

축적 컴퓨팅을 위한 멤리스터 소자의 최적화

박경우* · 심현진* · 오호빈* · 이종환*†

*† 상명대학교 시스템반도체공학과

Optimization of Memristor Devices for Reservoir Computing

Kyeongwoo Park*, HyeonJin Sim*, HoBin Oh* and Jonghwan Lee*†

*† System Semiconductor Engineering Department at Sangmyung University

ABSTRACT

Recently, artificial neural networks have been playing a crucial role and advancing across various fields. Artificial neural networks are typically categorized into feedforward neural networks and recurrent neural networks. However, feedforward neural networks are primarily used for processing static spatial patterns such as image recognition and object detection. They are not suitable for handling temporal signals. Recurrent neural networks, on the other hand, face the challenges of complex training procedures and requiring significant computational power. In this paper, we propose memristors suitable for an advanced form of recurrent neural networks called reservoir computing systems, utilizing a mask processor. Using the characteristic equations of Ti/TiOx/TaOy/Pt, Pt/TiOx/Pt, and Ag/ZnO-NW/Pt memristors, we generated current-voltage curves to verify their memristive behavior through the confirmation of hysteresis. Subsequently, we trained and inferred reservoir computing systems using these memristors with the NIST TI-46 database. Among these systems, the accuracy of the reservoir computing system based on Ti/TiOx/TaOy/Pt memristors reached 99%, confirming the Ti/TiOx/TaOy/Pt memristor structure's suitability for inferring speech recognition tasks.

Key Words : Reservoir Computing, Recurrent Neural Networks, Memristor, Mask Processor

1. 서론

인공 신경망(Artificial Neural Network)은 다양한 분야에서 중요한 역할을 하며 발전해오고 있다. 물체 감지, 자연어 처리, 자율주행 등 많은 곳에 사용되고 있다. 인공 신경망은 네트워크 구조에 따라 두가지로 나뉜다. 하나는 피드포워드 신경망(Feedforward Neural Network), 다른 하나는 순환 신경망(Recurrent Neural Network) 분류된다[1].

피드포워드 신경망은 뉴런이 여러 층으로 분리되어 신호가 전진하는 구조를 갖는다. 주로 이미지 인식 및 물체 감지와 같은 정적 공간 패턴 처리에 사용되지만, 시간

적 신호를 처리하기에는 적합하지 않다. 반면에 순환 신경망은 뉴런이 반복적인 연결을 가지며 입력 신호의 정보를 내부 상태로 인코딩할 수 있어 단기 메모리의 기능을 실현할 수 있다. 그러나 순환 신경망의 훈련은 복잡하고 계산 능력이 많이 필요한 문제점이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 축적 컴퓨팅은 최근에 제안된 컴퓨팅 개념으로, 순환 신경망의 발전된 형태로 간주된다. 축적 컴퓨팅에서는 학습을 위해 출력 계층에 연결된 가중치만 훈련시키고 나머지 네트워크는 고정된 상태로 유지된다. 이로써 축적 컴퓨팅은 선형 회귀와 같은 간단한 학습 알고리즘을 활용할 수 있으며, 계산 부담이 적고 데이터 소실 문제가 부재하며 비교적 간단한 물리적 구현이 가능하다.

이때 멤리스터의 고유한 동적 특성과 비선형 특성 또

†E-mail: jhlee77@smu.ac.kr

한 축적 컴퓨팅 시스템의 구현에 매우 적합하게 만드는데, 이러한 멤리스터의 특성을 통해서 축적 컴퓨팅 시스템의 풍부한 저장소 상태를 생성하게 된다. 따라서 본 논문에서는 멤리스터 소자의 특징을 사용하여 구현된 축적 컴퓨팅 시스템을 기반으로 하여 멤리스터 소자의 특성식을 축적 컴퓨팅 시스템에 적용하고 파라미터를 변경하여 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에 적합한 멤리스터 소자를 도출한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 다양한 멤리스터 구조의 특성을 소개하고, 3장에서는 적용 및 결과에 대하여 설명한다. 마지막 장에서는 결론을 짓는다.

