arXiv:2603.04901v1 [cs.ET] 5 Mar 2026

用于高速硬件高效神经形态处理的频谱动力学储备池计算

Jiaxuan Chen[1*]，Ryo Iguchi[1*]，Sota Hikasa[1,2] 和 Takashi Tsuchiya[1,2]

[1*]材料纳米架构研究中心 (MANA)，日本国立材料科学研究所 (NIMS)，日本茨城县筑波市并木 1-1，邮编 305-0044。[2]东京理科大学先进工程学部，日本东京葛饰区新宿 6-3-1，邮编 125-8585。

*通讯作者。电子邮箱：CHEN.Jiaxuan@nims.go.jp；IGUCHI.Ryo@nims.go.jp；贡献作者：HIKASA.Sota@nims.go.jp；TSUCHIYA.Takashi@nims.go.jp；

摘要

物理储备池计算（PRC）是一种前景广阔的脑启发计算架构，通过利用物理系统的内在动力学来克服冯·诺依曼瓶颈。然而，要在现实世界中实现这一架构，主要障碍在于如何兼顾提取足够的信息以获得高计算性能与维持硬件可行的高速架构。本文提出谱动力学储备池计算（SDRC），这是一种基于模拟滤波和包络检测、具有广泛适用性的框架，可弥合这一差距。SDRC 有效利用材料响应的短时粗略光谱中蕴含的快速频谱动力学，在保持高速处理和极低硬件开销的同时，实现强大的计算能力。该方法无需采用高速时分复用测量所需的实现复杂且对精度敏感的集成电路，同时支持实时利用材料的光谱流形作为高维计算资源。我们实现并通过实验验证了应用于自旋波的 SDRC；在基准

任务奇偶校验和二阶非线性自回归滑动平均任务上，该方法仅使用 56 个节点便达到最先进水平的性能；此外，在语音识别这一现实问题上，准确率高达 98.0%。

1 引言

传统冯·诺依曼架构在带宽与能耗方面的根本限制，推动了人们对神经形态计算的深入研究，以实现受大脑启发、高度并行且高能效的信息处理 [1–4]。物理储备池计算（PRC）作为神经形态架构的突出范例，利用物理系统的非线性动力学实现高效而复杂的信息处理（图1a） [5–8]，，从而满足现代实时与数据密集型应用的需求 [5，9，10]。因此，PRC已在多种材料平台上得到积极探索，包括光子 [11–15],电子 [16–20]，以及自旋电子系统 [21–25]。

尽管已有这些进展，PRC从概念验证走向实际应用仍存在关键差距，这源于在维持硬件可行且实时的系统架构的同时实现高性能信息处理所面临的挑战 [5, 6, 9]。这一挑战的根源在于，在快速处理过程中从材料中提取足够的高维信息，通常需要复杂且实现负担沉重的提取方案（图1a）。因此，迫切需要更硬件友好的方法，以实现有效的信息提取 [26]。

克服这些硬件障碍，需要更深入地挖掘定义物理基底的内在动力学。许多物理材料天生表现出非线性振荡动力学，能够编码密集的计算信息 [27, 28]。由于这些振荡特征交织于其时间响应之中，仅通过时域测量加以解析只能获得有限信息，并会带来巨大的硬件需求，尤其是在较高运行速度下（图 1b）。因此，材料中分辨率良好的频谱信息已被视为一种替代性计算资源 [22, 29–31]。然而，时频权衡从根本上限制了频谱信息的高速利用（图 1c）：处理速度的提升必然会导致频谱变得粗糙且离散。因此，基于频谱域的计算能否实时实现，取决于一个尚未解决的问题：来自未解析频谱的快速频谱动力学是否仍能支持复杂的神经形态计算。

在本文中，我们报告了一种由模拟滤波和包络检测组成的谱动力学储备池计算（SDRC）系统（图 1d），该系统仅需少量读出通道（节点）便展现出强大的计算能力。SDRC 通过简单电路和基本电子元件，从粗分辨率频谱中提取密集的频谱动力学，从而规避传统时分复用架构（图 1b）所需的高精度、严格同步时钟及复杂采样集成电路（IC）所带来的硬件开销，正如通常

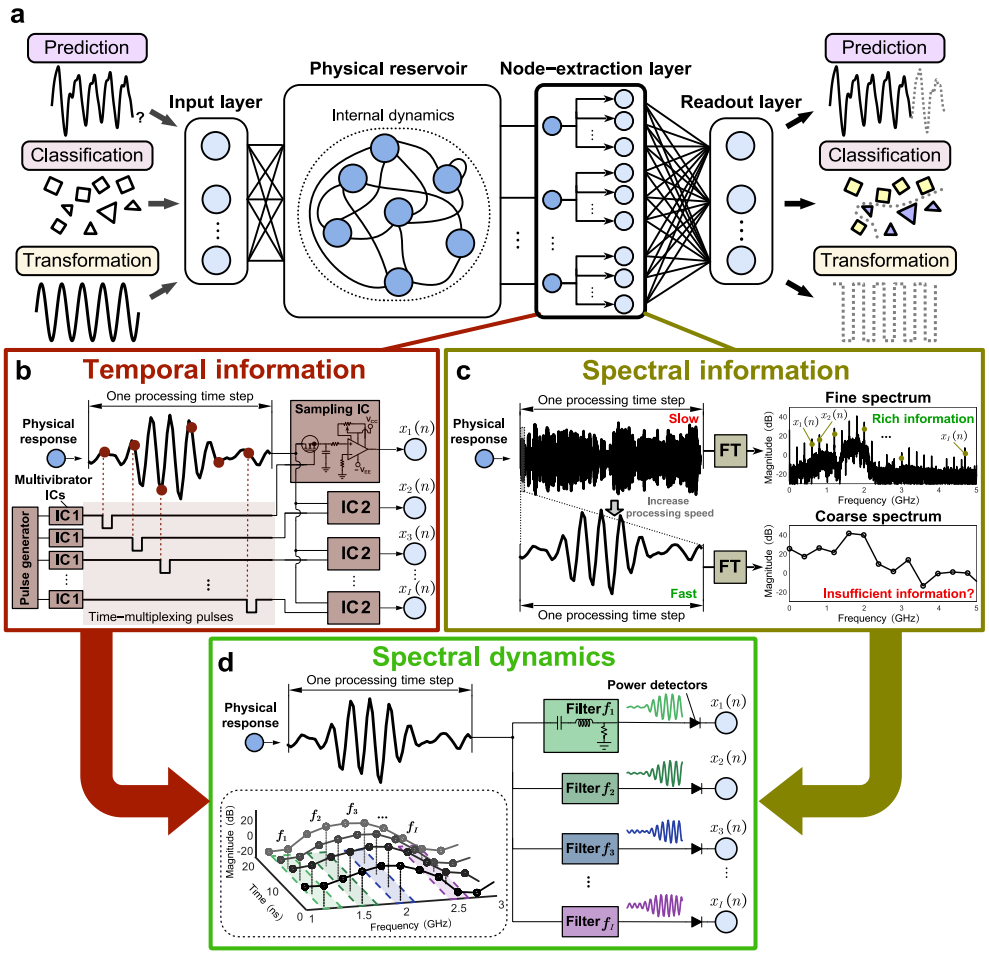


图 1 | PRC架构及不同的信息提取方案。a，PRC系统的典型架构，可执行各种信息处理任务。系统采用节点提取层提取高维信息，以实现有效计算。**b**，时间信息提取的典型方案：脉冲发生器首先产生窄时间脉冲，并将其分配至多个多谐振荡器集成电路，以引入高精度时间延迟，从而形成时分复用采样参考信号。随后，使用多个采样集成电路，根据作为时钟信号的时分复用脉冲，对物理响应的时间演变进行采样并保持。**c**，频谱信息提取的典型方案：通过傅里叶变换（FT）获得精细分辨的频率谱，但这需要较长的积分时间窗口，因而不可避免地带来计算开销和操作延迟，阻碍真正的实时处理。提高处理速度会导致频谱变得粗略，使显著峰值模糊不清。这样的频谱是否仍保留足够丰富的潜在信息，以支持复杂的神经形态计算，仍是一个问题。**d**，光谱动力学提取方案：多个模拟滤波器结合功率检测器进行包络检测，从物理响应中提取短时粗略频谱动态，为实时计算提供了一种高速且硬件高效的实现方式。

用于电子器件 [7, 14, 15, 20, 32, 33]。作为一种平台无关框架，我们展示了其应用于自旋波——磁有序的振荡动力学，具有固有非线性——的硬件实现，并揭示了高计算性能与自旋波频谱带之间基于物理学的对应关系。受这一信息高效节点优化思路的启发，我们通过实验实现了一个仅含56个节点的SDRC系统，在奇偶校验和二阶非线性自回归滑动平均（NARMA-2）基准测试中达到最先进水平的性能，并在实际语音识别问题中实现了高准确率。

2 使用自旋波的谱动力学储备池计算

自旋波是磁有序材料中电子自旋的集体进动运动。由于色散特性以及单一磁性介质中的非线性模态相互作用，自旋波天然具有丰富的频谱动力学 [34–38], ，因此是紧凑、节能且高速的边缘计算设备的理想候选者 [26, 39–43]。在线性区近似下，不同频率的自旋波彼此独立传播，可视为具有不同群速度的独立动力学模态 [34, 37]。在线性区之外，自旋波的非线性会引发模间相互作用。自旋波可近似表示为复指数的叠加 $\sum_n \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n \cdot \mathbf{r} - \omega_n t)}$，其中 $\mathbf{M}_n$、$\mathbf{k}_n$ 和 ω_n 分别表示第 n 个自旋波模态的振幅矢量、波矢和角频率，$\mathbf{r}$ 表示位置矢量，而 i 表示虚数单位。那么，这些模态的耦合动力学满足

$$\sum_n i\omega_n \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n \cdot \mathbf{r} - \omega_n t)} = \gamma \left(\sum_n \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n \cdot \mathbf{r} - \omega_n t)} \right) \times \left(\sum_n \hat{\mathcal{G}}(\mathbf{k}_n) \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n \cdot \mathbf{r} - \omega_n t)} + \mathbf{B}_0 \right), \tag{1}$$

其中，γ 为旋磁比，$\hat{\mathcal{G}}(\mathbf{k})$ 为倒易空间中的交换-偶极耦合格林函数，$\mathbf{B}_0$ 为偏置场矢量（补充说明 1）。正如这一关系所示，频率为ω_{n_1} 和 ω_{n_2} 的两个模式之间的非线性相互作用会产生额外的谱分量，例如 $\omega_{n_1} \pm \omega_{n_2}$，使自旋波频谱中错综交织的非线性动力学更加丰富。

