



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY



FACULTAD DE
INGENIERÍA

Análisis y extensión de modelos de células de dirección de la cabeza de roedores

Informe de Proyecto de Grado presentado por

Lázaro Pereira

en cumplimiento parcial de los requerimientos para la graduación de la carrera
de Ingeniería en Computación de Facultad de Ingeniería de la Universidad de
la República

Supervisores

Dr. Gonzalo Tejera
Dr. Martín Llofriu

Montevideo, 30 de diciembre de 2025



Análisis y extensión de modelos de células de dirección
de la cabeza de roedores por Lázaro Pereira tiene licencia [CC](#)
[Atribución - No Comercial - Sin Derivadas 4.0](#).

Agradecimientos

Agradezco a mis padres, por los estudios, las oportunidades y la educación en la vida para llegar hasta aquí. Agradezco al Dr. Gonzalo Tejera y al Dr. Martín Llofriu, por la paciencia y dedicación para que pudiera llevar esto a fin. Agradezco a cada una de las personas que en el camino me dijo ”¿Cómo vas con la tesis?”. Y finalmente y especialmente, a Carolina, Catalina y Pedro, por darme la oportunidad y motivación para finalizar, gracias.

Resumen

Este trabajo presenta un análisis de artículos de células de dirección de la cabeza de roedores que describan su comportamiento, y realiza un relevamiento, tanto de modelos matemáticos como de modelos computacionales. Comenzando por el análisis de artículos con enfoques principalmente biológicos sobre dichas células, donde construye una base sólida de entendimiento de la temática, se continúa a través de sucesivos artículos referenciados. Cada uno de estos artículos incrementa, paso a paso, sobre distintas propiedades y desarrolla cada uno modelos más complejos. Una vez adquirida una comprensión adecuada de la dinámica de las células y los modelos, se procede a la puesta en funcionamiento y prueba de uno de los modelos relevados.

La construcción de un escenario de pruebas en el simulador Gazebo, donde se incluye un entorno de referencias para experimentar y un robot Ridgeback: práctico, sencillo y extensible, que permite, sobre el sistema operativo robótico, ROS, la ejecución del modelo computacional y análisis de su funcionamiento, evidenciando carencias y problemas, y mostrando posibilidades de extensiones a implementar.

Una de estas carencias es la falta de procesamiento de imágenes para las referencias visuales, por lo que se incluyó un paso intermedio entre la cámara del robot y la activación de la célula de para darle un uso práctico a las células de visión, obteniéndose resultados satisfactorios con corrección de desfasaje de dirección del sistema.

Diversas magnitudes de velocidad angular de giro del robot no se ven acompañadas por el desplazamiento del cúmulo del atractor de la red neuronal, causando una acumulación de error en la representación de la dirección del sistema. Por esto, se consideró y llevó a cabo la implementación de soporte de múltiples velocidades puntuales. Si bien se logró que el sistema tolere más de una velocidad específica de giro, el resultado no es fácilmente escalable considerando la cantidad de magnitudes que pueden surgir en varios escenarios de funcionamiento.

Palabras clave: Células de dirección de la cabeza, bio-robótica, redes neuronales

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Objetivo	2
1.3. Alcance	2
1.4. Estructura de este documento	3
2. Marco teórico	5
2.1. Introducción	5
2.2. Aspectos biológicos	5
2.2.1. Neuronas	5
2.2.2. Regiones del cerebro	6
2.2.3. Orientación biológica	7
2.3. Odometría robótica	9
2.4. Redes Neuronales Artificiales	9
2.4.1. Atractor	11
2.5. Aprendizaje Hebbiano	12
2.6. Robot Operating System: ROS	12
2.6.1. Gestión de conjuntos de datos	13
2.6.2. Visualización	14
3. Revisión de antecedentes	15
3.1. Propuestas de modelos	16
3.1.1. Construcción de una red neuronal para células de dirección	16
3.1.2. Modelo Matching/Offset	18
3.1.3. Adaptación dinámica de pesos sinápticos mediante aprendizaje Hebbiano	20
3.1.4. Implementación con influencia visual	21
3.1.5. Células de dirección en modelo RatSLAM	21
3.1.6. Modelo de integración de rutas	22
4. Modelo de referencia y propuestas de extensión	25
4.1. Modelo base	25
4.1.1. Células	28
4.1.2. Esquema de funcionamiento	31

4.1.3. Dinámica del giro	36
4.1.4. Dinámica Visual	37
4.2. Extensión del modelo	38
4.2.1. Puesta en funcionamiento de modelo base	38
4.2.2. Funcionamiento visual - Desarrollo de visual	43
4.2.3. Desarrollo de solución de múltiple velocidad	46
5. Experimentación	49
5.1. Validación de múltiple velocidad en Google Test	49
5.1.1. Prueba de velocidad estándar: una vuelta	49
5.1.2. Prueba de velocidad doble: una vuelta	50
5.1.3. Prueba de velocidad inversa: una vuelta	50
5.1.4. Prueba de velocidad doble inversa: una vuelta	51
5.1.5. Prueba de giro: ida y vuelta	51
5.1.6. Prueba de giro doble: ida y vuelta a doble velocidad	52
5.2. Experimentación en simulación	52
5.2.1. Validación de modelo base	53
5.2.2. Validación de giro de una vuelta	53
5.2.3. Generación de un nuevo cúmulo	54
5.2.4. Corrección leve de cúmulo	56
5.2.5. Giros a diferentes velocidades	59
5.3. Experimentación independiente de simulación	61
5.3.1. Validación de giro de una vuelta sin simulador	61
5.3.2. Generación de un cúmulo nuevo	63
6. Conclusiones y Trabajo Futuro	65
6.1. Conclusiones	65
6.2. Trabajo Futuro	66
Referencias	67

Capítulo 1

Introducción

La evolución de los seres vivos, a lo largo de millones de años, ha estado marcada por la interacción constante con una amplia variedad de entornos y situaciones. Esto ha representado una oportunidad única de aprendizaje, permitiéndoles adaptarse de manera cada vez más eficiente a su entorno. Como resultado, han desarrollado una notable robustez y tolerancia a los cambios. Gracias a esta capacidad de adaptación, los seres vivos sirven como referencia para desarrollar soluciones robóticas que imiten su comportamiento.

En la actualidad, ya se encuentran soluciones biológicas trasladando asimismo ventajas inherentes del mundo animal, como lo son su eficiencia, robustez o adaptabilidad, al mundo robótico. Un ejemplo de esto es el sonar de los submarinos inspirado en la eco-localización de los murciélagos, lo que demuestra que ciertos procesos naturales pueden ser adaptados tecnológicamente.

Por otro lado, la navegación robótica es una herramienta que le permite a los sistemas autónomos desplazarse y ubicarse sin la necesidad de asistencia por parte de un operador. En los últimos años, su eficacia ha aumentado significativamente gracias a los avances en capacidad de procesamiento, lo cual permite una respuesta más rápida y precisa frente a los cambios en el entorno. Del contexto biológico y la influencia robótica surge la motivación para la robótica bio-inspirada.

1.1. Motivación

Un elemento destacable de la biología son las células de dirección de la cabeza encontradas en distintas partes del cerebro de roedores. Estas células permiten al animal orientarse en ambientes donde las referencias de ubicación son escasas. Pudiendo ser influenciadas tanto por estímulos externos al roedor (por ejemplo, visuales) como por internos (movimientos del mismo), poseen la capacidad de registrar y mantener una dirección para la cual la célula maximiza su actividad si la cabeza del roedor apunta en dicha dirección. En cuanto el roedor gira su cabeza hacia otra dirección, la misma célula reduce su tasa de disparo, mientras

que otra célula comienza a disparar.

Diversas investigaciones han mostrado las propiedades de dichas células, a partir de las cuales se han desarrollado modelos matemáticos que describen su comportamiento. Cada uno de estos modelos presenta distintas cualidades según el enfoque tomado y la estructura utilizada.

En este sentido, una colaboración más estrecha entre el conocimiento biológico y la robótica podría ser de mutuo beneficio, abriendo oportunidades para el desarrollo de tecnologías más flexibles y eficientes. Por esto, analizar e implementar mejoras sobre modelos existentes de células de dirección de la cabeza, podría contribuir significativamente a la reducción de la brecha entre los comportamientos animales y los sistemas artificiales. La simplificación y optimización de los sistemas de orientación en autómatas permitiría acercar sus capacidades a las de los organismos vivos, favoreciendo simulaciones más realistas que se aproximen al estándar biológico. Mejorar estos modelos significaría dar un paso en esa dirección, por lo que pasa a ser un objetivo de este proyecto.

1.2. Objetivo

Centrado en las células de dirección de la cabeza de roedores, este proyecto busca estudiar los modelos matemáticos basados en dichas células, imitando sus comportamientos y propiedades, y el lugar que toman en el sistema de orientación de los animales para evaluar posibles mejoras a sistemas robóticos. El objetivo es realizar un relevamiento del estado del arte de dichos modelos, evaluando las propiedades de cada uno y analizando la posibilidad de implementación computacional. Sobre estas implementaciones se busca evaluar e identificar posibles mejoras que se vean reflejados en los modelos, desarrollando las mismas y finalmente realizar un comparativo sobre el desempeño de los cambios realizados para determinar el éxito.

1.3. Alcance

El alcance para este proyecto está compuesto por los siguientes objetos:

- Documento del estado del arte sobre artículos que definan una implementación matemática y/o computacional sobre células de dirección de la cabeza en roedores. Se busca principalmente aquellos que posean limitada o nula dependencia con otras células de navegación de roedores (p.e. células de lugar, células de grilla), pudiendo estar relacionados, con el fin de no limitar las posibilidades de integración.
- Implementación en sistemas robóticos de los modelos relevados, priorizando aquellos que ya dispongan de una arquitectura funcional y código disponible.
- Análisis, diseño e implementación de mejoras sobre dichos modelos, ya sean existentes de modelos anteriores o nuevas.

- Evaluación de mejoras respecto al desempeño de los modelos en un entorno robótico simulado.

1.4. Estructura de este documento

Este documento está comprendido por las siguientes secciones:

- Marco teórico: definición y contexto de los conceptos teóricos aplicados en el documento.
- Revisión de antecedentes: se listan algunos de los artículos analizados con el fin de ampliar el entendimiento sobre la temática, investigar las soluciones propuestas para el problema y explicar las mismas desde un punto de vista técnico.
- Desarrollo de la solución: detalle de trabajos realizados sobre las soluciones propuestas en el punto anterior con el fin de extender lo analizado y definir el avance.
- Experimentación: análisis cuantitativo de métricas propuestas previo y posteriormente a lo desarrollado para evaluar la efectividad de lo implementado.
- Conclusiones: cierre de lo expuesto en este documento, consideraciones de trabajos a futuro y reflexión final.

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Introducción

Para facilitar el entendimiento de los modelos de células de dirección presentados, en este capítulo se describen conceptos clave que sirven como base para su desarrollo. Se describen tanto conceptos biológicos, para facilitar el entendimiento del sistema nervioso de los seres vivos, como matemáticos, que funcionan como cimiento teórico sobre el cual están construidas las soluciones.

2.2. Aspectos biológicos

2.2.1. Neuronas

El sistema nervioso de los seres vivos está compuesto por una extensa red de neuronas. Las neuronas son células especializadas altamente interconectadas, capaces de llevar a cabo el procesamiento de señales recibidas y redirigirlas hacia otras células mediante impulsos eléctricos y señales químicas. La interacción entre dos neuronas es llamada sinapsis, por la cual una neurona emisora, llamada presináptica, envía señales con una frecuencia o tasa de disparo a otra neurona receptora o neurona postsináptica.

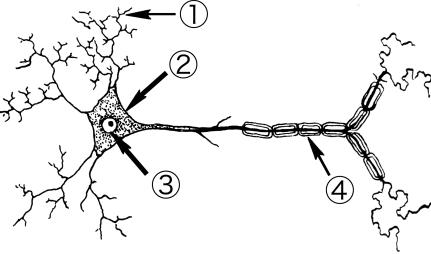


Figura 2.1: Composición de una neurona.

En la figura 2.1 se puede observar las distintas componentes de una neurona. Con 1 están señaladas las dendritas, componente principal para la recepción de señales sinápticas, donde la célula actual cumple el rol postsináptico. Con 2 se indica el cuerpo somático, principal encargado del procesamiento llevado a cabo por la neurona. El núcleo está señalado por el punto 3, que es donde se lleva a cabo la contención genética y la síntesis de moléculas. Finalmente, en 4 está indicado el axón, encargado de transportar los impulsos desde el cuerpo somático hacia su destino, donde esta neurona es el componente presináptico.

En el contexto de orientación y navegación, neuronas encontradas en los cerebros de los roedores construyen una red interconectada de forma tal que les proporciona un esquema de asistencia en orientación. Las células de dirección de la cabeza, descubiertas por primera vez por Ranck ([Ranck, 1984](#)), presentan actividad cuando la cabeza del roedor apunta en una dirección puntual, aumentando la tasa de disparo conforme la dirección se acerca a dicha dirección. Otras neuronas involucradas en la ubicación espacial son las células de grilla, que forman patrones regulares de activación con forma de grilla hexagonal en el mapa interno del espacio, y las células de lugar, las cuales se disparan cuando el animal se encuentra en ciertos lugares del espacio.

2.2.2. Regiones del cerebro

El hipocampo es una región del cerebro que forma parte del sistema límbico. Es una parte fundamental en la formación de mapas cognitivos y memoria espacial, estando conectado con otras áreas especializadas del cerebro, como la corteza entorinal medial, el postsubículo, el presubículo y el núcleo talámico anterodorsal. El postsubículo es una parte importante del sistema que conforma la orientación biológica. Ubicado en la parte posterior del hipocampo, recibe información del sistema vestibular así como otras regiones del hipocampo, y envía hacia áreas implicadas en el control motor y la integración sensorial del animal. Es el encargado de la codificación y transformación de las señales de orientación direccional para representaciones espaciales mediante la integración de las múltiples fuentes sensoriales utilizadas. El núcleo talámico anterodorsal está involucrado con la codificación de la dirección de la cabeza del animal manteniendo conexiones con el postsubículo. Interpreta las señales vestibulares

y mantiene una referencia interna de la dirección de la cabeza.

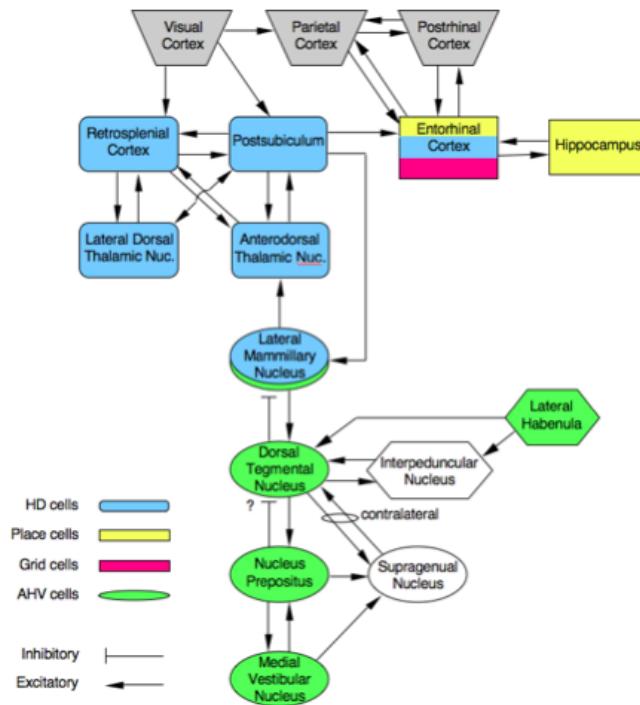


Figura 2.2: Interconexiones de regiones del cerebro y su asociación con neuronas involucradas en la navegación espacial. Imagen tomada de http://www.scholarpedia.org/article/Head_direction_cells

En la imagen 2.2 se muestra la relación entre distintas secciones del cerebro involucradas con el funcionamiento de las células de dirección de la cabeza. En azul se muestran las partes involucradas directamente con las células de dirección, en verde se representan secciones que involucran las células de velocidad angular, parte fundamental de la confección de la representación de la dirección actual de la cabeza del roedor. También se hace referencia a células de lugar y células grilla, otros tipos de células involucradas en los sistemas neuronales de orientación de los roedores. La imagen 2.3 ilustra las distintas regiones del cerebro involucradas en distintos sistemas de orientación.

2.2.3. Orientación biológica

La capacidad de los seres vivos de estimar la propia orientación y trayectoria en el espacio se basa en la combinación de múltiples fuentes sensoriales. El sistema vestibular del oído interno detecta aceleraciones lineales y angulares

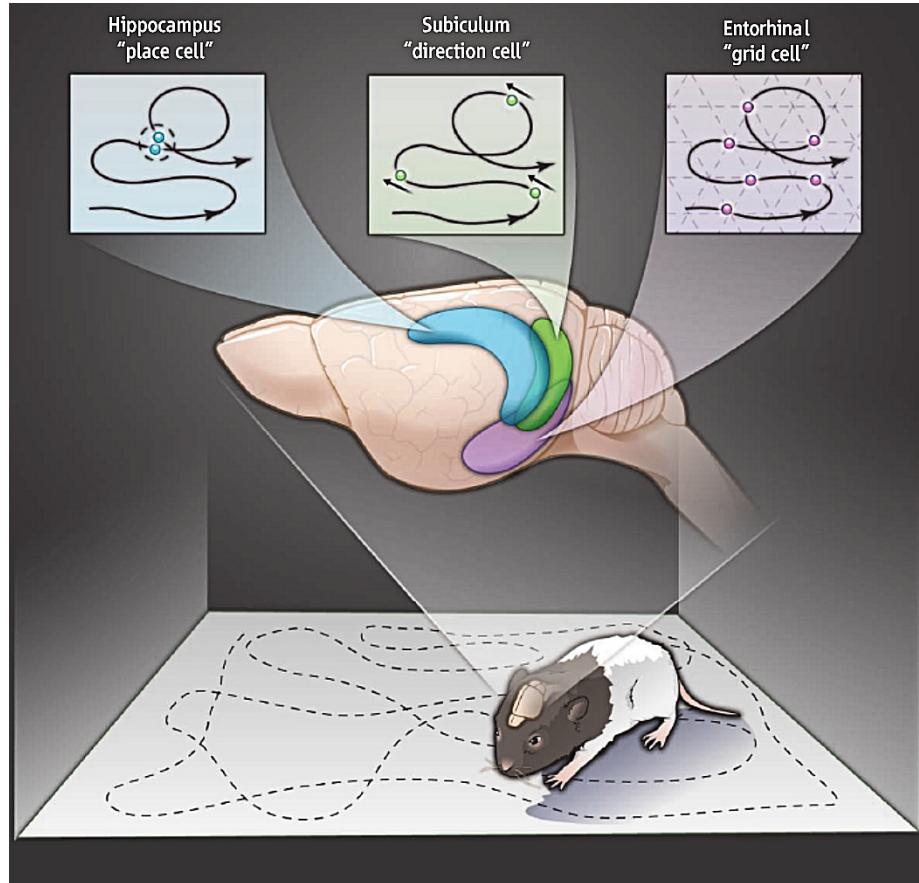


Figura 2.3: Secciones del cerebro de los roedores que forman parte de los sistemas de orientación. Se ilustran las células de lugar del hipocampo, activándose al pasar el roedor por un mismo lugar en dos oportunidades (recuadro izquierdo), las células de dirección que se activan cuando la cabeza del roedor toma cierta dirección (recuadro central) vinculado con el subículo, y las células grilla, encontradas en la corteza entorinal, que se activan al detectar que el roedor se encuentra alineado a un sistema particular de determinada grilla. Imagen tomada de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Rat_pup_exploring_a_new_environment.jpg

y el sistema propioceptivo interpreta los movimientos musculares. Estos sistemas, integrados además al sistema visual, conforman un sistema de navegación interno dentro de las regiones cerebrales descritas.

