



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS BIOLÓGICAS

**ENTRENAMIENTO DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL
BASADA EN UN MODELO ETOLÓGICO**

Tesis que para obtener el título de:
LICENCIADO EN BIÓLOGIA

PRESENTA:

JAIME JESÚS VILLEGAS SÁNCHEZ

DIRECTOR DE TESIS: DR. JESÚS A. TAPIA LÓPEZ

Junio 2024



AGRADECIMIENTOS

Agradezco al Dr. Arturo Reyes Lazalde, por haberme acercado al mundo de los simuladores, especialmente a las redes neuronales artificiales. A mi director de tesis Dr. Jesús A. Tapia López, por haber aceptado mi propuesta de tesis e instruirme y guiarme en la programación de redes neuronales artificiales. A mis compañeros del Laboratorio de Cáncer y comunicación Intercelular por su apoyo y motivación para la terminación de esta tesis. A mis Padres y mi Abuela por su apoyo incondicional.

GLOSARIO

Bombas sodio potasio: son proteínas transmembrana que se encuentran en las membranas celulares y son cruciales para mantener el equilibrio de iones dentro y fuera de las células. Estas bombas utilizan energía del ATP para transportar iones de sodio (Na^+) fuera de la célula e iones de potasio (K^+) dentro de la célula, en un proceso conocido como transporte activo.

Canales de calcio: pueden clasificarse en varios tipos según su mecanismo de activación y características electrofisiológicas, como los canales de calcio dependientes de voltaje (VGCCs) y los canales de calcio operados por receptores. Cuando se abren, los iones de calcio fluyen hacia el interior de la célula, lo que puede desencadenar una serie de eventos celulares específicos.

Canales iónicos: son proteínas transmembrana que forman poros en las membranas celulares, permitiendo el paso selectivo de iones específicos (como sodio, potasio, calcio y cloruro) a través de la membrana. Estos canales son esenciales para diversas funciones fisiológicas, incluyendo la generación y propagación de impulsos eléctricos en neuronas y músculos, la regulación del volumen celular, y la homeostasis iónica.

Células Glía: son células del sistema nervioso que no son neuronas pero que desempeñan funciones cruciales para el soporte y el mantenimiento de las neuronas.

Descenso de gradiente: es un método de optimización utilizado en el aprendizaje automático y en otros campos matemáticos y de ingeniería para minimizar una función objetivo, generalmente una función de pérdida o costo. El objetivo del descenso del gradiente es encontrar los valores de los parámetros del modelo que minimicen dicha función.

Enzimas: es una proteína que actúa como un catalizador biológico, acelerando las reacciones químicas en los organismos vivos sin ser consumida en el proceso. Las enzimas son fundamentales para casi todas las funciones biológicas, desde la digestión de los alimentos hasta la replicación del ADN y la regulación de los procesos metabólicos.

Epigenética: es un campo de la biología que estudia los cambios heredables en la expresión de los genes que no implican alteraciones en la secuencia del ADN. Estos cambios pueden ser inducidos por factores ambientales, comportamientos y experiencias de vida, y pueden afectar cómo se leen y expresan los genes sin modificar el código genético subyacente.

Etograma: es un listado de las conductas que un individuo despliega en su medio natural.

Genética: es la rama de la biología que estudia cómo se heredan las características de los seres vivos de una generación a otra. Esto incluye la investigación de los genes, la estructura y función del ADN (ácido desoxirribonucleico), y cómo estos elementos afectan el desarrollo y funcionamiento de los organismos. La genética también explora las variaciones genéticas dentro de las poblaciones y cómo estas pueden influir en la evolución.

Impronta: suceso que ocurre en las primeras horas o días de vida de un individuo donde aprende las principales conductas de su especie.

Integración: es la suma de las entradas sinápticas de una neurona en el soma.

Morfofisiológicos: se refiere a la interrelación entre la morfología y la fisiología de los organismos vivos.

Neurotransmisor: es una sustancia química que permite la transmisión de señales entre las neuronas en el sistema nervioso. Los neurotransmisores son liberados por las neuronas en respuesta a un impulso nervioso y viajan a través de la sinapsis (el espacio entre las neuronas) para transmitir la señal a la siguiente neurona o célula objetivo. Estos químicos juegan un papel crucial en la comunicación neuronal y en la regulación de una amplia variedad de funciones corporales y comportamientos.

Patrones de acción fijos: conductas que expresa una especie en respuesta a estímulos ambientales.

Perceptron: red neuronal conformada por una o más capas ocultas, una capa de entrada y una de salida.

Potencial de acción: es un proceso fundamental en la fisiología de las células excitables, como las neuronas y las células musculares. Se refiere a un cambio rápido y transitorio en el potencial eléctrico a través de la membrana celular, que permite la transmisión de señales a lo largo de la célula y entre células.

Postsináptica: célula neuronal posterior a una sinapsis.

Presináptica: célula neuronal anterior a una sinapsis.

Propagación retrograda: es un método para entrenar redes neuronales artificiales ajustando los pesos de las conexiones internas mediante el cálculo y la propagación del error hacia atrás a través de la red, permitiendo que la red aprenda a partir de los datos de entrenamiento.

Receptor: es una proteína, generalmente ubicada en la membrana celular, que tiene la capacidad de unirse a una molécula específica (como un neurotransmisor, hormona, fármaco, o una señal química) y desencadenar una respuesta dentro de la célula. Los receptores son cruciales para la comunicación celular y la regulación de diversas funciones biológicas.

Regresión lineal: es un método estadístico utilizado para modelar y analizar la relación entre dos o más variables. En su forma más simple, la regresión lineal busca describir la relación entre una variable dependiente (también llamada variable de respuesta) y una variable independiente (también llamada variable predictora) mediante una línea recta.

Sinapsis: es la estructura de comunicación entre dos neuronas o entre una neurona y otra célula (como una célula muscular o glandular) que permite la transmisión de señales eléctricas o químicas. Es fundamental para el funcionamiento del sistema nervioso, ya que permite la transmisión de información a lo largo del cuerpo.

Suma ponderada: suma de las entradas de una red neuronal multiplicadas por los pesos y sesgos.

Teleológico: proviene del griego "telos", que significa "fin" o "propósito", y "logos", que significa "estudio" o "razón". En filosofía y ciencias, el término "teleológico" se refiere a las explicaciones o enfoques que se centran en los fines, propósitos o metas de un fenómeno o proceso.

Teleonómico: se refiere a procesos o estructuras en los organismos vivos que parecen estar dirigidos hacia un propósito o función específica, pero que en realidad son el resultado de procesos evolutivos. A diferencia del término "teleológico", que implica un propósito intrínseco o diseño intencional, "teleonómico" describe fenómenos biológicos en términos de objetivos aparentes resultantes de la selección natural.

Transportadores: son proteínas de la membrana celular que facilitan el movimiento de sustancias a través de la membrana, permitiendo el intercambio de moléculas y iones entre el interior y el exterior de la célula. Estas proteínas son esenciales para diversas funciones celulares, incluyendo la nutrición, la excreción de desechos, la señalización celular y el mantenimiento de la homeostasis.

Umbral de disparo: es el nivel crítico de despolarización que una neurona debe alcanzar para generar un potencial de acción. Si la despolarización alcanza un nivel crítico, conocido como el umbral de disparo (aproximadamente -55 mV en muchas neuronas), se activan los canales de sodio dependientes de voltaje.

Vesículas sinápticas: formadas por una bicapa lipídica que en su interior contiene un neurotransmisor.

Tabla de contenido

| | |
|--|-----------|
| Resumen | 6 |
| INTRODUCCION | 7 |
| 1.1.-Enfoque hardware (fisiológico) | 10 |
| 1.2.-Enfoque de software (etológico) | 17 |
| 2.-Redes neuronales artificiales | 19 |
| JUSTIFICACIÓN | 24 |
| HIPÓTESIS: | 25 |
| OBJETIVO: | 25 |
| Objetivos particulares: | 25 |
| MATERIAL Y MÉTODOS | 26 |
| RESULTADOS | 29 |
| DISCUSIÓN | 37 |
| PERSPECTIVAS | 39 |
| REFERENCIAS | 39 |

Resumen

Un modelo es la reconstrucción simplificada de la realidad, las redes neuronales artificiales son un modelo que toman como ejemplo el funcionamiento del sistema nervioso, lo que nos permite generar redes neuronales artificiales con la capacidad de aprender conocimiento jerarquizado, con aplicación en el reconocimiento de texto, audio e imágenes, similar a como lo haría un organismo biológico. En el presente trabajo utilizamos el programa MATLAB R2022a, especialmente la aplicación Neural Network Pattern Recognition, para entrenar a tres redes neuronales artificiales basándonos en un modelo etológico que considera a la conducta una respuesta a las causas externas y causas internas de un organismo vivo, el cual consiste en dos causas internas (Hambre y reproducción) y cuatro causas externas (hembra, macho, depredador y presa) con seis conductas o salidas que la red debería generar. Estas redes fueron entrenadas con diferencias en su entrenamiento, la primera entrenada para huir del depredador, la segunda para defender a la hembra en ausencia de causas internas y la tercera entrenada para atacar al depredador cuando la causa interna de predación estuviera presente. Las redes neuronales entrenadas respondieron adecuadamente a los estímulos para los cuales fueron entrenadas con un error del 0% para las redes entrenadas para huir del depredador y atacar al depredador, en el caso de la red que fue entrenada para defender a la hembra obtuvo un error del 0.0192%. Para ejecutar las redes neuronales con los estímulos para los que no fueron entrenadas, se utilizó la aplicación Simulink, en este caso las redes no respondieron adecuadamente, arrojando salidas o conductas como la búsqueda activa o reposo, las cuales fueron los ejemplos más utilizados para su entrenamiento, lo que nos podría señalar que para el funcionamiento adecuado de una red neuronal interviene significativamente el entrenamiento que se le da a esta.

INTRODUCCION

Han sido numerosas y variadas las visiones del hombre sobre la conducta de los animales. En la primera mitad del siglo XVII Descartes llega a la conclusión de que los cuerpos de los animales actúan enteramente como máquinas y se mueven de acuerdo a las leyes de la mecánica (Huxley, 1874). Durante los tres siglos siguientes, el pensamiento científico acerca del comportamiento oscila entre una visión mecanicista que postula que los animales son autómatas que se mueven por la vida sin conciencia ni sentido de su propia existencia y una visión opuesta que afirma que los animales tienen pensamiento y sentimientos similares a los seres humanos (Grandin y Dessing, 1998).

Si bien los primeros estudios etológicos se remontan a Whitman (1898) y Heinroth (1918), son Konrad Lorenz y Niko Tinbergen los que le dan el impulso para transformarlos en una verdadera disciplina científica. Juntos desarrollan el Etograma que es una lista completa de todas las conductas que un animal despliega en su entorno natural, incluyendo tanto los comportamientos innatos como los adquiridos. Lorenz (1939) y Tinbergen (1948) descubren ciertos comportamientos repetitivos bajo determinadas condiciones o estímulos, que algunas aves como los gansos, desarrollaban. Si una gansa clueca veía un huevo fuera de su nido, desencadenaba un programa instintivo de determinados movimientos y acciones para recuperarlo; ese comportamiento se expresaba de manera mecánica y estos investigadores los llamaron “patrones fijos de acción o de conducta”. (Guillermo O Martin, 2016).

Konrad Lorenz propone la hipótesis de que muchas tendencias animales y humanas se basan en pautas genéticas latentes que son desencadenadas por sucesos o estímulos del ambiente. Realiza esfuerzos por identificar lo que llamó “patrones de acción fijos”, que en su opinión estaban genéticamente determinados y se manifestaban a través de la influencia del medio a una especie animal particular. Expresa que esos patrones son tan importantes para la supervivencia del animal como sus características anatómicas y fisiológicas y que todos estos aspectos tienen un desarrollo evolutivo similar. Descubre que los estímulos visuales y auditivos de los progenitores de un animal, son mecanismos para inducir a este a

seguirles, pero que cualquier objeto u organismo (incluido el ser humano), puede inducir la misma respuesta empleando los mismos estímulos: llama a este fenómeno, "impronta". La impronta (imprinting), es un proceso de aprendizaje especialmente rápido y relativamente irreversible que ocurre usualmente dentro de horas o a los pocos días después del nacimiento de aves y herbívoros, e incluye como concepto básico, el aprendizaje que hace cada animal acerca de quién es su madre y a que especie pertenece; obviamente este conocimiento induce de allí en más, la adopción de toda una serie de comportamientos propios de la especie (Guillermo O Martin, 2016).

En la biología del comportamiento o etología, la causación del comportamiento se trata de explicar a través de las 4 preguntas fundamentales definidas por Tinbergen:

1.- Nivel funcional: Se refiere al objetivo que los sujetos buscan al realizar una conducta: alcanzar un objeto, acercarse a una fuente de calor, sentarse en una silla, o bien a nivel ecológico, al efecto que una conducta tiene sobre el éxito reproductivo de un organismo o grupo de organismos cuando realizan el cortejo, cazan en manada, forrajean, etc., es por ello que a este nivel se le relaciona con la función que cumple la conducta. Pero es importante resaltar que esta "función" no debe asociarse a causaciones de tipo teleológico o teleonómico, es decir a aquellas visiones filosóficas que dan la razón de ser o la explicación de algo en función de su fin o propósito, es decir, las conductas no existen para que la especie sobreviva o para que el organismo escape de un depredador, más bien son la salida de un sistema neuronal alimentado por un conjunto de sistemas sensoriales, que mandan información parcialmente procesada a redes neuronales y que mediante mecanismos morfofisiológicos como los musculares dan por salida una conducta (Carranza, J., 1994; Gould., 2010, Alcock., 2001).