为在计算中利用自旋波丰富的动力学特性，我们构建了如图所示的 SDRC 系统。2。我们使用一块具有 (111) 取向的钇铁石榴石（YIG）单晶作为自旋波储备池，并在其上制作了十条共面波导（CPW）：从左数第二条 CPW 用作自旋波激励器，另有七条用作探测器（方法）。在 YIG 介质上施加面外偏置磁场，以产生前向体自旋波（FVSWs）。将编码输入数据的模拟脉冲序列馈入激励器，从而在 YIG 介质中宽带激发自旋波。我们通过在不同频谱带进行模拟滤波和包络检测，探测各探测器测得的自旋波响应所构成的潜在稠密频谱流形，并提取经频谱掩蔽的时间动力学作为储备池状态，称为频谱节点（图2）。这些提取出的储备池

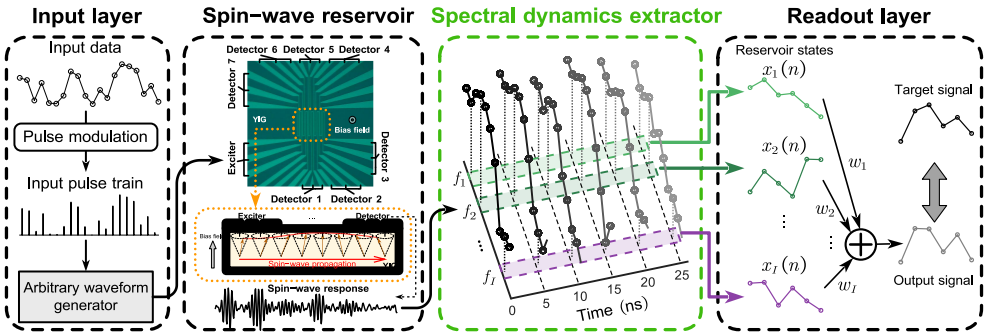


图 2 | 采用自旋波动力学的 SDRC 系统。 通过脉冲调制对输入数据进行编码的模拟脉冲序列被送入由 YIG 单晶制成的自旋波储备池，以激发自旋波传播。随后，对产生的自旋波响应进行处理，通过模拟滤波和包络检测，从其粗分辨率频谱中提取并行频谱动力学作为储备池状态。然后，这些高维储备池状态通过带有可训练权重的线性读出进行组合，生成用于信息处理任务的输出信号。

状态随后输入线性读出层，并与一组可训练权重相结合，以生成输出信号并执行计算任务。

3 SDRC 谱节点仿真的基准性能

为表征频谱动力学中的信息分布，我们首先通过示波器测量自旋波响应，并使用软件仿真进行带通滤波和包络检测（方法），以考察 SDRC 系统。我们采用在偏置磁场为 187。3 毫特斯拉时获得的自旋波响应；此时已形成频率约为 2 吉赫兹的主导自旋波模（补充图 1）。对于每个探测器，以 0。1 吉赫兹为步进，在 0。1 至 5 吉赫兹的中心频率范围内仿真 50 个频谱节点，以完整覆盖自旋波频谱。每个离散符号以 0。2 吉赫兹的速率进行处理，该速率接近自旋波的工作频率。我们采用奇偶校验 [25, 44–49]和 NARMA-2 [16, 50–55], 作为 PRC 研究中广泛采用的两项基准任务，评估系统性能。为展示 SDRC 的信息效能，我们使用相同的实验测得自旋波响应，将其性能与传统的时分复用（虚拟节点）方法进行比较 [7]（方法）。

奇偶校验要求系统判断给定记忆深度（记为 K）的二进制输入序列中“1”的个数是偶数还是奇数，从而测试其通过非线性逻辑处理时间分布信息的能力。该任务与错误检测、时间分类和基于序列的决策等实际应用高度相关。更大的 K 要求储备池具备更长的记忆保持时间和更高阶的非线性处理能力。计算奇偶校验容量以量化系统性能。图3a和3b展示了在具有挑战性的记忆深度下的奇偶预测示例 $K = 3$

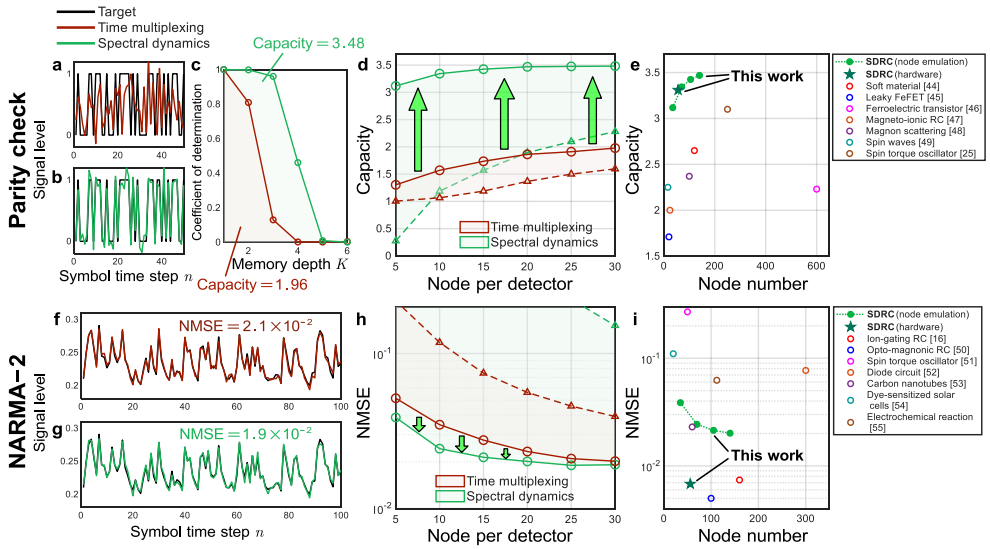


图 3 | SDRC系统在奇偶校验和 NARMA-2上的基准性能。a、**b**、记忆深度为 $K = 3$时奇偶校验任务的时域波形示例，显示目标信号（黑色）以及分别采用时分复用（棕色）和光谱动力学提取（绿色）获得的预测信号；每个探测器有 20 个节点。 **c**、决定系数随记忆深度 K的变化，其中围成的面积表示各方法的奇偶校验容量。 **d**、两种方法的奇偶校验容量与每个探测器的节点数之间的关系，展示了通过随机节点选择获得的最大值（圆圈）和最小值（三角形）。 **e**、将 SDRC 在奇偶校验任务上的容量和节点数方面的性能与其他 PRC 进行比较 [25, 44–49]。 **f**、**g**、NARMA-2任务的时域波形示例，显示目标信号（黑色）以及分别采用时分复用（棕色）和光谱动力学提取（绿色）获得的预测信号；每个探测器有 20 个节点。 **h**、两种方法的归一化均方误差与每个探测器的节点数之间的关系，展示了通过随机节点选择获得的最小值（圆圈）和最大值（三角形）。 **e**、将 SDRC 在 NARMA-2任务上的归一化均方误差和节点数方面的性能与其他 PRC 进行比较 [16, 50–55]。

分别针对时分复用和光谱动力学提取。通过提取频谱嵌入的非线性自旋波动力学，SDRC实现了更准确的预测，而时间复用方法仅表现出对目标趋势的有限学习。这使得奇偶校验容量显著提高（图3c），例如在两种方法均使用140个节点时，从时分复用的1.96提高到光谱动力学提取的3.48。

为考察节点数量对计算性能的影响，从仿真节点池中进行了随机节点选择。两种方法所得的容量范围如图3d所示，其中SDRC在所有考察的每个探测器的节点数下均持续获得更高的最大容量，表明该方法的信息效能有所提升。图3e将我们的结果与其他已报道的高性能物理储备计算系统 [25, 44–49], 进行了比较，其中采用仿真谱节点的SDRC以显著更少的节点实现了更优的容量（例如，35个节点时容量为3.11，140个节点时容量为3.48）。

NARMA-2是另一项同时考察非线性和记忆的基准任务，要求系统学习并预测二阶非线性动力系统的演化。该任务的性能采用预测信号与目标信号之间的归一化均方误差（NMSE）进行量化。图3f和3g展示了140个节点时各方法的目标动力学及相应预测。尽管时间复用方法以归一化均方误差 $= 2.1 \times 10^{-2}$捕捉了目标动力学，光谱动力学提取仍将预测精度进一步提高至归一化均方误差 $= 1.9 \times 10^{-2}$。节点数量对性能的影响在图3h中进一步考察，其中SDRC显著改善了归一化均方误差，尤其是在节点数较少时，这得益于频谱节点提取到的更丰富信息。图3i将本工作与其他已报道的PRC [25, 44–49]在NARMA-2任务上的结果进行对照，其中采用仿真谱节点获得的归一化均方误差与最先进结果相当（例如， 2.7×10^{-2} （35个节点）和 1.9×10^{-2} （140个节点））。

有趣的是，正如在两项任务中观察到的（图3d和3h），不同节点选择方案下，频谱节点的性能差异更大，这表明自旋波频谱中有用信息的分布并不均匀。具体而言，即使节点数量较少（例如，每个探测器 5 个节点），只要选择恰当的频谱节点，两项任务仍都能取得较高性能。因此，有必要深入探究决定这些具有计算价值的节点的内在原理，因为确立此类准则对于高效的节点优化至关重要。

4 高效节点选择的谱原理

为阐明信息有效谱节点的来源，我们分析这些节点如何受到自旋波主要频率的影响；自旋波主要频率很大程度上取决于偏置磁场的强度 [37] （补充说明 1）。具体而言，我们以约 10 mT 的步长扫描磁场，范围从 147。3 扫描至 347。5 mT，使主导自旋波频率从约 1 吉赫兹移动至 6 吉赫兹（补充图 1）。对于每个偏置场，在每个探测器 5 个节点的情况下，我们分析两个任务中通过随机节点选择确定的表现最佳的前 20 个频谱节点组合。我们统计各个频谱节点在前 20 个组合中出现的次数，并将所得节点分布与偏置场的关系分别展示于奇偶校验和 NARMA-2 任务的图 4a 和 4c 中。对这 20 次选择取平均后得到的相应容量和归一化均方误差分别显示于图 4b 和 4d 中。在两个任务中，我们始终观察到两条出现频率较高的频谱节点分支。第一条分支由与偏置场近似线性相关的频谱节点组成，与器件中自旋波随磁场变化的铁磁共振（FMR）频率相吻合（补充图 1）。铁磁共振频率附近的自旋波模式自然会表现出显著的宽带激励以及密集的非线性耦合，从而集中更多具有计算价值的信息。另一条分支由 2 吉赫兹附近、与磁场无关的节点组成，这些节点归因于激励器与探测共面波导之间的直接电磁（EM）耦合。快速且主要呈线性的特性

