文章编号: 1007 - 4252(2020)03 - 0003 - 160

基于铁电材料的人工突触器件的研究进展

赵兰天,刘晨鹤,任青华,刘强,陈玲丽,俞文杰*
(中国科学院上海微系统与信息技术研究所信息功能材料国家重点实验室,上海 200050)

摘要: 神经形态计算因具有解决传统冯诺依曼架构的瓶颈问题的潜力,已经被深入研究。在众多人工突触器件材料系统中,铁电材料有独特的极化和非易失性特性,其在神经形态计算中应用前景巨大。本文总结了有关于铁电突触器件的最新研究进展,梳理了铁电材料的基本性质,分析了两种铁电突触器件—铁电隧穿结(FTJ)和铁电场效应晶体管(FeFET)的工作原理以及研究成果,并对基于铁电材料的人工突触器件目前的研究状况以及未来的发展分别做出了总结与展望。

关键词: 神经形态计算; 人工突触器件; 铁电材料; 铁电隧穿结; 铁电场效应晶体管
中图分类号: TN384 **文献标志码:** A

Research progress of artificial synaptic devices based on ferroelectric materials

ZHAOlantian, LIU chenhe, REN qinghua, LIU qiang, CHEN lingli, YU wenjie*
(State Key Laboratory of Information Functional Materials, Shanghai Institute of Microsystems and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050)

Abstract: Neuromorphic computing has been intensively studied because it has a potential to solve the bottleneck problem of traditional von Neumann architecture. In artificial synapse device material systems, ferroelectric materials have unique polarization and non-volatile characteristics, which shows a great prospect in the application of neuromorphic computing. This paper summarizes the latest research of ferroelectric synaptic devices, presents the basic properties of ferroelectric material, and analyzes the working principle and research results of two ferroelectric synaptic devices: ferroelectric tunneling junction (FTJ) and ferroelectric field the effect transistor (FeFET). The current research status and future development of artificial synaptic devices based on ferroelectric materials are summarized and prospected respectively.

Keywords: neuromorphic computing; artificial synaptic device; ferroelectric material; ferroelectric tunneling junction; ferroelectric field effect transistor

收稿日期: 2020-05-21; **修订日期:** 2020-06-23
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61674161).
作者简介: 赵兰天(1995-),男,山东潍坊,博士生,主要从事神经形态器件的制备和研究,(Email: ltzhao@mail.sim.ac.cn).
通信作者: 俞文杰(1983-),男,博士,研究员,主要从事先进 SOI 材料及器件研究,(Email: casan@mail.sim.ac.cn).

0　引言

在过去的几十年中，由摩尔定律[1]支持的冯·诺伊曼架构[2]推动了技术革命，并使我们进入了当今的信息时代。今天，我们使用计算机来玩游戏，看视频，听音乐，读写文档等，所有这些计算都是基于冯诺依曼架构来实现的。当大规模神经网络的训练或测试需要大量的数据进行计算时，微处理器与存储器之间频繁的数据移动造成的工作效率低、能耗大等问题已经成为整个系统的瓶颈，形成所谓的冯诺依曼瓶颈[3]。

为了解决冯诺依曼瓶颈，研究者们开始关注类脑计算技术。与硅基处理器相比，人脑是一个强大而高效的生物计算系统，可以处理各种复杂任务，例如模式识别、视觉计算和数据处理。与冯诺依曼架构不同，人脑在存储和计算时采用同一区间，它的操作是异步的、节能的、大规模并行的、容错的，并且在面向大数据的任务中大大优于传统的冯诺伊曼架构的计算系统。大脑的基本组成部分是神经元和突触，突触充当神经元间的连接通路，是计算和学习的基本单元，突触在实现人脑的学习和适应性方面起着非常重要的作用。突触的权重显示了由该突触连接的两个神经元之间的连接强度，在学习过程中，突触权重根据学习规则以模拟方式变化。因此，设计能够表现突触行为的物理突触器件是构建类脑计算机的关键。

在过去的几十年里，人们提出了硅基互补金属氧化物半导体(CMOS)模拟电路来模拟突触功能[4,5]。但是，模拟一个突触或神经元需要十个以上的晶体管。例如，IBM 的 TrueNorth 芯片使用了 54 亿个晶体管来模拟 100 万个神经元和 2.56 亿个可配置的突触[6]。基于 CMOS 的模拟电路在模拟人脑方面效率低，主要是由于其数字化的工作原理。此外，在 CMOS 的模拟电路中，一个简单的突触事件产生的能量消耗可能比一个生物突触的能量消耗高 100 万倍[7]。近年来，利用单个电子器件来模拟突触功能受到了极大的关注，因为它可以显著克服基于 CMOS 的模拟电路的局限性，这种器件包括电阻式随机存取存储器(ReRAM)[8,9]，相变存储器(PCRAM)[10]，磁阻随机存取存储器(MRAM)[11]，铁电场效应晶体管(FeFET)[12]等。