2.3. Odometría robótica

La odometría robótica es el uso de sensores por parte de un robot para rastrear movimientos con el fin de estimar su posición a lo largo del tiempo. Dicha estimación requiere un punto de partida y la integración de los movimientos realizados posteriormente, para realizar una estimación que indique la posición en un tiempo específico.

Una unidad de medida inercial (IMU, por sus siglas en inglés) es un sensor electrónico que permite estimar el movimiento y orientación de un agente, utilizado frecuentemente en robótica para determinar una ubicación aproximada. Cumplen en robótica un rol análogo al del sistema vestibular de los seres vivos, al proporcionar información inercial a partir de aceleraciones lineales y rotaciones angulares.

2.4. Redes Neuronales Artificiales

Una red neuronal es un modelo computacional compuesto por nodos organizados en capas interconectadas, donde cada nodo (o neurona artificial) realiza un procesamiento y se lo envía a otros en la siguiente capa a través de señales, simulando así el procesamiento llevado a cabo por neuronas en el cerebro de los seres vivos. Cada uno de estos nodos recibe una combinación ponderada de señales de los nodos de la capa anterior o señales de entrada, para el caso de la primera capa, las procesa mediante una función de activación y transmite el resultado a los nodos de la siguiente capa. La imagen 2.4 representa una neurona artificial donde el nodo recibe la señal de activación por el equivalente a las dendritas para una neurona, el cuerpo somático realiza el procesamiento en función de la activación percibida, y posteriormente el axón lo envía a la siguiente capa. En la imagen 2.5 se representa la interacción entre los nodos de las distintas capas, representando los nodos activos con color negro.

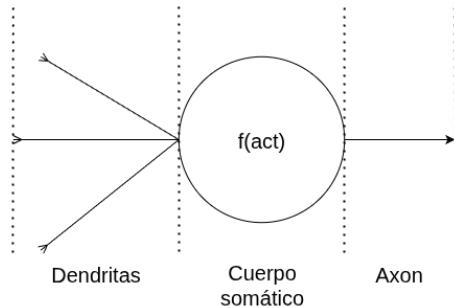


Figura 2.4: Representación de nodo individual de la red neuronal.

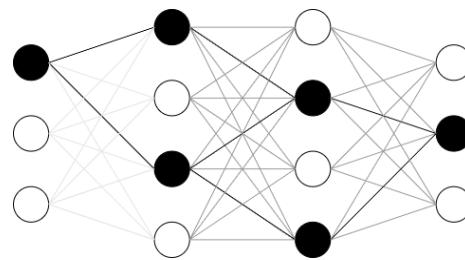


Figura 2.5: Esquema general de red neuronal.

Una característica particular de algunas redes neuronales es el uso de la función de retropropagación, que se encarga de la modificación del sistema para llevar a cabo un aprendizaje del mismo a base de su salida. Un mensaje de ajuste es enviado hacia atrás en la red neuronal (2.6), reforzando o debilitando las conexiones entre distintos nodos.

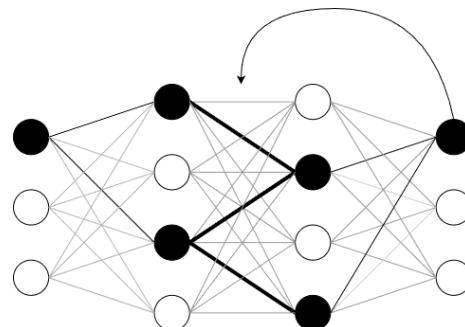


Figura 2.6: Esquema de red neuronal con retropropagación.

Cuando las redes neuronales interconectan la salida como señales de entrada en una nueva iteración, son llamadas redes neuronales recurrentes.

2.4.1. Atractor

Un atractor es un tipo de red neuronal recurrente donde las conexiones están organizadas de una forma tal, que las funciones de los nodos y la sinapsis entre ellos llevan a la red neuronal a estados específicos llamados puntos de atracción, donde se presenta una acumulación de actividad (también llamada energía). Estos puntos de atracción influyen sobre un entorno de convergencia para los cuales el sistema, no recibiendo estímulos externos, tiende a estos puntos. Una vez alcanzado este punto, un atractor permanece en él, representando así una memoria o estado persistente. Similar a una pelota que atraviesa huecos, representado en la figura 2.7, donde la pelota es empujada por la pendiente hacia el fondo del hueco, los puntos de atracción son los estados hacia donde tiende a acumularse la mayor actividad del sistema. Las redes neuronales de atractores continuos presentan una red de nodos en la que se encuentran múltiples puntos de atracción. Los puntos de atracción corresponden a neuronas para los cuales la actividad recibe un aumento, influenciando su entorno y, de manera recurrente, su entorno aumenta aún más su energía. Una vez que un cúmulo alcanza uno de estos puntos, permanece allí hasta percibir estímulos suficientemente grandes que desplacen los niveles de energía al entorno del siguiente punto de convergencia, similar a un empuje de la pelota en la ilustración siendo llevada hasta el otro lado de la pendiente.

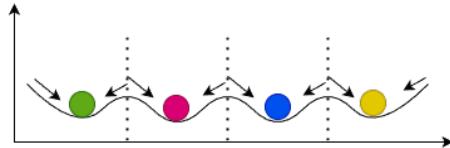


Figura 2.7: Representación práctica de un atractor. Distintos colores de la misma pelota representan puntos de atracción diferentes.

Un problema que surge de las redes neuronales recurrentes es el aumento de energía desmesurado, causando la inestabilidad del cúmulo de actividad en el sistema. Para mantener la distribución de actividad de forma que el sistema mantenga la energía acotada y un único cúmulo definido, los atractores poseen un mecanismo de inhibición en el cual la señal emitida por un nodo influye negativamente en las demás de forma proporcional a la magnitud de la señal y la distancia sináptica entre los nodos en el atractor. Esta distancia corresponde a distancia angular para atractores en forma de anillo o distancia euclíadiana si es un atractor en un plano, entre otros. De esta forma, un nodo con mucha actividad tiene una influencia mayor sobre sus vecinos, y una influencia negativa sobre el resto del sistema. Esto genera una competencia entre cúmulos de actividad en la que prevalece el que emita una mayor señal sobre los demás, y evitando la proliferación de cúmulos menores en un sistema sin estímulos externos.

2.5. Aprendizaje Hebbiano

La plasticidad neuronal se describe como la capacidad de las redes neuronales de modificar su estructura en respuesta a experiencias para adaptarse a distintos escenarios. Para llevar a cabo dicha actualización, uno de los procesos que surgen es la variación de la conectividad entre dos neuronas que se disparan una inmediatamente de la otra, recibiendo así una actualización en el peso sináptico que las vincula, incrementando la relación entre las mismas y mejorando la eficiencia de la sinapsis. A este mecanismo se le llama aprendizaje hebbiano. En un contexto de redes neuronales artificiales, es aplicable para la adaptación de las sinapsis, como una regla de actualización local que ajusta los pesos sinápticos entre nodos, logrando así un aprendizaje de funcionamiento sin necesidad de supervisión.

$$\Delta w_{ij} = kx_iy_i \quad (2.1)$$

En la ecuación 2.1 se muestra un ejemplo donde el producto de la tasa de disparo x_i correspondiente a un nodo i, la tasa de disparo y_i correspondiente a un nodo j y una tasa de aprendizaje k resultan en la actualización del peso sináptico w_{ij} .

2.6. Robot Operating System: ROS

ROS es un conjunto de herramientas y librerías de software libre que funcionan como base para el diseño y desarrollo de aplicaciones robóticas. Escrito principalmente en C++ y Python, es soportado completamente en Linux, mientras que para algunas versiones de Windows y MacOS existen versiones experimentales. ROS simplifica el proceso de implementación de aplicaciones, permitiendo aumentar la complejidad de la interconexión entre diversos módulos aplicados. Estos módulos llamados nodos son programas independientes en ejecución que realizan tareas específicas y se comunican con otros nodos, a través de mensajes, para realizar tareas más complejas y así poder llevar a cabo comportamientos requeridos. Versiones anteriores de ROS requerían un nodo maestro encargado de la coordinación entre los diversos nodos (nodo maestro). Versiones modernas no requieren la existencia de dicho nodo, utilizando un sistema llamado Data Distribution Service (DDS) que permite la descentralización de la coordinación.

La comunicación entre nodos puede llevarse a cabo a través de tópicos, servicios o acciones. Representados en la figura 2.8, los tópicos son canales asíncronos de comunicación siguiendo un modelo publicación/suscripción, donde un nodo envía mensajes a determinado tópico, y dicho mensaje es reenviado a todos sus nodos suscriptos.

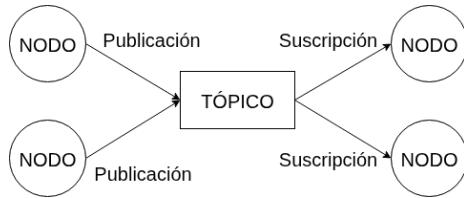


Figura 2.8: Funcionamiento asíncrono de tópicos de múltiples publicadores a múltiples suscriptores.

Los servicios (figura 2.9) funcionan con un modelo cliente/servidor, donde un nodo presta un servicio, mientras que otro nodo lo utiliza en forma de cliente, realizando una comunicación síncrona enviando un mensaje de solicitud y esperando una respuesta por parte del servidor.



Figura 2.9: Llamada a servicio de un nodo que devuelve una respuesta.

Las acciones funcionan de manera similar a los servicios, pero para tareas que se ejecutan durante un tiempo extendido, recibiendo retroalimentación durante el proceso de ejecución en forma de múltiples respuestas, enviando un resultado al concluir la acción. En la figura 2.10 un nodo envía una solicitud de acción, recibiendo las respuestas y posteriormente el resultado.



Figura 2.10: Flujo de trabajo de una llamada de acción.

2.6.1. Gestión de conjuntos de datos

Para grabar y almacenar conjuntos de datos y realizar repeticiones de pruebas, ROS provee archivos de registro llamados bags. Estos bags permiten guardar todo lo que publican los sensores involucrados en el sistema para efectuar múltiples simulaciones utilizando datos grabados, potencialmente de escenarios reales cuando el acceso al equipo es limitado. También permiten realizar análisis de los datos para evaluar fallos en el control o la percepción de los robots y ejecutar múltiples configuraciones de un mismo sistema en un escenario controlado.

2.6.2. Visualización

ROS provee herramientas de visualización y análisis de datos que permiten graficar y mostrar la arquitectura del sistema construido, así como datos de los tópicos del mismo. La herramienta rqt_graph (figura 2.11) muestra de forma gráfica la topología de nodos y tópicos del sistema, permitiendo entender flujo de información del mismo.

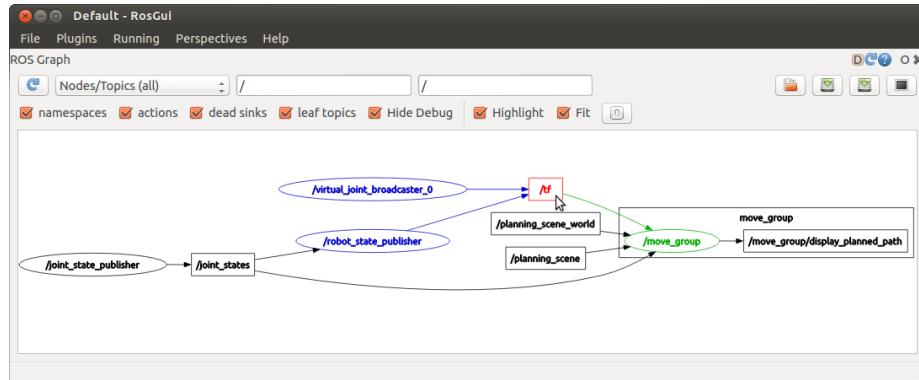


Figura 2.11: Ejemplo de rqt_graph, imagen tomada de https://wiki.ros.org/rqt_graph.

Para la simulación de escenarios virtuales se encuentra disponible Gazebo, una herramienta que combina visualización 3D con simulación física, permitiendo representar robots en entornos virtuales realistas y generar datos de sensores simulados, permitiendo la validación de sistemas robóticos en escenarios complejos sin necesidad de contar con el hardware físico.

Capítulo 3

Revisión de antecedentes

Las células de dirección de la cabeza son neuronas encontradas en el post-subículo (POS) y en el núcleo talámico anterodorsal (ATN) de los cerebros de algunos roedores. Dichas células maximizan su tasa de disparo cuando el roedor (figura 3.1a) apunta su dirección en una dirección predeterminada para la célula llamada dirección de preferencia (figura 3.1b). Entre las propiedades de estas células, se encuentran la capacidad de mantener la referencia para cierta dirección a través del tiempo, activarse ante la presencia de referencias visuales detectadas en el campo visual del roedor e interpretar giros del animal para alternar el disparo de distintas células. Esto le permite al roedor mantener la referencia en ambientes con limitada o nula visibilidad, sin depender de referencias visuales, utilizando exclusivamente los sensores biológicos propioceptivos del cuerpo. Frente a los giros de la cabeza del roedor en el plano, las células alternan su activación de acuerdo a la dirección tomada, maximizando la tasa de disparo cuando la cabeza apunta en la dirección de preferencia. Esta dirección de preferencia se mantiene a través del tiempo e inalterada, conservando una única dirección para cada célula, mostrando ser un mecanismo confiable como referencia interna de la dirección de la cabeza del roedor.

Taube ([Taube, Muller, y Ranck, 1990](#)) interpretó la relación entre frecuencias de disparo de distintas células para una dirección como una función triangular con el máximo ubicado sobre la dirección de preferencia de la célula, y un decrecimiento lineal hasta aproximadamente 45° desde la misma donde alcanza un mínimo general, pudiendo este máximo variar entre distintas células.



(a) Representación de la cabeza del roedor. (b) Representación de la célula de dirección y su dirección de preferencia.

Figura 3.1: Representación abstracta de un roedor y una célula.

3.1. Propuestas de modelos

Varias investigaciones a lo largo del tiempo han marcado hitos en el entendimiento de la navegación biológica, aportando cada vez más información sobre su funcionamiento. En este documento se presentan algunas implementaciones de dichas investigaciones que contribuyen a la construcción cada vez más avanzada de un modelo de células de dirección de la cabeza de roedores.

3.1.1. Construcción de una red neuronal para células de dirección

McNaughton ([McNaughton, Chen, y Markus, 1991](#)) interpretó las direcciones de preferencia de las células como nodos en una máquina de estados. Definiendo los desplazamientos angulares de la cabeza del roedor como transiciones en el sistema, compone un sistema que rastrea la orientación del roedor e imita la activación de cada célula de dirección al llegar a un estado y el declive de la activación de la célula anterior. En la figura 3.2 se ilustra una máquina de estados parcial, donde cada estado representa una célula de dirección con su dirección de preferencia. Las transiciones entre los estados representan los giros de la cabeza del roedor.

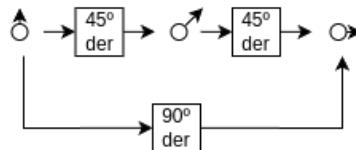


Figura 3.2: Transformaciones angulares de McNaughton

También se discute la incorporación de transiciones de estado debido a la presencia de referencias visuales asociadas a ciertos nodos de la máquina de estados.

Basado en la propuesta (McNaughton y cols., 1991) de representar direcciones de la cabeza del roedor como nodos preestablecidos y el giro del roedor basándose en funciones predeterminadas, Skaggs (Skaggs, Knierim, Kudrimoti, y McNaughton, 1996) adecúa esta propuesta para darle la dinámica de una red neuronal artificial continua con forma de anillo (anillo de atractores), resultando los nodos en un arreglo unidimensional. Se asocia la idea de nodo a célula de dirección donde cada una envía señales a las demás (3.3a) simulando la sinapsis entre estas y no solamente transformaciones atómicas.

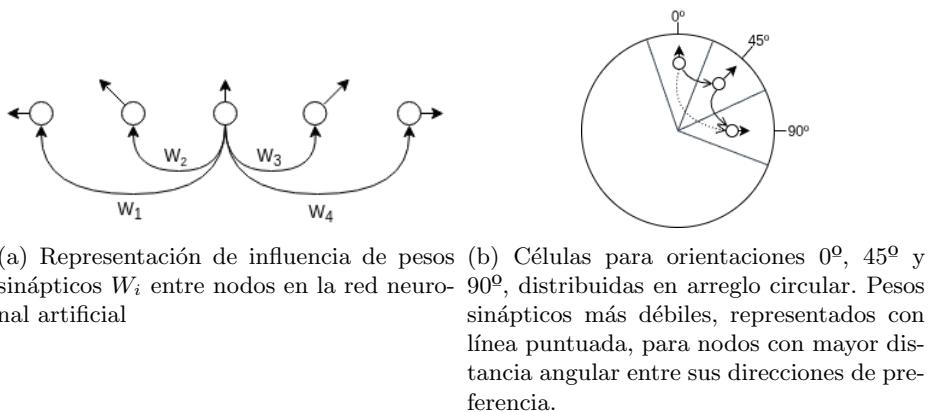


Figura 3.3: Organización de nodos y sus pesos sinápticos.

Los nodos son distribuidos en un arreglo circular (3.3b) vinculando cada uno a un ángulo de orientación del roedor, relacionando así la dirección de preferencia de las células de dirección del roedor, con separación equidistante entre sí en el círculo. Esta distribución toma la forma de anillo, donde cada par de nodos presenta una sinapsis más fuerte cuando se encuentran cercanos entre sí respecto al ángulo representado.

Se incluyeron conexiones de inhibición al sistema para darle las propiedades de anillo de atractores, donde se cumpla la unicidad del cúmulo de actividad y el mismo mantenga su nivel de actividad en un sistema estático.

La dinámica de desplazamiento del cúmulo se lleva a cabo mediante la incorporación de células vestibulares y células de rotación. Al percibir estímulos sobre una célula vestibular, esta influye sobre un anillo de células de rotación que, a su vez, influyen sobre las células de dirección del anillo. Esto genera un desequilibrio del sistema y traslada el cúmulo en el sentido definido por la célula vestibular y las células de rotación, cambiando la tasa de disparo de las células de rotación similar a lo observable en la figura 3.4.

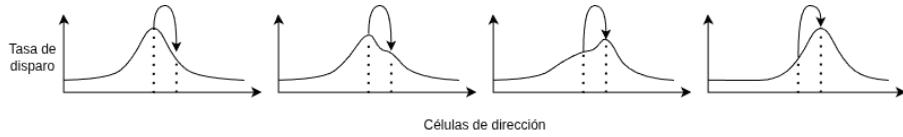


Figura 3.4: Desplazamiento del cúmulo por influencia de células de rotación. En cada gráfica, el eje de las abscisas representa los nodos ordenados por sus direcciones de preferencia. El eje de las ordenadas representa la tasa de disparo de las células en cada iteración.

