

基于自旋纳米振荡器的物理储备池计算系统及其 信息处理能力评估研究*

李佳伟¹⁾ 黄安康¹⁾ 朱明敏^{1†)} 宋光晓¹⁾ 郁国良¹⁾ 邱阳¹⁾ 王嘉维¹⁾ 李燕¹⁾

朱海斌²⁾ 周浩淼¹⁾

- 1) (中国计量大学信息工程学院, 浙江省电磁波信息技术与计量检测重点实验室, 杭州 310018)
- 2) (浙江清华柔性电子技术研究院, 嘉兴市柔性电子智能感知与先进制造技术重点实验室, 嘉兴 314006)

摘要

物理储备池计算由于无需复杂矩阵计算而成为高效、低成本神经形态计算系统设计的前沿方向之一, 目前, 制约其发展的关键挑战在于如何通过单一物理储备层架构实现复杂计算任务的自适应调控。本研究设计了基于电流驱动辐射状磁涡旋纳米振荡器的物理储备层架构方案, 通过小电流优化磁涡旋核半径响应的线性弛豫动力学, 在混沌时间序列预测任务中获得了归一化均方误差 (NMSE) 最优值低至 0.06; 而通过大电流驱动磁涡旋核半径响应的非线性弛豫动力学, 可以有效提升手写数字识别任务的准确率最高达 97.8%。进一步, 量化分析了非线性自旋动力学的弛豫特性、物理储备层的信息处理容量等关键参数, 并探讨了其与不同计算任务性能之间的潜在关联, 为实现高效率、快速响应、低成本的物理储备池计算多任务自适应调控提供了可参考的设计依据。

关键词: 自旋动力学, 物理储备池计算, 信息处理容量, 任务自适应

PACS: 75.75.-c, 85.75.-d, 05.45.-a, 07.05.Mh

***基金:** 浙江省自然科学基金 (批准号: LZ23A020002)、浙江省属高校基本科研业务费 (批准号: 2023YW07); 国家重点研发计划 (批准号: 2023YFF0616800) 资助的课题

†通信作者. E-mail: mzhu@cjlu.edu.cn

1 引言

随着人工智能 (AI) 技术的迅猛发展, 传统冯·诺依曼计算架构因存算分离而面临着“存储墙”与“功耗墙”等问题, 难以满足深度学习爆炸式增长带来的巨大算力需求^[1]。类脑计算通过模仿大脑的存算一体、脉冲编码、群体协同等核心机制, 在能效比上相较传统冯·诺依曼架构可实现 3-5 个数量级的突破, 有望解决当前人工智能硬件在能耗和算力方面的“不可持续发展”问题^[2-4]。不同于传统冯·诺依曼架构存算分离的特性, 类脑计算以脉冲神经网络 (Spiking Neural Network, SNN) 为核心计算架构, 传输脉冲形式的信号和时间序列信息, 支持异步且稀疏的事件驱动方式, 工作原理更接近生物神经元的

信号传递，具有低功耗、低延迟的显著优势。脉冲神经网络主要包括前馈型与循环链接型两种结构，前者适用于静态数据非线性映射，后者则擅于处理动态时序信息^[5-7]。储备池计算（Reservoir Computing）是基于循环链接型神经网络（RNN）的一种典型架构，可以用来处理高维时序问题，是目前神经形态计算中的一个热门研究体系^[8-10]。储备池计算系统分为输入层、储备层和输出层，其中输入层和储备层都是固定且非自适应的，仅仅只需要使用简单的线性回归等学习算法训练输出层的权重，相较于完成同类任务而需端到端训练所有层的深度神经网络方案，能够显著节省训练资源与时间，同时可以有效解决标准循环神经网络中激发和消除循环结构差异所带来的额外计算要求^[10, 11]。

物理储备池计算利用物理动力学作为计算资源，可以实现资源节约型信息处理甚至全模拟计算，逐渐成为神经形态计算的热门方向之一^[11]。目前，不同类型的物理储备池计算系统已经被成功用于低功耗计算、边缘计算以及内/近传感计算等场景中^[11-13]。物理储备池计算中器件层不需要通过训练来达到自适应改变，使得现实世界中的许多物理现象都可以用来探索其储备层的物理实现，例如忆阻器^[14, 15]、光电器件^[16, 17]、离子液体^[18, 19]、铁电器件^[20, 21]、自旋电子学器件^[22, 23]等。其中，自旋电子学器件利用电子自旋自由度实现信息存储、传输和处理，有望突破传统电子器件在能耗、速度以及尺寸等方面的限制，且与CMOS器件有良好的兼容性，因而为设计低功耗、超快响应以及非易失性物理储备层提供了新方向^[23, 24]。近年来，多种具备高维度、非线性动力学和可控性的自旋电子学器件被探索应用于储备池计算硬件设计^[13, 22]。例如，2019年，南京大学刘荣华教授团队^[25]利用斯格明子磁畴型忆阻器和24个独立自旋纳米振荡器构成了2类自旋型储备池神经网络，在手写数字识别任务中实现了88%的识别正确率，并在二阶及十阶非线性动力学系统的计算任务中归一化均方误差（NMSE）小于0.0013；2023年，北京航空航天大学赵巍胜教授团队^[26]利用电场调控磁斯格明子状态实现了全电操纵磁斯格明子增强型物理储备池计算系统的架构设计，其对简单波形的识别率可以达到完美的100%，并在Mackey-Glass混沌时间序列的预测任务中归一化均方根误差（NRMSE）低于0.2；2025年，中国科学技术大学李晓光教授团队^[27]通过电压控制氢化与电流诱导自旋轨道力矩（SOT）的协同调控，在单一自旋电子器件中实现了可编程逻辑与储备池计算功能，对语音识别任务的准确率高达98.4%，并在混沌时间序列预测任务中

归一化均方根误差低于 0.1。这些研究充分展示了自旋电子学器件在物理储备池计算中的应用潜力，为构建高性能神经形态计算系统奠定了基础。在基于软件的机器学习中，系统可通过调整超参数灵活重构计算性能以适应不同任务^[28]。然而，在利用物理系统非线性和历史相关响应进行数据处理的物理储备池计算中，则难以像基于软件的机器学习系统一样，通过调整超参数灵活重构计算性能以适应不同任务，关键在于物理储备层的固有属性与其计算性能之间的关联尚不明确，难以系统性地建立面向高性能优化的设计准则。

本研究通过微磁仿真设计了基于电流调控磁涡旋的自旋纳米振荡器，系统研究了电流对磁涡旋振荡半径的调制行为以及不同电流脉冲对磁涡旋自旋动力学弛豫特性的影响。构建了基于电流调控磁涡旋核半径非线性响应的物理储备池计算系统架构，探索了其在手写数字识别和混沌时间序列预测两类储备池计算基准任务中的应用。进一步，量化了非线性自旋动力学响应的弛豫时间、物理储备层的信息处理容量（Information Processing Capacity, IPC）等关键参数，并探究了其不同计算任务性能之间的关联，为基于物理器件设计的储备池计算系统性能优化以及自适应切换提供了可参考的依据，对于开发高效、低能耗的神经形态计算系统具有重要的研究价值。

