



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA

① Número de publicación: **2 344 825**

② Número de solicitud: 200900645

⑤ Int. Cl.:

G05B 13/02 (2006.01)

B25J 9/00 (2006.01)

G05B 19/18 (2006.01)

⑫

SOLICITUD DE PATENTE

A1

② Fecha de presentación: **06.03.2009**

④ Fecha de publicación de la solicitud: **07.09.2010**

④ Fecha de publicación del folleto de la solicitud:
07.09.2010

⑦ Solicitante/s:
Universidad Politécnica de Cartagena
Edificio "La Milagrosa"
Plaza Cronista Isidoro Valverde, s/n
30202 Cartagena, Murcia, ES

⑦ Inventor/es: **Guerrero González, Antonio y**
Ramos Lage, Cipriano

⑦ Agente: **Temño Cenicerros, Ignacio**

⑤ Título: **Sistema de control de un vehículo submarino autónomo.**

⑤ Resumen:

Sistema de control de un vehículo submarino autónomo. La invención se refiere a un sistema (10) de control de un vehículo submarino autónomo que comprende una arquitectura de control neuronal (11, 12, 13) para actuar sobre los medios (14) de propulsión del vehículo submarino, comprendiendo dicha arquitectura de control neuronal al menos un modelo neuronal auto-organizativo para la coordinación senso-motor de inspiración biológica. De este modo, el sistema de control para vehículos submarinos de acuerdo con la invención cumple con los requisitos generales de dichos sistemas: por ejemplo un buen control del vehículo.

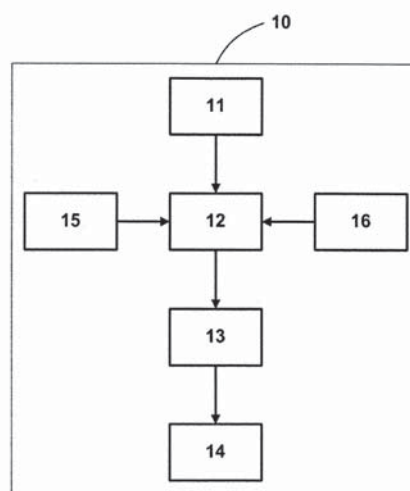


Fig. 1

ES 2 344 825 A1

DESCRIPCIÓN

Sistema de control de un vehículo submarino autónomo.

5 La presente invención se refiere a un sistema de control de un vehículo submarino autónomo que comprende una arquitectura de control neuronal para actuar sobre los medios de propulsión del vehículo submarino. Más concretamente, la invención se refiere a un sistema de control de un vehículo submarino no tripulado que presenta las características de auto-sintonizarse y de auto-calibrarse, las cuales proporcionan al vehículo submarino la capacidad para llevar a cabo tareas de inspección y maniobra (guiado) de forma autónoma. Además, el sistema puede adaptarse con facilidad a tareas específicas como, por ejemplo, el desplazamiento de cargas a localizaciones específicas o el transporte de sensorización especializada para el análisis del medio marino.

Antecedentes de la invención

15 Debido a la dinámica no-lineal de un vehículo submarino autónomo (AUV - *Autonomous Underwater Vehicle*) y a la dificultad de modelar el entorno y su interacción con el AUV (es decir, el hecho de controlar un AUV en un entorno no estructurado e incierto como puede ser el fondo marino), presenta una importante problemática de control.

20 Uno de los sistemas de control de AUV pioneros fue desarrollado por Yoerger y Slotine [D. N. Yoerger and J. E. Slotine, "Robust trajectory control of underwater vehicles", *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. OE-10, pp. 462-470, Sept. 1985]. Yoerger y Slotine idearon un controlador de modo deslizante e investigaron los efectos de incertidumbre de los coeficientes hidrodinámicos y los términos de acoplamiento cruzado. El resultado mostró que el controlador de modo deslizante adaptativo presentaba mejores prestaciones que un controlador lineal convencional, a un amplio rango de velocidades.

25 Más recientemente, Fossen y Blanke [T. I. Fossen and M. Blanke, "Nonlinear output feedback control of underwater vehicle propellers using feedback from estimated axial flow velocity", *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. 25, pp. 241-255, Apr. 2000] derivaron un controlador de realimentación de salida utilizando la teoría de control no-lineal y de realimentación de la velocidad del agua axial. Básicamente, pudieron demostrar que un observador no-lineal combinado con un controlador integral de realimentación de salida proporciona la estabilidad exponencial.

30 Healey y Lienard [A. J. Healey and D. Lienard, "Multivariable sliding mode control for autonomous diving and steering of unmanned underwater vehicles", *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. 18, pp. 327-339, July 1993] diseñaron un controlador de modo deslizante para un control de un AUV de seis-grado-de-libertad (DOF). Principalmente, descompusieron el sistema en sub-sistemas no entrelazados y ciertas funciones importantes agrupadas para las funciones separadas de pilotar, sumergir y controlar la velocidad.

35 Choi y Yuh [S. K. Choi and J. Yuh, "Experimental study on a learning control system with bound estimation for underwater vehicles", in *Underwater Robots*, J. Yuh, T. Ura, and G. A. Bekey, Eds. Norwell, MA: Kluwer, 1996, pp. 113-120] desarrollaron un controlador adaptativo basado en la estimación limitada y la implantación de esta para el control de un AUV.

40 Destacable fue el trabajo realizado por Yuh [J. Yuh, "A neural net controller for underwater robotic vehicles", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 15, n° 3, pp. 161-166, July 1990], que describió un sistema de control de un AUV basado en un controlador de red o modelo neuronal, cuya robustez con respecto al comportamiento dinámico no lineal y a las incertidumbres de los parámetros fue investigada por simulación por ordenador. Los resultados mostraron la fiabilidad del uso de las redes neuronales para controlar los AUV, con la presencia de cambios imprevisibles en la dinámica del vehículo y su entorno.

50 Siguiendo el mismo camino, Ishii et al. [K. Ishii, T. Fujii, and T. Ura, "An on-line adaptation method in a neural network-based control system for AUVs", *IEEE J. Oceanic Eng.* Vol. 20, pp. 221-228, July 1995] propusieron un controlador basado en redes neuronales asociado con un método de adaptación referenciado como "Entrenamiento Imaginario", para el control de un AUV llamado "Twin-Burger".

55 Anteriormente, Venugopal et al. [K. P. Venugopal, R. Sudhakar, and A. S. Pandya, "On-line learning control of autonomous underwater vehicles using feedforward neural networks", *IEEE Journal Of Oceanic Engineering*, vol. 17, n° 4, pp. 308-319, october 1992] habían propuesto un sistema de control de un AUV que utilizaba redes neuronales de propagación hacia atrás (*feedback*).

60 Puesto que los robots submarinos (entre los que destacan los AUV) requieren de un control y guiado adecuados para desarrollar tareas útiles, la información visual es importante para esas tareas y el control servo-visual es un procedimiento a partir del cual se puede obtener el guiado. Para coordinar y controlar modelos complejos se pueden usar unas procedimientos de aprendizaje conexionistas. El aprendizaje por refuerzo utiliza una señal de recompensa, así como mucha interacción con el entorno para formar una política correcta de comportamiento. Por tanto, es posible controlar un AUV combinando el guiado basado en la visión con un neuro-controlador entrenado por un aprendizaje de refuerzo.

Los sistemas neurodifusos son redes conexionistas de múltiples capas que realizan las funciones y elementos de los sistemas de decisión/control de lógica difusa tradicional. Un sistema neurodifuso entrenado es un sistema de lógica difusa, y el conocimiento de la regla difusa “si ... entonces” puede ser explícitamente extraído e interpretado de la red. Wang y Lee [J. S. Wang, C. S. G. Lee, and J. Yuh, “An on-line self-organizing neurofuzzy control for autonomous underwater vehicles”, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 19, n° 2, pp. 283-295, Apr. 2003] desarrollaron una estructura de control neurodifuso recurrente y un algoritmo de aprendizaje auto-adaptable como un controlador neuronal de propagación hacia atrás y un controlador PD como un controlador de realimentación para controlar a un AUV.

Sin un conocimiento *a priori*, el sistema neurodifuso recurrente es entrenado para modelar la dinámica inversa del AUV y usado como un controlador de propagación hacia atrás. Dicho controlador minimiza los efectos no-lineales de la dinámica del AUV a lo largo de una trayectoria deseada. El controlador proporcional plus derivativo (PD) es usado como un controlador realimentado para calcular el error de par y minimizar el error de trayectoria del AUV.

Son conocidos también controladores neurodifusos que comprenden una red neuronal basada en las funciones de pertenencias difusas modificadas. Dicha arquitectura de control combina las ventajas de la lógica difusa y las redes neuronales, tales como la capacidad de inferencia y la adaptación de la experiencia de los operadores humanos con lógica difusa y la capacidad de aprendizaje y la aproximación universal con redes neuronales.

Por otro lado, son conocidos en el estado de la técnica modelos neuronales inspirados en la neurobiología.

Los seres vivos son máquinas complejas, dotadas de una gran variedad de instrumentos de medición, de análisis, de recepción de estímulos y de reacción y respuesta. Los cinco sentidos, esas ventanas que nos conectan con el mundo exterior y a través de las cuales percibimos importante información sobre todo cuanto nos rodea, nos permiten ejercer nuestra capacidad de selección en el proceso de la información. Así, a un ser humano no le cuesta ningún esfuerzo identificar y evaluar las cosas por medio de sus percepciones sensoriales en combinación con su memoria. La vista, el oído, el olfato, etc. trabajando por separado o en combinación constituyen literalmente nuestra conexión con el mundo, una conexión que se erige como el gran misterio a desvelar por la ciencia actual.

Crear máquinas que se parezcan a cerebros humanos, capacitadas para observar un comportamiento inteligente, es el campo de investigación de la robótica y la inteligencia artificial (AI). Dentro de ese comportamiento inteligente se encuentran tanto las actividades relacionadas con el raciocinio, es decir, planeamiento y estrategia, como con la percepción y reconocimiento de imágenes, sonidos, etc.

Así, las llamadas tecnologías bio-inspiradas nacen de la aplicación de conceptos de inspiración biológica al diseño de sistemas analíticos. El objetivo, en suma, es comprender e imitar la forma en que los sistemas biológicos aprenden y evolucionan.

La locomoción y los comportamientos de los animales son controlados por mecanismos neuronales [Kennedy, D. and Davis, W. J. (1977) *Organization of Invertebrate Motor Systems*. In: *Handbook of Physiology, Section 1: The Nervous System. Volume 1 Cellular Biology of Neurons*. Brookhart, J. M., Montcastle, V. V. B. Kandel, E. M.[eds]. Williams and Watkins, Co. Baltimore. Pp. 1089-1135], [Stein, P.S.G. (1978) *Motor Systems, with specific reference to the control of locomotion*. *Ann. Rev. Neurosci. 1: 61-81*]. Los mecanismos neuronales de la locomoción fueron inicialmente establecidos por el estudio de simples animales tales como las langostas y cangrejos, los insectos, y los gusanos [Hoyle, G. [ed]. (1977) *Identified Neurons and Behavior of Arthropods*. Plenum Press.], [Kennedy, D. and Davis, W. J. (1977) *Organization of Invertebrate Motor Systems*. In: *Handbook of Physiology, Section 1: The Nervous System. Volume 1 Cellular Biology of Neurons*. Brookhart, J. M., Montcastle, V. V. B. Kandel, E. M.[eds]. Williams and Watkins, Co. Baltimore. Pp. 1089-1135]. Estos mecanismos se han formalizado dentro de un modelo general, la neurona de comando, la neurona de coordinación, y el modelo de generador de patrón central (CPG-central pattern generator) [Kennedy y Davis-1977, Stein-1978]. El modelo está compuesto de cinco clases de componentes que incluyen los generadores de patrones centrales [Pinsker, H. M. and Ayers, J. (1983) *Neuronal Oscillators. Chapter 9 in: The Clinical Neurosciences. Section Five. Neurobiology*. W. D. Willis [ed]. Churchill Livingstone Publishers. Pp. 203-266], los sistemas de comandos, los sistemas de coordinación [Stein-1978], los sensores exteroceptivos y propioceptivos [Wiersma, C.A.G. and Roach, J.L.M. (1977) *Principies in the organization of invertebrate sensory systems*. In: *Handbook of Physiology, Section 1: The Nervous System. Volume 1 Cellular Biology of Neurons*. Brookhart, J. M., Montcastle, V.V.B. Kandel, E.M.[eds]. Williams and Watkins, Co. Baltimore. Pp. 1089-1087] y la modulación de la fase y amplitud de la realimentación sensorial [Stein-1978].