数十年来，基于 ReRAM 和 PCRAM 的人工突触器件被广泛研究，但是它们仍存在一些缺点。ReRAM 通过导电细丝实现不同阻态，导电细丝的不均匀性和随机性导致器件性能的一致性较差、重复性较差、电导变化不均匀，而非导电细丝型 ReRAM，通常具有较小的开关比，并且与导电细丝型 ReRAM 一样，突触权重变化的线性度和对称性差[13]；对于 PCM，基于热效应的开关机制导致了固有的单极开关特性和高的能耗，并且也存在电导值变化不均匀等缺点[14-16]。相对于 ReRAM、PCRAM 等突触器件，基于铁电材料的器件具有独特的铁电转换机制，可以应用于神经形态领域，通过对铁电材料施加电压，控制铁电的极化状态来控制铁电突触器件的导电行为。目前，基于铁电材料的铁电隧穿结(FTJ)和铁电场效应晶体管(FeFET)也已被用于模拟突触特性，证明了突触学习规则[17,18]。铁电材料的极化状态有着很好的稳定性，因此基于铁电的突触器件通常具有高稳定性，大的开关比，编程脉冲时间短以及权重更新变化小[31]等一系列优点，因此铁电突触器件具有很高的研究价值。本文介绍了铁电材料的基本性质，围绕铁电突触器件(包括铁电隧穿结(FTJ)和铁电场效应晶体管(FeFET))综述了基于铁电的人工突触器件在近年来的研究进展。

1　铁电材料性质

1.1　电滞回线

铁电材料是一种很重要的电介质材料，一类具有自发极化的材料，并且极化强度和取向可以受外加电场的调控，在交变的外场强度下铁电材料的极化强度 P 与电场强度 E 的关系曲线如图 1 所示[19]。其中，P_R 为撤去外场时材料的剩余极化强度，E_c 为矫顽电场，表示使极化强度为 0 时的电场强度。在初始状态下，铁电材料内部电偶极矩方向排列随机，铁电材料的净极化强度为 0。外加电场后，极化取向渐渐一致，极化强度逐渐增加，当电场足够大时，极化强度达到最大值。此时，若撤去外电场，由于电偶极矩的相互耦合，铁电体内部存在剩余极化，极化强度为 P_R。当施加反向电场时，电偶极矩开始反转，当反向电场达到 $-E_c$ 时，铁电材料的净极化强度为 0。继续反向增大电场强度，极化强度在反方向趋于饱和。一般来说，材料的铁电性只存在于某一温度以下，这个温度称为居里温度。在这个温度以上，材料变为没有自发极化的顺电体。

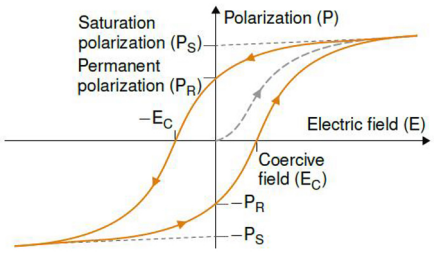

图 1 铁电材料的电滞回线[19]

Fig.1 Hysteresis loop of ferroelectric materials.[19]

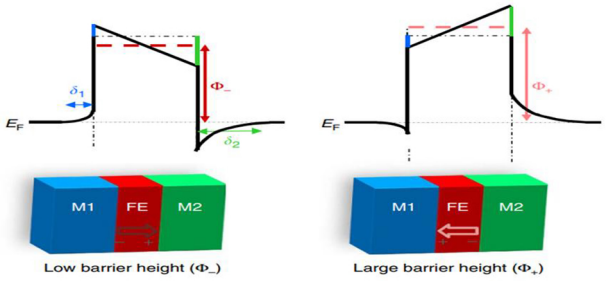

图 3 铁电隧穿结原理示意图[30]

Fig. 3 Schematic diagram of ferroelectric tunnel junction.[30]

1.2 铁电畴

铁电畴的存在是铁电材料产生极化的主要因素。从微观上去看,在无外场的情况下,铁电材料内部的自发极化方向杂乱无章,没有一致的规律,因此宏观上不表现出极化特性。但是在铁电材料内部的一个微观小区域下,自发极化的取向是一致的,这个区域称为铁电畴,两畴之间的界壁称为畴壁[20]。根据两个电畴的自发极化方向,可分为 90°畴壁、180°畴壁等[20,21]。如图 2 所示,在外电场作用下,沿着电场线方向的铁电畴会不断生长,而逆着电场线方向的畴会收缩,其他方向的畴会沿着电场线方向发生偏转,当铁电材料中的各个畴的大小和方向受外电场的影响趋于一致时,该铁电体变为单畴状态。在这种情况下,铁电畴的结构不会受外加电场的影响而发生改变,此时,只存在电子及离子的极化效应[20-23]。

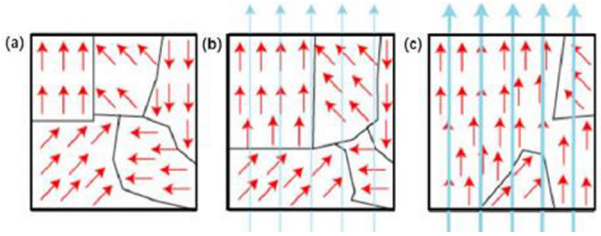

图 2 外场作用下铁电畴的运动[23]

Fig. 2 The motion of ferroelectric domains under the external field.[23]

2 铁电突触器件

铁电材料在发现后,最初被用于铁电随机存储器(FeRAM),FeRAM 是由两个金属电极和夹在中间的厚铁电层材料组成。由于材料生长技术的限制,铁电层材料厚度通常太大(>100nm),因此无论在何种情况下铁电材料的电导率都相对较低。直到最近几年铁电材料可以被制造出几纳米或十几纳米的厚度[24],基于铁电材料的器件被再次开发。与通常认为铁电材料只能表现出二元开关行为的观点相反,据报道,铁电存储器也会显示出忆阻行为,具有多级电导状态[25],因此基于铁电材料的器件适合用于模拟突触功能,用于神经形态计算领域。基于铁电的突触器件主要包括铁电隧穿结(FTJ)和铁电场效应晶体管(FeFET)。