2 自旋纳米振荡器结构及动力学弛豫特性表征

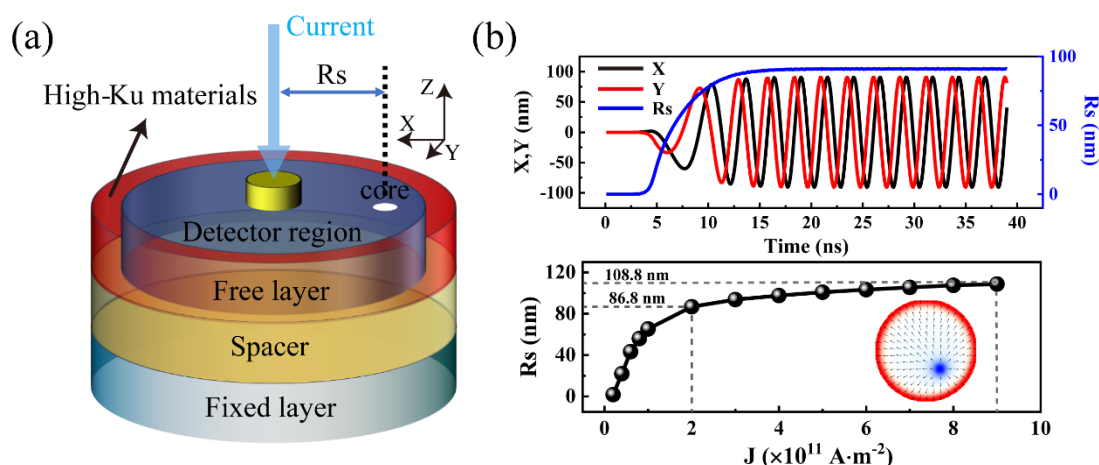


图 1 (a) 辐射状磁涡旋纳米振荡器的结构示意图；(b) 直流电驱动下磁涡旋核的动力学响应：上图为位移分量 X 与 Y 随时间的变化以及振荡半径 R_s 随时间的变化；下图为稳定振荡半径 R_s 随电流幅值的变化曲线，插图为辐射状磁涡旋核稳定运动时的状态示意图

Fig.1. (a) Schematic diagram for the radial magnetic vortex nano-oscillator; (b) Dynamic response of the magnetic vortex core driven by a direct current: the upper panel shows the time evolution of

the displacement components X and Y , and the orbital radius R_s ; the lower panel presents the variation of the steady-state orbital radius R_s as a function of the current pulse amplitude, with the inset illustrating the stable motion state of the radial magnetic vortex core.

本研究采用开源微磁学仿真软件 MuMax³ 对辐射状磁涡旋纳米振荡器进行建模，仿真网格尺寸设为 $2 \times 2 \times 1 \text{ nm}^3$ 。器件结构如图 1 (a) 所示，为典型的磁性隧道结，由固定层、非磁性间隔层与自由层组成，并设有两个纳米尺度的功能单元，一个点接触电极用于垂直注入电流，另一个覆盖磁性隧道结的面内探测区域用于感应磁阻变化。当磁涡旋核运动时，自由层的局部磁化方向相对于固定层不断变化，通过隧穿磁阻效应改变磁性隧道结的电阻，从而将磁涡旋核的位置 (X, Y) 及振荡半径 (R_s) 的实时变化转换为时变的电信号^[29]。固定层磁化方向垂直于膜面，自由层为 Co/Pt 纳米圆盘，仿真中采用以下关键材料参数^[29, 30]：交换刚度 $A_{ex} = 1.5 \times 10^{-11} \text{ J/m}$ ，饱和磁化强度 $M_s = 0.58 \times 10^6 \text{ A/m}$ ，DMI 常数 $D = 1.0 \text{ mJ/m}^2$ ，阻尼系数 $\alpha = 0.02$ ，磁晶各向异性常数 $B_1 = -1.575 \times 10^7 \text{ J/m}^3$ ，自旋极化率 $P = 0.4$ ，同时外围设有 5 nm 宽具有高各向异性的 $\text{Nd}_2\text{Fe}_{14}\text{B}$ 约束环。在点接触电极上注入均匀电流时，自旋转移力矩与旋向力共同驱动磁涡旋核逐渐偏离圆盘中心，最终沿固定轨道做稳定圆周的振荡运动；电流撤除后，磁涡旋核在边缘排斥力作用下逐渐返回初始位置。图 1 (b) 上图展示了注入电流后，磁涡旋核的位置动力学响应。可以看出，磁涡旋核刚开始处于纳米盘的中心位置，在电流驱动下向外移动，最终以中心为轴进行周期性振荡，其位移分量 X 和 Y 随时间的变化曲线直观地反映了磁涡旋核的振荡轨迹和运动特性。磁涡旋核到圆盘中心的距离定义为振荡运动的半径 $R_s = \sqrt{X^2 + Y^2}$ ，其在电流驱动下从 0 nm 逐渐增大，最终趋于稳定。磁涡旋核振荡半径的变化可以通过探测区设置的磁性隧道结转换为电信号响应，本研究之后的讨论中主要基于电流驱动磁涡旋核振荡半径的动态变化构建物理储备池计算系统^[31, 32]。图 1 (b) 下图进一步研究了不同电流幅值对稳定振荡半径 R_s 的影响关系，插图显示了辐射状磁涡旋核在稳定振荡运动时的状态示意图。如图所示，随注入电流幅值从 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增至 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，振荡半径 R_s 从 1.7 nm 逐渐增大至 86.8 nm ；继续增加电流幅值至 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，振荡半径 R_s 的增长趋于平缓，仅从 86.8 nm 缓慢增加至 108.8 nm 。两段区间不同的振荡半径变化趋势源于不同位置区间内磁涡旋核的受力差异：在较低电流下，半径变化主要由电流驱动的自旋转移力矩主导，增

长变化迅速；而在较高电流下，磁涡旋振荡已趋于纳米圆盘的边缘，受几何边界约束的作用增强，半径变化减缓。

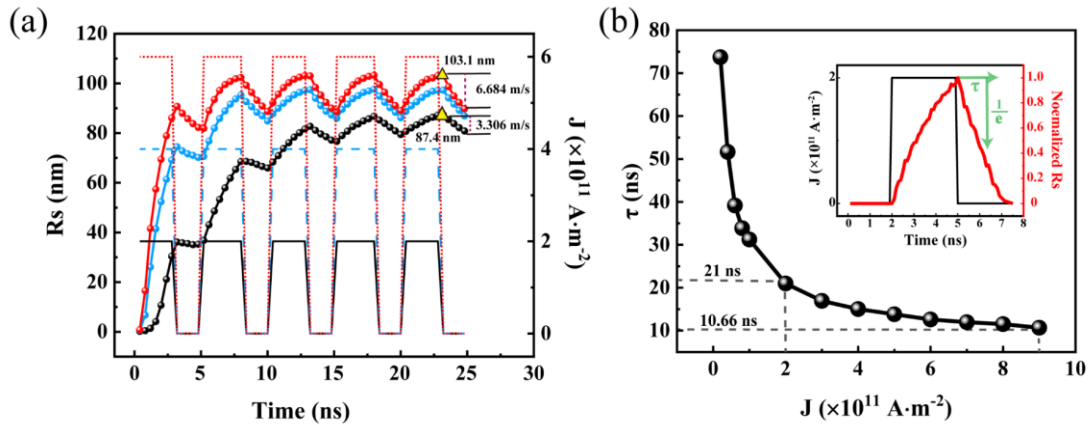


图 2 (a) 辐射状磁涡旋自旋纳米振荡器在均匀电流脉冲激励下，振荡半径 R_s 的非线性动力学响应；(b) 弛豫时间随电流脉冲幅值的变化

Fig.2. (a) Nonlinear dynamic responses of the orbital radius R_s of the radial magnetic vortex nano-oscillator under excitation by the uniform current pulses; (b) Variation of the relaxation time with the current pulse amplitude.

