

概率论与随机过程融入现代控制理论分析的研究

陈孟申¹, 梁 琨²

¹上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海

²上海电力大学自动化工程学院, 上海

收稿日期: 2025年4月29日; 录用日期: 2025年5月28日; 发布日期: 2025年6月11日

摘 要

随着人工智能技术的快速发展, 机器学习、强化学习与深度学习等前沿领域均依赖概率论与随机过程的数学基础, 这一学科发展趋势为现代控制理论的研究提供了重要启示: 本文基于概率论与随机过程知识框架, 融合现代数据分析技术, 从多角度对系统动力学行为及矩阵统计特性进行了深入且更为精准的研究与分析。通过这一方法, 提升了对复杂系统演化规律和随机结构特性理解的准确性和系统性。此外基于统计学理论, 结合神经网络算法的强大拟合与泛化能力, 对随机非线性动态系统进行了精确的辨识与建模。通过融合传统统计方法与现代智能计算技术, 进一步提升了对复杂动态行为的捕捉能力与建模精度。所提出的方法不仅有助于系统深入理解现代控制理论的基本框架与核心思想, 同时也显著提升了应用控制理论分析复杂问题和提出解决方案的能力。

关键词

概率论, 随机过程, 现代控制

The Research on Integrating Probability Theory and Stochastic Processes into Modern Control Theory Analysis

Mengshen Chen¹, Kun Liang²

¹School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai

Received: Apr. 29th, 2025; accepted: May 28th, 2025; published: Jun. 11th, 2025

文章引用: 陈孟申, 梁琨. 概率论与随机过程融入现代控制理论分析的研究[J]. 理论数学, 2025, 15(6): 1-8.
DOI: 10.12677/pm.2025.156183

Abstract

With the rapid development of artificial intelligence technology, many frontier fields such as machine learning, reinforcement learning, and deep learning all rely on the mathematical basis of probability theory and stochastic processes. This disciplinary development trend provides important inspirations for the research of modern control theory: Based on the knowledge framework of probability theory and stochastic processes, and integrating modern data analysis techniques, this paper conducts in-depth and more precise research and analysis on the dynamic behavior of the system and the statistical characteristics of matrices from multiple perspectives. Through this method, the accuracy and systematicness of understanding the evolution laws and random structural characteristics of complex systems have been enhanced. Furthermore, based on statistical theory and combined with the powerful fitting and generalization capabilities of neural network algorithms, precise identification and modeling of stochastic nonlinear dynamic systems have been carried out. By integrating traditional statistical methods with modern intelligent computing technologies, the ability to capture complex dynamic behaviors and the modeling accuracy have been further enhanced. The proposed method not only helps the system to deeply understand the basic framework and core ideas of modern control theory, but also significantly improves the ability to apply control theory to analyze complex problems and propose solutions.

Keywords

Probability Theory, Random Process, Modern Control

Copyright © 2025 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

现代控制原理是高等院校自动化、电子信息类专业的一门重要的基础课程, 它是对控制理论和方法进行研究和解决的一门科学, 它所涉及的基本概念、基本原理、基本方法等都被广泛地应用于现代控制领域。现代控制理论内容丰富, 知识更新迅速, 对研究者的理论分析和实际操作能力有更高的要求。为让学者对该理论中的一些基本概念和基本原则有一个较为完整的认识, 本文将“概率论与随机过程”这门课与现代控制理论课程相结合。通过对概率论与随机过程这门课在现代控制理论中的应用进行阐述, 介绍在现代控制原理中所运用的概率论和随机过程的有关知识, 并举例加以说明, 能够让学者对该理论中的一些基本概念、基本原则有一个较为完整的认识, 从而增强了他们对实际问题的分析与解决能力。

2. 分析动力学系统和系统变量的统计特性

通过对动态系统及其变量的统计性质的研究, 加深对控制理论与方法的认识, 有助于提高学者应用随机过程的分析能力。利用线性系统的刻画函数, 可以得到动态系统的统计性质。所以, 动态系统及其变量的统计性质, 就是动态系统及其变量的概率分布及其随时间而改变的规律。

