

Implementación de algoritmo de Machine Learning en un sistema embebido para control de prótesis activa utilizando señales mio-eléctricas

PROBLEMA

El campo del desarrollo de prótesis activas es un campo en constante evolución y crecimiento, en la actualidad encontramos prótesis cada vez más sofisticadas las cuales pueden emular los movimientos complejos de su contra parte biológica.

OBJETIVO GENERAL

Diseñar e implementar un algoritmo de Machine Learning capaz de interpretar la intención motora del usuario, el cual deberá ser ejecutado en un sistema embebido de bajo costo, para así poder controlar una mano prostética.

PROPUESTA

Se propone la implementación de un sistema de control de prótesis activa basada en señales de electromiografía adquiridas por medio de electrodos situados en el área adyacente a la amputación. El sistema propuesto debe ser funcional con el fin de mejorar la calidad de vida del usuario, y de bajo costo para poder alcanzar así a más personas mientras se generan ganancias por el producto. Para cumplir con estos objetivos se evaluaron 3 sistemas embebidos para determinar cual ofrece la mejor relación entre desempeño y costo, el Arduino Uno, Arduino Nano Every y el MCU ESP8266.

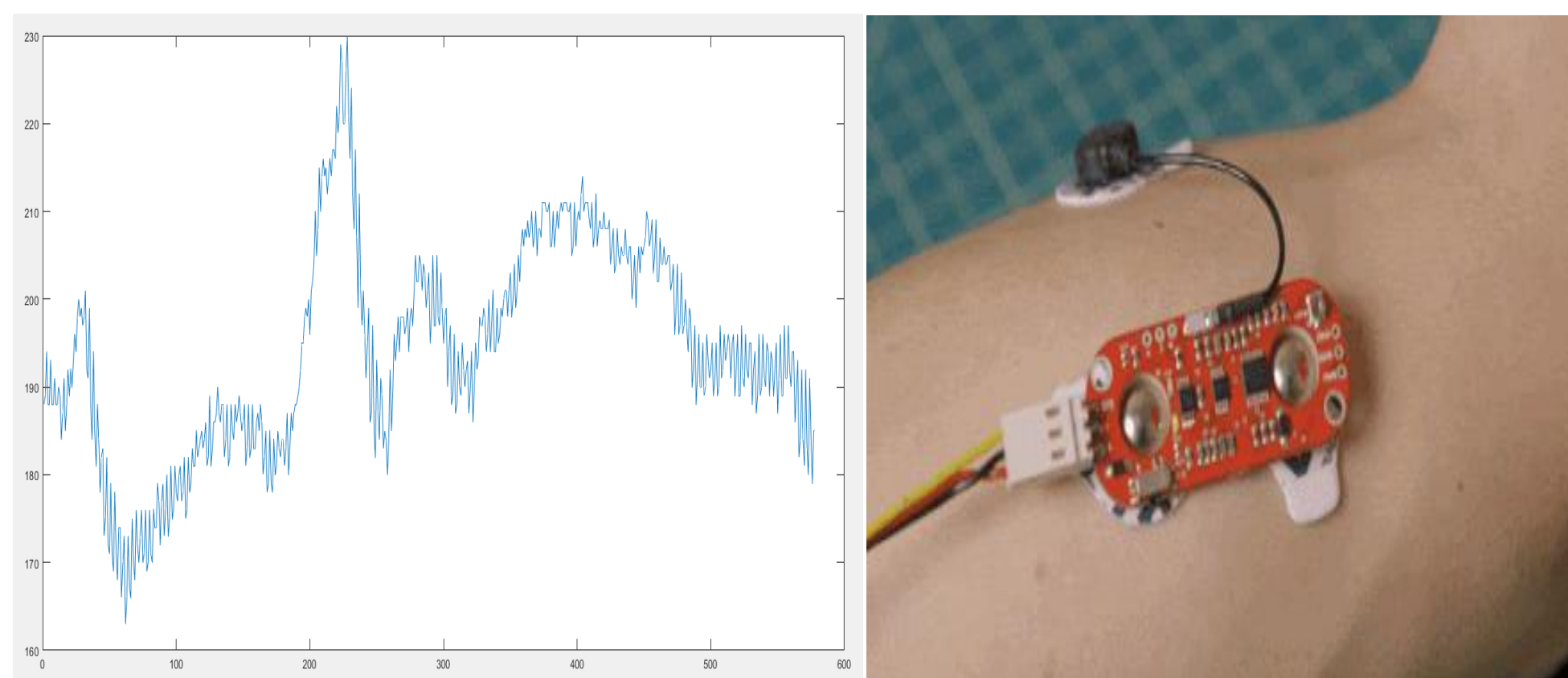


Figura 2. Adquisición de la actividad muscular mediante el uso de sensores de electromiografía