2.-Nivel evolutivo (filogenético): Otro nivel de causación al cual estudiar la conducta es el evolutivo, este responde a la pregunta sobre cuál es la razón de que una conducta exista, nuevamente la conducta no existe "por el bien de la especie", "para que el individuo asegure la supervivencia de su estirpe" y otras muchas explicaciones parecidas de tipo teleológico u otras aún más extremas de tipo

teleológicas. Una conducta existe por que al tener una base genética presenta variabilidad, no todos los organismos desarrollan de igual manera una conducta o presentan la misma conducta; algunas conductas, en términos de la interacción del organismo con su medio le permiten sobrevivir más o dejar más descendientes que ha otros organismos con conductas diferentes, por lo que los genes asociados a esa conducta se heredan en una mayor tasa que otros genes asociados a conductas distintas, así que las conductas evolucionan de manera similar a como evolucionan los caracteres morfológicos. Es importante mencionar, no obstante, que si bien las conductas tienen una base genética no existe una conducta enteramente innata o aprendida, pero incluso las conductas mediadas por un alto grado de aprendizaje evolucionan de manera similar, ya que los mecanismos de plasticidad neuronal presentan también una base genética. En conclusión, una conducta que en el pasado ha afectado de manera positiva el éxito reproductivo forma parte del repertorio conductual de una especie siendo el resultado de su historia evolutiva. Como la impronta de los gansos de seguir a la madre, fue esta conducta y no la de permanecer en el nido la que resulto más beneficiosa para su supervivencia en el pasado de la especie y la que ha sido transmitida de generación en generación genéticamente en una mayor proporción que la otra conducta (Carranza, J., 1994; Alcock., 2001).

3.-Nivel de desarrollo (ontogénico): Se refiere al conjunto de fenómenos durante el desarrollo que mediante la interacción de información genética y epigenética conllevan a la formación de las redes neuronales y a la formación del conjunto de mecanismos próximos necesarios para soportar la conducta. Los periodos críticos son fundamentales para la impronta porque determinan cuándo un organismo puede formar ciertos tipos de aprendizaje y vínculos esenciales para su desarrollo y supervivencia. Como Los gansos que seguían a Konrad Lorenz porque en el momento crítico en que tenían que aprender a seguir a su madre, su lugar estaba ocupado por el famoso etólogo austriaco (Carranza, J., 1994).

4.- Nivel de cohesión inmediata (mecanismos): También llamados mecanismos próximos, se refieren precisamente al conjunto de sistemas y mecanismos

fisiológicos, neuronales, receptivos, musculares, moleculares, etc. mencionados al final del nivel anterior y que soportan la conducta. El término próximo hace alusión a que son mecanismos que posee el sujeto que realiza la conducta. Por ejemplo, si un polluelo no pudiese ver a su madre o no fuese capaz de desplazarse no podría seguirla. Si no fuese capaz de tener una percepción de la «imagen» de su madre en el momento de la improntación, no podría reconocerla como el objeto a seguir. De allí la importancia de los mecanismos internos. Capaces de soportar todas estas funciones que componen el fenómeno de la impronta (Carranza, J., 1994).

Como mencionamos en párrafos anteriores respecto a la causación de la conducta, la ciencia actual analiza básicamente mecanismos, por lo que a la conducta la visualizamos como la salida de un sistema neuronal alimentado por un conjunto de sistemas sensoriales, que mandan información parcialmente procesada a redes neuronales y que mediante mecanismos morfofisiológicos como los musculares dan por salida una conducta, esta visión mecanicista de causas finales nos permite desarrollar dos tipos de enfoques para la conducta de un sistema biológico:

- 1) Enfoque hardware: en un sistema biológico sería el sistema nervioso, la maquinaria muscular, es decir, que genera la conducta, como sería el teclado, mouse, pantalla de un equipo de cómputo (Carranza, J., 1994).
- 2) Enfoque software: las propiedades que deben poseer los mecanismos causales de un sistema biológico (acontecimientos-conductas) lo que sería escribir un texto y que el sistema de cómputo efectúe un cálculo matemático o trace dibujos (instrucciones-conductas) (Carranza, J., 1994).

1.1.-Enfoque hardware (fisiológico)

En un sistema biológico el encargado de coordinar la relación del medio interno con el medio externo del individuo, y, además, generar una conducta, es el sistema nervioso, este se compone de estructuras como encéfalo, medula espinal y nervios, estas estructuras a su vez están compuestas por células de la Glia y células neuronales. La neurona (figura 1) es una célula con las propiedades u organelos similares al de otras células del organismo (Purves., 2007).

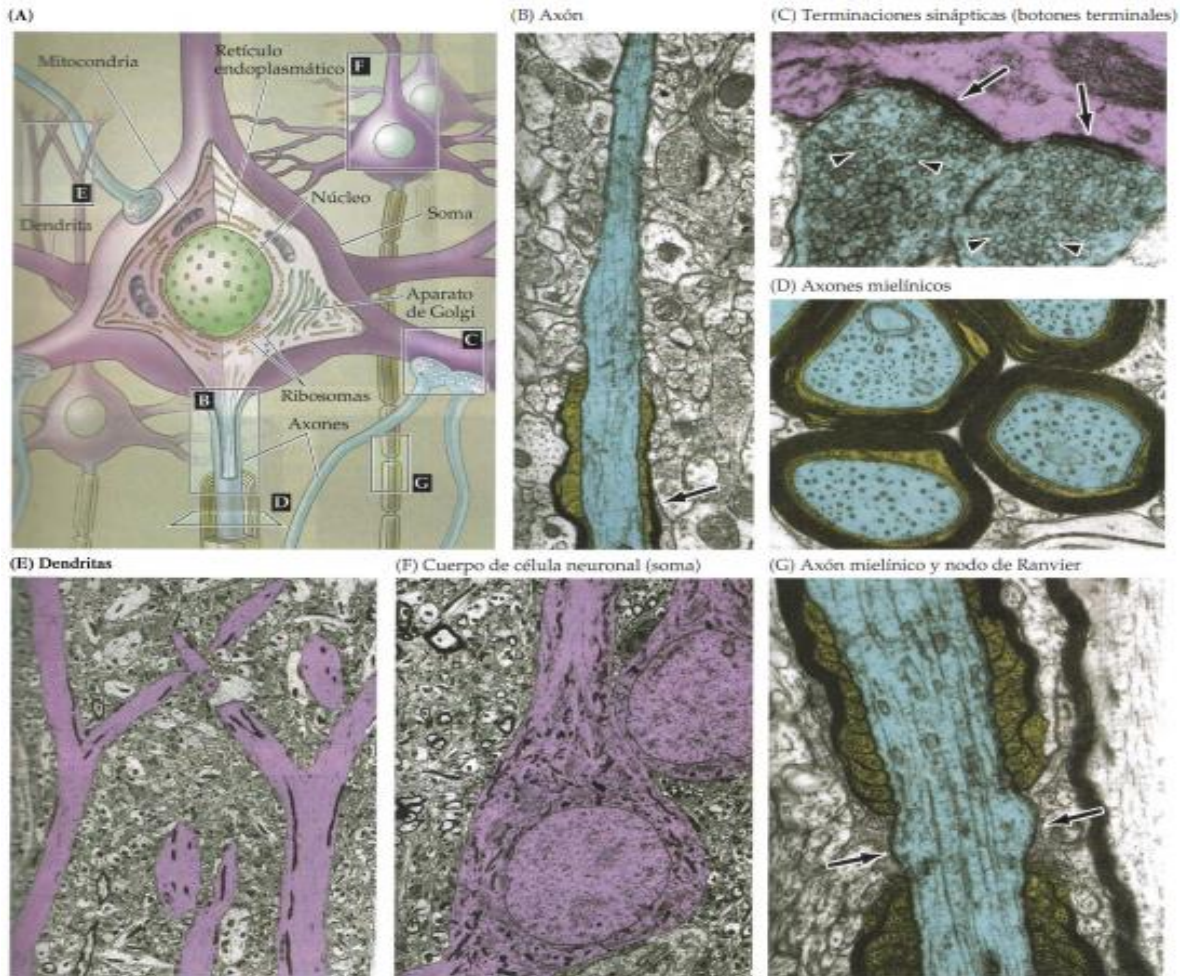


Figura 1: Características principales de las neuronas al observarlas por microscopio óptico y microscopio electrónico. A. Diagrama de células nerviosas y sus partes componentes. B. Segmento inicial del axón (azul) que entra en la vaina de mielina (dorado). C. Botones terminales (azul) cargados con vesículas sinápticas (puntas de flecha) que forman sinapsis (flechas) con una dendrita (púrpura). D. Corte transversal de axones (azul) envainados por las prolongaciones de los oligodendrocitos (dorado). E. Dendritas atípicas (púrpura) de las células piramidales corticales. F. Cuerpos de células nerviosas (púrpura) ocupados por grandes núcleos redondeados. G. Porción del axón mielínico (azul) que ilustra los intervalos entre segmentos adyacentes de mielina (dorado) denominados nodos de Ranvier (flechas). (Microfotografías de Peters y col., 1991.). (Tomado de Purves, 2007).

Pero, la diferencia que posee la neurona con las demás células está en su morfología, se compone por dendritas, cuerpo celular o soma, cono axónico, axón y terminales axónicas (figura 2).

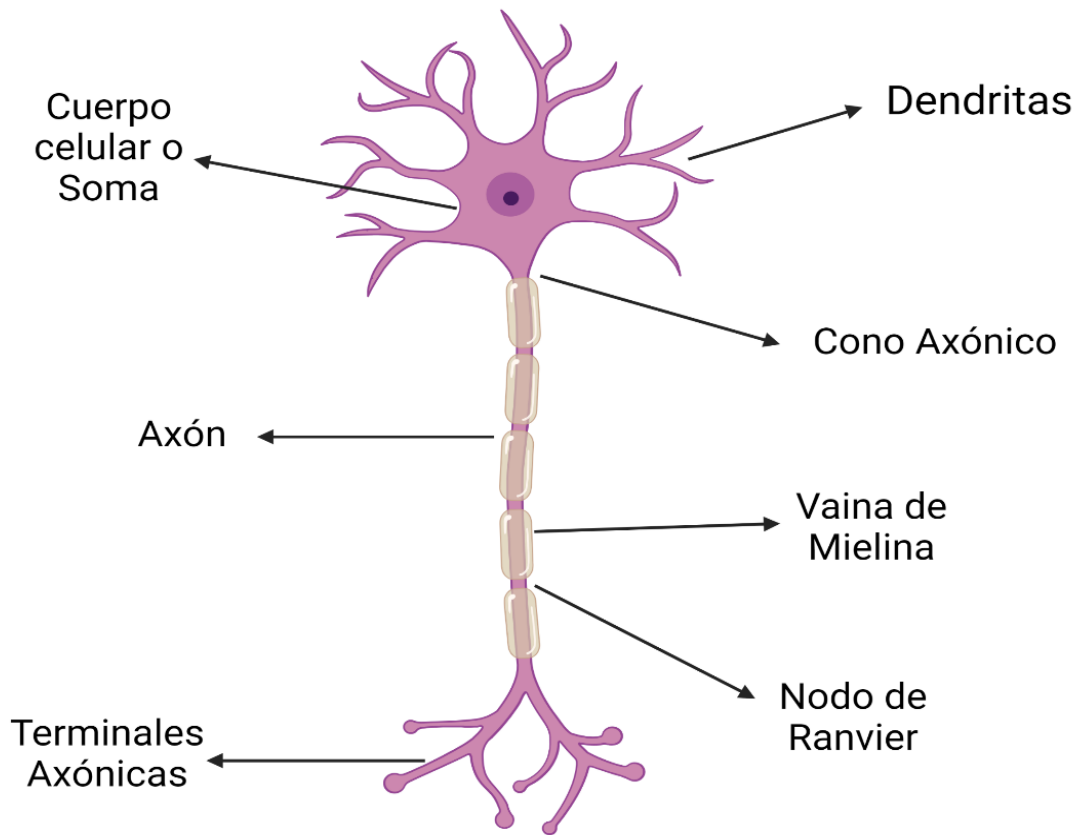


Figura 2: Características morfológicas generales de la neurona. Figura Creada con BioRender.com

La membrana celular de las neuronas, está compuesta por una capa lipídica, proteínas y carbohidratos. Las proteínas de membrana integrales están incrustadas en la bicapa lipídica y pueden atravesar completamente la membrana. Incluyen canales iónicos, transportadores y receptores que permiten el paso de sustancias y la transmisión de señales (figura 3). El axón (figura 2) está recubierto con vainas de mielina, que impiden el paso de sustancias, en el espacio donde termina una vaina de mielina y empieza otra se encuentran los nodos de Ranvier con gran cantidad de canales iónicos (Purves., 2007).