通常, 动力系统与系统的变量服从于随机过程, 其分布可分为: 服从均匀分布、服从正态分布、服从韦伯分布及服从任何分布。在现实生活中, 经常会碰到两种情形: 一类是动态系统及其变量具有时变性; 二是研究动态系统以及系统的变量是随时间而改变的。利用线性概率论中的随机过程描述函数, 可

以得到上述两种情形。研究表明, 动力系统与系统的变量在时间上服从一致的分布, 但在空间上服从韦伯分布; 同时, 根据随机过程的不变特性, 利用随机过程刻画函数, 可以得到其概率分布函数。

2.1. 随机过程的定义

随机过程, 通常被定义为一种随机事件序列的集合。这种序列不是固定不变的, 而是由某个或多个独立且随机的参数所驱动的过程。这些参数可能包括但不限于时间、空间位置、环境条件以及其他任何影响序列性质的因素。随机过程的数学模型能够捕捉到现实世界中的动态现象, 如金融市场的价格波动、人口增长的趋势等。当随机过程与人工智能结合时, 其核心价值体现在动态系统建模与不确定性处理上: 例如, 强化学习通过马尔可夫决策过程优化智能体在随机环境中的策略, 高斯过程和隐马尔可夫模型增强时序数据预测能力, 而生成对抗网络则借助随机过程生成逼真数据。此外, 随机梯度下降、贝叶斯优化等算法利用随机性提升模型训练效率, 蒙特卡洛方法通过概率采样量化预测风险。通过对这类过程的深入研究, 我们可以更好地理解 and 预测它们在未来的行为模式, 为解决动态、不确定性问题提供了理论支撑与实践工具, 从而在经济决策、风险管理、科学探索等领域发挥重要作用。

2.2. 用马尔可夫链描述随机过程

在数学领域, 马尔可夫链是一个用于描述某些随机过程的重要工具。它通过一系列状态和事件来组织数据, 每一步都可以被看作是从一个特定的起始状态出发, 沿着一条路径向下移动到另一个状态, 其中这个过程是随机的。这种方法在很多领域都有广泛的应用, 比如计算机科学、经济学以及统计物理学等。在人工智能方面, 人们利用马尔可夫模型, 来计算具有马尔可夫性事件的状态转移概率矩阵, 在语音识别中, 隐马尔可夫模型通过隐藏状态建模声学特征的时序关系, 其观测值仅反映外部可测信号, 内部音素状态转移概率则通过马尔可夫性计算得到[1]。

2.3. 利用马尔可夫过程研究动力学系统的稳定性和非线性系统的稳定性

线性系统的稳定性分析是现代控制理论中的一个重要内容, 其目的在于研究系统在某些特定条件下, 其状态变化是缓慢还是急剧; 当系统从稳定状态转移到不稳定状态时, 系统是否会发生失稳。一般来说, 线性系统的稳定性分析方法主要有: 特征值分析法、Lyapunov 直接法和 Nyquist 判据等。上述方法虽然各有其优点, 但都存在一定的不足之处。而对于随机系统或离散状态的动态行为, 马尔可夫链可以弥补上述方法的不足, 将系统状态转移概率矩阵直接给出, 从而能够得到关于系统稳定性的定量信息, 具有更高的计算效率和更强的应用价值。

在深入研究和分析动力学系统稳定性的过程中, 马尔可夫过程为我们提供了一种精确而又高效的工具。通过对系统状态转移概率矩阵的计算与分析, 可以确定系统的可能稳定性区域。这不仅适用于线性系统, 同样也能应用于非线性系统, 从而揭示出不同类型系统的稳定性特性及其随时间变化的规律。通过这种方法, 科学家和工程师能够更好地理解和预测系统行为, 进而优化设计, 提高系统的可靠性和性能。

