

EXPLORACION DE ENTORNOS MEDIANTE ROBOTS AUTONOMOS BASADA EN MODELOS DE REACCION DIFUSION

A. Vázquez-Otero, J. Faigl, N. Duro, R. Dormido

Dpto. Informática y automática, UNED, 28040 Madrid (email: nduro@dia.uned.es)

Resumen

Este artículo introduce un marco computacional basado en los principios dinámicos de los sistemas de reacción-difusión (RD). El enfoque propuesto es una extensión de un trabajo previo donde se utilizaron principios similares para desarrollar un algoritmo de planificación de trayectorias. En el presente trabajo, se propone la resolución de una tarea de exploración para un robot móvil autónomo. Además de la tarea de exploración para un robot móvil, el algoritmo se extiende para incluir exploración colaborativa de un número indefinido de robots.

Palabras Clave: Ecuaciones de reacción-difusión. Autoondas, Algoritmo de exploración, Robots Móviles.

1 INTRODUCCION

Al trabajar con sistemas no lineales una idea importante a tener en cuenta es la enorme cantidad de decisiones lógicas posibles para desarrollar los patrones a utilizar [8]. Un sistema de Reacción Difusión (RD) tiene una rica dinámica no lineal que puede exhibir desde simples ondas excitación [9], hasta patrones espaciales estables en el tiempo (basados en la inestabilidad de Turing [10]) o incluso con dependencia temporal.

La combinación de diferentes inestabilidades [11] resulta en la formación de estructuras estáticas y dinámicas muy interesantes, donde los perfiles de concentración parecen revelar mecanismos subyacentes de auto-organización capaces de resolver problemas lógicos. Por ello resulta atractiva la idea de integrar dicho comportamiento de auto-organización en algoritmos de computación convencionales, con la finalidad de aprovecharse de las decisiones lógicas que parecen tener lugar.

Computacionalmente, los sistemas de RD pueden caracterizarse mediante sus perfiles de concentración. Estos perfiles permiten identificar información geométrica [3, 5], y pueden emplearse para codificar información externa. En este trabajo dichos perfiles

se usan para resolver problemas específicos de robótica.

De la gran cantidad de propiedades que se puede extraer de la dinámica general de un sistema RD, con respecto al diseño de algoritmos para robots móviles, destacan las siguientes:

- Paralelismo natural de la evolución del modelo.
- Tolerancia de la integración numérica del modelo frente a células defectuosas, entendida como resistencia al ruido.
- Posibilidad de elegir aniquilación, o no aniquilación, para el comportamiento de dos frentes de onda ante una colisión mutua.
- Ausencia de formación de patrones durante la evolución de los frentes de onda, lo que posibilita el reconocimiento del medio cubriendo todo el espacio disponible mediante un frente homogéneo.
- Posibilidad de cambio *ad-hoc* en la estabilidad relativa de una configuración bi-estable para el modelo numérico, revirtiendo así, a conveniencia, la dirección de propagación de los frentes de onda.

La exploración de un entorno mediante robots móviles consiste en la creación de un algoritmo capaz de generar un mapa de su entorno, a medida que el robot cubre todas las regiones accesibles mediante su sistema sensorial.

Más allá del fin básico de la tarea de exploración de un área desconocida, una propiedad deseada para algoritmos de exploración es la generación de una ruta de coste mínimo para el movimiento del robot. Esta propiedad se puede medir como una distribución de puntos a explorar, lo que da como resultado un conjunto de puntos que reduce al mínimo la longitud de la trayectoria a seguir. De esta forma el conjunto de puntos garantiza una ruta optimizada de exploración.

