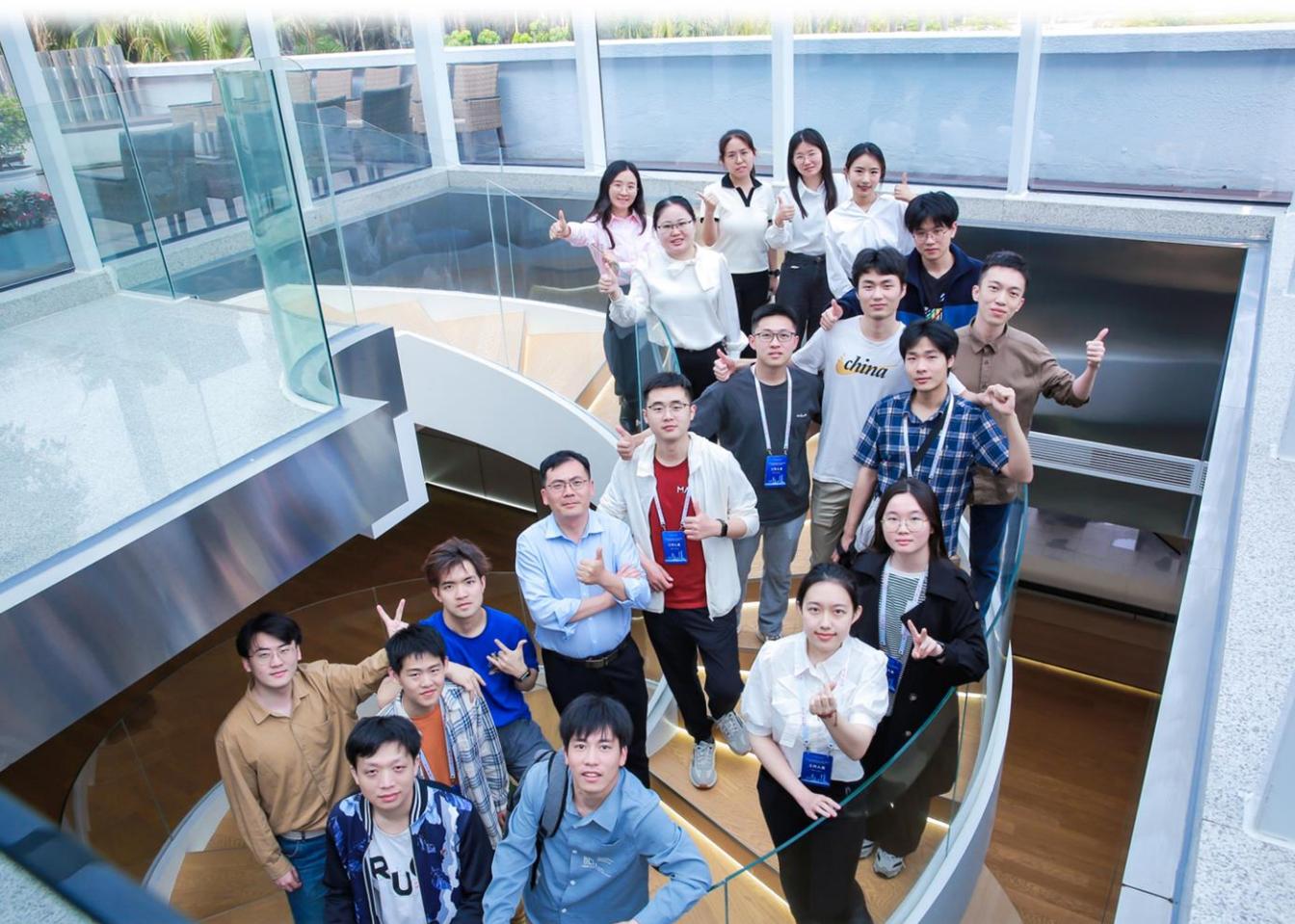




分布式人工智能实验室

年度报告(2024)





各位同仁，这是我们二零二四年度报告。

上一年度，我们确定研究特色将围绕两个关键词展开，一个是非线性，一个是性能驱动。在本年度，尽管我们做出了一些工作，但还有更多工作有待我们去探索。所以，我们仍然继续保持目前的总体战略方向。

本年度，我们的季度报告会制度日趋完善，课题组同学已经能够流畅地组织全流程相关事项。每位同学都在季度报告会上对自己的工作进行了回顾，务实地思考下一步拟开展的工作。相信这能促进大家保持有效科研。

在团队建设方面，我们本年度进行了更多的尝试，虽然其中有些方案还没有进一步细化和落实。可喜的是，很多同学都有了很大提升，能够在很多事项上独当一面。未来，我们希望能够针对同学们的成长探索更好的模式。

总体来看，我们本年度的工作情况保持平稳态势，无论是学术交流、科研产出，还是团队建设、制度建设，都在点滴进步中。希望我们在下一年度能够更上一层楼。

在新的一年里，我们希望能够继续扎实推进工作，在团队建设、个人成长、科研成果方面有更精彩的表现。

最后特别加一句，我们期待你的加入。

继续向前。



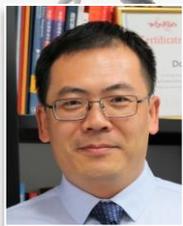
沈栋

分布式人工智能实验室
中国人民大学

目录

成员	3
讲座	4
参会	9
项目	11
荣誉	12
奖学金	14
论文	15
专著	18
成果	20
季度报告	26
日常	27

成员



讲座

2024.01.24

张言军 教授，北京理工大学自动化学院

▷ 高性能飞行器系统的自适应时域指令跟踪与频域稳定裕度自主配置技术

2024.04.08

孙小强 教授，中山大学数学学院

▷ 基于单细胞或空间转录组数据推断细胞通讯多层信号网络的方法及应用

2024.04.17

黄银 高级总监，苏州帕诺米克生物医药科技有限公司

▷ 基于参考谱图比对方式的非靶向代谢组学代谢物注释

2024.04.25

张瀚 教授，南开大学人工智能学院

▷ scPROTEIN-用于单细胞蛋白质组学嵌入的多功能深度图对比学习框架

2024.05.15

葛泉波 教授，南京信息工程大学自动化学院

▷ 基于可信自适应滤波的UCA自主着舰位姿测量方法

2024.10.30

Xu Jin 助理教授，University of Kentucky, Department of Mechanical Engineering

▷ Multi-UAV Formation with Path-Dependent Constraints

2024.11.20

孙端辰 教授，山东大学数学学院

▷ 基于多组学数据的表型特异细胞亚群识别算法研究

2024.11.27

邓明华 教授，北京大学数学科学学院

▷ 单细胞标注中的增量学习方法

2024.12.05

李春贺 副教授，复旦大学数学科学学院/上海数学中心

▷ Revealing principles of cell fate decision: Landscape control and applications

2024.12.11

李煜 助理教授，香港中文大学计算机科学与工程系

▷ Complex disease modeling and efficient drug discovery with large language models