2.4. 用马尔可夫过程分析系统中状态变量之间的相互关系

在研究动力系统时, 首先要确定作为一组系统的状态空间。另外, 对体系中各状态变量间的相互关系也是必要的。比如, 假定一条道路上有 m 部车辆, 每个车辆具有 y 种不同的状态, 则车辆行驶后的状况将会改变。从 $y(t)$ 至 $t+1$ 这段时间叫做状态迁移速率。在 $y(t)=0$ 的情况下, 车辆的每一次运动都会产生一个状态。在这种情况下, 车辆仅仅是一个车辆的增减。由此, 利用马尔可夫过程刻画了各状态变量间的内在联系, 为深入研究系统动力学特性奠定了理论基础。

在进行马尔可夫过程分析时, 研究者们首先确定系统的状态空间, 这是一个由一组可能状态组成的集合。接着, 他们定义出状态转移矩阵, 这是一张反映了在特定时间点上状态变量可以转变为其他状态的表。通过这种方式, 研究人员能够量化地描述每个变量的可能性分布, 从而揭示变量之间的动态关系。例如, 如果我们关注于一个交通系统中的车辆数量, 我们可以通过计算状态转移矩阵来观察不同速度下车辆增加或减少的概率。这样, 就能对整个系统的行为有一个全面的理解, 并预测未来的发展趋势。

2.5. 随机过程在非线性控制系统设计中的应用

非线性控制系统是一门新兴的学科, 其核心思想是通过把随机、不确定因素转换成系统的状态, 进而设计出具有较强鲁棒性和抗干扰性的控制器。为了解决这一问题, 需要建立一个能够描述其行为的数学模型, 并利用此模型对其进行分析, 再利用计算机模拟和试验的手段对其进行判定。在实际应用中, 利用随机过程对其进行建模是可行的。随机过程的基本特点是: 系统中的参数是随机的、时变的, 而动态性能指标(比如控制目标)则有清晰的期望与变化。这是因为随机过程对不确定性和随机性的处理都是基于期望和方差等统计量而来。

随机过程在非线性控制系统设计中的应用是一个前沿且富有挑战的领域。如今, 随机过程与神经网络的结合为非线性系统控制提供了高效解决方案。随机过程通过概率建模处理系统的不确定性, 而神经网络则利用强大的非线性拟合能力学习复杂动态, 二者协同提升控制的鲁棒性与自适应性。例如, 贝叶斯神经网络将随机不确定性嵌入网络权重, 使控制器能同时预测状态并评估置信度, 用于自动驾驶等安全敏感场景, 深度强化学习结合随机环境模型, 训练神经网络策略实现动态优化。该技术允许设计者在复杂动态环境中, 通过对系统行为的深入理解, 来设计出能够适应未来变化的控制策略。它要求工程师不仅要掌握非线性动力学的基本知识, 还需要具备处理不确定性和随机因素的能力, 以确保控制系统能够可靠地执行预定功能。

3. 系统辨识和参数估计

在控制系统的世界里, 系统辨识(Identification)和参数估计(Estimation)是至关重要的环节。它们涉及到对系统动态行为的深入理解, 以及对系统中各种参数的精确测量和分析。辨识过程要求我们根据已有数据或者预设的模型来建立系统的数学描述, 以便能够进行准确的预测和控制。而参数估计则是通过一定的数学方法和算法, 将未知的参数值转换为可以计算的数值形式, 这对于实现最优控制策略、提高系统性能有着不可替代的作用。如今, 利用神经网络进行非线性动态系统的辨识, 直接学习系统的输入输出映射关系, 替代传统参数化模型。在强化学习的模型基强化学习框架中, 通过 AI 代理与环境交互数据, 同时学习系统动态模型(系统辨识)和策略参数(参数估计)。将贝叶斯推断与神经网络结合, 估计模型参数的后验分布, 量化系统辨识中的不确定性[2]。无论是在工业自动化领域还是在智能交通、医疗设备等多个行业, 系统辨识和参数估计都扮演着基石般的角色, 确保了系统能够有效地响应环境变化并提供预期的服务质量。