2.1 铁电隧穿结(FTJ)

2.1.1 FTJ 工作原理

FTJ 是由一个超薄铁电势垒和隔开的两个电极组成,这个概念是 Kohlstedt 等人[26]在 2005 年被提出的。在这个结构下,通常铁电层要足够薄以允许电子隧穿,并且足够厚以保持其铁电特性[27]。据报道,满足这些要求的适当厚度为 3-4 纳米[28]。该结构具有一个最为明显的特征,为遂穿电阻效应[29],即通过外加场改变中间超薄铁电层的极化方向,从而引起 FTJ 电阻的变化。如图 3 所示,在铁电体的表面,通常存在极化电荷,它们会根据电子的符号排斥或吸引电子。位于金属与铁电层界面处的电子对于极化电荷具有不完全屏蔽作用,这种不完全屏蔽在铁电/电极界面上产生了额外的静电势。M1 和 M2 通常为两种不同的金属材料,因此对极化电荷的屏蔽长度自然不相同。由于这种不对称性,导致铁电材料的极化在两个不同方向时(指向 M1 或 M2),铁电层的平均势垒高度不同。由于电子隧穿几率在很大程度上取决于势垒高度,因此 FTJ 的阻值将大大取决于极化方向。两种不同的极化方向可以使 FTJ 呈现两种不同的电阻状态,即高阻态和低阻态,这两种阻态在数字电路中可以代表“1”和“0”两个

逻辑态，实现二进制数据的存储[30]。

如前所述，超薄铁电层的极化开关可以导致两种不同的电阻态。然而，铁电薄膜的极化并不是突然发生的，而是通过反极性区域的成核和生长而发生的，在这一过程中，器件的电阻在 R_{on} 和 R_{off} 之间[31]。因此，提出了铁电隧穿忆阻器(FTM)的新概念，铁电超薄层在极化切换过程中可以获得多个电阻态，FTM 的电导可以根据所施加的电压和电流的历史不断调整，此外 FTM 可以缩小到纳米尺寸，且具有非易失性，快速、低能量的开关特性，因此 FTM 可应用于人工突触器件。

2.1.2 FTJ 研究进展

FTJ 的基本概念最初是由江崎等人在 1971 年早期提出的[32]，尽管当时已经预测到铁电极化反转后隧穿电阻的变化，但人们认为铁电性不可能存在于允许隧穿发生的厚度的薄膜中，这一概念被遗忘了大约 30 年。直到 21 世纪初，因为外延沉积方法和表征技术的发展，实现了高质量的超薄铁电薄膜，FTJ 的概念才再次引起人们的注意。随着 FTJ 研究的不断深入，Chanthbouala 等[33]在 2012 年基于 $BaTiO_3$(BTO)的隧穿结中报道了 FTJ 有稳定的多重电阻后，铁电隧穿忆阻器(FTM)的概念被首次实验论证，随后又有许多关于不同铁电薄膜的 FTM 的研究报道，如 $BiFeO_3$(BFO)[34,35]、Pb(Zr，Ti)O_3(PZT)[36,37]、$HfZrO_x$(HZO)[39,40]等，开始了基于 FTJ 的存储器的研究。随后，一些功能性的 FTJ 被证明与硅基衬底兼容，预测了其在硅基非易失性存储器的潜在实际应用。近年来，随着类脑神经形态计算的研究进展，基于 FTM 的人工突触器件在突触学习中已经通过不同的铁电薄膜得到了证明[31,38-43]。

在突触可塑性学习中，依赖于尖峰时间的可塑性(STDP)是一种非常重要的记忆机制，它反应了神经网络中突触权重的变化。在上述提到的工作中，一项具有代表性的工作是 Boyn[31]等人的研究，在这项工作中，使用矩形电压脉冲(小于 V_{th})形状的波形来模拟来自前神经元和后神经元的尖峰，当突触前和突触后脉冲以一定的时差(Δt)施加到 FTM 上时(图 4a)，它们会产生叠加波形。当 $\Delta t>0$ 时，脉冲波形叠加会增加该 FTM 的电导，当 $\Delta t<0$ 时，会降低 FTM 的电导。另外，他们发现铁电引起的 FTM 中电导的变化可以用一个成核限制的模型来描述。利用该模型，他们实现了突触学习的预测建模，如图 4c 所示。在该 FTM 上应用不同的电压波形来模拟不同类型的神经元前后活动时，还可以预测某些类型的 STDP 的电导变化，并且预测结果与测量结果吻合得很好。此外，他们的模拟还表明，该人工突触阵列可以以预测的方式进行图像识别(如图 4b)。这项具有代表性的工作揭示了 FTM 被用作人工突触的潜力，并为未来神经形态计算中可预测和可靠的人工突触的实现铺平了道路。

除了 BTO 之外，有研究报道了基于 HZO 的 FTJ 的突触行为。Yoong[38]等人成功制备了具有良好电阻特性和突触学习性能的外延单正交晶相铁电 HZO 薄膜。通过测量长期增强(LTP)和长期抑制(LTD)行为，如图 5a 所示，结果表明，样品电导可由正脉冲组和负脉冲组调制。另外，典型的非对称 Hebbian 学习规则也被测量(图 5b)，此外，还测量了配对脉冲易化率(PPF)，如图 5c 和 5d 所示，当脉冲序列连续地应用于样品时，观察到突触权重的增强，这与生物学上的突触一致。该研究将促进 HfO_2 基铁电薄膜晶体管在人工电子突触中的潜在应用。