讲座

2024.10.16

Prof. Rajiv Ranjan, Newcastle University, UK

Data and Resource Management Challenges for Digital Twins



格物 讲坛



2024年10月16日 14:00-15:00
中国人民大学数学学院 201会议室

Data and Resource Management Challenges for Digital Twins

Rajiv Ranjan
Newcastle University
School of Computing



报告摘要

Digital twins are revolutionizing industries by providing real-time simulation, monitoring, and predictive analytics capabilities. However, their success hinges on overcoming significant data and resource management challenges. This keynote will explore four key issues critical to the advancement and scalability of digital twins. First, we will discuss the complexities of real-time data processing within the edge-cloud-IoT continuum, emphasizing the need for seamless integration and efficient resource allocation across distributed systems. Second, we will explore the use of Large Language Models (LLMs) for dynamic verification of the resilience of digital twins, highlighting their potential to enhance adaptability and real-time decision-making. Third, we will examine end-to-end monitoring strategies to ensure data integrity, transparency, and reliability, enabling trust in automated decision processes. Finally, we will address the integration of emerging computational technologies, such as quantum accelerators (e.g. Quantum Brilliance) and neuromorphic chips (like Intel Loihi and BrainChip Akida), at the edge network to accelerate data processing and improve the responsiveness of digital twins. This talk will provide insights into how these advancements can be leveraged to develop robust, scalable, and intelligent digital twin ecosystems, driving innovation and efficiency in real-world applications.

专家简介

Professor Rajiv Ranjan is an Australian-British computer scientist, of Indian origin, known for his research in Distributed Systems (Cloud Computing, Big Data, and the Internet of Things). He is University Chair Professor for the Internet of Things research in the School of Computing of Newcastle University, United Kingdom. He is an internationally established scientist in the area of Distributed Systems (having published about 350 scientific papers). He is a fellow of IEEE (2024), Academia Europaea (2022) and the Asia-Pacific Artificial Intelligence Association (2023). He is also the Founding Director of the International Centre (UK-Australia) on the EV Security and National Edge Artificial Intelligence Hub, both funded by EPSRC. He has secured more than \$64 Million AUD (£32 Million+





讲座

2024.10.19

Prof. Wai-Ki Ching, The University of Hong Kong, HK, China
On Adaptive Online Mean-Variance Portfolio Selection Problems

格物
讲坊



2024年10月19日 15:00-16:00
中国人民大学数学学院 201会议室

On Adaptive Online Mean-Variance Portfolio Selection Problems

Wai-Ki Ching

The University of Hong Kong
Department of Mathematics



报告摘要

Online portfolio selection is attracting a lot of attention due to its efficiency and practicability in deriving optimal investment strategies in real investment activities where the market information is constantly renewed in a very short period. One key issue in online portfolio is to predict the future returns of risky assets accurately given historical data and provide optimal investment strategies for investors in a short time. In the existing online portfolio selection studies, the historical return data of one risky asset is used to estimate its future return. In this talk, we incorporate the peer impact into the return prediction where the predicted return of one risky asset not only depends on its past return data but also the other risky assets in the financial market, which gives a more accurate prediction. An adaptive moving average method with peer impact (AOLPI) is proposed, in which the decaying factors can be adjusted automatically in the investment process. In addition, an adaptive mean-variance (AMV) model is applied in online



讲座

2024.12.24

Prof. Ying Tan, The University of Melbourne, Australia
Extremum Seeking Control: Theory to Applications

格物
讲坛

格物
讲坛



2024年12月4日 9:00-10:00
中国人民大学数学学院 4107

Extremum Seeking Control: Theory to Applications

Ying Tan

Mechanical Engineering Department
University of Melbourne



2024.5.17-2024.5.19, IEEE第十三届数据驱动控制与学习系统会议 (IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference), 沈栋、霍妞、张振法、黄敦晟、杜博文参会.

张振法报告 Iterative Learning Control for Two-Sensors System with User's Preference

黄敦晟海报 Iteration Number Bound for Adaptive Learning Control of Nonlinear Systems Under Specified Approximation Error



霍妞海报 Dynamic encoding-decoding-based quantized iterative learning control



参会

2024.6.28-2024.6.30, 第六届电子工程与信息学国际学术会议(The 6th International Conference on Electronic Engineering and Informatics), 沈栋、李子涵参会。

李子涵报告 Finite-Iteration Learning Control for Nonlinear Systems with Parameter Uncertainties



2024.7.28-2024.7.31, 第四十三届中国控制会议(The 43th Chinese Control Conference), 沈栋、张泽义参会。

张泽义海报 Fast iterative learning control algorithms based on heavy ball with adaptive stepsize 

2024.11.01-2024.11.03, 2024中国自动化大会(2024 China Automation Congress), 沈栋、姜昊、陈秀琼参会。



国家自然科学基金面上项目

沈栋 ➤ 基于系统认知的迭代学习控制框架与技术研究

国家自然科学基金面上项目

姜昊 ➤ 单细胞多组学数据融合优化建模与异质性分析

国家自然科学基金青年科学基金项目

陈秀琼 ➤ 基于深度学习的非线性滤波算法的研究

“数学与人工智能应用”企业联合研究项目

姜昊 ➤ 基于多模态数据融合的药物靶点发现

中国人民大学青年科技创新团队

沈栋 ➤ 金融智能计算的关键数学理论及应用研究

中国人民大学“拔尖创新人才培养资助计划”

霍妞 ➤ 连续入选



荣誉

沈栋

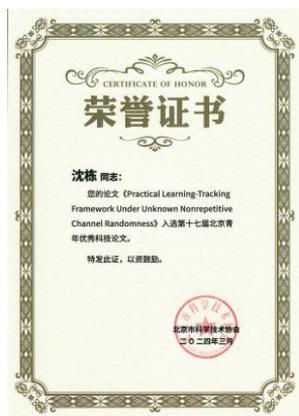
- 全球前2%顶尖科学家榜单“终身科学影响力”排行榜
- 中国人民大学教学标兵
- 中国人民大学科研标兵
- 第十七届北京青年优秀科技论文