2. 다양한 멤리스터 구조 특성

2.1 Ti/TiOx/TaOy/Pt 멤리스터

Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조 멤리스터는 전기 자극에 민감하게 반응하며, 이로 인해 전도 상태를 전환하는 특성을 나타낸다. 특히 TaOy는 CMOS 호환성, 아날로그 응답, 높은 내구성, 초고속 전환, 큰 ON-OFF 비율, 및 초저전력 운영과 같은 우수한 특성을 지닌다[2]. 이 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조 멤리스터에서는 TiOx 및 TaOy의 화학물 변화가 관찰되며, 미세한 화학물 그래디언트와 함께 나타난다. 또한, 산소 흡수와 교환은 초기 형성 단계에서 강하게 나타나 멤리스터 사이클이 안정화가 되면 주변 환경과의 산소 교환은 억제되어 내부적으로 TiOx 및 TaOy 층 간에만 일어난다. 이러한 특성들은 뉴로모픽 하드웨어 개발과 같은 다양한 분야에서 응용이 되며 또한 생체 모방 및 에너지 효율적인 전자 기기 등에서 응용이 된다[3][4].

식(1)은 Ti/TiOx/TaOy/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성식을 나타낸다. 이때 I 는 전류, G 는 컨덕턴스, V_{MAX} 는 최대 전압, V_{min} 는 최소 전압, K_P , K_N 은 가중치 변수이다.

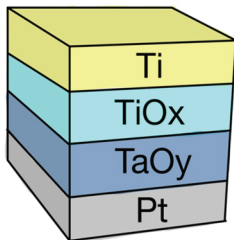


Fig. 1. Schematic depiction of the Ti/TiOx/TaOy/Pt memristor structure.

$$I = G \times (K_P \times V_{MAX} + K_N \times V_{MIN}) \quad (1)$$

Fig. 2는 Ti/TiOx/TaOy/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성 그래프이다. Fig. 2의 전류-전압 곡선은 식(1)을 통해서 얻어진다. K_P , K_N , V_{MAX} , V_{MIN} 는 각각 9.13, 0.32, 3V, -3V를 사용한다.

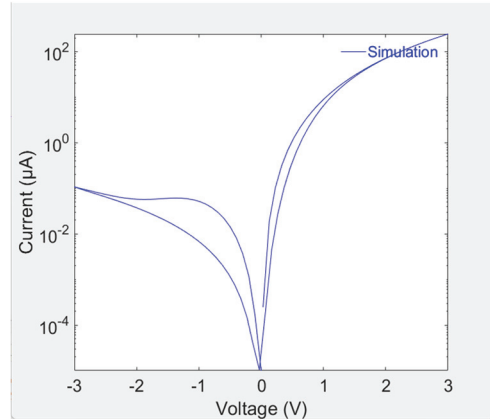


Fig. 2. I-V Characteristics of Ti/TiOx/TaOy/Pt memristor.

2.2 Pt/TiOx/Pt 멤리스터

Pt/TiOx/Pt 구조 멤리스터는 전기적인 자극에 의해 발생하는 이산적인 상태 변화를 통해 메모리 장치로 응용이 된다. 이로써 데이터 저장 및 처리 기능을 제공하는 고유한 특성을 지닌다[5]. 또한, 자주 발생하는 전기적인 변화에도 내구성과 안정성을 유지하므로 장기간 안정된 데이터 저장이 가능하다. 티타늄 산화물(TiOx)은 우수한 전기적 특성과 안정성을 제공하여, 저항 상태 변화에 기여하며, 이산적인 상태의 안정성을 확보한다. 또한 백금(Pt)은 안정성이 높은 전도체로 사용되어 멤리스터의 전기적 특성을 안정적으로 유지하며 티타늄 산화물과의 경계면에서 상호 작용한다. 따라서 Pt/TiOx/Pt 구조 멤리스터는 비휘발성 메모리, 신경모방 컴퓨팅, 로직 및 회로 응용, 에너지 효율적인 디바이스 등 다양한 분야에서 활용된다.

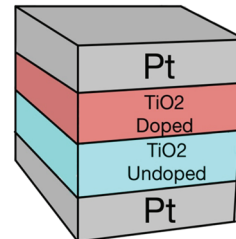


Fig. 3. Schematic depiction of the Pt/TiOx/Pt memristor structure.