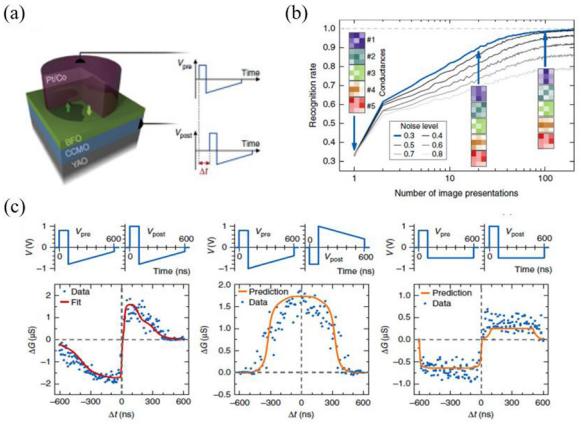

图 4　(a) 基于 BFO 的 FTM 器件原理图，突触传递受突触前和突触后峰电位的 Δt 关系调节 (b) 在不同的噪声下，识别精度与图像数量的关系 (c) 不同形状的 STDP 学习曲线示例[31]

Fig. 4 (a) Schematic of FTM device based on BFO. The synaptic transmission is modulated by the causality (Δt) of pre- and postsynaptic potential. (b) Recognition rate as a function of the number of presented images for different noise levels. (c) Examples of STDP learning curves with different shapes.[31]

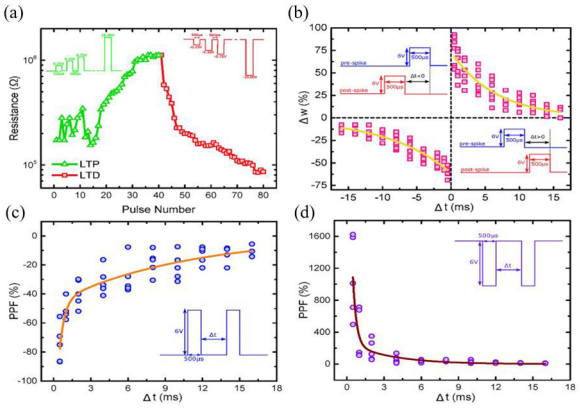

图 5 (a) 脉冲幅值逐渐增加的正、负脉冲序列的长时程增强(LTP)和抑制(LTD)行为 (b) 拟合的非对称 Hebbian 学习规则 (c) 正、(d) 负脉冲序列下的双脉冲易化(PPF)曲线[38]

Fig. 5 (a) Long-term potentiation (LTP) and depression (LTD) behaviors upon application of increasing positive and negative pulse trains. (b) Symmetric Hebbian learning rule with the fitted results. (c) Paired-pulse facilitation (PPF) ratios of positive and (d) negative pulse trains.[38]

2.2 铁电场效应晶体管(FeFET)

2.2.1 FeFET 工作原理

铁电场效应晶体管(FeFET)具有无损读出、低功耗、高运行速度等优点,在非易失性存储领域得到了广泛的应用[44,45]。FeFET 中用于存储的关键元件是铁电绝缘体,它具有自发极化状态。对于传统的存储应用,铁电绝缘材料在两个剩余极化状态之间切换,作为存储器的两个数字状态[44]。FeFET 神经形态器件的物理机制利用了铁电材料中存在的多畴效应,通过在栅极上施加短电压脉冲,利用栅电压改变铁电材料的极化状态,逐渐调整栅极电容,可以精确地、逐步地调制铁电场效应晶体管的载流子浓度,从而调整器件的阈值电压和沟道电导[46]。

2.2.2 FeFET 研究进展

近年来,由于铁电材料具有优良的多畴极化开关能力,可以获得多级的 FeFET 沟道电导,FeFET 作为一种很有前景的生物突触模拟平台受到了广泛的关注[46-50]。FeFET 的多级沟道电导可以用来记录突触的权重。例如,2012 年 Nishitani[47] 等人报道了一种基于 FeFET 的突触器件,分别使用 ZnO 和 PZT 作为半导体和铁电绝缘体(图 6a)。在该工作中,可以通过施加栅电压脉冲实现非易失性沟道电导的多级调制,如图 6b 所示。沟道电导的变化取决于栅极电压脉冲的幅度和宽度。利用这些特性,成功地实现了非对称和对称 STDP 学习规则。

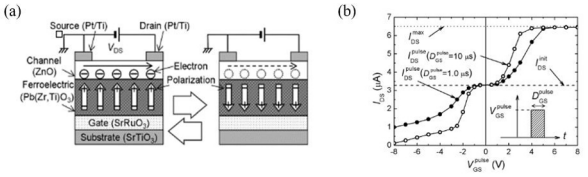

图 6 (a) 器件原理图 (b) 多级电导调制示意图[47]

Fig. 6 (a) Schematic of the device (b) Schematic of multi-level conductance modulation.[47]

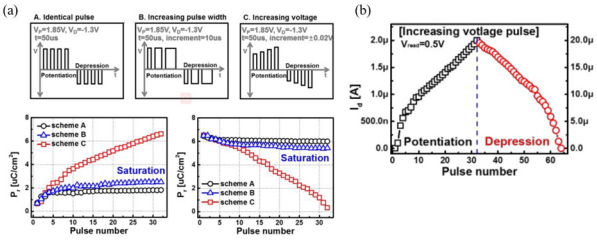

图 7 (a) 不同的施加脉冲方案下铁电体的极化行为 (b) 仿真得到器件在读取电压为 0.5V 时的多级电导调制曲线[51]