El concepto fundamental de los modelos CPG es que la salida motora que describe el comportamiento es producida por los generadores de patrones centrales específicos siendo modulados por la realimentación propioceptiva y exteroceptiva durante el comportamiento [Delcomyn, F. (1980) *Neural basis of rhythmic behavior in animals*. *Science 210: 492-498*]. En otras palabras, el sistema nervioso central puede generar programas motores centrales en la ausencia de la realimentación sensorial. Este modelo de generación de patrón central difiere fundamentalmente de los modelos de cadena de reflejos en los que la realimentación sensorial es necesaria para especificar las transmisiones entre las diferentes fases de un comportamiento cíclico [Sherrington, C. S. (1906) *The Integrative Action of the Nervous System*. Charles Scribner's Sons, New York], [Ayers, J., Zavracky, P., McGruer, N., Massa, D., Vorus, V., Mukherjee, R., Currie, S. (1998) *A Modular Behavioral-Based Architecture for Biomimetic Autonomous Underwater Robots*. In:

ES 2 344 825 A1

Proc. of the Autonomous Vehicles in Mine Countermeasures Symposium. Naval Postgraduate School., In press]. Los componentes centrales consisten de:

- *Los generadores de patrones centrales segmentarios* (CPGs) que controlan las neuronas motoras y los músculos de cada miembro.
- *Los sistemas de coordinación* que determinan la fase de relaciones entre los CPGs de diferentes miembros.
- *Los sistemas de comandos* que especifican y modulan el comportamiento generado por los CPGs. Los sistemas de comandos representan el lugar de control en el cual la decisión para generar un comportamiento particular es alcanzado.

Los componentes periféricos consisten de los sensores exteroceptivos y propioceptivos, los cuales proporcionan la realimentación a los generadores de patrón central (CPG) para generar [Ayers et al.-1998]:

- *Los reflejos de orientación o exteroceptivos*, que operan en el nivel de los sistemas de comandos para generar las respuestas compensatorias de todo el cuerpo;
- *Los reflejos de la modulación de fase*, que operan en el nivel CPG para reiniciar la coordinación de las oscilaciones durante los tropiezos;
- *Los reflejos de modulación de amplitud*, que operan en el nivel de las neuronas motoras para controlar la amplitud de la salida motora.

Los mecanismos de control neuronal de insectos y crustáceos (cucarachas, saltamontes, langostas, y cangrejos) han estado sujetos a una considerable revisión por la ingeniería en los pasados 25 años, para permitir realizar modelos sintéticos robustos [Ayers et al.-1998], [Beer, R.D. *Intelligence as adaptive behavior: An experiment in computational neuroethology. Academic Press. New Cork - 1992*]. En varios casos las redes sinápticas actuales han sido establecidas por una estimulación electro-fisiológica [Pearson, K.G. 1972) *Centralprogramming and reflex control of walking in the cockroach. J. Exp. Biol. 56: 173-193*], [Chrachri, A. and F Clarac. (1989) *Synaptic connections between motor neurons and interneurons in the fourth thoracic ganglion of the crayfish, Procambarus clarkii. J. Neurophysiol. 62(6): 1237-1250*]. De hecho, modelos basados en el circuito neuronal resultante pueden llevar acabo muchas de las complejidades que fundamenta los comportamientos más elevados (el seguimiento de un faro, o la adaptación de caminar en diferentes direcciones) [Beer-1992], [Ayers, J. and Crisman. J. (1992) *The Lobster as a Model for an Omnidirectional Robotic Ambulation Control Architecture. In: Biological Neural Networks in Invertebrate Neuroethology and Robots., R. Beer., R. Ritzmann and T. McKenna [eds], Pp. 287-316*]. Estos modelos biológicos pueden ser adaptados al control de robots [Brooks, R.A. (1986) *A robust layered control system for a mobile robot. IEEE Journal of Robotics and Automation RA2 (1): 14-23*], [Beer-1992], [Ayers and Crisman-1992]. Es posible considerar que la ingeniería basada biológicamente es un procedimiento más efectivo en ambos casos para diseñar robots submarinos autónomos así como establecer esquemas de control de alto nivel para procedimientos tales como el sensado remoto y la búsqueda y destrucción de minas.

Los modelos matemáticos de los sistemas neuronales forman un punto de enlace entre la biología y la ingeniería. La Teoría de la Dinámica Neuronal (TDN) es, entre otras técnicas de representación de redes neuronales dinámicas comprometidas con el enfoque biológico, claro exponente de los beneficios que puede aportar la transferencia de los principios biológicos a la ingeniería.

La Teoría de la Dinámica Neuronal (TDN) representa un intento de modelar las diversas facetas de comportamiento de los sistemas nervioso, perceptivo y de control motor. La TDN, enfatiza que los sistemas modelados están sometidos a variaciones en el tiempo a largo, corto y medio plazo, expresándose estos cambios mediante ecuaciones diferenciales no lineales variables en el tiempo. Por ello estos modelos quedan contenidos en la familia de redes neuronales dinámicas en contraposición con las estáticas que utilizan ecuaciones algebraicas y donde el tiempo no figura como variable, teniendo como máximo, algún protagonismo en lo referente a la variación de las entradas al sistema de un instante a otro. Partiendo de una serie de módulos básicos, la TDN edifica arquitecturas complejas a escalas local (VITE, AVITE), regional (ART, BCS/FCS, MULITIART) y sistemática (DIRECT, FLETE, CEREBELLUM,...).

La ventaja aportada por los algoritmos basados en la TDN radica en la posibilidad de proporcionar modelos muy fiables, por aprendizaje, del vehículo subacuático, y de su adaptabilidad a las diversas arquitecturas que éste puede aportar en función, tanto del uso (civil o militar), como de las tareas que se le asignen en cada uno de los casos, así como del comportamiento a profundidades diferentes.

En la Universidad de Boston, Grossberg, Bullock y colegas han construido modelos neuronales autoorganizativos para la coordinación visuo-motora (VITE, AVITE, VAM, DIRECT, FLETE, CEREBELLUM, etc.) [D. Bullock, S. Grossberg, F.H. Guenther. (1993). "A Self-Organizing Neural Model of Motor Equivalent Reaching and Tool Use by a Multijoint Arm". *Journal of Cognitive Neuroscience. 5:4, pp.408-435*], [Bullock, D., Contreras-Vidal, J. Y Grossberg, S. (1993). "Equilibria and dynamics of a neural network model for opponent muscle control". In G. Bekey and

K. Goldberg, editors, *Neural Networks in Robotics*, páginas 439-457. Kluwer Academic, Norwell, M.A.], [Bullock, D., Contreras-Vidal, J. Y Grossberg, S. (1993). "Variability and Motor Control, capítulo del libro *How Spinal neural Network Reduce Discrepancies Between Motor Intention and Motor Realization*", páginas 185-219. Human Academic, Norwell, M.A.], [Bullock, D. y Grossberg, S. (1994). "The Vite model. A neural command circuit for generating arm and articular trajectories". *Dynamic Patterns In Complex Systems*, pags. 305-326], [Gaudio, P. y Grossberg, S. (1991). "Vector associative maps: unsupervised real-time error-based learning and control of movement trajectories". *Neural Networks*, 4:147-183], resolviendo el problema de la cinemática inversa, así como su aplicación a movimientos con herramientas, distorsiones visuales, y controladores de fuerzas y rigideces derivadas de actos motores. En [Bullock, D. y Grossberg, S. (1994). "Neural models for real-time learning and adaption". *Technical Report CAS-CNS, Boston University*] aparece una primera tentativa de integración de los modelos cinemáticos y dinámicos, resultando un modelo neuronal más completo para la adaptación y aprendizaje en tiempo real. En esta aproximación, se establece un esquema simple del sistema de control senso-motor según el cual los modelos (VITE o DIRECT) son generadores de las trayectorias deseadas, actuando como módulos de control cinemático directo e inverso capaces de establecer una relación entre el generador de trayectorias deseadas, que recibe los vectores del objetivo a alcanzar y la posición presente del brazo, y una señal de velocidad. La salida proporcionada por estos módulos es la cinemática deseada en el espacio de los actuadores. El módulo de control dinámico FLETE recibe esta información cinemática junto con la señal de rigidez para generar las fuerzas que permitan describir la trayectoria deseada, así como las entradas preventivas de error aprendidas de la experiencia pasada en circunstancias similares. La trayectoria realmente ejecutada es comparada con la deseada. El error en posición o velocidad detectado por los sensores de los actuadores es comparada realimentando al generador de fuerzas. El retraso producido por esta realimentación hace que una ganancia elevada de la misma sea incompatible con la estabilidad del proceso, por lo cual la ganancia de este lazo es baja y existe estabilidad. Para compensar las deficiencias que a su vez introduce una baja ganancia, el sistema se completa con un controlador adaptativo de alta ganancia que actúa en función de las señales de error. Este corrector preventivo de error corresponde al circuito del cerebelo. En resumen, (esta arquitectura propuesta esquematiza un conjunto de hipótesis relacionadas entre sí, sobre el diseño de la generación voluntaria de movimiento.

Inicialmente se realizó un primer trabajo de adaptación de los modelos VITE, AVITE y VAM, desarrollados para mimetizar el comportamiento cinemático de los miembros superiores, hacia el campo de la robótica móvil [Zalama-95], [Gaudio 96]. Más tarde se aplicaron los modelos de nivel sistema a la robótica de manipulación [Guerrero-99].

El modelo DIRECT es la versión más evolucionada de los modelos de generación de trayectorias y la interacción con el entorno. El modelo DIRECT utiliza como novedad mapas de neuronas que representan una memoria de lo aprendido por el modelo. Estos mapas son de naturaleza diferente según se trate del modelo original de Bullock o del más reciente usando campos de contexto de Fiala [Fiala-96]. El modelo DIRECT genera trayectorias en coordenadas espaciales. Para hacer esto, el modelo DIRECT utiliza mapas de transformación espacial-motora, motora-espacial, con los cuales es capaz de compensar las ausencias de realimentación visual. En estos mapas neuronales, el modelo DIRECT aprende de una aproximación correspondiente a la inversa del Jacobiano del sistema, a partir de la experiencia adquirida mediante movimientos anteriores, sin que sea necesario modelar el sistema y otra serie de pasos que ello conlleva, como linealizar ecuaciones, etc.

Por otra parte las arquitecturas de control inspiradas en la neurobiología están basadas en una jerarquía de controladores del sistema de control biológico para el movimiento, actuando de una manera paralela. En el nivel más bajo es posible situar el circuito espinal, los cuales son responsables de la activación de la sinergia de los músculos. El cerebro ejecuta programas motores que son patrones de tiempo y escalados de la activación de los músculos. Esta tarea necesita de pocos parámetros de control.

Los comandos básicos para la ejecución son planificados en el Cortex Premotor y en el Cortex Parietal. El Cortex Motor es el responsable de la activación directa de los músculos y la ejecución de los movimientos. Las células del Cortex Motor están estrechamente relacionadas para llevar a cabo el movimiento, mientras que el Cerebelo (CEREBELLUM) está ocupado para la coordinación del movimiento. Además, el Cerebelo consiste de poblaciones con ambas actividades fásicas y tónicas. La primera población esta relacionada para la representación cinemática, mientras que la siguiente para la generación de fuerzas activas para la coordinación de las posturas.

Los Ganglios Básales planifican la secuencia de la postura, mientras que el Cerebelo planifica el control motor fino y el aprendizaje. El nivel más elevado en esta jerarquía de control reparte la coordinación del movimiento entre el Cortex Motor, los Ganglios Básales y el Cerebelo.

