

基于卡尔曼滤波的大学物理实验数据处理方法研究

张志婧, 沈一盈, 邱子妍, 王倩, 舒俊康, 王海龙, 梁席民*

衢州学院教师教育学院, 浙江 衢州

收稿日期: 2026年7月3日; 录用日期: 2026年8月3日; 发布日期: 2026年8月11日

摘要

大学物理实验数据处理环节承载着丰富的科学方法论内涵, 但当前教学中普遍采用的传统处理方法趋于固化, 与后续专业课程体系衔接不足, 制约了该环节育人效能的充分发挥。本文以教学改革为牵引, 引入卡尔曼滤波算法, 借助状态空间模型与递推估计机制, 将现代滤波理论融入经典物理实验的数据处理过程。以液体表面张力电压测量、三线摆摆动周期测量及非平衡电桥温度传感器电压序列为对象, 构建了一维与二维卡尔曼滤波模型。实验结果表明: 一维滤波能够有效抑制重复测量中的随机波动与操作异常, 二维滤波可自动拟合线性变化趋势, 避免人工拟合引入的主观偏差。更关键的是, 该方法的引入使学生在基础实验阶段即可接触状态估计与数据融合的基本方法, 为后续自动控制、传感器技术、数字信号处理等专业课程奠定理论与方法基础。本文为大学物理实验教学改革提供了一条以数据处理方法创新为突破口、推动基础课程与专业教育有机融合的可行路径。

关键词

大学物理实验, 卡尔曼滤波, 数据处理, 教学改革, 课程衔接

A Study on Data Processing in University Physics Experiments Using Kalman Filter

Zhijing Zhang, Yiying Shen, Ziyang Qiu, Qian Wang, Junkang Shu, Hailong Wang, Ximin Liang*

College of Teachers Education, Quzhou University, Quzhou Zhejiang

Received: July 3, 2026; accepted: August 3, 2026; published: August 11, 2026

Abstract

The data processing component in university physics laboratory courses embodies substantial

*通讯作者。

文章引用: 张志婧, 沈一盈, 邱子妍, 王倩, 舒俊康, 王海龙, 梁席民. 基于卡尔曼滤波的大学物理实验数据处理方法研究[J]. 教育进展, 2026, 16(8): 450-459. DOI: 10.12677/ae.2026.1681651

methodological significance. However, the conventional processing approaches currently employed in these courses have become increasingly ossified and inadequately aligned with subsequent specialized curricula, thereby constraining the pedagogical potential of this crucial instructional segment. Motivated by curriculum reform, this paper introduces the Kalman filtering algorithm into the data processing workflow of classical physics experiments, leveraging state-space models and recursive estimation mechanisms to integrate modern filtering theory with experimental practice. One-dimensional and two-dimensional Kalman filtering models are constructed for three representative cases: Voltage measurements in liquid surface tension experiments, oscillation period measurements in trifilar pendulum experiments, and voltage sequences from temperature sensors in unbalanced bridge circuits. Experimental results demonstrate that one-dimensional filtering effectively suppresses random fluctuations and operational anomalies in repeated measurements, while two-dimensional filtering automatically captures linear trends, thereby circumventing the subjective biases inherent in manual fitting. More significantly, the introduction of this method enables students to access fundamental concepts of state estimation and data fusion at the introductory laboratory stage, establishing a theoretical and methodological groundwork for subsequent courses in automatic control, sensor technology, and digital signal processing. This study offers a viable pathway for reforming university physics laboratory instruction by leveraging innovation in data processing methodologies as a catalyst for bridging fundamental coursework with professional education.