Con el incremento en la complejidad de los movimientos que puede realizar una prótesis activa, sale a la luz el desafío que existe al momento de diseñar los controladores para prótesis, los cuales no solo deben controlar el movimiento de la prótesis, sino también interpretar de forma precisa la intención de movimiento del usuario

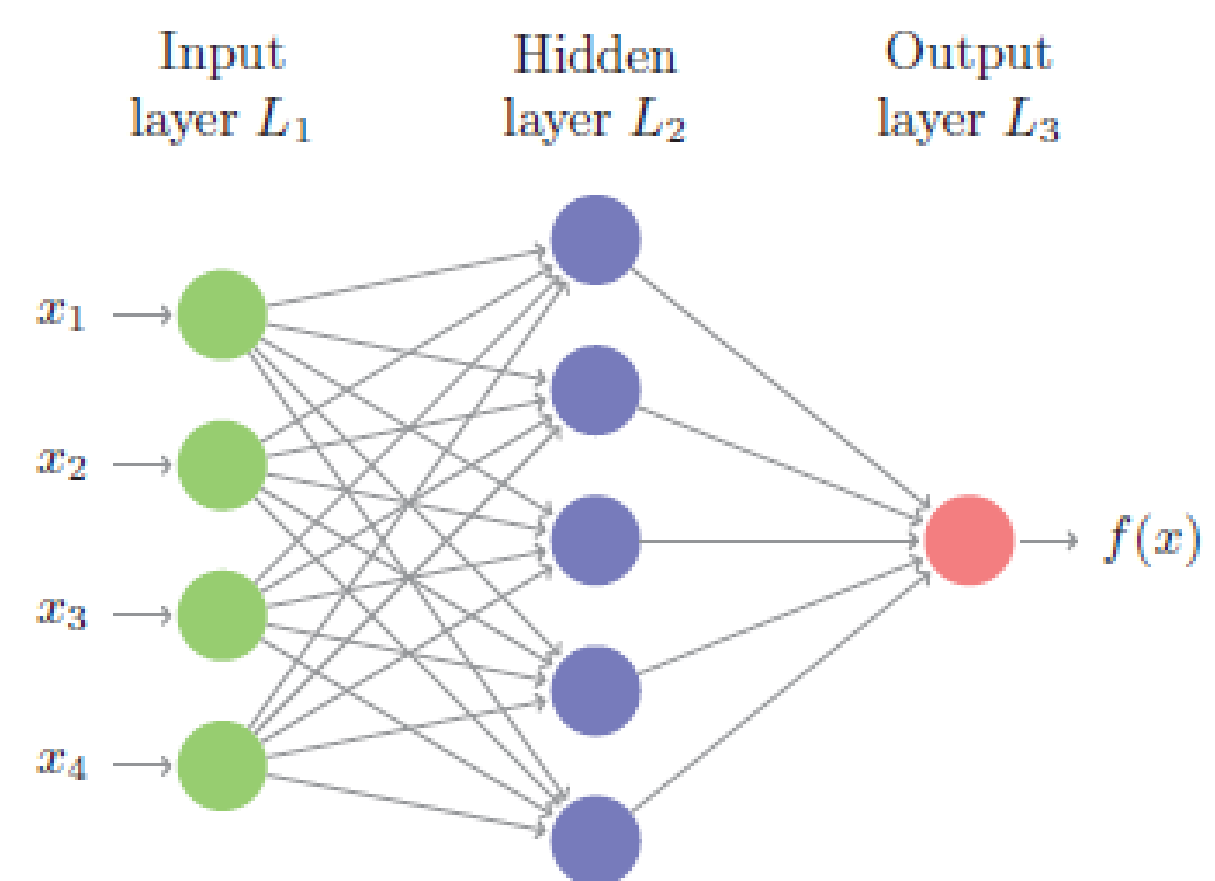


Figura 1. Arquitectura Feed Forward Neural Network utilizada en este trabajo para la clasificación de señales de electromiografía

Con la finalidad de crear un sistema que asemeje la complejidad en los movimientos de las prótesis activas, se utilizó el modelo HandReach de la librería Gym de Python desarrollado por la compañía OpenAI. El ambiente simula la mano robótica ShadowHand, una mano de 24 de grados de libertad, donde el programador realiza movimientos mediante el control de 20 pares de tendones antagonistas-antagonicos.

