

Применение методов машинного обучения для создания высоконадежных мемристоров и нейроподобных систем на их основе

Выполнил: Жевненко Д.А
Под руководством д.т.н. Горнева Е.С.



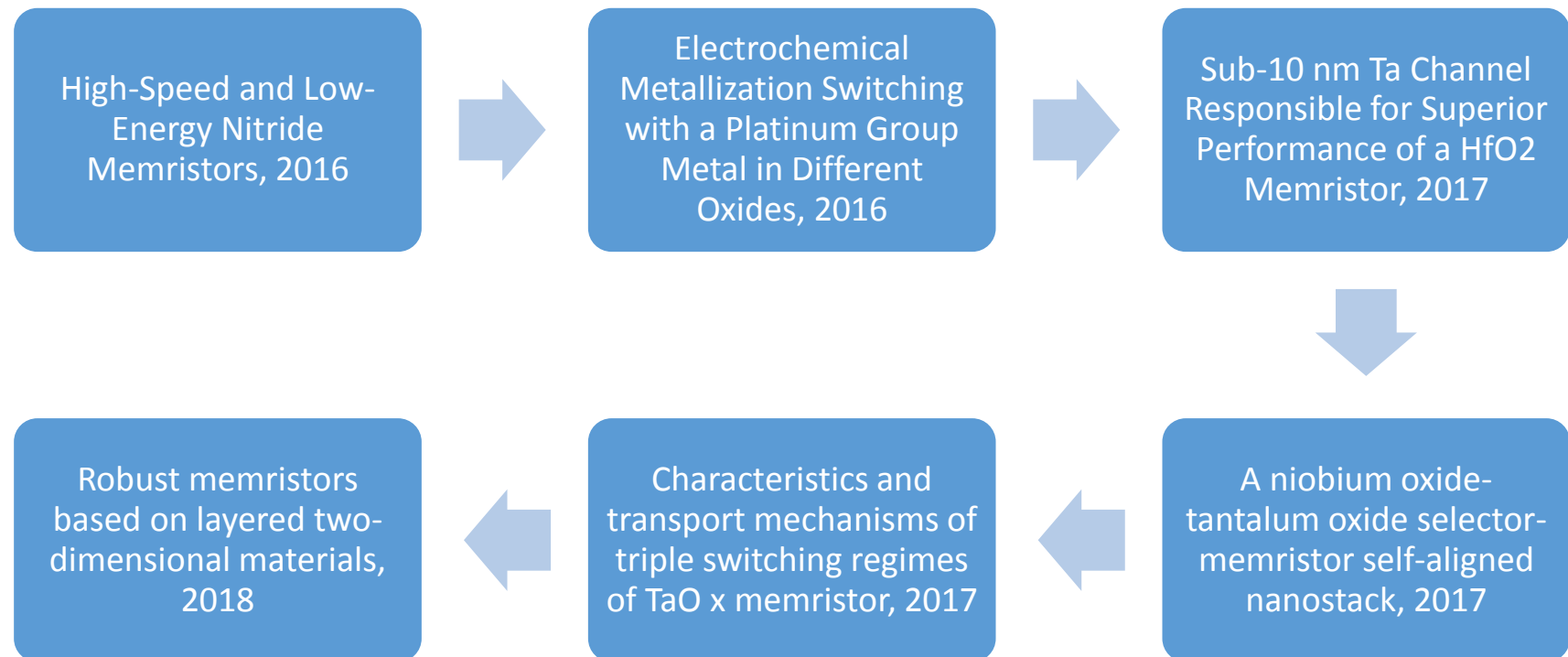
НИИМЭ

НИИ МОЛЕКУЛЯРНОЙ
ЭЛЕКТРОНИКИ

Стандартный подход к исследованию

Jianhua Joshua Yang

Ведущий научный сотрудник лаборатории НР по направлению энергонезависимой памяти



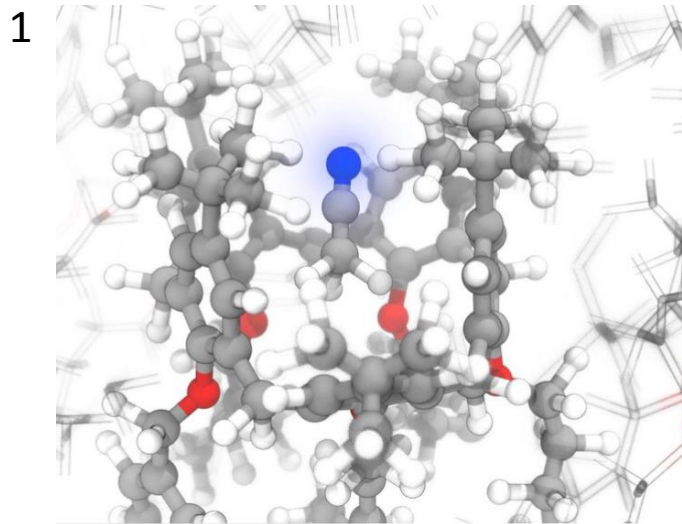
Качественно иной подход

Используем собранные данные для предсказания оптимальных параметров мемристивного элемента:

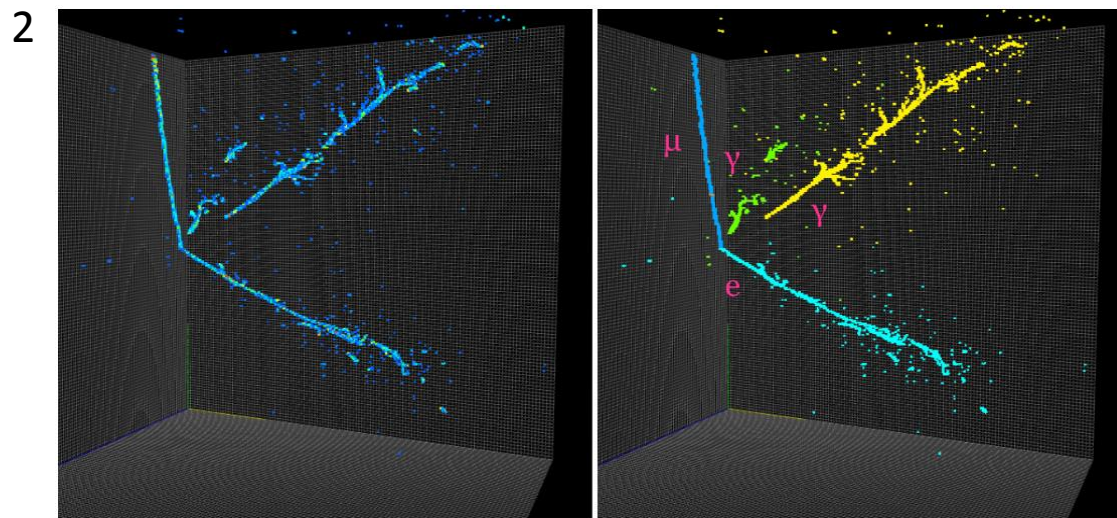
1. Анализ существующих экспериментов и моделей
2. Матрица всех возможных параметров мемристивного элемента
3. Оптимизация и отбор параметров методами машинного обучения
4. Экспериментальная проверка полученных результатов
5. Обратная связь для улучшения модели

Насколько это выполнимо?

Подход к анализу сложных структур при помощи машинного обучения все чаще и чаще применяется в передовых лабораториях разной тематики по всему миру:



École polytechnique fédérale de Lausanne



Research Collaboration. DeepLearnPhysics

Основные трудности

1. Количество данных

Небольшое количество подробной информации в открытом доступе.

2. Пропуски и неточности в имеющихся данных

Точность устройств для измерения параметров, влияние окружающей среды и т.д.

3. Качественно иная физика процесса

Существенное различие в топологических нормах; двумерные структуры и т.д.

Классические пути решения задачи нехватки данных

1. Моделирование

Существует множество моделей мемристивных элементов, которые дают неплохое совпадение в рамках своей области применимости.

2. Проведение аналогий

Анализ данных предполагает оценку корреляций параметров устройства между собой. И это часто без потери информации можно оценить из работ, не имеющих отношение к мемристорам.

3. Анализ интегральных параметров структур

Использование усредненных параметров, характеризующих набор элементов в целом позволит обучать модель на результатах экспериментов для устройств с использованием мемристивных элементов.

Методы отбора параметров

1. Корреляции

Использование обученных нейросетей для поиска корреляций между параметрами.

2. Обобщенные параметры

Переход к максимально общим параметрам мемристивного устройства.

3. Методы машинного обучения

Использование методов машинного обучения, явно отбирающих параметры. Например регуляризатор Lasso.

Выводы и перспективы

1. Анализ данных позволит определить оптимальные параметры для создания максимально надежных мемристоров
2. Выполнение этой задачи позволит значительно ускорить разработку в областях энергонезависимой памяти и нейроморфных вычислений
3. Разработка модели машинного обучения для мемристора способна до десятков раз сократить финансовые затраты на поиск оптимальных параметров простым перебором
4. Масштабируемость модели позволит перейти от моделирования высоконадежных мемристоров к вопросам оптимизации нейроподобных систем без существенных затрат