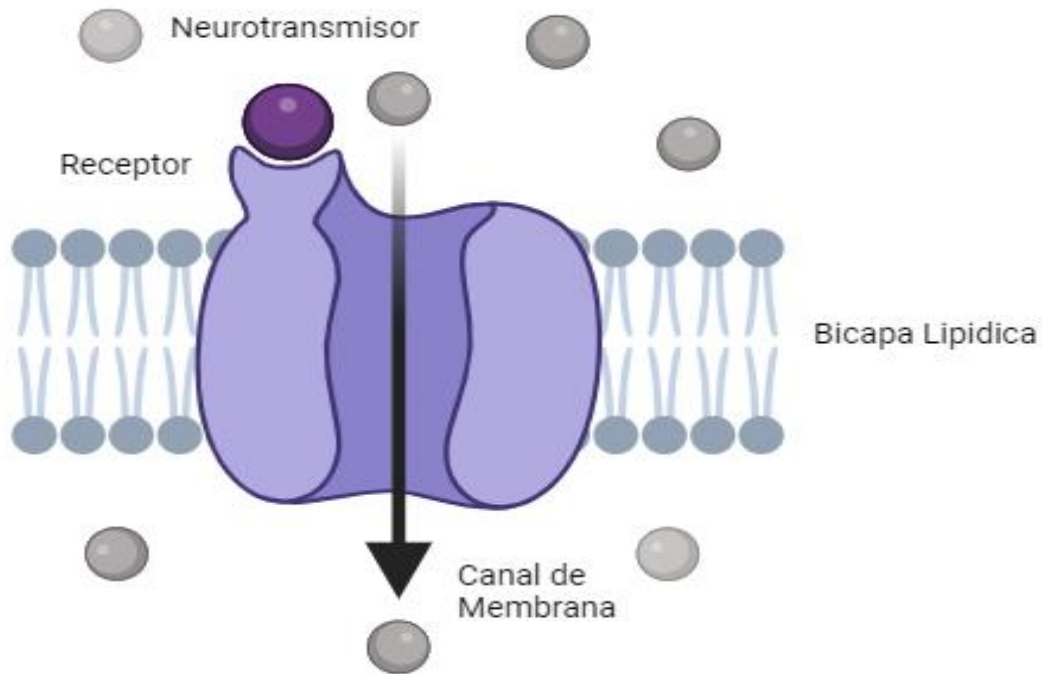


Figura 3: Fragmento de la Membrana neuronal. Compuesta por una bicapa lipídica, canales iónicos con su receptor y neurotransmisor asociado (Figura modificada en bioRender.com)

Cuando se convierte un estímulo eléctrico en uno químico se le conoce como transducción (figura 4), para esto es necesario que las terminales axónicas liberen un neurotransmisor previamente sintetizado y almacenado en vesículas sinápticas. El neurotransmisor es el encargado de unirse a su receptor asociado de la siguiente neurona. Este proceso le permite a las neuronas comunicarse con otras neuronas. La liberación del neurotransmisor por las terminales axónicas de la neurona en la hendidura sináptica (espacio entre terminales axónicas y dendritas) es provocado por un potencial acción, que activa la apertura de los canales de calcio, permitiendo su entrada a la neurona, el aumento de calcio intracelular activa la fusión de las vesículas sinápticas (que almacenan al neurotransmisor previamente sintetizado) con la membrana, liberando el neurotransmisor a la hendidura sináptica donde se unirá a su receptor asociado en la neurona siguiente (postsináptica) provocando la apertura o el cierre de los canales postsinápticos cambiando la excitabilidad de la neurona postsináptica.

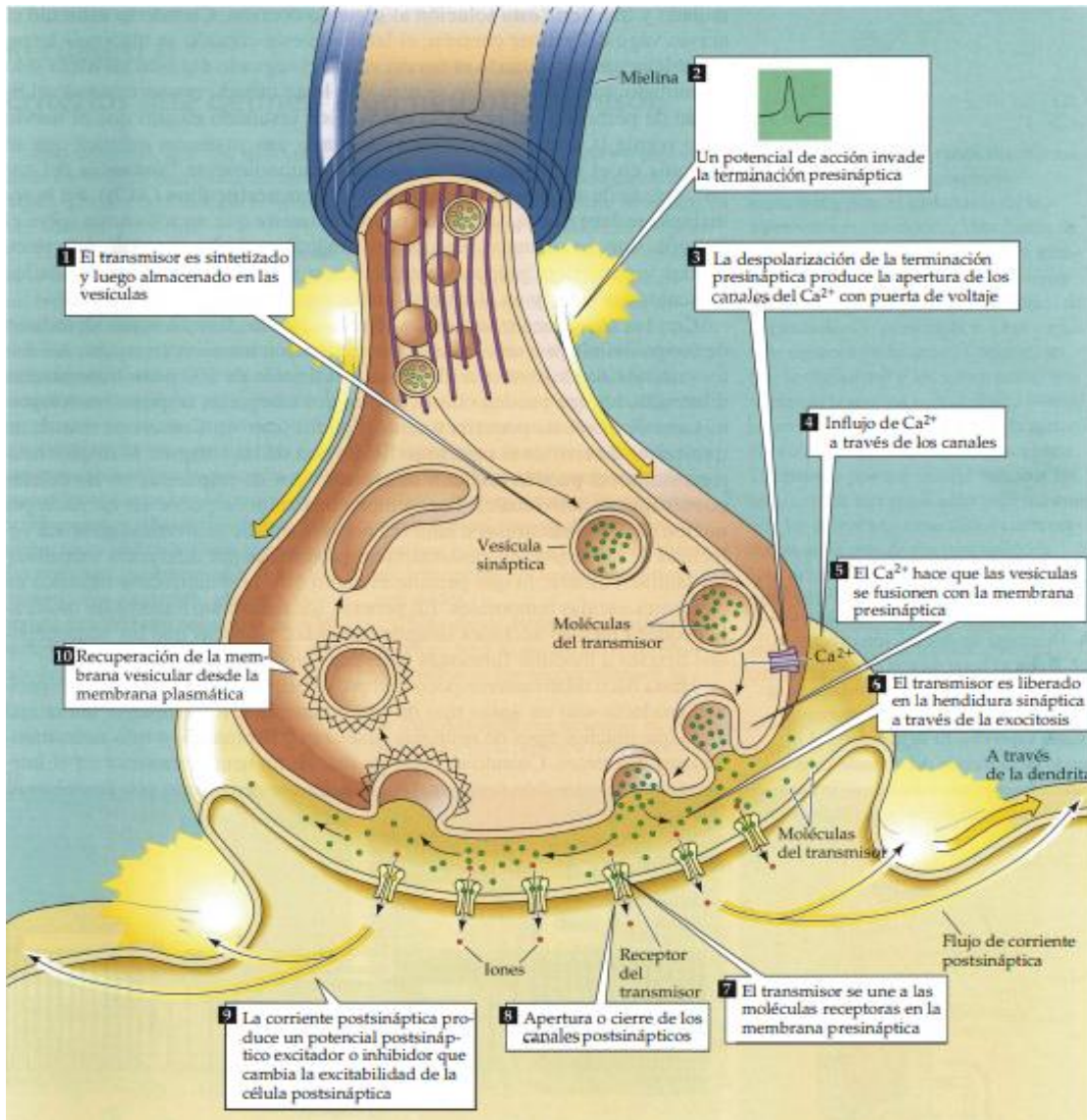


Figura 4: Secuencias de acontecimientos en la transducción del estímulo eléctrico a químico. (Tomado de Purves, 2007).

A este proceso se le denomina sinapsis. Una neurona puede tener varias sinapsis con diferentes neuronas o en su defecto puede tener sinapsis solamente con un tipo particular de neuronas, además, las sinapsis pueden ser de tipo excitatorias o inhibitorias (figura 5) (Purves., 2007).

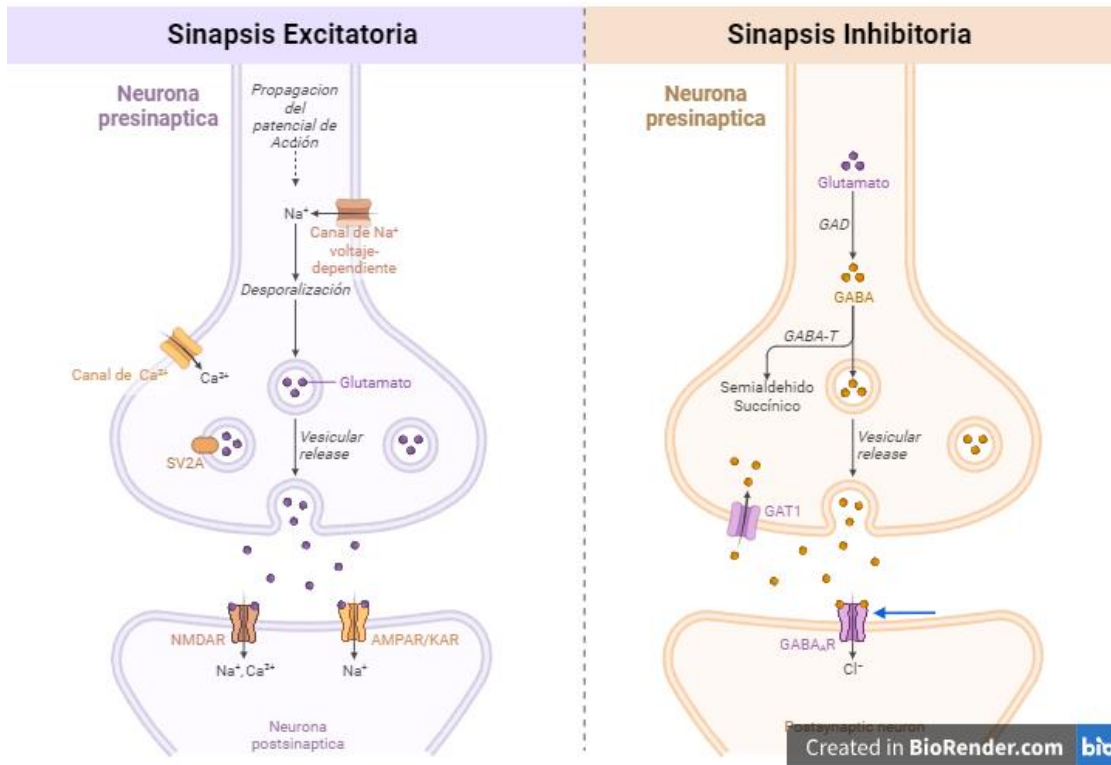


Figura 5: sinapsis excitatorias e inhibitorias. En la sinapsis excitatoria es el potencial de acción (cambio de voltaje de la membrana) provoca la apertura de canales de calcio permitiendo la entrada de calcio en la neurona lo que activara la fusion de las vesiculas sinapticas con la membrana del axon liberando el neurotransmisor. En el caso de la sinapsis inhibitoria es el glutamato el que activa la fusion de las vesiculas sinapticas (figura modificada en bioRender.com).

Para que se produzca un potencial de acción (figura 6) son necesarias las entradas sinápticas de varias neuronas, estas entradas se integran en el soma o cuerpo celular (Despolarización), donde llegaran al cono axónico, si la integración de las entradas sinápticas alcanza el umbral de disparo, que sigue el principio de “todo o nada” lo que significa que si el potencial de membrana alcanza el umbral, se desencadena un potencial de acción completo. Si no se alcanza el umbral, no ocurre ningún potencial de acción. El potencial de acción viaja a través del axón, hasta las terminales axonicas activando los canales de calcio, provocando la fusión de las vesículas sinápticas con la membrana, liberando el neurotransmisor de su interior, activando así los receptores de las dendritas de la siguiente neurona modificando su excitabilidad.

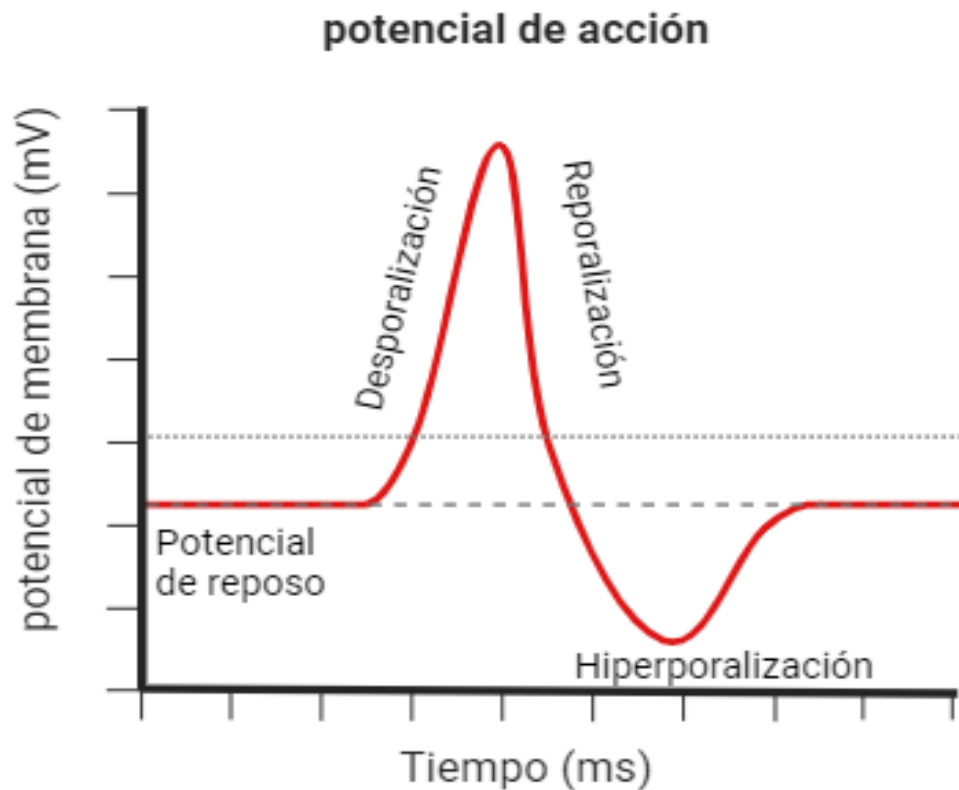


Figura 6: Potencial de acción. Cuando la neurona está en reposo tiene un voltaje negativo y conforme se integran las entradas sinápticas aumenta su voltaje y si este supera el umbral (línea más punteada) se produce un potencial de acción. Posteriormente en la Repolarización la neurona vuelve a adquirir su estado negativo. (Figura modificada en Biorener.com)

Mediante la recaptura y la eliminación del neurotransmisor del espacio sináptico dada por enzimas, células glía, la apertura y cierre de canales, la neurona, es capaz de regresar a su estado base o de reposo (Repolarización). Estos cambios en la apertura y cierre de canales producen un estado de Hiperpolarización en donde el voltaje de la neurona se vuelve más negativo que cuando estaba en su potencial de reposo, mediante la activación de bombas sodio-potasio la neurona puede volver y mantener su estado de reposo (Purves., 2007).