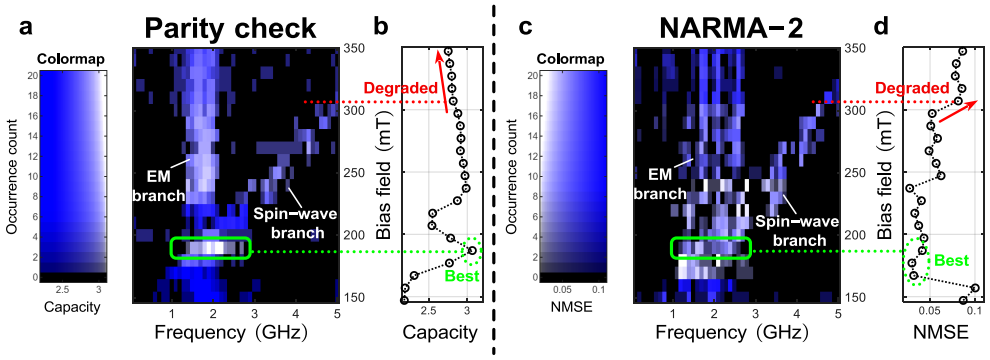


图 4 | 信息有效谱节点的谱分布。a、c分别表示奇偶校验和 NARMA-2 任务中，频谱节点出现次数随偏置磁场变化的分布。出现次数统计的是通过随机节点选择获得的、表现最佳的前 20 种节点组合，且每个探测器含 5 个节点。色图通过饱和度共同编码出现次数，通过亮度编码计算性能（分别为容量和归一化均方误差）。**b、d**分别表示奇偶校验和 NARMA-2 任务中，偏置场相关的容量和归一化均方误差；数值为表现最佳的前 20 种节点选择的平均值。

电磁波使这些节点能够为计算提供输入信息的瞬时记忆。在节点数量有限的情况下，当偏置场约为 190 mT、使自旋波分支与电磁波分支发生重叠时，两个任务均可实现最佳性能；此时，可以在同一组频谱节点中同时提取传播非线性特征和瞬时线性记忆。这些结果有力地表明，仅从粗粒度谱流形的部分频带中提取的频谱动力学，便能够提供复杂计算所需的充足高维信息，这得益于自旋波动力学中密集耦合的非线性。

当偏置场超过 300 mT（此时自旋波开始超出频谱范围）后，我们观察到奇偶校验任务的容量逐渐下降（图 4b），而 NARMA-2 任务的归一化均方误差则迅速升高（图 4d）。这些趋势凸显了自旋波频谱动力学对实现高计算性能的贡献。此外，在超过 300 mT 的磁场下，我们仍观察到尚可的性能，这可归因于包络检波过程的固有非线性，以及自旋波模式的频率混合所产生的低频谱分量 [34, 38]（如方程（1）所示）。我们还观察到偏置场低于 160 mT 时性能较差，这可能是因为场强不足以形成稳定的自旋波，而电磁波仍然存在。

5 SDRC 的硬件实现

受上述观察结果启发，我们通过一种硬件高效的基于滤波器的设计，在实验中实现了 SDRC。图 5a 展示了 SDRC 硬件实现的实验装置，图 5b 则展示了相应的电路图。来自七个探测器的自旋波响应分别被分成八路

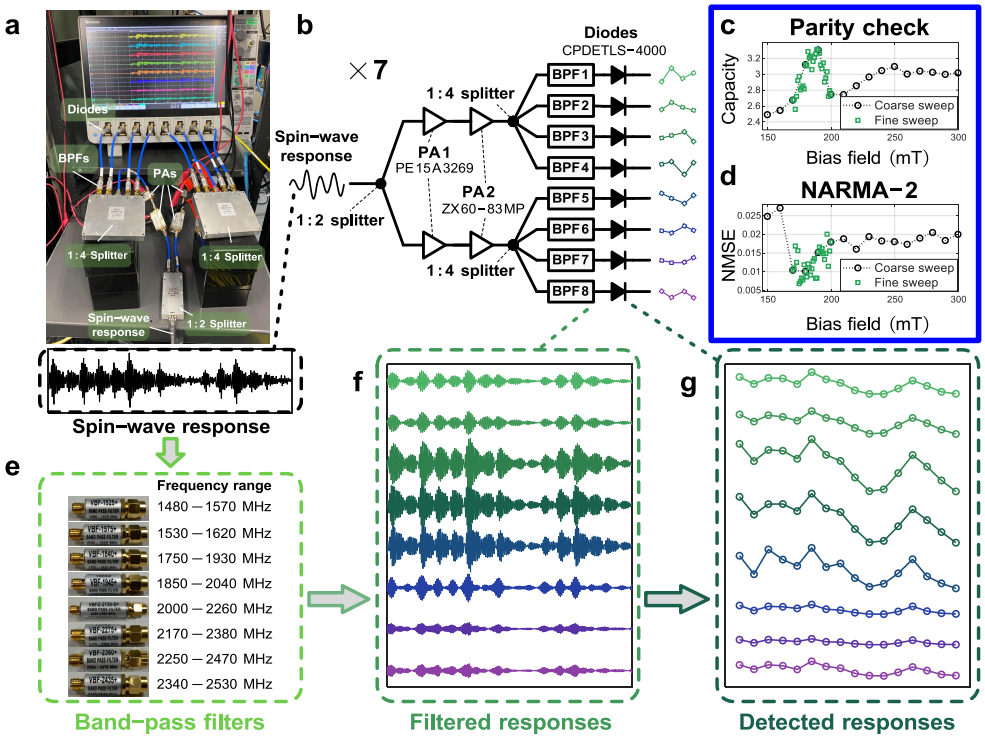


图 5 | SDRC的硬件演示。a，光谱动力学提取的实验装置，其中探测器输出的自旋波响应被分成八个通道，每个通道均由具有不同频谱带的带通滤波器滤波。随后对滤波后的响应进行整流，并使用二极管进行检测，同时用示波器记录波形。**b**，各探测器对应的光谱动力学提取装置的电路图。**c**、**d**，分别展示了奇偶校验和NARMA-2任务中采用硬件实现的频谱节点的SDRC系统计算性能，包括容量和归一化均方误差随偏置场的变化。实验既进行了从149.8毫特斯拉到299.8毫特斯拉、步长为10毫特斯拉的粗略扫描（黑色），也进行了从169.8毫特斯拉到199.8毫特斯拉、步长为1毫特斯拉的精细扫描（绿色）。**e**、**f**、**g**，频谱节点提取过程的示例操作流程，依次展示带通滤波器的频谱范围、相应的滤波响应以及检测响应。

并行通道，使用功率分配器进行分路，每个通道均由一个覆盖窄频带的带通滤波器（BPF）进行滤波，最终形成 56 个频谱节点。这些带通滤波器经过精心选择，共同覆盖 1.5–2.5 吉赫兹的频谱带（图 5e），其选择依据是图 4a 和 4c 所示的最佳条件。滤波信号在其时间响应中捕捉到密集嵌入的频谱动力学，示例如图 5f 所示。随后，在每个符号持续时间的小窗口内，使用二极管检测每个滤波响应的信号包络，从而形成用于读出处理的储备池状态（图 5g）。在分路器之间加入功率放大器（PA），以确保检测时信号电平充足，同时使信号保持在线性放大区间内。硬件实现的其他细节见方法部分。

图 5c 和 5d 展示了硬件实现的SDRC系统在两项基准任务上的性能随偏置场的变化。与仿真结果一致，两项任务的最佳性能均出现在偏置场约为190毫特斯拉时，此时所选带通滤波器能够有效捕捉自旋波的频谱动力学。随着偏置场偏离该值，激发的自旋波会移出滤波器的频谱通带，导致性能下降。当硬件实现的SDRC系统在偏置场为188。8 毫特斯拉时运行，我们得到3。31的奇偶校验容量，在已报道的其他物理储备计算系统中达到先进水平（图 3e）。对于NARMA-2，在偏置场为174 6.8×10^{-3} 时，我们获得了归一化均方误差。6 毫特斯拉；这一结果可与节点数超过其两倍的物理储备池计算机所取得的先进结果相媲美（图3i）。值得注意的是，与仿真趋势相比，NARMA-2的性能进一步提升。这种提升可能源于所用物理带通滤波器与仿真滤波器在频谱范围和频率响应特性上的差异，同时也得益于额外的二极管诱导非线性和记忆。这些硬件特有的特征共同丰富了储备池动力学，表明通过硬件优化进一步提升性能具有巨大潜力。我们指出，单独使用带通滤波器和二极管的计算能力有限；在补充图2中省去自旋波储备池的实验验证了这一点。

6 语音识别

为展示SDRC系统在现实应用中的适用性，我们在一项语音识别任务中评估其性能。在该任务中，系统根据输入音频信号识别相应的说话人（图6a）。我们使用TI-46语音语料库数据集的一个子集 [56], ，其中包含来自五位女性说话人的500段音频录音。为实现更实时的语音信号处理，我们避免使用PRC演示中常用的耳蜗图或其他类似的特征提取技术 [57–60]。相反，我们在进行脉冲调制后（方法），将时间序列音频信号直接输入SDRC系统。每个音频信号被分割为100个时间块，并将其视为符号；系统以流式方式在每个符号时间步输出说话人概率估计。

图6b展示了一个串联输入音频信号及其真实说话人标签的示例。在这里，我们比较了时分复用和光谱动力学提取的性能；二者均分别通过软件（仿真）和硬件实现，并且都在187.3毫特斯拉的偏置场下运行。由于信息提取效果不佳，使用少量节点的时分复用在整个识别过程中持续产生不确定且错误的实时决策（图6c）。另一方面，SDRC能够有效地从非线性自旋波中提取密集编码的、说话人特有的频谱动力学，从而产生准确、可靠且及时的预测（图6d）；硬件实现进一步提升了实时识别性能（图6e）。