黄敦晟、沈栋

- 第13届IEEE数据驱动控制与学习系统会议最佳张贴论文奖

张泽义、沈栋

- 第18届《中国科学》-中国控制会议张贴论文提名奖



三好学生

- 霍妞、程翔、杜博文、母唯盟

优秀学生干部

- 杜博文、母唯盟

优秀团学骨干

- 杜博文



奖学金

国家奖学金

- 霍妞、黄逸翔、张振法

吴玉章奖学金提名奖

- 李子涵

京东特等奖学金提名奖

- 张振法

育树奖学金

- 李子涵、黄逸翔

学习优秀奖学金

- 特等奖：高帅
- 二等奖：黄敦晟
- 三等奖：张泽义、杜博文、周子墨

社会工作与志愿服务骨干奖学金

- 二等奖：杜博文
- 三等奖：母唯盟



Published Papers

1. Hao Jiang, Jingxin Liu, You Song, Jinzhi Lei. Quantitative Modeling of Stemness in Single-Cell RNA Sequencing Data: A Nonlinear One-Class Support Vector Machine Method. *Journal of Computational Biology*, vol. 31, no. 1, pp. 41-57, 2024.
2. Xiuqiong Chen, Jiayi Kang, Stephen S.-T. Yau. Time-varying feedback particle filter. *Automatica*, vol. 167, 111740, 2024.
3. Yixiang Huang, Hao Jiang, Wai-Ki Ching. scEWE: High-Order Element-Wise Weighted Ensemble Clustering for Heterogeneity Analysis of Single-Cell RNA Sequencing Data. *Briefings in Bioinformatics*, vol. 25, no. 3, 2024.
4. Tianbo Zhang, Shihui Jiang, Xingchen Li, Dong Shen, Keyou You. Synthesis of Safety and Ride Comfort Control for Chassis of Maglev Trains. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 25, no. 12, pp. 20364-20377, 2024.
5. Xiang Cheng, Hao Jiang, Dong Shen, Xinghuo Yu. An Accelerated Adaptive Gain Design in Stochastic Learning Control. *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 54, no. 12, pp. 7416-7429, 2024.
6. Zihan Li, Dong Shen. Filter-Free Parameter Estimation Method for Continuous-Time Systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 21, no. 4, pp. 5062-5077, 2024.
7. Niu Huo, Dong Shen, Jinrong Wang. Novel Quantized Iterative Learning Control Based on Spherical Polar Coordinates. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 34, no. 13, pp. 8945-8969, 2024.
8. Deqing Huang, Wei Yu, Dong Shen, Xuefang Li. Data-Driven Distributed Learning Control for High-Speed Trains Considering Quantization Effects and Measurement Bias. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 73, no. 7, pp. 9645-9655, 2024.
9. Jian Yang, JinRong Wang, Dong Shen. Observer-based sampled-data event-triggered tracking for nonlinear multi-agent systems with semi-Markovian switching topologies. *Information Sciences*, vol. 676, Article Number: 120803, 2024.
10. Wanzheng Qiu, JinRong Wang, Dong Shen. Iterative Learning based Convergence Analysis for Nonlinear Impulsive Differential Inclusion Systems with Randomly Varying Trial Lengths. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 38, no. 6, pp. 2056-2073, 2024.
11. Xiang Cheng, Hao Jiang, Dong Shen. A Novel Accelerated Multistage Learning Control Mechanism via Virtual Performance Reduction. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 35, no. 5, pp. 6338-6352, 2024.
12. Shunhao Huang, Dong Shen, JinRong Wang. Point-to-Point Learning Tracking Control via Fading Communication Using Reference Update Strategy. *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 54, no. 4, pp. 2284-2294, 2024.
13. Wanzheng Qiu, JinRong Wang, Dong Shen. Quantized Iterative Learning Control for Impulsive Differential Inclusion Systems with Data Dropouts. *ISA Transactions*, vol. 145, pp. 285-297, 2024.
14. Wanzheng Qiu, JinRong Wang, Dong Shen. Iterative Learning Control for Differential Inclusion Systems with Random Fading Channels by Varying Average Technique. *Chaos*, vol. 34, no. 2, Article Number: 023129, 2024.
15. Shuai Gao, Qijiang Song, Dong Shen. Distributed Learning Control for High-Speed Trains With Operation Safety Constraints. *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 54, no. 3, pp. 1794-1805, 2024.
16. Shuai Gao, Qijiang Song, Hao Jiang, Dong Shen. History Makes Future: Iterative Learning Control for High-Speed Trains. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 16, no. 1, pp. 6-21, 2024.

论文

17. Hao Jiang, Dong Shen, Shunhao Huang, Xinghuo Yu. Accelerated Learning Control for Point-to-Point Tracking Systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 35, no. 1, pp. 1265-1277, 2024.
18. Tianbo Zhang, Shihui Jiang, Dong Shen. Collaborative Control of a Levitation Module for Maglev Trains with Physical Contact Prevention and User-defined Convergence Time. *International Journal of Systems Science*, vol. 55, no. 2, pp. 355-369, 2024.
19. Zeyi Zhang, Hao Jiang, Dong Shen, Samer S. Saab. Data-driven Learning Control Algorithms Meeting Unachievable Tracking Problems. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 11, no. 1, pp. 205-218, 2024.
20. Zeyi Zhang, Dong Shen. Randomized Kaczmarz Algorithm with Averaging and Block Projection. *BIT Numerical Mathematics*, vol. 64, Article number: 1, 2024.
21. Jiayi Qian, Dong Shen. A Novel Iterative Learning Control Scheme Based on Broyden-class Optimization Method. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 34, no. 1, pp. 321-340, 2024.
22. Xingying Zhao, Dong Shen. FedSW: Federated Learning with Adaptive Sample Weights. *Information Sciences*, vol. 654, Article 119873, 2024.

Pre-Published Papers

23. Zihan Li, Dong Shen, Daniel W.C. Ho. Finite and Fixed-Time Learning Control for Continuous-Time Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 55, no. 1, pp. 792-804, 2025.
24. Shuai Gao, Qijiang Song, Hao Jiang, Dong Shen, Yisheng Lv. Decentralized Learning Control for High-Speed Trains With Unknown Time-Varying Speed Delays. *Applied Mathematical Modelling*, vol. 137, Article Number: 115711, 2025.
25. Senwen Zhan, Hao Jiang, Dong Shen. Co-regularized Optimal High-Order Graph Embedding for Multi-View Clustering. *Pattern Recognition*, vol. 157, Article Number: 110892, 2025.

