

## MACHINE LEARNING EN SISTEMA EMBEBIDO PARA DETECCIÓN DE LETRAS EN LENGUAJE DE SEÑAS USANDO SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS (EMG)

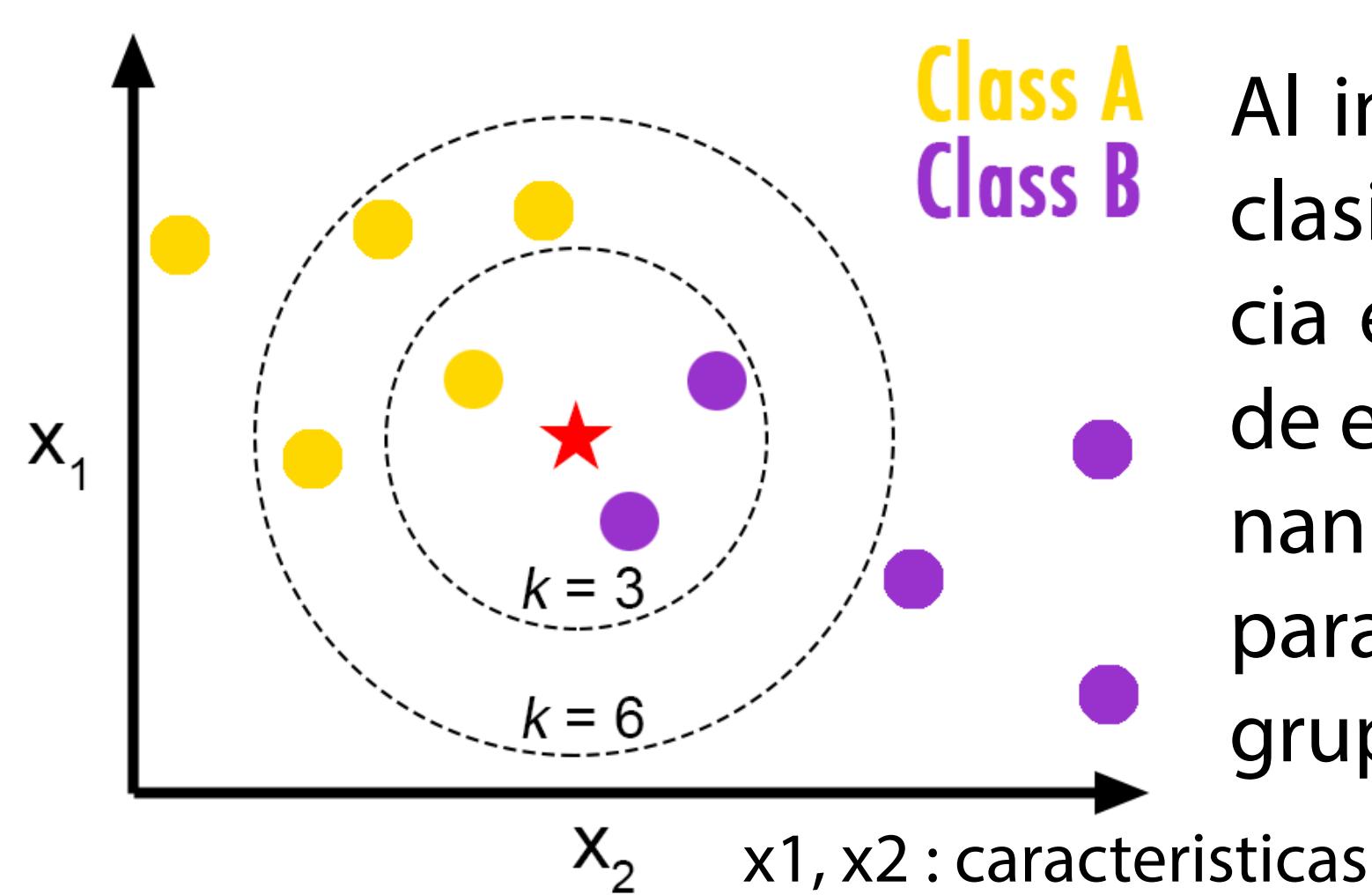
### DESCRIPCIÓN

La Organización Mundial de la Salud (OMS) especifica que más del 5% de la población mundial, aproximadamente 360 millones de personas, padece pérdida de audición discapacitante. En Ecuador existe a nivel nacional 55.020 personas con discapacidad auditiva. El proyecto propuesto usa el dispositivo MYO de la firma canadiense Thalmic Labs cuyo precio oscila en los \$300 y cuenta con giroscopio, acelerómetro, magnetómetro y 8 sensores EMG, los cuales proporcionan datos representativos para entrenar un algoritmo de aprendizaje de maquina y desarrollar una aplicación para detección en tiempo real del lenguaje de señas.



