了 80% 以上, 从而有效减少计算水平位移的误差, 极大提升了电解液式测斜仪的测量精度, 可应用于电解液式测斜仪实际工程。

关键词: 电解液式倾角传感器; 固定式测斜仪; 精度提升; 方差补偿自适应卡尔曼滤波; BP 神经网络

Research on Accuracy Improvement of Electrolyte Inclinometer Based on Variance Compensation AKF-BP

QIN Shiwei, CHEN Hangyu

(Department of Civil Engineering, School of Mechanism and Engineering Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: An electrolyte inclinometer is widely used to measure the horizontal displacement of earth-rock dam, face dam, rock slope, embankment, foundation pit and other structures. In order to eliminate the measurement error caused by changes in ambient temperature and measurement noise, the sensor temperature experiment is carried out, and the measurement error and temperature changes for the three factors affected by the hardware itself, working environment, data acquisition are analyzed in detail. A precision compensation model based on variance compensation adaptive Kalman filter (AKF) and back propagation neural network (BPNN) is proposed. The results show that the electrolytic inclinometer reduces the mean square error of the horizontal displacement after the compensation by more than 80% compared with that before the compensation, which effectively reduces the error of calculating the horizontal displacement and greatly improves the measuring accuracy of electrolytic inclinometers.

Keywords: electrolyte tilt sensor; fixed inclinometer; accuracy improvement; adaptive Kalman filtering with variance compensation; BPNN

0 引言

固定式测斜仪是一种定点测量倾斜角度的仪器, 广泛适用于测量土石坝、面板坝、岩土边坡、路堤、基坑、岩石边坡等结构物的水平位移监测^[1-4]。而传统的固定式测斜仪采用 MEMS 传感器 (Micro-Electro-Mechanical System, 微电子机械系统), 其 MEMS 传感器对震动十分敏感, 被测物体的震动会影响测量结果, 故而在高振动场景例如基坑施工中, 其可靠性和稳定性难以保障。固定式测斜仪除了采用传统的 MEMS 传感器, 还可以采用抗冲击性、高可靠性、高精度、低成本和高稳定性的电解液式倾角传感器。基于以上优点, 近年来基于电解液式倾角传感器的固定式测斜仪, 简称电解液式测斜仪, 在深层水平位移监测发挥着关键作用。然而相关研究表明, 环境温度和测量噪声会

对电解液式测斜仪的测量精度造成一定程度影响。

国内外学者对电解液式测斜仪的精度影响和误差修正做了大量的研究, 精度提升常分为硬件补偿和软件补偿。Tang 等人^[5]设计了一种由 AVR 单片机作为处理器的电解液式高精度双轴倾斜度传感器数据采集与处理系统, 提高了传感器的测量精度, 并且具有较好的重复性和线性度。Lee 等人^[6]设计了一种导电耐腐蚀聚二甲基硅氧烷 (PDMS) 电极的全聚合物电解倾斜传感器, 保持精度的同时有效降低了成本。然而, 硬件补偿因成本高昂物理限制, 难以在实际工程中生产使用; 软件补偿具有灵活性、低成本、远程管理和高准确度等优势, 是目前主要的精度补偿方式。

对于环境温度的软件补偿, Zhu 等人^[7]采用 BP 神经网络方法对其输出电压进行数据融合, 通过实验标定了电解

收稿日期: 2023-09-08; 修回日期: 2023-10-20。

基金项目: 上海市 2021 年度“科技创新行动计划”社会发展科技攻关项目 (21DZ1204200)。

作者简介: 秦世伟 (1973-), 男, 博士, 讲师。

引用格式: 秦世伟, 陈航宇. 基于方差补偿 AKF-BP 的电解液式测斜仪精度提升研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 319-325.

质型倾角传感器在各种温度环境下的电压输出, 消除了温度对传感器的影响, 该方法能很好地抑制倾角传感器的交叉灵敏度; 邹杰等人^[8]提出了零位温度曲线补偿算法和标度因数温度系数曲线补偿算法, 该算法能有效地改善零位和标度因数的温度特性, 提高了倾斜仪在全温度范围内的测量精度; 王成立等人^[9]建立了基于最小二乘法的多项式拟合以及约束条件下多变量函数寻最优解的测斜仪温度漂移误差和安装误差补偿数学模型, 消除了测斜仪传感器因温度变化引起的温度漂移和降低安装误差。

对于测量噪声的软件补偿, 石永强等人^[10]对测斜仪系统的非正交误差、比例因子和零偏输出值进行分析和校准, 采用卡尔曼滤波实现过滤噪声信号对连输出数据进行最优估计。吴招锋等人^[11]通过采用卡尔曼滤波器与 Hamming 窗 FIR 滤波器组合滤波的方法, 提出了一种用于边坡位移监测的测斜仪原始数据累计位移的降噪模型, 有效去除了测斜仪自身及外部环境因素产生的高频和随机噪声。然而, 测量噪声和环境温度变化二者同时引起的电解液式测斜仪的测量误差机制复杂, 现有研究通常只对环境温度变化或测量噪声单独建立精度补偿模型, 测量精度还有待提升。

目前, 神经网络方法因具有较强的自主学习与适应性学习能力, 对各类传感器的温度补偿取得了良好效果^[12-14]。自适应卡尔曼滤波在工程应用中具有强鲁棒性和高适应性, 使其成为处理测量噪声和模型不确定性的有效工具^[15-18]。本文为了解决电解液式测斜仪由测量噪声和温度变化同时引起的测量精度误差问题, 从传感器温度实验及其产生误差的原因进行分析, 基于此建立方差补偿自适应卡尔曼滤波 BP 神经网络的精度修正模型, 并通过测量试验和模型评估来验证该精度补偿模型的有效性。