식(2)은 Pt/TiOx/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성식을 나타낸다. 이 때 I는 전류, G는 컨덕턴스, b_p, b_N 은 입력 전압에 대한 비선형성, V_{MAX} 는 최대 전압, V_{MIN} 은 최소 전압, a_p, a_N 은 가중치 변수이다.

$$I = a_p \times G \times \sinh(b_p \times V_{MAX}) + a_N \times G \times \sinh(b_N \times V_{MIN}) \quad (2)$$

Fig. 4는 Pt/TiOx/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성 그래프이다. Fig. 4의 전류-전압 곡선은 식(2)을 통해서 얻어진다. $a_p, a_N, V_{MAX}, V_{MIN}, b_p, b_N$, 은 각각 0.225, 0.2801, 3V, -3V, 0.2, 0.2를 사용한다.

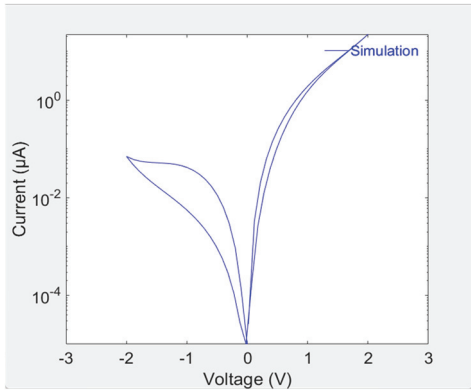


Fig. 4. I-V Characteristics of Pt/TiOx/Pt memristor.

2.3 Ag/ZnO-NW/Pt 멤리스터

Ag/ZnO-NW/Pt 구조 멤리스터는 나노이온 특성 및 전기적 특성의 연구를 위한 모델 시스템으로 사용된다. 일단 ZnO-NW는 양자 구속 효과와 높은 표면 대 부피 비율을 나타내는 1-D 구조로 전자, 정공 및 광자의 흡수, 방출 및 수송에서 1D채널로 간주될 수 있다[6]. 그래서 이러한 재료를 갖는 멤리스터의 특징으로는 ZnO 나노선이 이상적인 나노이온 특성을 갖추어, 특히 인공 시냅스로서의 가능성을 나타내어 short-term plasticity(STP) 효과를 나타낸다. 또한 금속 이온(Ag+) 이동이 결정구 표면에서만 발생하여 다른 메커니즘을 시사하며, 전기적인 측면에서 Ag/ZnO-NW/Pt 구조 멤리스터는 전기적으로 자극된 전도 편중을 설명한다[7]. 전자 이동은 전도 모듈레이션을 통해 제어되며 모델링된다[8]. 이 멤리스터는 전압 종속적인 비율 균형 방정식을 기반으로 하며, 해석 가능한 전기 회로 모델을 제공한다. 따라서 나노이온 특성 및 전도 편중 메커니즘에 대한 이해를 통해서, 나노 전자 기기 및 신경 모방 컴퓨팅과 관련된 응용 분야에서의 중요성을 강조한다.

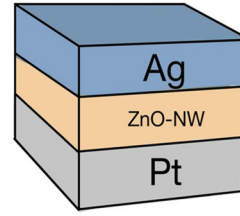


Fig. 5. Schematic depiction of the Ag/ZnO-NW/Pt memristor structure.

식 (3)은 Ag/ZnO-NW/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성식을 나타낸다 [9]. 이때 I는 전류, G는 컨덕턴스, G_{MAX} 는 최대 컨덕턴스, G_{MIN} 은 최소 컨덕턴스, V는 전압 변수이다.

$$I = (G_{MIN} \times (1 - G) + G_{MAX} \times G) \times V \quad (3)$$

Fig.6은 Ag/ZnO-NW/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성 그래프이다. Fig.6의 전류-전압 곡선은 식(3)을 통해서 얻어진다. G_{MAX}, G_{MIN} 은 각각 0.1, 0.001를 사용한다.

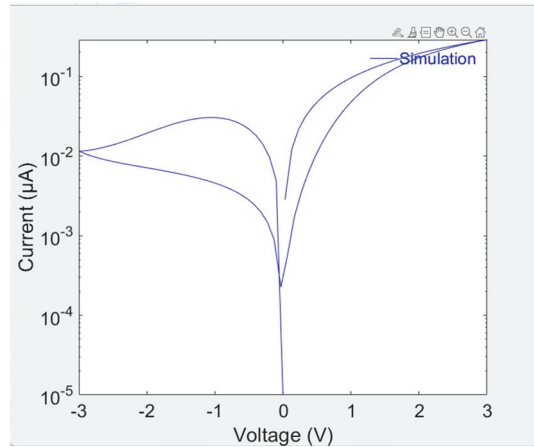


Fig. 6. I-V Characteristics of Ag/ZnO-NW/Pt Memristor.