Keywords

University Physics Laboratory, Kalman Filter, Data Processing, Pedagogical Reform, Curriculum Articulation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

大学物理实验是理工科学生接受系统科学实验训练的重要入门课程。数据处理作为连接实验观测与物理规律理解的关键纽带，其方法的合理性与科学性直接影响学生对实验结论的判断以及对物理概念的把握。当前大学物理实验教学中普遍采用的数据处理方法主要包括列表法、作图法、逐差法和最小二乘法等[1]-[4]。这些方法原理简明、操作规范，但也存在思想陈旧、模式僵化的局限[5]-[10]。

数据处理环节本身蕴含着丰富的扩展性知识，是实现实验教学创新和学科交叉融合的理想平台。在“新工科”建设与应用型人才培养的改革背景下[11]，大学物理实验课程被期望打破单一学科壁垒，向后续专业课程延伸。张淑芳提出应将现代传感技术与数据采集系统融入实验教学，使学生在基础阶段即接触工程实际中的测量与处理手段[11]；刘立清等基于 OBE 理念重构了教学模式，强化了学生的主体地位和实践产出[12]；王婧以“双创”为导向融合微课资源，着力培养学生的创新意识[13]。这些探索共同指向一个方向：大学物理实验教学应超越传统的“验证物理定律”模式，成为连接基础理论与工程应用的纽带，其中数据处理方法的选择与革新尤为关键。

卡尔曼滤波[14]是一种递推状态估计算法，每一时刻仅需基于前一时刻的估计结果和当前观测即可完成状态更新，兼具实时性与计算高效性。该算法能够有效融合系统的动力学模型信息与观测数据。本文尝试将卡尔曼滤波嵌入典型物理实验数据处理流程，旨在探索一条新的数据处理路径，将现代状态估计思想融入基础实验，实现大学物理实验教学与后续专业课程(自动控制原理、传感器技术、数字信号处

理等)中有状态观测、数据融合等概念的有机衔接,为学生后续专业学习预建方法论基础。

本文系统探讨卡尔曼滤波在大学物理实验数据处理教学中的应用路径,以跨学科知识贯通为目标,将现代滤波理论与经典物理实验相结合。首先阐述卡尔曼滤波的基本原理与算法结构,再以典型物理实验为例开展数据分析,最后讨论融入教学的策略与注意事项,为大学物理实验课程与专业课程的有效衔接提供新思路。

2. 卡尔曼滤波的基本原理

2.1. 算法核心思想

卡尔曼滤波是1960年由匈牙利裔美国数学家Rudolf Emil Kálmán提出的最优递归滤波算法[14]。其核心思想可概括为“预测-更新”的递推循环,即在每个时间步,算法首先根据系统的动力学模型预测当前时刻的状态(先验估计),然后利用传感器获取的观测数据对这一预测进行修正(后验估计),最终输出对系统状态的最优估计。

卡尔曼滤波可以视为将同一个未知量的多个近似值加以组合以产生一个更优近似值的方法。在大学物理实验中,这意味着我们可以将“基于物理定律的状态递推”和“基于传感器的实时测量”这两种信息来源通过卡尔曼滤波有机融合,从而获得比任何单一来源都更精确的估计结果。

2.2. 状态空间模型

卡尔曼滤波基于线性离散系统的状态空间描述。设系统的状态向量为 X_k ,观测向量为 Z_k ,则系统的状态方程与观测方程可表示为:

$$X_k = F_k X_{k-1} + B_k u_k + w_k \quad (1)$$

$$Z_k = H_k X_k + v_k \quad (2)$$

其中, F_k 为状态转移矩阵,描述系统从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态演化规律; B_k 为控制输入矩阵; u_k 为控制向量; H_k 为观测矩阵,将状态空间映射到观测空间; w_k 和 v_k 分别为过程噪声和观测噪声,通常假定为相互独立、均值为零的高斯白噪声,其协方差矩阵分别为 Q_k 和 R_k 。

2.3. 滤波算法的五个基本方程

离散卡尔曼滤波算法由两个阶段和五个基本方程构成。第一阶段为时间更新(预测):

$$\hat{X}_k^- = F_k \hat{X}_{k-1} + B_k u_k \quad (3)$$

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k \quad (4)$$

第二阶段为测量更新(修正):

$$K_k = \frac{P_k^- H_k^T}{H_k P_k^- H_k^T + R_k} \quad (5)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^- + K_k (z_k - H_k \hat{X}_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (7)$$

其中 K_k 为卡尔曼增益矩阵,决定预测值与观测值在最终估计中的权重分配——观测噪声方差大时增益较小、依赖预测;预测不确定性大时增益较大、更多依赖观测。整个算法在计算机上极易实现,且节省机时,这是其相比最小二乘法等传统方法的突出优势之一。