Accepted Papers

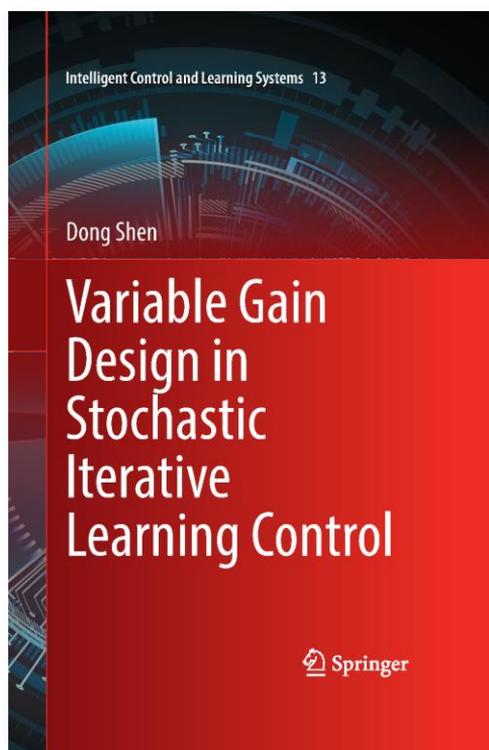
26. Xiuqiong Chen, Zeju Sun, Yangtianze Tao, Stephen S.-T. Yau. A uniform framework of Yau-Yau algorithm based on deep learning with the capability of overcoming the curse of dimensionality. *IEEE Transactions on Automatic Control*, accepted.
27. Xiuqiong Chen, Jiayi Kang, Stephen S.-T. Yau. Continuous discrete optimal transportation particle filter. *Asian Journal of Mathematics*, accepted.
28. Zeju Sun, Xiuqiong Chen, Stephen S.-T. Yau. Recurrent neural network spectral method and its application in stable filtering problems. *Automatica*, accepted.
29. Zhenfa Zhang, Dong Shen, Xinghuo Yu. Iterative Learning Control for Pareto Optimal Tracking in Incompatible Multisensor Systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, accepted.
30. Niu Huo, Dong Shen, Daniel W.C. Ho. Encoding-Decoding-Based Quantized Learning Control Using Spherical Polar Coordinates. *IEEE Transactions on Cybernetics*, accepted.
31. Zihan Li, Dong Shen, Xinghuo Yu. Accelerating iterative learning control using fractional-proportional-type update rule. *IEEE Transactions on Automatic Control*, accepted.
32. Senwen Zhan, Hao Jiang, Dong Shen, Wai-Ki Ching. Multi-View Data Clustering via Dynamical Optimization of Consensus Laplacian Matrix. *East Asian Journal on Applied Mathematics*, accepted.
33. Wanzheng Qiu, JinRong Wang, Dong Shen. Zero-Error Tracking Control of Quantized Iterative Learning for Differential Inclusion Systems with Channel Fading. *Nonlinear Dynamics*, accepted.

34. [Zihan Li](#), [Dong Shen](#), Xinghuo Yu. A Multistage Update Rule Framework for Iterative Learning Control Systems. [IEEE Transactions on Automation Science and Engineering](#), accepted.
35. [Taojun Liu](#), [Dong Shen](#), JinRong Wang. Adaptive quantized iterative learning control using encoding--decoding strategy. [IEEE Transactions on Cybernetics](#), accepted.

Conference Papers

36. [Xiang Cheng](#), [Dong Shen](#). A modified multi-stage gain design in learning control over fading channels. [2024 2nd International Conference on Frontiers of Intelligent Manufacturing and Automation \(CFIMA 2024\)](#), Baotou, China, 9-11 August, 2024.
37. [Zihan Li](#), [Dong Shen](#). Finite-iteration learning control for nonlinear systems with parameter uncertainties. [2024 6th International Conference on Electronic Engineering and Informatics](#), Chongqing, China, 28-30 June, 2024.
38. [Zeyi Zhang](#), [Hao Jiang](#), [Dong Shen](#). Fast iterative learning control algorithms based on heavy ball with adaptive stepsize. [The 43rd Chinese Control Conference \(CCC2024\)](#), Kunming, China, 28-31 July, 2024. **SCIS-CCC 2024 The Honorable Mention of Poster Paper Award**
39. [Shihui Jiang](#), [Tianbo Zhang](#), [Jing Fang](#), [Xing Liu](#), [Dong Shen](#). Adaptive control for autonomous underwater vehicles without kinetic model using deep neural network. [The 2024 IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference \(DDCLS'24\)](#), Kaifeng, China, 17-19 May, 2024.
40. [Zhenfa Zhang](#), [Dong Shen](#). Iterative learning control for two-sensors system with user preferences. [The 2024 IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference \(DDCLS'24\)](#), Kaifeng, China, 17-19 May, 2024.
41. [Dunsheng Huang](#), [Dong Shen](#). Iteration number bound for adaptive learning control of nonlinear systems under specified approximation error. [The 2024 IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference \(DDCLS'24\)](#), Kaifeng, China, 17-19 May, 2024. **IEEE 13th DDCLS Best Poster Paper Award**
42. [Niu Huo](#), [Dong Shen](#). Dynamic encoding-decoding-based quantized iterative learning control. [The 2024 IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference \(DDCLS'24\)](#), Kaifeng, China, 17-19 May, 2024.
43. [Zeyi Zhang](#), [Hao Jiang](#), [Dong Shen](#). Tracking ability of high-order fully actuated iterative learning control. [The 3rd Conference on Fully Actuated System Theory and Applications \(FASTA2024\)](#), Shenzhen, China, 10-12 May, 2024.





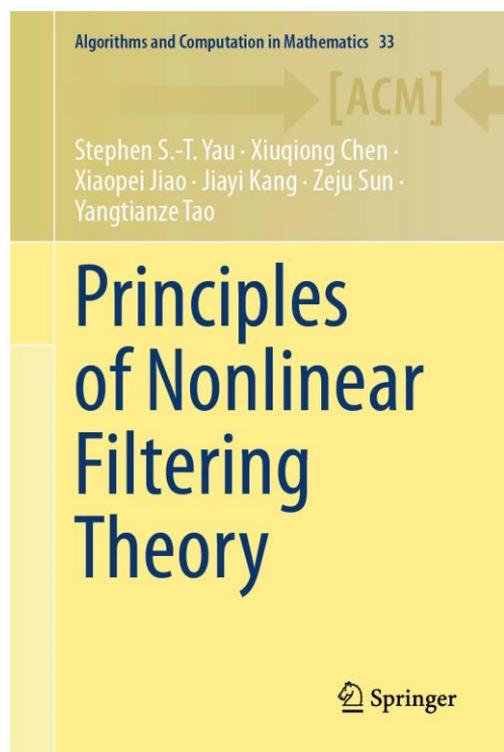
Variable Gain Design in Stochastic Iterative Learning Control

By *Dong Shen*

Edition	1st Edition
Publisher	Springer Singapore
Pages	348
ISBN	978-981-97-8280-2

About this book

This book investigates the critical gain design in stochastic iterative learning control (SILC), including four specific gain design strategies: decreasing gain design, adaptive gain design, event-triggering gain design, and optimal gain design. The key concept for the gain design is to balance multiple performance indices such as high tracking precision, effective noise reduction, and fast convergence speed. These gain design techniques can be applied to various control algorithms for stochastic systems to realize a high tracking performance. This book provides a series of design and analysis techniques for the establishment of a systematic framework of gain design in SILC. The book is intended for scholars and graduate students who are interested in stochastic control, recursive algorithms design, and iterative learning control.