图 2 研究了不同脉冲电流激励对磁涡旋核振荡半径 R_s 的影响。如图 2 (a) 所示，在施加电流的区间，振荡半径逐渐增大；撤除电流后，振荡半径逐渐减小，并未立即恢复至零，呈现缓慢的弛豫过程。正是这种驱动电流与半径响应之间存在滞后效应，从而在连续脉冲电流激励下，振荡半径表现出具有非易失性特性的累积增强和恢复抑制过程，这一非线性响应行为是进一步实现物理储备池系统中高维映射的关键^[33]。另一方面，随着脉冲电流幅值从 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增大到 $6 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，磁涡旋核的稳定振荡半径从 87.4 nm 增大到 103.1 nm ；同时，磁涡旋核半径在脉冲电流撤除后从最高点开始逐渐衰减，随着脉冲电流幅度的增加，在脉冲间隔区间从最高点弛豫到最低点的速率由 3.306 m/s 增加到 6.684 m/s ，表明在大电流驱动后的衰减速率也较大，这是由于磁涡旋核弛豫的特征时间反比于电流密度，更大幅度电流注入较高振荡能量，导致撤除电流后系统需以更快速率耗散能量以达到稳态，因此弛豫衰减速率更大^[34]。图 2 (b) 通过弛豫时间量化了磁涡旋核在脉冲间隔内的弛豫特性，定义弛豫时间 τ 为电流脉冲撤除后振荡半径 R_s 从峰值衰减至其 $1/e$ 处所需的时间^[28]，如图 2 (b) 中插图所示。从图中可以看出，随着脉冲电流幅值从 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增加至 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时，

弛豫时间 τ 从 74 ns 显著减小至 21 ns；继续增大电流至 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，弛豫时间从 21 ns 缓慢减小至 10.66 ns。该变化趋势与图 1 中稳定振荡半径 R_s 随电流幅值的变化趋势高度一致，表明可以通过电流幅度调控磁涡旋核的非线性响应行为变化。

3. 基准任务性能验证

3.1 手写数字识别任务

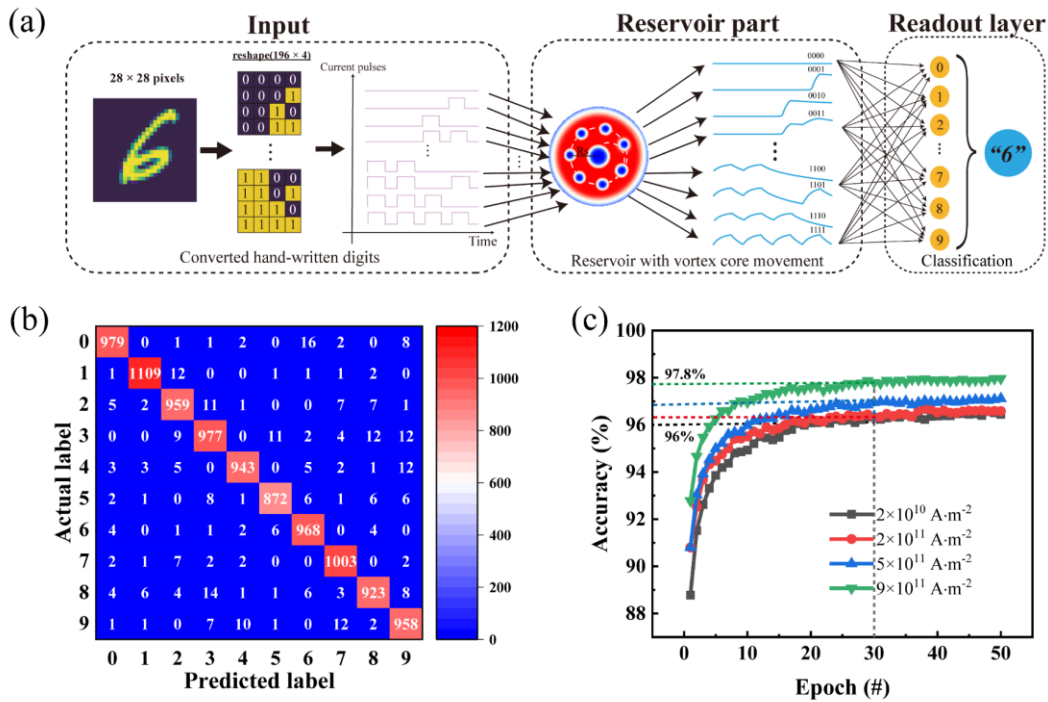


图 3 (a) 基于磁涡旋纳米振荡器的物理储备池计算系统手写数字识别流程图；(b) 手写数字识别分类结果的混淆矩阵；(c) 不同电流幅值下识别率随训练迭代次数的变化曲线

Fig.3. (a) Process flow diagram of handwritten digit recognition using a physical reservoir computing system based on the magnetic vortex nano-oscillator; (b) Confusion matrix of the handwritten digit recognition results; (c) Variation of the recognition accuracy as a function of the number of training iterations under different current amplitudes.

图3 (a) 显示了基于自旋纳米振荡器构建的物理储备池计算系统架构^[35]，其手写数字识别任务中的计算过程如下：首先，采用MNIST手写数字数据集，该数据集包含60000张 28×28 像素的灰度手写数字图像，在输入层对图像进行预处理，将每张图像重塑为 196×4 的像素格式并进行二值化，进而将其编码为4位脉冲序列，其中高/低电平分别代表不同的特征像素区域；其次，将4位脉冲序