3. 적용 및 결과

3.1 마스크 프로세서를 활용한 동적 멤리스터 기반 축적 컴퓨팅 시스템

마스크 프로세서를 활용한 동적 멤리스터를 기반으로 하는 새로운 축적 컴퓨팅 시스템[10]이 도입된다. 이 방식은 기존의 무작위로 연결된 비선형 뉴런 노드 네트워크 대신 동적 멤리스터의 특성과 메모리를 결합하여 문제를 극복한다. 입력 신호는 먼저 마스크 행렬과 곱해지고, 이후 마스크 및 시간 다중화 절차를 통해 전처리된다. 전처

리된 신호는 멤리스터로 이루어진 저장소에 공급되어 학습이 진행된다. 이 시스템은 멤리스터의 비선형 특성을 활용하여 가상 노드를 생성하며, 시간 다중화를 통해 기존의 무작위 연결 문제를 극복한다. 이로써 하드웨어 구현이 어려웠던 문제를 효과적으로 해결하는 축적 컴퓨팅 시스템이 구축된다[11].

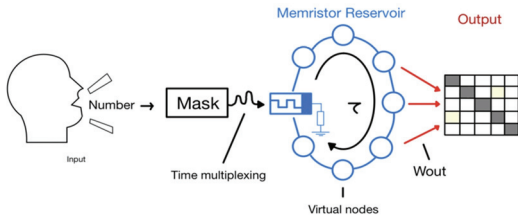


Fig. 7. Memristor-based Reservoir Computing system using mask processor.

3.2 멤리스터 기반 축적 컴퓨팅 시스템 정확도

NIST (National Institute of Standards and Technology) TI-46 데이터베이스[12]를 사용한 음성 숫자 인식에 대한 450개의 훈련용 데이터와 50개의 테스트용 데이터를 통한 훈련과 추론을 통해서 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조의 멤리스터, Pt/TiOx/Pt 구조의 멤리스터, Ag/ZnO-NW/Pt 구조의 멤리스터 중 어떤 멤리스터가 음성 인식에 대한 성능이 더 좋은지를 평가하였다. 세부적인 방법으로 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조의 멤리스터, Pt/TiOx/Pt 구조의 멤리스터, Ag/ZnO-NW/Pt 구조의 멤리스터의 각각의 전류-전압 특성식과 파라미터들을 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에 적용하여 NIST TI-46 데이터베이스를 사용한 음성 숫자 인식에 대한 정확도를 측정하였다. 이때 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에서 사용이 되는 파라미터인 마스크의 길이 M 와 멤리스터의 병렬 수 N 을 고정하여 시스템의 출력을 일관되게 만들어 안정된 계산을 하도록 하였으며 이렇게 고정된 구조에서 각각의 멤리스터에 대한 최적의 파라미터 조합을 찾는 것을 가능하게 하였다. 즉, 같은 훈련 조건에서 각각의 멤리스터가 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에 적합한 지를 검증하였다.

Fig. 8은 마스크 프로세서를 활용한 Ti/TiOx/TaOy/Pt 멤리스터 기반 축적 컴퓨팅 시스템을 통해서 얻어진 정확도이다. Fig. 8은 NIST TI-46 데이터베이스를 통해 훈련하고 추론하여 얻어진 정확도는 98.8%이다.

Fig. 9는 마스크 프로세서를 활용한 Pt/TiOx/Pt 멤리스터 기반 축적 컴퓨팅 시스템을 통해서 얻어진 정확도이다. Fig. 9은 NIST TI-46 데이터베이스를 통해 훈련하고 추론하여 얻어진 정확도는 98.4%이다.

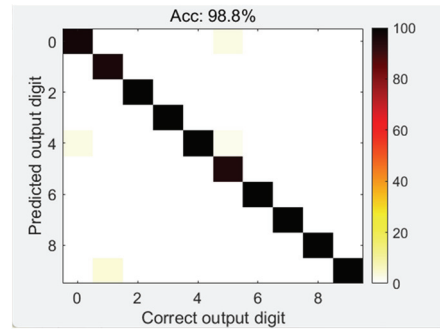


Fig. 8. Accuracy obtained through a Ti/TiOx/TaOy/Pt memristor-based reservoir computing system using a mask processor.