Las neuronas del sistema nervioso central reciben estímulos que pueden provenir de otras neuronas, como las neuronas sensoriales, olfativas, visuales, gustativas, auditivas procesan la información y generan una respuesta que envían a las neuronas efectoras o moto-neuronas, por lo que podemos encontrar tres tipos de

neuronas: sensoriales (que reciben estímulos del ambiente), inter-neuronas (que procesan la información recibida y generan una respuesta) y moto-neuronas que junto con el sistema musculo-esquelético generaran una conducta (Purves,. 2007).

Para simplificar el funcionamiento del sistema nervioso podemos tomar como ejemplo el modelo de caja negra, donde tendremos las entradas, una “caja negra” (donde se llevará a cabo un proceso de los datos) y tenemos las salidas que son las respuestas generadas por la caja negra, en el caso del enfoque fisiológico, la caja negra se “abre” para ver su funcionamiento (figura 7).

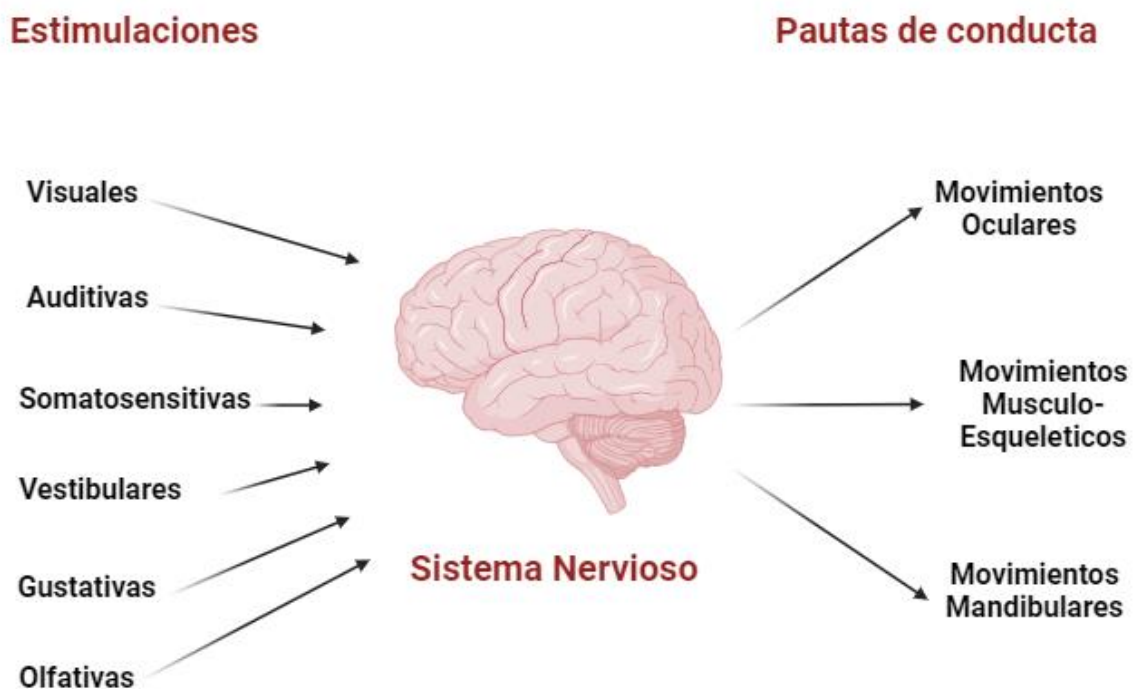


Figura 7: Enfoque fisiológico de la conducta. "abrir la caja negra"(Figura creada en biorender.com).

1.2.-Enfoque de software (etológico)

En etología, la conducta se genera a través de pautas de acción fijas, en donde un estímulo sensorial (hembra, presa o un estímulo sensorial de tipo visual, táctil, olfativo, etc.) produce una conducta (

). La conducta de los padres de reincorporación del huevo al nido o la apertura del pico de las crías de las gaviotas argénteas por la presencia de un punto rojo en el pico de la madre (ejemplos tomados de Tinbergen,

1951) son ejemplo de estas pautas de acción fijas. Un individuo no siempre genera la misma conducta ante el mismo estímulo señal por, lo que se proponen **causas internas** (estado fisiológico del organismo) como el estado de los órganos sexuales o digestivos y **causas externas** (estímulos señal del entorno) como la presencia o ausencia de la hembra o una presa (Carranza, J., 1994). Además, el individuo es un organismo activo y gran parte de las interacciones que tiene con su medio ambiente son producto de su propia actividad. El individuo genera conductas para sí (búsqueda activa, reposo) para su misma especie (cortejo y agonismo) y para otras especies (anti-depredación, depredación y agonismo) (Ferrari., 2020).

Por lo anterior podemos construir un modelo etológico de la conducta. Se puede representar como una caja negra (Figura 8) en el que tenemos ciertos estímulos tanto internos como externos, que serían las entradas de la caja negra y las salidas, que son las conductas que le permiten al organismo sobrevivir y reproducirse.

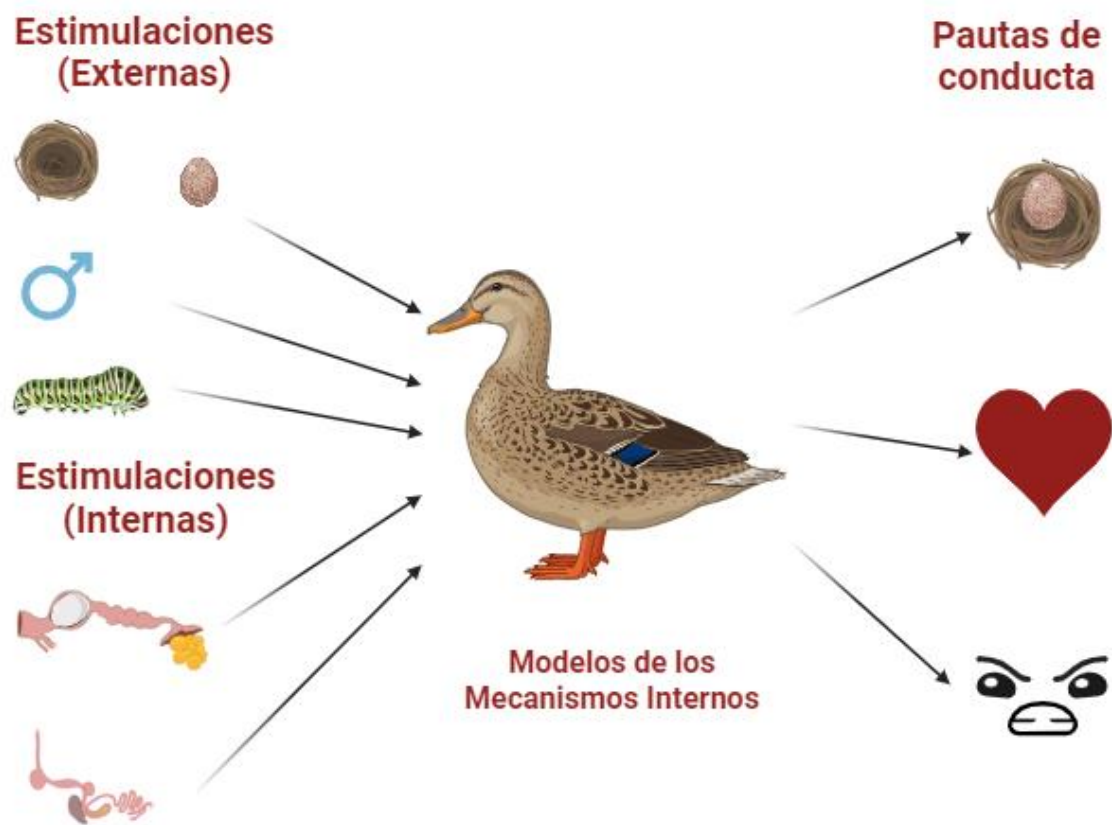


Figura 8: enfoque etológico de la conducta. (Figura creada en biorender.com).

2.-Redes neuronales artificiales

Un modelo es una reconstrucción simplificada de la realidad (graficas, ecuaciones, diagramas) donde se busca un correcto ajuste con la realidad. Una red neuronal artificial es un modelo que simula a grandes rasgos el funcionamiento de una red neuronal biológica. En las redes neuronales artificiales existen 2 capas con conexiones con el exterior. Una capa de entrada o buffer de entrada, donde se presentan los datos a la red, y una capa de salida que devuelve al exterior la respuesta de la red a una entrada concreta. Existen, además, una serie de capas intermedias que se denominan capas ocultas (Avila-Tomás *et al.*, 2020). Una red neuronal artificial también puede verse mediante el modelo de caja negra en donde tendremos las entradas que son los datos que tomamos de la realidad y las salidas que son las respuestas que queremos que aprenda la red. Podemos darle o decirle cuales son las salidas que queremos que nos arroje la red (aprendizaje supervisado) este método requiere la participación de un humano que determine las relaciones correctas o incorrectas que adquiere la red, en su caso la caja negra realizara un conjunto de operaciones para ajustarse a los datos de salida. Un segundo método de aprendizaje es el aprendizaje automático o *machine learning*, consiste en dotar de experiencia a la red y que sea ella misma, la que sea capaz de ir aprendiendo de manera independiente a partir de la experiencia que le proporcionan los datos. Para ello son necesarios algoritmos iniciales y un pequeño entrenamiento supervisado (Avila-Tomás *et al.*, 2020). El modelo de una neurona artificial (figura 9) consta de una suma ponderada de las entradas con los pesos más *bias* (o sesgos en español) que es una entrada constante, comúnmente 1. Una función de transferencia (figura 10) y para las neuronas de salida, las que no se encuentran en las capas ocultas, una función de activación (DotCSV., 2018). Gracias a la función de transferencia se pueden crear redes de varias neuronas que procesan diferente información cada una, obteniendo un procesamiento jerarquizado de los datos, que le permite a la red trabajar con datos multidimensionales, a este tipo de redes de diferentes capas ocultas se les denomina perceptrón (figura 11) (DotCSV., 2018).

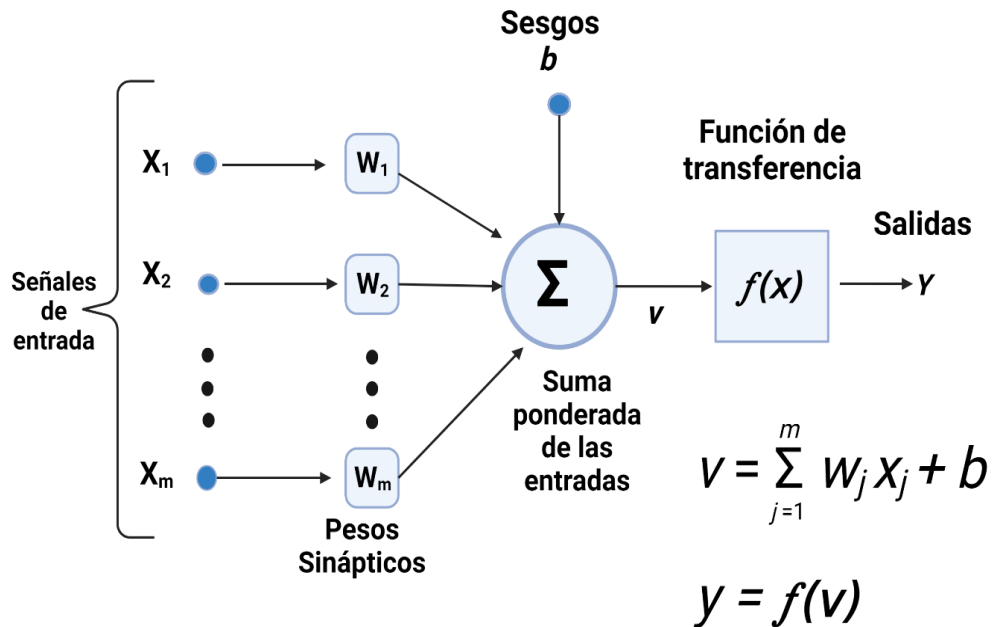


Figura 9: Estructura de una neurona artificial de la capa oculta de un perceptrón. Las entradas son multiplicadas por los pesos (W) y sumadas ponderadamente más sesgo (b) que comúnmente es 1 que pasan por una función de transferencia que nos arroja una salida. Los pesos y sesgos son los que se modifican para que la neurona arroje el resultado esperado. (Figura creada con BioRender.com)

| | Función | Rango | Grafica |
|------------------------|---|-----------------------------|----------------|
| Identidad | $Y=X$ | $[-\infty, +\infty]$ | |
| Escalón | $Y=\text{sign}(x)$ $Y=H(x)$ | $\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$ | |
| Lineal a tramos | $Y = \begin{cases} -1 & \text{si } X < -1 \\ X, & \text{si } -1 \leq X \leq 1 \\ +1 & \text{si } X > 1 \end{cases}$ | $[-1, +1]$ | |
| Sigmoidea | $y = \frac{1}{1+e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$ | $\{0, +1\}$ $\{-1, +1\}$ | |

Figura 10: funciones de transferencias para neuronas artificiales, las funciones Escalón, Lineal a tramos y sigmoidea nos permiten construir redes de varias capas de neuronas para mejorar el procesamiento de la información (Figura creada en Biorender.com).

Figura 2. Perceptrón multicapa (MLP).