1 电解液式测斜仪测量原理

电解液式测斜仪主要由电解液式倾角传感器、标距延长杆、测轮、信号电缆、测斜管、悬挂装置、现场数据采集器和太阳能电源等组成。电解液式倾角传感器应用了液体摆原理, 传感器由一个装有电解液的容器和 3 个与电解液接触的电极组成, 两个激励电极和一个拾取电极, 如图 1 所示。

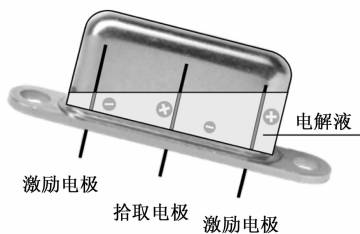


图 1 电解液式倾角传感器结构组成

在容器中, 电解液受到重力矢量的垂直平分作用, 这意味着电解液会在容器中的平衡位置上保持水平。当电解液式倾角传感器倾斜时, 电解液会交替覆盖和暴露两个激励电极, 电解液式倾角传感器通过测量浸泡在电解液中的电极之间电导变化来工作^[19], 在激励电极上施加恒定交流电压时, 在中心拾取电极处测量的输出电量与倾斜角度呈

线性比例变化。其倾斜角度 θ 与输出电量读数 F 可用如下公式计算:

$$\theta = a_1 \times F + a_2 \times F^2 + a_3 \times F^3 + a_4 \times F^4 + a_5 \times F^5 + b \quad (1)$$

式中, θ 为被测结构物的倾斜角度 ($^\circ$); F 为电解液式倾角传感器的实时电量测量值; a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 a_5 、 b 为电解液式倾角传感器的标定系数。

在电解液式测斜仪工程应用中, 常在同一测斜管内将多只电解液式倾角传感器串联起来分布在不同深度, 用于测量被测结构物体倾斜角度的变化量, 进而计算出被测结构物体的深层水平位移。其测量原理如图 2 所示。

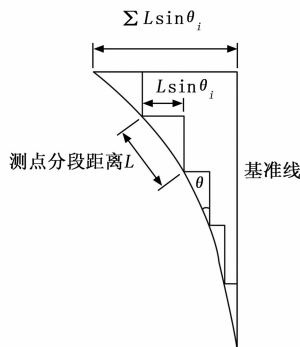


图 2 电解液式测斜仪测量原理

按测点的分段长度, 分别求出不同高程处水平位移增量:

$$\Delta d_i = L \sin \theta_i \quad (2)$$

从测斜管底部测点开始逐渐累加, 可以得出不同高程处的水平位移:

$$b_i = \sum \Delta d_i \quad (3)$$

式中, Δd_i 为测量段内的水平位移增量; L 为分段的长度, 通常取 1 m; θ_i 为轴线与铅锤线的夹角, 也即倾斜角度; b_i 为自固定点的管底端以上点处的水平位移。

2 电解液式倾角传感器精度特性研究

2.1 温度实验

通过温度实验来获取电解液式测斜仪的环境温度和水平位移数据, 以此探究两者之间的关系。因电解液式测斜仪体积过大, 实验条件有限, 故而选择对电解液式测斜仪的核心部件, 电解液式倾角传感器进行温度实验, 其水平位移变化值可通过公式 (1) (2) (3) 计算传感器输出电量变化值得出, 实验目的为进一步探究环境温度和测量噪声, 对传感器输出电量变化值的影响。电热恒温箱用来保证传感器恒温, 最优情况下电热恒温箱应处于地下室环境, 防止人为干扰或车辆等外来因素引起的振动。电解液式倾角传感器通过网状隔板置于电热恒温箱内, 第三层为数据采集器, 第二层为电解液式倾角传感器, 放置电解液式倾角传感器的网状隔板上多放置一纸质平面结构板, 保证绝缘并减少恒温箱内气流引起的振动, 每只传感器通过水平夹

固定, 如图 3 所示。

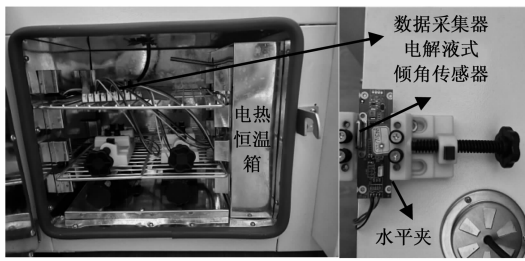


图 3 电解液式倾角传感器温度实验结构原理

静置 1 天后于 2023 年 5 月 21 日, 对电解液式倾角传感器进行数据采集, 将电热恒温箱温度调为 20 ℃, 每半小时采集一次, 累计采集 50 次, 采集数据如图 4 所示。

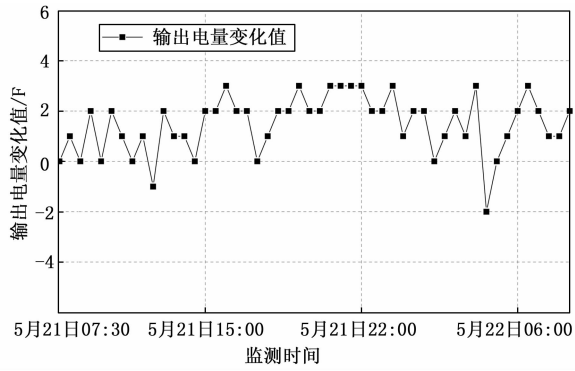


图 4 20℃ 输出电量变化值

观察图 4 可以看出输出电量变化值呈波动状态, 由于传感器被水平夹固定, 而且温度恒定, 认为外界因素仅有测量噪声对传感器产生影响, 测量噪声服从高斯分布。

进一步实验, 2023 年 6 月 7 日—6 月 25 日, 从 20 ℃ 开始每升高 5 ℃ 设为一组, 每组采集 50 次, 直到 60 ℃ 共 9 组数据。每组输出电量变化值的均值和标准差如图 5 所示。