La generación de patrones motores rítmicos es crucial en la alternación de actividades entre los grupos de músculos abductores y aductores antagonistas que manejan el movimiento de las aletas pectorales de un pez [M. W. Westneat, D. H. Thorsen, J. A. Walker, and M. A. Hale, "Structure, function and neural control of pectoral fins in fishes", *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. 29, no. 3, pp. 674-683, 2004]. Los patrones rítmicos de la actividad neuronal no son tan solo de los movimientos de sistema de aletas, sino también aparece en el sistema de locomoción de los peces y de los anfibios acuáticos, cuyos movimientos de natación son generados por ondas de actividades motoras alternadas de izquierda a derecha que viajan a lo largo del cuerpo y propulsan al animal a través del agua [A. Lansner, J. H. Kotaleski, and S. Grillner, "Modeling of the spinal neuronal circuitry underlying locomotion in a lower vertebrate", *Ann. New York Acad. Sci.*, vol. 860, pp. 239-249, 1998].

La información sobre el control neuronal de los movimientos rítmicos en los vertebrados e invertebrados indica que los patrones motores rítmicos son producidos por los generadores de patrones centrales (CPGs): La activación de los circuitos neuronales centrales puede producir patrones rítmicos en ausencia de entradas sensoriales, las cuales llevan información de coordinaciones específicas. Desde el punto de vista mecánico, un CPG genera un campo de fuerza variante en el tiempo a través de la acción de múltiples músculos.

Los CPGs son redes típicamente compuestas de sub-redes de neuronas, no necesariamente idénticas. Cada sub-red es capaz de producir una salida rítmica. Las propiedades dinámicas de la red CPG depende de las propiedades de las neuronas que pueblan la correspondiente sub-red y de las propiedades que dependen del tiempo de la sinapsis entre ellas.

Hay dos mecanismos generales para la producción rítmica en las redes CPG: redes de marcapasos y redes con ritmos emergentes. En las redes de marcapasos, una subred de neuronas oscilantes puede manejar neuronas sin disparos dentro de un patrón oscilatorio alternativo [J. C. Reikling and J. L. Feldman, "PreBotzinger complex and pacemaker neurons: hypothesized site and kernel for respiratory rhythm generation", *Annu. Rev. Physiol.*, vol. 60, pp. 385-405, 1998]. Las neuronas de marcapaso son típicamente encontradas en las redes CPG que están siempre activas, como aquellas involucradas en la respiración. En contraste, las redes rítmicas emergentes surgen como una consecuencia de acoplamiento sináptico entre neuronas que no son oscilatorias intrínsecamente. El ejemplo más simple de este tipo de red es el llamado "oscilador de centro medio", en el cual dos sub-redes de neuronas de inhibición mutuamente producen patrones alternativos de actividades. La inhibición recíproca es una característica central de las redes CPGs [X.-J. Wang and J. Rinzel, "Alternating and synchronous rhythms in reciprocally inhibitory model neurons", *Neural Comput.*, vol. 4, pp. 84-97, 1992], [J. A. White, C. C. Chow, J. Ritt, C. Soto-Trevino, and N. Kopell, "Synchronization and oscillatory dynamics in heterogeneous, mutually inhibited neurons", *J. Comput. Neurosci.*, vol. 5, pp. 5-16, 1998].

Este sistema neuronal puede generar y controlar una variedad de comportamientos motores: las asimetrías locales en los patrones oscilatorios inducen a controlar cambios de dirección, mientras la frecuencia media de los CPGs regulan las velocidades de adelanto y retraso. Esta estructura es casi similar al modelo propuesto para los ritmos flexores y extensores en la locomoción de las aletas. La actividad de los CPGs puede ser altamente adaptable tal como lo hacen las lampreas cuando nadan y se mueven en corrientes y en densidades variables. En adición, como cada controlador biológico, los CPG espinales son capaces de adaptar su operación a una variedad de cuerpos y cambios en el entorno.

Esta coordinación cuidadosa de las redes CPG locales asociadas con un segmento individual es un ejemplo de un comportamiento locomotor complejo generado a través de una buena coordinación de primitivas motoras.

La habilidad para generar una variedad de comportamientos complejos no puede ser alcanzado por el acumulo de señales de control para cada acción y llamada de estas señales cuando subsecuentemente son necesitadas [J. Albus, "The theory of cerebellar function", *Math. Biosci.*, vol. 10, pp. 25-61, 1971], [D. Marr, "A theory of cerebellar cortex", *J. Physiol.*, vol. 202, pp. 437-470, 1969]. Las consideraciones simples sobre el espacio geométrico de comportamientos significantes son suficientes para establecer que este método es inadecuado. Para lograr su competencia típica, el sistema motor debe tomar ventaja de la experiencia para ir más allá de su propia experiencia, construyendo representaciones internas de la dinámica controlada. Estas representaciones permiten al sistema nervioso generar nuevos comportamientos y manejar situaciones que no han sido aún encontradas. El término "modelo interno" se refiere a dos transformaciones matemáticas distintas: 1) la transformación de un comando motor al comportamiento consecuente y 2) a transformación de un comportamiento deseado al correspondiente comando motor. Un modelo de la primera clase es llamado "modelo directo" [M. I. Jordan and D. E. Rumelhart, "Forward models: supervised learning with a distal teacher", *Cognitive Sci.*, vol. 16, pp. 307-354, 1992]. Los modelos directos proporcionan al controlador no sólo la capacidad de predecir el resultado esperado de un comando motor, sino también la de estimar el estado actual en la presencia de señales de realimentación retrasadas. Una representación del mapa de acciones planificadas a comandos motores es llamada "modelo inverso". Los estudios de Kawato et al. [D. Wolpert and M. Kawato, "Multiple paired forward and inverse models for motor control", *Neural Networks*, vol. 11, pp. 1317-1329, 1998], [D. Wolpert, R. Miall, and M. Kawato, "Internal models in the cerebellum", *Trends Cognitive Sci.*, vol. 2, pp. 338-347, 1998] han propuesto que las estructuras neuronales dentro del Cerebelo desarrollan operaciones sensorimotoras equivalentes a una combinación de múltiples modelos inversos y directos. En estos modelos internos, la adaptación es producida por el sistema nervioso central (CNS) a través de la formación de un mapa local que asocia los estados (velocidades y posiciones) durante el periodo de entrenamiento con las fuerzas correspondientes.

Para generar el comando apropiado para un movimiento deseado del brazo (o miembro), un modelo inverso debe tomar en cuenta que la inercia multi-articular depende de la velocidad y posición del miembro. Además, un modelo inverso debe ser informado de los estados actuales del movimiento del miembro. Esta información puede venir de dos formas: 1) de la entrada al modelo inverso que especifica donde el miembro debe estar, o 2) de una predicción del estado actual basado sobre la realimentación sensorial con retraso y sobre la historia pasada de los comandos motores.

Como se ha mencionado anteriormente, estos modelos internos forman parte del Cerebelo. El Cerebelo está compuesto de tres clases de células organizadas en capas: 1) células de entradas, 2) células de asociación, y 3) células de ejecución.

El modelo del Cerebelo esta basado sobre el esquema general de Ito [M. Ito, *The Cerebellum and Neural Control*, Raven Press, 1984, New York]. La entrada llega de las fibras musgosas (*MF-mossy fibers*) a las células granuladas (*GC-granule cells*), cuyo axón constituye las fibras paralelas (*PF-parallel fibers*). Además, las células granuladas reciben entradas excitatorias de las fibras musgosas y entradas inhibitorias de las células Golgi. Este lazo entre las células granuladas (GC) y las células Golgi actúa como un control de ganancia, permitiendo un nivel apropiado de energía en las células granuladas. Las células de Purkinje (*PC-Purkinje cells*) reciben entradas de las fibras paralelas y de las fibras escaladas (*CF-climbing fibers*) originadas en la Oliva inferior (*IO-inferior olive*). La entrada de CF es usada como mecanismo para la adaptación de la conexión sináptica entre PC-PF. Las células Purkinje son salidas solamente de Cortex Cerebelar y proporcionan una señal de inhibición sobre las células nuclear (*NC-nuclear cells*). La oliva inferior compara las señales de la tensión del músculo proveída por el circuito de realimentación espinal (velocidades y posiciones actuales) a los comandos descendientes (velocidades y posiciones deseadas).

Una entrada codificada de una población de neuronas funcionalmente relacionadas viene de las fibras musgosas. De acuerdo con Georgopoulos [A. P. Georgopoulos, A. B. Schwartz, R.E. Kettner, "Neuronal population coding of movements direction", *Science*, 233:1416-1419, 1986], las variables de movimiento son codificadas de tal forma que la información es relacionada al ángulo entre el movimiento actual y la dirección preferida de la célula. Además, cada célula individual es relacionada a un vector con su dirección preferida y con la longitud proporcional a su actividad.

El modelo del Cerebelo sugerido consiste de tres controladores que trabajan en paralelo: 1) el controlador del modelo de la cinemática inversa (*IKM-inverse kinematic model*), 2) el controlador del modelo estático inverso (*ISM-inverse static model*), y 3) el controlador del modelo dinámico inverso (*IDM-inverse dynamic model*). Las partes dinámica y estática del sistema proporcionan las propiedades de escalamiento lineal de los cambios de carga y velocidad.

Por tanto, de todo ello se desprende que para diseñar estos sistemas, además de utilizar la computación tradicional numérico-simbólica, se usan otras metodologías tales como las redes neuronales artificiales, la lógica difusa y la computación evolutiva. Este intento de emulación del funcionamiento de los seres vivos se debe apoyar en un entorno multidisciplinar que agrupa físicos, informáticos, electrónicos, microelectrónicos y áreas de la ingeniería, como la biomédica o la neuromórfica, y aspira a conseguir auténticos sistemas electrónicos dotados de sentidos artificiales que permitan facilitar un sinnúmero de tareas y resolver problemas hasta ahora no resueltos.

Descripción de la invención

A partir de lo descrito anteriormente, es un objetivo de la presente invención proporcionar un sistema de control de un vehículo submarino autónomo alternativo a los ya conocidos.

Este objetivo se consigue de acuerdo con la reivindicación 1, proporcionando un sistema de control de un vehículo submarino autónomo cuya arquitectura de control neuronal comprende al menos un modelo neuronal auto-organizativo para la coordinación senso-motor de inspiración biológica.

De este modo, el sistema de control para vehículos submarinos de acuerdo con la invención cumple con los requisitos generales de dichos sistemas: buen control del vehículo, etc.

Preferentemente, el modelo neuronal auto-organizativo para la coordinación senso-motor de inspiración biológica comprende al menos uno de los siguientes algoritmos: VAM, AVITE, DIRECT, FLETE o CEREBELLUM.

De acuerdo con una realización de la invención, el sistema comprende medios para capturar datos de al menos un dispositivo sensorial/actuador integrado en el vehículo submarino. Por ejemplo, dichos medios de captura de datos pueden conformar una estructura hardware basada en módulos distribuidos que capturan la información de los dispositivos sensores/actuadores conectados sobre un bus de comunicaciones industriales integrado en el vehículo submarino. Básicamente, los dispositivos sensores/actuadores se considera que forman parte del vehículo submarino, y el sistema de la invención lee y escribe sobre las interfaces electrónicas de los mismos, a través de los medios de captura de datos. De este modo se consigue que el sistema de control de la invención sea genérico y adaptable a cualquier vehículo submarino.

De acuerdo con otra realización de la invención, el sistema comprende un módulo de control del posicionamiento del vehículo submarino. Además, el sistema puede comprender también un módulo de generación de trayectorias del vehículo submarino.

Así, a partir del módulo de control de posicionamiento y el módulo de generación de trayectorias, la algorítmica de control que implementa el sistema de control de la invención para llevar a cabo el posicionamiento y la generación de trayectorias, puede basarse en algoritmos tipo VAM (*Vector Associative Map*) e integrar algoritmos neuronales sensomotores auto-organizativos de control de trayectorias tipo DIRECT, FLETE y CEREBELLUM. Estos algoritmos de control posibilitan al vehículo submarino autónomo aprender de su disposición sensorial y de la correlación con los actuadores, aprendiendo a proyectar acciones deseadas en el espacio sensorial, sobre el espacio motor.