La ejecución de la tarea de exploración se basa en la estrategia para determinar el próximo objetivo (o punto) a alcanzar. Por tanto, la estrategia de exploración dependerá de las técnicas empleadas para la selección de tales objetivos. Un primer enfoque fue introducido por Yamauchi [14], junto

con el concepto de estrategia de exploración basado en frontera. En dicho enfoque el robot avanza hacia el lugar más cercano de la frontera entre la zona conocida y desconocida. Se trata de una solución fundamental a la tarea de exploración y representa un enfoque básico para desarrollar estrategias más avanzadas, donde las posibles mejoras se centran en dos vertientes. La primera trata de determinar las rutas más adecuadas que se debe dirigir el robot. En la segunda se prima la evaluación de los costes de navegación de tales rutas. Así, la medida del coste no sólo incluye la distancia, sino también otros aspectos de la navegación como pueden ser problemas adicionales de localización para el robot (tales como su inercia, tamaño, etc.).

En este trabajo se introduce un algoritmo de exploración para robots autónomos desarrollado en base al comportamiento de los sistemas RD. El algoritmo es similar en algunos aspectos a la mencionada solución basada en frontera, pero introduce una nueva forma de generar rutas, y de seleccionar el próximo objetivo a alcanzar. El *modus operandi* se basa en estudiar las propiedades que exhiben los modelos RD, para posteriormente usarlas como medio para desarrollar la lógica computacional del algoritmo. De esta forma se encapsula toda la lógica de decisiones en la evolución espacio-temporal del modelo RD. El algoritmo se construye como un conjunto de elementos computacionales independientes, cada uno con una capacidad particular en la toma de decisiones. Así, articulando varios de estos bloques en secuencia, se consigue hacer frente a la complejidad del problema de forma natural.

Este artículo se organiza como sigue: los principios fundamentales de los sistemas RD se exponen en las secciones 2 y 3. La estrategia de exploración propuesta se introduce en la sección 4. En la sección 5 se analizan los resultados obtenidos, y por último, la sección 6 concluye con las observaciones finales.

2 MODELOS DE RD

Los principios derivados de la dinámica de los sistemas RD considerados en este trabajo fueron publicados en [12]. No obstante, aquí se dará una visión general de estos principios para facilitar la lectura.

2.1 PROPIEDADES DE LOS SISTEMAS RD

Un sistema RD representa la evolución de una o más sustancias, espacialmente distribuidas, por medio de dos procesos. El proceso de difusión que se responsabiliza de la propagación de las sustancias en el espacio, y el proceso reactivo que transforma una sustancia en otra. Como modelo matemático para

describir las ecuaciones se ha considerado el modelo de FitzHugh-Nagumo (FHN) [7, 6] debido a su sencillez.

El proceso reactivo tiene un carácter local y es responsable de la dinámica del modelo. En la configuración elegida para este trabajo el sistema presenta dos estados estables y uno inestable. En particular, en la denominada configuración de nullclines se emplea una configuración bi-estable asimétrica. Como se describió en [12] esta configuración proporciona un método simple para modular la estabilidad relativa de los dos puntos estables, permitiendo seleccionar cual de los dos va a ser más estable. Y, puesto que la tendencia natural del sistema es evolucionar hacia el estado más estable, se puede actuar sobre la dirección de propagación de los frentes. Cabe señalar que los frentes de onda empleados desarrollan propiedades diferentes a las de las ondas clásicas, debido al fuerte carácter no lineal de los sistemas RD. Entre dichas propiedades no lineales cabe destacar la posibilidad de generar frentes de onda que no se aniquilan tras una colisión, permaneciendo estáticos en el punto de colisión. Este hecho constituye un resultado fundamental desde el punto de vista del procesamiento de la información, puesto que si las colisiones se convierten en una parte activa de la evolución del modelo, el seguimiento de tales colisiones ya no es necesario.

2.2 EL MODELO COMPUTACIONAL

Para este trabajo se ha elegido el modelo FHN (ver ecuación (1)) integrado sobre una malla computacional 2D. Se ha empleado una discretización adelantada en el tiempo y centrada en el espacio (FTCS), eligiendo condiciones de contorno de Dirichlet, dirigidas a detener la propagación de los frentes de ondas en las fronteras del entorno.