2.4. 卡尔曼滤波算法在大学物理实验数据处理中应用的可行性探讨

线性卡尔曼滤波要求测量系统为线性系统，即观测向量与状态向量呈线性关系。大学物理实验中的测量系统绝大多数为线性系统，即便间接测量的物理量也最终转化为由线性观测系统直接测量的物理量，因此卡尔曼滤波可广泛应用于此类数据。

此外，卡尔曼滤波的若干特性与大学物理实验场景高度适配。第一，一维滤波可处理多次重复测量的准静态观测数据，大学物理实验中有大量需要重复直接测量的物理量。第二，二维滤波可处理随时间呈线性变化的物理量序列，此类情形在物理实验中同样普遍。第三，卡尔曼滤波属于线性最小方差估计，在过程噪声和观测噪声均为高斯分布时是最优估计器，而大学物理实验中大量观测误差主要由服从高斯分布的随机误差决定。第四，算法实现不依赖大量历史数据，在有限样本条件下仍能获得良好估计，这与大学物理实验中有限的测量次数相适配。

本文以液体表面张力电压测量和三线摆周期测量为一维滤波案例，以非平衡电桥温度传感器电压序列为二维滤波案例，分别阐述卡尔曼滤波的应用方法与效果。数据处理使用 Python 及其 NumPy [15][16] 和 matplotlib [17] 程序包。

3. 卡尔曼滤波在大学物理实验数据处理中的应用案例

3.1. 一维卡尔曼滤波在大学物理实验数据处理中的应用案例

大学物理实验中有大量直接测量量需重复测量以降低随机误差，此类场景适用于一维卡尔曼滤波，即状态变量为标量，仅需估计该物理量的真值。滤波器参数需根据测量特性合理选择：观测噪声方差 R 反映仪器与环境随机波动的幅度，过程噪声方差 Q 表征真值自身的理论稳定性。

本文以液体表面张力电压测量和三线摆摆动周期测量两个典型实验为例，展示一维滤波的处理效果。两个案例中均根据仪器误差、环境扰动及操作影响确定 R ，根据理论偏差确定 Q 。

3.1.1. 液体表面张力实验电压值测量

Table 1. Measurement values and posterior estimates of the voltage ΔU (mV) in the liquid surface tension experiment
表 1. 液体表秒张力实验中电压值 ΔU (mV) 的测量值及后验估计值

第 k 次	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
测量值	3.92	4.21	4.07	3.98	3.8	4.08	4.01	3.83	3.46	4.05
第 $k + 10$ 次	11	12	13	15	15	16	17	18	19	20
测量值	4.30	4.25	4.28	4.24	4.29	4.26	3.90	4.30	4.53	4.50
第 $k + 20$ 次	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
测量值	4.52	4.14	4.28	4.32	4.04	4.37	4.65	4.56	4.23	3.97
第 k 次	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
后验估计	3.96	4.04	4.05	4.04	3.99	4.01	4.01	3.98	3.92	3.93
第 $k + 10$ 次	11	12	13	15	15	16	17	18	19	20
后验估计	3.98	4.01	4.04	4.06	4.08	4.10	4.12	4.08	4.10	4.14
第 $k + 20$ 次	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
后验估计	4.18	4.21	4.21	4.22	4.21	4.22	4.26	4.29	4.28	4.25

在液体表面张力实验中，电压测量受环境气流、液膜稳定性及操作手法影响显著，测量序列波动剧烈。设置观测噪声方差 $R = 1.0 \text{ mV}$ ，过程噪声方差 $Q = 0.01 \text{ mV}$ ，初始估计取首值 3.92 mV 。对 30 次测量进行滤波处理，结果如表 1、图 1 所示，后验估计在约 20 次迭代后收敛至 4.25 mV 附近，波动幅度显著减小。