Fig. 7 (a) polarization behavior of ferroelectrics under different pulse application schemes. (b) simulation results of multi-level conductance modulation curve of the device at reading voltage of 0.5V.[51]

虽然在基于 PZT 的 FeFET 中已经实现了良好的突触性能,但 PZT 的铅含量对环境是有害的,并且有着尺寸难以缩小的限制以及与 CMOS 工艺不兼容的缺点,因此需要更加合适的铁电材料。2017 年 Seungyeol[51] 等人报道了铁电 $Hf_{0.5}Zr_{0.5}O_2$(HZO)应用于神经形态突触的可能性。仿真结果表明(如图 7),通过分析各种脉冲方案,逐渐增加脉冲电压可以切换更多铁电畴,从而保证了大范围的剩余极化态,剩余极化对应于器件中的电导状态,使得电导值的上升和下降呈现线性和对称性。最后,神经网络仿真显示出 84.34%的识别精度。基于获得的结果,显示出 HZO 突触器件在未来高密度神经形态系统应用的前景。同年,Jerry[52] 等人报道了一个以 $Hf_{0.5}Zr_{0.5}O_2$(HZO)作为铁电绝缘层的突触晶体管(图 8a),图 8b-d 为 HZO 铁电突触晶体管在三种不同脉冲方案下的沟道电导变化行为,通过调节施加脉冲

的宽度和高度，可达到方案 3 的性能最优，即最大模拟状态数(5 位) 和对称性的增强和抑制，这些都是实现具有高学习精度的神经形态系统所需要的特性，通过对该结果进行 MNSIT 数据集训练，可实现 90%学习精度。随后，2018 年 Sun [53] 等人将 FeFET 连接一个 PMOS 和一个 NMOS，形成 2T1F 结构。该 2T1F 突触器件在相同的编程脉冲下可实现很高的电导对称性及线性度，通过对结果进行 MNIST 数据集训练，可实现 97.3%的学习精度。

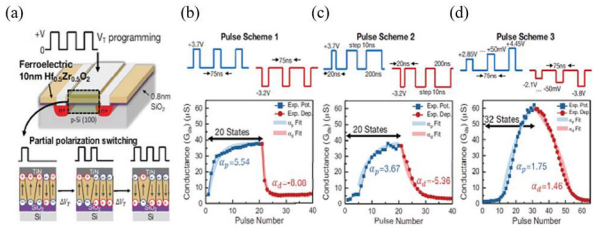

图 8　(a) 器件的结构及工作原理示意图，不同施加脉冲方案下的沟道电导行为 (b) 相同的脉冲 (c) 脉冲宽度逐渐增大 (d) 脉冲幅度逐渐增大下器件的多级电导行为 [53]

Fig. 8 (a) Schematic of device structure and working principle, channel conductance behavior under different pulse application schemes. Multi-level conductance behavior under (b) identical pulse (c) pulse width increasing gradually and (d) pulse amplitude increasing gradually. [53]

在器件结构上，无结铁电 FinFET 器件具有体积小、制备过程简单、器件可变性低等优点。因此，可以利用 FinFET 的无结特性来开发高密度人工突触阵列。最近，Choi [54] 等人报道了第一个以 $HfZrO_x$ (HZO) 作为介电层的无结铁电 FinFET 突触。这种新型突触器件结合了无结场效应晶体管和铁电场效应晶体管的优点，其原理图如图 9a 所示。通过减小源、漏的体积，该突触器件的面积可减少到 0.006 μm^2，比常规 FeFET 突触器件小 40 倍。此外，所制备的突触器件具有明显的开关特性和逐渐可调的沟道电导特性，并且该器件实现了突触电位的增强和抑制。为了验证这种突触器件在神经网络中用于模式识别的可行性，他们还基于实验测量的突触行为进行了神经网络模拟(图 9b) ，在 MNIST 数据集的训练下，该器件的识别精度可达到 80%(图 9c) 。

如前所述，$HfZrO_x$ 是铁电器件的常用材料，与传统的 CMOS 技术具有非凡的兼容性。因此，它被认为是未来集成的一个有希望的候选。最近，Kim [49]

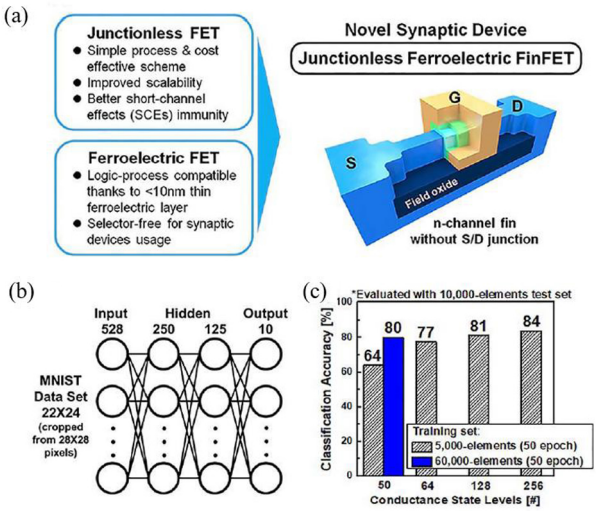

图 9　(a) 无结铁电 FinFET 器件结构 (b) 神经网络仿真示意图 (c) 不同电导状态数量下的识别精度 [54]