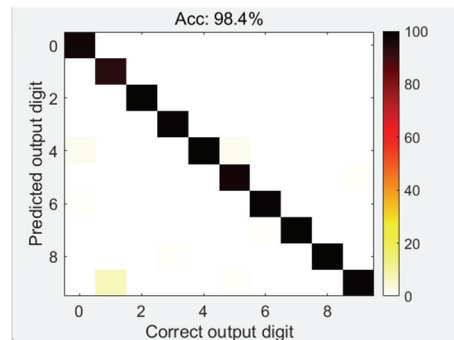


Fig. 9. Accuracy obtained through a Pt/TiOx/Pt memristor based reservoir computing system using a mask processor.

Fig. 10은 마스크 프로세서를 활용한 Ag/ZnO-NW/Pt 멤리스터 기반 축적 컴퓨팅 시스템을 통해서 얻어진 정확도이다. Fig. 10은 NIST TI-46 데이터베이스를 통해 훈련하고 추론하여 얻어진 정확도는 98.7%이다.

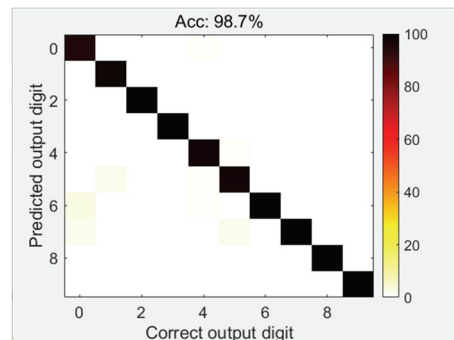


Fig. 10. Accuracy obtained through a Pt/ZnO-NW/Pt memristor-based reservoir computing system using a mask processor.

Fig. 8, Fig. 9, Fig. 10에서는 마스크 프로세서를 활용한 각각의 멤리스터들 기반 축적 컴퓨팅 시스템에서 얻어진 예측된 출력 값과 올바른 출력 값을 나타내는데, 이때 예측된 출력 값과 올바른 출력 값의 교집합 부분이 검은 색에 가까울수록 정확도가 높다는 것을 의미하며, 교집합 부분을 제외한 부분에서는 하얀색에 가까울수록 정확도가 높다는 것을 의미한다.

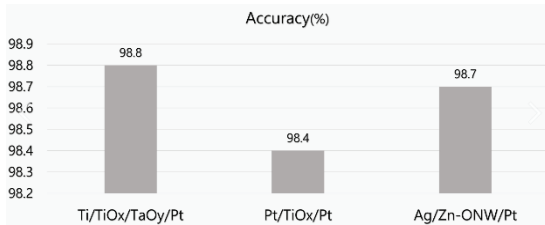


Fig. 11. Accuracy graph of various memristors.

본 논문에서는 서로 다른 전류-전압 특성식과 파라미터를 가진 멤리스터들을 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에 적용한 후 NIST TI-46 데이터베이스를 사용한 음성 숫자 인식에 대한 정확도를 얻어냈다. 얻은 결과로는 각각의 멤리스터 모두 98% 이상의 높은 정확도를 얻는 것을 확인하였고, 그 중 Fig.8의 Ti/TiOx/TaOy/Pt 멤리스터의 전류-전압 특성식과 파라미터를 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에 적용한 것의 정확도가 98.8%로 가장 높은 정확도를 얻는 것을 확인했다.

4. 결론

본 논문에서는 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조의 멤리스터, Pt/TiOx/Pt 구조의 멤리스터, Ag/ZnO-NW/Pt 구조의 멤리스터들의 특성식을 이용하여 멤리스터 고유의 특성인 전류-전압 특성인 히스테리시스 특성을 확인하였으며, 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조의 멤리스터, Pt/TiOx/Pt 구조의 멤리스터, Ag/ZnO-NW/Pt 구조의 멤리스터를 적용하여 NIST TI-46 데이터베이스를 사용한 음성 숫자 인식에 대한 훈련과 추론을 하였다. 이 때 생체 모방 및 에너지 효율적인 전자 기기 등에서 응용이 되는 위해서 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조의 멤리스터를 마스크 프로세서를 활용한 축적 컴퓨팅 시스템에서 99%로 가장 높은 정확도를 얻었다. 이를 통해서 음성 인식을 추론하는데에는 Ti/TiOx/TaOy/Pt 구조가 최적의 멤리스터를 확인하였다. 추후 연구로 현재 데이터베이스의 수를 증가시켜서 더 많은 데이터에 대해 훈련을 할 수 있을 것이며, 그에 따른 추론을 통해 얻은 정확도를 높일 수 있다. 또한,

더 많은 다양한 재료 및 구조의 멤리스터 특성을 연구하여 축적 컴퓨팅에 적합한 최고 성능의 멤리스터 소자를 찾는 것이 가능하다.