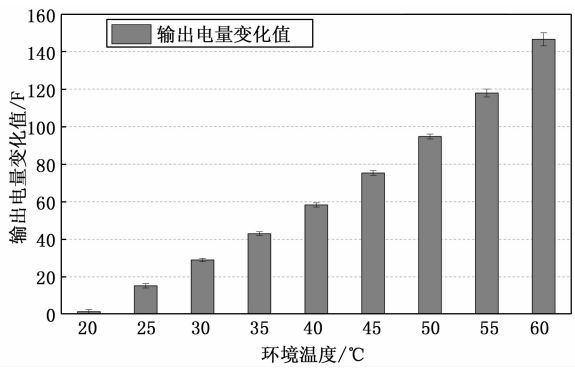


图 5 20~60℃ 输出电量变化值

观察图 5 可以看出, 输出电量变化值在每个恒定的温度下呈波动状态。随着温度的升高, 输出电量变化值呈阶梯上升状态, 与温度变化一致, 由温度变化所引起的输出电量变化与温度呈正相关关系。另外随着温度的升高, 输出电量变化值上升得越快, 并且波动越剧烈, 认为测量噪声和温度变化共同作用下对传感器的产生影响, 输出电量

变化值是由温度变化和测量噪声所造成的误差值。因此, 理论上先对传感器进行温度补偿, 再降低其测量噪声。

2.2 误差机理分析

温度变化影响, 电解液式倾角传感器是一种基于电解液的传感器, 其测量原理是利用电解液在倾斜角度发生变化时引起的输出电量变化来测量倾斜角度。而电解液的密度和粘度随着温度的变化而发生变化, 这会导致电解液式倾角传感器的灵敏度和精度发生变化, 从而对其采集的数据产生误差。BP 神经网络方法具有强大的非线性拟合能力, 数据处理快, 理论上可以逼近任意函数, 因此可利用该方法对电解液式倾角传感器进行温度补偿。

测量噪声影响, 电解液式倾角传感器采集数据过程中, 会受到外界不稳定信号的干扰, 这些干扰可能来自传感器硬件本身、工作环境和数据采集等。这些噪声干扰会使电解液式倾角传感器产生误差, 从而导致采集数据的不准确。由于测量噪声为高斯分布, 卡尔曼滤波是最优估计。

1) 硬件本身。电解液中的电极质量和电极表面的腐蚀都可能影响传感器的性能。电极质量差或腐蚀会导致电流流失或不均匀分布, 从而影响测量结果。连接电解液式倾角传感器的电路板元器件的漂移、噪声和非线性等因素也都可能引起测量误差。

2) 工作环境。工作环境对电解液式倾角传感器的性能产生重大影响, 包括湿度、化学环境、电磁干扰、大气压力、振动、压力和污染物等因素都可能引起测量误差。电解液式倾角传感有一个工业级的、全金属的、密封的传感器设计, 可以在最极端的环境中使用。

3) 数据采集。数据采集系统的采样频率和分辨率会影响测量精度, 低采样频率或分辨率可能无法捕捉到快速变化的倾角, 从而引起误差。传感器的标定过程容易受到人为读数和操作的影响, 也可能导致测量误差。电解液式倾角传感器的测量输出电量与实际倾斜角度标定过程为: 将电解液式倾角传感器固定于标定仪器中, 传感器初始标定角度为 -15° , 从 -15° 开始采集传感器的输出电量值, 每隔一分钟采集一次, 采集 20 次数据为一组, 随后每新增 1° 采集 1 组, 一直到 15° 。通过谨慎和准确的标定操作, 可以最大程度地减小人为读数产生的测量误差, 提高传感器的测量准确性。

综上所述, 先用 BP 神经网络对传感器的输出电量变化值进行温度补偿, 再用卡尔曼滤波降低其测量噪声, 最后根据公式 (1) (2) (3) 计算其水平位移变化值以便能获得更加稳定且准确的水平位移数据。

3 方差补偿 AKF-BP 神经网络模型

3.1 反向传播神经网络

反向传播神经网络 (BPNN, back propagation neural network) 简称 BP 神经网络, 是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。BP 神经网络由多个神经元组成, 分为输入层、隐藏层和输出层。神经网络方法的学习目的是寻找温补输出电量变化值与测量输出电量变化值、温度及温度梯度之

间关系,算法会自动调整并确定各项因素权重,最终对输出电量变化值进行温度补偿。其模型结构如图 6 所示。

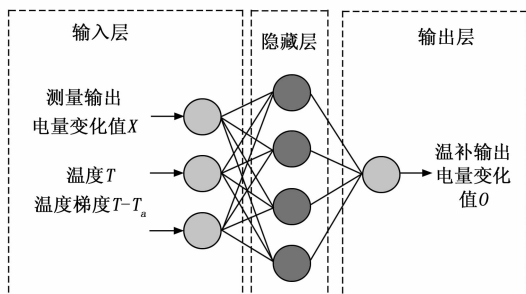


图 6 BP 神经网络模型结构

每个神经元都有一个激活函数,用于计算神经元的输出值。激活函数引入了非线性因素,使得 BP 神经网络能够学习和表示非线性关系。本模型的激活函数采用 Sigmoid 函数,即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

