

Navegación Robótica Multiagente Orientado a Estrategias de Vigilancia Cooperativa Implementando Algoritmos Inteligentes en un Entorno de Simulación

Francisco A. Bertel R.

Corporación Politécnico Costa Atlántica, Barranquilla, Colombia, fbertelr@pca.edu.co

Margarita R. Gamarra A.

Corporación Politécnico Costa Atlántica, Barranquilla, Colombia, mgamarra@pca.edu.co

ABSTRACT

Significant challenges arise from the needs of security. Automation brings a knowledge area of interest, as is the case of multi-agent systems (MAS), which are a group of agents constituted to interact cooperatively in the search for a common good. This work proposes the implementation of computational methods to raise cooperative solutions to a team of agents in multi-robot navigation tasks on an environment. The objective is to minimize the overall time of exploration of this environment. For this, a software tool that provides a simulated approximation of the events of SMA, which will allow the scientific implementation of certain soft-computing techniques that suggest cooperative solutions in navigating a static environment. It is remarkable that the algorithm performed with artificial neural network (ANN) shows better performance in exploration over other state of the art proposals.

Keywords: Multi-agent Systems, Exploration, Surveillance, Artificial Neural Network, Coordination

RESUMEN

Importantes retos surgen a partir de las necesidades de seguridad, y la automatización aporta un área del conocimiento de interés, como es el caso de los sistemas multiagentes (SMA), los cuales son un grupo de agentes constituidos de manera que interactúan de manera cooperativa en la búsqueda de un bien común. Este trabajo propone la implementación de métodos computacionales que planteen soluciones cooperativas a un equipo de agentes multi-robótico en las tareas de navegación sobre un entorno. El objetivo es minimizar el tiempo total de exploración sobre un entorno. Para esto, se desarrolla una herramienta software que brinde una aproximación simulada de los eventos del SMA, el cual permitirá, la implementación científica de ciertas técnicas de soft-computing que sugieran soluciones cooperativas en la navegación de un entorno estático. Es notable que el algoritmo realizado con redes neuronales artificiales (RNA) muestra mejor rendimiento en exploración sobre otras propuestas del estado del arte.

Palabras claves: Sistemas Multiagente, Exploración, Vigilancia, Redes Neuronales Artificiales, Coordinación.

1. INTRODUCCIÓN

En nuestro entorno diario se presentan situaciones de inseguridad, situaciones que representan una amenaza para la integridad personal, institucional, a viviendas o cualquier otro entorno. De esta forma, se ve la necesidad de implementar sistemas de seguridad en los entornos mencionados. Sin embargo, los sistemas de seguridad automáticos convencionales presentan algunas limitantes en cuanto a rendimiento y eficacia, debido a que no existe interacción entre los subsistemas, añadido a esto la cooperación y organización utilizada es muy simple. En este sentido, se propone implementar un Sistema Multiagente (SMA) orientado a estrategias de vigilancia capaz de coordinarse en un entorno parcialmente conocido tal que su navegación a través del mismo sea de manera adecuada y bien distribuida.

¿Puede un equipo de agentes multirobótico realizar soluciones cooperativas que le permita orientarse y movilizarse sobre un entorno el cual debe ser vigilado y cuyas acciones son guiadas por algoritmos inteligentes provenientes de un sistema centralizado? Este es el interrogante al que se le desea dar solución en este trabajo, para el cuál se desarrollará una herramienta computacional que permita la simulación de los eventos con los parámetros necesarios del sistema que permita una solución adecuada.

En el marco del desarrollo científico de la inteligencia artificial y la robótica cooperativa, se facilita la construcción de sistemas compuestos por entidades autónomas cooperativas concurrentes, involucrando inteligencia y conocimiento. Las características y el reto intrínseco de la asignación de tareas del SMA para la vigilancia de un entorno hacen que sus resultados sean utilizables a diversas áreas de aplicación. Además, la vigilancia robótica tiene gran impacto en la comunidad, generando interés y sensibilización hacia la tecnología.