De acuerdo con una realización preferida de la invención, la arquitectura de control neuronal comprende medios para auto-ajustar el sistema. Básicamente, dichos medios de auto-ajuste utilizan el principio de acción/reacción y posibilitan la integración de nuevos dispositivos sensores y actuadores, lo que le confiere al sistema de la invención la posibilidad de adaptarse a diferentes plataformas y misiones. Para ello, primeramente el sistema debe instalarse conectando todos los sensores y actuadores a través de la periferia distribuida del sistema (como se ha comentado anteriormente, el sistema puede comprender medios para capturar datos de al menos un dispositivo sensorial/actuador integrado en el vehículo submarino). En la primera puesta en marcha, el sistema realiza un reconocimiento de los dispositivos sensoriales y actuadores conectados, interrogando a su periferia distribuida. En la segunda fase, el sistema de la invención realiza la auto-calibración de los sensores, poniendo en marcha un proceso de aprendizaje que consiste en ciclos de acción y reacción. El vehículo submarino autónomo, durante el periodo de aprendizaje, se comporta moviéndose con pequeños movimientos espontáneos a modo de espasmos, con los que el sistema de control de la invención aprende las correlaciones entre dispositivos sensores y actuadores. Una vez finalizado el aprendizaje, el sistema tiene ajustado el módulo de generación de trayectorias y el módulo de control de posicionamiento del vehículo.

Además, el sistema es robusto a fallos tanto de los dispositivos sensores como de los actuadores, puesto que, en caso de deterioro o fallo de un dispositivo sensor o actuador, el sistema puede auto-ajustarse mediante un ciclo de aprendizaje como el descrito anteriormente. Por tanto, este nuevo ciclo de aprendizaje supone una recalibración del módulo de control de generación de trayectorias y del módulo de control de posicionamiento, de modo que el sistema omite la información del dispositivo sensor/actuador averiado mediante una correlación sensor-actuador.

En resumen, el sistema de control de la invención puede adaptarse a artefactos de morfología diversa mediante procesos de aprendizaje.

25 Breve descripción de los dibujos

Para mayor comprensión de cuanto se ha expuesto se acompaña unos dibujos en los cuales, esquemáticamente y sólo a título de ejemplo no limitativo, se representa un caso práctico de realización.

30 En los dibujos,

Fig. 1 es diagrama de bloques del sistema de control para vehículos submarinos autónomos, de acuerdo con la invención;

35 Fig. 2 es una representación esquemática del modelo neuronal VITE, que puede ser utilizado por el sistema de la Fig. 1;

40 Fig. 3 es una representación esquemática del modelo neuronal AVITE, que también puede ser utilizado por el sistema de la Fig. 1;

Fig. 4 es una representación esquemática del modelo neuronal DIRECT, que también puede ser utilizado por el sistema de la Fig. 1;

45 Fig. 5 es una representación esquemática de la implementación neuronal de la transformación dirección-rotación, en el modelo neuronal DIRECT de la Fig. 4;

Fig. 6 es una representación esquemática del aprendizaje de la transformación dirección-rotación, en el modelo DIRECT de la Fig. 4;

50 Fig. 7 es una representación esquemática del aprendizaje de la transformación espacial-motora, en el modelo DIRECT representado en la Fig. 4;

Fig. 8 es una representación esquemática del campo de contexto en la transformación espacial-motora, según la versión de Fiala conocida en el estado de la técnica;

55 Fig. 9 es una representación esquemática de la estructura neuronal para el mapa PDM_{ms} , del modelo DIRECT de la Fig. 4.

60 Descripción de una realización preferida de la invención

A continuación se realizará la descripción de un sistema de control de un vehículo submarino, que le permite realizar tareas de inspección y maniobra de forma autónoma. Principalmente, el sistema de control realiza tareas de guiado del vehículo submarino y de inspección del medio marino, aunque puede adaptarse también con facilidad a tareas específicas como, por ejemplo, el desplazamiento de cargas a localizaciones especificadas o el transporte de sensorización especializada para el análisis del medio marino.

65 El sistema de control está diseñado para ser manejado desde acciones de muy alto nivel, con lo que se alivia la carga de trabajo y de atención del operador. Para alcanzar dicho objetivo, el sistema de la invención es una plataforma multi-

ES 2 344 825 A1

sensorial redundante, que garantiza la respuesta de tiempo real. Las informaciones capturadas del entorno marino son presentadas en la estación de monitorización en tiempo real.

Como se puede ver en la Fig. 1, el sistema de control 10 de un vehículo submarino autónomo de acuerdo con la invención comprende un módulo 11 de planificación global; un módulo 12 de generación de rutas, que recibe datos del módulo de planificación; un módulo 13 de control, que recibe datos del módulo de generación de rutas; un módulo 14 de propulsión del vehículo submarino, sobre el que actúa el módulo de control; un módulo 15 de navegación, que genera datos para el módulo de generación de rutas; y un módulo 16 sensorial, que también genera datos para el módulo de generación de rutas.

De este modo, tanto el módulo 11 de planificación global, el módulo 15 de navegación, como el módulo 16 sensorial generan datos que transmiten al módulo 12 de generación de rutas, el cual genera la ruta que debe seguir el vehículo submarino. Dicha ruta es transmitida posteriormente al módulo 13 de control, que actúa sobre el módulo 15 de propulsión y provoca el movimiento adecuado del vehículo.

Básicamente, el módulo 15 de navegación proporciona información sobre el posicionamiento del vehículo al módulo 12 de generación de rutas; el módulo 16 sensorial (es decir, el que comunica el sistema de control 10 con los dispositivos sensores integrados en el vehículo submarino) proporciona información sobre el mundo real también al módulo 12 de generación de rutas; mientras que el módulo 11 de planificación global, el módulo 12 de generación de rutas y la arquitectura de control 13 de movimiento son los que comprenden los modelos de control senso-motor auto-organizativos inspirados en sistemas biológicos (es decir, pretenden simular o modelar el comportamiento de los animales, más concretamente, los mamíferos superiores, en el vehículo submarino). Dicha característica permite, por ejemplo, que el módulo de generación de rutas pueda aprender del vehículo submarino al que está conectado y que pueda interactuar con el mundo real.

Además, el sistema 10 comprende una arquitectura de hardware distribuida (no mostrada), que comunica el sistema con los dispositivos sensores/actuadores integrados en el vehículo submarino. Mediante dicha arquitectura, el sistema realiza tanto la adquisición de señales provenientes principalmente de los dispositivos sensores como la acción sobre los dispositivos actuadores de manera distribuida sobre módulos comunicados por buses de campo industriales. El sistema 10 lee y escribe sobre las interfaces electrónicas de los dispositivos sensores.

Dicha característica hace que el sistema de control de la invención sea un sistema con capacidad de adaptación a cambios bruscos en su estructura senso-motora. Es por tanto capaz de aprender una nueva distribución senso-motor, lo que le hace especialmente útil ante fallos de los dispositivos sensores y/o actuadores.

El sistema de control 10 de la presente realización comprende también de una memoria masiva con capacidad suficiente para almacenar registros históricos de los dispositivos sensoriales/actuadores a los que está conectado, así como una unidad de procesamiento y control (CPU) con capacidad para ejecutar aplicaciones específicas de dispositivos o sistemas sensoriales que se pueden integrar en el vehículo submarino. Estas aplicaciones se ejecutan de manera local (es decir, en el propio vehículo submarino) y pueden ser vistas desde las estaciones base mediante aplicaciones de tele-operación convencionales.

De este modo, se entiende que se trata de un sistema abierto, sobre el que se pueden alojar aplicaciones (software) de equipos especializados que tengan que integrarse en el vehículo submarino.

Por otro lado, la presencia de los modelos de control neuronal aporta al sistema de control unos medios para auto-ajustarse (auto-sintonizarse y auto-calibrarse). Dichos medios de auto-ajuste utilizan el principio de acción/reacción y posibilitan la integración de nuevos dispositivos sensores y actuadores, lo que le confiere al sistema de la invención la posibilidad de adaptarse a diferentes plataformas y misiones.

Para ello, primeramente el sistema debe instalarse conectando todos los sensores y actuadores a través de la periferia distribuida del sistema descrita anteriormente. En la primera puesta en marcha, el sistema realiza un reconocimiento de los dispositivos sensoriales y actuadores conectados, interrogando a su periferia distribuida. En la segunda fase, el sistema de la invención realiza la auto-calibración de los sensores, poniendo en marcha un proceso de aprendizaje que consiste en ciclos de acción y reacción. El vehículo submarino autónomo, durante el periodo de aprendizaje, se comporta moviéndose con pequeños movimientos espontáneos a modo de espasmos, con los que el sistema de control de la invención aprende las correlaciones entre dispositivos sensores y actuadores. Una vez finalizado el aprendizaje, el sistema tiene ajustado el módulo 12 de generación de trayectorias y el módulo 15 de navegación del vehículo.

Así, el sistema es robusto a fallos tanto de los dispositivos sensores como de los actuadores, puesto que, en caso de deterioro o fallo de un dispositivo sensor o actuador, el sistema puede auto-ajustarse mediante un ciclo de aprendizaje como el descrito anteriormente. Este nuevo ciclo de aprendizaje supone una recalibración del módulo de control de generación de trayectorias y del módulo de control de navegación, de modo que el sistema omite la información del dispositivo sensor/actuador averiado mediante una correlación sensor-actuador.

Por tanto, en la presente realización preferida, y de manera general en la invención, se utilizan los métodos de la neurociencia para controlar la estabilidad del vehículo submarino o terrestre.

ES 2 344 825 A1

Los modelos neuronales auto-organizativos para la coordinación senso-motor de inspiración biológica sobre los que se basa la arquitectura de control neuronal del sistema de control de la invención pueden ser al menos alguno de los siguientes:

5 - **MODELO AVITE:** Uno de los primeros modelos desarrollados para explicar la generación de los comandos basados en cómo los sistemas biológicos llevan a cabo una determinada trayectoria ha sido el modelo VITE. El esquema básico del modelo VITE se representa en la Fig. 2, en el que TPC es el comando de posición del objeto, DV es el vector de diferencias y PPC es el comando de posición actual. La señal GO actúa como una puerta multiplicativa capaz de controlar la velocidad de un movimiento.

10 El comando de posición destino TPC (*Target Position Command*), está formado por una población de neuronas que codifican la configuración final deseada del brazo en coordenadas motoras. El comando de posición presente, PPC (*Present Position Command*), representa la posición actual del brazo en coordenadas motoras, es decir, el ángulo de las articulaciones. El vector de Diferencias DV (*Difference Vector*), calcula la diferencia entre la posición deseada (TPC) y la configuración actual del brazo (PPC), por lo que representa el error de posicionamiento.

15 La señal GO actúa de compuerta, empieza valiendo cero, y para que el movimiento comience, debe tomar un valor positivo. Esta señal indica la velocidad a la que las neuronas motoras del nivel PPC deben integrar la señal recibida del DV. La realimentación permite auto-controlar el posicionamiento final. La forma adecuada de la señal GO hace que el perfil de velocidad del movimiento del brazo presente un suave crecimiento inicial y una deceleración igualmente suave al alcanzar la posición final deseada. Es decir, se obtiene un perfil de velocidad en forma de campana. En este modelo, no es necesario especificar ninguna trayectoria para que el PPC se aproxime al TPC. Esta propiedad permite indicar un nuevo destino una vez iniciado un movimiento dirigido hacia un primer objetivo. El resultado es que al especificar un nuevo TPC cambia rápidamente la dirección de movimiento al nuevo destino, evitando así los problemas que presentan los controladores basados en la planificación previa de trayectorias.

20 El modelo AVITE introduce esta particularidad, y permite computar el DV consistentemente realizando la transformación de coordenadas mediante aprendizaje supervisado VAM (*Vector Associative Map*). Por lo tanto para transformar las coordenadas externas a coordenadas internas o motoras existen conexiones adaptativas entre el TPC y el DV, es decir, pesos de aprendizaje. La Fig. 15 muestra el esquema del modelo AVITE.