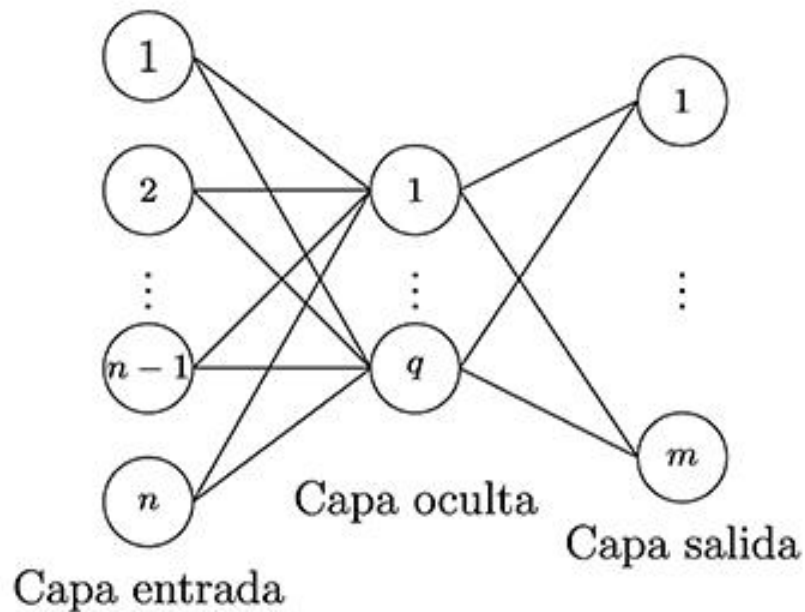


Figura 11: Estructura de un perceptrón multicapa, es una red neuronal unidireccional constituida por tres o más capas: una capa de entrada, otra capa de salida y el resto de capas intermedias denominadas capas ocultas (Figura recuperada de Vivas, H., 2014).

Uno de los algoritmos necesarios para el aprendizaje no supervisado, es el descenso del gradiente (figura 12), que ajusta los parámetros de una regresión lineal, calculando las derivadas parciales, obteniendo un vector de direcciones que nos indica la pendiente de la función A donde el error se incrementa, lo que llamamos gradiente, y nos movemos hacia la dirección contraria, se puede entender como la pendiente de una montaña el algoritmo detecta hacia donde la pendiente se incrementa y avanza hacia el lado contrario lo que sería cuesta abajo (buscando el mínimo error) (DotCSV., 2018). Para ello necesitamos el vector gradiente que nos lo da el algoritmo propagación retrógrada o Backpropagation (figura 13), opera de forma recursiva capa tras capa moviendo el error hacia atrás, ya que el error de las capas anteriores depende directamente del error de las capas posteriores (retropropagación de errores). Así cuando llegue a la primera capa se habrá obtenido el error para cada neurona y que tanto modificar sus parámetros (DotCSV., 2018).

Descenso del gradiente

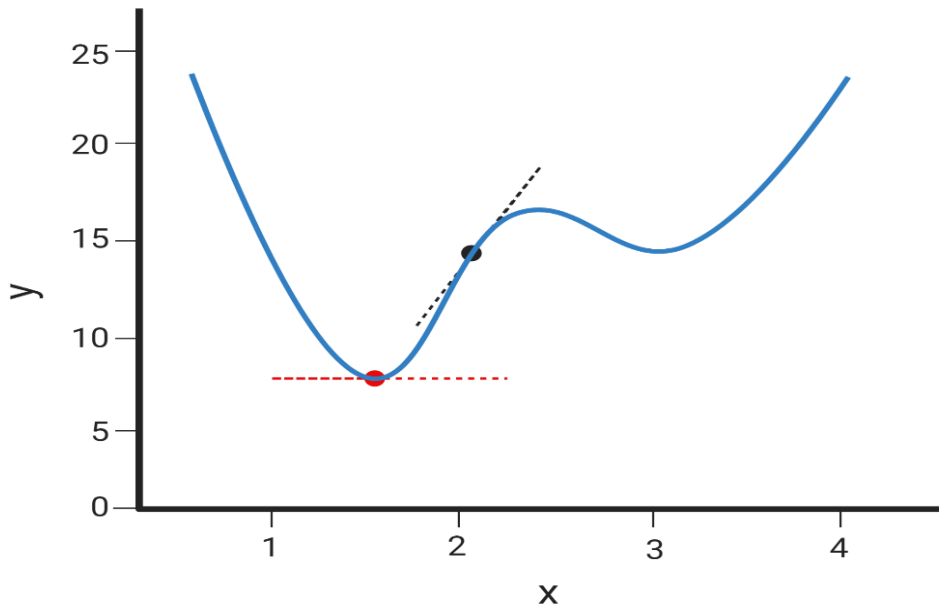


Figura 12: Algoritmo del descenso del gradiente. El gradiente es un vector de derivadas parciales que indica la dirección y la tasa de cambio más rápida de la función. Actualiza los parámetros en la dirección opuesta al gradiente. Esto se hace porque queremos minimizar la función de costo, y el gradiente apunta en la dirección de mayor incremento (Figura creada en Biorender.com)

Propagación retrógrada

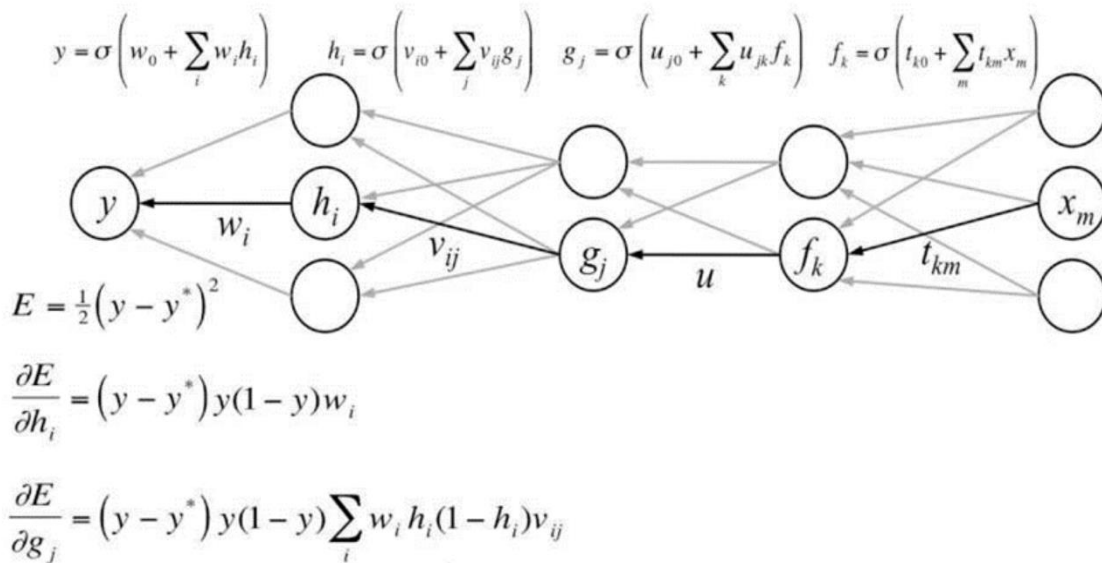


Figura 13: algoritmo de Back-propagación o propagación retrógrada, este algoritmo calcula el error hacia atrás, se obtiene el error con las salidas esperadas, comenzando con las últimas capas de la red, así podemos saber el error de cada neurona de la última capa, y se enfoca en las neuronas con mayor error corrigiendo el error capa tras capa hacia atrás, al llegar a la primera capa de neuronas el error ya se habrá corregido facilitando el aprendizaje de la red (Figura modificada en Biorender.com).

La inteligencia artificial especialmente el *machine learning* nos permite obtener redes neuronales capaces de aprender a reconocer patrones con base a los datos que son la forma que tienen contacto con la realidad y los parámetros que son los valores que podemos modificar. Redes neuronales implementadas en el procesamiento de imágenes, texto y audio, son capaces de producir imágenes a partir de instrucciones en un texto por ejemplo DALL-E de OpenAI, la clonación de voz a partir de una sola grabación de voz, o el poder conversar con una red e inclusive hacerle preguntas, generando respuestas coherentes, como es el caso de ChatGTP. La capacidad que tienen las redes neuronales de aprender conocimiento jerarquizado y reconocer patrones nos podría permitir construir modelos etológicos de conducta animal que podrían implementarse en robots de tipo no mecánicos (Chatsbots) o mecánicos (androides, zoomórficos, móviles o rodantes y poliarticulados).



Figura 14: Imagen creada por Redes ocultas de una red neuronal artificial de procesamiento de imágenes, cada capa de neuronas procesan un tipo de información de la imagen obteniendo una variedad de imágenes de una sola imagen. (Recuperada de openai.com)

JUSTIFICACIÓN

El avance que se ha obtenido en el ámbito de inteligencia artificial, especialmente en redes neuronales y la capacidad de aprender que tienen estas, ha causado dudas sobre los riesgos que podrían tener este tipo de tecnologías, entrenar modelos etológicos que reproduzcan conductas animales puede implicar ciertos riesgos, si la red es entrenada inadecuadamente podría llegar aprender a lastimar o dañar inclusive a matar. El encontrar el enfoque correcto por el cual basarnos para la enseñanza de estas redes y así reproducir conductas animales que nos permitirá dotar a robots de habilidades como la toma de decisiones propias sin necesidad de que alguien los esté controlando y que además estas decisiones no impliquen un riesgo para el usuario. Por lo que proponemos una visión etológica de causas inmediatas (mecanismos) donde al robot solo pueda tener un número reducido de conductas y un número delimitado de causas internas que junto con las causas externas motivarían al robot a ejercer cierta conducta, de manera que generando una matriz de entrenamiento con las conductas adecuadas podríamos entrenar redes neuronales que puedan tomar decisiones que no sean un riesgo para el usuario.

HIPÓTESIS:

Si una red neuronal artificial está inspirada en el funcionamiento del sistema nervioso principalmente en el de la neurona, entonces debería ser capaz de aprender un modelo etológico de causas inmediatas (mecanismos) con dos causas internas y cuatro externas y con seis conductas.

OBJETIVO:

Construir un modelo etológico de causas inmediatas con el programa Matlab, con dos causas internas y cuatro causas externas, con la capacidad de responder con una conducta específica, entre seis conductas disponibles.

Objetivos particulares:

1.- Entrenar una red neuronal para que el individuo aprenda a huir del depredador. Siempre que esté presente sin importar si las causas internas estén presentes o ausentes.

2.- Entrenar una red neuronal para que el individuo macho defienda a la hembra ante un depredador, cuando no estén presentes las entradas de causas internas: Si no tiene la necesidad de comer ni reproducirse defenderá a la hembra. Jerárquicamente la 2 es superior a la 1 en el peso que determina la salida del sistema; Es decir: Si tiene hambre y está en etapa reproductiva no defenderá a la hembra. Para que la red exprese la conducta de antidepredación será necesario que las dos causas internas no estén presentes.

3.- Entrenar una red neuronal para que el individuo ataque al depredador ante la presencia de la causa interna de hambre. Si tiene la necesidad de alimentarse expresará la conducta de depredación tanto para la presa como para el depredador. Es decir, también puede comerse al depredador.

MATERIAL Y MÉTODOS

La construcción del modelo etológico de causas inmediatas (mecanismos), consta de dos causas internas y cuatro causas externas que serían las entradas de la red y seis conductas que son las salidas.

Causas internas

Hambre: Estimulo señal de tipo interno, que induce la conducta de forrajeo para encontrar y consumir alimento.

Reproducción: Estimulo señal de tipo interno, que induce la conducta de búsqueda de pareja reproductiva y las conductas de cortejo.

Causas externas

Depredador: Entidad que posee un conjunto de estímulos señal que induce la evitación del sujeto de prueba, la conducta de evitación ha sido fijada dado que confiere la ventaja adaptativa de sobrevivir al evitar el encuentro.

Presa: Entidad que posee un conjunto de estímulos señal que inducen la conducta de alimentación.

Hembra: Para las condiciones de este trabajo únicamente, entidad que induce en los organismos machos las conductas de cortejo y reproducción.

Macho: Para las condiciones de este trabajo únicamente, entidad que induce en los organismos machos las conductas de competencia intrasexual.

Para las salidas de la red se eligieron las conductas:

Antidepredación: defensa activa (Agresión) ante el depredador.

Depredación: ataque hacia la presa

Huida: evitación ante un depredador

Cortejo: Conducta mediante la cual diferentes especies seleccionan pareja reproductiva

Reposo: Estado de locomoción reducida asociada a un estado de vigilia reducido.

Búsqueda activa: estado de locomoción activo para la búsqueda tanto de presa como de la hembra.

Para trabajar con redes neuronales se utilizó el programa de **MATLAB R2022a**, para el entrenamiento de la red se utilizó la aplicación **Neural Network Pattern Recognition**. Las redes fueron entrenadas con base en las matrices de datos que se muestran en tablas 1, 2 y 3 en donde el 1 representa la presencia del estímulo o entrada y 0 la ausencia del estímulo o entrada (1 sería la necesidad de alimentarse y 0 estar satisfecho, en el caso de las causas externas 1 sería la presencia del depredador y 0 su ausencia) de igual manera aplica para las salidas (donde >0.5 es el actuar de esa conducta y <0.5 es no presentar la conducta). En la tabla 1 se muestra la matriz de entrenamiento para huir del depredador, en rojo cuando se expresa la conducta de huida, la tabla 2 entrenada para defender a la hembra ante un depredador solo cuando no tenga entradas de causas internas (fila en rojo), la tabla 3 entrenada para atacar al depredador ante la presencia de la causa interna de predación. Si el individuo tiene hambre atacara al depredador si la presa no se encuentra. Las causas internas fueron entradas constantes para el entrenamiento de las redes, estando presentes o ausentes una o ambas y solo teniendo presente una causa externa ya sea depredador, presa, etc. Solo en el caso donde se le entreno a la red a defender a la presa, tenemos un ejemplo donde tenemos dos causas externas en los demás casos solo vamos a tener una causa externa y se va a entrenar a la red que conducta debe generar ante ese estímulo con la presencia o ausencia de una o de ambas causas internas. Esto para observar que conductas generan las redes cuando se presentan entradas para las cuales no fueron entrenadas.