### Algoritmo

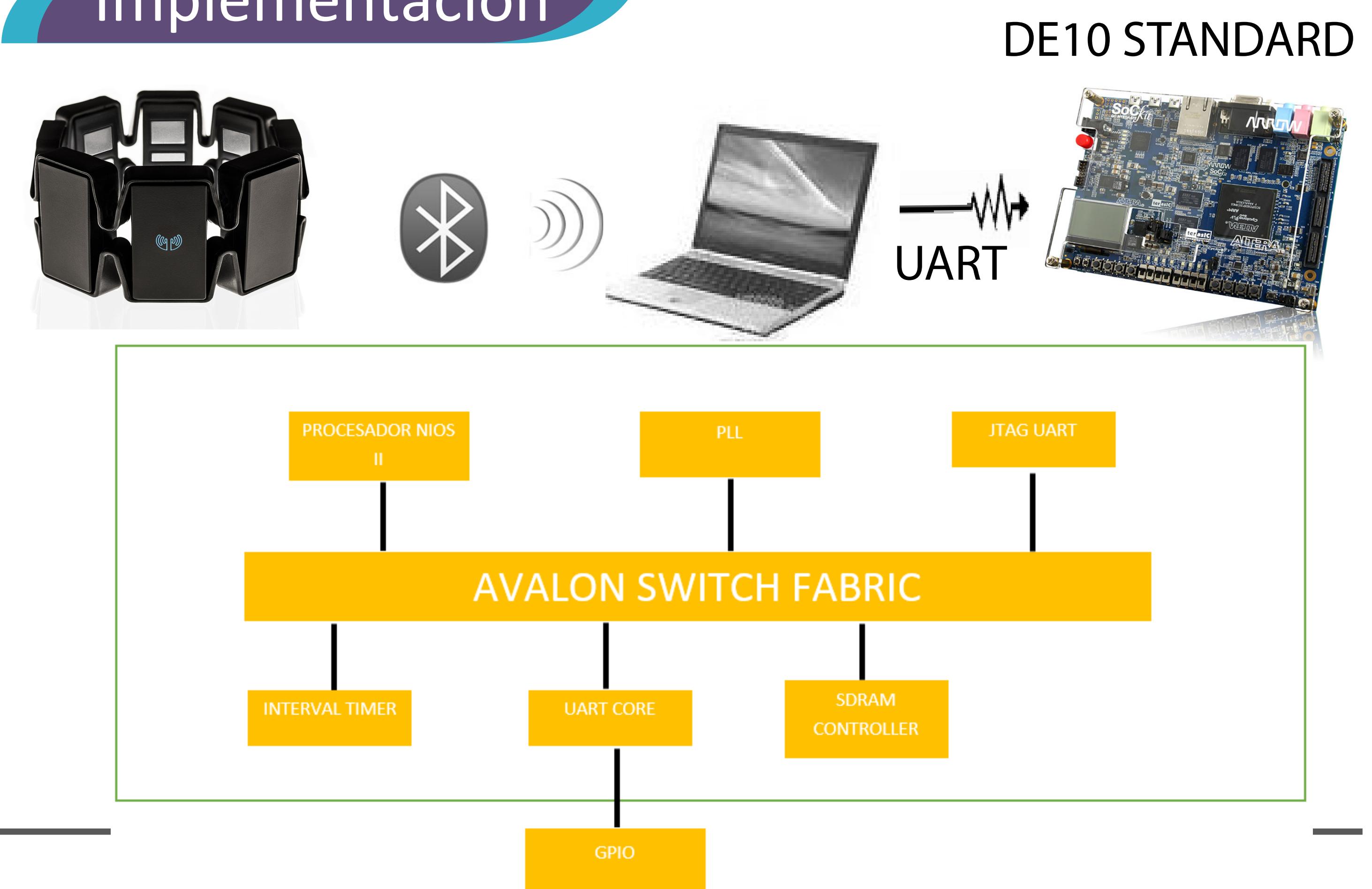
Pertenece a la familia de Aprendizaje supervisado, donde se debe proporcionar un dataset para entrenamiento y posterior clasificación. El algoritmo agrupa puntos del mismo grupo de acuerdo a un identificador de clase.



**Class A**  
**Class B**

Al introducir un punto para su clasificación se calcula la distancia euclídea hacia los puntos de entrenamiento y se seleccionan los K puntos mas cercanos para estimar su afinidad a un grupo en particular.

### Implementación



### EMG

Para poder caracterizar las señales EMG se realizó un análisis previo sobre las variables que brinden la mayor información de las señales al momento de realizar la clasificación. En una primera implementación se usó el valor medio, mediana, y RMS de las señales, obteniendo bajos niveles de clasificación. Al final se decidió usar el valor RMS demostrando ser una buena característica para clasificar este tipo de señales. El dispositivo envía datos a una frecuencia de 200 Hz, y se estableció como duración de cada muestra 3 segundos en estado estable. El dataset de entrenamiento corresponde a 1 individuo de prueba.

### RESULTADOS

Se entrenó el algoritmo con un dataset de 80 muestras de 3 segundos por letra. En total se usarán 9 letras aleatorias para esta implementación. Al momento de validar los puntos de prueba se determinó un porcentaje de clasificación del 100% con  $K = 3$  hasta la quinta letra. Luego se obtuvieron resultados del 74% por lo cual se decidió aumentar el valor hasta  $K = 11$  obteniendo un 92% de clasificaciones exitosas con las 9 letras en pruebas controladas (no en tiempo real). Para reducir el tiempo de procesamiento en la FPGA se redujo el dataset de entrenamiento a 40 muestras por letra manteniendo porcentajes de aceptación del 90%. En pruebas de tiempo real se obtienen algunas clasificaciones fallidas entre letras similares como son el grupo 5 y 6 correspondientes a la letra "O" y "P", esto debido a la similitud de las expresiones.

### CONCLUSIONES

Dado que las señales EMG son sensibles a factores del individuo como humedad de la piel e índice de masa corporal, los porcentajes de clasificación anteriormente expuestos son válidos para pruebas con el mismo sujeto de entrenamiento.

El valor de  $K$  se espera que aumente conforme el universo de letras a clasificar aumente, no necesariamente de forma proporcional ya que si se añaden letras con expresiones que se caractericen de forma similar esto implica mayor dificultad para clasificar.

Usar el valor RMS de las señales EMG mostró un desempeño aceptable, sin embargo se propone usar otro tipo de representación.

El uso de FPGA como dispositivo de procesamiento en este tipo de implementación proporciona un ambiente diverso para probar distintos tipos de configuraciones de Hardware.