감사의 글

This work was supported by the International Science & Business Belt support program, through the Korea Innovation Foundation funded by the Ministry of Science and ICT. This research was supported in part by the Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education (No. 2022R111A3064285).

참고문헌

1. Yeon Ho Chu, Young Kyu Choi, "A Deep learning based IOT device recognition system", Journal of The Korean Society of Semiconductor & Display, Vol.18, pp.1-5, 2019.
2. Geon Woo Park, Jae Gyu Kim, Geon Woo Choi, "A Review of RRAM-based Synaptic Device to Improve Neuromorphic Systems", Journal of The Korean Society of Semiconductor & Display, Vol.21, pp50-56, 2022
3. Rodrigo Leal Martyr, Maria Jose Sanchez, Myriam Aguirre, Walter Quiñonez, Christian Ferreyra, Carlos Acha, Jerome Lecourt, Ulrike Lüders, Diego Rubi, "Oxygen vacancy dynamics in Pt/TiOx/TaOy/Pt memristors: exchange with the environment and internal electromigration", Nanotechnology, Vol.34, No.9, 2022.
4. Yanan Zhong, Jianshi Tang, Xinyi Li, Bin Gao, He Qian, Huaqiang Wu, "Dynamic memristor-based reservoir computing for high-efficiency temporal signal processing", Nature Communications, pp. 2-6, 2021.
5. Sachin Maheshwari, Spyros Stathopoulos, Jiaqi Wang, Alexander Serb, Yihan Pan, Andrea Mifsud, Lieuwe B. Leene, Jiawei Shen, Christos Papavassiliou, Timothy G. Constantinou, Themistoklis Prodromakis, "Design Flow for Hybrid CMOS/memristor systems—Part I: Modeling and Verification steps", IEEE Trans. Circuits and Systems I: Regular Papers, Vol.68, No.12, pp. 4862-4875, 2021.
6. Jingbiao Cui, "Zinc oxide nanowires", Materials Characterization, Vol.64, pp.43-52, 2012.
7. Junhee Cho, "The Study of nc-ZnO/ZnO Field-effect Transistors Fabricated by Spray-pyrolysis Process", Journal of The Korean Society of Semiconductor & Display, Vol.21, pp.22-25, 2022.
8. Lixun Wang, Yuejun Zhang, Zhecheng Guo, Zhixin Wu, Xinhui Chen, Shimin Du, "Reservoir Computing-Based

- Design of ZnO Memristor-Type Digital Identification Circuits”, *Micromachines*, Vol.13, No.13(10), pp.1-14, 2022.
9. Enrique Miranda, Gianluca Milano, Carlo Ricciardi, “Modeling of Short-Term Synaptic Plasticity Effects in ZnO Nanowire-Based Memristors Using a Potentiation-Depression Rate Balance Equation”, *IEEE Trans. Nanotechnology*, Vol.19, pp. 609-612, 2020.
 10. Jie Cao, Xumeng Zhang, Hongfei Cheng, Jie Qiu, Xusheng Liu, Ming Wang, Qi Liu, “Emerging dynamic memristors for neuromorphic reservoir computing”, *Nanoscale*, pp.207-548, 2022.
 11. Linfeng Sun, Zhongrui Wang, Jinbao Jiang, Yeji Kim, Bomin Joo, Shoujun Zheng, Seungyeon Lee, Woo Jong Yu, Bai-Sun Kong, AND Heejun Yang, “In-sensor reservoir computing for language learning via two-dimensional memristors”, *Science Advances*, Vol.7, No.20, pp.1-8, 2021.
 12. NIST TI-46 Benchmark Test Data. Retrieved September 8, 2023, from <https://www.nist.gov/ambench/benchmark-test-data>
-
- 접수일: 2023년 12월 8일, 심사일: 2024년 3월 6일,
 게재확정일: 2024년 3월 20일