列输入至基于辐射状磁涡旋的纳米振荡器中，利用磁涡旋核振荡半径的非线性响应动力学将时序信号映射为高维状态，提取撤除电流脉冲之后2 ns时的瞬时振荡半径值作为储备层的响应状态，并对获得的196个响应状态值进行最大绝对值归一化，构成高维特征向量并输入读出层；最后，读出层通过可训练的权重矩阵 W_{out} 将196维特征向量线性映射为10维输出向量，该输出向量的每个分量代表输入样本属于对应数字类别（0-9）的相对概率。训练过程中，使用50000张MNIST图像来优化权重矩阵 W_{out} ，权重矩阵的计算公式如下^[36]：

$$W_{out} = YX^T (XX^T + \beta^2 I)^{-1} \quad (1)$$

式中，Y为目标标签矩阵，X为采集的储备层响应矩阵， β 为岭参数，I为单位矩阵，T表示转置。进一步，利用优化的权重矩阵测试未参与训练的10000张MNIST图像来计算分类准确率（Accuracy），以评估所构建的物理储备池计算系统的分类性能，计算公式如下：

$$Accuracy = c / m \times 100\% \quad (2)$$

其中， m 为测试数据集的样本总数10000， c 为识别正确的样本数。图3（b）展示了利用幅值为 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 的脉冲电流驱动的磁涡旋核半径响应动力学在图像识别任务中的验证效果，可以看出，对不同数字的识别混淆矩阵反映了大多数数字样本均被正确分类，尤其对数字“1”和“7”的识别错误率较小，样本识别误差为1.5%左右；而对形态相近的数字“3”和“8”的识别错误率较高，样本识别误差在4.8%左右，相对数字“1”和“7”的识别错误率增大了2倍左右。图3（c）显示了基于不同幅度脉冲电流驱动的磁涡旋核动力学训练的数字图像识别率随训练迭代次数的变化曲线。可以看出，所设计的计算模型约在30轮训练后趋于收敛，识别率稳定在96%以上，表明基于磁涡旋核动力学的物理储备池计算系统具有良好的学习能力与优异的数字识别性能。此外，图像识别率随着注入脉冲电流幅值的增加会进一步提升，当电流幅值从 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增至 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时，图像识别率仅仅从96%小幅上升至96.3%，几乎不变；而继续增大电流幅值至 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，图像识别率从96.3%快速提升至97.8%，表明较大的电流幅值有助于提升系统的分类准确率，不同幅值电流驱动磁涡旋核动力学与数字图像分类准确率之间的关联规律将是第4部分工作讨论的重点。

3.2 混沌时间序列预测任务

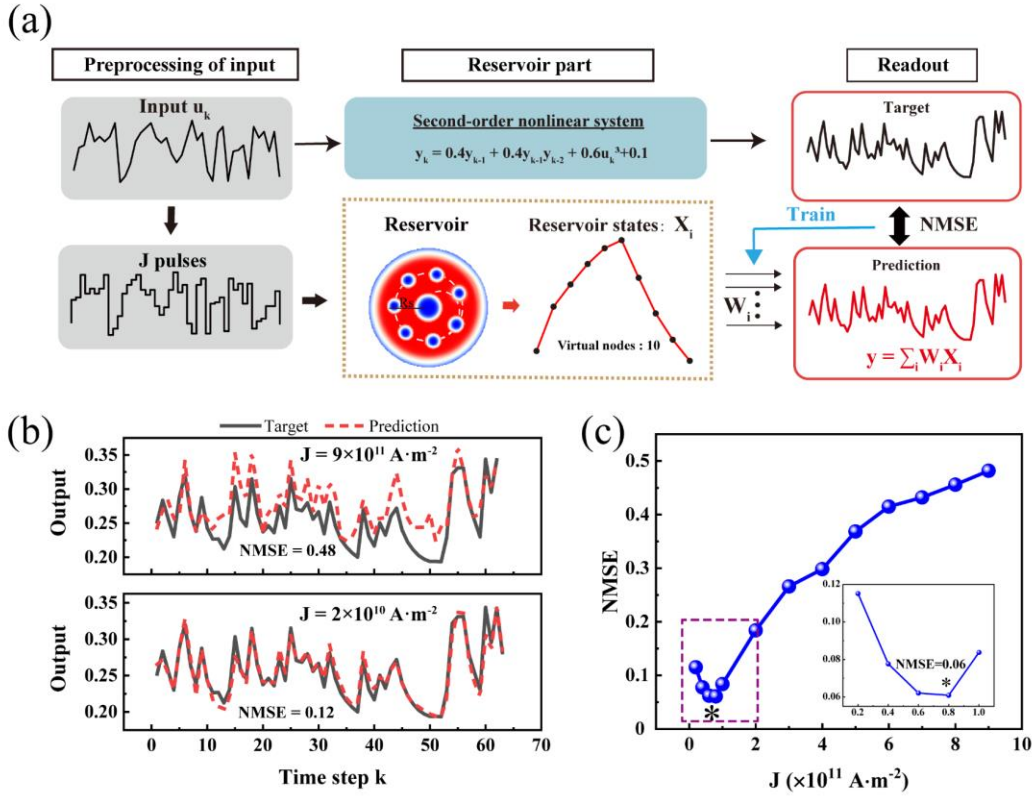


图 4 (a)混沌时间序列预测任务示意图；(b) 两个典型条件下混沌波形的预测效果；(c) 混沌时间序列预测任务的计算性能随脉冲电流幅值变化的曲线

Fig. 4. (a) Schematic diagram of the chaotic time series prediction task; (b) Prediction performance for chaotic waveforms under two typical conditions; (c) Computational performance of the chaotic time series prediction task as a function of the pulsed current amplitude.

对于数字识别任务，原始输入数据本身并不具备时间依赖性，它们是通过时序编码方式转换为时间序列的^[20]。储备池计算系统更具潜力的应用场景在于直接处理原生时序数据，例如复现未知复杂系统的非线性动力学特性及语音识别等^[25]。本研究进一步选用二阶非线性动力学系统的预测任务作为测试基准，验证了所设计的基于自旋纳米振荡器的物理储备池计算系统在混沌时间序列预测任务中的应用能力。任务计算流程如图 4 (a) 所示，非线性动态系统根据二阶非线性传递函数产生输出的理论值 y_k ，定义如下：

$$y_k = 0.4y_{k-1} + 0.4y_{k-1}y_{k-2} + 0.6u_k^3 + 0.1 \quad (3)$$

由此可知，输出 y_k 依赖于其前两个历史状态 y_{k-1} 、 y_{k-2} 和当前输入 u_k ，构成了一个复杂的隐含非线性关系。其中， k 为离散时间步长， u_k 为输入信号且取值范围为 $[0, 0.5]$ 。

另一方面，根据所设计物理储备池计算系统预测输出 y 的计算流程如下：首先，在输入层中通过线性变换（ $2u_k + b, b = 0, 0.5, 1, \dots, 3$ ）将输入信号 u_k 转换至不同非线性工作区对应的电流幅值，进而生成电流脉冲序列，每个脉冲持续时间对应一个离散时间步长；然后，将电流脉冲序列输入至基于磁涡旋纳米振荡器的储备层，获得电流脉冲序列驱动的振荡半径 R_s 动态响应，并从每个脉冲序列的响应中均匀提取 10 个虚拟节点，构成高维储备层状态向量；随后，对高维状态向量进行归一化处理以消除量纲影响，并将归一化后的高维状态向量输入至读出层；最后，采用岭回归算法训练读出网络，并通过最小化损失函数更新读出权重 W_i ，其与电流脉冲序列驱动的储备层状态 $X_i(k)$ （末位电流脉冲驱动的磁涡旋核振荡半径 R_s 响应构成）线性组合即为系统预测的输出 y ^[35]：