25 Para llevar a cabo el aprendizaje, un generador aleatorio interno ERG (*Endogenous Random Generator*) produce señales que son integradas por el PPC de forma que el brazo alcanza diferentes posiciones del espacio. Estas señales son recibidas a intervalos regulares de tiempo, desencadenando una sucesión de fases de movimiento separadas por fases de parada. Al comienzo de la fase de parada, el TPC es actualizado por el sistema de visión, representando en ese momento el TPC y el PPC la misma posición del brazo aunque en coordenadas diferentes. Esta particularidad hace que el vector de diferencias no sea nulo. El aprendizaje tiene lugar haciendo tender el DV a cero conforme se va aprendiendo la transformación de coordenadas. El aprendizaje se estabiliza después de varias fases de movimiento, parada y adaptación de pesos, computándose el DV consistentemente y pudiendo funcionar el sistema como el modelo VITE. El aprendizaje puede ser continuo durante la fase de operación una vez conseguida una calibración inicial.

30 - **MODELO DIRECT:** Tal y como se ha comentado en las secciones anteriores, el problema de la equivalencia motora exige que la formación de la trayectoria se realice en coordenadas espaciales. El modelo DIRECT (*Direction - to - Rotation Effector Control of Trajectories*) extiende el modelo VITE para permitir que la formación de trayectorias se realice en coordenadas espaciales. En la Fig.4 se muestra esquemáticamente este modelo.

35 Los vectores TPV y el PPV del modelo VITE son reemplazados por el vector de posición espacial del objetivo (TPVs, *spatial Target Position Vector*), y el vector de posición espacial actual (PPVs, *spatial Present Position Vector*). Estos dos vectores se combinan en el vector espacial de diferencias (DVs), el cual representa la magnitud del movimiento deseado y la dirección en coordenadas espaciales.

40 En la Fig.4 se observan los componentes principales del modelo DIRECT, que son los siguientes:

- 55
- **Vector PPVs** (*spatial Present Position Vector*): vector de posición actual en coordenadas espaciales. Este vector almacena la posición del efector final en coordenadas espaciales. Esta información procede de las redes neuronales encargadas de hacer la representación espacial de los objetivos percibidos visualmente.
 - 60 ■ **Vector TPVs** (*spatial Target Position Vector*): vector de la posición del objetivo en coordenadas espaciales. Este vector almacena la posición del objetivo en coordenadas espaciales. Como en el caso anterior, esta información procede de los módulos neuronales de representación espacial interna.
 - 65 ■ **Vector PPVm** (*motor Present Position Vector*): vector de posición actual motora. Este vector lleva a cabo la integración de los incrementos angulares dados por el vector DVm. Como resultado este vector almacena los comandos de posición actuales que se aplican sobre las articulaciones del brazo.

ES 2 344 825 A1

- 5 ■ **Vector PPVsm** (*motor-spatial Present Position Vector*): este vector almacena la posición actual del brazo en coordenadas espaciales. El vector se activa desde el PPVs si el brazo está siendo percibido visualmente. En caso de no disponer de información visual, el vector se obtiene desde las posiciones actuales de las articulaciones PPVm y mediante una transformación de coordenadas que se lleva a cabo en el mapa PPVms. A la etapa que representa este vector se le llama *multimodal* dado que obtiene la posición del efector final desde diferentes fuentes de información.
- 10 ■ **Vector DVs** (*spatial Difference Vector*): vector de diferencias en coordenadas espaciales. El vector espacial DV codifica la información tanto de la dirección como de la magnitud de la distancia a la que se encuentra situado el objetivo del efector final del brazo, especificando el desplazamiento espacial necesario para poner al efector final en contacto con el punto objetivo.
- 15 ■ **Vector DVm** (*motor Difference Vector*): vector de diferencias en coordenadas motoras. El vector DV en coordenadas motoras codifica los incrementos que se han de dar a los motores de las articulaciones para conseguir el incremento determinado en el vector DVs.
- 20 ■ **Mapa PDMms** (*motor-spatial Position Direction Map*): este mapa determina los incrementos angulares de las articulaciones, que moverían al efector final a lo largo de la dirección determinada en vector DVs hacia el objetivo. Dado que esta transformación calcula las rotaciones articulares que producen las direcciones espaciales deseadas, también se ha denominado “transformación dirección-rotación” (*direction-to-rotation transformation*). Los cálculos de las rotaciones angulares apropiadas requieren dos datos:
 - 25 1) la dirección espacial deseada, y
 - 2) la configuración actual de las articulaciones, puesto que si el brazo se quisiera mover en direcciones espaciales paralelas, si inicialmente se encuentra en posiciones distintas, necesariamente las rotaciones serán también distintas. Por lo tanto, otra entrada a la etapa de dirección-rotación provendrá del bloque en el que se codifican los ángulos articulares.
- 30 ■ **Mapa PPMm** (*Motor Present Position Map*): este mapa convierte una representación motora dada en el vector PPVm en una representación espacial que se almacena en el vector PPVsm. Este mapa resuelve el problema cinemático directo, es decir, dada una configuración motora, calcula las coordenadas espaciales del efector final.
- 35 ■ **Módulo ERG** (*Endogenous Random Generator*): este módulo interviene en la fase de aprendizaje del algoritmo DIRECT. Durante el aprendizaje introduce sobre el vector DVm comandos de incrementos de rotación aleatorios. Esto hace que durante esta etapa se observen movimientos del brazo a modo de espasmos y posibilita ciclos de acción-percepción que permiten un aprendizaje autónomo.

40 En la Fig. 4 se muestran tres lazos de realimentación distintos:

- 45 1) El primero utiliza la etapa de integración de rotaciones angulares para actualizar convenientemente la etapa de transformación dirección-rotación.
- 50 2) El segundo parte también de la etapa de integración angular y sirve para actualizar la etapa multimodal que puede utilizar tanto entradas que provienen del lazo de realimentación interno (información propioceptiva) como del lazo de realimentación visual (información exteroceptiva). Esta etapa codifica la posición espacial del efector final. El lazo de realimentación interno requiere una etapa intermedia de transformación motora-espacial que convierta la información de la configuración motora en coordenadas espaciales del efector final representadas en el sistema de referencia utilizado para la formación de trayectorias.
- 55 3) El tercer lazo de realimentación es el lazo visual, es el más largo y es externo. Existe cuando se dispone de sistema visual. Las coordenadas espaciales del efector final pueden ser calculadas transformando las imágenes de la retina en una representación espacial en 3D respecto al sistema de referencia centrado en el cuerpo. Esta información entra en la etapa multimodal y se combina con la procedente del lazo interno. En esta etapa tiene prioridad la información proveniente del sistema visual.

60 En la Fig. 4 se observa también que el modelo DIRECT contiene dos transformaciones de aprendizaje indicadas con dos semicírculos:

- 65 • Una transformación espacial-motora o dirección-rotación ($DV_s \rightarrow PDM_{ms} \rightarrow DV_m$) en la cadena de procesos de la derecha, que es la encargada de generar las órdenes motoras necesarias para seguir la trayectoria espacial deseada. Este tipo de transformación neuronal se puede justificar desde el campo de la cinemática de robots.

Para unas coordenadas motoras dadas, las relaciones diferenciales entre los movimientos del *efector final*, en coordenadas espaciales, y las rotaciones de las articulaciones forman una *proyección lineal*. Dicha proyección varía con la posición del brazo (o de las coordenadas motoras). Utilizando θ para representar el vector de coordenadas motoras, y s (spatial) y r (rotation) para representar los vectores de direcciones espaciales y motoras respectivamente, la proyección se puede representar como:

$$r = J(\bar{\theta})^{-1} \cdot s \quad (1)$$

$$s = J(\bar{\theta}) \cdot r \quad (2)$$

Para una configuración particular del brazo, la expresión de un elemento del vector r , de la ecuación (2) se puede desarrollar de la siguiente forma:

$$r_i = \sum_{j=1}^m z_{ji} \cdot s_j \quad (3)$$

siendo z_{ji} los elementos de la matriz $J^{-1}(\bar{\theta})$, m el número de dimensiones del espacio en el que se mueve el brazo ($m=2$ para el plano, $m=3$ en el espacio 3D), y n el número de grados de libertad del brazo.

La Fig. 5 muestra la implementación neuronal de la transformación dirección-rotación, en el modelo DIRECT. La expresión (3) hace pensar en una fácil implementación neuronal como se muestra en la Fig. 5. Los valores S_j se corresponden con las actividades de las neuronas del vector de direcciones espaciales DV_s del modelo DIRECT y los valores R_i son las actividades de las neuronas del vector de rotaciones DV_m .

- Otra transformación motora-espacial en la cadena de la izquierda ($PPV_m \rightarrow PPM_m \rightarrow PPV_{sm}$) permite que la información motora, es decir los ángulos de las articulaciones de la posición presente del brazo (PPV_m , Motor Present Position Vector), pueda ser utilizada para posicionar espacialmente el efector final y utilizar de esta forma la realimentación interna en vez de la visual.

A continuación se analizará un ciclo de la *etapa de funcionamiento* del modelo neuronal DIRECT.

Inicialmente se tienen las coordenadas espaciales del objetivo en el vector TPV_s , que se mantendrán durante todo el tiempo que dura el movimiento hasta alcanzar dicho objetivo. También se tienen las coordenadas espaciales del efector final en el vector PPV_{sm} , ya sea por realimentación visual provenientes de PPV_s o por realimentación interna provenientes del mapa PPM_m . La diferencia estriba en que las primeras son mucho más precisas (en caso de tener las dos vías simultáneamente tiene preferencia la proveniente de la realimentación visual). Por último se tienen las coordenadas motoras correspondientes a la configuración actual del brazo q_i en el vector PPV_m .

Con los datos disponibles se calcula la dirección en la cual ha de moverse el *efector final* para alcanzar el objetivo. Esto se hace sobre el vector DV_s , donde se resta a la posición del objetivo la posición actual del efector final. Una vez calculada esta dirección espacial, y junto con las coordenadas motoras provenientes de PPV_m , se determina en el mapa PDM_{ms} qué neurona, para la configuración actual del brazo, es sensible a la dirección espacial de DV_s , es decir con estas entradas al mapa se determina cuál es la neurona que sufre mayor nivel de excitación. El propio mapa autoorganizado establece qué nodo es el ganador ante un determinado patrón de entrada. La neurona seleccionada está conectada con el vector DV_m a través de unos pesos adaptativos que durante la fase de aprendizaje aprendieron cuáles eran las rotaciones necesarias para mover al efector final en la dirección que marca DV_s . Estos pesos son los que entran al bloque DV_m y posteriormente son multiplicados por la señal GO, entrando este producto al bloque PPV_m donde son integrados para, de esta forma, mandar órdenes motoras al brazo.

El aprendizaje en el modelo DIRECT se realiza mediante la repetición, generada autónomamente, de ciclos de acción-percepción. Estos ciclos proporcionan la información necesaria para que el modelo sea capaz de relacionar los datos visuales, motores y espaciales que le permitirán resolver el problema de la equivalencia motora, es decir controlar la cinemática inversa de un brazo con grados de libertad redundantes. La fase de aprendizaje se activa mediante el módulo ERG (*Endogenous Random Generator*). En este proceso se determinan los pesos adaptativos de las transformaciones dirección-rotación y motora-espacial. Las salidas del módulo ERG excitan al vector DV_m . Estos incrementos son integrados en la etapa PPV_m , cuyas salidas controlan directamente los ángulos de las articulaciones y, por lo tanto, la posición espacial del efector final. Así pues, la fase de aprendizaje empieza con movimientos espontáneos del brazo, provocados por la excitación del vector DV_m a causa de las salidas de ERG. La red utiliza la información generada por estos movimientos espontáneos de diversas formas:

- La *realimentación visual* provee información sobre las posiciones y direcciones del movimiento en el espacio 3D.
- La *realimentación interna* da información sobre la configuración motora actual.

ES 2 344 825 A1

La realimentación visual cumple dos tareas durante la fase de aprendizaje:

- 1) proporciona información sobre la posición espacial del efector final para así poder adaptar el mapa de transformaciones motoras-espaciales PPM_m , y
- 2) también proporciona información sobre la dirección del movimiento del efector final para adaptar el mapa de dirección-rotación PDM_{ms} .