BP 神经网络的训练过程通常包括以下几个步骤:初始化权重、前向传播、计算损失、反向传播、权重更新。这些步骤被迭代执行,直到达到预定的停止条件,如达到最大迭代次数或损失函数收敛。在前向传播过程中,输入数据从输入层开始逐层传递隐藏层,直至输出层。每个神经元根据输入数据和权重进行加权求和,并通过激活函数计算输出值。

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n v_{ij}x_i - \theta_j\right), j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$$o_k = f\left(\sum_{j=1}^l w_{jk}y_j - \gamma_k\right), k = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

式中, $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为 BP 神经网络的输入值; $y_1, y_2, \dots, y_m$ 为网络的隐含层输出; $o_1, o_2, \dots, o_l$ 为网络的实际输出值; $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ 为隐含层阈值; $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_l$ 为输出层阈值; v_{ij} 为输入层与隐含层的权值; w_{jk} 为隐含层与输出层的权值。

BP 神经网络使用损失函数来度量模型输出结果与真实结果之间的差异。本模型的损失函数采用均方误差。根据损失函数计算输出层的误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2, k = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

式中, $d_1, d_2, \dots, d_l$ 为网络的期望输出值。

将式 (5) (6) 代入式 (7), 再将网络误差 E 展开至输入层得到式 (8):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left\{ d_k - f\left[\sum_{j=1}^l w_{jk}f\left(\sum_{i=1}^n v_{ij}x_i\right)\right] \right\}^2 \quad (8)$$

反向传播是 BP 神经网络的关键步骤,用于计算误差并更新权重。首先,根据损失函数计算输出层的误差。然后,通过链式法则将误差逐层向前传播,计算隐藏层和输入层的误差。其中, η 学习率是控制权重更新步长的超参数,需要进行调优。梯度下降法根据梯度的负方向更新权重,以使损

失函数逐渐减小。反向传播的最后阶段,根据误差梯度和学习率,使用梯度下降法对权值 v_{ij} 、 w_{jk} 和阈值进行更新,分别按式 (9) 和式 (10) 得到新权重 v'_{ij} 、 w'_{jk} 和阈值。

$$v'_{ij} = v_{ij} - \eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = v_{ij} + \eta \left(\sum_{k=1}^l \delta_k^o w_{jk} \right) y_j (1 - y_j) \quad (9)$$

$$w'_{jk} = w_{jk} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = w_{jk} + \eta (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) y_j \quad (10)$$

式中, v'_{ij} 为输入层与隐含层的新权值; w'_{jk} 为隐含层与输出层的新权值; η 为学习率; δ_k^o 为输出层的误差信号。

3.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波 (Kalman Filter) 是通过递归保证误差协方差最小实现的最优线性估计算法,具有计算量级小、实时性能高的优势,可通过一系列带有误差的参数来预测真实值,在保证高精度的条件下,同时具有稳定性和实时性,可有效去除高斯噪声影响^[20]。卡尔曼滤波是一种递归滤波器,它基于一组线性动态方程和高斯噪声假设来估计系统的状态。它的核心思想是通过预测和更新两个步骤来逐步更新状态估计值,并考虑系统模型的预测和观测数据的准确性。

离散线性系统的卡尔曼滤波状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} \boldsymbol{\Omega}_{k-1} \\ \mathbf{L}_k = \mathbf{B}_k \mathbf{X}_k + \Delta_k \end{cases} \quad (11)$$

式中, $k=1, 2, \dots$; $\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{X}_k$ 为 n 维状态向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移阵; $\boldsymbol{\Omega}_{k-1}$ 为 r 维动态噪声向量; Γ_{k-1} 为动态噪声系数阵; Δ_k 为 m 维观测噪声向量。要求 $\{\boldsymbol{\Omega}_k\}$ 和 $\{\Delta_k\}$ 为互不相关且均值为零的白噪声序列。

$$\begin{cases} E(\boldsymbol{\Omega}_k) = 0, \text{cov}(\boldsymbol{\Omega}_k, \boldsymbol{\Omega}_j) = \mathbf{D}_{\Omega_k} \delta_{kj} \\ E(\Delta_k) = 0, \text{cov}(\Delta_k, \Delta_j) = \mathbf{D}_{\Delta_k} \delta_{kj} \\ \text{cov}(\boldsymbol{\Omega}_k, \Delta_j) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{D}_{\Omega_k}$ 为动态噪声方差或协方差, $\mathbf{D}_{\Delta_k}$ 为观测噪声方差, δ_{kj} 为狄拉克-函数, 则:

$$\delta_{kj} = \begin{cases} 0, k \neq j \\ 1, k = j \end{cases} \quad (13)$$

设标准卡尔曼滤波状态的一步预测方程为:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1,k-1} \quad (14)$$

预报误差协方差阵为:

$$\mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k,k-1}} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k-1,k-1}} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} \mathbf{D}_{\Omega_{k-1}} \Gamma_{k,k-1}^T \quad (15)$$

滤波增益矩阵为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k,k-1}} \mathbf{B}_k^T [\mathbf{B}_k \mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k,k-1}} \mathbf{B}_k^T + \mathbf{D}_{\Delta_k}]^{-1} \quad (16)$$

状态滤波方程为:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k,k} = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{L}_k - \mathbf{B}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}) \quad (17)$$

滤波误差协方差阵为:

$$\mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k,k}} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{B}_k) \mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k,k-1}} \quad (18)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_{k,k}$ 为滤波值; $\mathbf{L}_k - \mathbf{B}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 为预报误差。

3.3 方差补偿自适应卡尔曼滤波

经典的卡尔曼滤波通过引入自适应机制^[21],滤波模型可以更好地应对未知参数和噪声,从而提高了估计的准确性和稳健性。自适应卡尔曼滤波 (Adaptive Kalman Filter)