2. ESTADO DEL ARTE

La exploración es necesaria para garantizar la adquisición de información de todo un entorno por lo que debe hacerse de buena manera: el problema es minimizar el tiempo necesario para explorar dicho entorno. Con este objetivo, varias estrategias de exploración se han propuesto para agentes individuales (Choset & Nagatami, 2001), (Moorehead, Simmons, & Whittaker, 2001), (Thrun, y otros, 2004), sobre todo cuando el terreno es desconocido. Además, hay una importante cantidad de trabajo teórico que proveen un análisis matemático de la complejidad de las estrategias de exploración, incluyendo comparaciones para robots individuales (Albers, Kursawe, & Schuieler, 2002). Los enfoques multi-agente de exploración han sido examinados por (Berhault, y otros, 2003), (Billard, Ijspeert, & Martinoli, 1999), (Burgard W. , Moors, Stachniss, & Schneider, 2005), (Grabowski, Khosla, & Choset, 2003), (Koenig, Tovey, & Halliburton, 2001), (Yamauchi, 1998).

Burgard y sus colegas (Burgard W. , Moors, Fox, Simmons, & Thrun, 2000), (Burgard, Moors, & Schneider, 2002), (Burgard W. , Moors, Stachniss, & Schneider, 2005), consideran el problema de exploración colaborativa de un entorno desconocido por múltiples robots. En lugar de guiar a cada robot al área inexplorada más cercana, su algoritmo coordina explícitamente de modo que no se le asigna a un robot una posición de destino igual a la de otro robot, ni tampoco a posiciones aledañas. Esto significa que se quiere maximizar la utilidad general, reduciendo al mínimo la cantidad de terreno sobre explorado de todos los robots. El algoritmo considera simultáneamente la utilidad de las posiciones fronterizas del entorno y el costo para llegar a ellas. Este costo se obtiene mediante el cálculo de la ruta óptima a partir de la posición actual hasta todas las posiciones fronterizas.

Simmons y sus colegas (Simmons, y otros, 2000) extendieron el enfoque presentado por (Burgard W. , Moors, Fox, Simmons, & Thrun, 2000), distribuyendo la computación a mayor escala y usando una noción más sofisticada de la ganancia en desplazamiento esperada, para lo que se tiene en cuenta el conocimiento actual del mapa circundante y las habilidades individuales de los robots. Cada robot plantea "ofertas", las cuales describen los estimados de las ganancias de dirigirse a diferentes posiciones. Un sistema central recibe las "ofertas" y asigna tareas en un intento de maximizar la utilidad total, mientras trata de minimizar la cobertura superpuesta de los robots. En ambos casos, la mayoría de los cálculos se realiza de una manera distribuida, donde cada robot, y los módulos centralizados combinan y coordinan la información de una manera eficiente. Este enfoque permite que las "ofertas" de los robots sean calculadas paralelamente, lo cual facilita que una gran cantidad de robots plantee sus "ofertas" basadas en sus propias capacidades, como su rango de sensado, costo de desplazamiento, entre otras.

Billard y sus colegas (Billard, Ijspeert, & Martinoli, 1999) estudian la influencia de la comunicación, el aprendizaje, y del número de robots en la tarea de asignación de las ubicaciones de los objetos en un entorno dinámico. La investigación se lleva a cabo a través de la simulación, la implementación física, y también con un marco teórico basado en modelos probabilísticos. Ellos diseñaron un sistema multi-robot que consiste en un grupo de robots trabajadores cuya tarea es aprender la ubicación de los objetos. Estos robots son capaces de comunicar sus conocimientos a los demás. Este conocimiento también se comunica a un robot de base de datos estática que tiene acceso a cada robot con regularidad, y que mantiene una cuenta al día el estado general del entorno. El entorno está dividido en zonas. Cada robot realiza un seguimiento del número de veces que ha cruzado cada zona. Cuando llega a la frontera entre dos zonas, regresa hacia la zona donde haya visitado menos con un ángulo aleatorio de giro. Los resultados de varios experimentos se compararon con los predichos por el modelo probabilístico, y su acuerdo

sugiere que el modelo probabilístico es una buena aproximación de un sistema multi-robot. Esos resultados indican que este es un enfoque adecuado para el aprendizaje de las localizaciones de los objetos, los cuales cambian con frecuencia.

Grabowski y sus colegas (Grabowski, Khosla, & Choset, 2003) describen un enfoque para la exploración de entornos desconocidos realizado por un equipo de robots. Este enfoque está basado en la maximización de la comprensión de los obstáculos en lugar de la exposición de espacio libre. Argumentan que su enfoque es adecuado para hacer frente al problema de origen de la reflexión especular. Este es el fenómeno en el que el haz de energía que está siendo emitido por el sensor golpea un objeto adyacente, pero el ángulo de incidencia no es suficientemente para , lo que causa que el retorno del rayo caiga lejos del detector. Por lo tanto, la reflexión especular expone erróneamente regiones más allá de obstáculos locales, dando lugar a falsas fronteras de la exploración. Así, comienzan con un punto de obstáculos conocidos en el mapa circundante y obtienen posiciones respectivas en una nueva lectura del sensor, lo que resultaría en la detección de un obstáculo subyacente. Ellos adoptan un método simple para generar la siguiente mejor vista basado en el concepto de región de interés.