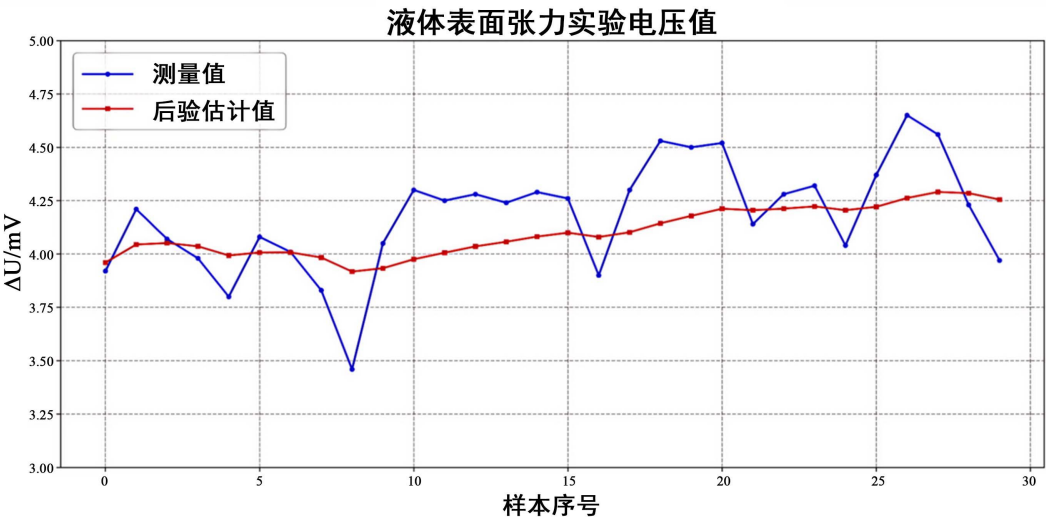


Figure 1. Measured voltage values and Kalman-filtered posterior estimates (blue and red lines, respectively) in the liquid surface tension experiment

图 1. 液体表面张力实验电压值的测量值及卡尔曼滤波处理的后验估计值折线图。蓝色折线代表测量结果，红色折线代表卡尔曼滤波后验估计结果

与算术平均值(4.17 mV)相比，滤波结果相近，同样能为后续计算表面张力系数提供了可靠的数据。此外，一维卡尔曼滤波方法跟传统的求平均值的方法相比，可以有效剔除受测量噪声影响较大从而严重偏离真值的测量值，减小测量过程中随机误差对最佳估计值的影响，得到更加稳定可靠的结果。

3.1.2. 三线摆测量刚体转动惯量实验

三线摆实验中，周期测量结果严重受操作规范程度制约——底座未调水平、摆盘转动偏离中轴、光电门位置不当等均会导致异常值，使测量序列包含较大波动。选取 30 次测量数据(表 2)，设置 $R = 4.0 \text{ s}^2$ ， $Q = 0.1 \text{ s}^2$ ，初始估计为 28.959 s 。滤波后，后验估计在第 15 次后收敛至约 29.0 s ，有效压制了操作异常造成的偏差，如图 2，表 3 所示。

Table 2. Measured values and posterior estimates of the oscillation period T (s) in the trifilar pendulum experiment for measuring the moment of inertia of a rigid body

表 2. 三线摆测量刚体转动惯量实验中摆动周期 T (s)的测量值及后验估计值

第 k 次	1	2	3	4	5	6
测量值	28.959	29.886	29.838	29.416	28.633	28.630
第 $k + 6$ 次	7	8	9	10	11	12
测量值	29.351	28.974	29.996	28.006	28.532	28.162
第 $k + 12$ 次	13	14	15	16	17	18
测量值	29.581	28.576	29.970	28.996	28.936	28.304

续表

第 $k+18$ 次	19	20	21	22	23	24
测量值	29.807	29.516	29.753	28.640	28.458	29.816
第 $k+24$ 次	25	26	27	28	29	30
测量值	28.155	28.498	29.150	29.983	29.599	28.015
第 k 次	1	2	3	4	5	6
后验估计	28.959	29.354	29.504	29.482	29.298	29.168
第 $k+6$ 次	7	8	9	10	11	12
后验估计	29.201	29.162	29.299	09.094	29.007	28.878
第 $k+12$ 次	13	14	15	16	17	18
后验估计	28.984	28.923	29.078	29.066	29.047	28.938
第 $k+18$ 次	19	20	21	22	23	24
后验估计	29.065	29.131	29.222	29.137	29.038	29.152
第 $k+24$ 次	25	26	27	28	29	30
后验估计	29.006	28.932	28.964	29.113	29.184	29.013

