

起重机能耗检测无线传感网数据处理技术研究

李振国

(广西壮族自治区特种设备检验研究院, 广西 梧州 543002)

摘要: 起重机是工业生产中常用的设备之一, 其能耗检测是起重机节能设计及节能监管的基础。传统的起重机能耗检测方法存在数据采集困难、数据处理不准确等诸多问题。因此, 采用无线传感器网络进行数据采集和处理, 成为一种新型的起重机能耗检测方法。因此, 本文以起重机能耗检测无线传感网数据处理技术研究为主要研究方向, 旨在探究如何通过数据处理技术来提高起重机能耗检测的准确性和可靠性。其中重点研究了基于扩展卡尔曼滤波的数据处理方法, 并提出了相应校正方案, 从而能够更加准确地估计噪声的协方差, 从而提高数据处理的精度。

关键词: 起重机; 能耗检测; 数据处理技术

中图分类号: F232

文献标识码: A

DOI: 10.12230/j.issn.2095-6657.2023.24.043

在起重机行业中, 能耗检测是节能设计和节能监管的基础。传统的能耗检测方式往往需要人工干预, 效率低下且存在一定的风险, 这使得自动化检测技术的研究变得尤为重要。在此背景下, 无线传感器网络技术应运而生, 成为一种重要的能耗检测技术。无线传感器网络技术的出现, 极大地促进了能耗检测技术的发展。无线传感器网络通过无线传感器收集输入电能数据和运动机构的速度数据, 从而实现对起重机的能耗检测。然而, 由于起重机运行环境的复杂性, 无线传感器网络采集的数据往往存在诸多问题, 如强烈的机械振动、高温、电磁干扰以及传感器零点漂移等, 导致数据的准确性和可靠性面临较大的挑战。

2) 设备故障率表示起重机在一定时间内出现故障的次数与总运行时间之比。

3) 设备维修费用表示起重机在一定时间内的维修费用, 包括维修、保养等费用。

(4) 环境指标

1) 能源消耗表示起重机在一定时间内消耗的能源类型和能耗量。

2) 环境污染表示起重机在工作过程中产生的废气、废水和废渣等对环境的污染程度。

3) 安全指标表示起重机在工作过程中对人员和周围环境的安全影响程度, 包括事故率、危险品泄漏率等指标。

1 起重机能耗检测无线传感网络数据及处理

1.1 起重机能耗检测指标体系

(1) 能耗指标

1) 能耗总量表示起重机在一定时间内所消耗的总能量, 即起重机的能耗量。

2) 能耗率表示起重机每小时消耗的能量, 即能耗总量除以工作时间。

3) 能效指标表示起重机在完成一定任务时所消耗的能量与任务完成效率之间的关系, 通常用能耗与物料吨位之比来表示^[1]。

(2) 工作指标

1) 工作效率表示起重机在完成任务时所花费的时间与任务完成的效率之间的关系, 通常用完成任务的物料吨位与工作时间之比来表示。

2) 工作量表示起重机在一定时间内完成的任务量, 通常用完成任务的物料吨位来表示。

3) 运行时间表示起重机在一定时间内的运行时间, 包括工作时间和停机时间。

(3) 设备指标

1) 设备利用率表示起重机在一定时间内的利用率, 即工作时间与总运行时间之比。

1.2 起重机能耗检测无线传感网组成

(1) 无线传感器节点

无线传感器节点是无线传感网络中最基本的组成部分, 主要通过感知、处理和通信等功能采集起重机的能耗数据, 并将数据传输给协调器节点, 如图 1 所示。无线传感器节点通常由传感器、处理器、存储器、通信模块等组成, 可以完成多种不同类型的传感器和信号的采集和处理, 如温度、湿度、振动、电流、电压等^[2]。

(2) 协调器节点

协调器节点是无线传感网络中的重要组成部分, 可以控制整个网络的通信和协调, 负责节点之间的数据交换和传输, 协调器节点由微处理器、无线收发器、存储器等组成, 可以实现多种不同的协议和通信方式, 如 Zigbee、WiFi、蓝牙等。

(3) 能耗检测系统

能耗检测系统是无线传感网络中的核心组成部分, 主要负责采集、处理和分析起重机的能耗数据, 并将数据传输给上位机进行分析和监管。能耗检测系统需要具备高度的智能化和自主性, 可以自动识别和纠正数据异常, 并根据实时数据进行能耗预测和优化分析。