图6f 总结了三种方法的总体识别准确率。对于每个音频信号，我们将 100 个符号时间步中最常获得最高概率的说话人指定为最终预测结果。

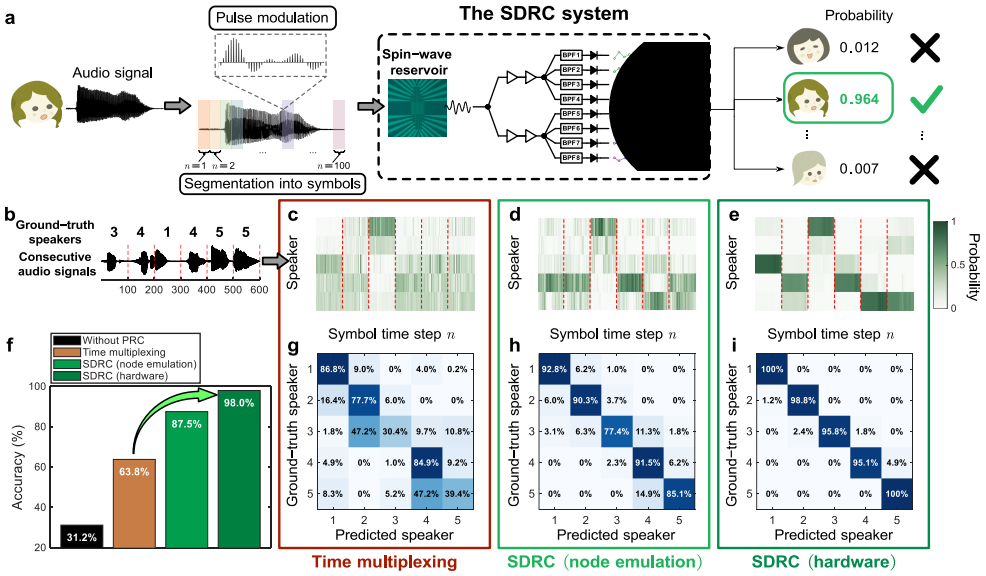


图 6 | 使用 SDRC 系统进行语音识别。a，使用 SDRC 系统进行语音识别的流程。音频信号被调制为一系列连续脉冲，并分割为符号，以实时方式进行高速处理。随后，调制后的信号被输入 SDRC 系统，该系统在每个符号时间步输出说话人概率。**b**，来自不同说话人的连续输入音频信号的波形示例及其真实标签。**c**、**d**、**e**，分别使用自旋波储备池与仿真时分复用、采用仿真频谱节点的 SDRC，以及硬件实现的 SDRC，绘制的五位说话人概率随时间步变化的色图。**f**，三种方法的总体语音识别准确率。**g**、**h**、**i**，分别展示采用时分复用的自旋波储备池、采用仿真频谱节点的 SDRC，以及硬件实现的 SDRC 的各说话人预测准确率的混淆矩阵。

图 6g–i 展示了相应的混淆矩阵。尽管与不使用 PRC 的直接处理（31.2%）相比，时分复用提高了准确率（63.8%），但其性能仍不足以实现可靠识别。SDRC 通过有效提取信息特征弥补了这一差距，在仿真中达到 87.5% 的准确率，并在硬件实现中进一步提升至 98.0%。

7 结论

我们报道了一种硬件实现的SDRC系统，该系统利用少量带通滤波器和二极管提取频谱动力学，并将其作为并行储备池状态用于神经形态处理。我们的SDRC框架通过提取自旋波响应粗略但丰富的非线性频谱动力学作为有效信息，充分利用其振荡特性；与基于时分复用的传统信息提取方案相比，该框架降低了硬件复杂度，并放宽了对高速采样和数据处理的要求。在具有物理可解释性的谱原理的指导下，我们确定了最优节点选择，并展示了硬件实现的SDRC系统仅凭少量节点便能在

基准任务上达到最先进水平。此外，我们的SDRC系统在一项真实世界的语音识别任务中表现出很高的准确率，能够直接处理时间序列音频输入，彰显了其强大的实时计算能力。

值得注意的是，我们的结果证实，高性能神经形态处理并不要求频谱特征具有可区分性和精细分辨率。即使节点数量较少，且集中在粗略分辨的频谱范围内，SDRC 框架也能通过捕捉自旋波响应中细微的模间频谱动力学，有效提取高维信息。此外，我们的方法表明，即使处理速率接近物理材料的固有振荡速率，仍可实现稳健的计算性能（补充图3展示了处理速率更快的示例），这意味着现有 PRC 有望以显著更高的速度运行。

展望未来，SDRC 框架为下一代物理神经形态硬件提供了一种灵活多样的范式。尽管本文展示的是自旋波动力学，但 SDRC 的架构本质上与平台无关，并可扩展至其他具有振荡响应的非线性物理基底，例如微机电系统 [61], 超导电路 [62],或电磁腔谐振器 [63]。从硬件角度来看，SDRC 非常适合进行架构优化；通过策略性地调整滤波器中心频率和带宽，系统能够自适应地利用潜藏于频谱动力学中的高计算密度信息。在节点数量受到严格限制时，此类优化可最大限度地提升系统性能；例如，使用 56 个仿真节点即可实现 4.0 的奇偶校验容量（补充图4）。此外，凭借 SDRC 架构固有的可扩展性，我们预计，提高节点密度的硬件开发将显著改善系统性能。我们已证实，增加节点数量并结合滤波器调谐，可使使用 140 个仿真节点时的奇偶校验容量超过 4.5（补充图4）。再结合该方法与电子系统的兼容性，这种架构非常适合与模拟读出电路进行面向硬件的集成，例如忆阻加权网络 [17, 64], ，从而为构建高性能、实时神经形态实现所需的全端到端模拟流水线铺平道路。

8 方法

8.1 器件制备

采用尺寸为 $7 \times 7 \times 0.5\ \mathrm{mm}^3$ 、取向为(111)的双面抛光YIG单晶作为自旋波介质。YIG样品采用助熔剂生长法制备，由TwoLeads公司提供。利用激光光刻在YIG表面图形化了十条共面波导，由一条宽10-μm的信号线和两条宽20-μm的接地线组成，线间距为10 μm。通过电子束蒸发沉积钛（10 nm）/金（90 nm）薄膜以进行天线制备（补充图 5）。

8.2 输入数据的模拟脉冲调制

将各任务的离散时间输入序列 $u(n)$调制为连续的模拟脉冲 $u_p(t)$，即

$$u_p(t) = \sum_{n=1}^{N} u(n)\, p(t - nT_0)\,, \tag{2}$$

其中， N 为离散时间数据点的总数， T_0 为数据点时长， $p(t)$为类冲激梯形脉冲形状，其定义如下

$$p(t) = \begin{cases} \dfrac{t}{T_{\text{off}}}, & 0 \le t < T_{\text{off}}, \\ 1, & T_{\text{off}} \le t < T_{\text{off}} + T_{\text{on}}, \\ 1 - \dfrac{t - T_{\text{off}} - T_{\text{on}}}{T_{\text{off}}}, & T_{\text{off}} + T_{\text{on}} \le t < 2T_{\text{off}} + T_{\text{on}}, \\ 0, & \text{otherwise}, \end{cases} \tag{3}$$

其中， T_{on} 和 T_{off} 分别为脉冲的平顶时长和斜坡（上升/下降）时长。实验中采用了 $T_0 = 5$ ns、 $T_{\text{on}} = 0.375$ ns和 $T_{\text{off}} = 0.375$ ns。

8.3 用于模拟时分复用和提取频谱动力学的自旋波测量

将编码输入信息的预制脉冲串数据文件以16 GHz的采样率载入任意波形发生器（Keysight M8915A），该设备输出峰峰值为600 mV的电信号，随后通过功率放大器（ZVA-0.5W303G）放大24.5 dB，再施加到激励共面波导上。七个探测共面波导产生的自旋波响应经功率放大器（PE15A3269）放大34 dB，然后以12.5 GHz的采样率记录在示波器（Tektronix MSO68B）中。示波器对测得的自旋波响应进行500次测量平均，以抑制噪声。

8.4 谱节点与虚拟节点的软件仿真

使用 MATLAB 对频谱节点进行仿真，所用数据为多个探测器记录的时域自旋波响应。对于每个响应，应用一组二阶 Butterworth 带通滤波器，通带宽度为 3 dB。2 吉赫兹；选择这一参数是为了与市售带通滤波器保持一致，从而反映实际的实现条件。这里，这些带通滤波器的中心频率从 0。1 吉赫兹到 5 吉赫兹，步进为 0。1 吉赫兹，因此每个探测器共得到 50 个频谱节点。随后，对每个符号持续时间内的滤波信号计算均方根值，以获得离散储备池状态。

通过并行处理每个符号持续时间内的采样数据点，对时分复用进行仿真。在基准任务中使用的符号持续时间为 5 纳秒；根据示波器 12。5 吉赫兹的采样率，可获得 62 个采样数据点作为虚拟节点。

对于图3d和3h所示的随机节点选择分析， N_{node} 个节点（每个探测器的节点数）分别从50个频谱节点和62个虚拟节点的池中随机选取，且 $N_{\mathrm{node}} \in \{5, 10, 15, 20, 25, 30\}$。该随机选择过程重复进行 2×10^6 次试验，针对每个任务和每个 N_{node} （ $N_{\mathrm{node}} = 5$除外，对此我们穷尽了所有可能的节点组合），并报告了相应的最小和最大容量以及归一化均方误差（补充说明 2）。

8.5 SDRC的硬件实现

SDRC的硬件实现遵循图3b所示的示意图。首先，使用一个1:2分路器，将从探测器天线测得的自旋波响应信号分成两路。随后，每路分路信号分别经由两台工作于其线性区的功率放大器（PE15A3269和ZX60-83MP）放大24.5 dB和20.7 dB。然后，两个1:4分路器将放大后的信号分成八路。实现中采用的八个带通滤波器分别为VBF-1525+（1480–1570 MHz）、VBF-1575+ （1530–1620 MHz）、VBF-1840+（1750–1930 MHz）、VBF-1945+ （1850–2040 MHz）、VBF-2130-S+（2000–2260 MHz）、VBF-2275+ （2170–2380 MHz）、VBF-2360+ （2250–2470 MHz）和VBF-2435+ （2340–2530 MHz）。使用八个二极管（CPDETLS-4000）对滤波后的响应进行整流。采用采样率为12.5吉赫兹的示波器（Tektronix MSO68B），通过依次切换端子连接，测量全部七个探测共面波导的整流响应。在这些测量期间，任何未实际连接至示波器的探测器端子均端接50 Ω衰减器，以保持阻抗匹配。最后，在后处理中计算每个符号持续时间内所记录状态的平均值。在实际器件中，该过程可通过以与符号持续时间相匹配的较慢时钟速率对整流信号进行采样而直接实现。