También se incorpora un conjunto de células visuales que se activan con la detección de referencias visuales en el entorno. Dichas células se inicializan con una influencia débil hacia las células de dirección, y son entrenadas mediante la regla de aprendizaje hebbiano definida en la ecuación 3.1. En esta ecuación, W representa el peso sináptico entre las células, λ_{post} y λ_{pre} son las tasas de disparo pre- y postsináptico, y la función $f()$ es una función de variación, encargada del aumento o decremento de la variación de la ecuación. Con esta función, la sinapsis de las células visuales incrementa conforme el sistema las observe. Si las referencias no son observadas con cierta frecuencia, la sinapsis decrece hasta llegar a un mínimo.

$$\Delta W = \alpha(W_{max}f(\lambda_{post}) - W)\lambda_{pre} \quad (3.1)$$

El comportamiento de aprendizaje de estas células visuales fueron observados por Taube (Taube y cols., 1990) y el entendimiento de la estabilidad fue extendido por Knierim (Knierim, Kudrimoti, y McNaughton, 1995), reportando en cada caso un mayor control sobre el conjunto de células de dirección si una referencia visual era percibida como estable por el roedor, mientras que dicho control se veía reducido en caso de percibir cambios en el entorno.

3.1.2. Modelo Matching/Offset

Con una estructura similar al propuesto por Stringer, Redish (Redish, Elga, y Touretzky, 1996) define una interacción entre dos conjuntos de nodos donde uno representa la orientación actual, mientras que el otro representa la orientación a futuro estimada de la dirección de la cabeza del roedor. Este modelo está inspirado en estudios por parte de Taube (Taube, 1995) donde las células encontradas en el ATN presentan niveles de activación correspondientes a una estimación de la ubicación a futuro de la cabeza del roedor, manteniendo las células de dirección encontradas en el POS una representación de la dirección actual.

Para esto definieron dos atractores, compuestos cada uno por dos conjuntos de nodos en forma de anillo, donde uno de estos anillos representa componentes excitadores del atractor, mientras que el otro representa los inhibidores. En la figura 3.5 se representan los nodos de cada anillo, inhibidores y excitadores, y

sus respectivas interacciones. Los nodos inhibidores poseen conexiones sinápticas que influencian un rango amplio de nodos en ambos conjuntos, inhibiendo un poco más a los nodos angularmente cercanos en la representación del anillo. Los nodos excitadores, por el contrario, influencian fuertemente los nodos de su entorno, decayendo en mayor medida en comparación con los inhibidores según incrementa la distancia entre nodos. Una distribución Gaussiana de campana más ancha y baja representa las conexiones sinápticas de los inhibidores, mientras que una angosta y alta representa las conexiones de los excitadores.

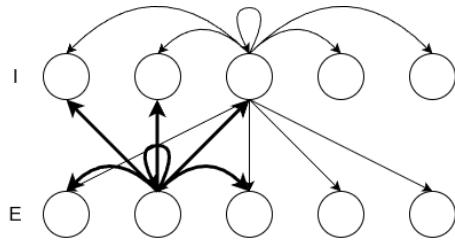


Figura 3.5: Par de anillos de nodos representando inhibidores y excitadores y sus conexiones sinápticas, líneas gruesas representan la alta energía distribuida por los excitadores, líneas delgadas representan la energía distribuida por los inhibidores

El par de anillos con las conexiones excitadoras e inhibidoras conforman un conjunto con dinámicas de atractor similar a las descritas anteriormente. Se definen dos atractores, uno para representar las células de dirección en el POS y otro para el ATN. Para que el sistema funcione correctamente, estos atractores poseen igual cantidad de nodos en sus anillos, cada nodo representando una dirección de preferencia equidistante entre sí e igual a las demás. Las conexiones entre ambos atractores (figura 3.6) se dan exclusivamente entre sus conjuntos de excitadores, de tal forma que cuando el sistema se encuentra estático, las interacciones son limitadas a los nodos con direcciones de preferencia equivalentes. Cuando el sistema percibe un giro, los nodos excitadores del POS influencian los nodos del ATN con un desfase angular, que causa el desplazamiento del cúmulo hacia un lado. Por la interacción entre los nodos, este desfase produce una influencia de vuelta al POS. En la figura 3.6 la interacción estática entre los atractores se representa con líneas sólidas. Para el giro, la influencia desde el POS hacia el ATN se representa con líneas de guiones, y la línea punteada es el retorno de esa influencia.

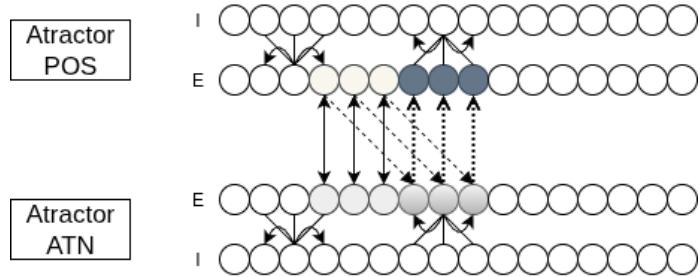


Figura 3.6: Par de atractores representando el postsubículo y el núcleo talámico anterodorsal, y un ejemplo de interacciones entre sus conjuntos excitadores frente a un escenario de rotación en un sentido

Entre las ventajas de este modelo, a diferencia con el propuesto por Skaggs, se encuentra la capacidad de interpretar giros a distintas velocidades, siendo necesario establecer un límite mucho más acotado en caso de carecer de la influencia del ATN. Esto se logra reforzando las funciones de disparo de las células, incrementando la sinapsis desde el POS al ATN de acuerdo a la velocidad de giro.

3.1.3. Adaptación dinámica de pesos sinápticos mediante aprendizaje Hebbiano

Una limitante que presentan algunos modelos de células de dirección de la cabeza, es la definición de pesos sinápticos preestablecidos por el modelador. La definición de estas conexiones puede provocar fallos en la configuración del giro, causando giros con errores. Para atacar este problema, se propuso un entrenamiento de las conexiones sinápticas con aprendizaje hebbiano (Zhang, 1996) que resulte en un modelo con influencia simétrica entre sus nodos. Frente a irregularidades en este entrenamiento, las conexiones pueden derivar en desvíos e inestabilidad en el cúmulo de actividad del atractor, por lo que Stringer (Stringer, Trappenberg, Rolls, y de Araujo, 2002) propuso una adaptación con una traza de memoria que mitigue variaciones en la simetría de las conexiones. Otra propuesta es la inclusión de un umbral de activación basado en una función sigmoide (figura 3.7) que influye en la tasa de disparo de las células.

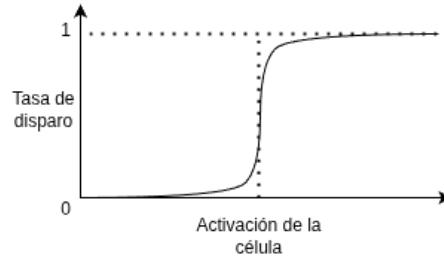


Figura 3.7: Función sigmoide de umbral de activación

3.1.4. Implementación con influencia visual

Incorporando las dinámicas de atractores, aprendizaje y desplazamiento del cúmulo de actividad propuesto por autores previos, Kyriacou ([Kyriacou, 2011](#)) presenta un modelo con aprendizaje para los pesos, definiendo además del sistema visual y el sistema vestibular, el sistema cinestésico que representa el movimiento propio del animal, diferenciándolo del vestibular respecto a si el animal se mueve por sí mismo o es desplazado externamente. Durante una etapa de entrenamiento del sistema, se establece la correlación entre las células de dirección y las imágenes recibidas por una cámara de 360° , comparando las imágenes recibidas en cada momento con la posición original de la cámara y determinando así la ubicación referenciada. El sistema utilizado permite realizar correcciones rápidamente gracias a una referencia absoluta de posicionamiento visual donde todas las referencias visuales están disponibles si el sistema posee capacidades de visión. Si bien existe un desfase de la dirección representada cuando la visual se encuentra inhabilitada debido a no existir iluminación, el posicionamiento se corrige rápidamente al momento de recuperar las dichas referencias.

3.1.5. Células de dirección en modelo RatSLAM

RatSLAM es un sistema de navegación robótica que utiliza la técnica SLAM (del inglés Simultaneously Localize And Map) de ubicación y trazado de mapas en simultáneo. Basado en modelos computacionales del hipocampo encontrado en el cerebro de los roedores, RatSLAM aplica la dinámica de los atractores continuos con el enfoque probabilístico de SLAM, estimando la ubicación actual como un conjunto de probables ubicaciones y descartando algunas de las mismas con la presencia de referencias visuales.

Centrado en un esquema de representación de posición, compuesto por un módulo de dirección de la cabeza y un módulo de codificación de la ubicación (figura 3.8), RatSLAM posee un sistema de integración de rutas que procesa los sensores de movimiento y visión del robot para estimar la posición del robot. Internamente al esquema de representación de posición, se actualizan el módulo de dirección de la cabeza y la codificación de ubicación, siendo la ubicación influenciada por la dirección de la cabeza en la integración de rutas. Un sistema de visión local se encarga de realizar estimaciones de la posición definiendo

múltiples ubicaciones probables, que luego son cotejadas con la codificación de la ubicación para determinar la posición más probable dado el contexto registrado.

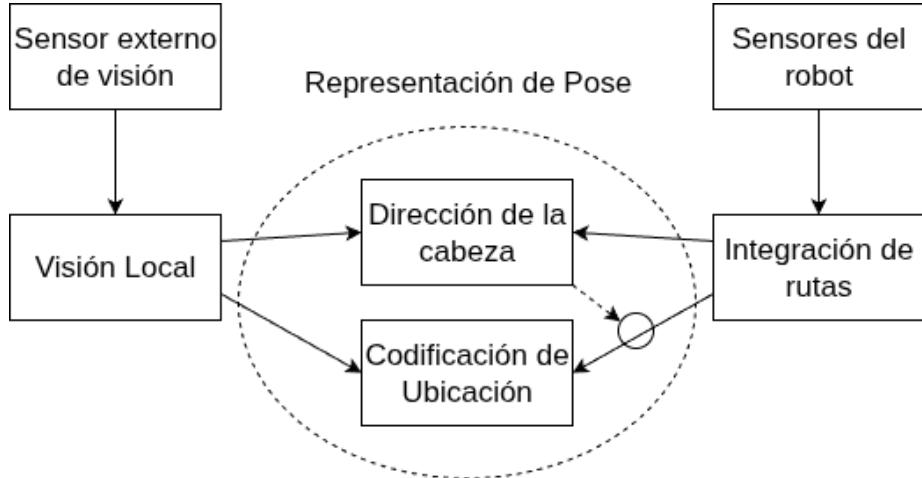


Figura 3.8: Interacción entre módulos de RatSLAM

Tanto el módulo de dirección como el módulo de ubicación funcionan a base de redes de atractores continuos. El atractor de dirección es similar al propuesto por Skaggs (Skaggs y cols., 1996) de un anillo unidimensional de nodos, donde cada nodo representa una dirección preferida. El cúmulo de actividad de dicho atractor es desplazado mediante la inyección de energía en el atractor, con la forma de un nuevo cúmulo, similar a las células de rotación vistas. La inyección de energía se da en la forma de desfasaje del cúmulo de actividad, a base de la velocidad angular percibida por el sistema de integración de rutas por parte de la señal recibida desde los sensores del robot.

3.1.6. Modelo de integración de rutas

Sinha (Sinha y Wang, 2014) busca mejorar la navegación bio-inspirada implementada en robótica mediante el desarrollo de modelos anteriores. Basado en el modelo propuesto por Stringer (Stringer y cols., 2002), se implementan dinámicas de integración de rutas llevado a cabo por las células de dirección de la cabeza y se desarrollan extensiones sobre el modelo.

A diferencia de lo expuesto por Kyriacou (Kyriacou, 2011), aquí se implementa una única célula visual (3.9) utilizada para la inicialización y pruebas de corrección de desfasaje en la dirección.

Dividido en etapas de entrenamiento, inicialización y ejecución, este modelo presenta una dinámica de pruebas que simulan un comportamiento similar al observado por las células de dirección de la cabeza encontradas en la cabeza de los roedores.

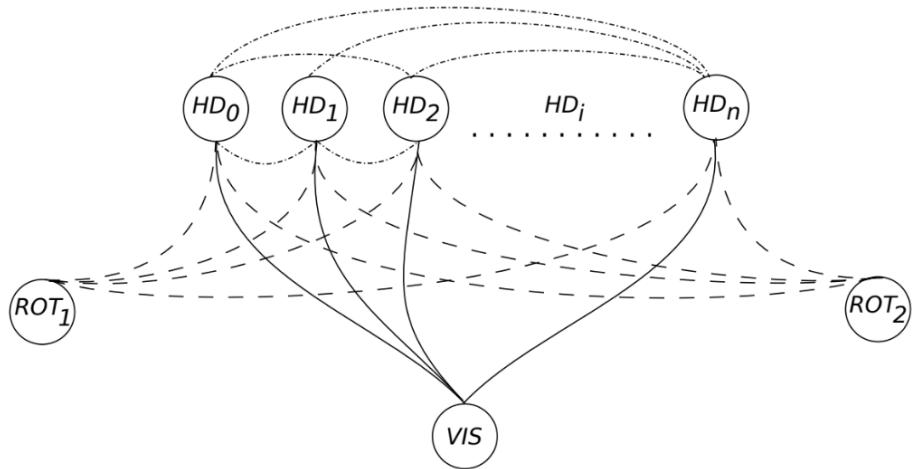


Figura 3.9: Diagrama de interacción de células de dirección, rotación y visual.
Imagen tomada de "An implementation of the path integrator mechanism of head direction cells for bio-mimetic navigation." (Sinha y Wang, 2014).

Capítulo 4

Modelo de referencia y propuestas de extensión

En este capítulo se describen aspectos técnicos del modelo tomado como referencia para el desarrollo y las extensiones incorporadas al mismo. La primera parte detalla el modelo seleccionado como línea de base para el desarrollo de soluciones que extiendan las capacidades de los modelos de células de dirección de la cabeza. Dicho modelo presenta una arquitectura simple y flexible, sobre el cual se pueden realizar extensiones e incorporar nuevos sensores. Al encontrarse disponible el código fuente de este modelo, y además encontrarse implementado sobre la plataforma ROS, lo hace un candidato ideal para tomarlo como punto de partida. Este modelo es además el más reciente al momento de realizar el relevamiento del estado del arte de la temática. Más adelante, se describen los trabajos realizados sobre el modelo y las modificaciones necesarias para poder llevar a cabo las extensiones y evaluaciones que requiere este proyecto.

4.1. Modelo base

El modelo base de simulación de células de dirección de la cabeza ([Sinha y Wang, 2014](#)) utilizado en este documento es una extensión del desarrollo de un modelo de anillo atractor unidimensional ([Stringer y cols., 2002](#)), adaptando los conceptos estudiados en artículos anteriores descritos en la sección Estado del Arte (influencia visual, aprendizaje hebbiano). Implementado en C++ sobre ROS, se construye un modelo funcional a base de células de dirección, células de rotación y células de visión. Los pesos sinápticos entre las células son definidos siguiendo un entrenamiento uniforme con aprendizaje hebbiano durante la etapa de calibración, para la cual los estímulos externos están inactivos. Dicho entrenamiento proporciona a los pesos sinápticos simetría angular acorde a lo observado por Stringer ([Stringer y cols., 2002](#)), siendo los pesos sinápticos definidos a partir de una función de la distancia angular entre las direcciones de preferencia de las células de dirección.

La etapa de inicialización establece un cúmulo de actividad mediante la activación forzada de una única célula de visión con pesos equivalentes a los aprendidos en el entrenamiento, y estabiliza dicho cúmulo mediante la iteración de la rutina de procesamiento sin estímulos por parte del sistema vestibular o visual.

La etapa de ejecución lleva a cabo la dinámica de funcionamiento, la cual consta de iteraciones de ejecución invocadas por la llegada de un mensaje contenido información odométrica, el cual inicia la rutina de actualización del estado del sistema, recalculando las tasas de disparo de las células de rotación y de dirección.

La clase Bionavigator (figura 4.1) es la clase central del sistema encargada de vincular los distintos tipos de células del modelo. Sobre esta clase se definen conjuntos para las células de dirección, encargadas de la representación de la dirección del cúmulo en el atractor. También se definen dos células de rotación, uno para cada sentido de giro, y una célula de visión.

Las células de dirección actualizan el estado del cúmulo en el sistema estabilizando niveles de actividad. Las células de rotación se encargan de realizar un des-equilibrio de los niveles de actividad, causando un traslado de la energía del cúmulo y generando así un desplazamiento del mismo en el sentido correspondiente a la célula de rotación. Por otro lado, las células de visión efectúan una influencia centrada sobre células de dirección puntuales.

Estas células se encargan del desplazamiento y cambios en la ubicación del cúmulo de actividad.

Se definen además, conjuntos de pesos sinápticos que representan los enlaces entre las distintas células transmitiendo las tasas de disparo que componen la activación de cada célula. Estos conjuntos incluyen las interacciones entre células de dirección sobre sí mismas, la influencia de las células de rotación sobre las células de dirección, y la influencia de las células de visión sobre las células de dirección.

Bionavigator
<pre>mpHDCells : HDCells mpRotationCellsClockwise : RotationCellsClockwise mpRotationCellsCounterClockwise : RotationCellsCounterClockwise mpVisionCells : VisionCells mpHDSynapseSet : HDSynapseSet mpHD_RotationCellClockwiseSynapseSet : HD_RotationCellClockwiseSynapseSet mpHD_RotationCellCounterClockwiseSynapseSet : HD_RotationCellCounterClockwiseSynapseSet mpHD_VisionSynapseSet : HD_VisionSynapseSet</pre>
<pre>Calibrate SetInitialDirection CallbackPublishDirection HeadDirection</pre>

Figura 4.1: Clase principal que representa el modelo y las clases de conjuntos que la componen

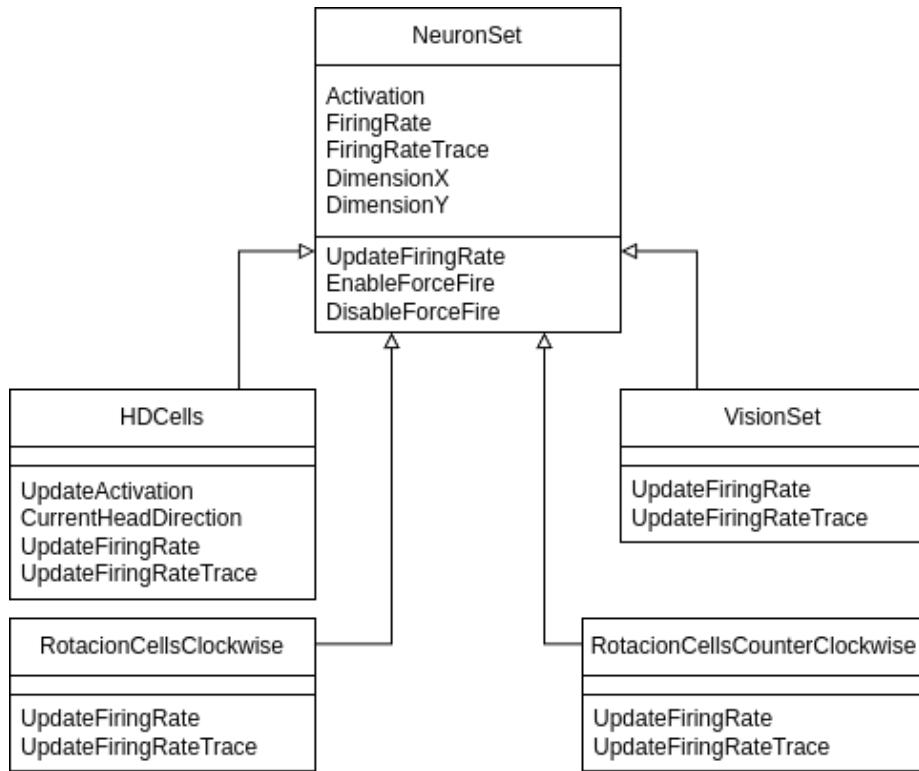


Figura 4.2: Clases de conjuntos de neuronas

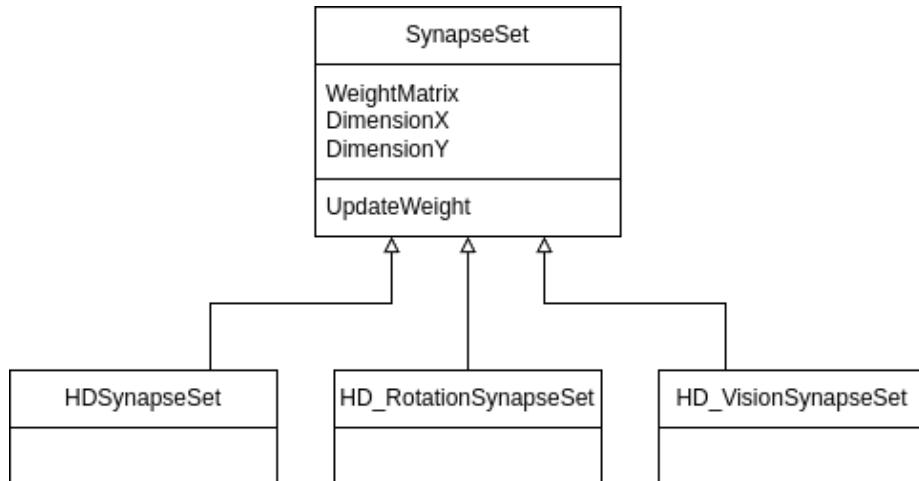


Figura 4.3: Clases de conjuntos sinápticos entre nodos

4.1.1. Células

Cada clase de conjuntos de células implementada es derivada de la superclase NeuronSet (figura 4.2). Las sinapsis entre los distintos conjuntos de células son implementadas a través de la superclase SynapseSet (figura 4.3).