Table 3. Measured values of other physical quantities in the trifilar pendulum experiment for measuring the moment of inertia of a rigid body

表 3. 三线摆测量刚体转动惯量实验中其他物理量测量值

摆盘质量 m (g)	摆盘半径 R (mm)	上圆盘半径 r (mm)	上下圆盘间距离 H (mm)
479.0	72.319	38.538	525.3

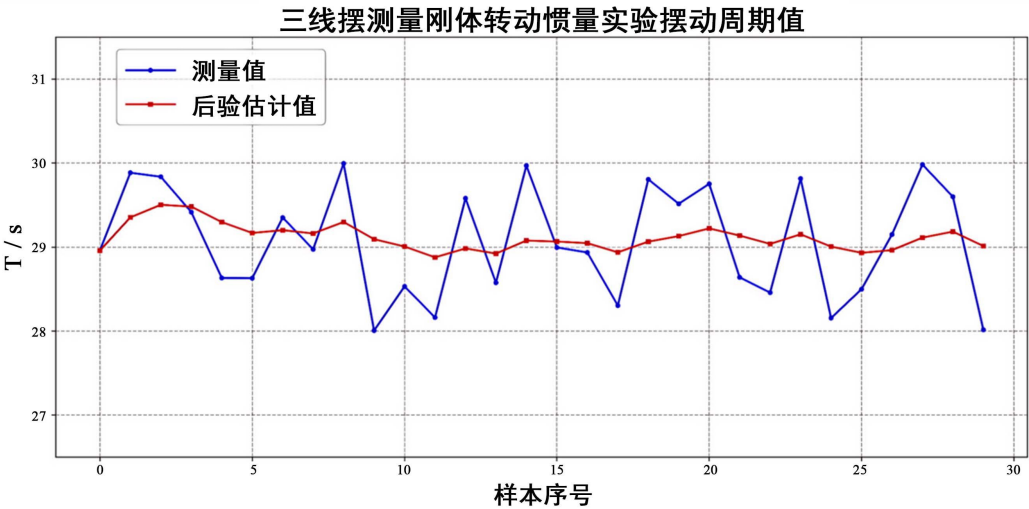


Figure 2. Line plot of the measured values of the oscillation period T and the Kalman-filtered posterior estimates in the trifilar pendulum experiment for measuring the moment of inertia of a rigid body. The blue and red lines denote the measured results and the filtered posterior estimates, respectively

图 2. 三线摆测量刚体转动惯量实验摆动周期值 T 的测量值及卡尔曼滤波处理的后验估计值折线图。蓝色折线代表测量结果，红色折线代表卡尔曼滤波后验估计结果

数据处理:

下圆盘转动惯量理论值:

下圆盘转动惯量理论值按公式 $I = \frac{1}{2}mR^2$ 计算。在该实验中, 计算圆盘转动惯量公式为:

$$I_0 = \frac{mgRr}{4\pi^2 H} T_0^2$$

上式中 m 为圆盘质量, R_1 为圆盘上三孔外接圆半径, r 为小圆盘半径, H 为上下圆盘之间的距离, T_0 为三显摆摆动周期。卡尔曼滤波处理测量周期稳定在 29.00 s 左右, 我们估算单个周期值为: 1.45 s, 代入公式得:

$$I_0 = \frac{479.0 \times 10^{-3} \times 9.8 \times 72.319 \times 10^{-3} \times 38.538 \times 10^{-3}}{4 \times 3.14 \times 3.14 \times 525.3 \times 10^{-3}} \times 1.45 \times 1.45 = 1.33 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$$

如果用三十组数据求平均, 会得到 20 个摆动周期的周期值为 29.071, 平均每个摆动周期的周期值为 1.45 s, 结果相同。这表明卡尔曼滤波所得最优估计与传统方法具有高度一致性, 但滤波结果不受个别极端值影响, 稳定性更优。