在对其进行识别和参数估计时, 考虑到其输出特征和输入特征都是非平稳的, 而传统的统计方法无法对其进行直接的分析, 所以采用随机过程分析方法对其进行识别和参数估计是一种非常有效的手段。例如, 针对纯数据驱动的 DNN 模型可能忽视非平稳过程物理规律导致泛化能力差的问题, 可通过混合建模在神经网络中嵌入随机微分方程层, 联合学习确定性动态与随机扰动, 从而融合物理先验与数据优势[3]。

系统辨识和参数估计的核心问题就是从给定的输入和输出数据中获取最优控制结果, 所以可以采用随机过程分析法。首先, 对输入、输出的信号采用数字滤波的方法进行滤波。从而将传统的统计学方法

转化为概率分析。比如,在工业生产中,受到外界环境的影响,其输出是时变的、非线性的、随机的、随机的。然而,识别的核心问题在于如何构建系统的输入与输出数据,且因其维度高,所构建的数据往往伴随着随机与相关。通过建立既有自相关性又有独立性的随机样本,采用随机过程分析的方法,可以对模型的统计特性进行研究。采用随机抽样方法,描述了数据之间的相互关系和随机特性。然而,在实际工程中,由于测量误差、采样误差等因素的影响,无法直接用于系统识别与参数估计。在进行参数识别与参数估计的过程中,不仅要考虑模型的结构、参数,而且还要考虑其输出特性。在此基础上,把它看成是一种随机变量,便于对其进行分析。对于一个产出变量,它的数值同时具有随机性和连续性,它可以用它们的概率分布来表示。

4. 状态变量的估计(滤波)

在《现代控制原理》中,应加强对基本概念、方法和步骤的阐述。在现代控制原理中,状态变量的估计是一个十分重要的课题。这一章节是其它学科的基本知识,也是很多学者感到困惑和难点的一部分。由于在实践中,要想对其实施有效的控制,必须先了解其状态变量的真实值。在实际问题中,通常采用最小二乘(最小二乘),极大似然法(最大似然法)和卡尔曼滤波法(Kalman Filter)。这几种方法都有各自的优缺点,其中最重要的是如何选取适当的算法。比如,在LLS方法中,由于不知道状态变量的真实值,所以无法确定其真实值[4]。在这种情况下,利用卡尔曼滤波器的方法对其进行估计。卡尔曼滤波法是在已知系统状态、输出变量的基础上,通过合适的方法,构建状态和输出的关联函数,从而实现对状态变量的真实估计。卡尔曼滤波器采用了最大似然法、最大熵原则和卡方分布法。当系统的状态-输出关系函数为未知或不确定性时,需要采取不同的方法。

4.1. 线性滤波

线性滤波,作为信号处理领域的一种经典技术,通过对输入信号进行线性变换,旨在去除噪声和其他干扰因素。在这种滤波过程中,所有频率分量都被限制为恒定值,这通常是由于信号的低通特性所决定的。该方法广泛应用于多种场合,如图像处理、语音识别以及信号分离等方面,以确保数据的准确性与完整性。

对于线性滤波器,假定其状态与输出呈线性关系。在这种情况下,可以使用最小二乘方法来估算系统的状态及输出。因为系统的状态和输出的关系是线性的,因此,只要对系统的状态变量和输出变量的关系进行线性化就可以了,也就是说,在该表达式中, $y(t) = f(x)$ 是一元二次函数。然而,由于该系统具有高度的非线性,很难求得其状态与输出的函数。所以,对于这样的情形,应该把上面的计算公式加以推广。在这种情况下,利用极大似然方法进行估算是非常必要的。

4.2. 最小均方(LMS)滤波

最小均方(LMS)滤波是一种在信号处理领域中广泛应用的技术,它通过在频域中对信号进行平滑,以达到去除噪声并突出有效信息的目的。LMS滤波算法通常由一系列步骤组成,首先计算出一个快速的局部均值滤波器,然后在每个时间点上对该滤波器的结果进行加权平均,最后输出该加权平均后的结果作为新的滤波器参数。这一过程能够保持较高的数据保真度,同时减少了对复杂数学公式的需求,使得LMS滤波成为了许多实时和在线系统中的首选工具[5]。