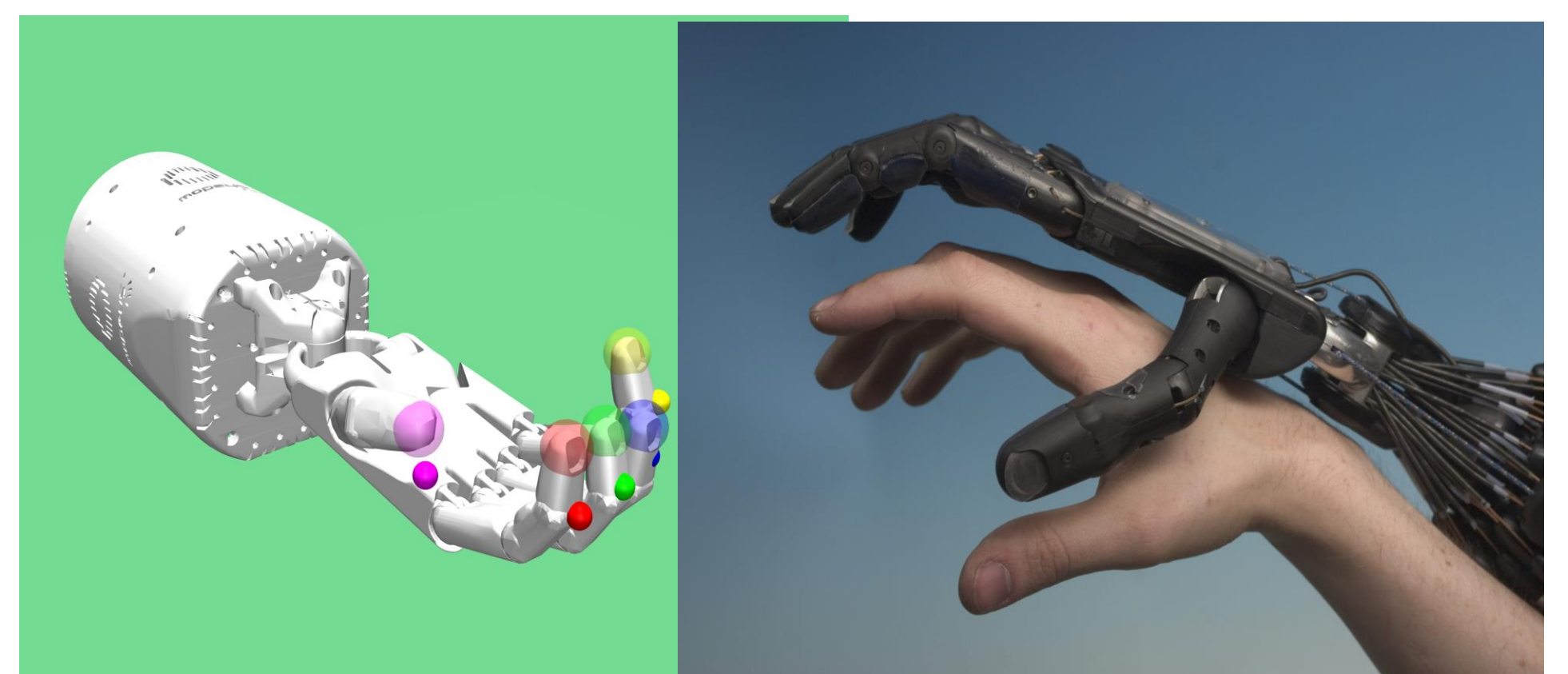


Figura 3. En esta figura observamos la mano robótica en su ambiente simulado, y la mano robótica real, la cual está diseñada para asemejar en complejidad a su contra parte biológica

RESULTADOS

Una vez diseñado el algoritmo de clasificación se evaluaron 3 sistemas embebidos distintos, obtenido como resultado que el Arduino Uno es el sistema que ofrece mejor desempeño entre los sistemas evaluados, sin embargo, se escogió el Arduino Nano por su portabilidad y alto desempeño