Cada punto de la malla computacional representa una celda que obedece a la dinámica del FHN. Por tanto, la evolución de cada punto se corresponde con la parte reactiva del modelo mas el acople difusivo entre vecinos debido al termino laplaciano.

$$\begin{aligned}\dot{u} &= \varepsilon(u - u^3 - v + \varphi) + D_u \Delta u \\ \dot{v} &= (u - \alpha v + \beta) + D_v \Delta v\end{aligned}\quad (1)$$

El resultado de la evolución del modelo sobre la malla de integración es un perfil de concentración para las variables u y v . Y puesto que ambas variables presentan un perfil similar, diferenciándose solo en su magnitud, la variable relevante empleada en este trabajo será u . Por último, el modelo permite considerar un término adicional de forzamiento que permite la introducción de información en la malla de

integración, que en nuestro caso estará destinado a representar la información del entorno. Por ello, la expresión final a discretizar se convierte en la suma del modelo FHN y el término que representa la información del entorno.

3 ALGORITMICA BASADA EN LOS MODELOS RD

El modelo RD usado proporciona un entorno computacional basado en la evolución de las variables de estado u y v . Dicha evolución espacio-temporal se emplea para encapsular toda la lógica computacional requerida para resolver el problema.

3.1 ALGORITMO DE PLANIFICACION DE TRAYECTORIA

El problema de planificación de trayectorias consiste en encontrar la ruta más corta entre dos puntos de un entorno, proporcionando un camino a seguir para un robot móvil. En [12] se introdujo un algoritmo de planificación de trayectoria sobre la base de los principios de los modelos RD, donde se muestra cómo es posible introducir información ambiental (léase obstáculos del entorno) en la malla computacional donde se integra el modelo. Ver Figura 1.

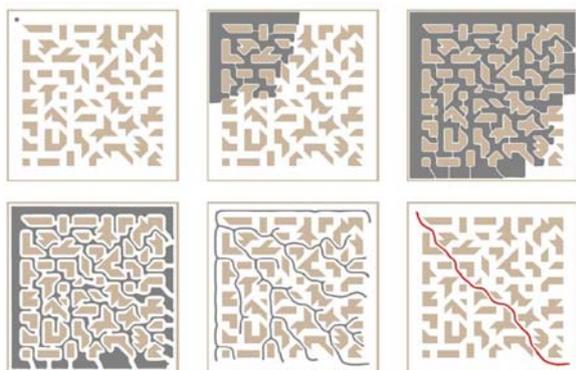


Figura 1: Ej. Evolución del algoritmo de planificación de trayectoria basado en modelos RD

El algoritmo de planificación se compone de dos fases: denominadas de propagación y de contracción. La evolución de ambas fases se rige por la dinámica no lineal del modelo RD. Tal y como se introdujo en [12], la técnica para determinar la ruta más corta hace uso de una configuración nullcline asimétrica que permite seleccionar la dirección de propagación del frente de ondas. El resultado final es la ruta más corta que conecta dos puntos elegidos dentro del entorno. La Figura 1 ejemplifica las dos fases de este mecanismo.

3.2 FORZAMIENTO TIPO GRADIENTE

En la sección anterior cada punto de la cuadrícula que debe representar un obstáculo se modifica con una configuración nullcline de tipo excitable, que inhibe la propagación del modelo. De esta forma se introduce información de forma binaria en la malla de integración permitiendo inhibir la propagación del frente de onda en los puntos deseados (en nuestro caso serán las regiones que representen obstáculos a evitar por el robot). Sin embargo, también es posible introducir información en el sistema por medio del término adicional antes mencionado que se añade al modelo y que se conoce como término de forzamiento. De este modo las ecuaciones finales del modelo son las mostradas en la ecuación (2):

$$\begin{aligned} \dot{u} &= \varepsilon(u - u^3 - v + \phi) + F + D_u \Delta u \\ \dot{v} &= (u - \alpha v + \beta) + D_v \Delta v \end{aligned} \quad (2)$$