Células de dirección: Las células de dirección representan la red de atractores, siendo cada nodo el centro de un punto de atracción individual con una tasa de disparo en función de la activación percibida, influenciando así las células de su entorno y generando el cúmulo de actividad. El sistema cuenta con un conjunto de cien células de dirección uniformemente distribuidas en forma de anillo, cada una representando un ángulo de $3,6^\circ$ ($360^\circ/100$), influyendo sobre las demás y sobre sí misma a través de sinapsis ponderadas por pesos sinápticos entre cada par de células. En la figura 4.4 se representa el anillo de células y la interacción de una célula HD_i con algunas de sus células cercanas. En el modelo, la sinapsis no se limita a las células cercanas, sino que cada célula influencia al conjunto completo. La ubicación del cúmulo se define a partir de la función CurrentHeadDirection, que evalúa las tasas de disparo, retornando el índice de la célula con mayor tasa de disparo en el arreglo de células. Este índice corresponde a la posición de dicha célula en el arreglo de células de dirección de la clase Bionavigator.

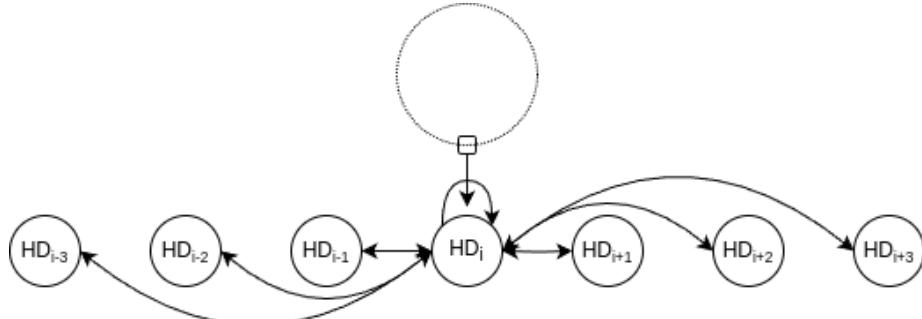


Figura 4.4: Representación del anillo y la interacción entre nodos

Sinapsis de células de dirección: La clase HDSynapseSet de la figura 4.3 representa los conjuntos de pesos sinápticos de interacción entre las células de dirección. Los pesos sinápticos w_{ij}^{HD} de este conjunto se ajustan a una función gaussiana (ecuación 4.1) de la distancia angular entre las células, durante la etapa de calibración del sistema en la que se fuerza el disparo de la célula de rotación.

$$w_{ij}^{HD} = \exp\left(-\frac{1 + \Delta S^2}{2\sigma^{HD^2}}\right) \quad (4.1)$$

En esta ecuación, ΔS es la distancia angular entre las direcciones de preferencia de las células HD_i y HD_j , mientras que σ^{HD} es un parámetro que controla el ancho de la distribución. El resultado de dicho entrenamiento para

cada peso toma la forma de distribución gaussiana hacia los demás nodos, es representado en la figura 4.5.

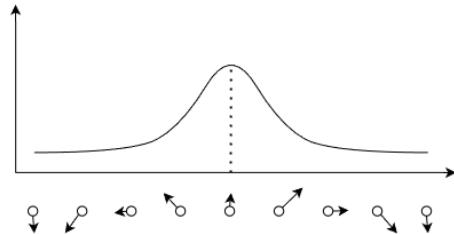


Figura 4.5: Distribución gaussiana de pesos sinápticos para células de dirección.

Células de rotación: Dos células de rotación orquestan el sentido de traslación del cúmulo de actividad del atractor mediante su influencia sobre la red. Simulando el sistema vestibular del roedor, inspirado por lo propuesto por Stringer ([Stringer y cols., 2002](#)) se desplaza el cúmulo simulando señales de movimiento del roedor. Cuando se recibe un mensaje en un tópico de ROS con mensajes odométricos, se dispara la rutina de procesamiento. La velocidad angular recibida define la activación de la célula de rotación y esto causa el desequilibrio del atractor influenciando las células del cúmulo en el sentido de la célula de rotación correspondiente (figura 4.6).

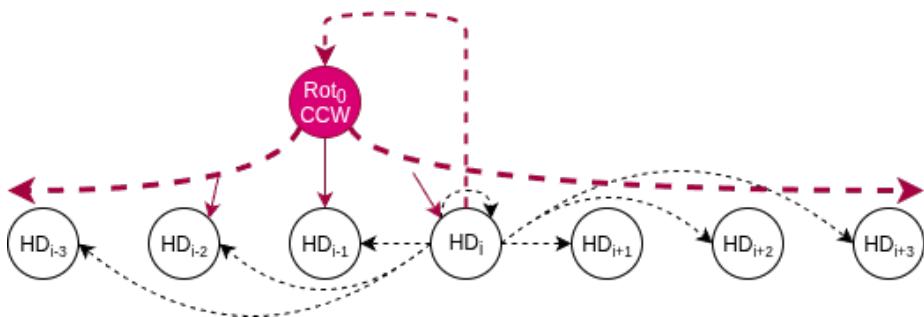


Figura 4.6: Representación de una célula de rotación en color rojo y su sinapsis hacia las células de dirección.

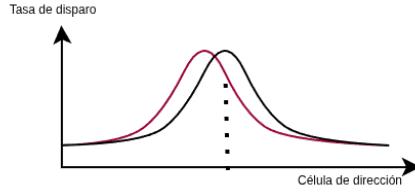


Figura 4.7: Distribución sináptica de los pesos para una célula de dirección y la influencia de la célula de rotación, representada con la gráfica de color rojo.

Sinapsis de células de rotación: El conjunto de pesos sinápticos para las células de rotación es equivalente al peso sináptico de la célula de dirección contigua en el anillo, de acuerdo al sentido de giro. De esta forma, la célula de rotación causa el desequilibrio incrementando la actividad de la célula que atrae al cúmulo. La figura 4.7 muestra la distribución de los pesos sinápticos direccionales para la célula central del cúmulo y los pesos sinápticos rotacionales para la célula de rotación.

Células de visión: Una única célula de visión (figura 4.8) está integrada en el atractor, pero se utiliza exclusivamente para el estímulo que crea un cúmulo en la red. Mediante el forzado de disparo de la célula, se iteran ciclos que incrementan la activación de las células de dirección, consiguiendo así la tasa de disparo necesaria para mantener activo el atractor de la posición dada por la célula de visión. Esto simula la influencia de una referencia visual asociada a una célula de visión, pero no se encuentra implementada una rutina de procesamiento de imágenes que convierta la información de una fuente de imágenes en activación.

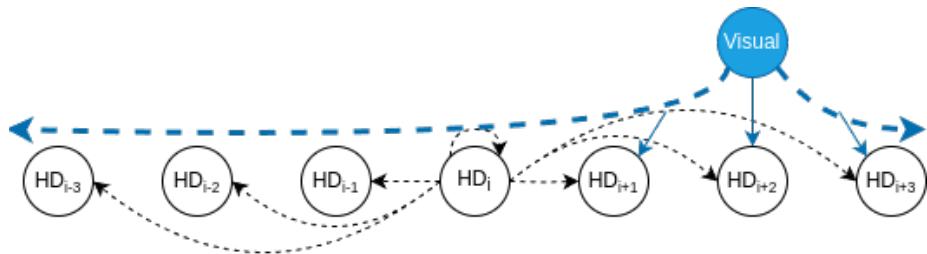


Figura 4.8: Sinapsis de la célula de visión sobre las células de dirección. Se asocia el color azul para diferenciar las células de visión, de las células de rotación en los diagramas.

Estas células se asocian a direcciones puntuales, por lo que están vinculadas particularmente a una célula de dirección. En el caso de activarse en una ubicación suficientemente alejada del cúmulo principal, generaría un cúmulo nuevo. Esto se observa en la figura 4.9.

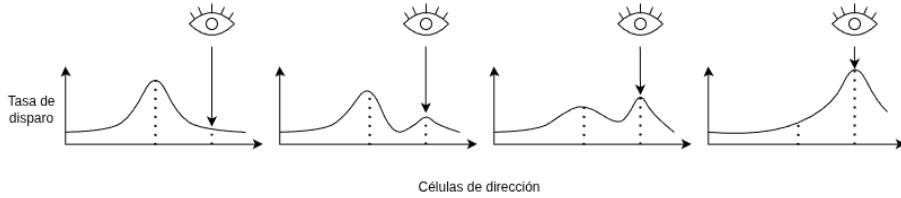


Figura 4.9: Estímulo visual genera un nuevo cúmulo de actividad.

4.1.2. Esquema de funcionamiento

El sistema está implementado en C++ sobre ROS, utilizando los tópicos como mecanismo de comunicación y disparador de iteraciones. Se divide en etapas de calibración, inicialización y ejecución.

Calibración

En la etapa de calibración se realiza un ajuste de los pesos sinápticos entre los nodos del conjunto de células de dirección. Dos iteraciones recorren los nodos con sus direcciones de preferencia y asignan los pesos sinápticos entre células de acuerdo a una función gaussiana. Esta función toma como entrada la distancia angular entre las direcciones de preferencia de las células presinápticas y post-sinápticas involucradas en la sinapsis a entrenar. En la ecuación de cálculo del peso (4.1) se utiliza el parámetro de ajuste σ^{HD} y ΔS representa la distancia angular entre los nodos.

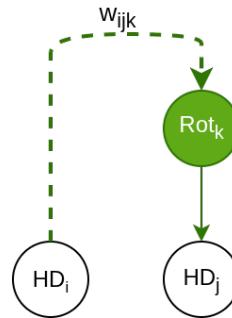


Figura 4.10: Influencia de la célula HD_i sobre la célula HD_j a través del peso sináptico w_{ijk} ponderado por la tasa de disparo de la célula de rotación k , r_k^{ROT} . Se asocia el color verde para las rotaciones de sentido horario.

Durante esta etapa también se realiza el ajuste de los pesos sinápticos correspondientes a las células de rotación (figura 4.10). Para cada nodo se ajusta un peso sináptico correspondiente a la influencia de la rotación en ese sentido. Cada etapa de iteración de la calibración corresponde a uno de los sentidos de

giro. En este paso se calculan los pesos sinápticos rotacionales w_{ijk}^{HD-ROT} , que representan la sinapsis rotacional de la célula HD_j sobre la célula HD_i , ponderada por la tasa de disparo r_j^{HD} de la célula de dirección y la tasa de disparo r_k^{ROT} de la célula rotacional, que llevan al desplazamiento del cúmulo (figura 4.11). La ecuación 4.2 muestra el cálculo parcial (no incluye activación de otras células de dirección o células de visión) de la activación h_i^{HD} de la célula HD_i por parte de cada célula de dirección HD_j .

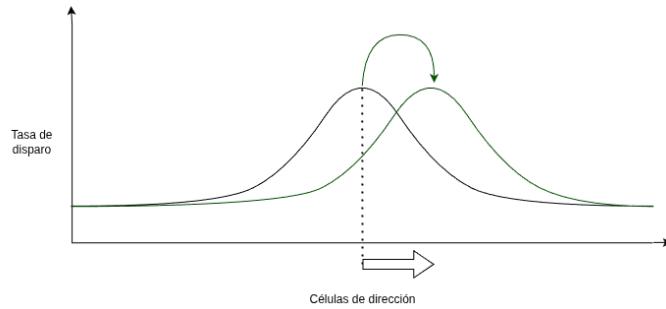


Figura 4.11: Influencia de una célula en proceso de rotación en sentido horario, identificado con el color verde.

$$h_i^{HD} = \sum_{jk} w_{ijk}^{HD-ROT} r_j^{HD} r_k^{ROT} \quad (4.2)$$

La sinapsis correspondiente a la célula de visión es equiparada a la sinapsis de la célula de dirección sobre la cual está centrada, hacia las demás células.

Inicialización

La inicialización del sistema se realiza mediante la activación forzada de la célula de visión. Tomando esta como la dirección inicial del sistema, se corre una cantidad arbitraria de iteraciones de ejecución sin información odométrica donde cada una permite actualizar el estado del sistema. Con esto, la red neuronal recibe la influencia de la célula de visión centrada en una célula de dirección, generando así un cúmulo centrado en dicha célula (figura 4.12). Para el caso del código fuente del artículo, el valor de iteraciones con la célula de visión activa es de 10.

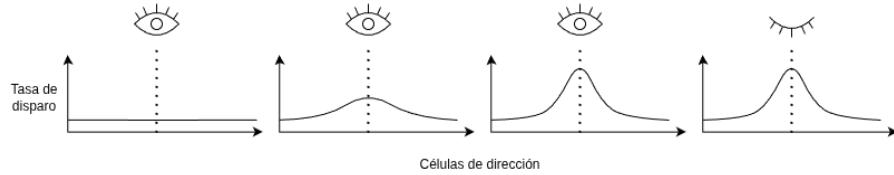


Figura 4.12: Generación del cúmulo en la etapa de inicialización.

Una vez ejecutada la cantidad de iteraciones, se desactiva el forzado de disparo de la célula, quitando así el único estímulo externo del sistema. Restando el estímulo entre nodos, el sistema llegará a su punto de equilibrio manteniendo el cúmulo de actividad en su lugar en una cantidad finita de iteraciones de ejecución. En este caso, la cantidad indicada de iteraciones es 200.

Ejecución

La dinámica del sistema funciona a base de iteraciones que actualizan el estado del mismo mediante un recálculo de la tasa de disparo de las células de dirección. Cada una de estas iteraciones es ejecutada por una rutina invocada con la llegada de un mensaje de la IMU conteniendo información odométrica del robot. Durante esta rutina se actualiza la tasa de disparo de las células de rotación para luego actualizar el estado del sistema, calculando la activación de las células de dirección y, con esto, la tasa de disparo.

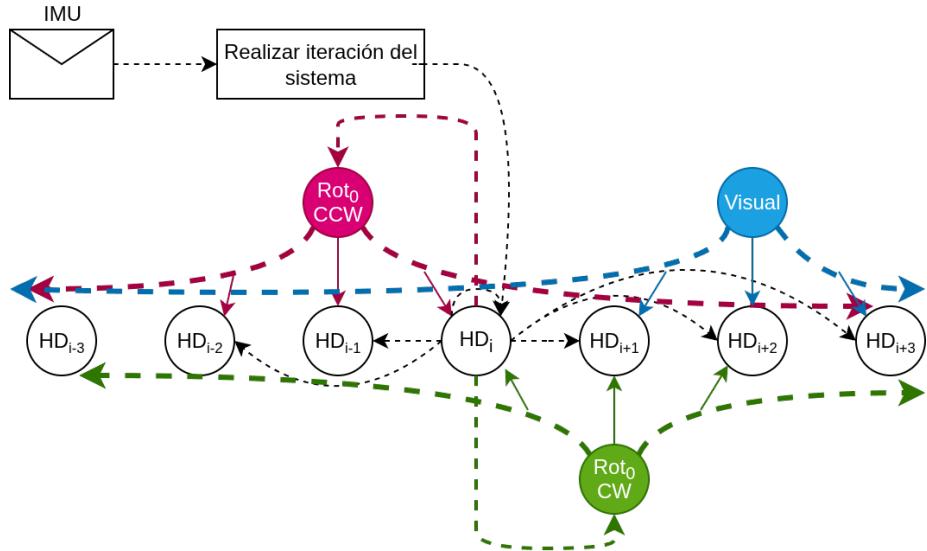


Figura 4.13: Relaciones en la iteración de cálculo de tasa de disparo. Para desbalancear el equilibrio y desplazar el cúmulo de actividad en un sentido, cada célula HD_i debe influenciar principalmente a sus células cercanas en el anillo en dicho sentido, de forma proporcional a: la tasa de disparo r_i^{HD} , la tasa de disparo de la célula de rotación r_k^{HD-ROT} y el peso sináptico w_{ijk}^{HD-ROT} que vincula la célula donde se encuentra el cúmulo con sus células cercanas HD_j . La visual se computa de forma independiente a las demás células.

La tasa de disparo de una célula se calcula con una función sigmoide a base de su activación. Para el caso de las células de dirección, la activación de una célula HD_i está compuesta por la tasa de disparo de todas las células de dirección HD_k ponderada por el peso sináptico correspondiente entre las células, la tasa de disparo de las células de rotación ponderado por su peso sináptico, y la tasa de disparo de la célula de visión también ponderada con su peso sináptico entre la célula de visión y la célula de dirección. La figura 4.13 muestra una versión generalizada de la llegada del mensaje de la IMU al tópico /hdbot imu_data, llevando a la iteración del sistema y un esquema resumido de la interacción de las células. Las células de rotación (Rot_0CCW y Rot_0CW en la figura) se activan una u otra según el sentido de la velocidad de rotación. En la figura 4.14 se representa una versión simplificada de la procedencia de la activación: otras células HD_K , la célula de rotación y la célula visual.

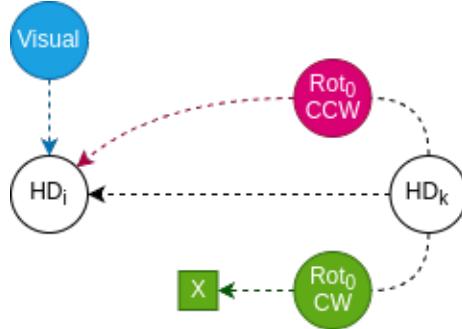


Figura 4.14: Relaciones simplificadas en la iteración de cálculo de tasa de disparo para un giro contrarreloj.

