

复旦大学本科生毕业论文（设计）开题报告

姓名	陈熊宇	学号	18300180076
所在院系	数学科学学院	专业	数学与应用数学
指导教师	林伟	职称	教授
校外指导教师及其所属单位		职称	
论文（设计）题目	对储备池计算的可塑性及同步现象的若干研究		

1. 选题的目的和意义

储备池计算是一种由数据驱动储备池动态演化的机器学习方法。与其他机器学习的方法相比，储备池计算可以通过储备池中大量的神经元的演化，学习模拟各种动力系统，而不需要繁琐地调整机器学习的内部构造^[1]。储备池计算因为结构简单、训练简洁受到很多关注，理论应用上的创新使用迅速得到发展，例如储备池利用神经元可塑性规则提高了自身模型的预测表现^[2]。

本论文选题希望针对动力系统的预测问题，进一步研究储备池计算在具体问题下的最优网络设置，减小储备池随机性带来的干扰，意义在于能够在特定机器学习问题上给出一些优化方法，对储备池计算的结构产生一些启发作用。另外相互影响的振子之间的同步现象常见于物理，化学，生物系统中。在耦合的混沌振子中实现各种同步，例如完全同步^[3]，相位同步^[4]等。储备池计算在预测阶段同样可以别视为自动演化的动力系统，对其同步现象的研究可以进一步理解储备池计算背后的理论依据，并且对同步本身也有促进理解的意义。

2. 相关研究综述

混沌现象的复杂性使得早期机器学习的难度非常大,机器需要不断地去调整权重参数进行学习，学习过程十分缓慢，这与实际人脑的学习过程大相径庭。之后液体状态机^[5]和回声状态网络^[6]相继被提出，储备池计算就在此基础上被提出，并给这一难题提供了解决方法。

储备池计算的想法是只通过训练其输出层的权重来达到相同的目的，而随机生成神经网络的内部结构。Schrauwen 等人总结了储备池计算的整体框架^[7]，指出任何高维驱动的动态方式都可以作为储层计算的学习对象，使得仅使用线性处理就能解决复杂的任务；Pathak 等人利用储备池计算对混沌系统数据进行了不依赖模型的预测，其展示了该模型的可扩展性^[8]。

储备池可塑性方面，Griffith 等人发现具有低连接性的储备池具有比较好的预测效果^[9]；Wendson 等人发现了可以利用储备池计算的对称性提高其数据处理能力^[10]。储备池计算同步方面，Weng 等人通过一个共同信号实现了一个已被训练的储备池和其学习了的混沌系统之间的同步^[11]；Hu 等人将两个储备池计算耦合，通过调整耦合强度，实现了两者之间的同步现象^[12]。

3. 主要研究内容

本文将从储备池计算的可塑性出发，研究其在具体问题下的最优网络设计，例如激活函数的选择，输出函数的选择，并利用各种混沌网络说明储备池计算的预测效果；在此基础上进一步研究储备池计算的同步问题，考虑耦合中噪声的引入对于同步效果的影响，并分析不同混沌系统耦合后的同步现象。

整体研究问题难度适当，需要从实验数据中发现规律，克服储备池计算的随机性，给出明确的关系。难点在于混沌网络本身具有复杂的性质，不同混沌系统之间差别较大，因此需要对不同性质的混沌动力系统进行实验，得到较完整的结论。创新点在于探究了具体问题下的最优网络设计，给此类问题提供了一定的启发，研究耦合同步的现象有利于理解储备池计算背后的理论依据。

4. 预期成果及形式

本文将在储备池计算的框架下，对 Lorenz 系统等混沌系统的预测提出具体的方案，并分析不同方案的预测效果的差别，从而总结出对于复杂动力学现象的学习方法，加深对于复杂动力系统的认识，提高对于复杂动力学现象的预测能力。进一步，论文将展示不同混沌系统的同步结果，分析耦合噪声对同步现象的影响，发现同步现象的内在规律。

5. 参考文献

[1] Seoane LF. Evolutionary aspects of reservoir computing[J]. Phil. Trans. R. Soc. B, 2019, 374: 20180377.

[2] Guillermo B. Morales, Claudio R. Mirasso, Miguel C. Soriano. Unveiling the role of plasticity rules in reservoir computing[J]. Neurocomputing, 2021, 461:705-715.

[3] Pecora LM, Carroll TL. Synchronization in chaotic systems. Phys Rev Lett, 1990, 64(8): 821.

[4] Rosenblum MG, Pikovsky As, Kurths J. Phase synchronization of chaotic oscillators. Phys Rev Lett, 1996, 76(11): 1804-7.

[5] Wolfgang Maass, Thomas Natschläger, and Henry Markram. Real-time computing without stable states: a new framework for neural computation based on perturbations[J]. Neural Computation, 2002, 14(11): 2531-2560.

[6] Herbert Jaeger. The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks[C]. Technical Report GMD Report 148, German National Research Center for Information Technology, 2001.

[7] Benjamin Schrauwen, David Verstraeten, Jan Van Campenhout. An overview of reservoir computing: theory, applications and implementations[C]. European Symposium on 15th European Symposium on Artificial Neural Networks. Bruges, Belgium, 2007: 471-482.

[8] Jaideep Pathak, Brian Hunt, Michelle Girvan, Zhixin Lu, Edward Ott. Model-Free Prediction of Large Spatiotemporally Chaotic Systems from Data: A Reservoir Computing Approach[J]. Phys Rev Lett, 2018, 120(2): 024102.

[9] Aaron Griffith, Andrew Pomerance, Daniel J. Gauthier. Forecasting chaotic systems with very low connectivity reservoir computers[J]. Chaos, 2019, 29: 123108.

[10] Wendson A. S. Barbosa, Aaron Griffith, Graham E. Rowlands, Luke C. G. Govia, Guilhem J. Ribeill, Minh-Hai Nguyen, Thomas A. Ohki, Daniel J. Gauthier. Symmetry-aware reservoir computing[J]. Phys Rev Lett, 2021, 104: 045307.

[11] Tongfeng Weng, Huijie Yang, Changgui Gu, Jie Zhang, Michael Small. Synchronization of chaotic systems and their machine-learning models[J]. Phys Rev E, 2019, 99(4): 042203.

[12] Wancheng Hu, Yibin Zhang, Rencai Ma, Qionglin Dai, Junzhong Yang. Synchronization between two linearly coupled reservoir computers [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2022, 157: 111882.

研究进度及具体时间安排（不够写可加行）	
起止日期	主要研究内容
2022/02/25-2022/03/25	阅读相关文献，确定论文的选题
2022/03/26-2022/04/09	搭建论文的代码框架，进行相关实验
2022/04/10-2022/05/20	明确研究内容，实验模拟，完善细节，撰写论文

指导教师对课题报告的意见：

同意开题，按时间节点推进。

指导教师签名：

Handwritten signature in black ink, appearing to read '林强' (Lin Qiang).

2022 年 4 月 10 日