最小均方根(Minimum Mean Square, LMS)滤波器是一种改进的线性滤波器。在线性滤波器中,不能用它来估计系统的状态量,因为它是未知的。针对这一问题,提出了一种基于最小均方原理的线性滤波器。在线性滤波器中,若当前时间点和过去时间点的数值一致,则由系统转移函数所求出的数值就是当前时

间点的数值。在已知传输函数的情况下, 采用最小均方算法来估计系统。通过这种方法, 可使系统的状态变量得到准确估计。

4.3. 卡尔曼(Kalman)滤波

卡尔曼(Kalman)滤波是一种先进的滤波器设计, 它采用了一种称为状态方程的数学模型来处理系统中的不确定性。这种方法通过在每次采样后更新模型参数, 从而帮助减少或消除系统噪声和偏差对预测结果的影响。卡尔曼滤波技术广泛应用于多个领域, 如导航、雷达和卫星通信等, 因为其能够有效地校正数据, 提高系统性能[6]。卡尔曼滤波与 AI 的结合可以互补优势, 将传统状态估计与数据驱动学习进行融合, AI 增强卡尔曼滤波的非线性建模和参数自适应能力, 卡尔曼滤波为 AI 提供实时噪声抑制与不确定性量化。在组合导航中, 神经网络辅助卡尔曼滤波利用神经网络的非线性建模能力, 动态补偿卡尔曼滤波因传感器异常或环境干扰导致的局限性, 从而提升系统鲁棒性与定位精度。其核心流程包含训练和预测两阶段: 卫星信号正常时, 惯性导航与卫星导航的定位误差作为输入, 同步驱动卡尔曼滤波器和神经网络, 神经网络通过梯度下降等算法学习 INS 输出与卡尔曼误差间的非线性映射关系, 建立误差预测模型[7]。

卡尔曼滤波器是 19 世纪卡尔曼提出的一种优化算法, 能有效地处理系统中存在的不确定因素。为更好地解决实际问题, 国内外学者开展了大量的研究工作, 并取得了许多有益的结果, 卡尔曼滤波器是最有名的一类。卡尔曼滤波方法是二十世纪三十年代法国数学家卡尔曼教授提出来的。该算法使用卡尔曼滤波器, 该算法充分考虑了状态参数的先验性。算法不仅收敛快、稳定, 还适用于求解非线性系统。卡尔曼滤波器仅适合于动力学系统的估计, 因为在实际应用中, 并不能考虑全部的信息。

4.4. 递归最小二乘(RLS)滤波

递归最小二乘(RLS)滤波是一种用于处理信号分析中的一种算法。它通过不断迭代地估计误差, 并以最小化这个误差为目标来优化数据处理过程。该方法特别适用于那些含有非线性项和复杂噪声的问题, 能够有效提高信号处理的精度和稳定性, 与神经网络 RNN 结合可以动态调整滤波器参数和自适应迭代优化, 提升噪声识别能力与滤波速度, 同时利用 RNN 的记忆功能减少人为干预, 有效降低信号失真和相位误差, 增强系统鲁棒性, 以适应更加复杂动态环境[8]。

递推最小二乘方法是美国数学家刘易斯在 1948 年所发展起来的一种优化过滤方法。该算法不依赖于已有的先验信息, 经过反复迭代, 可获得最优的状态与输出的相关函数, 进而获得最佳的滤波效果。在对非线性系统进行状态估计时, 常采用递推最小二乘法。对于状态和输出函数具有不确定性的情形, 递推算法就是将每次迭代所得的结果不断地求出, 直至收敛。这样, 在迭代算法收敛之后, 系统的状态与输出函数都会趋向于最佳的联合函数, 这样就能获得最佳的滤波效果[9]。强化学习在处理序列决策任务时, 需要高效的优化算法, 而现有的深度学习方法存在样本利用率低、收敛慢的问题。有学者提出使用 RLS 算法来加速 RNN 在强化学习中的训练, 提高收敛速度和稳定性[10]。