上述两个案例虽测量对象不同, 但均属多次重复测量的标量估计, 滤波器结构相同, 参数调整仅需根据测量波动程度设定 R 和 Q 。结果一致表明: 一维卡尔曼滤波能有效抑制随机干扰, 快速收敛至稳定估计, 所得结果可靠。

3.2. 二维卡尔曼滤波在大学物理实验数据处理中的应用案例

大学物理实验中存在大量呈线性变化的观测序列, 如金属丝伸长量、干涉条纹对应的位移、温度传感器电压 - 温度曲线等。此类数据可以匀速变化为模型, 采用二维卡尔曼滤波, 即状态向量包含物理量及其变化率, 进行数据处理。

本文以非平衡电桥测量 Cu50 热电阻温度特性为例, 每隔 3.2℃ 读取一次电桥输出电压, 共 30 个采样点, 如表 4 所示。实际测量中, 数字温度计读数常发生跳变, 无法严格在预设温度点读数; 同时操作者可能因注意力分散而偏离读数时机, 引入额外随机误差。为模拟此类问题, 在原始高精度测量数据上叠加了均值为零、方差为 0.25 mV 的高斯白噪声。

Table 4. Measured values and posterior estimates of the voltage ΔU (mV) in the unbalanced bridge experiment for measuring temperature characteristics of a temperature sensor

表 4. 非平衡电桥测量温度传感器温度特征实验中电压值 ΔU (mV) 的测量值及后验估计值

第 k 次	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
测量值	4.6	4.8	6.0	6.5	8.0	8.5	9.1	9.6	10.7	10.8
第 $k+10$ 次	11	12	13	15	15	16	17	18	19	20
测量值	12.1	12.9	13.2	13.7	14.3	15.1	16.4	16.6	17.6	18.1
第 $k+20$ 次	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
测量值	18.7	18.8	19.7	20.6	20.9	21.9	22.1	23.8	24.3	24.8
第 k 次	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
后验估计	4.6	4.8	5.7	6.4	7.6	8.4	9.2	9.8	10.6	11.2
第 $k+10$ 次	11	12	13	15	15	16	17	18	19	20
后验估计	12.0	12.8	13.4	14.0	14.7	15.3	16.1	16.8	17.5	18.2
第 $k+20$ 次	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
后验估计	18.9	19.4	20.0	20.7	21.3	21.9	22.5	23.3	24.0	24.7

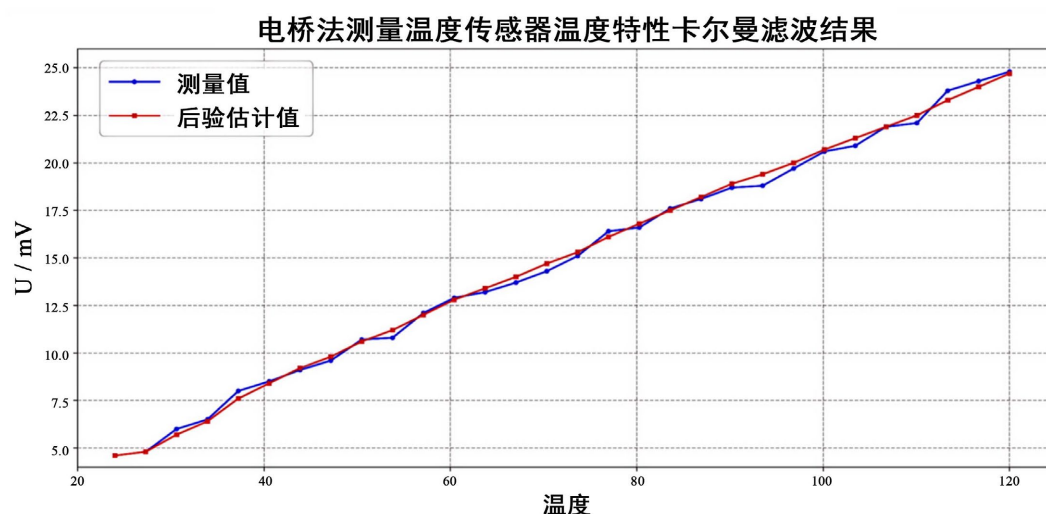


Figure 3. Line plot of the measured voltage ΔU and the Kalman-filtered posterior estimates in the bridge method experiment for measuring temperature characteristics of a temperature sensor. The blue and red lines denote the measured results and the filtered posterior estimates, respectively