$$y = \sum_{i=1}^N W_i X_i \quad (4)$$

其中， $N = 10$ 为储备层状态数。引入归一化均方误差（NMSE）评估混沌时间序列预测任务的精度，其计算公式如下^[35]：

$$NMSE = \sum_{k=1}^T \frac{(y - y_k)^2}{y_k^2} \quad (5)$$

其中， T 为总时间步数， y_k 为目标理论值， y 为模型预测值，NMSE 值越小，表明预测值与目标值之间的偏差越小，储备池计算系统的计算性能越好。图 4（b）对比了脉冲电流幅值为 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 与 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 两个典型条件下的混沌波形的预测效果。可以看出，电流幅值为 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时，NMSE 为 0.48，预测误差较大；而电流幅值为 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时，预测波形与目标波形吻合较好，NMSE 为 0.12。图 4（c）进一步展示了混沌时间序列预测任务的计算性能随脉冲电流幅值变化的曲线。可以看出，随着电流幅值从 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增加至 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，其预测性能 NMSE 先下降后上升，在电流幅值为 $8 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时预测性能最优，NMSE 达到最小值 0.06；继续增大电流幅值至 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，预测性能 NMSE 单调上升，最高达到 0.48，差不多高于最优值一个数量级。这一趋势与手写数字图像识别率的变化正好相反，表明不同脉冲电流驱动的磁涡旋核动力学在数字识别任务与混沌时间序列预测任务中具有不同的应用效果，我们将进一步探究动力学响应行为与不同储备池计算任务之间的关联。

4 关键系统参数与储备池计算任务的关联规律

4.1 储备层网络参数与物理器件弛豫参数的关联

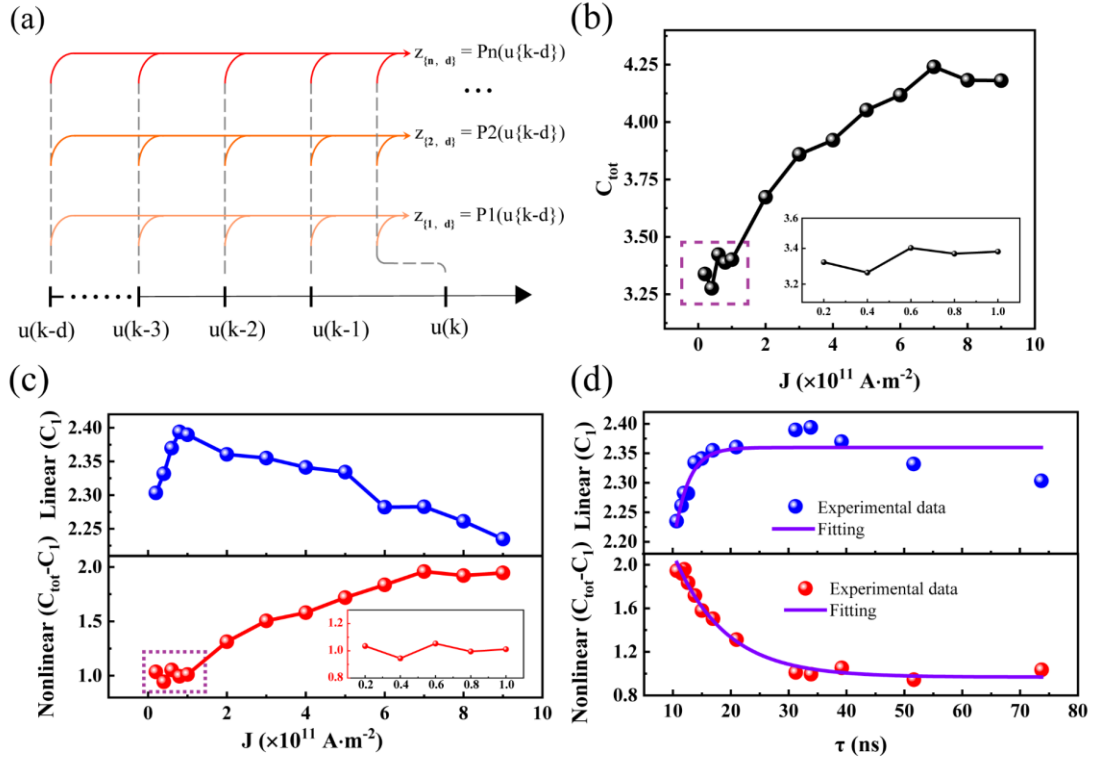


图 5 (a) 计算信息处理容量的目标函数生成示意图；(b) 总信息处理容量随脉冲电流幅值的变化曲线；(c) 信息处理容量的线性和非线性分量随脉冲电流幅值的变化曲线；(d) 信息处理容量的两个分量与器件响应弛豫时间的关联关系

Fig. 5. (a) Schematic diagram of the target function generation used to calculate the information processing capacity; (b) Total information processing capacity as a function of the pulse current amplitude; (c) Linear and nonlinear contributions to the information processing capacity versus the pulse current amplitude; (d) Relationship between the two contributions of the information processing capacity and the relaxation time of the device response.

在评估储备池计算系统的各类参数中，信息处理容量按非线性阶数对记忆容量进行分类以表征物理储备层将输入信息映射到不同阶次非线性特征空间的信息处理能力，可以为调控物理参数以优化计算性能提供依据^[28, 37]。如图 5 (a) 所示，可以通过对输入信号及其时延经过 n 阶多项式变换后生成的目标函数进行拟合来计算物理储备层的信息处理容量值^[37, 38]。图中显示了用于信息处理容

量评估的正交目标函数的构建流程示意图，横向坐标轴为输入信号的时间序列，其时间回溯深度 d 构成了系统的记忆窗口。对每一个时延输入 $u(k-d)$ ，并行施加不同阶数 ($n=1,2,\dots$) 的正交多项式变换 (P_1, P_2, \dots, P_n)，每次变换生成一个独立的目标基函数 $z_{\{n,d\}}$ ，例如， $z_{\{2,d\}} = P_2(u\{k-d\})$ 代表基于时延 d 的输入经二阶非线性变换得到的目标函数，进一步采用线性回归对每个目标函数进行拟合，并寻找最优权重 w_i 使得线性组合 $\hat{z}_{n,d}(k) = \sum_i w_i x_i(k) + b$ 尽可能接近真实目标值 $z_{n,d}(k)$ ，其中， $x(k)$ 为每一个输入 $u(k)$ 的实时响应变量。因此，可以用信息处理容量 C_n 来量化系统对每个目标函数的拟合精度，计算公式如下^[37]：

$$C_n = 1 - \frac{\min(w_i)MSE[\hat{z}_{n,d}(k), z_{n,d}(k)]}{Var[z_{n,d}(k)]} \quad (6)$$