4.5. 最小均方误差(MMSE)滤波

最小均方误差(MMSE)滤波是一种在信号处理中广泛使用的技术, 它通过计算一个信号的均值与其标准差之差来评估该信号。这个过程涉及对输入数据进行一系列的数学运算, 以确定输出信号与期望输出之间的误差, 并以此作为进一步改善系统性能或优化模型的依据。MMSE 滤波通常用于噪声抑制和信噪比提升等应用场景, 是现代信号处理工具箱中不可或缺的工具之一。通过与 AI 技术融合, 其能力边界被显著拓展: 例如在医学影像领域, 通过 GAN 生成高质量图像作为先验知识, 联合 MMSE 的统计优化框

架, 实现对非高斯随机噪声的鲁棒抑制, 显著提升复杂退化条件下的重建精度[11]。

最小均方误差滤波(MMSE)是递归最小二乘的推广。它是将递归方法和最小二乘相结合的一种方法, 它的基本思想是: 在对未知状态变量进行滤波时, 先构造一个新的状态变量, 再利用递归最小二乘方法对该新的状态变量进行估计。若新的状态变量与之前构造的状态变量相同, 则计算出的滤波误差最小[12]。MMSE 算法比 RLS 算法有更好的性能。但其实现过程比较复杂, 通常需要借助计算机进行数值计算。因此, 它是一种较为高级、复杂且很难实现的算法。在实际应用中, 它通常和其它几种方法一起使用, 以提高系统的精度。

5. 最优随机控制

在控制原理理论中, 最优控制问题始终占据着核心地位, 其通过巧妙地运用数学工具和系统分析方法, 来实现对控制系统的精细调控。通过这种方式, 只有通过精心设计的控制策略, 才能最大程度地优化系统的性能表现, 确保各个参数达到预定的标准, 无论是稳定性、响应速度还是精确度, 都能得到显著提升。怎样才能获得最大的性能指数? 这正是我们要讨论的。随机过程是一种有效的数学工具。比如, 在一台贩卖机的设计中, 要使其收益最大化, 就必须对贩卖机的生产量、进货时间和存货量等问题进行优化。在此基础上, 对各影响因子的概率分布特性进行了研究。

在研究随机控制问题时, 人们通常会使用随机过程来描述其动力学特性。该模型既能反映出系统的状态信息, 又能反映出各种控制参数的变化规律, 还能反映出环境因素对系统的影响。在此基础上, 深化对大气污染物 - 环境交互作用机理的认识, 并为发展高效的大气污染防治措施提供理论基础。在此基础上, 本研究深入探讨了影响自动贩卖机出货数量与出货量的众多因素, 并通过细致分析这些因素的概率分布特性, 建立了一套科学的决策模型。在此基础上, 提出了在设计和优化自动贩卖机时应如何权衡各个参数的重要性。特别是对于出货策略的制定, 根据不同商品的市场需求、消费者购买行为以及机器维护成本等多种变量, 运用统计方法计算出每一种可能情况下的概率值, 从而帮助制造商或运营商在不确定的商业环境中做出更为精准的决策[13]。此外, 为了进一步提升出货效率, 本研究还着重考虑了最优出货时间的选择, 这不仅涉及货品库存管理的效率, 也关系到机器对顾客购物需求响应速度的影响。最终, 研究成果将为自动贩卖机的设计提供理论指导, 帮助他们更好地预测销售趋势, 合理安排库存, 提高收益。