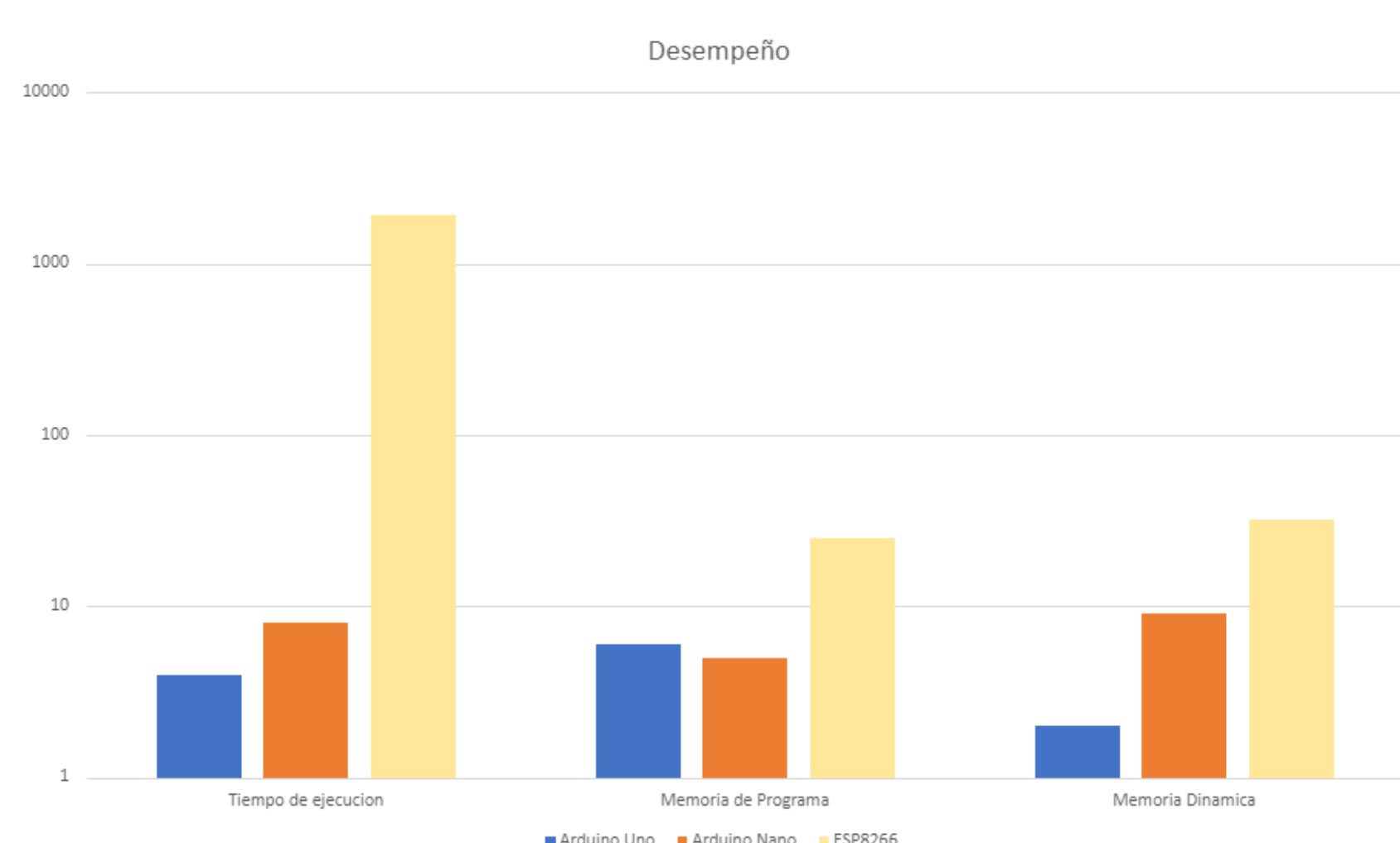


Tabla 1. La tabla compara el desempeño en tiempo de ejecución, memoria de programa y memoria dinámica utilizada, de distintos sistemas embebidos

CONCLUSIONES

- Mediante el uso de inteligencia artificial, se pudo crear un modelo robusto el cual es capaz de interpretar la intención de movimiento del usuario con una precisión del 100%
- Los costos relacionados al hardware utilizado en este trabajo se encuentran por debajo de los \$100, dando un amplio margen para generar ganancias en un mercado donde las prótesis mio-eléctricas circulan entre los \$20000 a \$100000.

Se entreno la red neuronal utilizando 200 muestras de distintos casos de interes, obtenido como resultado un algoritmo de clasificación cuya precisión es del 100%.