Fig. 9 (a) Device structure of a junctionless ferroelectric FinFET. (b) Schematic of the stimulated neural network. (c) Recognition accuracy with different conductance state levels. [54]

等人提出了一种基于 $HfZrO_x$ 铁电层和 IGZO 沟道的铁电薄膜晶体管作为神经形态计算的突触器件(图 10a) 。该器件通过控制纳米级铁电层的极化的变化精确控制电导来实现线性增强和抑制特性。经测量，这种器件的电导增强和抑制特性具有高线性度、高对称性和多级状态(图 10b) 。随后，对该器件进行仿真，证明其在 MNIST 数字训练集下的识别准确率达到 91.1%(图 10d) 。

氧化物铁电体通常需要较高的结晶温度，这限制了其在塑性衬底上的大面积应用。此外，其固有的刚性也限制了其在柔性器件领域的应用。与氧化物铁电体相比，有机铁电体可以克服氧化物铁电体的这些局限性。例如，Yoon [55] 等人提出了一种 IGZO 突触晶体管，它使用聚偏氯乙烯 [VDF-TrFE)] -聚甲基丙烯酸甲酯(PMMA) 混合膜作为栅极绝缘体。这种混合膜可以通过低温自旋涂覆工艺制备，因此它可以用于大面积电子器件，特别是塑料、性衬底。另外，P(VDF-TrFE) -PMMA 混合膜的开关切换时间受其混合比的影响，这为在较长的时间内调节突触器件的沟道电导提供了有效的途径。最近，Kim [51] 等人报道了超薄的并五苯突触晶体管，其中 P(VDF-TrFE) 膜作为介电层，器件的总厚度约为 500 nm。通过精确调控 P(VDF-TrFE) 的剩余极化，

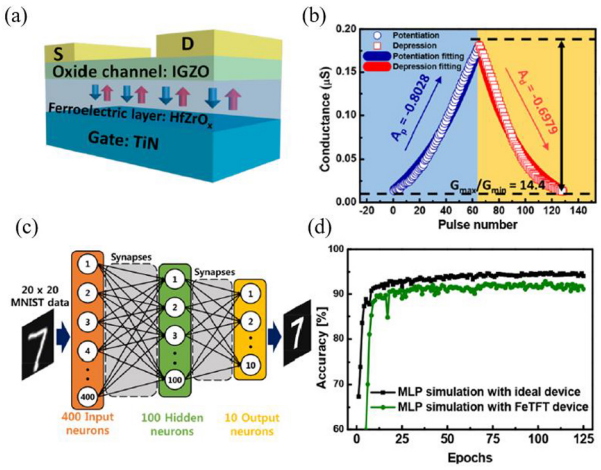

图 10 (a) 铁电薄膜晶体管结构示意图 (b) 增量脉冲方案下铁电薄膜晶体管的增强和抑制特性 (c) 两层感知机神经网络的示意图 (d) 与理想的神经形态器件相比，基于铁电薄膜晶体管的两层感知机神经网络的识别精度[49]

Fig. 10 (a) Structure of ferroelectric thin film transistor (b) potential and depression characteristics of ferroelectric thin film transistor under incremental pulse scheme (c) diagram of two-layer perceptron neural network (d) recognition accuracy of two-layer perceptron neural network based on ferroelectric thin film transistor compared with ideal neural device [49]

成功地在该器件中模拟出突触特性，包括突触后电流、突触抑制和增强以及 STDP。

3 总结与展望

基于铁电材料的突触器件与传统 ReRAM 和 PCRAM 相比，具有许多优点，如高稳定性，大的开关比，编程脉冲时间短、权重更新变化小以及器件性能一致性、重复性好等，在神经形态领域中有着很大的应用潜力。但铁电材料的极化状态通常需要较大的工作电压才能部分切换，且铁电材料的稳定极化状态使长时程可塑性(LTP)的实现变得容易，而短时程可塑性(STP)的实现变得困难。

FTJ 作为一种新型的忆阻器，具有非常简单的物理机制和清晰的电阻切换微观过程，这对于忆阻器获得可靠且可预测的纳米器件至关重要[33, 56]。FTM 的最新研究成果表明，基于 FTJ 的突触器件可以成功模拟突触的 STDP、LTP、LTD 等行为，并且可进行图像识别。新成果为更复杂的硬件神经网络应用提供了一条途径，这可能对下一代非易失性存储器的发展产生重大影响。但是，在 FTJ 结构中，通常铁电层要足够薄以允许电子隧穿，并且足够厚以保持其铁电特性，这种矛盾使 FTJ 难以具有多级权重，并且 FTJ 中的泄露电流也是一个问题，因此高质量的多畴铁电薄膜对 FTJ 突触器件至关重要。FTJ 在神经形态领域中的应用研究还处于起步阶段，它能否在该领域存在一席重要之地，还需要做更多的工作来证明。

随着近年来的进一步研究，基于 FeFET 的突触器件也能实现突触的基本 STDP、LTP、LTD 特性，并且有着高对称性、高范围的权值变化和高精度的学习能力。FeFET 器件为三端器件，相比于 FJT 二端突触器件，三端突触晶体管具有稳定性好、测试参数相对可控、操作机制清晰等优点，另外信号传输与学习过程可以在三端突触晶体管里同时进行，因此与其他类型的器件相比，晶体管可能更适合于模拟突触功能[57]。但是，FeFET 也存在一些缺点，比如，在氧化物/硅界面的扩散可能会降低存储性能。另外，与浮栅晶体管类似，FeFET 具有类似的基于电荷的存储特性，器件的尺寸微缩也面临较大的挑战。

参考文献:

[1] Moore G E. Cramming more components onto integrated circuits, Reprinted from Electronics, volume 38, number 8, April 19, 1965, pp. 114 ff [J]. IEEE solid-state circuits society newsletter, 2006, 11(3): 33-35.