8.6 语音识别任务

语音识别任务使用了来自TI-46语音语料库数据集的500段音频录音。这些录音来自五位女性说话人，每位说话人将十个口语数字各朗读十次，因此每位说话人产生100个样本。通过部分截去开头和结尾的静音片段，将所有音频信号标准化为统一的10000个数据点长度。每个音频信号被分割为100个符号，以进行实时处理。目标信号定义为真实标签概率数组 $\hat{\mathbf{y}}(n) = [y_1(n)\ y_2(n)\ y_3(n)\ y_4(n)\ y_5(n)],$ ，其中，对于真实说话人对应的索引， $y_i(n) = 1$ ，其余情况下为0。对于每个音频样本， n 表示从1到100的符号时间步。为确保统计稳健性，将500个音频样本随机打乱20次；在每次试验中，400个样本用于训练，其余100个用于测试。有关读出训练与测试算法的其他细节见补充说明 2。在每个符号时间步应用胜者全得规则，以确定瞬时预测，而

在给定音频信号的100个时间步中出现次数最多的说话人索引被作为最终决策。在评估中，我们将每个音频信号的最终决策与其真实标签进行比较，以计算识别准确率，随后对20次试验的结果取平均值。

致谢。 本工作部分得到安全创新科学技术倡议（资助编号JPJ004596）、ATLA、日本、铠侠株式会社以及英国皇家学会国际合作奖（资助编号ICA\R1\231091）的支持。本工作的一部分得到文部科学省（MEXT）“日本材料与纳米技术高级研究基础设施（ARIM）”的支持。提案编号为JPMXP1225NM5244、25NM5247和25NM5248。

利益冲突。 作者声明以下利益冲突：国立材料科学研究所（NIMS）已就本手稿所述谱动力学储备池计算框架提交日本专利申请。发明人为Jiaxuan Chen、Ryo Iguchi和Takashi Tsuchiya。申请号为JP 2026-013405（于2026年1月29日提交），目前处于待审状态。该专利申请涵盖利用模拟滤波和包络检测进行神经形态处理的谱动力学储备池计算相关方面。

参考文献

[1]Wright, L.G., Onodera, T., Stein, M.M., Wang, T., Schachter, D.T., Hu, Z., McMahon, P.L.: 通过反向传播训练的深度物理神经网络。《自然》**601**, 549–555 (2022)[2] Shastri, B.J., Tait, A.N., Lima, T., Pernice, W.H.P., Bhaskaran,H., Wright,C.D., Prucnal, P.R.: 用于人工智能和神经形态计算的光子学。Nat. Photonics **15**, 102–114 (2021)[3] Grollier, J., Querlioz, D., Camsari, K.Y., Everschor-Sitte, K., Fukami, S., Stiles, M.D.: 神经形态自旋电子学。《自然·电子学》**3**, 360–370 (2020)[4] Roy, K., Jaiswal, A., Panda, P.: 借助神经形态计算迈向基于脉冲的机器智能。《自然》**575**, 607–617 (2019)[5] Yan, M., Huang, C., Bienstman, P., Tino, P., Lin, W., Sun, J.: 储备池计算未来发展的新机遇与挑战。Nat. Commun. **15**, 2056 (2024)[6]Tanaka, G., Yamane, T., H´eroux, J.B., Nakane, R., Kanazawa, N., Takeda, S., Numata, H., Nakano, D., Hirose, A.: 物理储备池计算的最新进展：综述。Neural Netw. **115**, 100–123 (2019)

[7] Appeltant, L., Soriano, M.C., Sande, G., Danckaert, J., Massar, S., Dambre, J., Schrauwen, B., Mirasso, C.R., Fischer, I.: 将单个动力学节点作为复杂系统进行信息处理。Nat. Commun. **2**, 468 (2011)[8] Jaeger, H.: 分析和训练循环神经网络的“回声状态”方法——附勘误说明。技术报告148，德国国家信息技术研究中心，圣奥古斯丁，德国 (2001)[9] Markovi´c, D., Mizrahi, A., Querlioz, D., Grollier, J.: 神经形态计算的物理学。Nature Reviews Physics **2**, 499–510 (2020) [10]Zidan, M.A., Strachan, J.P., Lu, W.D.: 忆阻系统电子学的未来。《自然·电子学》**1**, 22–29 (2018)[11] Aadhi, A., Di Lauro, L., Fischer, B., Dmitriev, P., Alamgir, I., Mazoukh, C., Perron, N., Viktorov, E.A., Kovalev, A.V., Eshaghi, A., et al.: 面向并行机器学习任务的可扩展光子储备池计算。Nat. Commun. (2025)[12] Rafayelyan, M., Dong, J., Tan, Y., Krzakala, F., Gigan, S.: 用于预测时空混沌系统的大规模光学储备池计算。《物理评论X》**10**, 041037 (2020)[13] Sunada, S., Uchida, A.: 基于微尺度非线性波动力学的光子储备池计算。《科学报告》**9**, 19078 (2019)[14] Larger, L., Bayl´on-Fuentes, A., Martinenghi, R., Udaltsov, V.S., Chembo, Y.K., Jacquot, M.: 基于时延架构的高速光子储备池计算：每秒百万词的分类。《物理评论X》**7**, 011015 (2017)[15] Brunner, D., Soriano, M.C., Mirasso, C.R., Fischer, I.: 利用瞬态状态实现每秒吉字节数据速率的并行光子信息处理。Nat. Commun. **4**, 1364 (2013)[16] Nishioka, D., Kitano, H., Namiki, W., Souma, S., Terabe, K., Tsuchiya, T.: 离子栅控储备池的超宽带响应使计算负载降低两个数量级。《ACS纳米》**19**, 36896–36914 (2025)[17] Zhong, Y., Tang,J., Li, X., Liang, X., Liu, Z., Li, Y., Xi, Y., Yao, P., Hao, Z., Gao, B., 等: 一种用于实时低功耗信号处理的基于忆阻器的模拟储备池计算系统。《自然·电子学》**5**, 672–681 (2022)[18] Liu, K., Dang, B., Zhang, T., Yang, Z., Bao, L., Xu, L., Cheng, C., Huang, R., Yang, Y.: 基于铁电 α-In_2Se_3 的多层储备池计算，用于层次化信息处理。《先进材料》**34**, 2108826 (2022)[19] Nishioka, D., Tsuchiya, T., Namiki, W., Takayanagi, M., Imura, M., Koide, Y.,

Higuchi, T., Terabe, K.：通过离子-电子耦合动力学在离子栅控储备池中实现混沌边缘学习。Science Advances **8**，1156（2022）[20] Zhong, Y., Tang, J., Li, X., Gao, B., Qian, H., Wu, H.：基于动态忆阻器的储备池计算，实现高效时间信号处理。Nat. Commun.**12**，408（2021）[21] Gartside, J.C., Stenning, K.D., Vanstone, A., Holder, H.H., Arroo, D.M., Dion, T., Caravelli, F., Kurebayashi, H., Branford, W.R.：通过自旋波指纹识别，在人工自旋涡旋冰中实现可重构训练和储备池计算。Nature Nanotechnology **17**，460–469（2022）[22] Lee, O., Wei, T., Stenning, K.D., Gartside, J.C., Prestwood, D., Seki, S., Aqeel, A., Karube, K., Kanazawa, N., Taguchi, Y., *et al.*：任务自适应物理储备池计算。Nature Materials **23**，79–87（2024）[23] Prychynenko, D., Sitte, M., Litzius, K., Kr¨uger, B., Bourianoff, G., Kl¨aui, M., Sinova, J., Everschor-Sitte, K.：磁性斯格明子作为非线性电阻元件：储备池计算的潜在构建模块。Phys. Rev. Appl. **9**，014034（2018）[24] Chen, J., Song, Y., Hirose, A.：具有可解释非线性的自旋电子储备池计算。Physical Review Research **7**，013310（2025）[25] Tsunegi, S., Taniguchi, T., Nakajima, K., Miwa, S., Yakushiji, K., Fukushima, A., Yuasa, S., Kubota, H.：基于强制同步自旋转矩振荡器的物理储备池计算。Applied Physics Letters **114**，163501（2019）[26] Kurebayashi,H., Finocchio, G.,Everschor-Sitte, K., Gartside, J.C., Taniguchi, T., Litvinenko, A., Kumar, A., ̊Akerman, J., Vasilaki, E., Sel.cuk, K., *et al.*：自旋计算指标。Nature Reviews Physics **8**，1–18（2026）[27]Lifshitz, E.M., Pitaevskii, L.P.：《统计物理学：凝聚态理论》。理论物理学教程，第9卷。Pergamon，牛津（1980年）[28] Strogatz, S.H.：《非线性动力学与混沌：及其在物理学、生物学、化学和工程学中的应用》，第2版。CRC出版社，佛罗里达州博卡拉顿（2015年）[29] K¨orber, L., Heins, C., Hula, T., Kim, J.-V., Thlang, S., Schultheiss, H., Fass- bender, J., Schultheiss, K.：利用磁子散射储层在倒易空间中进行模式识别。Nat. Commun. **14**，3954（2023）[30] Butschek, L., Akrout, A., Dimitriadou, E., Lupo, A., Haelterman, M., Massar, S.：基于频分复用的光子储备池计算机。Optics Letters **47**，782–785（2022）