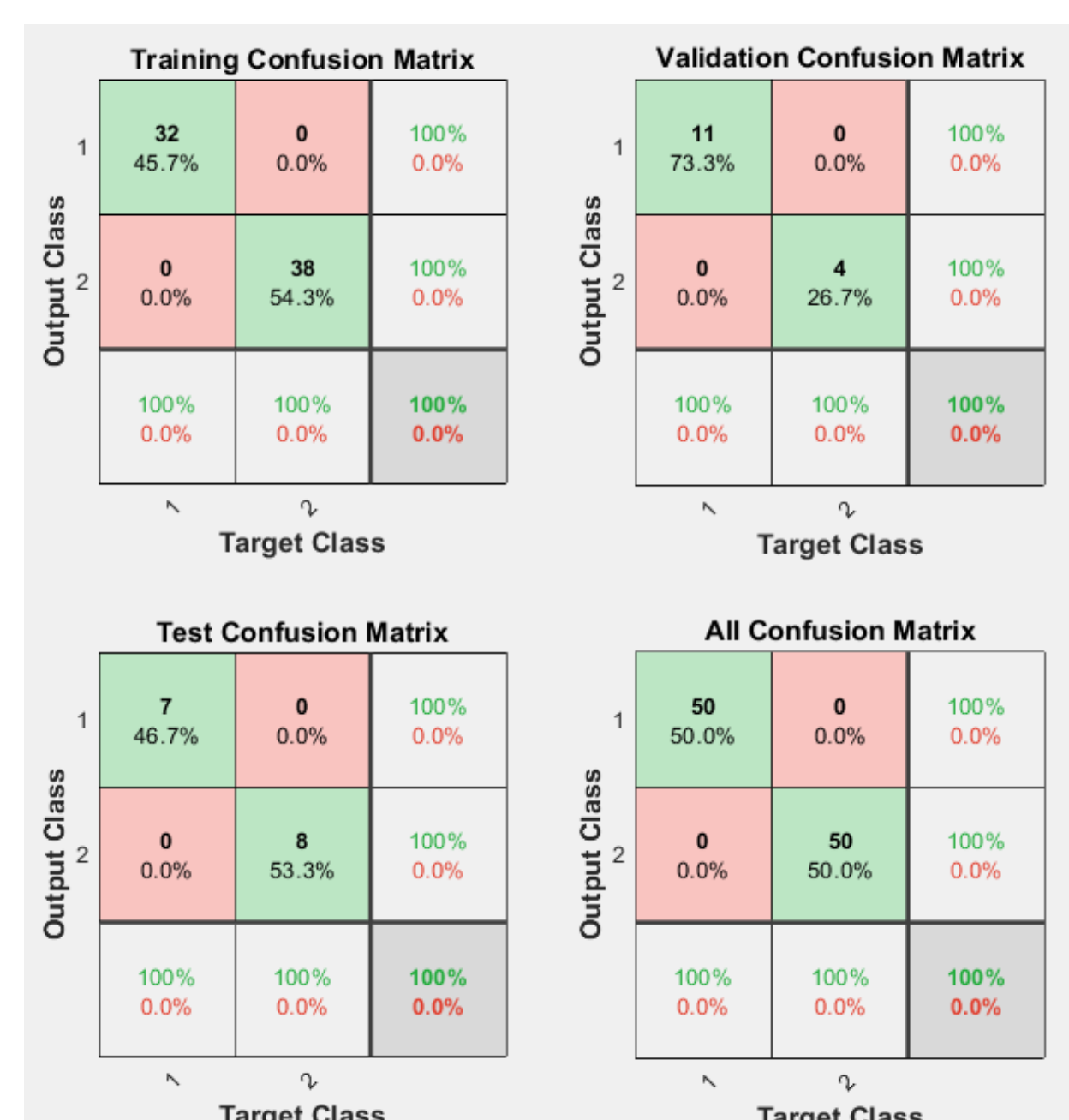


Figura 4. Grafica de confusión de la red neuronal utilizada en este trabajo, donde se muestra la cantidad de aciertos dentro de cada clase, para los datos de entrenamiento, validación, y prueba.

- Mediante la evaluación de distintos sistemas embebidos se pudo determinar que el Arduino Uno utiliza menor cantidad de recursos computacionales, sin embargo, rivalizado muy de cerca por el Arduino Nano Every, el cual es más portable y de menor precio. Por lo tanto, en este trabajo elegimos el Arduino Nano para formar parte de nuestro sistema