[2] Von Neumann J. First Draft of a Report on the EDVAC [J]. IEEE Annals of the History of Computing, 1993, 15(4): 27-75.

[3] Allen J. Anatomy of LISP [M]. McGraw-Hill, Inc., 1978.

[4] Chicca E, Badoni D, Dante V, et al. A VLSI recurrent network of integrate-and-fire neurons connected by plastic synapses with long-term memory [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(5): 1297-1307.

[5] Arthur J V, Boahen K A. Silicon-neuron design: A dynamical systems approach [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2010, 58(5): 1034-1043.

[6] Merolla P A, Arthur J V, Alvarez-Icaza R, et al. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface [J]. Science, 2014, 345(6197): 668-673.

[7] Yang C S, Shang D S, Liu N, et al. A Synaptic Transistor based on Quasi - 2D Molybdenum Oxide [J]. Advanced Materials, 2017, 29(27): 1700906.

[8] Yang JJ, Pickett M D, Li X, et al. Memristive switching

mechanism for metal/oxide/metal nanodevices [J]. Nature nanotechnology, 2008, 3(7): 429.

[9] Wang Z, Joshi S, Savel'ev S E, et al. Memristors with diffusive dynamics as synaptic emulators for neuromorphic computing [J]. Nature materials, 2017, 16(1): 101-108.

[10] Burr G W, Breitwisch M J, Franceschini M, et al. Phase change memory technology [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B, Nanotechnology and Microelectronics: Materials, Processing, Measurement, and Phenomena, 2010, 28(2): 223-262.

[11] Kent A D, Worledge D C. A new spin on magnetic memories [J]. Nature nanotechnology, 2015, 10(3): 187.

[12] Setter N, Damjanovic D, Eng L, et al. Ferroelectric thin films: Review of materials, properties, and applications [J]. Journal of applied physics, 2006, 100(5): 051606.

[13] Zhang T, Yang K, Xu X, et al. Memristive Devices and Networks for Brain - Inspired Computing [J]. physica status solidi (RRL) - Rapid Research Letters, 2019, 13(8): 1900029.

[14] Wouters D J, Waser R, Wuttig M. Phase-change and redox-based resistive switching memories [J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103(8): 1274-1288.

[15] Bichler O, Suri M, Querlioz D, et al. Visual pattern extraction using energy-efficient "2-PCM synapse" neuromorphic architecture [J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2012, 59(8): 2206-2214.

[16] 45S. Raoux, F. Xiong, M. Wuttig, and E. Pop, "Phase change materials and phase change memory," MRS Bull. 39, 703 - 710 (2014).

[17] Boyn S, Grollier J, Lecerf G, et al. Learning through ferroelectric domain dynamics in solid-state synapses [J]. Nature communications, 2017, 8(1): 1-7.

[18] Nishitani Y, Kaneko Y, Ueda M, et al. Dynamic observation of brain-like learning in a ferroelectric synapse device [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2013, 52(4S): 04CE06.

[19] Boyn S. Ferroelectric tunnel junctions: memristors for neuromorphic computing [D]. Paris Saclay, 2016.

[20] 钟维烈. 铁电体物理学 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.

[21] 符春林. 铁电薄膜材料及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.

[22] Fousek J. Ferroelectricity: Remarks on Historical Aspects and Present Trends Ferroelectrics, 1991, 113(1-4): 3-20.

[23] W. G. Cady. Piezoelectricity [M]. New York: McGraw-Hill Book Co., 1946.

[24] Wong J C, Salahuddin S. Negative capacitance transistors [J]. Proceedings of the IEEE, 2018, 107(1): 49-62.

[25] Quindeau A, Hesse D, Alexe M. Programmable ferroelectric tunnel memristor [J]. Frontiers in Physics, 2014, 2: 7.

[26] Kohlstedt H, Pertsev N A, Contreras J R, et al. Theoretical current-voltage characteristics of ferroelectric tunnel junctions [J]. Physical Review B, 2005, 72(12): 125341.

[27] Junquera J, Ghosez P. Critical thickness for ferroelectricity in perovskite ultrathin films [J]. Nature, 2003, 422(6931): 506-509.

[28] Jeong D S, Hwang C S. Nonvolatile memory materials for neuromorphic intelligent machines [J]. Advanced Materials, 2018, 30(42): 1704729.

[29] Zhuravlev M Y, Sabirianov R F, Jaswal S S, et al. Giant electroresistance in ferroelectric tunnel junctions [J]. Physical Review Letters, 2005, 94(24): 246802.

[30] Garcia V, Bibes M. Ferroelectric tunnel junctions for information storage and processing [J]. Nature communications, 2014, 5(1): 1-12.

[31] Hoffman J, Pan X, Reiner J W, et al. Ferroelectric field effect transistors for memory applications [J]. Advanced materials, 2010, 22(26 - 27): 2957-2961.