Principles of Nonlinear Filtering Theory

By *Stephen S.-T. Yau*, *Xiuqiong Chen*, *Xiaopei Jiao*, *Jiayi Kang*, *Zeju Sun*, *Yangtianze Tao*

Edition	1st Edition
Publisher	Springer Cham
Pages	470
ISBN	978-3-031-77683-0

About this book

This text presents a comprehensive and unified treatment of nonlinear filtering theory, with a strong emphasis on its mathematical underpinnings. It is tailored to meet the needs of a diverse readership, including mathematically inclined engineers and scientists at both graduate and post-graduate levels. What sets this book apart from other treatments of the topic is twofold. Firstly, it offers a complete treatment of filtering theory, providing readers with a thorough understanding of the subject. Secondly, it introduces updated methodologies and applications that are crucial in today's landscape. These include finite-dimensional filters, the Yau-Yau algorithm, direct methods, and the integration of deep learning with filtering problems. The book will be an invaluable resource for researchers and practitioners for years to come.

成果



Xiuqiong Chen, Jiayi Kang, Stephen S.-T. Yau. Time-varying feedback particle filter. *Automatica*, vol. 167, Article Number: 111740, 2024.

研究背景

滤波问题的目标是利用受噪声污染的观测数据，对系统状态进行最优估计。理论上，最小均方误差意义下的最优估计是状态关于观测历史的条件期望。因此，如果我们能求出状态的条件密度函数，就可以完全解决滤波问题。

反馈粒子滤波器是一种高效的近似的非线性滤波算法，其灵感来源于平均场博弈理论。该滤波器由一组受控随机系统（粒子）构成。每个粒子在反馈控制下，根据自身状态和整个粒子群体的经验分布特征进行演化。反馈控制律是通过求解一个最优控制问题获得的，该问题的优化标准是实际后验分布与任何粒子的共同后验分布之间的Kullback-Leibler散度。现有的反馈粒子滤波算法研究主要针对时不变系统。然而，在许多实际问题中，系统参数的变化是不可避免的，因此这些系统属于时变系统。针对时变系统的研究具有重要的实际意义和理论价值。

研究成果

针对线性时变系统，我们设计了两种反馈粒子滤波器：一种是常规反馈粒子滤波器，另一种是基于最优传输理论构造的反馈粒子滤波器。我们对这两种滤波器的数值效果进行了测试，并从理论上分析了它们的误差如何随时间和粒子数量的变化而演化。具体而言，我们考虑如下线性时变系统：

$$\begin{cases} dX_t = A_t X_t dt + G_t dB_t, \\ dZ_t = H_t X_t dt + dW_t. \end{cases}$$

在我们构造的反馈粒子滤波器中，每个粒子的演化方程如下：

$$dX_t^i = A_t X_t^i dt + G_t dB_t^i + P_t^{(N)} H_t^T R_t^{-1} (dZ_t - H_t X_t^i + m_t^{(N)}/2dt),$$

利用这 N 个粒子可以计算出样本均值和样本协方差，它们可以分别视为状态的真实条件期望（最优估计）和条件协方差的近似值。理论上，反馈粒子滤波器中的粒子演化方程不是唯一的。借助最优传输理论，我们可以得到唯一的演化方程，这种算法被称为最优传输粒子滤波器，其粒子演化方程如下：

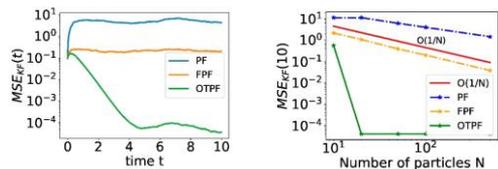
$$d\tilde{X}_t^i = A_t \tilde{m}_t^{(N)} dt + \tilde{P}_t^{(N)} H_t^T R_t^{-1} (dZ_t - H_t \tilde{m}_t^{(N)} dt) + \Theta_t^{(N)} (\tilde{X}_t^i - \tilde{m}_t^{(N)}) dt.$$

对于最优传输粒子滤波器，我们估计了状态的真实条件期望（最优估计）和协方差，及其分别与反馈粒子滤波器得到的估计值之间的误差，结果如下：

$$\begin{aligned} \|\tilde{P}_t^{(N)} - P_t\|_{F,p} &\leq C_{n,p}/\sqrt{N} e^{-2\alpha t} \\ \|\tilde{m}_t^{(N)} - m_t\|_{2,p} &\leq C_{n,p}/\sqrt{N} e^{-\alpha t}. \end{aligned}$$

对比两种粒子滤波算法的误差可以看出，随着时间趋向于无穷，最优传输粒子滤波的 L_p 误差收敛到0，而反馈粒子滤波的误差可以被 $O(1/N)$ 控制住，这是因为与反馈粒子滤波相比，最优传输粒子滤波没有引入额外的噪声，从而提升了算法的效率。

最后，我们通过数值实验验证了算法的有效性。我们将本文提出的两种粒子滤波算法与传统粒子滤波算法进行了对比。左图展示了不同粒子滤波算法与卡尔曼滤波器提供的最优估计之间的均方误差随时间的演化结果。从图中可以看出，最优传输粒子滤波器的误差可以快速下降到接近0，而反馈粒子滤波的误差则稳定在一个固定值附近。右图展示了均方误差随粒子数的演化结果。从图中可以看出，新提出的两种粒子滤波算法的误差均可被 $O(1/N)$ 控制，且在相同精度下，最优传输粒子滤波器所需粒子数明显少于反馈粒子滤波器。



Yixiang Huang, Hao Jiang, Wai-Ki Ching. scEWE: High-Order Element-Wise Weighted Ensemble Clustering for Heterogeneity Analysis of Single-Cell RNA Sequencing Data, *Briefings in Bioinformatics*, vol. 25, no. 3, bbae203, 2024.