El cálculo de activación realizado en cada iteración corresponde a una ecuación diferencial de tipo integración con pérdidas (Leaky-Integrator en inglés), calculado computacionalmente con el método de pasos de Euler. La ecuación diferencial se describe en (4.3). Una vez finalizadas las iteraciones de las sumatorias de activación, se actualiza la tasa de disparo de la célula calculada con la sigmoide a base de su activación. La dirección actual se considera como la célula con mayor tasa de disparo.

$$\begin{aligned} \tau \frac{\delta h_i^{HD}}{\delta t} = & -h_i^{HD}(t) + \frac{\phi_0}{C^{HD}} \sum_j ((w_{ij}^{HD} - w^{INH}) r_j^{HD}(t)) \\ & + \frac{\phi_1}{C^{HD \times ROT}} \sum_{jk} (w_{ijk}^{HD-ROT} r_j^{HD}(t) r_k^{ROT}(t)) \\ & + \frac{\phi_1}{C^{HD \times VIS}} \sum_{jl} (w_{ijl}^{HD-VIS} r_l^{VIS}(t)) \end{aligned} \quad (4.3)$$

En esta ecuación diferencial (4.3), $h_i^{HD}(t)$ corresponde a la activación de una célula de dirección i en el tiempo t , τ es la constante de tiempo de la ecuación diferencial. Las tasas de disparo r_j^{HD} , r_k^{ROT} y r_l^{VIS} corresponden a las tasas de disparo de las células de dirección, rotación y visión respectivamente. Los pesos sinápticos son representados por w_{ij}^{HD} para los pesos sinápticos entre células de dirección, w_{ijk}^{HD-ROT} para los pesos sinápticos rotacionales y w_{jl}^{HD-VIS} para los pesos sinápticos de visión. Las constantes ϕ_0 , ϕ_1 , ϕ_2 , C^{HD} , $C^{HD \times ROT}$ y $C^{HD \times VIS}$ son parámetros de ajuste para la ecuación que permiten ponderar los distintos componentes del sistema. w^{INH} es la inhibición que mantiene el sistema en equilibrio y habilita en el sistema la dinámica de atractor.

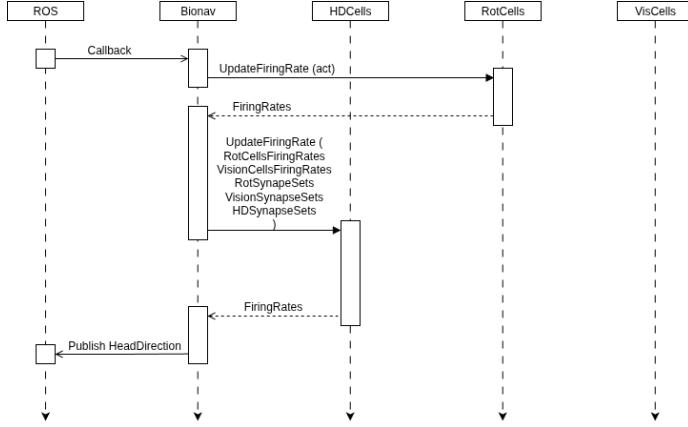


Figura 4.15: Diagrama de secuencia del sistema para un ciclo de iteración.

En el diagrama mostrado en la figura 4.15 se representan de forma sencilla los pasos dados por el sistema para llevar a cabo una iteración. Comenzando con la recepción de un mensaje de velocidad angular de la IMU, el valor es pasado a la función `CallbackPublishDirection` (disparada por la propia llegada del mensaje) de la clase `Bionavigator` para la actualización de las tasas de disparo de las células de rotación. Una vez actualizadas, `Bionavigator` invoca la actualización de las células de dirección involucrando todos los componentes del sistema: tasas de disparo de rotación, tasas de disparo de visión, pesos sinápticos de rotación, pesos sinápticos de visión y pesos sinápticos de células de dirección. Una vez actualizadas las tasas de disparo de las células de dirección, el sistema devuelve como dirección actual la dirección de preferencia de la célula con mayor tasa de disparo, pasándola al tópico de ROS `HeadDirection`.

4.1.3. Dinámica del giro

Cuando se reciben paquetes con movimiento nulo y el sistema efectúa iteraciones con las células de rotación que anulan su tasa de disparo, resulta en un sistema estático si no se incluye la visual. Frente a la llegada de un mensaje con movimiento no nulo, el cálculo altera el equilibrio, generando la atracción hacia un nuevo nodo del sistema y desplazando así el cúmulo de actividad. Esta influencia puede observarse en la figura 4.11. Puntos intermedios del proceso pueden observarse en la figura 4.16 donde la tasa de disparo de la célula de dirección actual decrece, aumentando la tasa de disparo de la célula de la nueva dirección. Frente a la persistencia de llegada de mensajes de movimiento no nulo, el sistema continuará con el estado de desequilibrio, desplazando aún más el cúmulo, eventualmente centrándose en la siguiente célula de dirección.

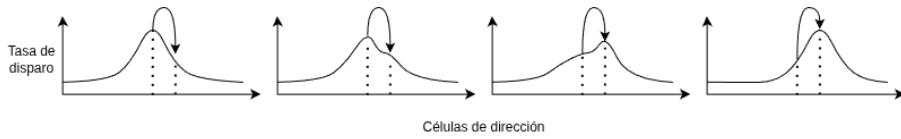


Figura 4.16: Desplazamiento del cúmulo por influencia de células de rotación.

4.1.4. Dinámica Visual

Las células visuales funcionan sobre un nodo puntual, sin cambiar su referencia. En cada iteración, se incluye en el cálculo la influencia de las células visuales, generando un aumento en la activación de sus nodos asociados y, dependiendo de la ubicación del cúmulo y la referencia visual, podría desplazar el cúmulo rompiendo su equilibrio o generar un nuevo cúmulo centrado en la referencia de la célula visual. La figura 4.17 muestra un ejemplo de los pasos de generación de un nuevo cúmulo.

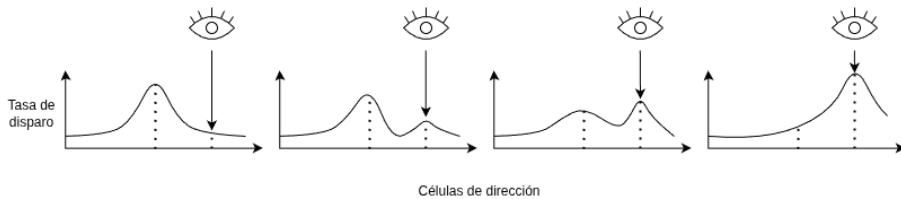


Figura 4.17: Generación de un nuevo cúmulo por influencia de célula visual.

La dinámica de corrección del error cuando la activación visual surge en un entorno de la dirección actual del atractor, realiza un ajuste en sentido de la referencia. Cuando la activación surge por fuera de dicho entorno, algunos autores refieren a la percepción de la estabilidad de la referencia para definir el accionar de dicha influencia. Si el roedor percibió de forma recurrente la referencia en una dirección, entonces la influencia puede generar un nuevo cúmulo de actividad y definir una nueva dirección actual, invalidando la anterior.

La percepción de estabilidad es implementada por algunos modelos como un aprendizaje hebbiano de la sinapsis entre las células de visión y las células de dirección, donde una referencia es percibida como estable a medida que permanece en una misma dirección respecto al robot.

Este mecanismo no está implementado en el modelo desarrollado, considerándose únicamente referencias estables sin aplicación de aprendizaje hebbiano a los pesos sinápticos. Frente a una detección de la referencia visual, el modelo corregirá la dirección si es cercana o generará una nueva si la diferencia angular es significativa, ilustrado en la figura 4.17.

La tabla 4.1 lista los parámetros utilizados por el modelo para la simulación de las células de dirección.

Parámetro	Valor
Cantidad de células de dirección	100
Cantidad de células de rotación	2
Cantidad de células de visión	1
α_{HD}	1.5
β_{HD}	3
α_{ROT}	1
β_{ROT}	0
ϕ_0	1000
ϕ_1	2000
ϕ_2	1000
C^{HD}	100
$C^{HD \times ROT}$	200
$C^{HD \times VIS}$	100
k	1
w^{INH}	0.02
σ^{HD}	10

Tabla 4.1: Parámetros del modelo base.

4.2. Extensión del modelo

Partiendo de la implementación del modelo base ([Sinha y Wang, 2014](#)), se construyó un entorno de simulación y se procedió a la ejecución y análisis del código con el objetivo de evaluar su funcionamiento y explorar posibles líneas de desarrollo. Se detectó que el modelo no se encontraba en un estado funcional, siendo necesario hacerle ajustes para un funcionamiento correcto. Tampoco presenta soporte para múltiples velocidades de giro del robot. Se realizó una revisión del código, revelando la ausencia de uso de visión por computadora para la aplicación de la célula de visión, utilizándose esta únicamente como estímulo puntual que define un cúmulo de actividad. También se encontró que algunos parámetros indicados en el documento difieren de los utilizados en el código.

Se construyó un entorno de simulación y pruebas Gazebo Classic (versión 9) como simulador robótico, en conjunto con ROS Melodic como infraestructura principal para la ejecución del modelo base. Para la ejecución de pruebas sistemáticas automatizadas, independiente al simulador construido, se añadió al código un módulo de pruebas de Google Test para simplificar escenarios de prueba y reproducción de escenarios. Google Test es un marco de trabajo de pruebas en C++, elegido por su fácil integración y creación de pruebas.

4.2.1. Puesta en funcionamiento de modelo base

Entorno de simulación Gazebo/ROS

La simulación construida sobre Gazebo, con el modelo corriendo sobre ROS. Como plataforma para los sensores, se exploraron alternativas como la construc-

ción de un robot sobre la simulación o el uso del robot PR2. Ante intentos sin éxito de poner en funcionamiento dichas opciones, se optó por el uso del robot Ridgeback, para el cual se obtuvo instrucciones de uso y el mismo presenta una estructura sencilla de extender. Para llevar a cabo desplazamientos del robot, Gazebo posee el tópico `/cmd.vel` encargado de ejecutar los comandos necesarios para el movimiento. La información de movimiento es publicada a través de otro tópico con mensajes de datos odométricos.

A pesar de estar disponible la información de movimiento, el robot fue equipado con una IMU para separar la modificación de los parámetros de funcionamiento de la misma. Se instaló además una cámara, la cual actúa como medio físico para la recolección y procesamiento de datos. En la figura 4.18a pueden observarse la cámara, identificada con un cubo de color blanco al frente del robot, y la IMU, representada como un cilindro de color blanco.

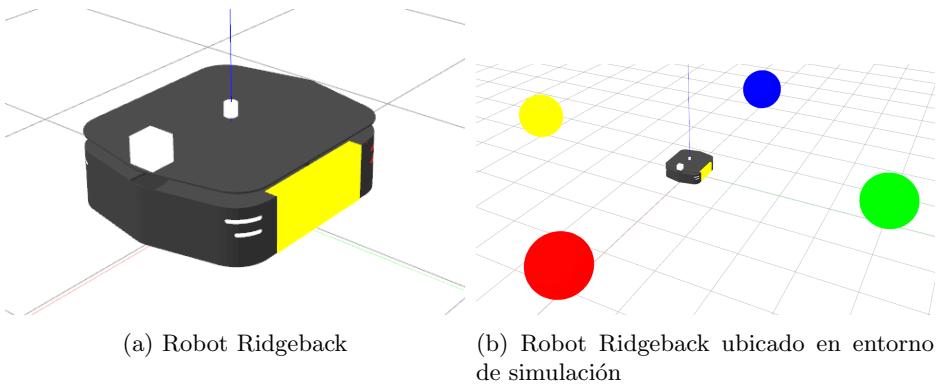


Figura 4.18: Vistas del simulador

El escenario mostrado en la figura 4.18b muestra el entorno construido para el robot. El modelo base recibe los mensajes odométricos a través del tópico de publicación de mensajes de la IMU, asignando la velocidad angular de rotación vertical como la activación de las células de rotación. Una vez calculada la dirección actual, se publica en el tópico `/head.direction`. En la figura 4.19 se representa la interacción entre nodos y tópicos involucrados en el funcionamiento del sistema.

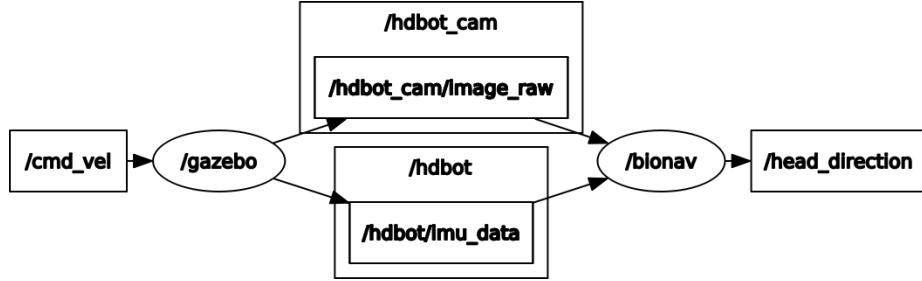


Figura 4.19: Diagrama de nodos y tópicos utilizados en el sistema.

El robot en la simulación de Gazebo recibe comandos de movimiento a través del tópico `/cmd_vel`. La IMU registra el movimiento y envía un mensaje de estructura odométrica que incluye la velocidad angular al tópico `/hdbot imu_data`. Para el modelo base se define una tasa de actualización de 100 Hz por parte de la IMU, siendo luego filtrados un 90 % de los mensajes utilizando una tasa real de 10 Hz. Para mejorar la claridad del código, se redujo la tasa de actualización de la IMU a 10 Hz y se quitaron las condiciones de filtro. El modelo base no incluye un tópico de comunicación para la cámara o actualización de las células de visión, por lo que para el procesamiento de esta célula, se utilizó el tópico `/hdbot cam image raw`, provisto por la cámara integrada al robot, que capta un ángulo de 60° frente al mismo. Cuatro esferas de colores fueron ubicadas alrededor del robot para utilizar como referencias visuales.

Puesta en funcionamiento

Al ejecutar el modelo base, se observan mensajes de información, alerta y debug en la consola indicando las distintas etapas del sistema y su respectivo avance. Durante la etapa de inicialización del cúmulo, se observa a través de los mensajes el aumento de la tasa de disparo máxima y la reducción de la tasa de disparo mínima de las células de dirección. En las gráficas de la figura 4.20 se puede apreciar cómo se inicializa el atractor generando el cúmulo de actividad mediante la influencia de la célula de visión, forzando su activación, y generando un aumento en la tasa de disparo de la célula de dirección correspondiente al índice 50. Una vez alcanzado el valor máximo aproximado de 0.02473, futuras iteraciones no aumentan significativamente el máximo del atractor.

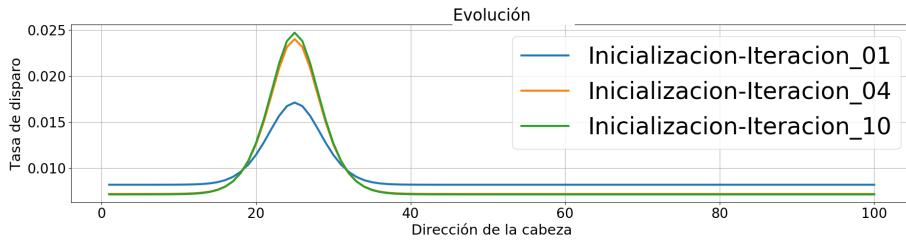


Figura 4.20: Inicialización de un cúmulo de actividad.

Una vez concluidas las iteraciones de inicialización, se ejecutan iteraciones de estabilización, donde el atractor es desprovisto de estímulos externos, intercambiando energía exclusivamente entre las células de dirección. Sin la inserción de energía de la célula visual, la tasa de disparo máxima decrece a causa de la inhibición de las demás células de dirección de acuerdo a la ecuación 4.3. En la figura 4.21 se observa la disipación del cúmulo de energía, resultando la tasa de disparo de las células en 0.007606.

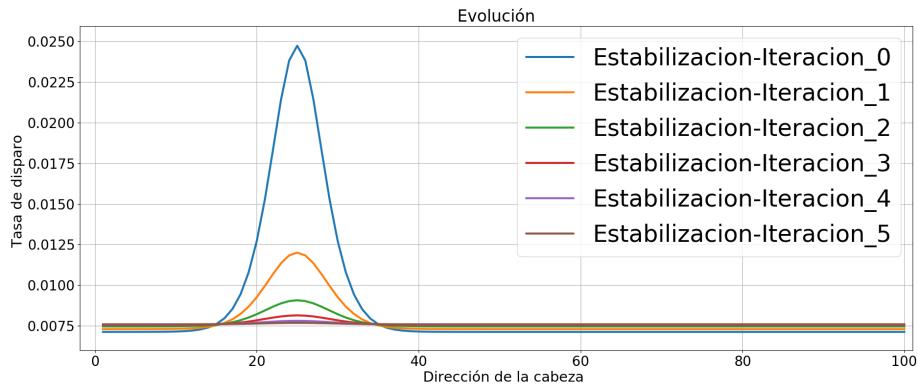


Figura 4.21: Estabilización disipa cúmulo de actividad.

Ajustes de parámetros

Para evitar la disipación del cúmulo de actividad, es necesario alcanzar el umbral de activación del cúmulo incrementando la tasa de disparo de la célula central. Para esto, una solución es incrementar los índices que ponderan el intercambio de energía de la ecuación 4.3. Incrementando ϕ_2 , la energía insertada por la influencia de la célula visual aumenta. Esto, por sí solo, no es suficiente para mantener el cúmulo en funcionamiento una vez que cese el estímulo. Para lograr esto, es necesario incrementar ϕ_0 , logrando así que el cúmulo domine la competencia entre los distintos nodos del atractor mediante la inhibición, evitando la disipación de la energía.

Se incrementaron progresivamente los índices ϕ_0 y ϕ_2 . En primer lugar el correspondiente a la célula de visión, de forma que el cúmulo alcance un máximo

arbitrariamente alto. Luego, se aumenta el índice correspondiente a las células de dirección, de forma que el cúmulo llegue a un estado estable sin disiparse. Posteriormente, se reduce el índice de las células de visión, realizando una inicialización más gradual del cúmulo y que la célula de visión no tenga demasiada influencia sobre las demás células.

Los valores fijados para una estabilización sin disipación completa del cúmulo resultan en $\phi_0 = 34$ y $\phi_2 = 21$.

Parámetros de rotación

En el artículo original del modelo base ([Sinha y Wang, 2014](#)) no se especifica una velocidad angular para los escenarios planteados. Para estas pruebas, se definió una velocidad de $2 * \pi / 100$, equivalente a un giro de una célula de dirección (o 3.6°) cada 1 segundo o 10 iteraciones.

Para ajustar la influencia de las células de rotación, es necesario ajustar los parámetros α y β . Estos parámetros ajustan el desfasaje y la inclinación de la función sigmoide, utilizada en el cálculo de la tasa de disparo de las células en función de su activación. En el artículo del modelo base ([Sinha y Wang, 2014](#)) no son mencionados específicamente, asumiéndose que se utilizan los mismos que se utilizan para el cálculo de la tasa de disparo de las células de dirección ($\alpha = 1,5$ y $\beta = 3$).