允许在运行时动态地调整模型参数, 以适应系统的变化和未知的噪声统计特性。在动态测量系统中, 当状态方程与观测方程已知, 通过已有的信息对动态噪声方差分量进行修正, 得出更接近真值的动态噪声, 从而得出更接近真实状态的递推算法, 即方差补偿自适应卡尔曼滤波。

假定 $\{\Omega_k\}$ 和 $\{\Delta_k\}$ 为均值为零的高斯白噪声序列, $\mathbf{X}_0$ 为正态向量。则第 i 步的预测残差为:

$$\mathbf{V}_{k+i} = \mathbf{L}_{k+i} - \hat{\mathbf{L}}_{k+i/k} \quad (19)$$

式中, $\mathbf{L}_{k+i}$ 、 $\hat{\mathbf{L}}_{k+i/k}$ 分别为观测值和最佳预测值, $\mathbf{V}_{k+i}$ 预测残差。

因 $\hat{\mathbf{L}}_{k+i/k} = \mathbf{B}_{k+i} \mathbf{L}_{k+i/k} \hat{\mathbf{X}}_k + \Delta_{k+i}$, 则 $\mathbf{V}_{k+i}$ 的方差矩阵 $\mathbf{D}_{\mathbf{V}_{k+i}}$ 为:

$$\mathbf{D}_{\mathbf{V}_{k+i}} = \mathbf{B}_{k+i} \Phi_{k+i,k} \mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k+i}} \Phi_{k+i,k}^T \mathbf{B}_{k+i}^T + \mathbf{D}_{\Delta_{k+i}} + \sum_{\gamma=k+i}^{k+i} \mathbf{B}_{k+i} \Phi_{k+i,\gamma} \mathbf{F}_{r,r-1} \mathbf{D}_{\Omega_{\gamma-1}, \Omega_{\gamma-1}} \Phi_{k+i,\gamma}^T \mathbf{B}_{k+i}^T \quad (20)$$

则:

$$\mathbf{B}_{k+i} \Phi_{k+i,k} \mathbf{F}_{r,r-1} = \mathbf{A}^{(k+i,r)} = [\mathbf{a}_{hj}^{(k+i,r)}] \quad (21)$$

式中, $r=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, n$, 上标 $k+i$ 与 r 相关。假定 $\mathbf{D}_{\Omega_{k-1}, \Omega_{k-1}}$ 在 $t_{k+1}, t_{k+2}, \dots, t_{k+n}$ 时间段内为常值对角阵, 即:

$$\mathbf{D}_{\Omega_{k-1}, \Omega_{k-1}} = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_{22}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \sigma_{rr}^2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

即:

$$\text{diag } \mathbf{D}_{\Omega} = (\sigma_{11}^2, \sigma_{22}^2, \dots, \sigma_{rr}^2)^T \quad (23)$$

有:

$$\mathbf{E}(\mathbf{V}_{k+1}^T \mathbf{V}_{k+1}) = \text{tr}[\mathbf{E}(\mathbf{V}_{k+1} \mathbf{V}_{k+1}^T)] = \text{tr} \mathbf{D}_{\mathbf{V}_{k+1}} \quad (24)$$

则有:

$$\mathbf{V}_{k+1}^T \mathbf{V}_{k+1} = \text{tr} \mathbf{D}_{\mathbf{V}_{k+1}} + \eta_{k+1} \quad (25)$$

式中, η_{k+1} 为零均值随机变量, $r=1, 2, \dots, n$ 。

令:

$$\mathbf{E}_{k+i} = \mathbf{V}_{k+i}^T \mathbf{V}_{k+i} - \text{tr}[\mathbf{B}_{k+i} \Phi_{k+i,k} \mathbf{D}_{\mathbf{X}_{k+i}} \Phi_{k+i,k}^T \mathbf{B}_{k+i}^T] - \text{tr} \mathbf{D}_{\Delta_{k+i}, \Delta_{k+i}} \quad (26)$$

又:

$$\begin{aligned} \mathbf{E} &= [\mathbf{E}_{k+1}, \mathbf{E}_{k+2}, \dots, \mathbf{E}_{k+n}]^T \\ \boldsymbol{\eta} &= [\eta_{k+1}, \eta_{k+2}, \dots, \eta_{k+n}]^T \\ \mathbf{A} &= [\mathbf{A}_{k+1}, \mathbf{A}_{k+2}, \dots, \mathbf{A}_{k+n}]^T \end{aligned} \quad (27)$$

则有:

$$\mathbf{E} = \mathbf{A} \text{diag} \mathbf{D}_{\Omega} + \boldsymbol{\eta} \quad (28)$$

式中, $\mathbf{A} \text{diag} \mathbf{D}_{\Omega}$ 关于的线性方程组。当 $n \geq r$ 时, 有唯一解。记 $\mathbf{A} \text{diag} \mathbf{D}_{\Omega}$ 的最小二乘估计为:

$$\text{diag} \mathbf{D}_{\Omega} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{E} \quad (29)$$

根据上述各式可求得实时估计的动态噪声方差阵。

3.4 方差补偿 AKF-BP 神经网络模型

方差补偿自适应卡尔曼滤波能够在存在噪声和不确定性的情况下进行准确的状态估计, 具有较好的鲁棒性, BP 神经网络可以通过大量的训练数据的学习和适应, 进一步提高模型的鲁棒性。另外, 方差补偿自适应卡尔曼滤波