La inclusión de F implica un forzado en el comportamiento del modelo, que genera un retraso en el avance del frente de ondas proporcional a su magnitud, llegando a la completa inhibición de la propagación del frente. En consecuencia, la información introducida mediante el término F , ralentiza la propagación del frente de ondas en función de los valores introducidos. En la Figura 2 se muestra un ejemplo de este comportamiento. La figura representa la evolución del frente de ondas como un perfil de velocidades, a lo largo del eje vertical, comenzando con $F=0$ y con valores crecientes que retrasan su evolución.



Figura 2: Ej. Evolución del frente de ondas bajo

4. EXPLORACION BASADA EN AUTOONDAS

Dividimos la descripción del algoritmo de exploración en: una caracterización formal del algoritmo, la descripción de las características de los frentes de ondas aplicadas a la tarea de exploración, y las consideraciones usadas para seleccionar el siguiente punto a alcanzar por el robot móvil en su tarea de exploración. El algoritmo consta de los siguientes pasos:

- 1) Integrar las mediciones de los sensores en el mapa.
- 2) Determinar las posiciones candidatas para avanzar.

- 3) Seleccionar el siguiente objetivo de entre los anteriores.
- 4) Guiar al robot hacia él.

Para el primer paso se considera un enfoque común basado en la ocupación del mapa [1]. Los siguientes tres pasos se basan en los principios de las auto-ondas. En particular, en relación a la búsqueda de fronteras diseñada por Yamauchi, se usa la propagación de los frentes de onda para determinarlas. El siguiente objetivo es seleccionar de entre la frontera las posiciones candidatas para avanzar, utilizando para ello igualmente la propagación de los frentes de onda. Por último, se usa el algoritmo de planificación de trayectorias descrito en [12] para determinar el camino hacia el objetivo que debe seguir el robot. Una descripción detallada de lo comentado se presenta en las secciones 4.1 y 4.2.

Las especificaciones del entorno a explorar tienen en cuenta que:

- El mapa a explorar es binario y consta de objetos y límites.
- Los objetos y los límites están representados por sus bordes.
- Como se trata de información binaria, el mapa se divide en lugares accesibles e inaccesibles.

4.1 DETERMINACION DEL SIGUIENTE OBJETIVO

Los puntos candidatos se determinan sobre la frontera del espacio que se conoce como entorno. El frente de ondas comienza en la posición del robot y evoluciona cubriendo el espacio ya explorado hasta alcanzar la frontera. Una vez que se determina el borde se puede fijar el siguiente objetivo a alcanzar. A continuación el robot avanza hacia ese objetivo, incrementado el conocimiento del entorno al alcanzarlo, y por tanto definiendo una nueva frontera.

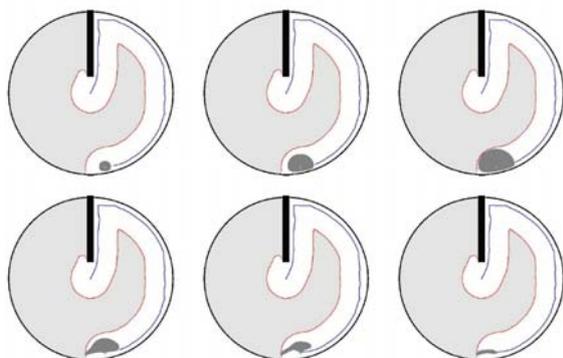


Figura 3: Ej. Determinación de la ruta de mínimo coste hacia el siguiente objetivo.

En la Figura 3 se muestra un ejemplo de cómo busca el robot el siguiente objetivo y que ruta ha de seguir, utilizando las fases de propagación y contracción.