(4) 智能化技术

智能化技术是无线传感网络中的关键技术, 可以通过机器学习

习、人工智能等技术对能耗数据进行分析和处理,实现自主学习和自主决策。除此之外,该项技术可以根据实时数据对起重机的能耗进行预测和优化,并提供实时的能耗监管和报警功能。

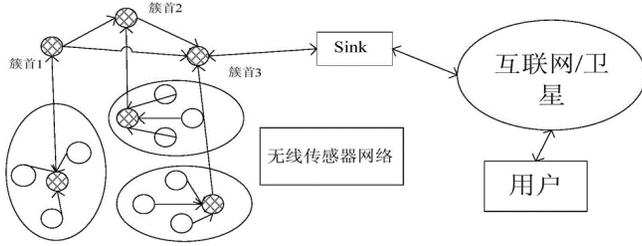


图1 起重机能耗检测无线传感网组成

1.3 基于 ADXL335 的速度测量

ADXL335 是一种三轴加速度传感器,可以测量物体在三个方向上的加速度。它的工作原理是基于微机电系统(MEMS)技术,主要通过测量微小的电容变化来测量物体的加速度。

为了使用 ADXL335 进行速度测量,需要将传感器安装在物体上。在起重机应用中,可以将传感器安装在升降机构上,并通过使用微控制器(如 Arduino)来读取传感器输出的电压信号,将其转换为加速度值,然后将得到的加速度值与起始速度相加,可以得到物体的当前速度,上述过程可以通过积分加速度值来实现。在实际应用中,需要注意加速度信号中会包含很多噪声和干扰。为了减少上述干扰,可以使用卡尔曼滤波器技术来对加速度信号进行处理,以提高速度测量的精度。

1.4 基于 ADXL335 的速度测量的数据校正

(1) 建立加速度与速度之间的关系模型

实验方法,测量不同速度下的加速度数据,并建立加速度与速度之间的关系模型,模型可以使用线性回归、多项式回归等方法建立。

(2) 获取待校正的加速度数据

通过 ADXL335 三轴加速度计采集速度测量数据,获得待校正的加速度数据。

(3) 校正加速度数据

根据建立的加速度与速度之间的关系模型,对采集到的加速度数据进行校正,以获得更加准确的速度测量结果。

(4) 评估校正效果

对校正后的数据进行误差分析和精度评估,以评估校正效果。如果校正效果不佳,可以进一步优化校正算法。

2 基于滤波的数据处理技术

2.1 卡尔曼滤波(Kalman Filter)

卡尔曼滤波是一种用于估计系统状态的经典控制理论方法,可以通过对系统传感器数据进行处理来获得更加准确的状态估计^[3]。在起重机能耗检测的无线传感器网络中,卡尔曼滤波可以用于处理传感器数据,从而提高能耗检测的精度,如图2所示。

卡尔曼滤波的基本思想是将系统状态表示为一个向量,通过对传感器数据进行观测,不断地更新状态向量,并根据状态

向量预测下一时刻的状态。卡尔曼滤波分为两个主要步骤:预测和更新。

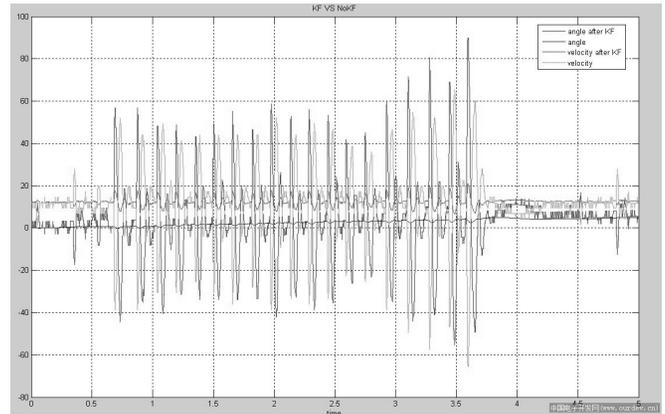


图2 卡尔曼滤波波形

预测步骤中,系统状态向量在时刻 k 的预测值可以通过上一时刻的状态值 $\hat{x}_{k-1|k-1}$ 和控制输入 u_{k-1} 来计算:

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_{k-1}x_{k-1|k-1} + B_{k-1}u_{k-1}$$

其中, F_{k-1} 和 B_{k-1} 分别为状态转移矩阵和控制输入矩阵。

预测步骤中还需要计算系统状态向量预测值的协方差矩阵 $P_{k|k-1}$:

$$P_{k|k-1} = F_{k-1}P_{k-1|k-1}F_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