[31] Lupo, A., Picco, E., Zajnulina, M., Massar, S.：基于频分复用、层间采用全模拟连接的深度光子储备池计算机。Optica **10**，1478–1485（2023）[32]Namiki, W., Nishioka, D., Nomura, Y., Tsuchiya, T., Yamamoto, K., Ter- abe, K.：利用离子栅控操纵混沌自旋波干涉的离子—磁振子储备池计算。Adv. Sci. **12**，2411777（2025）[33] Watt, S., Kostylev, M.：利用基于钇铁石榴石薄膜的自旋波延迟线有源环形谐振器进行储备池计算。Phys. Rev. Appl.**13**，034057（2020）[34] Gurevich, A.G., Melkov, G.A.：《磁化振荡与波》。CRC出版社，佛罗里达州博卡拉顿（1996）[35] Bauer, H.G., Majchrak, P., Kachel, T., Back, C.H., Woltersdorf, G.：低磁偏置场下的非线性自旋波激发。Nat. Commun. **6**，8274（2015）[36]Krivosik, P., Patton, C.E.：非线性自旋波动力学的哈密顿量表述：理论与应用。Phys. Rev. B **82**，184428（2010）[37] Stancil, D.D., Prabhakar, A.：《自旋波：理论与应用》。Springer，纽约（2009）[38] Chen, J., Song, Y., Hirose, A.：交换作用主导的自旋波中非线性谐波的分析。Phys. Rev. B **113**，064421（2026）[39] Chumak, A.V., Kabos, P., Wu, M., Abert, C., Adelmann, C., Adeyeye, A.O., Akerman, J., Aliev, F.G., Anane, A., Awad, A., *et al.*：自旋波计算磁学路线图进展。IEEE Trans. Magn. **58**，1–72（2022）[40] Mahmoud, A., Ciubotaru, F., Vanderveken, F., Chumak, A.V., Hamdioui, S., Adelmann, C., Cotofana, S.：自旋波计算导论。J. Appl. Phys.**128**，161101（2020）[41] Nakane, R., Tanaka, G., Hirose, A.：利用在石榴石薄膜中激发的自旋波进行储备池计算。IEEE Access **6**，4462–4469（2018）[42] Namiki, W., Nishioka, D., Yamaguchi, Y., Tsuchiya, T., Higuchi, T., Terabe, K.：通过非线性干涉自旋波多重检测，实验验证高性能物理储备池计算。Adv. Intell. Syst. **5**，2300228（2023）[43]Chen, J., Song, Y., Hirose, A.：基于解析信号的输入输出建模启发自旋波储备池计算中的带通信号学习。Phys. Rev. Appl. **23**，034045（2025）[44] Tanaka, K., Tokudome, Y., Minami, Y., Honda, S., Nakajima, T., Takei, K.,

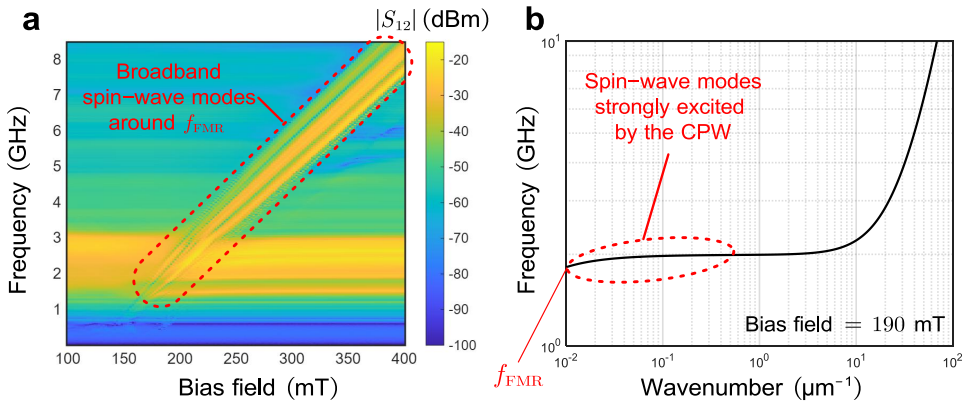
Nakajima, K.：远程储层的自组织：将计算转移到空间上相距遥远的位置。Adv. Intell. Syst. **4**, 2100166（2022）[45] Lee, G., Kang, C., Kim, S., Park, Y., Shin, E.J., Cho, B.J.：利用时间记忆效应的漏电型铁电场效应晶体管物理储层。IEEE Electron Device Lett. **45**, 108–111（2023）[46]Toprasertpong, K., Nako, E., Wang, Z., Nakane, R., Takenaka, M., Takagi, S.：利用铁电场效应晶体管在硅平台上进行储备池计算。Commun. Eng. **1**, 21（2022）[47] Rajib, M.M., Bhattacharya, D., Jensen, C.J., Chen, G.,Chowdhury,F.F., Sarker, S., Liu, K., Atulasimha, J.：垂直磁化异质结构中的磁离子物理储层计算。Nano Lett.**25**, 15369–15376（2025）[48] Heins, C., Kim, J.-V., K¨orber, L., Fassbender, J., Schultheiss, H., Schultheiss, K.：采用模态与时间复用的磁子散射储层基准测试。Phys. Rev. Appl. **23**, 054087（2025）[49] Nagase, S., Nezu, S., Sekiguchi, K.：具备短期记忆的自旋波储层芯片，可用于高速估算外磁场。Phys. Rev. Appl.**22**, 024072（2024）[50]Namiki, W., Yamaguchi, Y., Nishioka, D., Tsuchiya, T., Terabe, K.：结合非线性干涉自旋波与可见光开关的光磁子储备池计算。Mater. Today Phys. **45**, 101465（2024）[51] Akashi, N., Yamaguchi, T., Tsunegi, S., Taniguchi, T., Nishida, M., Sakurai, R., Wakao, Y., Nakajima, K.：自旋电子学储层中的输入驱动分岔与信息处理能力。Physical Review Research **2**, 043303（2020）[52] Kan, S., Nakajima, K., Takeshima, Y., Asai, T., Kuwahara, Y., Akai-Kasaya, M.：利用材料非线性响应实现简易储备池计算：理论与物理实现。Phys. Rev. Appl. **15**, 024030（2021）[53]Akai-Kasaya, M., Takeshima, Y., Kan, S., Nakajima, K., Oya, T., Asai, T.：多金属氧酸盐复合单壁碳纳米管随机网络中的储备池计算性能。Neuromorph. Comput. Eng. **2**, 014003（2022）[54] Yamada, R., Nakagawa, M., Hirooka, S., Tada, H.：利用染料敏化太阳能电池和可见光信号进行物理储备池计算。Appl. Phys. Express **17**, 097001（2024）[55]Kan, S., Nakajima, K., Asai, T., Akai-Kasaya, M.：通过电化学反应实现储备池计算的物理实现。Adv. Sci. **9**, 2104076（2022）

[56] 语言数据联盟：TI-46词语音语料库。目录号LDC93S9，费城（1993年）[57] Zolfagharinejad, M., B¨uchel, J., Cassola, L., Kinge, S., Syed, G.S., Sebastian, A., Wiel, W.G.：基于物理计算的模拟语音识别。《自然》**645**, 886–892（2025年）[58] Abreu Araujo, F., Riou, M., Torrejon, J., Tsunegi, S., Querlioz, D., Yakushiji, K., Fukushima, A., Kubota, H., Yuasa, S., Stiles, M.D., 等：储备池计算框架下非线性数据处理在语音识别任务中的作用。《科学报告》 **10**, 328（2020年）[59] Dang,B., Zhang,T.,Meng, F., Liu, K., Yu, L., Zhang, Q., Wu, S., Gu, L., Huang, R., Yang, Y.：采用混合忆阻器阵列进行疲劳脉冲时序依赖可塑性学习的脉冲神经网络。《自然·电子学》（2026年）[60] Cai, H., Ao, Z., Tian, C., Wu, Z., Liu, H., Tchieu, J., Gu, M., Mackie, K., Guo, F.：用于人工智能的脑类器官储备池计算。《自然·电子学》**6**, 1032–1039（2023年）[61] Dion, G., Mejaouri, S., Sylvestre, J.：利用单个延迟耦合非线性机械振荡器进行储备池计算。J. Appl. Phys. **124**, 152132（2018年）[62] Govia, L.C.G., Ribeill, G.J., Rowlands, G.E., Krovi, H.K., Ohki, T.A.：利用单个非线性振荡器进行量子储备池计算。Physical Review Research **3**, 013077（2021年）[63] Hougne, P., Lerosey, G.：利用混沌实现基于波的模拟计算：以室内无线通信信号为例进行演示。《物理评论X》**8**, 041037（2018年）[64]Im, I.H., Kim, S.J., Jang, H.W.：面向新型计算范式的忆阻器器件。Adv. Intell. Syst. **2**, 2000105（2020年）

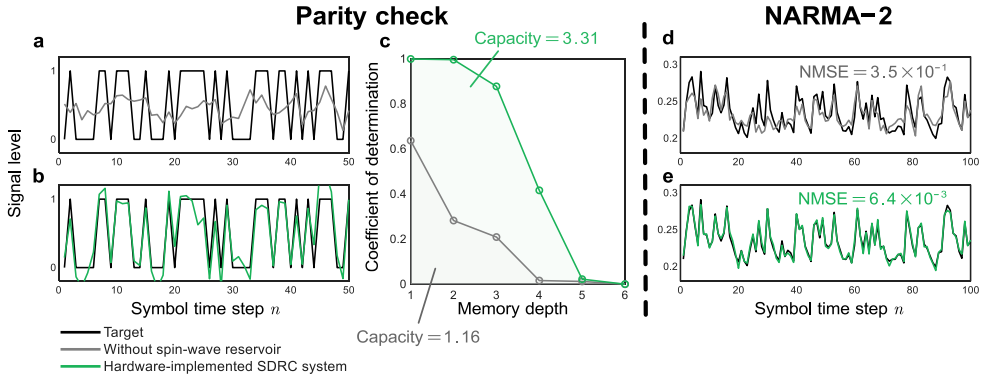
补充信息：谱动力学储备池计算用于高速硬件高效神经形态处理

JiaxuanChen[1*]、Ryo Iguchi[1*]、Sota Hikasa[1,2] 和 Takashi Tsuchiya[1,2]1*材料纳米架构研究中心（MANA），国立材料科学研究所（NIMS），日本茨城县筑波市并木1-1，305-0044。[2]先进工程学院，东京理科大学，日本东京都葛饰区新宿6-3-1，125-8585。

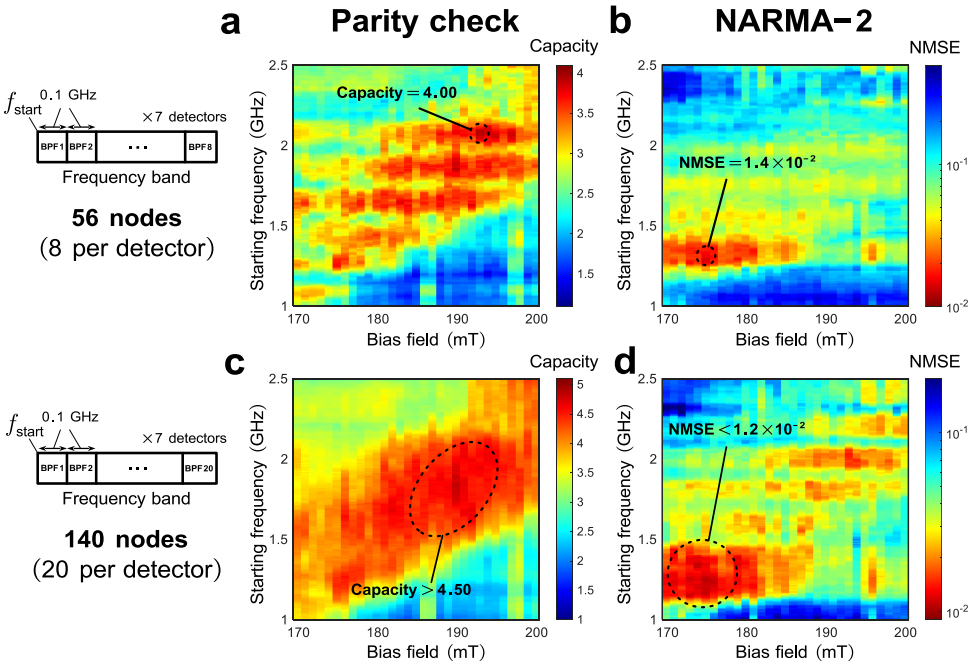
*通讯作者。电子邮箱：CHEN.Jiaxuan@nims.go.jp；
IGUCHI.Ryo@nims.go.jp；贡献作者：
HIKASA.Sota@nims.go.jp；TSUCHIYA.Takashi@nims.go.jp；