Revisando el código fuente, se encuentran los valores $\alpha = 0$ y $\beta = 1$. Pruebas sobre este par de valores revelan una inestabilidad del cúmulo, causando desfasaje sobre el sistema cuando la IMU no reporta movimientos significativos, recibiendo mensajes con niveles atribuibles a ruido, los cuales son considerables cuando son pasados como parámetro para la función sigmoide con los valores $\alpha = 0$ y $\beta = 1$, causando así la inestabilidad.

Para el correcto funcionamiento, se analizó la ecuación sigmoide aplicada y sus valores en 0 y la velocidad estándar propuesta $2 * \pi / 100$, con el fin de buscar los parámetros que permitan funcionar correctamente al sistema, obteniéndose así $\alpha = 0,5$ y $\beta = 10$. Estos valores son modificados posteriormente para adaptarlos a los requerimientos del sistema para el funcionamiento visual y la funcionalidad de múltiples velocidades.

Los parámetros fueron ajustados, mediante ensayo y error, a través de múltiples pruebas de ejecución, obteniéndose como resultado la tabla de parámetros [4.2](#).

En todas las pruebas con simulador, el envío de mensajes al tópico `/cmd_vel` presenta un retraso respecto a la ejecución de la rutina invocada por la llegada de un mensaje de la IMU al tópico `/hdbot imu data`. Debido a esto, se utilizó la herramienta rosbag para replicar el flujo de mensajes enviados por la IMU para prescindir de la ejecución de la simulación. Estas pruebas resultan en una disminución del error en las medidas registradas ante el uso de rosbag frente al uso de la simulación. Los resultados de estas pruebas pueden apreciarse en el capítulo [5](#).

Parámetro	Valor
Cantidad de células de dirección	100
Cantidad de células de rotación	2
Cantidad de células de visión	1
α_{HD}	0.5
β_{HD}	2
α_{ROT}	0.055
β_{ROT}	1000
α_{VIS}	95
β_{VIS}	2
ϕ_0	6600
ϕ_1	1488
ϕ_2	2000
C^{HD}	100
$C^{HD \times ROT}$	200
$C^{HD \times VIS}$	100
k	1
w^{INH}	0.03
σ^{HD}	10

Tabla 4.2: Parámetros del modelo ajustado

4.2.2. Funcionamiento visual - Desarrollo de visual

En el modelo base, existe una única célula de visión sin actualización de actividad en la etapa de ejecución. Dicha célula es utilizada durante la etapa de inicialización mediante un forzado de su tasa de disparo, generando así el cúmulo principal del atractor. Una vez generado el cúmulo, la célula se desactiva y no se vuelve a utilizar en tiempo de ejecución. El artículo del modelo base ([Sinha y Wang, 2014](#)), refiere a la utilización de dicha célula en una única instancia como prueba preliminar mediante el forzado de la tasa de disparo.

Para poner en funcionamiento dicha célula en tiempo real, se implementó una rutina de cálculo de la actividad de la célula de visión `CallbackUpdateVision` (agregado a la clase en el diagrama de la figura 4.22). Esta rutina tiene como entrada la imagen de la cámara instalada en el robot descrito en la sección anterior. La activación de dicha célula se basa en la detección de la presencia de la referencia visual en el ángulo de visión de la cámara, similar a la observación de dicha referencia por parte del roedor en un entorno real.

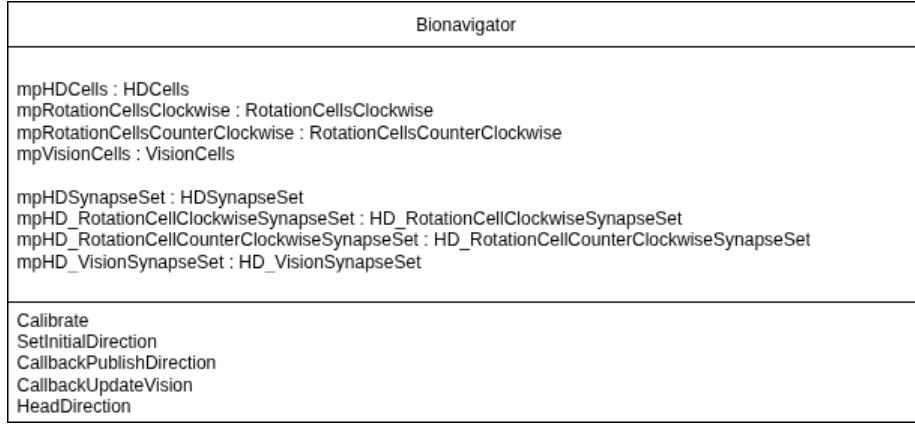
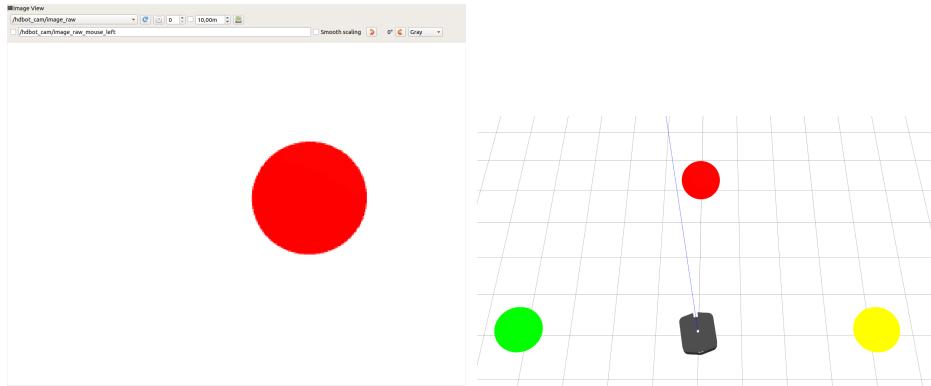


Figura 4.22: Diagrama de clase bionav con la rutina CallbackUpdateVision.

Para el procesamiento de la imagen, se utilizó el módulo de ROS cv_bridge, que funciona como puente entre las imágenes de ROS y OpenCV. OpenCV es una librería de procesamiento de imágenes con capacidad para detectar la presencia de las esferas de colores disponibles en el entorno de simulación construido, observable en la figura 4.23b.



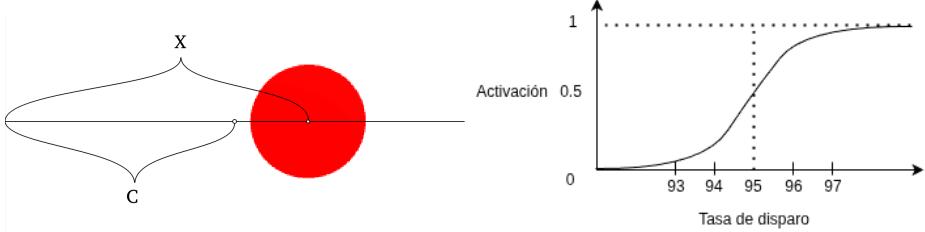
(a) Imagen presentada por la cámara para la posición referida del robot.

(b) Posición del robot.

Figura 4.23: Relación entre la posición del robot y la visión de la cámara.

Como referencia visual se utilizó la presencia de la esfera roja ubicada en la simulación, observable por el robot en la imagen 4.23a, y se definió la activación de la célula proporcionalmente a la ubicación del centro de la esfera respecto a los bordes laterales de la imagen recibida. En la imagen 4.24a, X representa la ubicación del centro de la esfera respecto al borde izquierdo, mientras que C representa el punto medio de la imagen. La ecuación 4.4 calcula la activación de

la célula de visión. La tasa de disparo es calculada en función de la activación (ecuación 4.5), con los parámetros $\alpha = 95$ y $\beta = 2$, cuyo gráfico está representado en la figura 4.24b. La definición de estos parámetros conlleva ajustes de los ponderadores de la ecuación 4.3, cuyos resultados se ven reflejados en la tabla 4.2.



(a) Referencia de valores para el cálculo de la activación. La activación se calcula como la proporción de la ubicación de la esfera al punto medio de la imagen.
(b) Función sigmoide de tasa de disparo de la célula visual en función de su activación.

Figura 4.24: Referencias de cálculo de tasa de disparo de la célula de visión.

$$h^{VIS} = (100/C) * (C - |C - X|) \quad (4.4)$$

$$r^{VIS} = \frac{1}{1 + e^{-2\beta(h^{VIS}-\alpha)}} \quad (4.5)$$

La rutina de cálculo de la activación es invocada por la llegada de un mensaje de imagen a través del tópico de ROS /hdbot.cam/image_raw. Una vez obtenida la activación, la tasa de disparo es calculada con la función sigmoide y actualizada en el sistema (figura 4.25). Esto no genera una iteración del mismo, sino que es incorporada automáticamente al realizar una iteración mediante la llegada de mensajes odométricos.

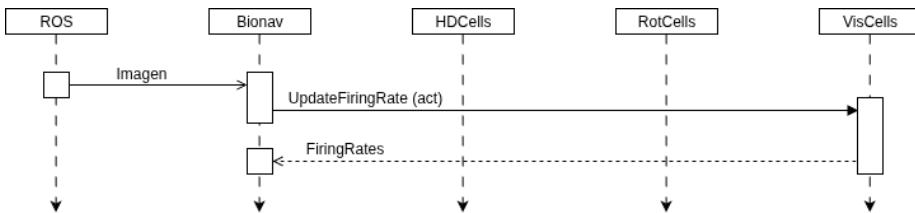


Figura 4.25: Diagrama de secuencia del sistema para la actualización de la información visual mediante el cálculo de las tasas de disparo. Frente a la llegada de un mensaje de imagen, la clase Bionavigator invoca la función de actualización de la tasa de disparo de las células de visión, obteniendo así los valores para esa imagen.

4.2.3. Desarrollo de solución de múltiple velocidad

Un problema que sufren varios modelos es la incapacidad de realizar giros adecuados a diferentes velocidades. Para atacar esto, se definió un conjunto extra de células de rotación, activadas por la velocidad de giro del sistema recibida a través del tópico correspondiente a la IMU. Cada conjunto extra de células soporta una velocidad principal de funcionamiento y requiere la modificación de la clase Bionavigator, así como el ajuste de los parámetros para la función sigmoide que determina la tasa de disparo de la célula de rotación, y la calibración de los pesos sinápticos para dicha célula. Por esto, el desarrollo de esta propuesta contempla el soporte para dos velocidades (Rot_0 y Rot_1) para cada sentido de giro (sentido contrarreloj y reloj, respectivamente) según muestra la figura 4.26. Cada célula de rotación posee su conjunto de parámetros independiente de ajuste para el cálculo de la tasa de disparo mediante la función sigmoide.

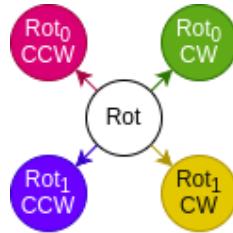


Figura 4.26: Rotación definida por múltiples células de rotación. Los colores se asocian de la siguiente manera: rojo para sentido contrarreloj para una velocidad; violeta para sentido contrarreloj para otra velocidad; verde para sentido reloj para una velocidad; amarillo para sentido reloj para otra velocidad.

La selección de células de rotación es basado en la velocidad angular recibida, actualizando así la tasa de disparo correspondiente e invocando el conjunto sináptico adecuado a dicha velocidad. En la figura 4.27 se ilustran las células de rotación y se muestra la influencia sobre distintas células de dirección. El diagrama de clases correspondiente a la inclusión de las células de rotación adicionales se observa en la figura 4.28. Las células de rotación, $2 * \pi / 100$ (aproximadamente 0,0628) y $4 * \pi / 100$ (aproximadamente 0,1256), son activadas de acuerdo a una condición de velocidad que las separa en 0,07. Este valor fue seleccionado arbitrariamente para separar el uso de una u otra célula de rotación. Valores absolutos iguales o inferiores a 0,07 invocan la iteración del sistema con el primer conjunto de células, valores absolutos superiores utilizan el segundo conjunto de células.

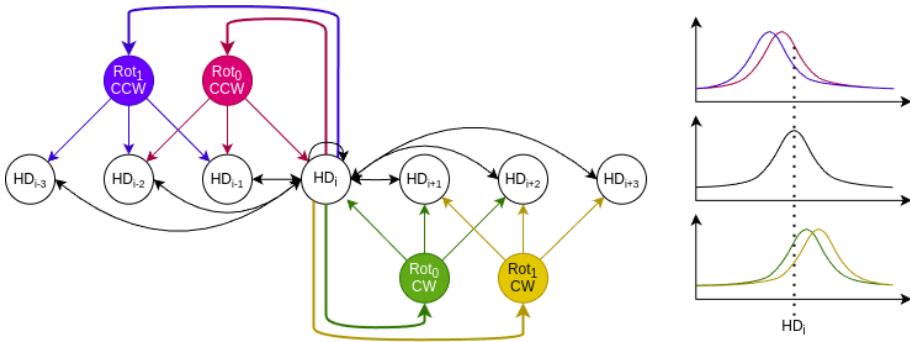


Figura 4.27: Esquema de sinapsis para múltiples células de rotación sobre células de dirección. A la derecha se observan los pesos sinápticos para las distintas células, con sus respectivos colores asociados.

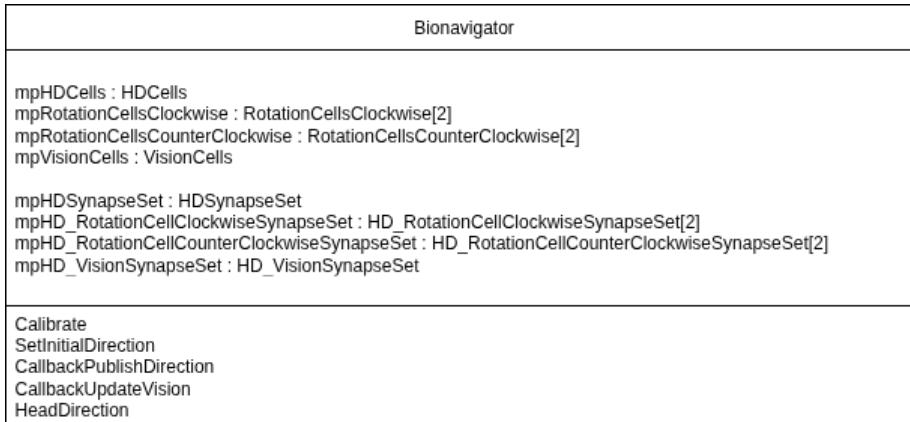


Figura 4.28: Diagrama de clase Bionavigator con dos células de rotación para cada sentido de giro.

Para ajustar el desplazamiento del cúmulo a las distintas velocidades, se implementó un sistema de índices graduales, similar al sistema utilizado en RatSLAM de influencia, donde los índices son desfasados de acuerdo a la velocidad, desplazando el peso sináptico. Para este caso, se adecuó el peso sináptico de acuerdo a la distancia angular entre las direcciones de preferencia de las células, desde la dirección actual a la dirección estimada según el movimiento, ilustrado en la figura 4.29. Al contrario de lo observado en la versión anterior del modelo que utiliza una célula de rotación por sentido de giro, para lograr el desplazamiento del peso sináptico se incrementó arbitrariamente la distancia angular pasada como parámetro a la función gaussiana que calcula los pesos sinápticos visto en la ecuación 4.1.

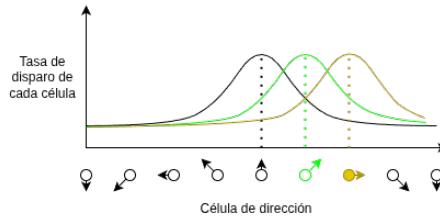


Figura 4.29: Influencia de múltiples células de rotación.

Puesto que la calibración del sistema de índices graduales es fijo y arbitrario, no es dinámico según el estado en el que se encuentre el sistema.

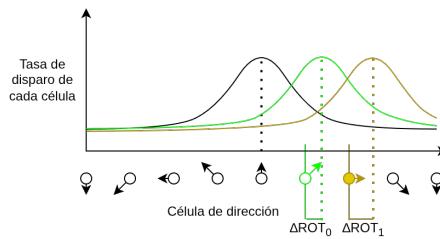


Figura 4.30: Diferencia en las distancias angulares para el cálculo de la múltiple velocidad.

En la figura 4.30, los términos de diferencia de la distancia angular pasada por parámetro corresponden a $\Delta ROT_0 = 0,02$ y $\Delta ROT_1 = 0,43$. Estos valores son obtenidos a base de prueba y error, y permiten al sistema ejecutar con mayor precisión los giros indicados, reduciendo el error cometido, medido a base de iteraciones requeridas para realizar el mismo giro. Para ambos pares de células de rotación se aplicaron los mismos parámetros α y β mostrados en la ecuación 4.2. La diferencia entre las velocidades de las células proviene del desfasaje en la distancia angular ΔROT_0 y ΔROT_1 .

Capítulo 5

Experimentación

En este capítulo se detallan los experimentos técnicos llevados a cabo para el análisis y evaluación de desempeño de los cambios implementados y del desarrollo llevado a cabo. Se presentan en primera instancia los experimentos de simulación de mensajes sistemáticos, sin ruido, pasados directamente a la red neuronal.

Posteriormente se presentan los experimentos ejecutados en un entorno de simulación, donde se incluye el movimiento del robot, los mensajes odométricos generados por la IMU y la actualización del estado de la red neuronal. Por último, se muestran resultados de pruebas en escenarios reproducidos mediante el registro y ejecución de conjuntos de datos (rosbag).

5.1. Validación de múltiple velocidad en Google Test

Para validar las velocidades utilizadas y giros realizados por el cúmulo, independientemente de valores reportados por la simulación o conjuntos de datos, se ejecutan iteraciones que son directamente llamadas desde la suite de Google Test, omitiendo la invocación de la función `CallbackPublishDirection`. Se define la velocidad estándar como $2 * \pi / 100$, siendo la inversa $-2 * \pi / 100$.

5.1.1. Prueba de velocidad estándar: una vuelta

Se realiza un desplazamiento del cúmulo a velocidad estándar durante 1000 iteraciones. Este experimento valida el funcionamiento teórico del sistema para la velocidad estándar.

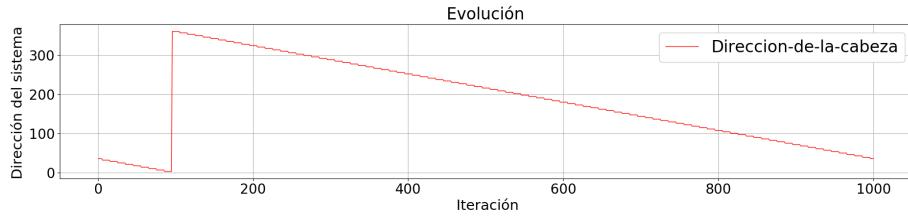


Figura 5.1: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo para un giro a velocidad estándar.

La figura 5.1 muestra el comienzo y el fin del giro, posicionándose ambos en la dirección 36° , logrando una vuelta completa en sentido contrarreloj.

5.1.2. Prueba de velocidad doble: una vuelta

Se realiza un desplazamiento del cúmulo a velocidad doble durante 500 iteraciones. Este experimento valida el funcionamiento teórico del sistema utilizando la doble velocidad estándar ($4 * \pi / 100$).