Para llevar a cabo el objetivo de adaptar el mapa de dirección-rotación se precisa combinar tres tipos de información: el vector DV_s (que especifica la dirección espacial en la cual se debe mover el efector final para alcanzar el objetivo), el vector DV_m (que tiene codificadas las rotaciones angulares o direcciones motoras que deben producirse para ir en la dirección marcada por DV_s) y finalmente el vector PPV_m (que codifica la posición motora presente o actual).

Para la combinación de esta información inicialmente el módulo ERG genera de forma aleatoria incrementos angulares que excitarán a las células del vector DV_m . Este vector mandará estas excitaciones a modo de señales al vector PPV_m , que las integrará produciendo órdenes motoras que irán directamente a las articulaciones. Como consecuencia de ello el brazo se moverá y el efector final se habrá desplazado en una determinada dirección espacial.

En la Fig. 6 puede verse el esquema del aprendizaje de la transformación dirección-rotación. Los valores d_i son las actividades de DVs. El mapa PDM_{ms} tiene dos entradas:

- 1) la actividad de las neuronas del vector PPV_m , y
- 2) la actividad de las neuronas del vector DVs.

Ambas entradas excitan de forma máxima una neurona del mapa, representada con un círculo blanco.

El siguiente paso consiste en codificar esa dirección espacial en el vector DV_s y esto se hace gracias a la realimentación visual. La información visual de la posición del efector final se pasa simultáneamente a las etapas PPV_s y TPV_s . A su vez, el vector PPV_s pasa su información al vector PPV_{sm} . Tanto el vector TPV_s como el vector PPV_{sm} mandan señales a DV_s . Las neuronas de DV_s codifican la diferencia entre dos posiciones distintas del efector final: la primera proveniente de la vía excitadora $TPV_s \rightarrow DV_s$ y la segunda proveniente de la vía inhibitoria $PPV_s \rightarrow PPV_{sm} \rightarrow DV_s$. Esta segunda vía da la posición del efector final en el instante anterior al movimiento, puesto que hay un retardo debido a la sinapsis adicional de esta vía. El resultado es que en DV_s se codifica la dirección espacial del movimiento de la mano. En la siguiente fase del aprendizaje el modelo debe aprender a realizar la transformación dirección-rotación, es decir cada DV_s (dirección espacial) se debe transformar en un DV_m (dirección motora) que proporcione las rotaciones pertinentes para moverse en la correspondiente dirección espacial.

Como ya ha sido mencionado antes, las rotaciones necesarias para mover al efector final a una determinada dirección dependen de la esa dirección y de la posición del brazo cuando DV_s es calculada. Por esta razón al mapa PDM_{ms} llegan dos entradas: la correspondiente a la dirección espacial, proveniente de DV_s , y la correspondiente a la actual posición del brazo, proveniente de PPV_m . Ambas entradas excitarán de forma máxima a una de las neuronas del mapa.

Este mapa es auto-organizado es decir, durante la fase de aprendizaje el mismo mapa asocia unos determinados patrones de entrada con la celda que se excitará de forma máxima. Esta neurona, en su unión con el vector DV_m tiene unos pesos adaptativos que serán los que aprendan las rotaciones que el módulo ERG introdujo en DV_m al principio, para producir el movimiento y que trasladó al efector final en la dirección codificada en DV_s . En la Fig. 4 puede verse gráficamente un esquema de esta etapa.

Durante el aprendizaje también se aprende una transformación motora-espacial. El objetivo de esta transformación es convertir las coordenadas motoras q_i representadas en PPV_m , en las coordenadas espaciales del efector final representadas en PPV_{sm} . Para llevar a cabo este proceso, al mapa PPM_m le llegan como entradas las coordenadas motoras. Dichas coordenadas excitarán de forma máxima una neurona del mapa PPM_m , que también es un mapa autoorganizado, y esta neurona seleccionada tiene en sus uniones con el vector PPV_{sm} unos pesos adaptativos que aprenderán la posición espacial del efector final que en ese momento y correspondiente a esas coordenadas motoras, se encuentre en PPV_{sm} . Un esquema de este proceso se puede ver en la Fig. 7. El aprendizaje de las neuronas de ambos mapas, PDM_{ms} y PPM_m se realiza simultáneamente durante los mismos ciclos de acción-percepción, de forma que los dos empiezan y terminan de aprender al mismo tiempo.

Las novedades que incluye la versión de Fiala [Fiala 1996] respecto al modelo DIRECT inicial están relacionadas con la arquitectura del mapa neuronal PDM. Como se ha descrito anteriormente, la transformación dirección-rotación depende de la configuración del brazo. En la versión de Fiala esta configuración se le considera como un contexto sobre el que se realiza la transformación, de modo que cuando se varía la posición del brazo, se modifica el contexto. Para tener en cuenta esta consideración dentro del modelo, se introduce el concepto de campo de contexto. Un campo de contexto es un conjunto de células que permanentemente están mandando señales inhibitorias a otras células deno-

minadas objetivo, de modo que cuando se selecciona alguna de estas células del campo de contexto, dejan de enviar señales inhibitorias. Las entradas al campo de contexto son las coordenadas motoras, provenientes del vector PPV_m que seleccionarán a una de las células del campo de contexto. En la Fig. 8 se muestra un campo de contexto sobre el que se tiene seleccionada una neurona debido a las entradas $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$.

Otra novedad que introduce respecto al modelo DIRECT original está relacionada con la estructura neuronal para llevar a cabo el aprendizaje de los pesos adaptativos del mapa PDM. En la Fig. 9 se muestra esta nueva estructura.

La célula V_{ik} recibe las entradas del vector DVs y genera una salida a la célula R_i , de forma que en funcionamiento normal el valor de las célula V_{ik} se copia sobre la neurona R_i . En el proceso de aprendizaje, el módulo ERG introduce rotaciones r_i sobre la neurona R_i . La neurona V_i calcula la diferencia de actividad $(r_i - R_i)$ por medio de la realimentación de las neuronas R_i , y esta diferencia es la que va a adaptar los pesos z_{ji} . La ecuación de funcionamiento de las neuronas V_i viene dada por:

$$\frac{dV_{ik}}{dt} = \alpha \cdot (-V_{ik} + c_k \cdot (\sum_j z_{jik} \cdot S_j - R_i)) \quad (4)$$

El índice k representa el k -ésimo elemento del campo de contexto, el índice i representa la i -ésima articulación y el índice j la j -ésima coordenada espacial. El término c_k representa la inhibición del campo de contexto. La célula V_{ik} está inhibida con $c_k = 0$ y está activa con $c_k = 1$. Las neuronas correspondientes a las rotaciones angulares, R_i , tienen dos tipos de evolución:

1. Hacia las direcciones angulares r_i , generadas por el módulo ERG durante la etapa de aprendizaje.
2. Hacia las salidas de las neuronas V_{ik} , durante la etapa de funcionamiento.

$$\frac{dR_i}{dt} = \delta \left[(1-e) \left(\sum_k V_{ik} - R_i \right) + e(r_i - R_i) \right] \quad (5)$$

La variable e sirve para modelar los dos tipos de estados del sistema: durante el aprendizaje $e = 1$, y durante el funcionamiento $e = 0$.

De la Fig. 9 se deduce que el error de la unidad V_{ik} es:

$$e_i = (r_i - out_{ik}) \quad (6)$$

El error cuadrático total, es la suma de los errores al cuadrado de todas las unidades V_{ik} ($i = 1 \dots n$):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \Rightarrow E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (r_i - out_{ik})^2 \quad (7)$$

Sustituyendo el valor de out_{ik} dado en la ecuación (6) en la expresión anterior, queda:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(r_i - \sum_{j=1}^m z_{jik} S_j \right)^2 \quad (8)$$

A partir de este punto es posible calcular el gradiente del error cuadrático total respecto a los pesos, es decir, la dirección en la cual se incrementa el error:

$$\frac{\partial E}{\partial z_{jik}} = -(r_i - \sum_{j=1}^m z_{jik} S_j) S_j \quad (9)$$

ES 2 344 825 A1

Para la minimización del error se obliga a que la evolución de los pesos sea proporcional al gradiente negativo del error cuadrático total:

$$\frac{dz_{jik}}{dt} = \gamma \left(-\frac{\partial E}{\partial z_{jik}} \right) \quad (10)$$

que expresado en forma discreta queda:

$$z_{jik}(t+1) = z_{jik}(t) + \Delta z_{jik}(t) \quad (11)$$

siendo,

$$\Delta z_{jik}(t) = \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial z_{jik}} \right) = \eta \left(r_i - \sum_{j=1}^m z_{jik}(t) s_j \right) s_j \quad (12)$$

Por lo tanto, la evolución de forma iterativa de los pesos en cada intervalo de tiempo será:

$$z_{jik}(t+1) = z_{jik}(t) + \eta \left(r_i - \sum_{j=1}^m z_{jik}(t) s_j \right) s_j \quad (13)$$

Este método de ajuste de pesos se le denomina algoritmo del gradiente descendente.

Otra forma de hacer el ajuste de los pesos es mediante el método de mínimos cuadrados, el cual, al contrario del anterior, no es iterativo. De la Fig. 9 se deduce que los incrementos de rotación r_i se calculan directamente a partir de los incrementos espaciales mediante la expresión lineal:

$$r_i = z_{1ik} s_1 + L + z_{jik} s_j + L + z_{mik} s_m \quad (14)$$

En este punto, el objetivo es estimar los pesos $z_{1ik}, \dots, z_{jik}, \dots, z_{mik}$, de forma que minimicen una función objetivo, que será un error cuadrático. Para ello se realizan p ensayos (ciclos de acción-percepción donde el módulo ERG genera vectores r de direcciones motoras aleatorias) durante p intervalos de tiempo, en los que se generan los siguientes datos: p direcciones motoras (vectores r) y p direcciones espaciales (vectores s). Los pesos estimados se expresan mediante la notación:

$$r_i = \hat{z}_{1ik} s_1 + L + \hat{z}_{jik} s_j + L + \hat{z}_{mik} s_m + \varepsilon_i \quad (15)$$

Las p ecuaciones puestas en forma matricial:

$$\begin{bmatrix} r_i^1 \\ r_i^2 \\ \mathbf{M} \\ r_i^p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_1^1 & L & s_j^1 & L & s_m^1 \\ s_1^2 & L & s_j^2 & L & s_m^2 \\ \mathbf{M} & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ s_1^p & L & s_j^p & L & s_m^p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{z}_{1ik} \\ \mathbf{M} \\ \hat{z}_{jik} \\ \mathbf{M} \\ \hat{z}_{mik} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_i^1 \\ \varepsilon_i^2 \\ \mathbf{M} \\ \varepsilon_i^p \end{bmatrix} \quad (16)$$

Utilizando una notación abreviada:

$$\bar{r} = \bar{S} \hat{z} + \bar{\varepsilon} \Rightarrow \bar{\varepsilon} = \bar{r} - \bar{S} \hat{z} \quad (17)$$

ES 2 344 825 A1

El objetivo es minimizar la matriz de errores cuadráticos:

$$\min E = \sum_{h=1}^p (\varepsilon^h)^2 = \bar{\varepsilon}' \bar{\varepsilon} \quad (18)$$

Para calcular los pesos que minimizan este error E se calcula la derivada:

$$\frac{dE}{d\hat{z}} = \frac{d}{d\hat{z}} (\bar{\varepsilon}' \bar{\varepsilon}) = \frac{d}{d\hat{z}} ((\bar{r} - \bar{S}\hat{z})' (\bar{r} - \bar{S}\hat{z})) = 0 \quad (19)$$

De esta ecuación se llega a:

$$-2\bar{S}'(\bar{r} - \bar{S}\hat{z}) = 0 \quad (20)$$

La segunda derivada es positiva por lo que se ha obtenido un mínimo. Así pues operando en la ecuación anterior se llega a:

$$\hat{z} = (\bar{S}'\bar{S})^{-1} \bar{S}'\bar{r} \quad (21)$$

De esta forma se obtienen unos pesos que minimizan el error cuadrático de una unidad (V_{ik}). Si se hace esto para todas las unidades V_{ik} ($i = 1 \dots n$) se obtendrán unos pesos que minimicen el error cuadrático total, al igual que con el método del descenso por el gradiente, pero de forma matricial.