[32] Esaki L, Laibowitz R B, Stiles P J. Polar switch [J]. IBM Tech. Discl. Bull, 1971, 13(2161): 114.

[33] Chanthbouala A, Garcia V, Cherifi R O, et al. A ferroelectric memristor [J]. Nature materials, 2012, 11(10): 860-864.

[34] Yamada H, Garcia V, Fusil S, et al. Giantelectroresistance of super-tetragonal BiFeO3-based ferroelectric tunnel junctions [J]. ACS nano, 2013, 7(6): 5385-5390.

[35] Hu Z, Li Q, Li M, et al. Ferroelectric memristor based on Pt/BiFeO3/Nb-doped SrTiO3 heterostructure [J]. Applied Physics Letters, 2013, 102(10): 102901.

[36] Quindeau A, Hesse D, Alexe M. Programmable ferroelectric tunnel memristor [J]. Frontiers in Physics, 2014, 2: 7.

[37] Hou P, Wang J, Zhong X, et al. A ferroelectric memristor based on the migration of oxygen vacancies [J]. RSC advances, 2016, 6(59): 54113-54118.

[38] Yoong H Y, Wu H, Zhao J, et al. Epitaxial Ferroelectric Hf0. 5Zr0. 5O2 Thin Films and Their Implementations in Memristors for Brain - Inspired Computing [J]. Advanced Functional Materials, 2018, 28(50): 1806037.

[39] Chen L, Wang T Y, Dai Y W, et al. Ultra-low power Hf0. 5 Zr0.5O2 based ferroelectric tunnel junction synapses for

hardware neural network applications [J]. Nanoscale, 2018, 10(33): 15826-15833.

[40] Guo R, Zhou Y, Wu L, et al. Control of synaptic plasticity learning of ferroelectric tunnel memristor by nanoscale interface engineering [J]. ACS applied materials & interfaces, 2018, 10(15): 12862-12869.

[41] Naber R C G, Asadi K, Blom P W M, et al. Organic nonvolatile memory devices based on ferroelectricity [J]. Advanced materials, 2010, 22(9): 933-945.

[42] Boyn S, Grollier J, Lecerf G, et al. Learning through ferroelectric domain dynamics in solid-state synapses [J]. Nature communications, 2017, 8(1): 1-7.

[43] Majumdar S, Tan H, Qin Q H, et al. Energy - Efficient Organic Ferroelectric Tunnel Junction Memristors forNeuromorphic Computing [J]. Advanced Electronic Materials, 2019, 5(3): 1800795.

[44] Wang Z, Zhao W, Kang W, et al. Compact modelling of ferroelectric tunnel memristor and its use for neuromorphic simulation [J]. Applied Physics Letters, 2014, 104(5): 053505.

[45] Wang Z, Zhao W, Kang W, et al. Ferroelectric tunnel memristor-based neuromorphic network with 1T1R crossbar architecture [C] //2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2014: 29-34.

[46] Nishitani Y, Kaneko Y, Ueda M, et al. Dynamic observation of brain-like learning in a ferroelectric synapse device [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2013, 52(4S): 04CE06.

[47] Nishitani Y, Kaneko Y, Ueda M, et al. Three-terminal ferroelectric synapse device with concurrent learning function for artificial neural networks [J]. Journal of Applied Physics, 2012, 111(12): 124108.

[48] Yoon S M,Tokumitsu E, Ishiwara H. An electrically modifiable synapse array composed of metal-ferroelectric-semiconductor (MFS) FET's using SrBi/sub 2/Ta/sub 2/O/sub 9/thin films [J]. IEEE Electron Device Letters, 1999, 20(5): 229-231.

[49] Kim M K, Lee J S. Ferroelectric analog synaptic transistors [J]. Nano letters, 2019, 19(3): 2044-2050.

[50] Jang S, Jang S, Lee E H, et al. Ultrathin Conformable Organic Artificial Synapse for Wearable Intelligent Device Applications [J]. ACS applied materials & interfaces, 2018, 11(1): 1071-1080.

[51] Oh S, Kim T, Kwak M, et al. HfZrOx-based ferroelectric synapse device with 32 levels of conductance states for neuromorphic applications [J]. IEEE Electron Device Letters, 2017, 38(6): 732-735.

[52] Jerry M, Chen P Y, Zhang J, et al. Ferroelectric FET analog synapse for acceleration of deep neural network training [C] //2017 IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM). IEEE, 2017: 6.2. 1-6.2. 4.

[53] Sun X, Wang P, Ni K, et al. Exploiting hybrid precision for training and inference: A 2T-1FeFET based analog synaptic weight cell [C] //2018 IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM). IEEE, 2018: 3.1. 1-3.1. 4.

[54] Seo M, Kang M H, Jeon S B, et al. First demonstration of a logic-process compatible junctionless ferroelectric FinFET synapse for neuromorphic applications [J]. IEEE Electron Device Letters, 2018, 39(9): 1445-1448.

[55] Kim E J, Kim K A, Yoon S M. Investigation of the ferroelectric switching behavior of P (VDF-TrFE) -PMMA blended films for synaptic device applications [J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 2016, 49(7): 075105.

[56] Yamada H, Garcia V, Fusil S, et al. Giantelectroresistance of super-tetragonal BiFeO3-based ferroelectric tunnel junctions [J]. ACS nano, 2013, 7(6): 5385-5390.

[57] Chen Y, Yu H, Gong J, et al. Artificial synapses based on nanomaterials [J]. Nanotechnology, 2018, 30(1): 012001.