图 3. 电桥法测量温度传感器温度特性实验电压值 ΔU 的测量值及卡尔曼滤波处理的后验估计值折线图。蓝色折线代表测量结果，红色折线代表卡尔曼滤波后验估计结果

设置观测矩阵 $H=[1, 0]$ ，观测噪声方差 $R=0.25$ ，过程噪声协方差矩阵 $Q=0.0001$ ，初始状态取第一点电压及零变化率。二维滤波后，估计序列呈现优异的线性趋势，如图 3 所示，相邻 3.2°C 间隔的电压增量稳定在 0.7 mV 左右，几乎无需人工拟合即可直接提取变化率。

4. 卡尔曼滤波融入物理实验教学的策略探讨

4.1. 教学内容设计的梯度化思路

在大学物理实验教学中引入卡尔曼滤波，宜采取梯度化、模块化的教学设计。对于低年级学生或基础课程，可采用“黑箱”方式呈现，即无需学生理解复杂矩阵运算，只需知道算法在后台对数据进行智能降噪，让学生直观感受处理效果的提升。对于已具备一定数学基础的高年级学生或进阶课程，则可引入二维滤波案例，引导学生理解“预测-更新”递推逻辑中状态向量的协同估计过程，并讨论观测噪声协方差 R_k 与过程噪声协方差 Q_k 的物理意义及其对滤波效果的影响。这种由一维到二维、由现象到原理的梯度设计，有助于不同层次学生实现差异化学习，并自然衔接后续课程中的状态估计理论。

4.2. 实验装置与软件工具的优化配置

将卡尔曼滤波融入教学，需在数据采集与算法实现两个层面进行配置。数据采集层面，建议适当增加测量次数(如 30 次)，提供充足的时间更新步长，使滤波估计值充分收敛。同时应告知学生：即使测量过程中因操作偏差或仪器读数不连续而产生异常值，卡尔曼滤波仍能利用动力学模型进行合理修正，降低实验失败率。算法实现层面，推荐使用 Python 及其 NumPy、matplotlib 库，学生可自行编写一维、二维滤波函数，完成数据读取、滤波迭代与结果可视化全流程操作。对于缺乏编程基础的班级，教师可提供半成品脚本，学生仅需设置关键参数，将教学重点聚焦于滤波原理的理解。

4.3. 教学效果的评估与学生能力培养

教学效果评估应从三个递进维度展开。1) 知识技能维度：学生能否正确区分一维与二维滤波的适用

场景,能否独立设定滤波参数并解释后验估计结果的含义。2) 思维方法维度:学生是否理解“预测-更新”递推逻辑与最小方差估计思想,能否将不确定度量化意识应用于误差分析。3) 科学素养维度:鼓励学生将滤波结果与传统方法所得结果进行比较,撰写分析报告,讨论两种方法在稳定性、抗异常值能力、客观性等方面的优劣。通过多维评估,不仅检验学生对先进数据处理方法的掌握程度,更培养其批判性思维与跨学科融合能力。

5. 结论与展望

本文立足于“新工科”建设背景下基础实验课程与后续专业教育有效衔接的现实诉求,系统探讨了卡尔曼滤波算法在物理实验数据处理中的应用路径。以液体表面张力电压测量、三线摆摆动周期测量及非平衡电桥温度传感器电压序列为典型案例,构建了一维与二维卡尔曼滤波模型,验证了该算法在大学物理实验数据处理中的可行性与适用性。