其中， $\min(w_i)MSE$ 是线性回归后存在的最小均方误差， $Var[z_{n,d}(k)]$ 是目标函数的方差。 C_n 的取值范围为 $[0,1]$ ， $C_n=1$ 表示系统输出可以完美线性地重构出目标函数， $C_n=0$ 表示系统完全不具备重构此项目标函数的能力。对所有目标函数的信息处理容量求和，即得到储备池计算系统的总信息处理容量 C_{tot} ^[28]：

$$C_{tot} = \sum C_n \quad (7)$$

式中，对所有 $n=1$ 的信息处理容量求和，即 $Linear C_1 = \sum_d C_{1,d}$ ，定义为信息处理容量的线性分量，用来量化储备池计算系统的短期记忆能力；对所有 $n \geq 2$ 的信息处理容量求和，即 $Nonlinear (C_{tot} - C_1) = \sum_{n \geq 2} \sum_d C_{n,d}$ ，定义为信息处理容量的非线性分量，用于量化储备池计算系统的非线性变换能力。图 5 (b) 展示了总信息处理容量随脉冲电流幅值的变化关系。可以看出，随着电流幅值从 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增加至 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，总信息处理容量整体呈上升趋势并最终趋于饱和。当电流幅值低于 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时，总信息处理容量维持在 3.4 附近基本不变，如图 5 (b) 中插图所示；而当电流幅值超过 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 后，总信息处理容量迅速从 3.67 显著增加至最高 4.25，表明系统的总信息处理容量在高电流驱动区间更为敏感。图 5 (c) 进一步细化了总信息处理容量中线性分量与非线性分量随脉冲电流幅值的变化关系。可以看出，随着电流幅值从 $2 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 增加至 $9 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ ，线性分量呈现先增大后减小的变化趋势，在电流幅值为 $8 \times 10^{10} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 处达到最大值为 2.38，但整体数值相对变化不大；而非线性分量则与总信

息处理容量的变化趋势一致，当电流幅值低于 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 时几乎不变，如图 5 (c) 中插图所示，而当电流幅值超过 $2 \times 10^{11} \text{ A} \cdot \text{m}^{-2}$ 后，迅速从 1.31 升高至最大值 1.94，相对变化幅度接近高于线性分量一个数量级。以上结果表明，低电流条件下系统的线性处理能力较强，而高电流条件下非线性处理能力较好。进一步，利用指数相关函数拟合了信息处理容量的两个分量与磁涡旋纳米振荡器响应的弛豫时间 τ 之间的关系，拟合公式如下：

$$y = y_0 + A_1 e^{-x/\tau_1} \quad (8)$$

其中， y 代表信息处理容量的分量，如线性分量 $Linear C_1$ 或非线性分量 $Nonlinear (C_{tot} - C_1)$ ， x 为纳米振荡器响应的弛豫时间 τ 。拟合曲线如图 5 (c) 所示，可以看出，信息处理容量的线性分量随弛豫时间 τ 的增大而单调升高，并在 $\tau > 20 \text{ ns}$ 后逐渐饱和；而非线性分量则随弛豫时间 τ 的增大呈单调衰减趋势。两种相反的变化趋势表明，较大的弛豫时间有利于增强系统的线性处理能力，但会抑制其非线性处理能力。结合图 2 (b) 中脉冲电流驱动下的磁涡旋核半径变化关系可知，低电流驱动下磁涡旋核半径在脉冲间隔区间的恢复较慢，弛豫时间长，半径变化对电流驱动响应以线性关系为主；而在高电流驱动下，磁涡旋核半径在撤除电流后恢复较快，弛豫时间短，半径变化对电流驱动响应以非线性关系为主。因此，可以通过脉冲电流调控纳米自旋振荡器自旋动力学的弛豫时间来动态调节物理储备池计算系统的线性或非线性的处理信号的能力。

4.2 不同基准任务计算性能与信息处理容量的关系

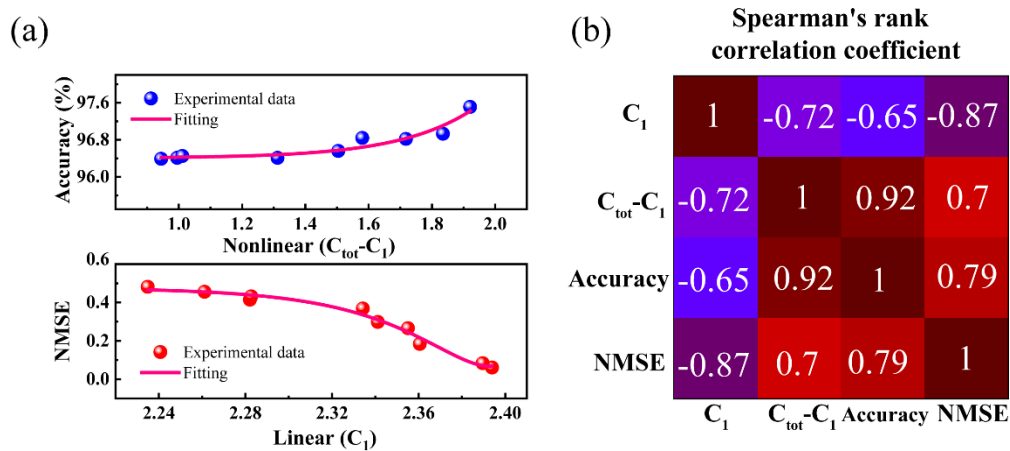


图 6 (a) 手写数字识别任务性能和混沌时间序列预测任务性能与信息处理容量分量的关系；

(b) Spearman 秩相关系数的相关矩阵

Fig. 6. (a) Relationship between the performance in the handwritten digit recognition task and the chaotic time series prediction task, and the components of information processing capacity; (b)

Correlation matrix of Spearman's rank correlation coefficients.

图 6 (a) 显示了利用指数相关函数分析不同储备池计算任务的计算性能同信息处理容量不同分量之间的关系。根据图中曲线可以看出, 随着信息处理容量的非线性分量 ($C_{tot} - C_1$) 从 1.0 增大至 2.0, 手写数字识别任务的准确率也相应单调增大, 可以从 96.2% 提升至 97.4%; 而随着线性分量 (C_1) 从 2.24 增大至 2.40, 混沌时间序列预测任务的 NMSE 从 0.55 显著下降至 0.1 以下。以上结果表明, 线性分量越大混沌时间序列预测任务的计算性能越好, 而非线性分量越大手写数字识别任务的计算性能越好。进一步, 通过标准 Spearman 等级相关系数矩阵对信息处理容量的线性分量、非线性分量以及手写数字识别任务的识别率和混沌时间序列预测任务的 NMSE 之间的相关性进行定量化分析^[39], 其中相关系数取值范围为 $[-1,1]$, 1 表示完全正相关, -1 表示完全负相关。如图 6 (b) 所示, 手写数字识别任务的计算性能与信息处理容量的非线性分量 ($C_{tot} - C_1$) 呈强正相关性 (0.92), 而与线性分量 C_1 的正相关性相对较弱 (0.71), 表明处理图像分类任务需要储备池计算系统具备较好的非线性变换能力; 另一方面, 混沌时间序列预测任务的计算性能与信息处理容量的线性分量 C_1 呈强负相关性 (-0.87), 而非线性分量 ($C_{tot} - C_1$) 的负相关性 (-0.65) 相对较弱, 表明储备池计算系统较好的线性转换能力可以有助于增强复杂时序信号的可预测性。基于以上结果分析, 可以利用低电流驱动下磁涡旋核半径较好的线性响应能力来优化混沌时间序列预测任务的计算性能, 而通过高电流驱动下磁涡旋核半径较强的非线性响应能力来提升手写数字识别任务的计算性能, 这与图 3 (c) 和图 4 (c) 的变化趋势相一致, 即所设计的基于磁涡旋核动力学的物理储备池计算系统中可以通过脉冲电流幅值的变化实现不同储备池计算任务的自适应切换。