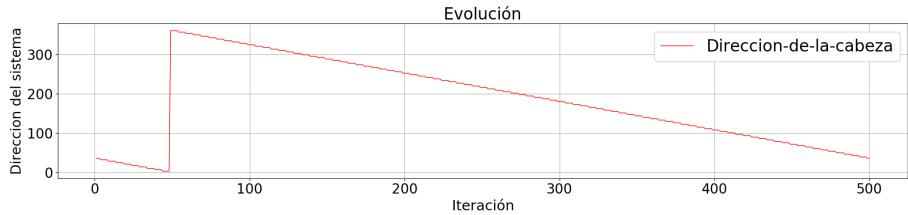


Figura 5.2: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo para un giro a velocidad doble.

La figura 5.2 muestra el comienzo y el fin del giro, posicionándose ambos en la dirección 36° , logrando una vuelta completa en sentido contrarreloj.

5.1.3. Prueba de velocidad inversa: una vuelta

Se realiza un desplazamiento del cúmulo a velocidad estándar en sentido reloj durante 1000 iteraciones. Este experimento valida el funcionamiento teórico del sistema para la velocidad inversa.

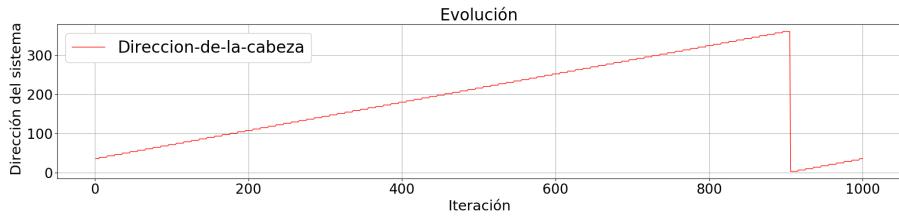


Figura 5.3: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo para un giro a velocidad inversa.

La figura 5.3 muestra el comienzo y el fin del giro, posicionándose ambos en la dirección 36° , logrando una vuelta completa en sentido reloj.

5.1.4. Prueba de velocidad doble inversa: una vuelta

Se realiza un desplazamiento del cúmulo a velocidad doble en sentido reloj durante 500 iteraciones. Este experimento valida el funcionamiento teórico del sistema para la doble velocidad inversa.

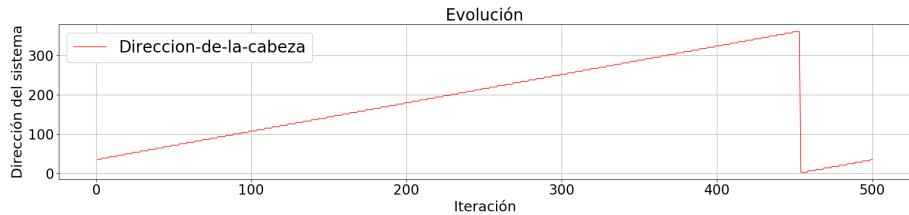


Figura 5.4: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo para un giro a velocidad inversa doble.

La figura 5.4 muestra el comienzo y el fin del giro, posicionándose ambos en la dirección 36° , logrando una vuelta completa en sentido reloj.

5.1.5. Prueba de giro: ida y vuelta

Se realiza un desplazamiento del cúmulo a velocidad estándar en sentido contrarreloj durante 1000 iteraciones seguido por 1000 iteraciones en sentido reloj a velocidad estándar. Esto valida el funcionamiento del sistema ante una combinación de giros.

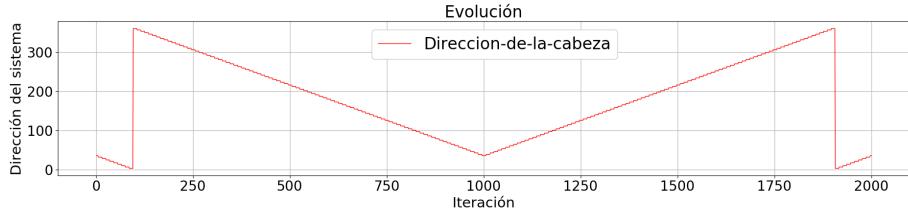


Figura 5.5: Evolución de la dirección (en grados) del círculo para un giro a velocidad estándar seguido de un giro a velocidad inversa.

La figura 5.5 muestra el comienzo y el fin del giro, posicionándose ambos en la dirección 36° , logrando una vuelta completa en cada sentido.

5.1.6. Prueba de giro doble: ida y vuelta a doble velocidad

Desplazamiento del círculo a velocidad estándar en sentido contrarreloj durante 1000 iteraciones seguido por 1000 iteraciones en sentido reloj a velocidad inversa. Esta prueba da un total de cuatro vueltas. Esto valida el funcionamiento del sistema ante una combinación de giros a doble velocidad.

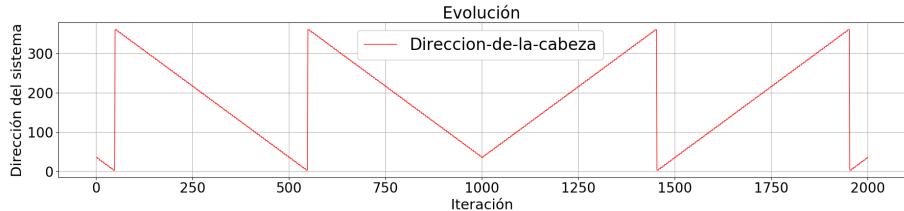


Figura 5.6: Evolución de la dirección (en grados) del círculo para un giro doble en ambos sentidos.

La figura 5.6 muestra el comienzo y el fin del giro, posicionándose ambos en la dirección 36° , logrando dos vueltas completas en cada sentido.

5.2. Experimentación en simulación

Para validar el modelo y la construcción de la simulación, se ejecutaron pruebas básicas que muestren el funcionamiento del sistema y el comportamiento del robot dentro del entorno simulado.

Para facilitar la lectura de los datos presentados, se efectuó una transformación del marco de referencia para los ángulos registrados por el sistema. Se realiza una transformación equivalente a un giro de 36° , definiendo en 0° el punto de inicio. Dicha transformación se extiende exclusivamente a la presente sección y a la sección 5.3. Las gráficas no se ven afectadas por la misma.

5.2.1. Validación de modelo base

Durante la puesta en funcionamiento, se ejecutó el modelo base sin modificaciones con el fin de definir una línea de referencia de funcionamiento del sistema. Dicha puesta en funcionamiento debería realizar las etapas de calibración e inicialización, llegando a un estado estable del atractor con un cúmulo de actividad definido. La ejecución reveló que los parámetros utilizados en la tabla 4.1 no mantienen un cúmulo de actividad para el código utilizado.

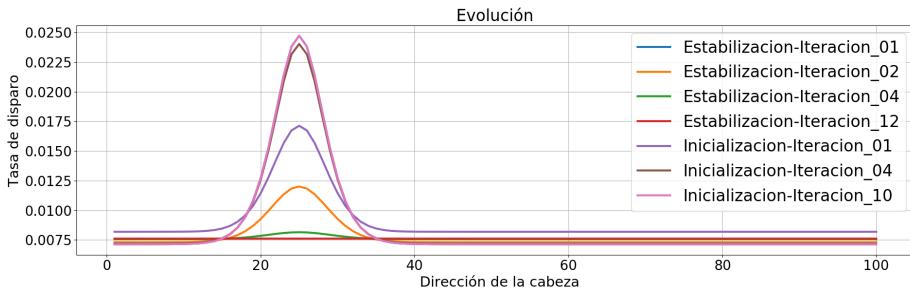


Figura 5.7: Disipación del cúmulo en etapa de estabilización.

La figura 5.7 muestra las tasas de disparo en las etapas de inicialización y estabilización que llevan a la disipación del cúmulo. Se representan tres pasos de la etapa de inicialización con los colores morado, marrón y rosado, llevando al sistema al punto máximo. Las demás iteraciones corresponden a la etapa de estabilización, mostrando el decremento del cúmulo de actividad, concluyendo que el sistema posee algún error a corregir.

5.2.2. Validación de giro de una vuelta

El ajuste de parámetros lleva al cúmulo de actividad a un estado estable. Se ejecuta la simulación y pone en funcionamiento el modelo, indicándose al robot el giro a velocidad de $2 * \pi / 100$ radianes. Esta velocidad corresponde al giro de una vuelta completa al cabo de 1000 iteraciones, debiendo apuntar el cúmulo a la dirección 0° , que es la dirección inicial del sistema para este experimento, validando así el giro de una vuelta.

El giro se realiza a través del envío de 1000 mensajes de comando de movimiento para el robot mediante la ejecución de un conjunto de datos a través del tópico `/cmd_vel`.

El giro es indicado en la iteración 5 del modelo, pero el modelo no recibe mensajes de giro hasta la iteración 54 (ver gráfica 5.8). Una vez el robot completa la vuelta, se detienen los mensajes aproximadamente en la iteración 870. En ese momento, el modelo reporta que la ubicación del cúmulo es $64,8^\circ$. El modelo continúa procesando mensajes de giro, continuando el desplazamiento hasta la dirección $46,8^\circ$ en la iteración 925. La tabla 5.1 lista dichos eventos.



Figura 5.8: Dirección (en grados) del cúmulo de actividad del sistema a través de las iteraciones del experimento.

Iteración	Dirección	Evento
5	0°	Comienzo giro del robot
54	0°	Comienzo de desplazamiento del cúmulo
870	64,8°	Fin de giro del robot
925	46,8°	Fin de desplazamiento del cúmulo

Tabla 5.1: Tabla de referencia entre iteraciones, direcciones del sistema y eventos del experimento.

El error, obtenido a partir tópico sobre el que se publican datos odométricos del robot en la simulación, es de 0,75°, mientras que para el sistema, el error corresponde a un ángulo de 46,8°. En vista de los retrasos entre el envío de mensajes y el giro del sistema, el error en la dirección es atribuido a la interacción entre el simulador y el modelo, siendo necesario aislar la ejecución para validar el giro sin el error.

5.2.3. Generación de un nuevo cúmulo

En el caso de que la referencia visual se encuentre separada de la ubicación del cúmulo en el atractor, se generará un nuevo cúmulo cuando se detecte la referencia visual. Para este escenario se orientó el robot hacia la esfera amarilla con el cúmulo en la dirección 0°, y se realizó un giro de una vuelta. Cuando el robot detecta la referencia visual de la esfera roja, genera un nuevo cúmulo, ubicando al mismo en la dirección 0° y continuando el giro hasta terminar con el robot observando la esfera amarilla. Para un giro de 270° debido a la corrección del cúmulo, la ubicación final debería ser de 90°.

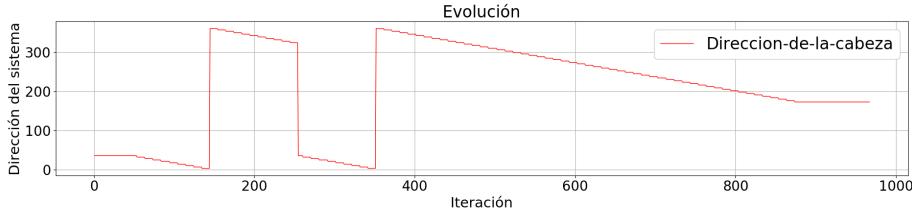


Figura 5.9: Dirección (en grados) del cúmulo durante la corrección visual.

Representado en la imagen 5.9, el giro del robot comienza en la iteración 5, reportándose el giro del cúmulo a partir de la iteración 74. Cuando el robot observa la esfera roja, en la iteración 255, un nuevo cúmulo es generado en la dirección 0° . El giro del cúmulo continúa hasta la iteración 874. Estos datos se representan en la tabla 5.2.

Iteración	Dirección	Evento
5	0°	Comienzo giro del robot
48	0°	Velocidad angular recibida por el sistema
54	$356,4^\circ$	Comienzo desplazamiento del cúmulo
255	0°	Generación de un nuevo cúmulo
874	$136,8^\circ$	Fin desplazamiento del cúmulo

Tabla 5.2: Tabla de detalle de eventos de generación de un nuevo cúmulo

En la gráfica de la figura 5.10 se observa la evolución del cúmulo a través de las iteraciones del experimento, mostrando además de los destacados de la tabla, algunos pasos intermedios como son la iteración del cúmulo previo a la generación de un nuevo cúmulo, o algunos pasos intermedios durante el giro.

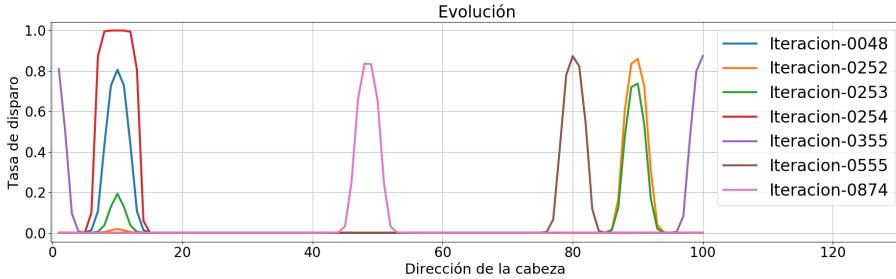


Figura 5.10: Distribución de las tasas de disparo de las células de dirección representando el cúmulo a través de las iteraciones.

La ejecución del giro finaliza con el cúmulo sobre la dirección $136,8^\circ$. La posición del robot en el sistema presenta un error de $0,73^\circ$. Nuevamente se

observa un retraso entre el inicio del giro del robot y el inicio de desplazamiento del cúmulo, atribuyéndose lo a la simulación.

5.2.4. Corrección leve de cúmulo

Para llevar a cabo una corrección leve, en la que la referencia visual se encuentra en un entorno de actividad del cúmulo, se realizó un giro para separar la referencia visual del cúmulo. Luego, se realizó un giro a baja velocidad para inducir el error y desorientar al atractor, y posteriormente se realizó un giro a velocidad estándar, acercando el cúmulo a la referencia visual con una diferencia de aproximadamente 20° . Al final del experimento, el cúmulo debe apuntar correctamente a la dirección inicial de 0° .

En la figura 5.11 se muestra el disparo de la célula de rotación en sentido reloj para orientar al atractor lejos de la referencia visual.

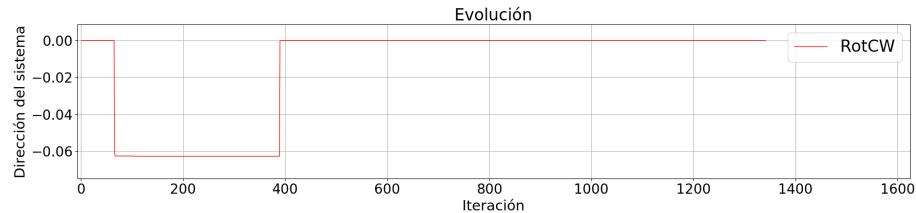


Figura 5.11: Giros en sentido reloj del robot en simulación con valores de velocidad angular (en radianes por segundo) inferiores a 0.

Para inducir el error, se aplicó al robot una velocidad de $2\pi/1000$ radianes por segundo, visible aproximadamente entre las iteraciones 450 y 1000 de la figura 5.12.

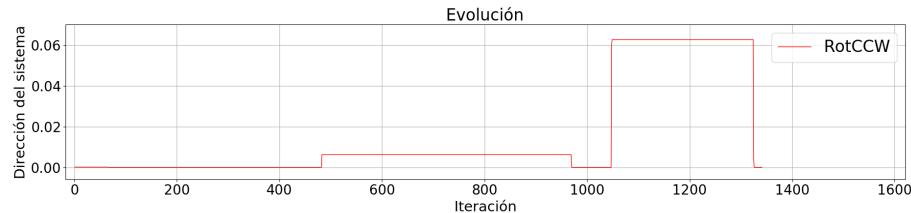


Figura 5.12: Giros en sentido contrarreloj del robot en simulación con valores de velocidad angular (en radianes por segundo) superiores a 0.

En la figura 5.13 se observa el cambio en la dirección del cúmulo, no siendo afectada entre las iteraciones referidas en la inducción del error. Al final de la misma, se puede apreciar la corrección de orientación del cúmulo.

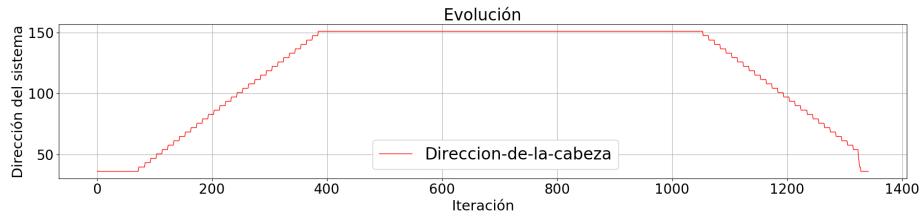


Figura 5.13: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo de actividad.

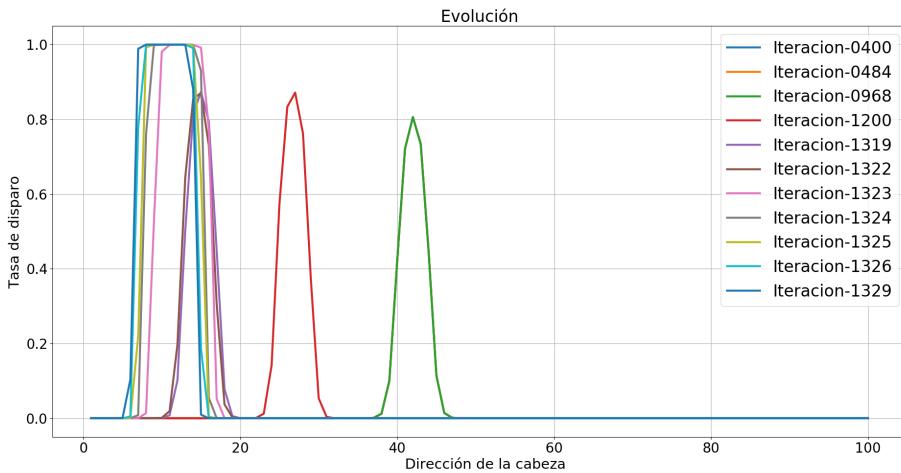


Figura 5.14: Evolución de las tasas de disparo de las células de dirección del atractor.

La figura 5.14 muestra la evolución del cúmulo en diferentes etapas del experimento. En la tabla 5.3 se detallan los pasos representados.

Índice	Dirección	Iteración
10	0º	1
42	115,2º	400
42	115,2º	484
42	115,2º	968
27	61,2º	1200
15	18	1319
15	18	1322
13	10,8º	1323
12	7,2º	1324
11	3,6º	1325
10	0º	1326
10	0º	1329

Tabla 5.3: Referencia de pasos representados en evolución del cúmulo.

La fase de inducción de error del experimento causa una leve variación del cúmulo visible en la imagen 5.15, donde la curva azul representa el estado para el cual el robot se encuentra estático, mostrando una variación para la curva naranja, que muestra tendencia de movimiento, siendo esta insuficiente para desplazar por completo el cúmulo y terminando en la curva verde al finalizar el giro a baja velocidad.