如今, 最优随机控制与人工智能的结合为复杂系统的动态决策问题开辟了新的道路。传统的最优随机控制理论以数学优化为核心, 通过随机微分方程和动态规划等工具, 在存在噪声或不确定性的环境中寻求策略的最优解, 但其应用常受限于高维状态空间或非线性系统的计算复杂度。而人工智能技术, 尤其是深度强化学习和生成模型, 凭借其强大的数据驱动能力和函数逼近特性, 能够突破传统方法的瓶颈。例如, 在金融衍生品定价或机器人路径规划中, 深度神经网络可以替代传统动态规划中的值函数或策略迭代, 通过与环境交互学习随机环境下的最优反馈控制律, 同时处理非结构化输入。生成对抗网络或扩散模型则可用于模拟复杂随机过程, 为蒙特卡洛控制方法提供高效的路径采样。另一方面, 随机控制的理论框架也为 AI 算法的稳定性和收敛性提供了数学保障, 例如通过李雅普诺夫函数设计安全约束, 或利用哈密顿 - 雅可比 - 贝尔曼方程改进策略梯度更新的效率。当前挑战在于如何平衡模型的可解释性与数据驱动的灵活性, 以及在部分可观测量场景下实现多尺度随机性的联合建模。

6. 结论

现代控制原理包含了大量的知识, 随着人工智能的快速发展, 其相关分析方法也应得到相应改善。本文结合数据分析技术, 更加精准地分析系统动力学与矩阵统计特性; 此外通过统计学理论与神经网络

算法, 对随机非线性动态系统进行精准辨识与建模。所提方法不仅能对现代控制的基础理论有一个全面的认识, 而且还能增强控制理论的分析与解决问题的能力。未来期望从人工智能角度出发, 结合其他理论知识, 进一步改进现代控制理论研究。

基金项目

国家自然科学基金青年科学基金项目(C类)(项目编号: 62303323, 62403303); 上海市“科技创新行动计划”启明星培育扬帆专项(项目编号: 23YF1414600); 上海电力大学教学改革项目(项目编号: A-0201-24-302-084); 2025年“上海高校青年教师培养资助计划”。

参考文献

- [1] 李冠宇. 隐马尔可夫模型及其在语音识别中的应用[J]. 科技风, 2011(23): 89-90.
- [2] Merkatas, C. and Särkkä, S. (2022) System Identification Using Autoregressive Bayesian Neural Networks with Nonparametric Noise Models. *Journal of Time Series Analysis*, **44**, 319-330. <https://doi.org/10.1111/jtsa.12669>
- [3] 高瑞松. 随机微分方程基于物理信息神经网络的生成方法[D]: [硕士学位论文]. 烟台: 烟台大学, 2024.
- [4] 刘爽. 结合机器人应用的现代控制理论课程教学改革研究[J]. 高教学刊, 2024, 10(6): 136-139.
- [5] 王立红. 任务驱动法在现代控制理论课程教学改革中的应用[J]. 辽宁工业大学学报(社会科学版), 2017, 19(5): 125-127+142.
- [6] 张启敏, 马婧英, 王战平. 案例教学法在现代控制理论课程教学中的应用[J]. 科教导刊, 2020(6): 113-114.
- [7] 陈晓锋, 庄巍, 伍超明, 等. 神经网络辅助卡尔曼滤波组合导航算法的现状与展望[J]. 机电工程技术, 2025, 54(2): 6-11.
- [8] 任鸿燚, 刘翔宇, 咸甘玲, 等. 基于循环神经网络的自适应滤波方法及应用研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(7): 327-333.
- [9] 贾荣丛, 高坤. 基于 OBE 的现代控制理论课程教学实践[J]. 电子技术, 2024, 53(1): 420-421.
- [10] 赵杰. 基于 RLS 的 RNN 强化学习算法研究[D]: [硕士学位论文]. 海口: 海南大学, 2021.
- [11] Wolterink, J.M., Leiner, T., Viergever, M.A. and Isgum, I. (2017) Generative Adversarial Networks for Noise Reduction in Low-Dose CT. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **36**, 2536-2545. <https://doi.org/10.1109/tmi.2017.2708987>
- [12] 田思庆, 杜云明, 赵化启, 等. 机械工程领域硕士研究生“现代控制理论”课程教学与思政建设研究[J]. 工业和信息化教育, 2023(9): 90-94.
- [13] 王建宏, 叶景贞, 温如春. 现代控制理论课程目标的设计[J]. 电子技术, 2022, 51(12): 104-105.