通过迭代更新状态估计值, 逐步提高估计的精度。BP 神经网络通过反向传播算法迭代调整权重和偏置, 逐步优化模型的性能。两者的迭代优化过程可以相互补充, 进一步提高模型的精度和收敛速度。方差补偿自适应卡尔曼滤波 BP 神经网络 (方差补偿 AKF-BP) 的精度补偿模型的基本步骤如下:

1) 数据准备: 收集电解液式倾角传感器数据, 将数据集分为训练集和测试集, 训练集进行离线训练, 并初始化参数。

2) BP 神经网络训练: 将测量输出电量变化值和温度数据作为输入, 将真实值作为输出。使用训练集对 BP 神经网络进行离线训练, 通过反向传播算法, 不断调整神经网络的权重和偏置, 以最小化输出与目标之间的误差。

3) 方差补偿自适应卡尔曼滤波: 选取温补后输出电量变化值作为方差补偿自适应卡尔曼滤波的初值进行离线训练, 其中包括: 动态系统的状态向量的初值 $\mathbf{X}_0$ 、系统中状态向量 $\mathbf{D}_{\Omega}$ 以及观测噪声的协方差的初始值 $\mathbf{D}_{\Delta}$; 根据状态方程和观测方程确定系统从第 $k-1$ 时刻到第 k 时刻的状态转移矩阵 $\Phi_{k,k-1}$, 以及动态噪声矩阵 $\mathbf{F}_{k,k-1}$ 和第 k 时刻的观测矩阵 $\mathbf{B}_k$; 计算对系统的一步预测值 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 、预报误差协方差矩阵 $\mathbf{D}_{k,k-1}$ 、残余误差 $\mathbf{C}$ 以及变形监测系统的滤波增益矩阵 $\mathbf{J}_k$; 计算动态噪声协方差矩阵量 $\mathbf{D}_{\Omega}$, 再根据残余误差对动态噪声协方差矩阵进行修正; 根据所得系数重新计算, 求得新的系统初值 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k}$ 和相对应的预报误差协方差阵 $\mathbf{D}_{k,k}$; 将系统中滤波结果的最后一组状态向量 $\mathbf{X}$ 和预报误差协方差阵 $\mathbf{D}$ 进行存储; 输出系统的预测值 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 和滤波值 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k}$; 并判断估计值是否满足精度要求, 如满足则推出迭代, 如不能满足则需重新迭代求解。

4) 模型评估: 使用测试集评估模型的性能。计算模型的均方误差来衡量模型的精度补偿效果, 然后使用经过训练和评估的模型对传感器数据进行精度补偿。

基于方差补偿 AKF-BP 对电解液式倾角传感器的精度补偿的具体流程如图 7 所示。

4 精度补偿结果及分析

4.1 电解液式倾角传感器精度补偿

利用方差补偿 AKF-BP 模型, 对电解液式倾角传感器的温度实验数据进行精度补偿, 数据集划分为训练集和测试集, 将每组不同温度下的数据集以 4:1 比例划分, 以保证训练集和测试集分布一致。电解液式倾角传感器补偿前后的输出电量变化值如图 8 所示。

观察图 8 可知, 补偿后的输出电量变化值, 消除了因电热恒温箱升温导致的阶梯上升状态, 环境温度变化越大补偿效果越好, 补偿后最大误差 4.23 F。且补偿后的输出电量变化值曲线更加的平滑, 降低了一定程度的测量噪声。

4.2 电解液式测斜仪精度补偿

利用方差补偿 AKF-BP 模型, 对电解液式测斜仪的试验数据进行精度补偿。数据采集从 2023 年 3 月 2 日到 3 月 15 日, 深度 30 m, 每小时采集一次, 共 322 条数据, 为方

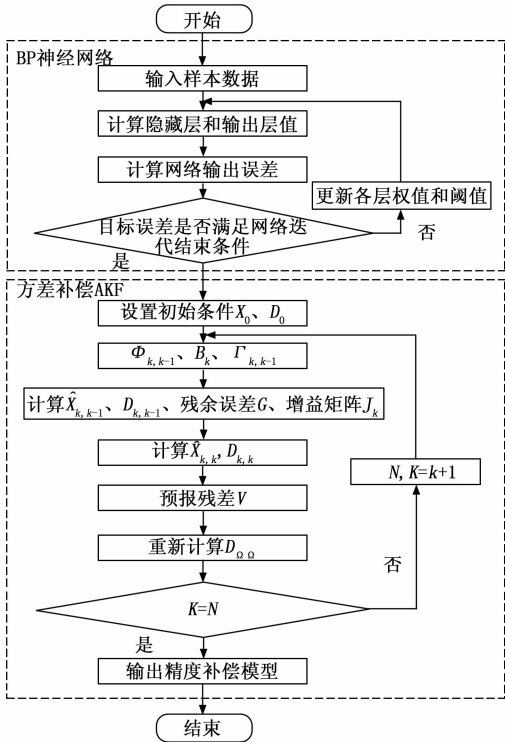


图 7 基于方差补偿 AKF-BP 的精度补偿流程图

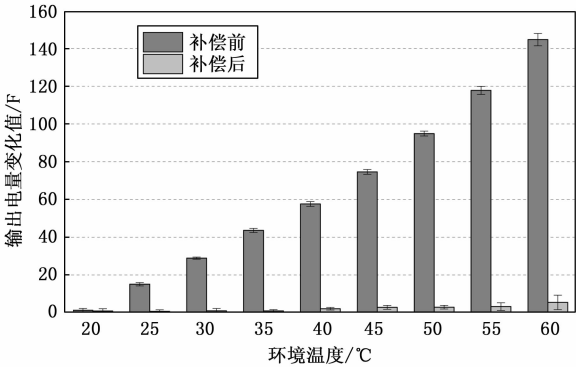


图 8 精度补偿前后输出电量变化值对比

便数据集以 4 : 1 划分为训练集和测试集, 舍弃最后两条数据, 即 320 条数据。为对比 KF 和方差补偿 AKF 对电解液式测斜仪的影响, 本研究分别建立 KF-BP 精度补偿模型和方差补偿 AKF-BP 精度补偿模型进行对比分析。为全局直观地观察精度补偿效果, 对深度为 6、12、18、24 m 处的节点进行精度补偿, 前后水平位移变化值如图 9 所示。