A pesar de que se ha descrito y representado una realización concreta de la presente invención, es evidente que el experto en la materia podrá introducir variantes y modificaciones, o sustituir los detalles por otros técnicamente equivalentes, sin apartarse del ámbito de protección definido por las reivindicaciones adjuntas.

REIVINDICACIONES

5 1. Sistema (10) de control de un vehículo submarino autónomo que comprende una arquitectura de control neuronal (11, 12, 13), **caracterizado** porque comprende, al menos:

un módulo de planificación global (11); un módulo de generación de rutas (12) que recibe datos del módulo de planificación (11), de un módulo de navegación (15) y de un módulo sensorial (16); y un módulo de control (13) que recibe los datos del módulo de generación de rutas (12);

10 comprendiendo esta arquitectura de control neuronal (11, 12, 13), al menos, un modelo neuronal auto-organizativo para la coordinación senso-motor de inspiración biológica, estando además configurado para que tanto el módulo de planificación (11), como el módulo de navegación (15), como el módulos sensorial (16) generen datos para que el módulo de generación de rutas (12) genere una ruta que, transmitida al módulo de control (13) actúe sobre los medios de propulsión (14) del vehículo submarino, y provoque el movimiento del mismo según la ruta calculada.

20 2. Sistema (10) según la reivindicación 1, **caracterizado** por el hecho que el modelo neuronal auto-organizativo para la coordinación senso-motor de inspiración biológica comprende al menos uno de los siguientes algoritmos: VAM, AVITE, DIRECT, FLETE o CEREBELLUM.

25 3. Sistema (10) según cualquiera de las reivindicaciones 1 ó 2, **caracterizado** por el hecho de que la arquitectura de control neuronal comprende medios configurados para auto-ajustar el sistema, auto-sintonizándolo y auto-calibrándolo, en donde dicho ajuste está basado en una pluralidad de ciclos de acción y reacción, aprendiendo la correlación entre los sensores y actuadores que conforman el módulo sensorial (16), y ajustando los módulos de generación de rutas (12) y de navegación (15).

30 4. Sistema (10) según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 3, **caracterizado** por el hecho de que comprende medios configurados para capturar los datos procedentes de, al menos, un dispositivo sensorial/actuador integrado en el vehículo submarino.

5. Sistema (10) según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 4, **caracterizado** porque el módulo de navegación (15) está configurado para el control del posicionamiento del vehículo submarino.

35 6. Sistema (10) según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 5, **caracterizado** por el hecho de que comprende un módulo (12) de generación de trayectorias del vehículo submarino, configurado para la generación de una ruta en base a los datos recibidos por los módulos de planificación (11), navegación (15) y sensorial (16).