Yamauchi y sus colegas (Yamauchi, 1998) presenta una técnica para obtener mapas con un equipo de robots móviles. En este enfoque, los robots intercambian la información de un mapa, el cual es actualizado cada vez que los sensores detecten algo nuevo. También usan técnicas de mapa de coincidencia para mejorar la consistencia del mapa resultante. Un mapa es una rejilla en el que se considera como cada celda como, abierta, desconocida, u ocupada, dependiendo de si su probabilidad de ocupación es menor, igual, o mayor que la probabilidad a priori. Un procedimiento análogo para la detección de bordes y la extracción de la región deseada en la visión por computador se utiliza para encontrar los límites entre el espacio abierto y el espacio desconocido. Cualquier celda abierta adyacente a una celda desconocida se marca como una celda de borde fronteriza y todas las celdas de borde adyacentes son agrupadas en las regiones fronterizas. Cualquier región de la frontera por encima de un cierto tamaño mínimo (aproximadamente el tamaño del robot) se considera una frontera. Una vez que las fronteras se han detectado dentro de una cuadrícula en particular, todos los robots siguen una estrategia determinada y se mueven a la celda fronteriza más cercana. El planificador de ruta realiza una búsqueda profunda en la cuadrícula, a partir de la celda actual y trata de tomar el camino más corto libre de obstáculos a la celda que contiene la ubicación objetivo.

En la exploración deliberativa, se requiere un mapa del entorno para ayudar a que el robot encuentre la trayectoria de movimiento óptima para cubrir toda la región completa y efectivamente. Si el mapa completo se conoce antes del comienzo de la exploración, el diseñador del sistema robótico puede decidir la rutina de exploración óptima para los robots. Este es un problema de planificación de la ruta, que es no-polinómica (NP). Para evitar el pesado cómputo de los problemas NP, se propondrán algunas estrategias heurísticas para encontrar la solución sub-óptima para este tipo de problemas de planificación de ruta.

En el uso de mapas de celdas, el problema principal puede ser resuelto eligiendo la celda adecuada para cada robot, de modo que se exploran simultáneamente diferentes regiones del entorno. Con base en los mapas de ocupación, el algoritmo de exploración deliberativo más utilizado es el algoritmo de exploración basado en las fronteras. La idea básica es identificar los límites de la zona cubierta (frontera) en el mapa y, a continuación, seleccionar la frontera apropiada a la que el robot debe dirigirse.

3. ENFOQUE PROPUESTO

Un mecanismo de coordinación es propuesto en este trabajo, tal que sean seleccionadas las zonas más adecuadas en un entorno con la intención de orientar y guiar un grupo de agentes robóticos en misiones de vigilancia. Donde vigilar, para este caso, significa mantener monitoreo completo del entorno circundante que se encuentre en el área de cobertura de cada robot. Por eso, mientras un sistema de vigilancia está operando, se hace necesario mantener la información actualizada, (Hegazy, 2004).

De varias características de técnicas de vigilancia y de los mecanismos de coordinación aplicados usualmente, se destacan:

- Sector de cobertura: es la distribución espacial donde cada agente puede maniobrar.

- Asignación de trayectoria: es la ruta apropiada que va desde la posición actual del agente a la posición asignada previamente por el mecanismo. Una ruta apropiada implica encontrar posiciones que garanticen bajo costo en desplazamiento.

Ahora, las etapas para el sistema multi-robótico de exploración son explicadas a continuación:

3.1 EXPLORACIÓN Y DESPLIEGUE DE AGENTES

En el escenario de vigilancia el mecanismo de coordinación se utiliza a partir del momento en que se ejecuta el sistema de vigilancia multi-robot. Dado esto, la característica que parece ser importante es la capacidad de observación de cada robot. Con el propósito de lograr que los agentes monitoreen el entorno, se hace necesario un bloque de búsqueda. Este proceso se rige por algoritmos que guían al equipo de robots en el trabajo de patrulla, que consiste en la asignación de rutas adecuadas en el área de cobertura.