观察图 9, 节点 N06 到节点 N24 的水平位移变化值经过 KF-BP 精度补偿后均方误差分别降低 58.1、66.8、67.7、55.2%, 最大误差分别降低 66.1、50.9、67.1、51.6%; 经过方差补偿 AKF-BP 精度补偿后均方误差分别降低 83.1、82.2、87.4、83.4%, 最大误差分别降低 89.3、77.9、83.7、77.7%。经过算法补偿过后, 基本消除了环境温度和测量噪声对测量结果造成的误差, 证明了该模型的可行性。各节点水平位移误差结果如表 1 所示。

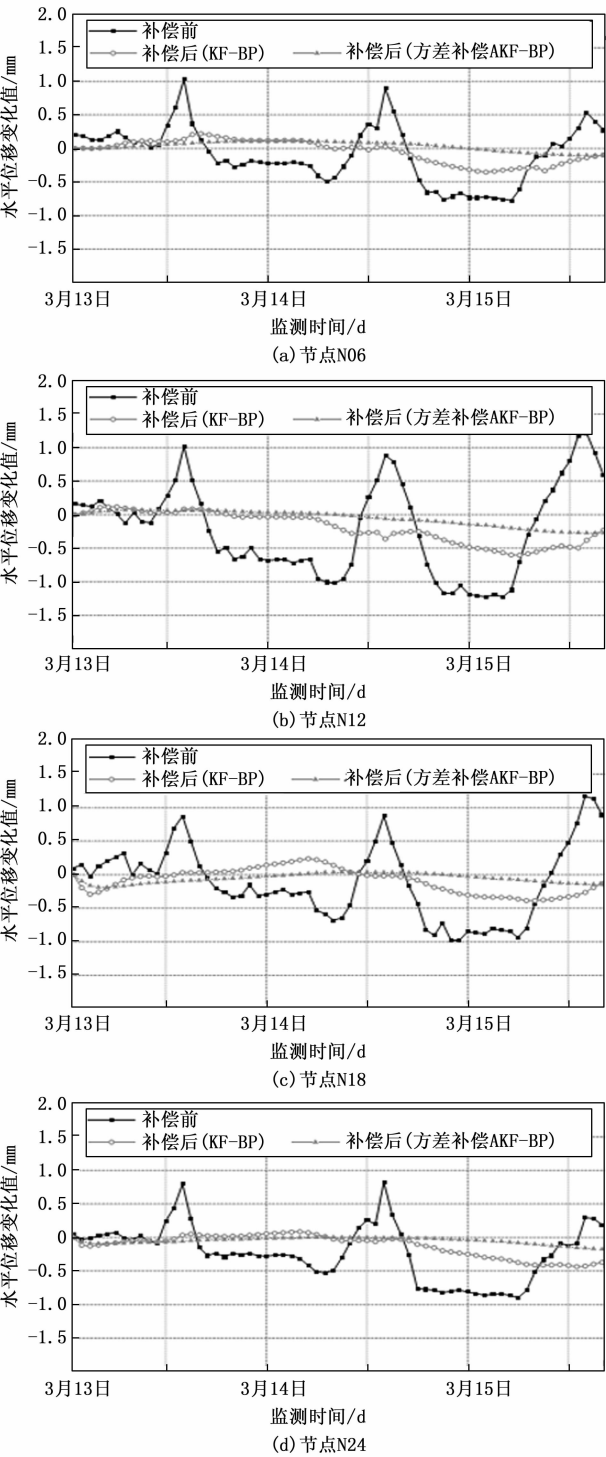


图 9 多个节点精度补偿前后水平位移变化值对比

表 1 精度补偿前后水平位移误差结果

试测节点	水平位移均方误差/mm		
	补偿前	补偿后 (KF-BP)	补偿后 (方差补偿 AKF-BP)
N06	0.42	0.17	0.07
N12	0.66	0.22	0.12
N18	0.56	0.18	0.07
N24	0.39	0.17	0.06

5 工程实例

由电解液式测斜仪为核心的深层水平位移自动化监测装置可用于实际工程, 该装置主要包括太阳能电源、现场采集器、电解液式测斜仪和测斜管。太阳能电源与现场采集器相连, 为现场采集器和电解式倾角传感器提供电源。现场采集器接收、存储和传输测斜仪采集到的倾角输出电量变化值, 实时发送至云端服务器, 其水平位移变化值可通过公式 (1) ~ (3) 计算得出。具体操作步骤如下:

1) 测斜管通过钻孔安装在土体, 测斜仪与测斜管通过内壁管槽承插式连接, 在进行电解液式测斜仪工作之前, 先将各电解式倾角传感器与现场采集器连接, 再用 232 串口连接到 PC 端; 在上位机上预设好各传感器的地址与睡眠间隔, 并在 PC 端上做好测点的配置工作, 并事先对现场采集器电源进行充电, 保证电量充足; 再将太阳能板与采集器连接起来, 即完成整套设备安装;

2) 完成设备安装工作后, 打开现场采集器, 现场采集器进行设备指令的接收与发送、设备睡眠与唤醒, 检测现场采集器电量情况和 4G 信号的强弱, 打开开关按钮, 测试各通道数据传输情况, 防止在运输和安装过程中零件发生损坏, 保证数据传输的稳定性;