Para entrenar a las redes se utilizaron las matrices de datos de las tablas 1,2 y 3 repetidos 10 veces para aumentar el número de ejemplos que la red necesita para poder ser entrenada.

| ENTRADAS | | | | | | SALIDA | | | | | |
|----------|------|------|-------|--------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|------|
| Hambre | Rep. | Dep. | Presa | Hembra | Macho | Anti. | Depre. | Huida | Cort. | Repo. | B.A. |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |

Tabla 1: Matriz de datos para entrenar a una red neuronal para huir del depredador. Considerando las líneas en rojo: ante la presencia del depredador mostrar una conducta agonista. Las siglas Rep: reproducción, Dep: depredador, Anti: antidepredación, Depre: depredación, Cort: cortejo, Repo: reposo y B.A: búsqueda activa.

| ENTRADAS | | | | | | SALIDAS | | | | | |
|----------|------|------|-------|--------|-------|---------|--------|-------|-------|-------|------|
| Hambre | Rep. | Dep. | Presa | Hembra | Macho | Anti. | Depre. | Huida | Cort. | Repo. | B.A. |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |

Tabla 2: Matriz de datos para entrenar a una red neuronal para defender (antidepredación) a la hembra. Cuando las causas internas de predación y reproducción no estén presentes (línea cuarta). Las siglas Rep: reproducción, Dep: depredador, Anti: antidepredación, Depre: depredación, Cort: cortejo, Repo: reposo y B.A: búsqueda activa.

| ENTRADAS | | | | | | SALIDAS | | | | | |
|----------|------|------|-------|--------|-------|---------|--------|-------|-------|-------|------|
| Hambre | Rep. | Dep. | Presa | Hembra | macho | Anti. | Depre. | Huida | Cort. | Repo. | B.A. |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Tabla 3: Matriz de datos para entrenar a una red neuronal para atacar al depredador cuando la causa interna de predación está presente. Como se muestran en las líneas doceava y dieciseisava. Las siglas Rep: reproducción, Dep: depredador, Anti: antidepredación, Depre: depredación, Cort: cortejo, Repo: reposo y B.A: búsqueda activa

RESULTADOS

Según el manual de usuario de Matlab, cuando se entrenan redes multicapa es común que se dividan los datos en tres subconjuntos. El primer subconjunto es el conjunto de entrenamiento, que se utiliza para calcular el gradiente y actualizar los pesos y sesgos de la red. El segundo subconjunto es el conjunto de validación. El error de conjunto de validación se monitoriza durante el proceso de entrenamiento. Cuando la red comienza a sobre ajustar los datos, el conjunto de validación generalmente comienza a aumentar. El tercer subconjunto es el conjunto de prueba. Si el error del conjunto de prueba alcanza un mínimo de en un numero de iteraciones significativamente diferente al error del conjunto de validación, esto podría indicar una mala división del conjunto de datos. Las redes fueron entrenadas 78 veces, obteniendo un error de entrenamiento del 0%, validadas 17 veces obteniendo un error de validación del 0% y probadas 17 veces obteniendo un error de prueba del 0%, para el caso de las redes entrenadas para huir del depredador y para atacar al depredador (figura 15 y 16), lo que nos indica un entrenamiento adecuado.

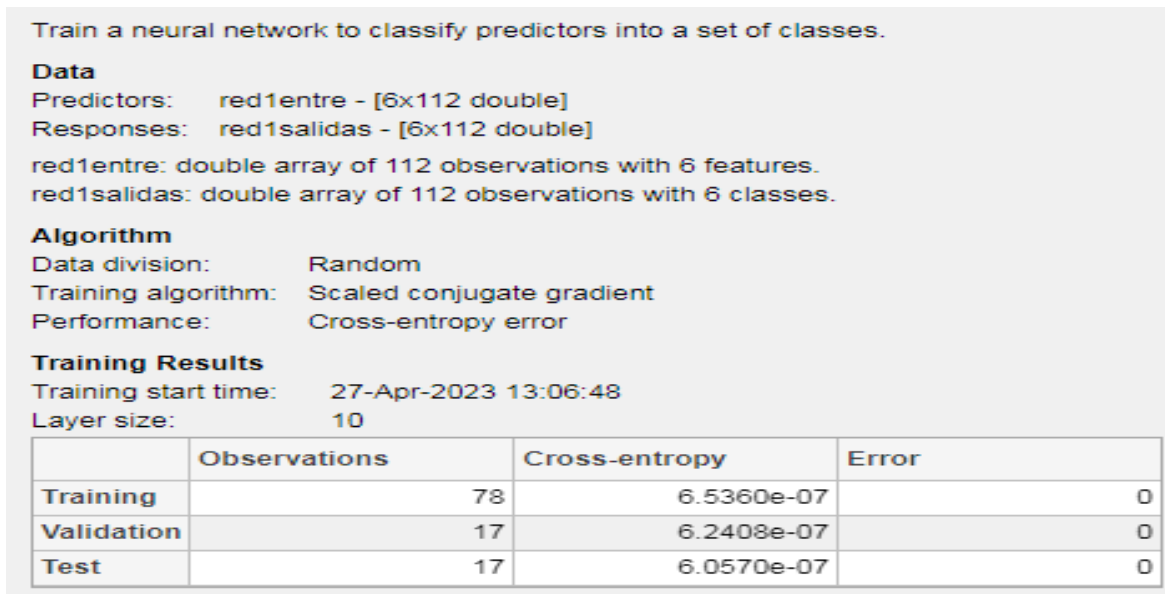


Figura 15: Resultados del entrenamiento de la red neuronal artificial entrenada para huir del depredador.

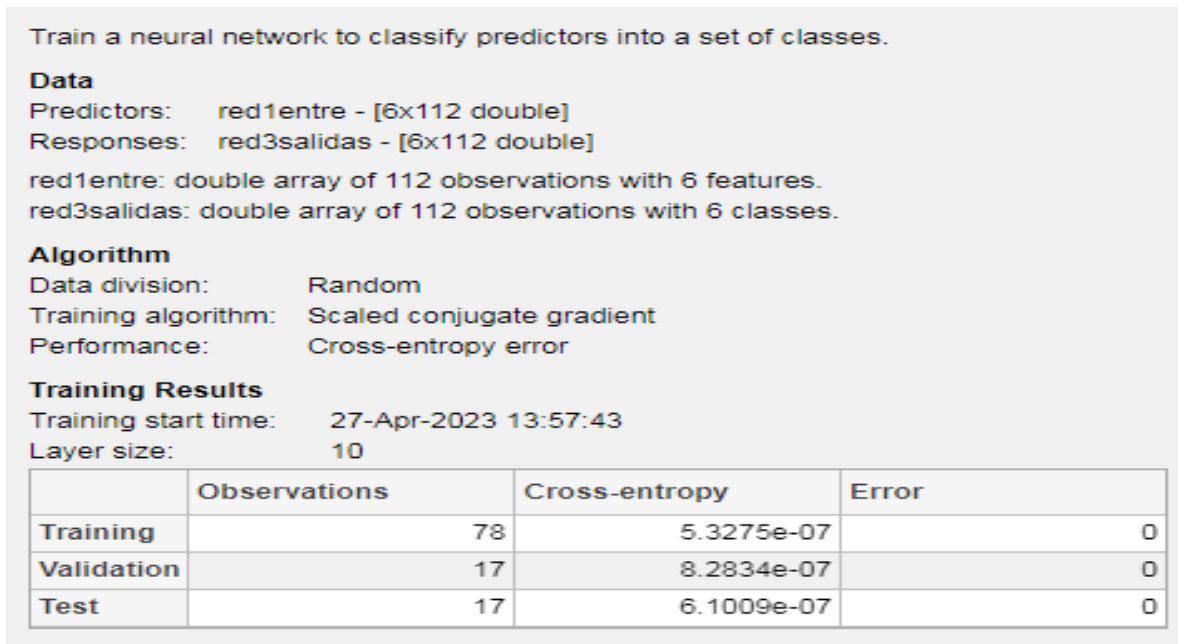


Figura 16: Resultados del entrenamiento de la red neuronal artificial entrenada para atacar al depredador en presencia de la causa interna de predación.

Para en el caso de la red que fue entrenada para defender a la presa (figura 17) obtuvo un error de entrenamiento del 0.0192%, un error de validación del 0.0588% y un error de prueba del 0.0588% que de igual manera nos indica que la red se entrenó correctamente.

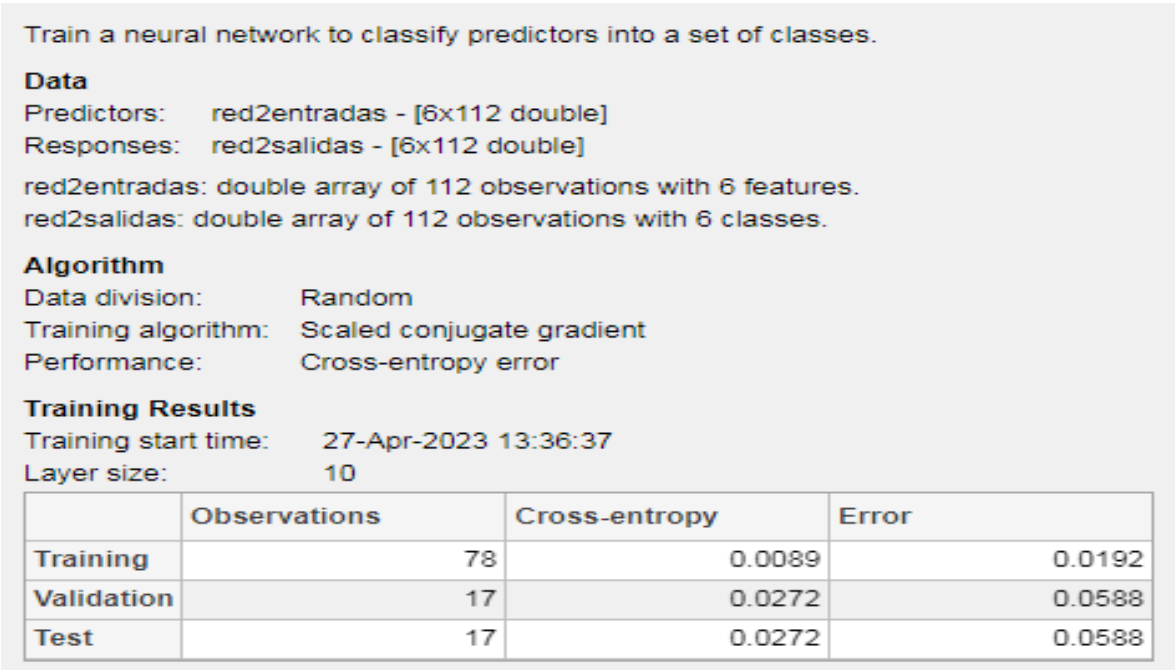


Figura 17: Resultados del entrenamiento de la red neuronal artificial entrenada para defender a la presa ante un depredador, sin entradas de causas internas.

Una vez entrenadas las redes neuronales se utilizó la aplicación **simulink** de Matlab R2022a para correr en tiempo real las redes neuronales entrenadas (figura 18), a las cuales se les cambiaron las entradas para las cuales no habían sido entrenadas y así poder visualizar cuáles eran las respuestas o salidas de cada una de las redes entrenadas (tabla 4,5 y 6).

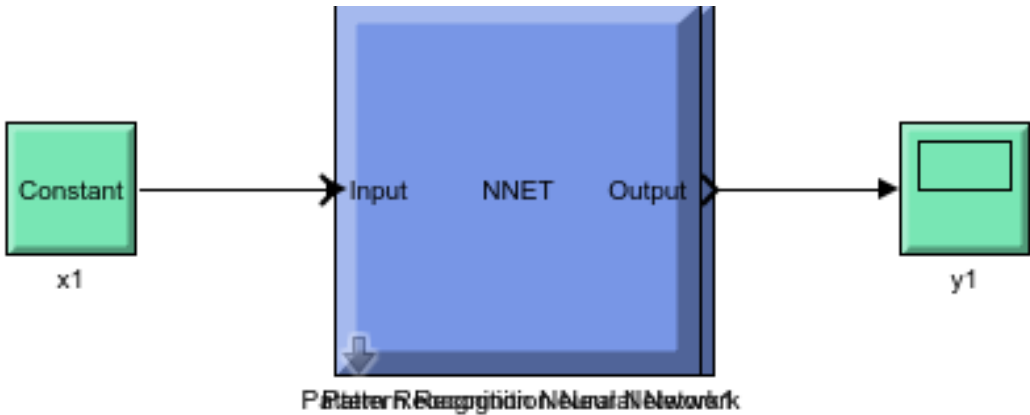


Figura 18: Red implementada en Simulink para correr en tiempo real las redes neuronales entrenadas, ajustando los datos de entrada.