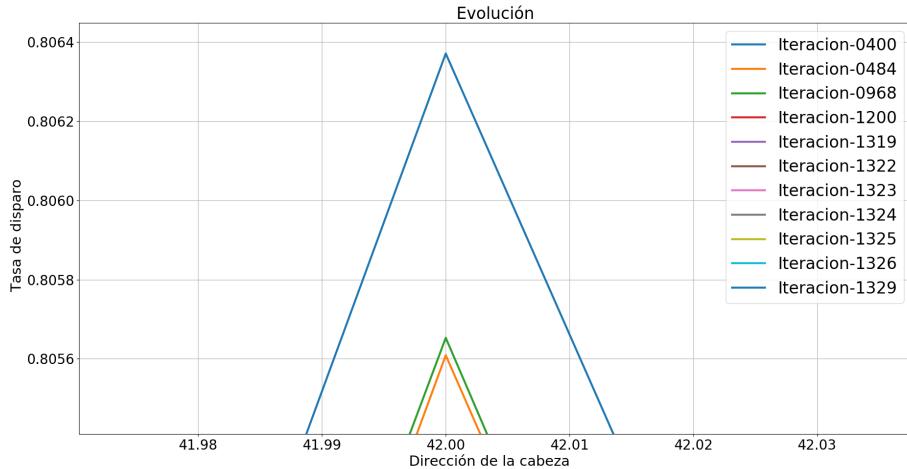


Figura 5.15: Cambio en el cúmulo frente a velocidades insuficientes para el desplazamiento.

La meseta formada por la acumulación de influencia de las células de dirección, rotación y visión se muestra en la figura 5.16, mostrando paso a paso la corrección de la dirección del cúmulo, culminando en la dirección asociada a la célula de visión.

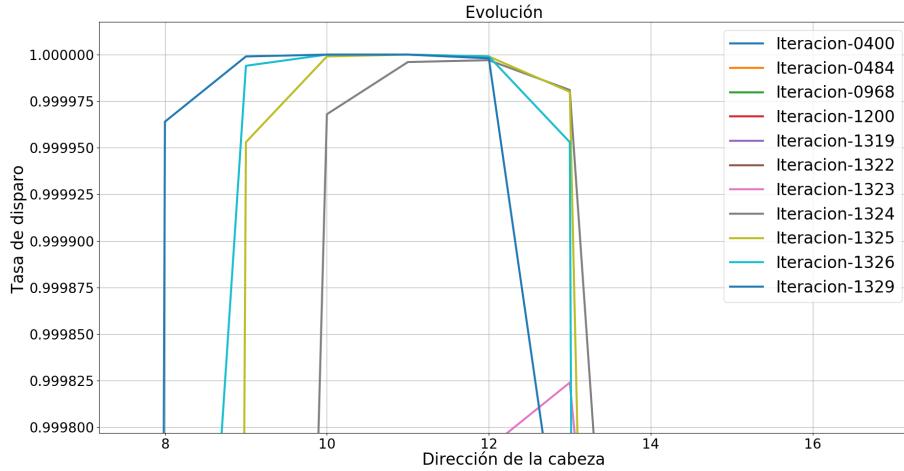


Figura 5.16: Evolución de la dirección del cúmulo en el entorno de la referencia visual.

El error de la simulación para este experimento es de $0,92^\circ$. Dado que la corrección del cúmulo de actividad se realiza sobre el final del experimento, el error del sistema se anula, resultando el error absoluto en el indicado por la simulación.

5.2.5. Giros a diferentes velocidades

Para validar los giros del módulo de múltiples velocidades se realizó un giro a velocidad estándar ($2 * \pi / 100$ radianes por segundo), repitiendo un experimento anterior, y luego un giro a velocidad doble ($4 * \pi / 100$ radianes por segundo) para evaluar la precisión del giro. El primer giro debe coincidir en inicio y resultado con el experimento anterior de una vuelta a velocidad estándar. El segundo giro debería realizar dos vueltas completas, finalizando en la posición inicial de 0° .



Figura 5.17: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo en un giro de una vuelta con el módulo de múltiple velocidad a velocidad $2 * \pi / 100$.

La figura 5.17 representa la dirección del cúmulo durante la prueba, mostrando un error superior al causado por el experimento de validación de giro de

una vuelta. La tabla 5.4 detalla la dirección para el comienzo y el final de la vuelta.

Iteración	Dirección	Evento
5	0º	Comienzo giro del robot
50	0º	Velocidad angular recibida por el sistema
56	356,4º	Comienzo desplazamiento del cúmulo
825	82,8º	Fin giro del robot
872	64,8º	Fin desplazamiento del cúmulo

Tabla 5.4: Tabla de referencias de giro de validación de módulo multi-velocidad.

El error de la simulación fue de 1,83º mientras que el error del sistema es de 64,8º. El error del sistema con el módulo de múltiples velocidades para una velocidad estándar se mantiene en valores aproximados a la versión anterior del modelo.

La vuelta a doble velocidad muestra un giro similar al de velocidad estándar, ejecutado en una cantidad proporcional de iteraciones, variando aproximadamente de 1000 iteraciones a 500 iteraciones. La gráfica de la figura 5.18 muestra la evolución del cúmulo de actividad, mientras que la tabla 5.5 detalla los valores de la ejecución.

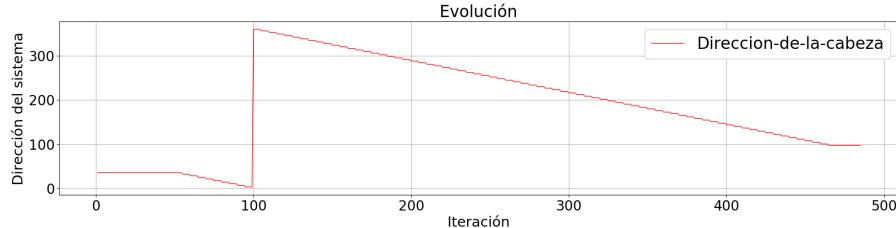


Figura 5.18: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo en un giro de una vuelta con el módulo de múltiple velocidad a doble velocidad.

Iteración	Dirección	Evento
5	0º	Comienzo giro del robot
51	0º	Velocidad angular recibida por el sistema
55	356,4º	Comienzo desplazamiento del cúmulo
425	90º	Fin giro del robot
468	61,2º	Fin desplazamiento del cúmulo

Tabla 5.5: Tabla de referencias de giro de una vuelta con el módulo de múltiple velocidad a doble velocidad.

Para el giro a doble velocidad, el error presentado por el simulador corresponde a 1,95º. El error del sistema para este experimento es de 61,2º, manteniendo

similares valores para ambas velocidades de giro.

5.3. Experimentación independiente de simulación

Para validar los escenarios de manera independiente del simulador, se construye un conjunto de datos (rosbag) para la idéntica replicación del escenario de simulación, capturado a partir de los mensajes generados por el mismo a través de los tópicos asociados a la IMU y a la cámara. Dicho escenario incluye un giro de aproximadamente 360° , recorriendo las referencias visuales en orden amarillo, rojo, verde, azul y nuevamente amarillo.

5.3.1. Validación de giro de una vuelta sin simulador

Para repetir el escenario y evaluar el giro de forma independiente al simulador, se ejecuta el conjunto de datos construido, realizando un giro de aproximadamente 360° a través de mensajes de la IMU. La influencia de la referencia visual se encuentra desactivada para este experimento. Al igual que en el escenario repetido, el cúmulo debe empezar y terminar en la dirección 0° .

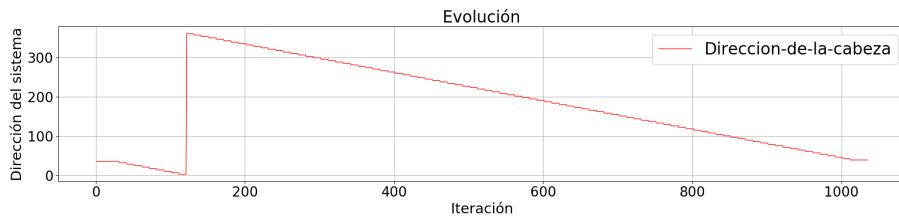


Figura 5.19: Evolución de la dirección (en grados) del cúmulo en giro en base a conjunto de datos.

La vuelta realizada por el cúmulo con datos provistos por el conjunto de datos realizan una vuelta completa, con mínimo error. En la imagen 5.19 se muestra la evolución del cúmulo completando la vuelta, mientras que en 5.20 se puede apreciar que el conjunto de datos no lleva al cúmulo a completar la vuelta, con una diferencia de $3,6^{\circ}$.

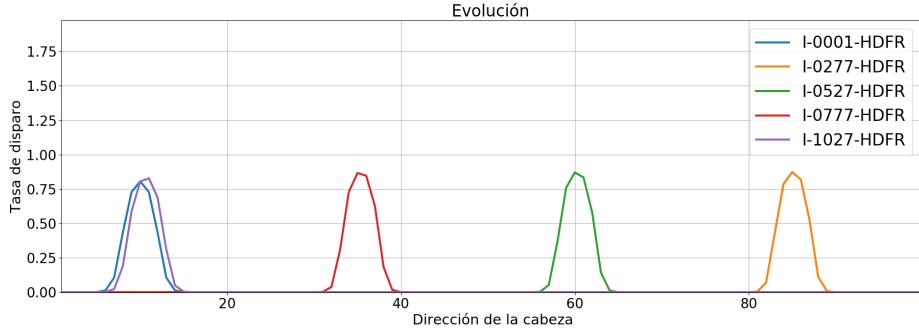


Figura 5.20: Traslado del cúmulo mediante el uso de mensajes de velocidad angular de la IMU.

El modelo toma como dirección inicial la dirección 0° . La ejecución comienza en la iteración 1, permaneciendo estático hasta la iteración 27, donde comienza a enviar mensajes con velocidad angular de $2 * \pi/100$. Esto genera un giro contrarreloj que desplaza el cúmulo a un ritmo de $3,6^\circ$ cada 10 iteraciones, recorriendo 90° cada 250 iteraciones. Se tomaron muestras de la tasa de disparo de las células de dirección en las iteraciones 1, 277, 527, 777 y 1027, registrando la posición de cada una en la gráfica de la figura 5.20. Allí se puede observar el desplazamiento del cúmulo a través de las direcciones de preferencia 0° , 270° , 180° , 90° y $3,6^\circ$.

Índice	Dirección	Iteración
10	0°	1
85	270°	277
60	180°	527
35	90°	777
11	$3,6^\circ$	1027

Tabla 5.6: Referencias de los cúmulos representados en la gráfica.

La tabla 5.6 muestra las posiciones del cúmulo en cada una de las iteraciones. Para la última iteración representada, la diferencia de $3,6^\circ$ se debe a que el giro registrado por el conjunto de datos no comprende las 1000 iteraciones necesarias para el giro completo, finalizando en la iteración 1025 y no completando el desplazamiento a la célula de dirección inicial. Puesto que no se está ejecutando la simulación, no existe un error para el giro del robot, considerando este error el único a considerar para el éxito del experimento. Los parámetros utilizados para realizar este giro son los registrados en la tabla 4.2.

5.3.2. Generación de un cúmulo nuevo

La validación de la generación de un cúmulo nuevo es realizada con el mismo conjunto de datos que la prueba anterior, activando la actualización de la tasa de disparo de las células de visión. Tomando como referencia visual asociada a la célula correspondiente a la dirección 0° , el sistema comienza observando la esfera amarilla para luego recibir una actualización de la tasa de disparo de la célula de visión luego de un giro de 90° , generando así un nuevo cúmulo de actividad. El giro restante de 270° ubicaría al cúmulo en la dirección 90° .

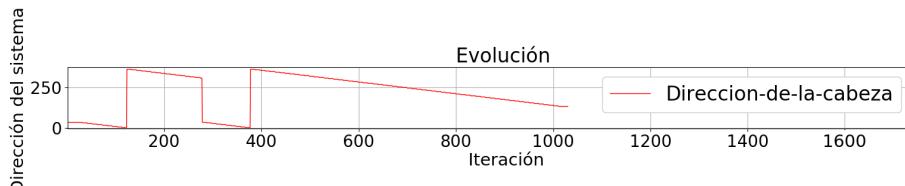


Figura 5.21: Dirección (en grados) del sistema en el tiempo a través de las iteraciones 1 a 1030. Para la iteración 127 y 380, los saltos corresponden al pasaje del índice 0 al 99.

En la gráfica de la figura 5.21, se observa que en el entorno de la iteración 280 la dirección del sistema recibe una actualización.

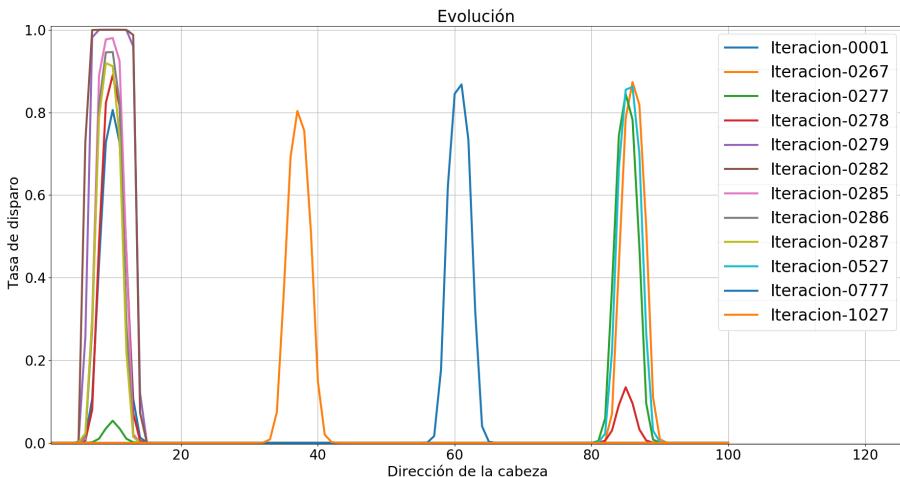


Figura 5.22: Distribución de tasas de disparo en puntos clave a través de las iteraciones 1 a 1030 .

En la figura 5.22, se puede observar el decremento de energía del cúmulo en la iteración 277, siendo reemplazado en la iteración 278 por el nuevo cúmulo. Debido a la acumulación de múltiples fuentes de energía, las tasas de disparo

forman una meseta en el pico del cúmulo, saturando el atractor. Una vez que la referencia visual pierde la influencia significativa sobre la célula visual alejándose del centro, el cúmulo continúa en movimiento recorriendo las células de manera similar a la prueba anterior, habiendo recibido una corrección en la dirección.

Al finalizar la ejecución del conjunto de datos, la posición del cúmulo resulta en la dirección 97,2º, presentando una diferencia de 7,2º con el valor esperado.

Capítulo 6

Conclusiones y Trabajo Futuro

6.1. Conclusiones

Este proyecto permite ampliar el entendimiento sobre las células de dirección de la cabeza mediante el relevamiento de modelos, ya sea teóricos o computacionales, existentes. Los conceptos teóricos y prácticos aplicados, tanto de la biología como de la robótica, sientan una base sobre la cual los modelos computacionales pueden funcionar. A pesar de las dificultades para comprender el funcionamiento de cada modelo individual y su trasfondo conceptual, fue posible poner en funcionamiento el modelo seleccionado y realizar una revisión, evaluando su comportamiento e ideando extensiones.

Mediante la puesta en funcionamiento y construcción de un escenario de simulación, fue posible analizar un modelo anterior de células de dirección de la cabeza, experimentando con su estructura y funcionamiento. La calibración de índices del atractor presentó un desafío considerable, ya que requiere el análisis, prueba y validación de valores candidatos, para evaluar su rendimiento y considerar ajustes adicionales sobre una gran cantidad de parámetros a definir. La visualización del robot facilita la comprensión de la interacción entre robot, modelo y células, favoreciendo la visualización de posibles extensiones. La simulación, sin embargo, presenta retrasos en el procesamiento de mensajes y cálculo de direcciones, por lo que si bien es útil para una representación del entorno y visualización del robot, los análisis reportan desfasajes de tiempo que inducen al error.

La validación de la célula de visión, conectando la imagen de la cámara a la activación de la célula de visión, provee en un mecanismo de corrección de desfasaje del cúmulo. Al no poseer la célula de visión un entrenamiento dinámico o aprendizaje hebbiano, los índices de ponderación juegan un papel importante en el comportamiento del cúmulo. En el escenario en el que el cúmulo se encuentra relativamente distante al ángulo de la referencia visual, la célula de

visión realiza una corrección total con la generación de un nuevo cúmulo. Frente a un desfase arbitrariamente chico, la corrección realiza un desplazamiento del cúmulo existente. En ambos casos, no se analizó el error inducido por la propia célula de visión cuando el cúmulo se aleja de la referencia visual. Si bien el sistema actual está limitado a una única célula de visión, presenta varias posibilidades de mejora.

Considerando la limitante que poseen algunos modelos anteriores de poder desplazar el cúmulo con suficiente precisión para una única velocidad, surge la propuesta del desarrollo de la extensión del modelo que le permite al mismo poder realizar giros con otras velocidades, manteniendo la precisión original. Dicha precisión requirió una re-calibración de algunos índices con el fin de poder resolver de manera correcta el giro a mayor velocidad. La extensión propuesta presentó un soporte efectivo para una velocidad adicional, sin embargo, resulta poco eficiente en su estado actual debido al re-trabajo necesario para extender el soporte a valores adicionales individuales de velocidad.

6.2. Trabajo Futuro

- Implementación en un robot real: queda pendiente la prueba del modelo de células de dirección de la cabeza en un escenario real, definiendo las referencias visuales y analizando el procesamiento del atractor, ya sea en el robot o en un equipo separado.
- Extensión de la solución visual: adición de células de visión para cubrir un ángulo visual superior. Incluir procesamiento y reconocimiento de patrones en imágenes proporcionadas por el robot. Implementar aprendizaje hebbiano para la estabilidad de las referencias visuales o el entrenamiento de los pesos sinápticos visuales hacia las células de dirección.
- Optimización de sistema de múltiple velocidad: optimización del soporte para múltiple velocidad, ya sea extendiendo el margen de valores soportados utilizando un sistema general de índices y ponderadores, o diseñando una solución alternativa general que permita adaptarse a las múltiples velocidades.
- Alternativas de proceso de iteración: cambios en la frecuencia de iteraciones ejecutadas alteran el comportamiento del atractor. Soluciones a este sistema pueden involucrar procesamiento basado en diferencia de tiempo, o cantidad de iteraciones para la velocidad.

Referencias

- Knierim, Kudrimoti, y McNaughton. (1995). Place cells, head direction cells, and the learning of landmark stability. *The Journal of Neuroscience*.
- Kyriacou. (2011). *An implementation of a biologically inspired model of head direction cells on a robot*.
- McNaughton, Chen, y Markus. (1991). 'dead reckoning,' landmark learning, and the sense of direction: A neurophysiological and computational hypothesis. *Journal of Cognitive Neuroscience*.
- Ranck. (1984). Head-direction cells in the deep cell layers of dorsal presubiculum in freely moving rats. *The Journal of Neuroscience*.
- Redish, Elga, y Touretzky. (1996). A coupled attractor model of the rodent head direction system. *Network: Computation in Neural Systems*.
- Sinha, A., y Wang, J. (2014). An implementation of the path integrator mechanism of head direction cells for bio-mimetic navigation. *2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*.
- Skaggs, Knierim, Kudrimoti, y McNaughton. (1996). A model of the neural basis of the rat's sense of direction. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Stringer, Trappenberg, Rolls, y de Araujo. (2002). Self-organizing continuous attractor networks and path integration: one-dimensional models of head direction cells. *Network: Computation in Neural Systems*.
- Taube. (1995). Head direction cells recorded in the anterior thalamic nuclei of freely moving rats. *The Journal of Neuroscience*.
- Taube, Muller, y Ranck. (1990). Head-direction cells recorded from the post-subiculum in freely moving rats. i. description and quantitative analysis. *The Journal of Neuroscience*.
- Zhang, K. (1996). Representation of spatial orientation by the intrinsic dynamics of the head-direction cell ensemble: A theory. *The Journal of Neuroscience*.