4.2 FUNCION DE UTILIDAD

El algoritmo antes mencionado proporciona un enfoque básico para la tarea de exploración y es similar al algoritmo basado en frontera. A partir de esto, definiendo una función de utilidad se puede mejorar su rendimiento. Esta función permitirá generar las fronteras necesarias para completar la exploración del entorno optimizando el coste del recorrido. Como ya se ha descrito, mediante el término de forzamiento se puede incorporar información de tipo gradiente en la malla de integración, en adición a la información binaria del mapa. De tal forma que es posible introducir retrasos selectivos en la propagación del frente de ondas, dando prioridad a algunas regiones sobre otras de forma estratégica. La consecuencia de esto es que el cálculo de la trayectoria más corta empleado anteriormente sobre la frontera, para obtener el siguiente objetivo del robot, se puede cambiar por un cálculo del menor coste asociado, que no será necesariamente el camino más corto. Siendo la función de utilidad la encargada de medir dicho coste.

5. RESULTADOS

Los bloques de cómputo en que se descompone el algoritmo han sido verificados en diversos problemas, con el objetivo de demostrar su viabilidad, y proporcionar una primera aproximación al rendimiento para la estrategia de exploración basada en RD. Dicho rendimiento puede contabilizarse como el tiempo total que precisaría el robot móvil para explorar el entorno, que puede ser estimado mediante el camino total recorrido. A este respecto cabe añadir que el tiempo empleado depende de la estrategia de navegación en uso, puesto que diferentes estrategias producirán diferentes caminos de exploración.

La sección se divide en dos subsecciones. La sección 5.1 describe brevemente la función de utilidad empleada para optimizar la exploración. La sección 5.2 ejemplifica la tarea de exploración para un solo robot en base a los principios propuestos.

5.1 EXPLORACION CON FUNCION DE UTILIDAD

La introducción de información de tipo gradiente mediante F ha permitido modificar la velocidad de la propagación del frente de ondas, proporcionando un mecanismo que prioriza la exploración de partes específicas del entorno tal y como se mostró en la

sección 4.2. Esta propuesta se verifica mediante la exploración de un entorno circular. En esta simulación, el robot está equipado con un escáner láser omnidireccional con un radio de detección de 5 m. La Figura 4 muestra dos implementaciones básicas de la función de utilidad, que conducen a dos comportamientos diferentes en la tarea de exploración. En la figura de la izquierda, la función está diseñada de modo que prioriza la exploración de espacios abiertos. En la de la derecha la preferencia es seguir los obstáculos, por ello una vez que el robot alcanza la pared (el único obstáculo accesible en el entorno de prueba) la tendencia de exploración es continuar a lo largo de ella.

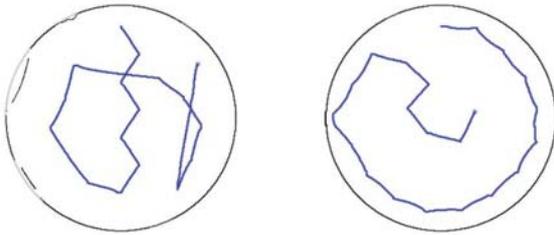


Figura 4: Ej. de exploración con dos implementaciones distintas de la función de utilidad. La posición inicial del robot se corresponde con el extremo superior de la trayectoria.

5.2 RENDIMIENTO DE LA EXPLORACIÓN

En la tarea de exploración propuesta se considera como indicador de rendimiento la longitud de la trayectoria necesaria para completar la exploración del entorno disponible.

La estrategia de exploración propuesta se considera como una estrategia de coste por distancia. Para compararla se ha seleccionado una exploración greedy [14] basada en un enfoque TSP [5]. Se han incluido dos variantes de las estrategias elegidas. En la primera variante, el siguiente objetivo se determina después de que el robot alcanza su objetivo actual (como en la exploración basada en RD), mientras que en la segunda variante el próximo objetivo se determina después de realizar 7 primitivas de navegación, como se sugiere en [6], lo cual optimiza notablemente la tarea de exploración.