3) 在上述工作完成后, 测量数据开始正式采集并上传到上位机, 即可在 PC 端查看倾角变化状况, 计算出深层水平位移的变化量, 并利用方差补偿 AKF-BP 模型, 对电解液式测斜仪的测量数据进行精度补偿, 本算法的复杂性、输入数据的规模, 以及系统的性能等计算资源的要求低。在 PC 端通过设置深层水平位移变化监测警戒值, 可以在深层水平位移异常时发送短信通知给现场工作人员, 通过自动化监测手段实时、在线监测能及时、全面了解地下工程安全性, 保证在异常情况下, 数据的信息及时获得反馈, 从而及时采取有效应急措施、调整施工工艺等方式, 确保工程顺利进行。

6 结束语

本文通过电解液式倾角传感器温度实验及其产生误差的原因, 确定了传感器输出电量变化值随测量噪声和环境温度变化规律, 在此基础上, 利用方差补偿自适应卡尔曼滤波 BP 神经网络模型建立精度补偿模型, 得到如下结论: 传感器输出电量变化值经过 BP 神经网络温度补偿, 基本消除了环境温度变化对造成的误差影响, 之后经过方差补偿自适应卡尔曼滤波处理降低测量噪声, 更接近真实值, 补偿精度提高; 方差补偿 AKF-BP 精度补偿模型对传感器输出电量变化值的均方误差平均降低 80% 以上, 提高了测量精度, 可以为实际工程中的电解液式测斜仪水平位移误差修正提供参考依据。

参考文献:

[1] XIONG S, HE Y G, JI F, et al. Application of exponential smoothing to prediction of deep displacement in foundation pit

[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2013, 33 (2): 5 - 7.

[2] 常 青, 孙世宇. 电解质型倾角传感器在天线控制中的应用 [J]. 微计算机信息, 2007 (7): 179 - 180.

[3] 王胜杰. 测斜仪在基坑监测中的应用 [J]. 建筑安全, 2022, 37 (11): 7 - 10.

[4] 张玉龙, 张绍春, 李仕胜, 等. 固定测斜仪在面板堆石坝中的应用实例 [J]. 云南水力发电, 2012, 28 (4): 23 - 26.

[5] TANG G F, LIU M, HUANG W J, et al. Design of dual-axis tilt angle measurement system [J]. Transducer and Microsystem Technology, 2009, 28 (12): 83 - 85.

[6] LEE J K, CHOI J C, KONG S H. All-polymer electrolytic tilt sensor with conductive poly electrodes [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2013, 52 (s6): 06GL01.

[7] ZHU Y Q, ZHANG Z L, TAN L L, et al. Application of BP neural network for data fusion of tilt sensor [J]. Instrument Technique and Sensor, 2010 (1): 101 - 102.

[8] ZOU J, LIU H, YUAN X B, et al. Design and implementation of a high accuracy digital inclinometer [J]. Piezoelectrics and Acoustooptics, 2009, 31 (4): 476 - 478.

[9] 王成立, CHIKHOTKIN V F, 卢春华. 随钻测斜仪误差补偿实验研究 [J]. 煤田地质与勘探, 2016, 44 (4): 147 - 152.

[10] 石永强, 李雨菲, 车录峰. 基于 MEMS 加速度计阵列的测斜仪设计 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39 (9): 66 - 68.

[11] 吴招锋, 黄道远, 陈志文. 双轴测斜仪边坡位移监测数据的降噪方法研究 [J]. 地质灾害与环境保护, 2019, 30 (4): 67 - 71.

[12] 刘 贺, 李淮江. 基于 BP 神经网络的压力传感器温度补偿方法研究 [J]. 传感技术学报, 2020, 33 (5): 688 - 92.

[13] 吴 艳, 郑学理, 曾志强, 等. 倾角传感器温度特性研究 [J]. 电子测量技术, 2012, 35 (10): 8 - 12.

[14] 周建庭, 谭 奎, 张向和, 等. 基于优化神经网络的磁弹电感传感器温度补偿试验研究 [J]. 重庆交通大学学报 (自然科学版), 2023, 42 (1): 15 - 20.

[15] 黄亚宁, 宋肖冰, 陈浩冲. 方差补偿自适应卡尔曼滤波模型在基坑变形监测中的应用 [J]. 广东建材, 2017, 33 (9): 78 - 80.

[16] 姜浩楠, 蔡远利. 带有噪声递推估计的自适应集合卡尔曼滤波 [J]. 控制与决策, 2018, 33 (9): 1567 - 1574.

[17] 李帅永, 谢现乐, 毛文平, 等. 基于变分贝叶斯双尺度自适应时变噪声容积分卡尔曼滤波的同步定位与建图算法 [J]. 电子与信息学报, 2023, 45 (3): 1006 - 1014.

[18] 林旭梅, 刘 帅, 石智梁. 基于自适应卡尔曼滤波的多传感器信号降噪 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (2): 507 - 511.

[19] CHOI J C, CHOI Y C, LEE J K, et al. Miniaturized dual-axis electrolytic tilt sensor [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2012, 51 (s6): 06FL13-1-5.

[20] 李中国, 蔡德钧, 赵 勇, 等. 阵列 MEMS 测斜仪高精度误差补偿方法研究 [J]. 铁道建筑, 2022, 62 (1): 153 - 157.

[21] 王广玉, 窦 磊, 窦 杰. 基于自适应卡尔曼滤波的多目标跟踪算法 [J]. 计算机应用, 2022, 42 (s1): 271 - 275.