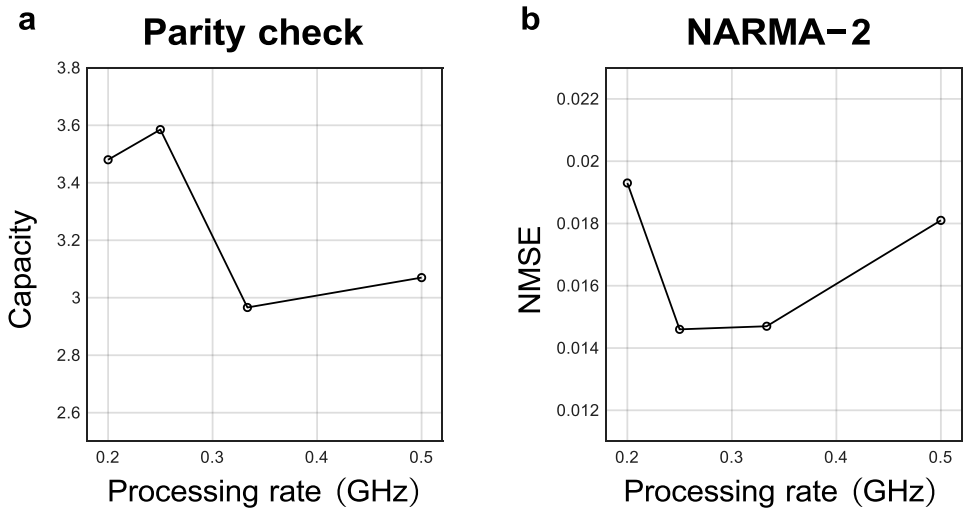
补充图 1 |自旋波传输谱学与近似色散关系。a，通过矢量网络分析仪（VNA）测量获得的传输谱，显示散射参数 $|S_{12}|$ 的幅度（单位为 dBm）随磁偏置场和激励频率的变化。在该测量中，从左侧数第四个共面波导（CPW）用作激励器，从右侧数第三个 CPW 用作探测器（补充图 5）。我们观察到，在铁磁共振（FMR）频率附近激发了多个宽自旋波模式分支，这很可能归因于较大的薄膜厚度支持了多种自旋波厚度模。我们还注意到，在约 2 吉赫兹附近观察到强烈的电磁感应。这些频谱特征与正文图 4 中的节点分布相关，为信息高效节点优化的谱原理提供了基于物理的解释。 **b**，最低自旋波分支在频率与波数之间的近似色散关系。红圈表示基于 CPW 几何结构对强激发自旋波模式的粗略估计，其对应于 VNA 测量中观察到的主导自旋波模式。该关系按照方程（S9）估算，参数为 $B_0 = 190$ 毫特斯拉， $M_{\mathrm{s}} = 130\,\mathrm{kA/m}$, $D = 5.5 \times 10^{-17}\,\mathrm{Tm}^2$, 和 $d = 0.5\,\mathrm{mm}$。



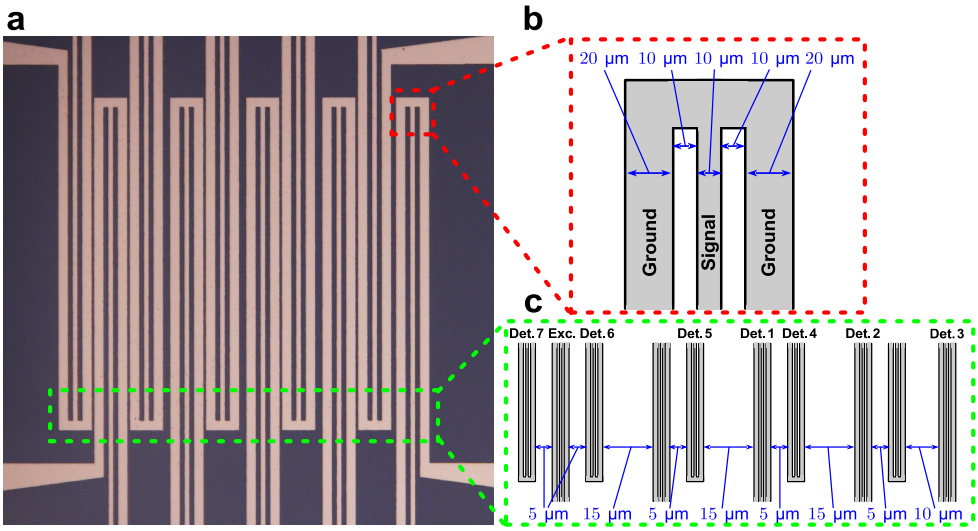
补充图。 2 | 自旋波储备池对谱动力学储备池计算（SDRC）计算性能的贡献。我们将完整的硬件实现的SDRC系统与不含自旋波储备池的基线配置进行性能比较。这一比较阐明了自旋波储备池的贡献，并展示了谱动力学提取层的计算能力；该层仅包含带通滤波器（BPFs）和二极管。**a**、**b**，记忆深度为 $K = 3$时奇偶校验任务的时域波形示例，展示目标信号（黑色），以及不含自旋波储备池（灰色）和采用完整硬件实现的SDRC系统（绿色）得到的预测信号。我们观察到，仅使用BPFs和二极管时，计算能力有限。**c**，相应的决定系数随记忆深度 K的变化情况，其中奇偶校验容量从完整系统的3.31降至仅使用BPFs和二极管时的1.16。**e**、**f**，NARMA-2任务的时域波形示例，展示目标信号（黑色），以及不含自旋波储备池（灰色）和采用完整硬件实现的SDRC系统（绿色）得到的预测信号；归一化均方误差（NMSE）从完整SDRC系统的 6.4×10^{-3} 显著增大至仅使用BPFs和二极管时的 3.5×10^{-1} 。这一性能差距证实，仅靠BPFs和二极管无法为复杂任务提供足够的维度，凸显了系统的高计算能力主要源于自旋波储备池所带来的高维非线性动力学。



补充图 3 | 精细滤波器调谐下的性能优化。为展示 SDRC 框架在适应性和可扩展性方面的潜力，我们针对两项基准任务，在更精细的滤波器配置下模拟了频谱动力学提取过程。具体而言，将带通滤波器的带宽从 0.2 吉赫兹缩窄至 0.1 吉赫兹。这些滤波器从初始频率 f_{start}开始分布于光谱流形上，其中心频率以 0.01 吉赫兹的精细间隔均匀排列。我们以 5 兆赫兹为步长，将起始频率 f_{start} 从 1 扫描至 2.5 吉赫兹，并以约 1 毫特斯拉为步长，将偏置场从 169.8 扫描至 199.8 毫特斯拉，以确定最优工作区间。**a**，当节点数固定为 56（每个探测器 8 个节点）时，在不同偏置场和滤波器起始频率下优化得到的奇偶校验容量。对滤波器分布进行精细调谐，可将容量从 3.51（使用覆盖全频谱的频谱节点、每个探测器 50 个节点时，如正文图3所示）提升至峰值 4.00。**b**，当节点数固定为 56（每个探测器 8 个节点）时，NARMA-2任务的优化归一化均方误差；通过精细滤波器调谐，归一化均方误差从 1.9×10^{-2} （正文图3）改善至最小值 1.4×10^{-2}。**c**，当节点数增加至 140（每个探测器 20 个节点）时，对奇偶校验容量进行进一步优化；多种起始频率 f_{start} 与偏置场的组合均可使容量超过 4.5。**d**，当节点数增加至 140（每个探测器 20 个节点）时，对 NARMA-2归一化均方误差进行进一步优化；多种起始频率 f_{start} 与偏置场的组合均可使归一化均方误差低于 1.2×10^{-2}。我们注意到，通过更加谨慎地优化滤波选择，例如将滤波器的中心频率密集分布于多个光谱区域，还可以进一步提升这些性能。



补充图 4 | 更高处理速率下 SDRC 的计算性能。 我们评估了 SDRC 框架在接近材料本征动力学时间尺度的处理速率下的计算鲁棒性。我们在两个基准任务中，以不同处理速率考察了采用模拟频谱节点的 SDRC；实验在偏置场为 187。3 毫特斯拉的条件下进行，对应的主导自旋波共振频率约为 2 吉赫兹。处理速率定义为符号持续时间的倒数，详见补充说明4。**a**、**b**分别展示了奇偶校验容量和 NARMA-2 归一化均方误差随处理速率的变化。超过主要实验（正文）采用的 0。2 吉赫兹处理速率后，SDRC 仍表现出稳健的性能；例如，在 0。5 吉赫兹处理速率下，容量为 3。07，归一化均方误差为 1.8×10^{-2}。这一处理速率非常接近自旋波的自然振荡频率，证实了其用于高速神经形态计算的潜力。



补充图。 5 | 天线结构。a，光学显微镜图像显示了在钇铁石榴石（YIG）基底上制备的十个共面波导的结构。**b**，每个共面波导天线的几何规格，包括接地线和信号线的长度以及间隙间距。**c**，天线整体布局，并标示了天线之间的间距，其中一个共面波导用作自旋波激励器，七个用作探测器。

补充说明1. 自旋波非线性动力学的理论背景

自旋波动力学在理论上由朗道-利夫希茨-吉尔伯特方程（LLG）支配:

$$\frac{\partial \mathbf{M}}{\partial t} = -\gamma\, \mathbf{M} \times \mathbf{B}_{\text{eff}} + \frac{\alpha}{M_{\text{s}}}\, \mathbf{M} \times \frac{\partial \mathbf{M}}{\partial t}, \tag{S1}$$