研究背景

细胞作为生物体的基本构成单元，在结构和功能上展现出个体间的多样性。这种细胞间的异质性和对生物体的整体生理功能具有重要影响。单细胞转录组测序技术使我们能够精确地测定单个细胞内基因的表达量，进而揭示细胞间基因表达模式的差异。多种聚类分析技术的开发和应用，对细胞异质性的研究已经取得了方法学上的显著进展。每种聚类方法都有其固有的局限性，因此如何有效地整合不同聚类结果以提高异质性分析的准确性仍然是一个有意思的话题。

研究成果

本文提出了一种逐元素加权集成聚类方法 scEWE，该方法在加权矩阵构造中引入高阶相似度，并自适应优化构造最终的协关联矩阵，以捕获细胞之间的高阶相似关系，同时保证对基聚类之间关系的鲁棒反映。最后基于低秩约束的谱聚类框架得到 scRNA-seq 数据异质性分析的集成结果。

我们将协关联矩阵元素作为细胞间相似性度量，从而为每个细胞构建了邻域：

$$u_i = \{x_{i_1}, \dots, x_{i_\tau}\}$$

之后用 Jaccard 系数衡量邻域点集合与基聚类划分区域的重合程度，以赋予基聚类权重

$$W_{ij}^{(1)} = \text{Jaccard}(u_i, \text{cls}_j(x_i))$$

为了捕捉细胞的高阶相似性关系，我们使用高斯核计算二阶权重，从而构建了共识矩阵：

$$\text{Simil}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - \hat{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right),$$

$$S = \sum_{m=1}^M (w_m w_m^T)^\gamma \odot A^m$$

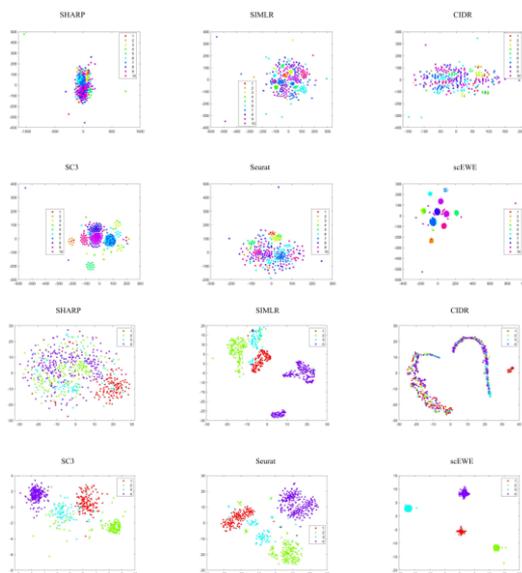
单细胞数据中的噪声往往会破坏数据结构，使得聚类结果与真实的细胞簇存在明显差异。于是我们将每个聚类簇视为特征空间的子空间，并引入子空间聚类的思想进行低秩恢复。在这里，被噪声污染的细胞被认为是异常值。为了使共识矩阵的结构更清晰，聚类结果更准确，我们迭代生成了一个基于鲁棒谱集成聚类的块对角矩阵 Y ：

$$\min_{F, Y, R} \text{tr}(F^T L_Y F) + \sigma_1 \|Y\|_* + \sigma_2 \|R\|_{2,1}$$

$$\text{s.t. } F^T F = I, S = SY + R,$$

$$L_Y = I - D_Y^{-\frac{1}{2}} ((Y + Y^T)/2 + FF^T) D_Y^{-\frac{1}{2}}.$$

给定共识矩阵 S ，使用低秩子空间上的自表示 SY 近似重构 S ，重构误差为 R 。 Y 是字典系数矩阵，用于提取 S 的重要特征。通过求解上述优化问题可以得到清晰鲁棒的细胞聚类结果。



我们进行了大量的实验来说明 scEWE 的有效性。在与单细胞经典聚类方法与集成聚类方法比较时，我们的方法展现出了优越的性能效果。可视化结果也可看出 scEWE 得到的低维嵌入结构更加清晰。

成果



Xiang Cheng, Hao Jiang, Dong Shen. A Novel Accelerated Multistage Learning Control Mechanism via Virtual Performance Reduction. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 35, no. 5, pp. 6338-6352, 2024.

研究背景

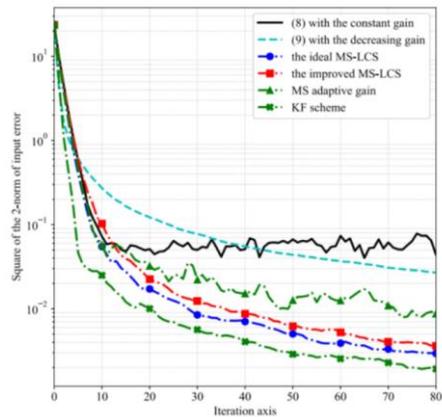
对于实际的控制系统，存在着各种不可避免的随机因素，比如系统运行过程包含随机干扰、输出信号的不准确测量、一些系统的网络结构带来的噪声信号。传统的定常型学习增益的P型方案不能实现零输入误差跟踪，只能收敛到一个零的有界领域。一种常采用的方法是使用衰减型学习增益的P型方案，可以在理论层面证明在无穷次迭代后实现零输入误差跟踪。然而在实践当中，在有限批次迭代内所表现出来的效果会随着增益序列选取的不同而异。在[1]中，一种多阶段增益形式被给出可以有效的提升有限批次迭代内的表现。这种多阶段增益使P型算法在同一阶段内使用常数增益来获得较高的学习速度，在整体上保持增益的下降来抑制随机噪声的影响来实现跟踪误差收敛到0。本文基于[1]中多阶段增益，提出了一种更加直观有效的设计多阶段增益的方法。

[1] Xiang Cheng, Hao Jiang, Dong Shen, Xinghuo Yu. A Novel Adaptive Gain Strategy for Stochastic Learning Control. IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 53, no. 8, pp. 5264-5275, 2023.

研究成果

本文提出了三种加速多阶段学习控制方案，其中方案一体现了本文设计多阶段增益的核心思想。

方案一首先计算均方输入误差的下降速度，利用计算出的下降速度设计事件触发机制，使得相邻阶段的增益下降不额外影响均方输入误差的下降速度，从而保持均方输入误差下降速度的最大化。方案一有着高效的追踪效果，然而计算均方输入误差涉及矩阵计算。作为一种提前生成增益的方案，大量的计算是没有必要的。为此，本文提出了方案二，此方案利用系统的一些特征信息，来产生一个一维的上界模型代替均方输入误差。然后利用该上界模型的下降速度，按照方案一的思想设计事件触发机制。方案二使用一维的上界模型可以大幅减少计算量，那么利用上界模型生成的增益效果如何呢？容易想到，如果方案二中的上界模型的下降速度与方案一中均方输入误差的下降速度相近的话，方案二的效果就可以接近方案一的效果。因此文中给出了方案三。方案三在方案二的基础上通过引入拉伸参数优化了上界模型，即使在上界模型的值与均方输入误差的值差距比较大的情况下，也可以使得上界模型的下降速度接近均方输入误差值的下降速度，从而使得方案三在有限批次迭代内追踪效果接近方案一。



上图为实验仿真图，图中蓝色圆形曲线为方案一，红色方块曲线为方案三，绿色三角曲线为[1]中学习控制方案。可以看出方案一相比于[1]中的控制学习方案在有限批次迭代内更加有效。此外可以看出，通过减少计算以及优化操作后的方案三在有限批次迭代内的表现可以与方案一近似，因此也同样优于[1]中的控制学习方案。图中绿色方块曲线为[2]中的控制学习方案，该方法通过最小化输入误差的协方差矩阵的迹来产生增益矩阵。该方法在有限批次迭代内的表现是最好的，但是该方法需要完整的系统信息以及大量的计算资源，方案三在这两点上是优于此方法的。

Zeyi Zhang, Dong Shen. Randomized Kaczmarz Algorithm with Averaging and Block Projection. BIT Numerical Mathematics, vol. 64, Article number: 1, 2024.