5 结论

本研究构建了基于辐射状磁涡旋纳米振荡器的物理储备池计算系统, 研究了电流调制磁涡旋核动力学行为的弛豫特性, 实现了磁涡旋物理储备池计算系统架构在手写数字识别和混沌时间序列预测两类基准任务中的应用, 探索了自旋动力学弛豫时间 (τ)、物理储备层信息处理容量 (IPC) 和不同储备池计算

任务计算性能之间的联系。结果表明：手写数字识别任务的计算性能与信息处理容量的非线性分量 ($C_{tot} - C_1$) 呈强正相关性 (0.92)，主要受高电流驱动磁涡旋核半径的快速弛豫行为影响，基于大电流驱动的磁涡旋核动力学行为可以实现高达 97.8% 的手写数字识别准确率；混沌时间序列预测任务的计算性能与信息处理容量的线性分量 C_1 呈强负相关性 (-0.87)，主要受低电流驱动磁涡旋核半径的缓慢弛豫行为影响，小电流优化的磁涡旋核动力学可以在混沌时间序列预测任务中获得低至 0.06 的归一化均方误差 (NMSE)。这些结果不仅建立了不同类型基准任务的储备池计算性能同弛豫时间、信息处理容量等关键参数之间的关联，也可以实现基于电流调控辐射状磁涡旋核动力学行为在不同任务之间的自适应切换，为自适应物理储备池计算系统的硬件优化与多任务应用提供了重要的设计参考。

参考文献

- [1] Liu J, Feng G, Li W, Hao S, Han S, Zhu Q, Tian B, Duan C, Chu J 2025 *The Innovation Materials* **3** 100127
- [2] Liu F, Zheng H, Ma S, Zhang W, Liu X, Chua Y, Shi L, Zhao R 2024 *National Science Review* **11** 56
- [3] Mehonic A, Ielmini D, Roy K, Mutlu O, Kvatinsky S, Serrano-Gotarredona T, Linares-Barranco B, Spiga S, Savel'ev S, Balanov A G 2024 *APL Materials* **12** 10
- [4] Conklin A A, Kumar S 2023 *Nature Electronics* **6** 464
- [5] Zhang W, Ma S, Ji X, Liu X, Cong Y, Shi L 2024 *Nature Electronics* **7** 954
- [6] Xu M, Chen X, Guo Y, Wang Y, Qiu D, Du X, Cui Y, Wang X, Xiong J 2023 *Advanced materials* **35** 2301063
- [7] Tanaka G, Yamane T, Héroux J B, Nakane R, Kanazawa N, Takeda S, Numata H, Nakano D, Hirose A 2019 *Neural Networks* **115** 100
- [8] Bai K J, Thiem C, Lombardi J, Liang Y, Yi Y 2024 *IEEE Circuits and Systems Magazine* **23** 10
- [9] Cai H, Ao Z, Tian C, Wu Z, Liu H, Tchieu J, Gu M, Mackie K, Guo F 2023 *Nature Electronics* **6** 1032
- [10] Yan M, Huang C, Bienstman P, Tino P, Lin W, Sun J 2024 *Nature Communications* **15** 2056
- [11] Liang X, Tang J, Zhong Y, Gao B, Qian H, Wu H 2024 *Nature Electronics* **7** 193
- [12] Qi Z, Mi L, Qian H, Zheng W, Guo Y, Chai Y 2023 *Advanced Functional Materials* **33** 2306149
- [13] Everschor-Sitte K, Majumdar A, Wolk K, Meier D 2024 *Nature Reviews Physics* **6** 455
- [14] Ren K, Zhang W Y, Wang F, Guo Z Y, Shang D S 2022 *Acta Phys. Sin.* **71** 50 (in Chinese) [任宽, 张握瑜, 王菲, 郭泽钰, 尚大山 2022 物理学报 **71** 50]
- [15] Zhang G, Qin J, Zhang Y, Gong G, Xiong Z Y, Ma X, Lv Z, Zhou Y, Han S T 2023 *Advanced Functional Materials* **33** 2302929
- [16] Gu D, Yan B, Zhang B, Liao C, Yang X, Li P, Wu B, Sun B, Zhou G 2024 *ACS Photonics* **11** 4444
- [17] Liu Q, Li P, Kai C, Hu C Q, Cai Q, Zhang J G, Xu B J 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 122 (in Chinese)

- [刘奇, 李璞, 开超, 胡春强, 蔡强, 张建国, 徐兵杰 2021 物理学报 **70** 122]
- [18] Sato D, Shima H, Matsuo T, Yonezawa M, Kinoshita K, Kobayashi M, Naitoh Y, Akinaga H, Miyamoto S, Nokami T 2023 *ACS Applied Materials & Interfaces* **15** 49712
- [19] Nishioka D, Tsuchiya T, Namiki W, Takayanagi M, Imura M, Koide Y, Higuchi T, Terabe K 2022 *Science Advances* **8** eade1156
- [20] Chen Z, Li W, Fan Z, Dong S, Chen Y, Qin M, Zeng M, Lu X, Zhou G, Gao X 2023 *Nature Communications* **14** 3585
- [21] Ma H Q, Du Y, Chi L L, Shi T 2025 *Artif. Intell.* **4** 1 (in Chinese) [马慧琴, 杜瑀, 迟琳琳, 时拓 2025 人工智能 **4** 1]
- [22] Marrows C H, Barker J, Moore T A, Moorsom T 2024 *npj Spintronics* **2** 12
- [23] Zhang S, Chen L N, Liu R H 2025 *J. Sichuan Norm. Univ. (Nat. Sci.)* **48** 176 (in Chinese) [张帅, 陈丽娜, 刘荣华 2025 四川师范大学学报(自然科学版) **48** 176]
- [24] Liu X Y, Wen H, Lei K, Lan X K, Wang K Y 2025 *Chin. Sci. Bull.* **70** 1874 (in Chinese) [刘祥语, 文辉, 雷坤, 兰修凯, 王开友 2025 科学通报 **70** 1874]
- [25] Jiang W, Chen L, Zhou K, Li L, Fu Q, Du Y, Liu R 2019 *Applied Physics Letters* **115** 192403
- [26] Sun Y, Lin T, Lei N, Chen X, Kang W, Zhao Z, Wei D, Chen C, Pang S, Hu L 2023 *Nature Communications* **14** 3434
- [27] Tu Y, Guan Z, Bu H, Jin W, Shen Z, Pei F, Gan Y, Zhang H, Zhu Z, Li Q 2025 *Advanced Functional Materials* **n/a** e19753
- [28] Kitano H, Nishioka D, Terabe K, Tsuchiya T 2025 *Applied Physics Express* **18** 024501
- [29] Hu H, Yu G, Li Y, Qiu Y, Zhu H, Zhu M, Zhou H 2022 *Micromachines* **13** 1056
- [30] Zhu M, Hu H, Cui S, Li Y, Zhou X, Qiu Y, Guo R, Wu G, Yu G, Zhou H 2021 *Applied Physics Letters* **118** 26
- [31] Torrejon J, Riou M, Araujo F A, Tsunegi S, Khalsa G, Querlioz D, Bortolotti P, Cros V, Yakushiji K, Fukushima A 2017 *Nature* **547** 428
- [32] Tsunegi S, Taniguchi T, Miwa S, Nakajima K, Yakushiji K, Fukushima A, Yuasa S, Kubota H 2018 *Japanese Journal of Applied Physics* **57** 120307
- [33] Yamaguchi T, Akashi N, Nakajima K, Kubota H, Tsunegi S, Taniguchi T 2020 *Scientific Report* **10** 19536
- [34] Yamaguchi T, Akashi N, Tsunegi S, Kubota H, Nakajima K, Taniguchi T 2020 *Physical Review Research* **2** 023389
- [35] Fang N, Qian R L, Wang S 2023 *Acta Phys. Sin.* **72** 48 (in Chinese) [方捻, 钱若兰, 王帅 2023 物理学报 **72** 48]
- [36] Wang X, Zhang J G, Wang Y C 2023 *Electron. Device* **46** 951 (in Chinese) [王鑫, 张建国, 王云才 2023 电子器件 **46** 951]
- [37] Tsunegi S, Kubota T, Kamimaki A, Grollier J, Cros V, Yakushiji K, Fukushima A, Yuasa S, Kubota H, Nakajima K 2023 *Advanced Intelligent Systems* **5** 2300175
- [38] Akashi N, Yamaguchi T, Tsunegi S, Taniguchi T, Nishida M, Sakurai R, Wakao Y, Nakajima K 2020 *Physical Review Research* **2** 043303
- [39] Lee O, Wei T, Stenning K D, Gartside J C, Prestwood D, Seki S, Aqeel A, Karube K, Kanazawa N, Taguchi Y 2024 *Nature materials* **23** 79