Para la red entrenada para huir del depredador (tabla 1), las salidas que arrojo la red en su mayoría fueron búsqueda activa (tabla 4), en el ejemplo donde se tenía la presencia de la causa interna de predación y las causas externas depredador y presa (figura 19), las salidas que arrojo la red se repartieron entre las conductas de depredación (0.49) y agonismo (0.51) siendo la conducta de agonismo la de mayor peso, en el caso donde estaban ausentes las causas internas y presentes todas las causas externas la salida que arrojo la red fue de reposo, si bien no es la salida adecuada para sobrevivir o reproducirse, la red arrojo esta conducta ya que se entrenó para estar en reposo cuando las causas internas estén ausentes y esté presente la presa o la hembra o el macho, por lo que el peso de la presencia del depredador no es suficiente para que la red arroje la salida de la conducta agonismo. Los ejemplos en los que se tenían presentes las causas externas hembra y macho, presa y hembra o las cuatro causas externas, las salidas de la red no fueron las esperadas, obteniendo un error del 66.6% ante ejemplos no entrenados.

| ENTRADAS | | | | | | SALIDAS | | | | | |
|----------|------|------|-------|--------|-------|---------|--------|-------|-------|-------|------|
| Hambre | Rep. | Dep. | Presa | Hembra | Macho | Anti. | Depre. | Huida | Cort. | Repo. | B.A. |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0.49 | 0.51 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0.9 | 0 | 0 | 0.1 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0.1 | 0 | 0 | 0 | 0.9 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0.1 | 0 | 0.9 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0.1 | 0 | 0.9 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0.1 | 0 | 0 | 0.9 |

Tabla 4: salidas de la primera red entrenada para huir del depredador. Líneas marcadas en rojo son los ejemplos a los cual la red no respondió adecuadamente. Las siglas Rep: reproducción, Dep: depredador, Anti: antidepredación, Depre: depredación, Cort: cortejo, Repo: reposo y B.A: búsqueda activa.

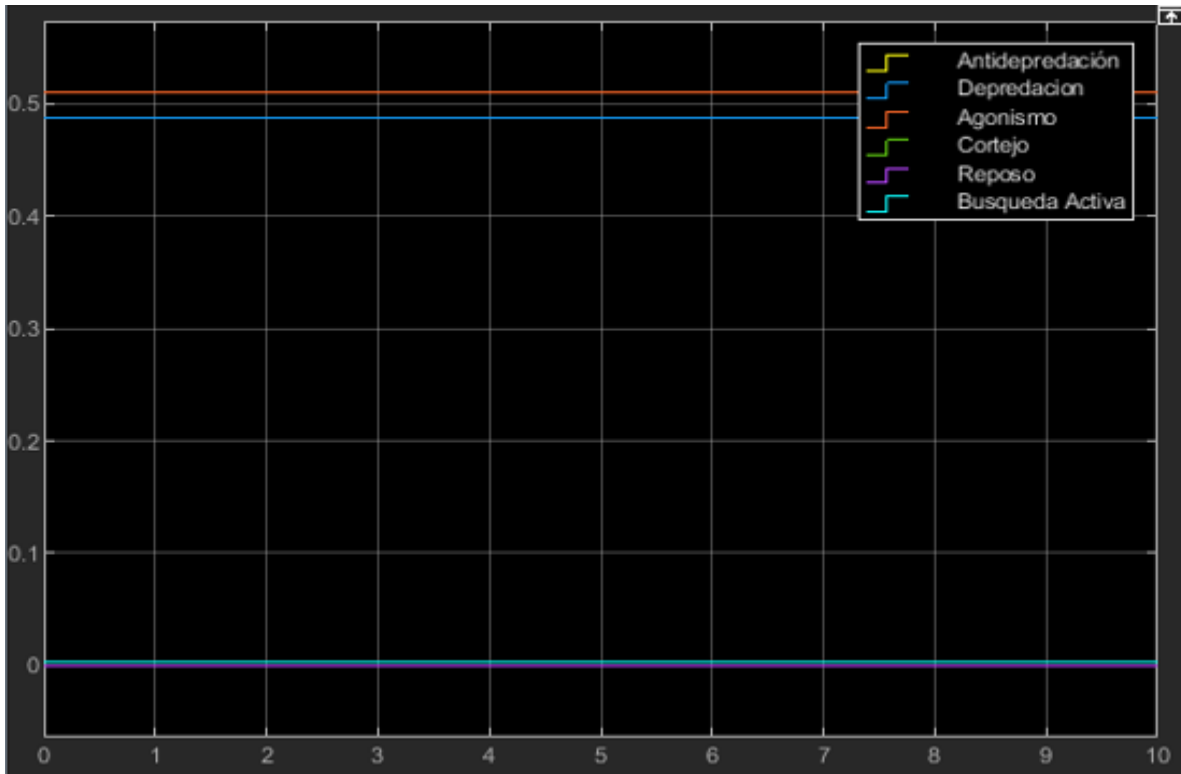


Figura 19: osciloscopio para las entradas 1, 0, 1, 1, 0,0 (presencia de la causa interna de predación y presencia de depredador y presa) de la red entrenada para huir del depredador. Las líneas de colores representan las salidas que género la red neuronal artificial. La salida de agonismo (color rojo) obtuvo un valor de 0.51 y para la salida de depredación (color azul) se obtuvo un valor de 0.49. Las salidas restantes obtuvieron valores de 0 por lo que se ven empalmadas. El eje de las abscisas representa el tiempo, ya que las condiciones cambian de manera dinámicas.

Para la red que fue entrenada para defender a la hembra, tendremos conductas más esperadas (tabla 5), aunque lo que se esperaría es que presentara la conducta de defender a la hembra (anti depredación), esta conducta se presenta solamente 0.1 por lo que el 0.9 del reposo sería la conducta que presentaría la red, por lo que la red no fue capaz de aprender este tipo de conducta. En el ejemplo donde la causa interna de predación estaba presente y las causas externas de presa y depredador también estuvieran presentes (figura 20) la red nos arrojó como salida la conducta de depredación, siendo esta salida adecuada conforme a la causa interna pero no funcionaría para la supervivencia ya que podría ser atacada por el depredador. Ejemplos que tenían presentes las causas externas hembra, depredador o hembra, macho y cuando se tenían las cuatro causas externas (a excepción del ejemplo donde también se tiene presente ambas causas internas) no obtuvieron conductas esperadas, obteniendo un error del 44.4% ante ejemplos no entrenados.

| ENTRADAS | | | | | | SALIDAS | | | | | |
|----------|------|------|-------|--------|-------|---------|--------|-------|-------|-------|------|
| Hambre | Rep. | Dep. | Presa | Hembra | Macho | Anti. | Depre. | Huida | Cort. | Repo. | B.A. |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0.1 | 0 | 0 | 0 | 0.9 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0.1 | 0 | 0 | 0 | 0.9 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0.9 | 0.1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0.06 | 0.04 | 0.9 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5: salidas de la red neuronal entrenada para defender a la Hembra ante la presencia del depredador y la ausencia de ambas causas externas. Líneas marcadas en rojo son los ejemplos a los cual la red no respondió adecuadamente. Las siglas Rep: reproducción, Dep: depredador, Anti: antidepredación, Depre: depredación, Cort: cortejo, Repo: reposo y B.A: búsqueda activa.

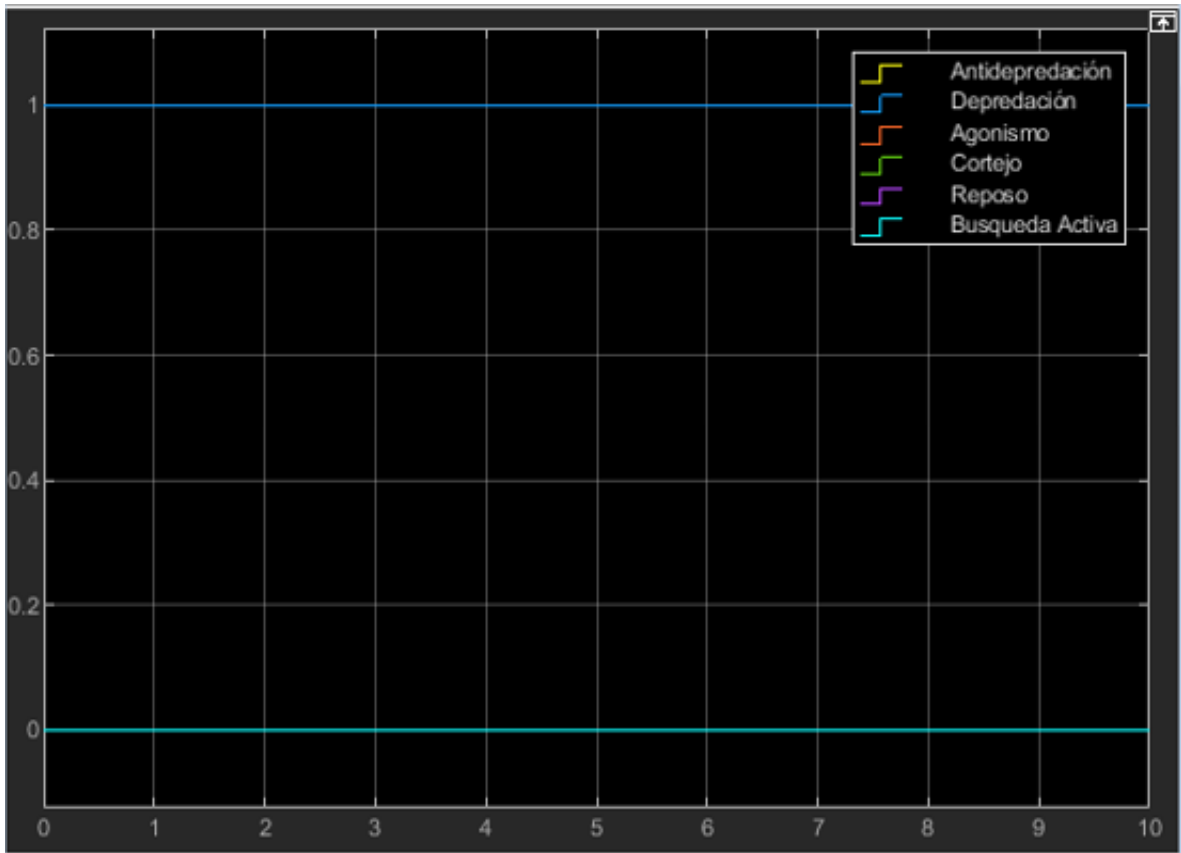


Figura 20: osciloscopio para las entradas 1, 0, 1, 1, 0,0 (presencia de la causa interna de predación y presencia de depredador y presa) de la red entrenada para defender a la presa cuando las causas internas estén ausentes. La línea azul marino representa la salida de depredación obteniendo un valor de 1. Las demás salidas obtuvieron valores de cero por lo que se ven empalmadas. El eje de las abscisas representa el tiempo, ya que las condiciones cambian de manera dinámica.

La red entrenada para atacar al depredador cuando la causa interna de predación está presente (tabla 6), la conducta de reposo fue la más frecuente presentándose cuatro veces, se puede decir que el entrenar a la red a atacar al depredador esta dejo de darle peso a huir del depredador. Tomaremos como ejemplo las entradas donde la causa interna de predación se encuentra ausente y la de reproducción presente y las causas externas de depredador y hembra presentes (figura 21), en este caso la red nos da como salidas 0.7 para agonismo, 0.1 para cortejo y 0.2 para reposo, siendo la conducta de agonismo la de mayor peso por lo tanto la que se presentaría mayormente, lo cual es una conducta adecuada para la supervivencia pero no para la reproducción, la presencia de esta conducta se podría explicar, ya que en su entrenamiento se le enseñó a la red a darle más prioridad a huir del depredador que iniciar un cortejo. Los ejemplos donde se tenía presente las causas externas de presa, hembra o las cuatro causas externas no obtuvieron conductas esperadas, obteniendo un error del 55.5%. Cabe señalar que la red genero una conducta esperada en el ejemplo donde las causas externas de hembra, macho estaban presentes.

| ENTRADAS | | | | | | SALIDAS | | | | | |
|----------|------|------|-------|--------|-------|---------|--------|-------|-------|-------|------|
| Hambre | Rep. | Dep. | Presa | Hembra | Macho | Anti. | Depre. | Huida | Cort. | Repo. | B.A. |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0.7 | 0.08 | 0.22 | 0 |
| 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0.1 | 0 | 0 | 0 | 0.9 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0.4 | 0 | 0 | 0 | 0.6 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |

Tabla 6: salidas de la red entrenada para atacar al depredador cuando la causa interna de predación está presente. Líneas marcadas en rojo son los ejemplos a los cual la red no respondió adecuadamente. Las siglas Rep: reproducción, Dep: depredador, Anti: antidepredación, Depre: depredación, Cort: cortejo, Repo: reposo y B.A: búsqueda activa.