Para la experiencia se han usado 2 entornos: uno que representa una oficina de 35 x 30 metros (autolab), y otro espacio abierto de 40 x 40 metros con obstáculos de geometría variada (potholes). Véase la Figura 5.

En la Tabla 1 se presentan los resultados. Las columnas muestran la longitud de la trayectoria total recorrida (en metros) para el área de trabajo del sensor ρ . Las filas corresponden a los distintos algoritmos de exploración.

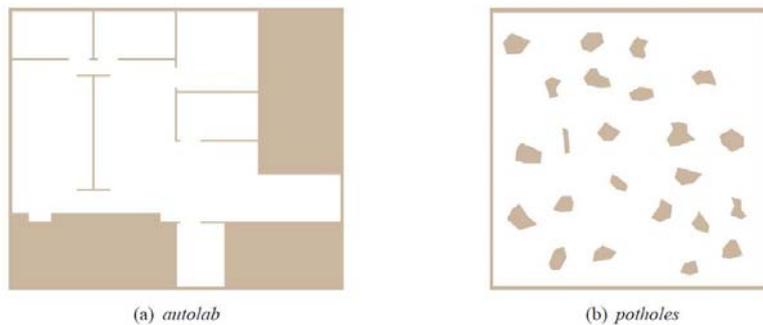


Figura 5: Entornos usados para la experiencia

Tabla 1: Longitud de los caminos explorados.

Algorithm	autolab			potholes		
	$\rho = 3$ m	$\rho = 5$ m	$\rho = 7$ m	$\rho = 3$ m	$\rho = 5$ m	$\rho = 7$ m
RD based	256.1	196.4	141.1	570.7	375.7	271.1
Greedy ₁	262.5	232.5	182.9	545.8	398.8	320.4
TSP ₁	263.0	222.8	174.9	543.9	342.5	283.0
Greedy ₂	223.6	183.7	118.2	552.6	349.0	276.8
TSP ₂	219.1	159.4	107.8	466.5	345.6	243.1

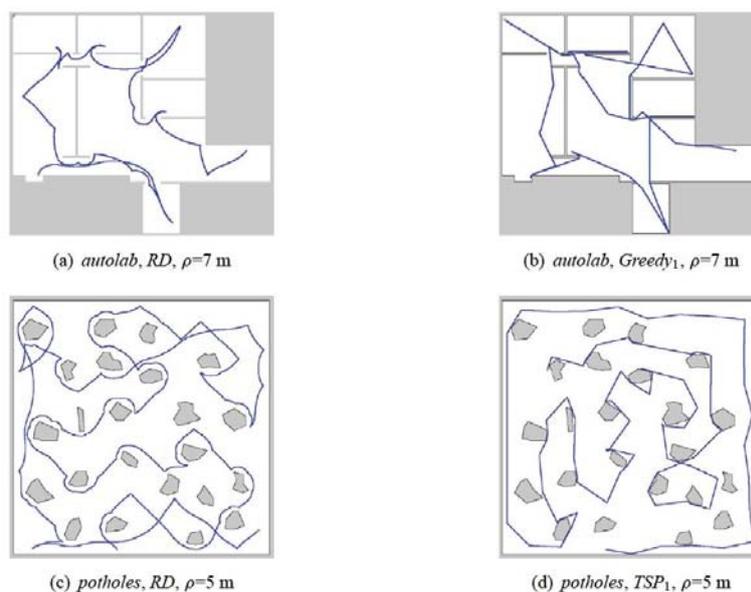


Figura 6: Visualización de las trayectorias de exploración.

Nótese, cómo un aumento del área de trabajo de los sensores ρ mejora el rendimiento de la exploración. Por otro lado, la planificación después de alcanzar el objetivo actual de exploración basada en RD proporciona resultados competitivos. En la Figura 6 se presentan, a modo de ejemplo, las trayectorias para ambos entornos y diferentes valores de ρ .