3.2 NAVEGACIÓN BASADA EN CUADRÍCULAS

La navegación implica moverse de una posición a otra diferente sobre un entorno que puede ser complejo y con obstáculos. Dado que el sistema de localización global (GPS) generalmente no es adecuado para interiores, los agentes deben estar referenciados respecto a una posición relativa, (Han Cho & Hong, 2012). Por esto, el espacio es dividido en celdas, de forma regular y tamaño conocido. Esta cuadrícula permite la planeación de la trayectoria de cada agente de una manera sencilla y precisa.

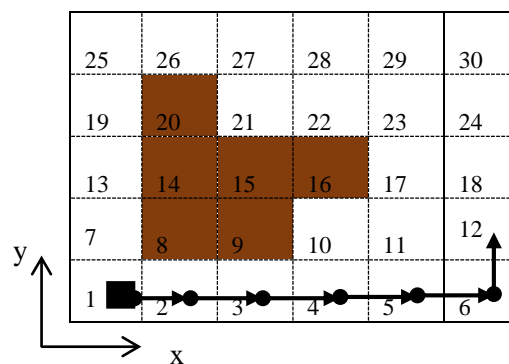


Figura 1: Ilustración de planeación de ruta basada en cuadrículas.

Con el fin de encontrar el camino óptimo en el que los agentes pueden ir, es necesario encontrar relaciones entre las celdas, relaciones que otorguen datos de accesibilidad y de continuidad entre celdas teniendo en cuenta las posiciones de los obstáculos. Esta relación fue representada de forma matemática y se basa en la teoría de grafos. Con esta teoría, el entorno puede ser estructurado de tal manera que las áreas de interés son modeladas con vértices y aristas. En este caso, los vértices son las celdas y las aristas son los costos en movimiento a través de las celdas. De esta forma, el algoritmo de Dijkstra (Zhou & Lin, 2011) se implementa para encontrar los grafos que dan la ruta más corta entre las celdas por las cuales el agente debe transitar. En la Figura 1, las celdas oscuras representan los obstáculos, por lo que estas posiciones no son tenidas en cuenta en el algoritmo. Por otra parte, el algoritmo de Dijkstra ofrece un valor de costo de los agentes para llegar a cualquier lugar permitido, estos datos son importantes cuando la negociación entre agentes toma participación.

3.3 ENFOQUE BASADO EN REGIONES

Con el objetivo de identificar que posiciones o celdas del entorno están libres de obstáculo se propone un enfoque basado en regiones.

Las celdas libres de obstáculos son identificados de acuerdo con la densidad de obstáculos en cada celda, y la planificación de trayectoria se asignan basándose en el concepto de,

Mientras más obstáculos la región tiene, menos accesibles las celdas son; y mientras más espacio libre la región tiene, más celdas accesibles tienen los agentes para moverse.

La idea es encontrar las celdas permitidas que estén, tanto libre de obstáculos como libre de otros agentes. Este es el supuesto que más de un agente no puede ser localizado en la misma celda. Por lo tanto, es necesario averiguar tanto la distribución de agentes (a) y la distribución de los obstáculos (b) dentro del entorno.

De acuerdo con el algoritmo de localización, la posición (x_i) de los agentes puede ser modelado por una función delta (Jung & Sukhtame, 2006). Y la distribución de (a) sobre el entorno se calcula sumando los modelos individuales. Además, la distribución debe ser multiplicada por la matriz (A) que representa la forma del agente real.

$$a = A \cdot \sum_i \delta(x_i) \quad (1)$$

Tal como la anterior, la distribución (b) es calculada sumando los modelos individuales de los obstáculos con sus posiciones conocidas (x_j) y la matriz (B).

$$b = B \cdot \sum_j \delta(x_j) \quad (2)$$

Luego, un modelo Gaussiano es implementado para determinar las densidades estimadas. Con la intención de tener una apreciación diferenciable de los datos generados una región de frontera (G) es definida como una distribución Gaussiana (Ecuación 3) centrada en cero con una desviación estándar σ .

$$G = N(0, \sigma) \quad (3)$$

Finalmente, la densidad de distribución tanto para los agentes como para los obstáculos está dada por la correlación entre (G) y sus funciones de distribución (a), (b).

$$S_a(x, y) = a \otimes G \quad (4)$$

$$S_b(x, y) = b \otimes G \quad (5)$$

Además, con las funciones de densidad de distribución para agentes y obstáculos, la densidad de las celdas accesibles $C(x, y)$ de todo el entorno puede encontrarse con la división de $S_a(x, y)$ y $S_b(x, y)$, así:

$$C(x, y) = \frac{S_a(x, y)}{S_b(x, y)} \quad (6)$$

Con la Ecuación 6, la planeación de rutas previene que los agentes colisionen con los obstáculos.