研究背景

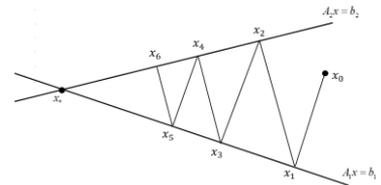
在系统控制、机器学习、信号处理、图像处理等领域中，许多问题或其某个环节可以归结为求解以下线性方程组系统

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$

求解该系统的方法分为直接法(LU分解, Cholesky分解等)和间接法(Jacobi迭代, Gauss-Seidel迭代, Richardson迭代, successive overrelaxation迭代等), 后者由于计算效率高而被广泛使用。Kaczmarz算法是迭代方法的一种, 于1937年由Stefan Kaczmarz提出, 是第一个探究超平面上的正交投影序列的数值方法, 具体的: 在每次迭代中, 以某种随机或确定的规则选择矩阵A的第*i*行 $A_{\{i\}}$ 和向量 \mathbf{b} 的第*i*个分量 b_i , 更新律为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} - \frac{\mathbf{A}_{\{i\}}^T (\mathbf{A}_{\{i\}} \mathbf{x}_{k-1} - b_i)}{\mathbf{A}_{\{i\}} \mathbf{A}_{\{i\}}^T},$$

其仅仅涉及原线性系统的某一行(即一个方程), 计算十分简单, 体现了一种化繁为简, 分而治之的思想, 因而内存要求低、易扩展、易并行。以一个简单例子展示Kaczmarz算法的收敛过程: 设平面上两个方程决定了两条直线, 它们的交点为解 \mathbf{x}_* , 则迭代点 $\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots$ 如右图所示。其中 \mathbf{x}_1 是 \mathbf{x}_0 到直线 $A_1x = b_1$ 的正交投影, \mathbf{x}_2 是 \mathbf{x}_1 到直线 $A_2x = b_2$ 的正交投影。通过依次交替投影, 可以看到随着*k*增加, 迭代点渐进地趋于解。



研究成果

随机化Kaczmarz方法有三个环节: 选取行的方式, 选取概率的分布, 更新律。在更新律的诸多设计中, 两类方法十分常见: 一是行块的投影, 二是平均化方法, 前者可以有效提高迭代收敛速率, 后者易于并行且免于矩阵逆的计算。二者的结合可以有效平衡收敛速率和计算量。本文将两者结合起来进行统一分析, 提供了一个框架式的算法averaging randomized block Kaczmarz (aRBK)算法, 给出收敛性分析, 为线性系统的算法设计提供新的思路。

Algorithm 1 Averaging Randomized Block Kaczmarz Algorithm

- 1: Input $(\mathbf{A}, \mathbf{b}), \{\omega_j\}_{j \in \mathcal{I}}, \mathbf{x}_0, \alpha, K, k = 0$
- 2: Segmenting the system using Definition 2.1
- 3: **while** $k \leq K$ **do**
- 4: $k = k + 1$
- 5: For $j \in \mathcal{I}$, sample $S_j \subset m_j$ independently, then update

$$\mathbf{x}_k^j = \mathbf{x}_{k-1} - \alpha (\mathbf{A}_{S_j}^j)^+ (\mathbf{A}_{S_j}^j \mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{b}_{S_j}^j)$$

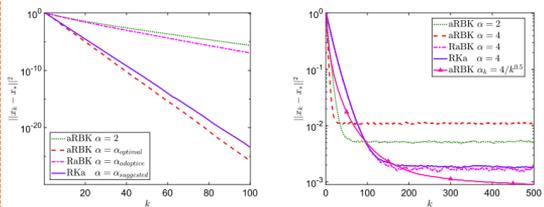
- 6: Compute $\mathbf{x}_k = \sum_{j=1}^{\tau} \omega_j \mathbf{x}_k^j$
- 7: **end while**
- 8: **return** \mathbf{x}_K

对相容的线性系统得到均方误差的线性收敛:

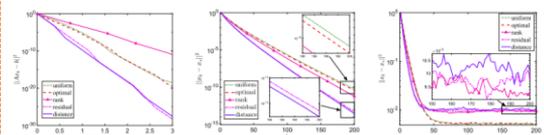
$$\mathbb{E}[\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_*\|^2] \leq \rho_2 \mathbb{E}[\|\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_*\|^2],$$

不相容的线性系统, 也有线性收敛速度

$$\mathbb{E}[\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_*\|^2] \leq \rho_2 (1 + \epsilon) \mathbb{E}[\|\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_*\|^2] + \left(1 + \frac{1}{\epsilon}\right) \alpha^2 \sum_{j=1}^{\tau} \omega_j (\theta^j)^T \mathbb{E}[\mathbf{Z}_j] \theta^j.$$



文章基于子系统的秩、更新距离和残差, 设计了三种自适应的权重, 在每次迭代自动地重新分配子系统的重要性, 对那些“贡献”较大的子系统增加其权重, 取得加速效果。



成果



Jiayi Qian, Dong Shen. A Novel Iterative Learning Control Scheme Based on Broyden-class Optimization Method. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 34, no. 1, pp. 321-340, 2024.

研究背景

基于优化的思想来设计迭代学习控制算法近来得到了快速的发展，例如基于一阶优化的梯度型迭代学习控制算法，也就是已经被广泛应用的P型更新律。为了提高算法的收敛速度，使输出信号更快的追踪到参考轨迹，基于加速一阶优化的Nesterov型迭代学习控制算法，基于二阶优化的牛顿型和拟牛顿型迭代学习控制算法被相继提出。然而，这些基于优化的加速迭代学习控制算法通常需要精确的系统信息，当精确的系统信息无法获得时，算法的收敛性可能会出现偏差。因此，我们提出了Broyden-class型迭代学习控制算法，这类算法可以看作是拟牛顿型迭代学习控制算法的推广，通过在算法中引入新的参数，达到在放宽对系统信息的需求的同时加快收敛速度的效果。

研究成果

本文主要考虑了如下的单入单出线性系统

$$\begin{aligned} x_k(t+1) &= A_t x_k(t) + b_t u_k(t), \\ y_k(t) &= c_t x_k(t), \end{aligned}$$

我们将输入信号和输出信号按时间累积。为了减少对精确系统信息的依赖，我们引入学习增益矩阵来构造一个新的损失函数：

$$\min F(u) = \frac{1}{2} u^T L H u - u^T L y_d + \frac{1}{2} y_d^T y_d.$$

新引入的增益矩阵用来保证函数Hessian矩阵正定，从而保证目标函数的凸性。可以看出当上述问题取得最优解时，输出信号追踪到参考轨迹。Broyden-class型迭代学习控制算法形式如下：

$$\begin{aligned} u_{k+1} &= u_k + \lambda_k d_k, \\ d_k &= -B_k^{-1} L(y_k - y_d) \triangleq -B_k^{-1} g_k \end{aligned}$$