其中, $P_{k-1|k-1}$ 为上一时刻的协方差矩阵, Q_{k-1} 表示过程噪声的协方差矩阵。

更新步骤用来根据当前的观测数据来修正状态向量的预测值和协方差矩阵。观测数据可以表示为一个向量 z_k ,其与状态向量的关系可以通过观测矩阵 H_k 来表示:

$$z_k = H_k x_k + v_k$$

其中, v_k 表示观测噪声。

通过观测数据,可以计算出状态向量的最优估计值 $\hat{x}_{k|k}$:

$$\hat{x}_{k|k} = x_{k|k-1} + K_k(z_k - H_k x_{k|k-1})$$

其中, K_k 表示卡尔曼增益矩阵,可以通过以下公式计算:

$$K_k = P_{k|k-1}H_k^T(H_k P_{k|k-1}H_k^T + R_k)^{-1}$$

其中, R_k 表示观测噪声的协方差矩阵。

更新步骤中还需要计算状态向量最优估计值的协方差矩阵 $P_{k|k}$:

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k)P_{k|k-1}$$

通过不断地迭代预测步骤和更新步骤,可以得到系统状态向量的最优估计值和协方差矩阵。在起重机能耗检测的无线传感器网络中,基于卡尔曼滤波的数据处理技术可以采用一致性平方根无迹卡尔曼滤波(C-ANE-SRUKF)算法来提高估计精度。C-ANE-SRUKF算法中还引入了自适应噪声统计估计器,其噪声均值和协方差的计算公式如下。

$$\hat{q}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|z_k^{(i)} - H_k x_{k|k-1}^{(i)}\|^2$$

$$\hat{r}_k = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \|y_k^{(j)} - H_k x_k^{(j)}\|^2$$

其中, N 和 M 分别表示采样点的数量, $z_k^{(i)}$ 和 $y_k^{(j)}$ 分别表示

第*i*个采样点和第*j*个观测点的数据， $\hat{x}_{k|k-1}^{(i)}$ 和 $x_k^{(j)}$ 分别表示第*i*个采样点和第*j*个观测点的状态向量的预测值。C-ANE-SRUKF算法中的状态向量和噪声的协方差矩阵由以下公式计算。

$$P_{k|k} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(P_{k|k}^{(l)} + (\hat{x}_{k|k}^{(l)} - x_{k|k}) (\hat{x}_{k|k}^{(l)} - x_{k|k})^T \right)$$

$$Q_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(Q_k^{(n)} + (\hat{x}_{k|k}^{(n)} - x_{k|k}) (\hat{x}_{k|k}^{(n)} - x_{k|k})^T \right)$$

其中，*L*表示粒子数量， $Q_k^{(i)}$ 表示第*i*个粒子的噪声协方差矩阵。

2.2 扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter)

基于扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 的数据处理技术可以用于处理无线传感器网络采集的数据，以获得更准确的数据估计结果。下面给出基于EKF的数据处理技术的相关公式。

EKF是对线性卡尔曼滤波 (Linear Kalman Filter, LKF) 的扩展，适用于非线性系统的状态估计。假设系统状态 $x(t)$ 是一个非线性函数 f 和一个高斯噪声 $w(t)$ 的线性组合，即 $x(t) = f(x(t-1)) + w(t)$ 此处， f 是一个非线性函数， $w(t)$ 是零均值的高斯白噪声。

EKF使用泰勒级数展开将非线性函数 f 近似为一个线性函数，从而可以使用线性卡尔曼滤波器对状态进行估计。具体来说，EKF使用泰勒级数展开来近似 $f(x(t-1))$ ，即将 $f(x(t-1))$ 近似为一个一阶导数矩阵 $H(t-1)$ 和一个状态向量 $x(t-1)$ 的线性组合，即 $f(x(t-1)) \approx H(t-1)x(t-1)$ 。

然后，EKF使用线性卡尔曼滤波器来估计状态，即将非线性系统转化为一个线性系统进行处理。卡尔曼滤波器的状态估计公式如下。

$$\hat{x}(t|t-1) = f(x(t-1|t-1)) \quad (\text{状态预测})$$

$$P(t|t-1) = F(t)P(t-1|t-1)F^T(t) + Q(t) \quad (\text{协方差预测})$$

$$K(t) = P(t|t-1)H^T(t)(H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t))^{-1} \quad (\text{卡尔曼增益})$$

$$\hat{x}(t|t) = x(t|t-1) + K(t)[z(t) - h(x(t|t-1))] \quad (\text{状态修正})$$

$$P(t|t) = (I - K(t)H(t))P(t|t-1) \quad (\text{协方差修正})$$

其中， $\hat{x}(t|t-1)$ 和 $P(t|t-1)$ 分别表示在时刻*t-1*时的状态估计和协方差估计； $\hat{x}(t|t)$ 和 $P(t|t)$ 分别表示在时刻*t*时的状态估计和协方差估计； $F(t)$ 表示状态转移矩阵； $Q(t)$ 表示过程噪声协方差矩阵； $H(t)$ 表示状态转移矩阵的一阶导数矩阵； $R(t)$ 表示测量噪声协方差矩阵； $z(t)$ 表示在时刻*t*时的测量值； $h(x(t))$ 表示将状态向量 $x(t)$ 映射到测量空间的函数。