3.4 ASIGNACIÓN Y NEGOCIACIÓN DE TAREAS

Ahora, se presenta un enfoque basado en el mercado. Los enfoques basado en el mercado han sido de gran utilidad en la última década para dar solución a la asignación de tareas multi-robótica (Khamis, Elmogy, & Karray, 2011), (Zlot & Stenz, 2006), (Dias, Zlot, Kalra, & Stentz, 2005), (Gerkey & Mataric, 2002). Particularmente, estos enfoques combinan estrategias de distribución centralizada que son consideradas como enfoques híbridos. Atraído por esta atención, un enfoque basado en mercado para mecanismos de coordinación de vigilancia se presenta a continuación.

3.4.1 INGRESOS, COSTOS Y UTILIDADES

Costos e ingresos establecen el desempeño de un enfoque basado en mercado de manera general (Dias M. B., 2004). Debido a esto, un algoritmo o función es requerido tal que se permita obtener posibles tareas a realizar representados con valores de utilidades; en este caso una asignación de tarea es una asignación de celda.

3.4.2 DENSIDAD DE DISTRIBUCIÓN DE CELDAS ACCESIBLES

Cuando la Ecuación 6 es computada sobre un entorno como el que se muestra en la Figura 2 (izquierda), en donde los obstáculos y agentes están diferenciados y el espacio de acción se ha dividido en 30 celdas, la densidad de

distribución en vista 2-D puede verse como en la Figura 2(derecha). Según el resultado de la ecuación a cada región de la celda se le asigna un valor entre 0 y 1, como se indica en la Figura 2 (Derecha) donde puede notarse que las zonas pintadas de azul corresponden a las celdas no accesibles.

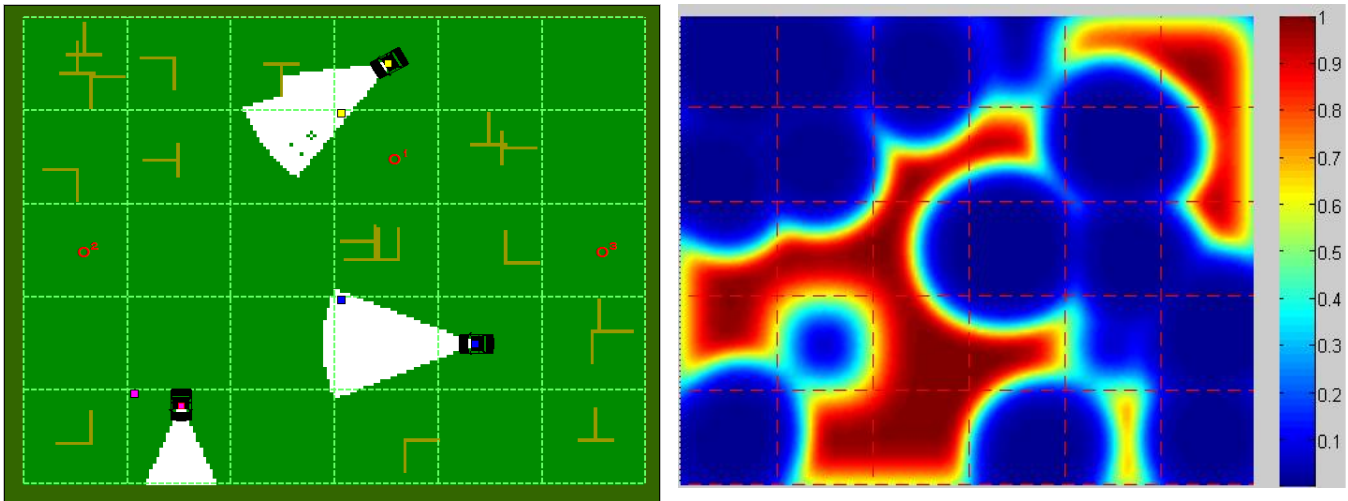


Figura 2: Izquierda: Obstáculos y agentes posicionados. Derecha: Ilustración 2-D de las densidades de distribución.

Ahora, tomando los datos que arroja el algoritmo Dijkstra cuando se evalúa cada ruta posible a lo largo del entorno, se obtiene que para cada agente hay un costo asociado respecto a la celda a la que quiere llegar. Téngase en cuenta que en esta etapa del algoritmo no solo se ha tenido en cuenta el costo en desplazamiento, sino también los giros requeridos por la ruta.