研究表明:一维卡尔曼滤波能够有效处理多次重复测量的直接物理量,滤波后的后验估计收敛迅速且波动显著降低,在三线摆实验中有效抑制了因操作不规范引入的极端偏差;二维卡尔曼滤波适用于呈线性变化的观测序列,滤波后的估计值自动呈现理想的线性趋势,无需人工拟合即可直接提取变化率,有效避免了作图法与逐差法的主观性局限。更为重要的是,卡尔曼滤波所采用的“预测-更新”递推结构与状态空间描述方式,天然衔接了后续专业课程中状态观测、数据融合与最优估计等核心内容。该方法的引入推动大学物理实验数据处理从被动“求平均”转向主动的递推估计,使学生得以在基础实验阶段初步接触现代信号处理与控制理论的基本思想方法。

本文探索了一条以数据处理方法革新为切入点、推动大学物理实验教学与后续专业课程有机融合的改革路径。这一实践表明,大学物理实验课程在完成基本实验技能训练的同时,能够承担起拓展科学方法视野、衔接专业课程体系的教学功能,成为贯通基础理论与工程应用的重要纽带。

在未来的研究中,我们计划从以下三方面进行深入研究:一是将卡尔曼滤波拓展至光学、热学等更多物理实验,并引入扩展卡尔曼滤波处理非线性系统;二是开发交互式教学模块与虚拟仿真平台,实现“测量-滤波-分析”一体化;三是开展对照实验,量化该方法对学生误差分析能力与跨学科迁移能力的影响。同时,可针对低年级学生封装易于调用的滤波工具,降低学习门槛,推动该方法在基础实验教学中的普及。

基金项目

衢州学院校级实验室开放项目[KFXM202412]“基于 Kalman 滤波算法的大学物理实验数据处理的方法研究”。

参考文献

- [1] 刘培姣. 物理实验数据处理的常用方法[J]. 大学物理实验, 2007, 20(2): 70-73.
- [2] 牛原, 肖霖, 成正维. 大学物理实验数据处理系统[J]. 大学物理实验, 2008, 21(1): 91-93.
- [3] 胡炜. 普通累积法在物理实验数据处理中的应用[J]. 大学物理实验, 2008, 25(2): 82-84.
- [4] 郭龙军, 谢亚胜, 芦立娟. C 语言编程在大学物理实验中处理数据的研究[J]. 科技传播, 2010(24): 250+266.
- [5] 姜王欣, 颜淑雯, 夏雪琴. 逐差法和 Origin7.0 软件在大学物理实验数据处理中的比较[J]. 大学物理实验, 2012, 25(2): 83-87.
- [6] 杨秀莲. 大学物理实验中数据处理方法的灵活应用[J]. 中国科教创新导刊, 2012(16): 55-57.
- [7] 王艳萍. 物理实验数据处理系统的开发与应用[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 杭州师范大学, 2011.
- [8] 张弘强. 大学物理实验数据处理方法改革的探索与实践[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2015, 31(16): 255-257.

-
- [9] 俞眉孙, 陈中钧. 提高大学物理实验教学质量的体会[J]. 实验科学与技术, 2013, 11(5): 269-271.
- [10] 刘渊. 误差理论与数据处理[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2008.
- [11] 张淑芳. 应用型高校大学物理实验改革创新探索[J]. 大学教育, 2015(5): 107-108.
- [12] 刘利清, 王利霞, 鞠维, 等. 基于 OBE 理念下的大学物理实验教学改革和试行方案[J]. 大学物理实验, 2020, 33(1): 126-128.
- [13] 王婧. 基于微课的大学物理实验高效课堂教学模式研究——以“双创”为导向[J]. 吉林农业科技学院学报, 2020, 29(1): 122-124.
- [14] Kalman, R.E. (1960) A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, **82**, 35-45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- [15] Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., *et al.* (2020) Array Programming with NumPy. *Nature*, **585**, 357-362. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>
- [16] van der Walt, S., Colbert, S.C. and Varoquaux, G. (2011) The NumPy Array: A Structure for Efficient Numerical Computation. *Computing in Science & Engineering*, **13**, 22-30. <https://doi.org/10.1109/mcse.2011.37>
- [17] Hunter, J.D. (2007) Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *Computing in Science & Engineering*, **9**, 90-95. <https://doi.org/10.1109/mcse.2007.55>