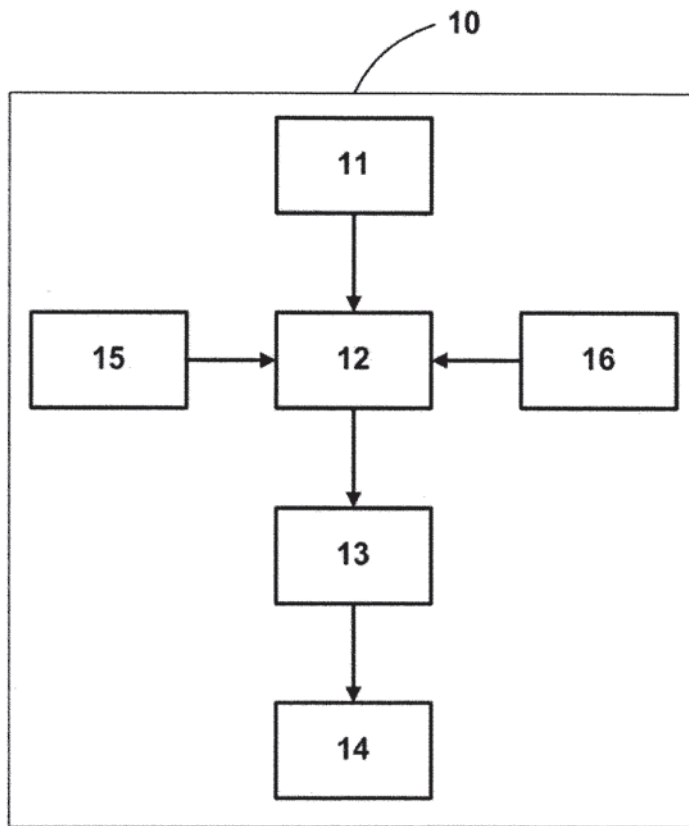


Fig. 1

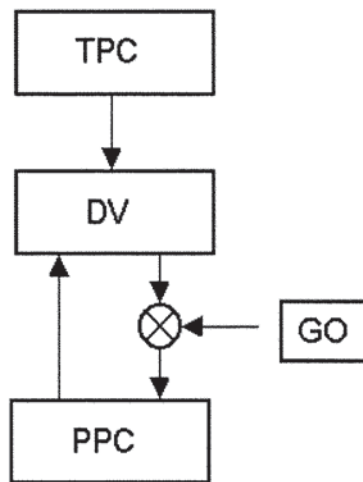


Fig.2

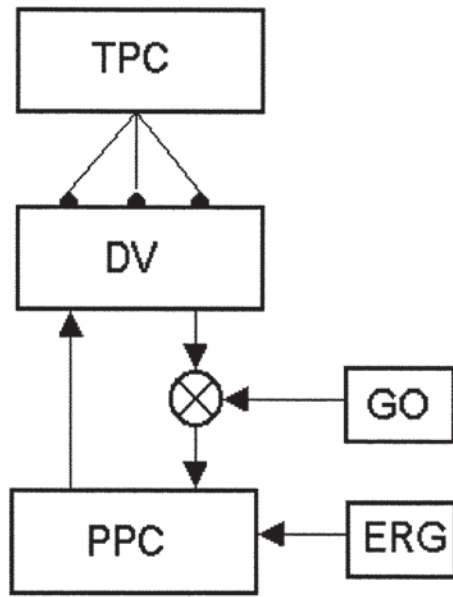


Fig.3

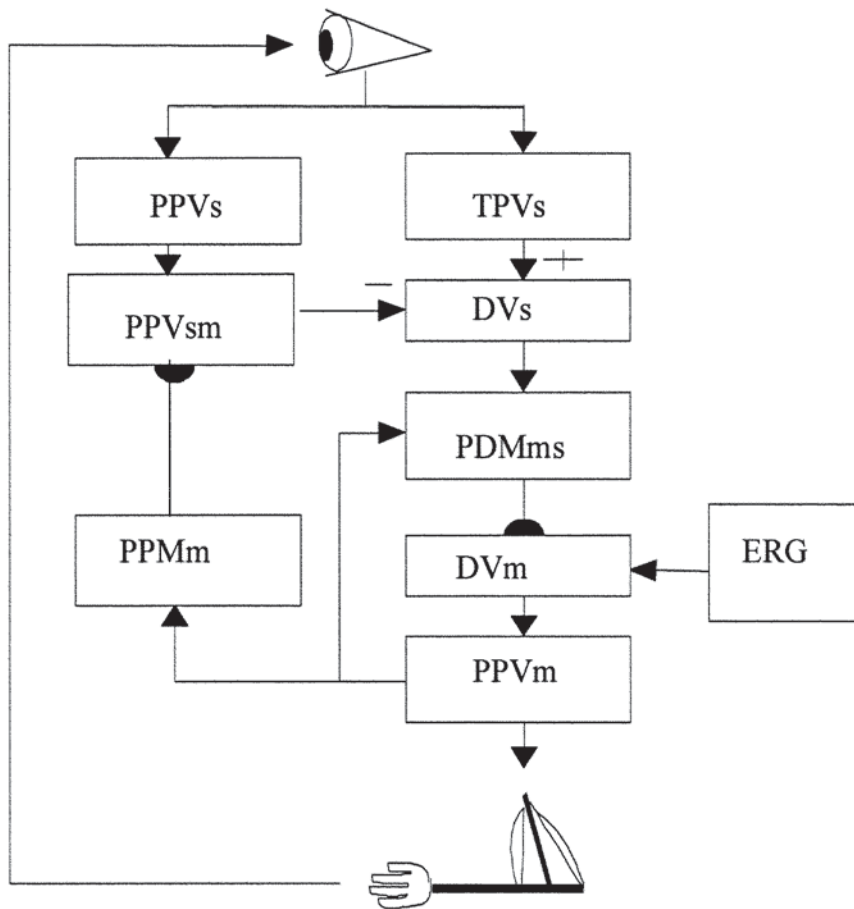


Fig.4

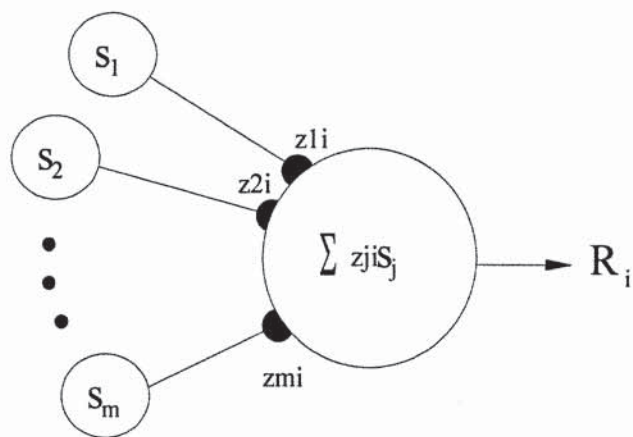


Fig.5

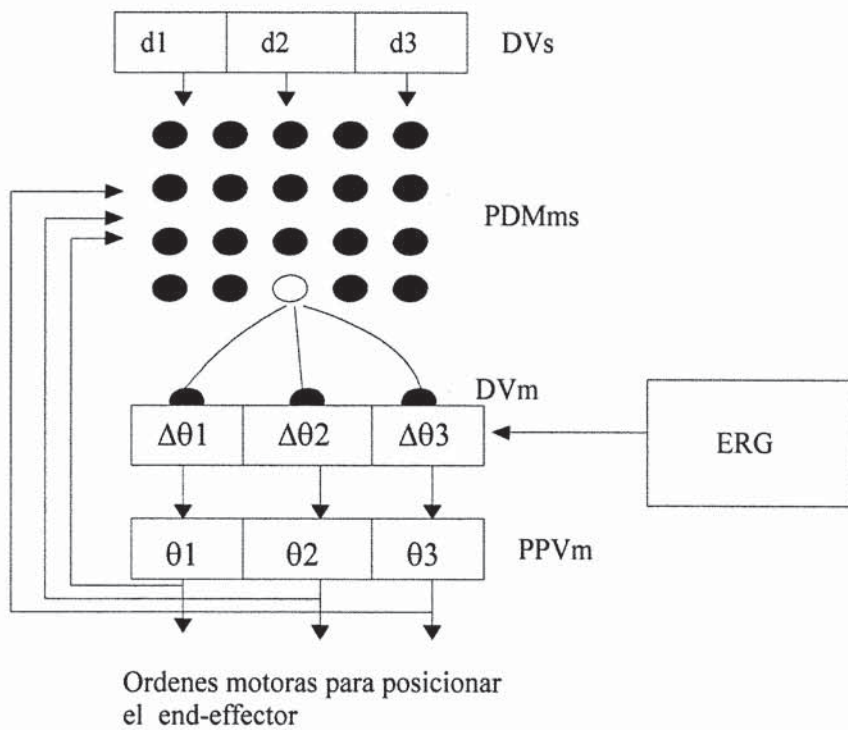


Fig.6

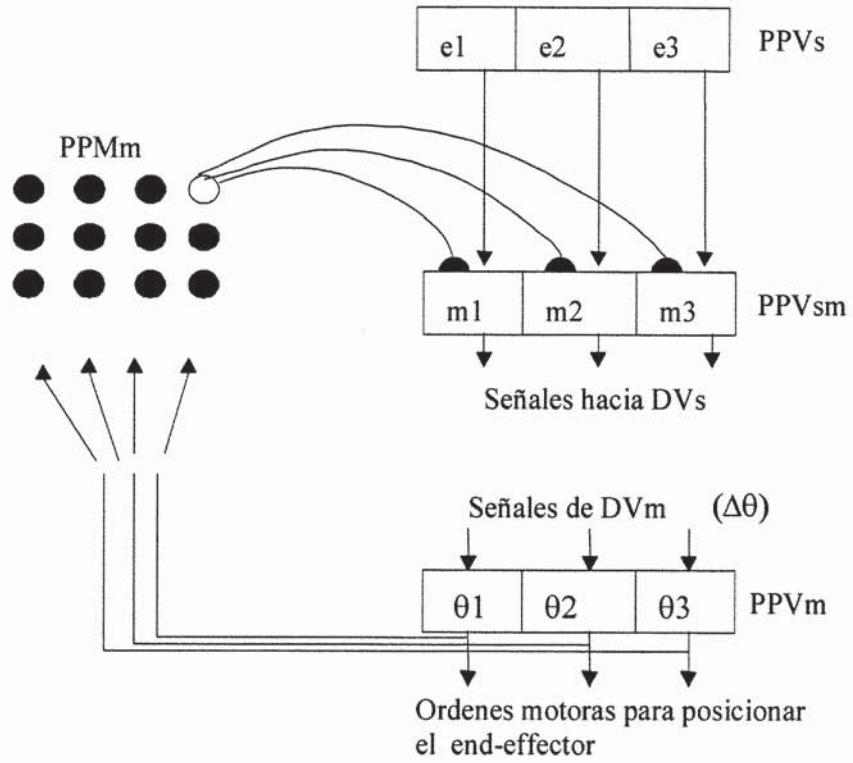


Fig.7

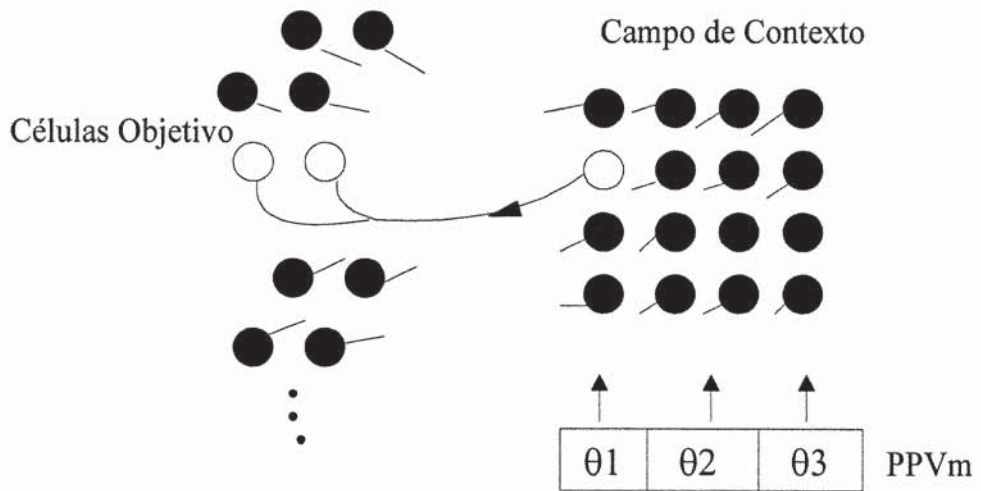


Fig.8

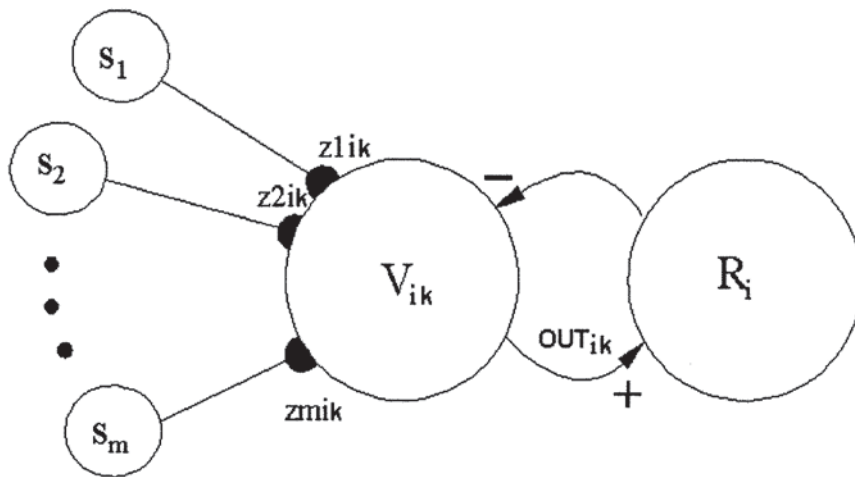


Fig.9



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA

① ES 2 344 825

② N° de solicitud: 200900645

③ Fecha de presentación de la solicitud: **06.03.2009**

④ Fecha de prioridad:

INFORME SOBRE EL ESTADO DE LA TÉCNICA

⑤ **Int. Cl.:** Ver hoja adicional

DOCUMENTOS RELEVANTES

Categoría	⑥ Documentos citados	Reivindicaciones afectadas
X	ZALAMA, E., "Arquitectura Neuronal no Supervisada para el Control de un Robot Móvil en Entornos no Estacionarios", Tesis doctoral, Universidad de Valladolid, 1994.	1-6
X	FIALA. J.C., "A Network for Learning Kinematics with Application to Human Reaching Models", Neural Networks, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., 1994 IEEE International Conference on Volumen 5, 27 Junio-2 Julio 1994 Página(s): 2759-2764 vol. 5 Digital Object Identifier 10.1109/ICNN.1994.374667.	1-6

Categoría de los documentos citados

X: de particular relevancia

Y: de particular relevancia combinado con otro/s de la misma categoría

A: refleja el estado de la técnica

O: referido a divulgación no escrita

P: publicado entre la fecha de prioridad y la de presentación de la solicitud

E: documento anterior, pero publicado después de la fecha de presentación de la solicitud

El presente informe ha sido realizado

para todas las reivindicaciones

para las reivindicaciones nº:

Fecha de realización del informe

07.12.2009

Examinador

A. Catalina Gallego

Página

1/5

CLASIFICACIÓN DEL OBJETO DE LA SOLICITUD

G05B 13/02 (2006.01)

B25J 9/00 (2006.01)

G05B 19/18 (2006.01)

Documentación mínima buscada (sistema de clasificación seguido de los símbolos de clasificación)

G05B, B25J

Bases de datos electrónicas consultadas durante la búsqueda (nombre de la base de datos y, si es posible, términos de búsqueda utilizados)

INVENES, EPODOC

Fecha de Realización de la Opinión Escrita: 07.12.2009

Declaración

Novedad (Art. 6.1 LP 11/1986)	Reivindicaciones	SÍ
	Reivindicaciones 1-6	NO
Actividad inventiva (Art. 8.1 LP 11/1986)	Reivindicaciones	SÍ
	Reivindicaciones 1-6	NO

Se considera que la solicitud cumple con el requisito de **aplicación industrial**. Este requisito fue evaluado durante la fase de examen formal y técnico de la solicitud (Artículo 31.2 Ley 11/1986).

Base de la Opinión:

La presente opinión se ha realizado sobre la base de la solicitud de patente tal y como ha sido publicada.

1. Documentos considerados:

A continuación se relacionan los documentos pertenecientes al estado de la técnica tomados en consideración para la realización de esta opinión.

Documento	Número Publicación o Identificación	Fecha Publicación
D01	ZALAMA, E., "Arquitectura Neuronal no Supervisada para el Control de un Robot Móvil en Entornos no Estacionarios", Tesis doctoral, Universidad de Valladolid, 1994.	1994
D02	FIALA. J.C., "A Network for Learning Kinematics with Application to Human Reaching Models", Neural Networks, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., 1994 IEEE International Conference on Volume 5, 27 June-2 July 1994 Page(s):2759 - 2764 vol.5 Digital Object Identifier 10.1109/ICNN.1994.374667	27-06-1994

2. Declaración motivada según los artículos 29.6 y 29.7 del Reglamento de ejecución de la Ley 11/1986, de 20 de marzo, de patentes sobre la novedad y la actividad inventiva; citas y explicaciones en apoyo de esta declaración

El sistema objeto de la invención está destinado al control del movimiento de un vehículo submarino. Comprende una arquitectura neuronal con los siguientes módulos:

- Módulo de planificación global: para la gestión global del movimiento del vehículo.
- Módulo de generación de rutas, genera la trayectoria que debe seguir el robot desde su posición actual hasta la posición destino.
- Módulo de navegación, proporciona datos sobre el posicionamiento del vehículo.
- Módulo sensorial, toma los datos de los sensores y se los entrega al módulo de generación de rutas.
- Módulo de control, genera las órdenes de movimiento.

Aunque tanto la descripción de la invención como la descripción de un modo de realización preferido contemplan un modelo con estos módulos, sólo los módulos de planificación/control/navegación/sensorial son abordados de manera más explícita en la solicitud. Así, el módulo de generación de rutas sólo es mencionado (páginas 18-22).

El sistema implementa una arquitectura neuronal autoorganizada que estaría basada en al menos uno de los modelos neuronales: VAM, AVITE, DIRECT, FLETE y/o CEREBELLUM.

La descripción del modo de realización preferido se centra en los modelos AVITE y DIRECT, incluyendo también una modificación del modelo DIRECT.

El documento del estado de la técnica más próximo a la invención es D01.

Reivindicación 1

El documento D01 define un sistema de control de un vehículo autónomo (capítulo 4) que comprende una arquitectura de control neuronal caracterizado porque comprende, al menos, un módulo de planificación global, un módulo de navegación un módulo sensorial y un módulo de control.

comprendiendo esta arquitectura de control neuronal al menos, un modelo neuronal auto-organizativo para la coordinación senso-motor de inspiración biológica, estando además configurado para que tanto el módulo de planificación, como el módulo de navegación, como el módulo sensorial generen datos para que el módulo de control actúe sobre los medios de propulsión del vehículo submarino, y provoque el movimiento del mismo según la ruta calculada.

Las diferencias entre la invención según la reivindicación 1, y el sistema según el documento D01 son:

- El sistema según la reivindicación 1 se aplica al control de un vehículo submarino, mientras que el sistema según D01 se aplica a un robot móvil que se desplaza sobre un plano y sigue trayectorias en dos dimensiones. En la medida que la solicitud no aborda problemas técnicos adicionales a los descritos en D01, se considera que se trata de una opción de diseño que sería obvia para un experto en la materia.

Hoja adicional

- El sistema según la reivindicación 1 define la presencia de un módulo de generación de rutas, que recibe datos del módulo de planificación, del módulo sensorial y del módulo de navegación. La solicitud no define los datos que recibe este módulo, ni el procedimiento empleado para la generación de las trayectorias, y por tanto se considera que estos problemas técnicos no son abordados en esta solicitud.

A la luz del documento D01 la reivindicación 1 no sería nueva para un experto en la materia.

Reivindicación 2

La arquitectura neuronal definida en D01 está basada en los modelos VAM, AVITE y DIRECT (capítulo 4).

A la luz del documento D01 la reivindicación 2 no sería nueva para un experto en la materia.

Reivindicación 3

La arquitectura neuronal definida en D01 comprende un generador endógeno aleatorio (ERG) así como una fase de aprendizaje basada en ciclos de acción-reacción (apéndice A).

A la luz del documento D01 la reivindicación 3 no sería nueva para un experto en la materia.

Reivindicaciones 4 a 6

Las características técnicas definidas en las reivindicaciones 4 a 6 no suponen una contribución técnica respecto de la reivindicación(es) de las que dependen, una vez analizado el documento D01, al tratarse de opciones de diseño o de selecciones evidentes para un experto en la materia.

Se considera evidente para un experto en la materia que el sistema debe contar con medios sensores. Asimismo se considera evidente para un experto en la materia que los módulo de navegación y de generación de trayectorias realizan el control del posicionamiento y la generación de trayectorias, respectivamente.

A la luz del documento D01 las reivindicaciones 4 a 6 no serían nuevas para un experto en la materia.