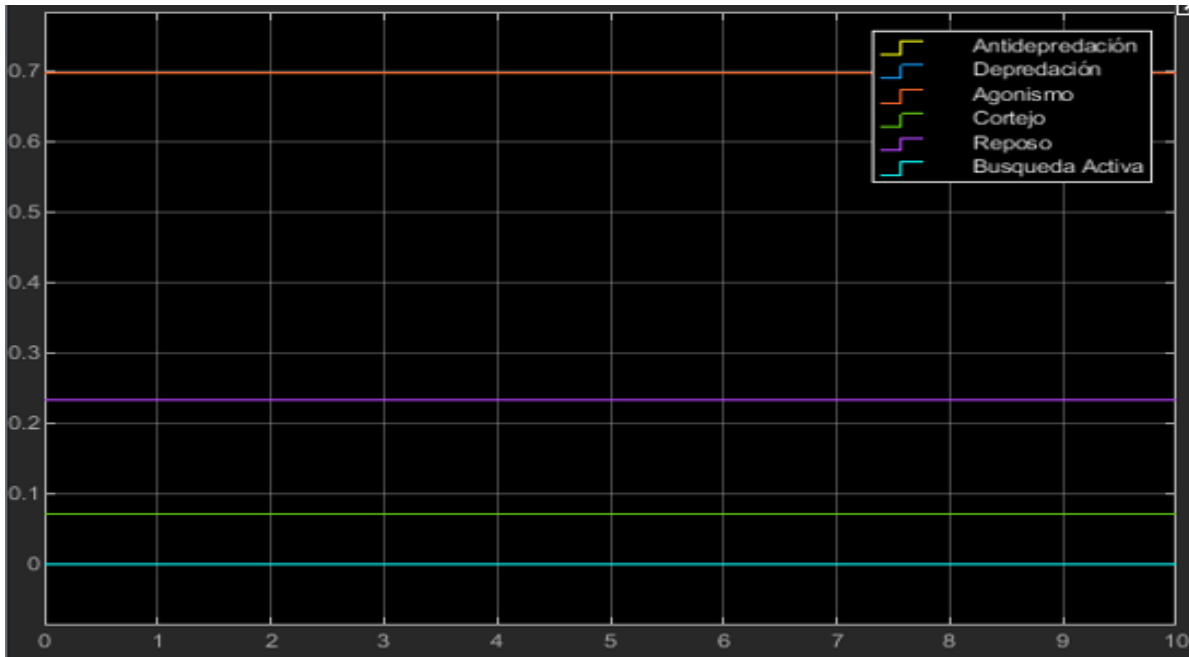
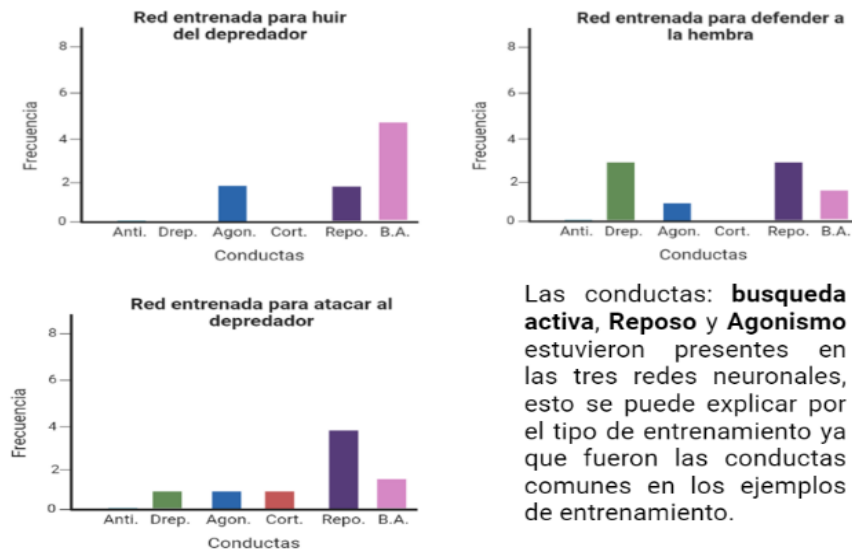


Figura 21: osciloscopio para las entradas 0, 1, 1, 0, 1, 0 (presencia de la causa interna de reproducción y presencia de las causas externas del depredador y la hembra). La línea de color rojo representa la salida de agonismo obteniendo un valor de 0.7. Las líneas de color morado y verde representan las salidas de reposo y cortejo obteniendo valores de 0.22 y 0.08 respectivamente. Las restantes salidas obtuvieron valores de 0 por lo que se ven empalmadas. El eje de las abscisas representa el tiempo, ya que las condiciones cambian de manera dinámicas.

La red entrenada para huir del depredador género tres conductas diferentes, la red entrenada para defender a la presa género 4 conductas diferentes y la red entrenada para atacar al depredador género cinco conductas (figura 22).



Las conductas: **busqueda activa, Reposo y Agonismo** estuvieron presentes en las tres redes neuronales, esto se puede explicar por el tipo de entrenamiento ya que fueron las conductas comunes en los ejemplos de entrenamiento.

Figura 22: frecuencia en el número de conductas que obtuvieron las tres redes neuronales (Agon: Huida)

DISCUSIÓN

La capacidad de aprendizaje de las redes neuronales, nos permite construir un modelo etológico que puede responder a conductas similares a las de los animales en base a una visión de mecanismos causales (mecanismos); a pesar de que las redes entrenadas, no sean capaces de responder adecuadamente a entradas para las cuales no fueron entrenadas, esto, más que ser un factor limitante, nos permite construir matrices de datos con variados y mejores ejemplos, para entrenar redes neuronales que se ajusten mejor a las salidas o conductas esperadas, sin llegar a ser un riesgo para los usuarios, si se llegasen a implementar en algún tipo de robot. Ya que este tipo de modelos carecerían de la capacidad de producir conductas para las cuales no fueron entrenadas y programadas. Construir modelos con esta visión mecanicista puede ser de gran utilidad para simular modelos animales y entrenarlos para que se comporten de cierta manera, aunque estos estarán limitados solamente al tipo de entrenamiento que se les dé, y no tendrían la capacidad de simular conductas que realmente se ajusten a las que presentan los animales en su medio natural.

A pesar de que la red entrenada para defender a la hembra obtuvo un error 44.4% (menor con respecto a las otras dos redes), esta solo generó 4 conductas (Huida, Reposo, Búsqueda Activa y depredación) menor, en comparación con la red entrenada para atacar al depredador, que generó 5 conductas (Huida, Reposo, Búsqueda Activa, depredación y cortejo) lo que nos indica como variaciones en el entrenamiento pueden afectar en las respuestas que produce una red neuronal (figura 22). La jerarquización de las conductas es un factor importante en el modelo etológico, el modelo simulado en el presente trabajo no toma en cuenta este factor, lo que nos permite simplificar el modelo etológico, por lo que podría explicar por qué los tres modelos entrenados obtuvieron errores tan altos al presentarles ejemplos para los cuales no fueron entrenados. Una manera de mejorar este error es darle una jerarquización al modelo donde algunas causas internas y externas tengan un mayor peso en el momento del entrenamiento.

Los modelos empleados se consideran mecanicistas ya que para el reconocimiento de patrones se utilizan las características geométricas, de un objeto en el espacio,

por ejemplo: largo, ancho y profundidad. Estas características son los elementos que la red utilizaría para reconocer al depredador, la presa o la hembra. Además, para el procesamiento de los datos que genera la red en el interior, si consideramos la red como una “caja negra”, se basan en datos matematizables, los cuales son probabilísticos que podrían considerarse deterministas ya que existe una conexión entre los sucesos (entradas) y fenómenos (salidas).

Esto fue observado en los resultados obtenidos en el presente trabajo, ya que las tres redes neuronales no fueron capaces de responder adecuadamente a entradas para las cuales no fueron entrenadas, mostrando salidas para las cuales si fueron entrenadas como la conducta de búsqueda activa, en el caso de la red que fue entrenada para huir del depredador, o el reposo para la red que fue entrenada para atacar al depredador. En el caso de la red que fue entrenada para defender a la hembra, obtuvo conductas variadas aunque poco acertadas, lo que nos indica la importancia de la jerarquización en el entrenamiento para el aprendizaje de las redes neuronales artificiales. Con los ejemplos o datos adecuados, nos permitirían construir matrices de entrenamiento que se ajusten mejor a las salidas esperadas en un modelo etológico de mecanismos causales (mecanismos) el cual no podría implicar un riesgo para el usuario, a menos que esta red sea entrenada malintencionada para dañar al usuario, ya que esta no es capaz de generar conductas para las cuales no fue entrenada.

CONCLUSIÓN

Para que una red aprenda adecuadamente y genere las respuestas esperadas o adecuadas es importante el entrenamiento que se le da a esta, entre más y variados ejemplos se le muestren a la red tendrá un mejor aprendizaje, como es el caso en donde se le enseñó a la red a defender a la hembra, en donde al tener un ejemplo donde se le presentan más datos, y como responder a estos, la red es capaz de generar más coherencia cuando se le presentan datos para los cuales no fue entrenada. Por lo que es importante generar una matriz de entrenamiento con ejemplos variados para que la red pueda aprender eficientemente y genere salidas (o respuestas) que se adecuen a las esperadas.

PERSPECTIVAS

Ricardo Ferrari (2020) describe a la Antrozoología como el estudio de las relaciones humano-animales, es una disciplina multidisciplinaria donde se involucra a la antropología, propone la inserción de los animales en la cultura, donde se enfoca en la coordinación de la conducta de los entes y no en la naturaleza de los mismos, describiendo a nuestra sociedad como un vasto entramado comunicacional, logrando una Antrozoología no humanocéntrica. Así, es posible sugerir la noción de una cultura, y entonces, una sociedad, mixta, pluriespecie (Segerdahl, 2007).

La construcción de un modelo etológico con la idea Antrozoológica, que propone modelos conexionistas; estos modelos al tener una gran similitud al funcionamiento de las redes neuronales, podríamos construir matrices de datos basados en estos modelos conexionistas y entrenar a una red neuronal, que nos permita simular conductas animales. Por la naturaleza de estos tipos de modelos el aprendizaje de nuevas conductas podría ser más eficiente que la de un modelo etológico de causas inmediatas.

REFERENCIAS

Aldabas-Rubira, E. (s/f). *Introducción al reconocimiento de patrones mediante redes neuronales*.

[file:///C:/Users/pc1/Downloads/Introduccion al reconocimiento de patron.pdf](file:///C:/Users/pc1/Downloads/Introduccion%20al%20reconocimiento%20de%20patron.pdf)

Alcock, J., A. (2001). *Animal behavior* (seventh edition). ARIZONA STATE UNIVERSITY.

Avila-Tomás, J. F., Mayer-Pujadas, M. A., & Quesada-Varela, V. J. (2020). La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina I: introducción antecedentes a la IA y robótica. *Atencion primaria*, 52(10), 778–784. <https://doi.org/10.1016/j.aprim.2020.04.013>

Carranza, J. (ed.). *Etología: Introducción a la Ciencia del Comportamiento*. Publicaciones de la Universidad de Extremadura, Cáceres, pp. 41-62. 1994.

Dall-e 2. (s/f). Openai.com. Recuperado el 3 de julio de 2023, de <https://openai.com/dall-e-2>

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2017a, noviembre 20). *Modelos para entender una realidad caótica* | DotCSV. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=Sb8XVheowVQ&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=3

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2017b, diciembre 16). *Regresión Lineal y Mínimos Cuadrados Ordinarios* | DotCSV. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=k964_uNn3l0&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=4

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2018a, febrero 4). *¿Qué es el Descenso del Gradiente? Algoritmo de Inteligencia Artificial* | DotCSV. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=A6FiCDoz8_4&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=5

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2018b, marzo 19). *¿Qué es una Red Neuronal? Parte 1 : La Neurona* | DotCSV. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=MRlv2lwFTPg&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=6

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2018c, mayo 28). *¿Qué es una Red Neuronal? Parte 2 : La Red* | DotCSV. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=uwbHOpp9xkc&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=7

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2018d, octubre 3). *¿Qué es una Red Neuronal? Parte 3 : Backpropagation* | DotCSV. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=eNIqz_noix8&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=9

Dot, C. S. V. [@DotCSV]. (2018e, octubre 14). *¿Qué es una Red Neuronal? Parte 3.5: Las Matemáticas de Backpropagation | DotCSV*. Youtube. https://www.youtube.com/watch?v=M5QHwkkHgAA&list=PL-Ogd76BhmcC_E2RjgIIJZd1DQdYHcVf0&index=10

Etología. (s/f). Ugr.es. Recuperado el 2 de julio de 2023, de https://www.ugr.es/~aula_psi/Etologia.htm

Ferrari, H. R. (Ed.). (2020). *Elementos de etología para una antrozoología crítica* (Vol. 13, Número especial). CALIDAD DE VIDA Y SALUD.

Gould, S. J. (2010). *Hen's Teeth and Horse's Toes: Further Reflections in Natural History*. W. W. Norton & Company.

GRANDIN, T. y M.J. DESSING (1998). "La genética del comportamiento animal". In: *Genetics and the Behavior of Domestic Animals* (Cap. 1), T. Grandin (ed.); Academic Press; San Diego, California, USA.

Herrera, L. R. (Ed.). (10 de abril 2004). *DESCARTES Y EL SIGNIFICADO DE LA FILOSOFÍA MECANICISTA* (Vol. 5, Número 3). Revista Digital Universitaria.

Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 79(8), 2554–2558. <https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554>

HUXLEY, T.H. (1874). "On the hypothesis that animals are automata and its history". In: *Collected Essays*, Vol. 1. Methods and Results: Essays; p. 218.

Introducing ChatGPT. (s/f). Openai.com. Recuperado el 3 de julio de 2023, de <https://openai.com/blog/chatgpt>

Martín, G. O. (2016). *Etología y Comportamiento Animal Principios de Bienestar Animal*. Sitio Argentino de Producción Animal.

Olah, C., Mordvintsev, A., & Schubert, L. (2017). Feature Visualization. *Distill*, 2(11), e7. <https://doi.org/10.23915/distill.00007>

OpenAI microscope. (s/f). OpenAI Microscope. Recuperado el 3 de julio de 2023, de <https://microscope.openai.com/models>

Purves, D. (2007). *Neurociencia*. Panamericana Editorial.

Rocha Herrera, Leticia (2004) "Descartes y el significado de la filosofía mecanicista".

Revistas, S., Vivas, H., Martínez, H. J., & Pérez, R. (2018). Método secante estructurado para el entrenamiento del perceptrón multicapa. *Revista de Ciencias (On Line)/Revista de Ciencias*, 18(2), 20. <https://doi.org/10.25100/rc.v18i2.6104>

Revista Digital Universitaria. 10 de abril de 2004, <<http://www.revista.unam.mx/vol.5/num3/art19/art19.htm>> [Consulta: 11 de abril de 2004].

(S/f). nfermeravirtual.com. Recuperado el 2 de julio de 2023, de <https://www.infermeravirtual.com/files/media/file/99/Sistema%20nervioso.pdf?1358605492>