其中 $\mathbf{M}$ 为磁化矢量， M_{s} 为该材料的饱和磁化强度，$\mathbf{B}_{\text{eff}}$ 为有效磁场， γ 为旋磁比，μ_0 为真空磁导率，而 α 为吉尔伯特阻尼常数 [1–3]。通常，$\mathbf{B}_{\text{eff}}$ 包括

$$\mathbf{B}_{\text{eff}} = \mathbf{B}_{\text{a}} + \mathbf{B}_{\text{d}} + \mathbf{B}_{\text{ex}}, \tag{S2}$$

其中$\mathbf{B}_{\text{a}}$ 为外加磁场，$\mathbf{B}_{\text{d}}$ 为由磁偶极相互作用产生的退磁场，而$\mathbf{B}_{\text{ex}}$ 为表征交换相互作用的有效场。由于LLG方程具有非线性特征，自旋波呈现出丰富的动力学行为，兼具振荡和弛豫特性，分别源于进动项和阻尼项。

在线性区近似下的弱激发条件中，不同频率的自旋波彼此独立传播，可视为不同的动力学模态。因此，我们可以将它们的集合近似为复指数的叠加，表示为

$$\mathbf{M}(\mathbf{r}, t) = \sum_{n} \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n \cdot \mathbf{r} - \omega_n t)}, \tag{S3}$$

其中，$\mathbf{M}_n$、$\mathbf{k}_n$ 和 ω_n 分别表示n阶自旋波模态的振幅矢量、波矢和角频率，$\mathbf{r}$ 表示位置矢量， i 表示虚数单位。此外，为简化$\mathbf{B}_{\text{eff}}$的表达式，我们忽略激发场并假设

$$\mathbf{B}_{\text{a}}(\mathbf{r}, t) = \mathbf{B}_0, \tag{S4}$$

其中，$\mathbf{B}_0$ 是用于自旋波稳定的空间均匀、时间不变的偏置磁场。对于退磁场$\mathbf{B}_{\text{d}}$，我们调用格林函数将其表示为

$$\mathbf{B}_{\text{d}}(\mathbf{r}, t) = \int d^3 r'\ \mathbf{G}(\mathbf{r} - \mathbf{r}')\, \mathbf{M}(\mathbf{r}', t), \tag{S5}$$

其中，$\mathbf{G(r)}$是描述空间非局域偶极相互作用的磁静力格林张量。交换场$\mathbf{B}_{\text{d}}$ 表示为

$$\mathbf{H}_{\text{ex}}(\mathbf{r}, t) = D\, \nabla^2 \mathbf{M}(\mathbf{r}, t), \tag{S6}$$

其中 ∇^2 为拉普拉斯算子， D 为交换刚度参数。将方程（S3）代入方程（S2），并结合上述各场项的表达式,

可得

$$\begin{aligned}\mathbf{H}_{\text{eff}}(\mathbf{r},t) &= \mathbf{B}_0 + \sum_n \hat{\mathbf{G}}(\mathbf{k}_n)\mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n\cdot\mathbf{r}-\omega_n t)} - \sum_n D|\mathbf{k}_n|^2\mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n\cdot\mathbf{r}-\omega_n t)} \\ &= \mathbf{B}_0 + \sum_n \hat{\mathcal{G}}(\mathbf{k}_n)\mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n\cdot\mathbf{r}-\omega_n t)},\end{aligned} \tag{S7}$$

其中，$\mathbf{G(k)}$ 是倒易空间中的偶极格林张量，表示为

$$\hat{\mathbf{G}}(\mathbf{k}) = \int d^3\rho\ \mathbf{G}(\rho)\, e^{i\mathbf{k}\cdot\rho}, \tag{S8}$$

并且 $\hat{\mathcal{G}}(\mathbf{k}) = \hat{\mathbf{G}}(\mathbf{k}) - D|\mathbf{k}_n|^2$ 是偶极-交换合并格林张量。

将方程（S3）和（S7）代入朗道-利夫希茨-吉尔伯特方程（S1），并仅保留线性阶项，可得描述各个自旋波模式动力学的色散关系。具体而言，对于前向体自旋波（FVSWs），其磁化强度方向为面外方向，色散关系为

$$f(k) = \frac{\gamma}{2\pi}\sqrt{\left(B_0 - \mu_0 M_\mathrm{s} + Dk^2\right)\left(B_0 - \mu_0 M_\mathrm{s} + Dk^2 + \mu_0 M_\mathrm{s} F(kd)\right)}, \tag{S9}$$

其中，k 和 f 分别是自旋波模态的波数及其对应频率，B_0 是面外偏置场强度，d 是薄膜厚度，F（kd）表示偶极-偶极形状因子。由于这种非线性色散，不同频率的自旋波模式在传播过程中具有不同的群速度和进动振幅。在长波极限（$k \to 0$）附近，自旋波呈现出强烈的共振特性，即铁磁共振。对于前向体自旋波的几何构型，铁磁共振频率由基特尔公式表示为

$$f_{\text{FMR}} = \frac{\gamma}{2\pi}(B_0 - \mu_0 M_\mathrm{s}). \tag{S10}$$

该频率取决于偏置磁场的强度 B_0，并定义了自旋波频谱的下限。

在线性区之外，必须考虑 LLG 方程中的非线性项（S1）。因此，我们得到描述自旋波非线性模间相互作用的表达式:

$$\sum_n i\omega_n \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n\cdot\mathbf{r}-\omega_n t)} = \gamma\left(\sum_n \mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n\cdot\mathbf{r}-\omega_n t)}\right)\times\left(\sum_n \hat{\mathcal{G}}(\mathbf{k}_n)\mathbf{M}_n e^{i(\mathbf{k}_n\cdot\mathbf{r}-\omega_n t)} + \mathbf{B}_0\right). \tag{S11}$$

在此，特定模式分量 ω_n 的每个复指数都需要满足等式两边相等的条件，因此交叉乘积会生成形式为 $e^{i\left((\mathbf{k}_{n_1}\pm\mathbf{k}^{n_2})\cdot\mathbf{r}-(\omega_{n_1}\pm\omega_{n_2})t\right)}$ 的高阶混频项。这表明自旋波模式之间存在非线性耦合，并通过复数混频过程形成潜在的稠密谱流形。

补充说明 2. 任务规格与储备池计算算法

奇偶校验

奇偶校验任务的目标信号 $\hat{y}(n)$ 表示为

$$\hat{y}(n) = \bigoplus_{i=0}^{K-1} u(n-i), \tag{S12}$$

其中， $\bigoplus$ 表示模 2 加法（即异或）， $u(n)$是从 $\{0,1\}$中均匀随机抽取的二进制输入序列， K 是记忆深度。共准备了 $N = 2700$ 步 $u(n)$，其中丢弃 $1 \le n \le 200$步以避免瞬态效应， $201 \le n \le 2200$ 步用于训练阶段， $2201 \le n \le 2700$步用于测试阶段。通过计算测试阶段预测输出 $y_K(n)$与目标输出 $\hat{y}_K(n)$之间的决定系数 R_K^2，评估特定记忆深度 K 下的性能，表示为

$$R_K^2 = 1 - \frac{\sum_n \left(y_K(n) - \hat{y}_K(n)\right)^2}{\sum_n \left(\hat{y}_K(n) - \langle \hat{y}_K \rangle\right)^2}, \tag{S13}$$

其中， $\langle \hat{y}_K \rangle$ 表示$\hat{y}_K(n)$的平均值。随后通过以下公式计算奇偶校验容量：

$$C_{\text{total}} = \sum_{K=1}^{K_0} R_K^2, \tag{S14}$$

其中，本研究中 $K_0 = 6$ 。

NARMA-2

NARMA-2任务的目标信号 $\hat{y}(n)$ 由以下递归关系描述：

$$\hat{y}(n+1) = 0.4\,\hat{y}(n) + 0.4\,\hat{y}(n)\,\hat{y}(n-1) + 0.6\,u(n)^3 + 0.1, \tag{S15}$$

其中， $u(n)$ 是从 $[0, 0.5]$ 中均匀随机采样得到的输入序列。再次使用长度为 $N = 2700$ 的输入信号 $u(n)$，丢弃 $1 \le n \le 200$ ，其中 $201 \le n \le 2200$ 用于训练， $2201 \le n \le 2700$ 用于测试。在测试阶段，通过计算预测输出 $y_K(n)$ 与目标输出 $\hat{y}_K(n)$ 之间的 NMSE（归一化均方误差）来量化性能，表示为

$$\text{NMSE} = \frac{\sum_n \left(y(n) - \hat{y}(n)\right)^2}{\sum_n \left(\hat{y}(n) - \langle \hat{y} \rangle\right)^2}, \tag{S16}$$

读出训练与测试

在训练阶段，通过线性回归训练读出权重矩阵 $\mathbf{W} = [w_{i,j}] \in \mathbb{R}^{I \times O}$，具体如下：

$$\mathbf{W} = (\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\hat{\mathbf{Y}}. \tag{S17}$$

此处，$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N_s \times I}$ 是用于训练的储备池状态矩阵，每个节点按列对齐；$\hat{\mathbf{Y}} \in \mathbb{R}^{N_s \times O}$ 是目标输出矩阵，$(\cdot)^{\mathrm{T}}$ 表示矩阵转置，I 是储备池状态（节点）的数量，O 是目标输出通道的数量（奇偶校验和 NARMA-2任务为 $O = 1$，语音识别为 $O = 5$），N_s 是符号的数量。我们注意到，在奇偶校验和 NARMA-2任务中，一个数据点对应一个符号，即 $N_s = N$。在语音识别任务中，我们将 100 个数据点视为一个符号，即 $N_s = N/100$。相应地，奇偶校验和 NARMA-2任务的符号持续时间为 $T_s = T_0$，语音识别任务的符号持续时间为 $T_s = 100T_0$。处理速率按 T_s 的倒数计算。

在测试阶段，输出矩阵 $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N_s \times O}$ 由经过训练的权重对储备池状态进行线性组合生成，表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{W}. \tag{S18}$$

补充参考文献

[1] Stancil,D.D.,Prabhakar, A.：自旋波：理论与应用。Springer，纽约，NY（2009）

[2] Gurevich, A.G., Melkov, G.A.：磁化强度振荡与波。CRC出版社，佛罗里达州博卡拉顿（1996）

[3] Mahmoud, A., Ciubotaru, F., Vanderveken, F., Chumak,A.V.,Hamdioui,S.,Adelmann, C., Cotofana, S.：自旋波计算导论。J. Appl. Phys. **128**，161101（2020年）