“Las redes neuronales, conocidas actualmente bajo el término paraguas de deep learning, proporcionan uno de los mecanismos mediante los que se puede conseguir que un ordenador aprenda. Los conexionistas se inspiran en el cerebro humano y construyen modelos informáticos formados por múltiples unidades relativamente simples a las que denominan neuronas. Estas neuronas, o elementos de procesamiento, se conectan entre sí para formar redes neuronales artificiales. Mediante la manipulación de las conexiones entre las neuronas de la red se consigue que la red neuronal tenga el comportamiento deseado” (Berzal, 2018).

“Las redes neuronales artificiales se inspiran en lo (relativamente poco) que se sabe acerca del funcionamiento del cerebro humano. No obstante, las redes neuronales artificiales no siempre se ajustan de forma estricta al comportamiento de un cerebro biológico. De hecho, muchas redes neuronales artificiales de las que se utilizan para resolver problemas de interés práctico guardan un parecido más bien escaso con sus homólogas biológicas” (Berzal, 2018).

“Casi todos los algoritmos de deep learning se pueden describir como instancias particulares de una receta bastante simple, que aplicamos para resolver un problema concreto de aprendizaje automático:

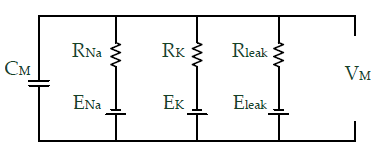
* Recopilar un conjunto de datos asociado al problema (enorme, si es posible).
* Diseñar una función de coste apropiada para el problema, también conocida como función de pérdida [loss function].
* Seleccionar un modelo de red neuronal y establecer sus hiperparámetros (tamaño, características...).
* Aplicar un algoritmo de optimización para minimizar la función de coste ajustando los parámetros de la red” (Berzal, 2018).

“En función de qué aspectos deseemos analizar del comportamiento de una red neuronal de tipo biológico, las características que deberían estar presentes en nuestro modelo deberían cambiar.” (Berzal, 2018).

“Salvo que estemos diseñando interfaces cerebro-ordenador [BCI: Brain-Computer Interfaces], posiblemente no nos interesará demasiado analizar con detalle el funcionamiento de los canales de iones individuales en la membrana de la neurona. Ni siquiera la compleja dinámica asociada a la liberación y reabsorción de neurotransmisores en el espacio sináptico entre dos neuronas. Tampoco, posiblemente, las variaciones transitorias de potencial eléctrico que se producen cuando se desencadena la reacción que da lugar a un pulso neuronal [spike], de sólo un centenar de milivoltios” (Berzal, 2018); sin embargo, en la presente investigación sí se estará diseñando una interfaz de tipo BCI descrita anteriormente.

“En el modelo de Hodgkin-Huxley, el potencial de la membrana viene dado por:

donde indica la conductancia de los canales de sodio (), potasio () y de pérdida o escape (), siendo la conductancia la inversa de la resistencia en el circuito eléctrico asociado al modelo de Hodgkin y Huxley. Los potenciales corresponden a los gradientes electroquímicos (voltajes) asociados al flujo de iones a través de la membrana: los debidos a los canales de sodio () y potasio (), así como el asociado a la corriente de pérdida (). Por último, es la capacidad asociada a la membrana como condensador. El resultado es el circuito de la figura, donde la membrana ejerce de condensador y los canales de iones de resistencias.” (Berzal, 2018).



“Cuando se concatenan múltiples segmentos del axón modelados de esta forma, aparece el fenómeno de la propagación del potencial de acción o pulso nervioso []. Aunque en el circuito eléctrico un pulso se propagaría de la misma forma en ambos sentidos, en una neurona biológica el pulso es principalmente unidireccional: cuando un canal de sodio se cierra, no se puede reabrir inmediatamente.” (Berzal, 2018).

# Referencias

Berzal, F. (2018). *Redes Neuronales & Deep Learning.* Granada: Publicación Fernando Berzal.