其中，Hessian矩阵的近似更新式为

$$B_{k+1} = B_k - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k} + \frac{Y_k Y_k^T}{Y_k^T s_k} + \phi (s_k^T B_k s_k) v_k v_k^T,$$

$$\phi \in [0, 1), \quad Y_k = L(y_{k+1} - y_k),$$

$$s_k = u_{k+1} - u_k, \quad v_k = \left[\frac{Y_k}{Y_k^T s_k} - \frac{B_k s_k}{s_k^T B_k s_k} \right],$$

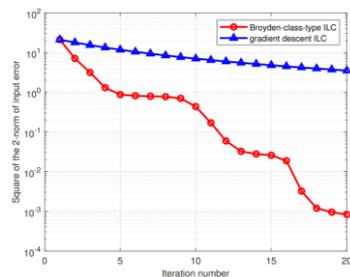
算法的步长满足Wolfe准则

$$\lambda_k \leq 2 \frac{\alpha(y_k - y_d)^T L^T d_k + d_k^T L y_d - u_k^T L H d_k}{d_k^T L H d_k},$$

$$\lambda_k \geq (1 - \beta) \frac{(y_d - y_k)^T L^T d_k}{d_k^T L H d_k}.$$

从算法的更新形式可以看出，由于新引入增益矩阵，迭代过程中可以减轻对系统信息的依赖。新增加的可调节参数 ϕ 增加了算法的灵活性和收敛速度。

我们严格分析了算法的收敛性，从证明过程中可以看出Hessian矩阵的近似矩阵在迭代过程中具有自校正机制。算法中新引入参数若严格小于1，则可以使算法能够纠正Hessian矩阵近似矩阵的大特征值，从而确保所提出算法的收敛性。我们还具体分析了算法的收敛速度。Broyden-class型迭代学习控制算法的收敛速度可以达到Q-超线性收敛，优于传统的梯度型迭代学习控制算法和Nesterov型迭代学习控制算法。这是由于本文中的算法利用了损失函数的二阶信息，而基于一阶优化算法设计的迭代学习控制算法只用到了损失函数的一阶梯度信息，因此本文算法可以达到加速收敛的效果。最后，我们将Broyden-class型迭代学习控制算法推广到点对点系统，类似地构造新的损失函数，给出在点对点的情况下对应的算法的更新形式，完成了算法的收敛性分析。



Shunhao Huang, Dong Shen, JinRong Wang. Point-to-Point Learning Tracking Control via Fading Communication Using Reference Update Strategy. IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 54, no. 4, pp. 2284-2294, 2024.



研究背景

实际控制系统的运行环境与条件经常会受到各种限制约束，这需要对传统的迭代学习控制策略进行创新设计以实现更优跟踪效果。对于某些系统，不需要在运行区间上跟踪一条具体给定的目标轨迹，而只需在指定时刻点或位置点对目标轨迹的子集实现高精度跟踪。例如，考虑机械臂的取放操作，只需要考虑起始点和终点进行精确对位即可，而不需要限制其特定运行路线。这类跟踪问题称为点对点跟踪问题。随着通信技术的快速发展，越来越多的控制系统采用网络化结构以提升便利性、鲁棒性及强延展性。在网络化控制系统中，随机信道衰落是典型的网络通信约束问题，常见于无线通信信道，它会导致信号的衰减、失真、丢失和干扰。在这些背景下，本文研究了基于随机衰落信道通信环境下的点对点迭代学习跟踪问题。

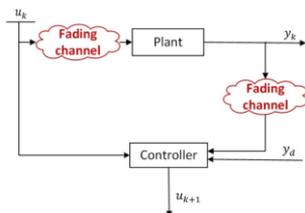
研究成果

本工作针对随机衰落通信环境下的点对点迭代学习跟踪问题，其中随机衰落效应用乘性随机变量进行刻画。本文着重探讨了衰落信道环境和点对点跟踪耦合影响下的迭代学习控制问题，提出了一种参考轨迹更新策略来提升算法收敛速度。基于这一策略，迭代学习控制方案同时包括参考轨迹更新与输入信号更新，在一定条件下证明了算法在均方和几乎必然意义下的收敛性。与传统仅包含输入信号更新的设计方案，本文所设计的方案可以有效提升收敛速度。

考虑如下离散时间线性系统：

$$\begin{aligned} x_k(t+1) &= A_t x_k(t) + B_t u_k(t) + w_k(t) \\ y_k(t) &= C_t x_k(t) + v_k(t) \end{aligned}$$

控制框图如图



本文中同时更新参考轨迹与输入信号，具体更新策略为

$$\begin{aligned} R_{k+1} &= R_k + \Lambda_k (R_k - y_k^c) \\ u_{k+1} &= u_k + a_k L (R_{k+1} - y_k^c) \end{aligned}$$

以输出侧存在随机衰减信道为例，设计算法

Algorithm 1: Learning Algorithm to Output Fading Networks

Without loss of generality, the initial condition is set as $u_0(t) = 0$ and $x_k(0) = 0$. The initial trajectory R_0 can be fitted by any smooth method such as a cubic spline regression curve.

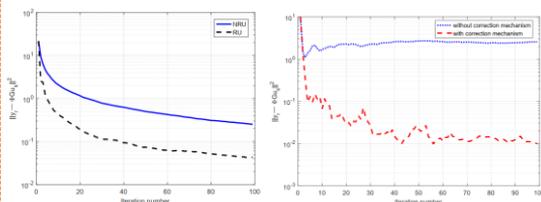
Step 1:

- Using Equation (2), generate output y_k ;
- Using Equation (7), compute the corrected output y_k^c ;
- Compute the tracking error the control $R_k - y_k^c$;
- Using Equation (9), update input R_{k+1} ;
- Using Equation (10), update input u_{k+1} ;

Step 2:

$k = k + 1$, repeat whole process unless the stopping criteria is satisfied.

下左图横轴为迭代次数，纵轴为系统输出与跟踪目标的误差范数。由仿真结果可以看出，参考轨迹更新策略有效提升了跟踪误差的下降速度。为了消除随机衰落效应对传输信号的影响，针对接收到的信号需要进行信号校正。下右图反映了有无校正机制的跟踪误差迭代变化情况。可以看出，有校正机制的情况下，跟踪误差范数保持快速下降的态势，而无校正机制时，算法难以实现有效的跟踪效果。



季度报告





日常





Distributed Artificial Intelligence Lab

中国人民大学分布式人工智能实验室
北京市海淀区中关村大街59号, 100872