6. CONCLUSIONES

En este trabajo se presenta un algoritmo construido en base a bloques independientes de computación que incorporan distintas propiedades de los modelos RD. Este enfoque presenta un potencial importante para ser extendido, debido a su flexibilidad para incorporar nuevas propiedades procedentes de la dinámica general de los sistemas RD. En particular, en este trabajo se ha implementado un algoritmo que resuelve con éxito la tarea de exploración para un robot autónomo. El enfoque constituye una extensión directa de un trabajo anterior en el que se introdujo un algoritmo de planificación de trayectorias completamente basado en computación RD. Y representa un punto de partida del trabajo [13] en el que se detalla más la aplicación del algoritmo y se generaliza para exploraciones multi-robot.

En relación al algoritmo de exploración, aunque los resultados obtenidos son preliminares y no representan un estudio exhaustivo, si ponen de manifiesto la viabilidad del enfoque y proporcionan una premisa para, al menos, obtener un rendimiento competitivo en ulteriores estudios.

De forma mas general cabe añadir que el algoritmo de exploración presentado en este trabajo se emplea en realidad como medio para introducir el *modus operandi* mediante el cual es posible abordar problemas computacionales mediante sistemas RD. Se trata de un enfoque en el que la lógica de decisión es transferida a la evolución espacio-temporal del modelo RD, proporcionando un marco trabajo para abordar problemas computacionales mediante sistemas RD.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido soportado por los proyectos DPI2011-27818-C02-02, DPI2012-31303, and DPI2014-55932-C2-2-R, del Ministerio Español de Economía y Competitividad y Fondos Feder.

Referencias

- [1] Elfes, A. (1987). Sonar-based real-world mapping and navigation. *IEEE J. Rob. and Aut.* 3(3):249–265.
- [2] Epstein, I., Berenstein, I., Dolnik, M., Vanag, V., Yang, L., Zhabotinsky, A. (2008). Coupled and forced patterns in reaction-diffusion systems. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Math. Phys. Eng. Sci.*, 366(1864):397–408.
- [3] Krinsky, V., Biktashev, V., Efimov, R. (1991). Autowave principles for parallel image processing. *Phys. D*, 49(1-2):247–253.
- [4] Kulich, M., Faigl, J et al. (2011). On distance utility in the exploration task. In *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 4455–4460.
- [5] Miroslav Kulich, Jan Faigl, and Libor Přeucil. (2011). On distance utility in the exploration task. In

- IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), pages 4455–4460.
- [6] Nagumo, J., Arimoto, A, Yoshizawa, S. (1962). An active pulse transmission line simulating nerve axon. *Proceedings of the IRE*, 50(10):2061–2070.
 - [7] Fitzhugh, F. (1961). Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane. *Biophysical Journal*, 1(6):445–466.
 - [8] Novak, M. (Editor). (2006). *Complexus Mundi: Emergent Patterns in Nature*. World Scientific.
 - [9] Showalter, K., Noyes, R., Turner, H. (1979). Detailed studies of trigger wave initiation and detection. *Journal of the American Chemical Society*, 101(25):7463–7469.
 - [10] Turing, A., (1952). The chemical basis of morphogenesis. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 237(641):37–72.
 - [11] Vanag, V., Epstein. I, (2009). Pattern formation mechanisms in reaction-diffusion systems. *International Journal of Developmental Biology*, 53(5-6):673–683.c
 - [12] Vázquez-Otero, A., Faigl, J, Munuzuri, A., (2012). Path planning based on reaction-diffusion process. In *IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp 896–901.
 - [13] Vázquez-Otero, A., Faigl, J., Duro, N., Dormido, R.(2014). Reaction-Diffusion based Computational Model for Autonomous Mobile Robot Exploration of Unknown Environment. *International Journal of Unconventional Computing (IJUC)*. Vol. 10, nº 4, pp: 295-316.
 - [14] Yamauchi, B. (1997). A frontier-based approach for autonomous exploration. In *IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA)*, pp 146–151.