Physical Reservoir Computing Based on Spin-Torque Nano-Oscillator and The Information Processing Capacity Evaluation*

Li Jiawei¹⁾ Huang Ankang¹⁾ Zhu Mingmin¹⁾ Song Guangxiao¹⁾ Qiu Yang¹⁾

Wang Jiawei¹⁾ Li Yan¹⁾ Zhu Haibin²⁾ Zhou Haomiao¹⁾

- 1) (Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Technology and Metrology of Zhejiang Province, College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou, 310018, China)
- 2) (Jiaxing Key Laboratory of Flexible Electronics based Intelligent Sensing and Advanced Manufacturing Technology, Institute of Flexible Electronics Technology of THU, Jiaxing, 314006, China)

Abstract

Physical reservoir computing has emerged as one of the cutting-edge directions for designing efficient and low-cost neuromorphic computing systems due to its elimination of complex matrix calculations. Currently, the key challenge hindering its development lies in achieving adaptive control of complex computational tasks within a single physical reservoir layer architecture. This study constructs a physical reservoir computing system based on radial magnetic vortex nano-oscillators and investigates the relaxation characteristics of current-modulated magnetic vortex core dynamics. Two benchmark tasks, handwritten digit recognition and chaotic time series prediction, are demonstrated using the proposed magnetic vortex physical reservoir computing system architecture. Furthermore, the relationships between the relaxation time (τ) of the magnetic vortex core, the information processing capacity (IPC) of the physical reservoir layer, and the computational performance across different reservoir computing tasks are explored. The results indicate that the computational performance of handwritten digit recognition task exhibits strong positive correlation (0.92) with the nonlinear component of the IPC, primarily influenced by the rapid relaxation behavior of magnetic vortex core radius under high driving currents. Large-current-driven magnetic vortex core dynamics can achieve handwritten digit recognition accuracy up to 97.8%. In contrast, the chaotic time series prediction task demonstrates strong negative

correlation (-0.87) between computational performance and the linear component of the IPC, mainly affected by the slow relaxation behavior of magnetic vortex core radius driven under low driving currents. The optimized magnetic vortex core dynamics within small currents can attain normalized mean square error (NMSE) as low as 0.06 in the chaotic time series prediction tasks. These results not only establish connections between the reservoir computing performance for different benchmark tasks and typical physical parameters such as relaxation time and IPC, but also enable adaptive switching between different tasks based on current-controlled radial magnetic vortex core dynamics. This work provides an important reference for hardware optimization and multi-task applications in adaptive physical reservoir computing systems.

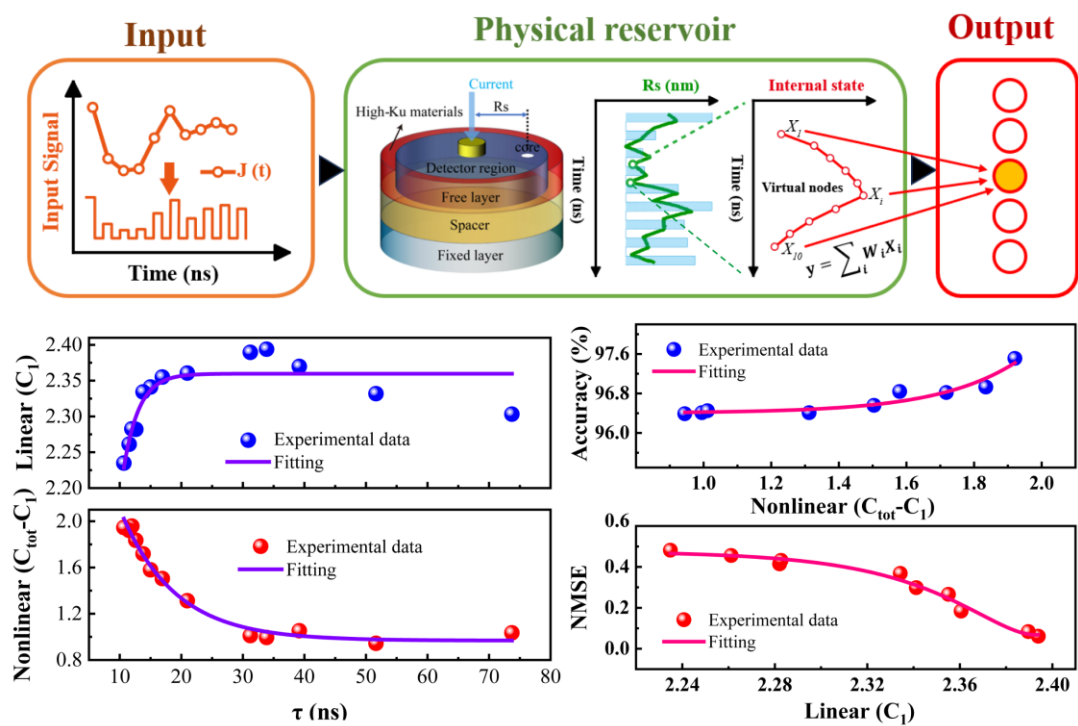
Keywords: Spin dynamics, Physical reservoir computing, Information processing capacity, Task-adaptive

*Project supported by the Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (Grant No. LZ23A020002), the Fundamental Research Funds for the Provincial Universities of Zhejiang (Grant No. 2023YW07), and the National Key R&D Program of China (Grant No. 2023YFF0616800).

[†] E-mail: mzhu@cjlu.edu.cn

录用稿件，非最终出版稿

摘要图



录用稿件，非最终出版稿