对于非线性系统，EKF使用泰勒级数展开来近似状态转移函数和测量函数，在卡尔曼滤波器的状态预测和状态修正中使用这些近似函数代替原始的非线性函数。

具体来说，状态预测和协方差预测的公式为：

$$\hat{x}(t|t-1) = f(x(t-1|t-1)) \quad (\text{状态预测})$$

$$P(t|t-1) = F(t)P(t-1|t-1)F^T(t) + Q(t) \quad (\text{协方差预测})$$

将状态转移函数 f 近似为一个线性函数，即将 $f(x(t-1))$ 近似为一个一阶导数矩阵 $H(t-1)$ 和一个状态向量 $x(t-1)$ 的线性组合，即 $f(x(t-1)) \approx H(t-1)x(t-1)$ ，代入状态预测和协方差预测

公式中，得到：

$$\hat{x}(t|t-1) = H(t-1)x(t-1|t-1)$$

$$P(t|t-1) = H(t-1)P(t-1|t-1)H^T(t-1) + Q(t)$$

其中， $H(t-1)$ 表示状态转移函数 f 在时刻 $t-1$ 处的一阶导数矩阵。

对于状态修正和协方差修正，同样需要将非线性函数近似为一个线性函数，即将测量函数 $h(x(t))$ 近似为一个一阶导数矩阵 $J(t)$ 和一个状态向量 $x(t)$ 的线性组合，即 $h(x(t)) \approx J(t)x(t)$ ，代入状态修正和协方差修正公式中，得到：

$$K(t) = P(t|t-1)J^T(t)(J(t)P(t|t-1)J^T(t) + R(t))^{-1}$$

$$\hat{x}(t|t) = x(t|t-1) + K(t)[z(t) - J(x(t|t-1))]$$

$$P(t|t) = (I - K(t)J(t))P(t|t-1)$$

其中， $J(t)$ 表示测量函数 h 在状态估计值 $\hat{x}(t|t-1)$ 处的一阶导数矩阵。

需要注意的是，EKF使用的近似函数是对非线性函数进行局部线性化，因此只在当前状态估计值附近有效，当状态偏离估计值较远时，EKF的精度可能会下降。因此，在使用EKF进行数据处理时，需要根据具体情况选择合适的采样间隔和状态转移函数、测量函数的近似方法，以获得更准确的估计结果。

3 结语

本文研究了起重机能耗检测无线传感网数据处理技术，探讨了基于扩展卡尔曼滤波的数据处理方法，并在实验中对该方法进行了验证。主要研究内容包括起重机能耗检测系统的设计、数据采集与处理、无线传感器网络的搭建以及基于扩展卡尔曼滤波的数据处理方法的设计与实现。同时也采用了无线传感器网络技术，通过搭建传感器节点、数据采集与传输系统，实现了起重机能耗检测的实时监测与数据采集。在数据处理方面，我们采用了基于扩展卡尔曼滤波的数据处理方法，通过对实验数据的处理与分析，验证了该方法的有效性和准确性。

研究成果表明，基于扩展卡尔曼滤波的数据处理方法在起重机能耗检测无线传感网中具有较高的可行性和应用前景。该方法可以有效地处理非线性系统的状态估计问题，提高了数据处理的精度和可靠性。同时，本文的研究成果为起重机能耗检测无线传感网的设计和应用提供了一定的技术支持和参考。

参考文献：

- [1] 王玉虎, 王仪明, 吴锐. 基于无线传感器网络的印刷能耗检测方法研究[J]. 数字印刷, 2022, (02): 82-88
- [2] 彭超雄. 物联网技术在起重机械检验检测中的应用[J]. 中国设备工程, 2023, (07): 186-188.
- [3] 徐玉华. 物联网技术在起重机械检验流程中的应用研究[J]. 中国设备工程, 2021, (14): 169-171.

作者简介：李振国 (1979-)，广东高要人，大学本科，工程师，主要从事电梯、起重机、厂车的检验研究。