Ahora, se puede definir una función de utilidad para los agentes. Esta función representa la ganancia que cada agente recibiría en caso que la asignación de una celda sea ejecutada. La función de utilidad (P) se define así:

$$P = In - C \quad (7)$$

Donde In es el ingreso y corresponde a la densidad de una celda particular dada por la Ecuación 6, y C corresponde al costo del agente para llegar a dicha celda.

Más profundamente, la Ecuación 7 debe ser computada NxM veces, donde N es el número de agentes y M el número de celdas accesibles. De ahí, la Ecuación 8

$$P_{i,j} = In_{i,j} - C_{i,j}, \quad \text{para } i: 1, 2, \dots, N ; j: \text{celda } 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

Debido que se tiene un equipo de agentes robóticos, el objetivo es ejecutar una acción tal que la utilidad sea máxima. Nótese que la función que garantiza esto es la siguiente:

$$Max \{P_{i,j} ; P_{i,j} ; P_{i,j}\} \quad (9)$$

3.5 ALGORITMO DINÁMICO

Algoritmo dinámico utilizando redes neuronales artificiales. Ésta es la técnica de soft-computing a implementar. Se buscará la celda óptima que maximiza una función que relaciona la cobertura obtenida y el costo de ir a cada celda. Una falencia de los algoritmos hasta ahora expuestos es que no son dinámicos, esto quiere decir que si la posición objetivo donde han sido enviados es cubierta antes de que el agente llegue, esta tarea no es modificada. El objetivo entonces es poder modificar las celdas objetivos aún después de asignadas en dependencia de una función, modelada mediante redes neuronales, que relacione la utilidad (cobertura y espacio observado) y costos (tiempo y consumo de energía) logrados por cada agente y que lo hagan aún más capaz de hacer la tarea que se le fue asignada, para seguir ejecutándola o hacer una reasignación.

4. IMPLEMENTACIÓN

Como el mapa del entorno se conoce antes del inicio de la exploración, el diseñador del sistema de robot puede decidir una ruta de exploración óptima para los robots con la función de utilidad propuesta. Con la intención de evitar el cómputo pesado en este problema, se propone comparar el modelado analítico de la función de utilidad con un modelo utilizando redes neuronales.

Para modelar la función de utilidad usando redes neuronales, se utilizaron como entradas dos métodos para obtener el costo y la ganancia con el cálculo fácil cómputo. La distancia euclidiana de cada robot a la celda en particular representa el costo. Por otra parte, la ganancia se obtiene con el nivel de correlación que tiene la imagen del entorno en una celda en particular mediante la aplicación de un filtro de correlación dado por el área de cobertura de los sensores de cada robot.

La función de utilidad con un cómputo pesado fue utilizada para entrenar la red neuronal, obteniendo un buen desempeño con una arquitectura feed-forward backpropagation, una capa oculta de tres neuronas y función de transferencia tangencial sigmoidea.

5. PRUEBAS Y RESULTADOS

Cada experimento implica la exploración del entorno por los tres agentes robóticos en busca de lograr la cobertura del 97% del entorno. Además, los experimentos han sido ejecutados con una configuración aleatoria del entorno para lograr un conjunto de datos independientes. Esto incluye diferentes posiciones de los obstáculos y robots. Dado esto, se define el siguiente diseño de experimentos.

- Hipótesis o presentación del problema.
A qué zona debe moverse cada agente robótico tal que se minimice el tiempo requerido para hacer una exploración del entorno completa, teniendo en cuenta las posiciones de cada agente y las áreas que ya han sido exploradas.
- Variable de Respuesta:
Duración de exploración medida en tiempo de simulación. Éste es el tiempo en que los agentes robóticos alcanzan una cobertura del 97% del entorno.
- Variables independientes o factores:
Algoritmo de Exploración. Para una mayor explicación de los diferentes algoritmos remitirse a informes anteriores, donde se detalla el diseño del mecanismo de coordinación implementado.
 1. Celdas aleatorias, (Cheng & Leng, 2004).
 2. Ir a la celda más cercana, (Yamauchi, 1998)
 3. Ir a la celda más lejana.
 4. Exploración basada en densidad de regiones.
 5. Función de Utilidad modelada mediante redes neuronales (RNA).
- Número de repeticiones:
100 repeticiones por cada algoritmo.

En la Figura 3 se presenta la media aritmética acumulada de los resultados experimentales de la variable de respuesta para cada algoritmo de exploración.

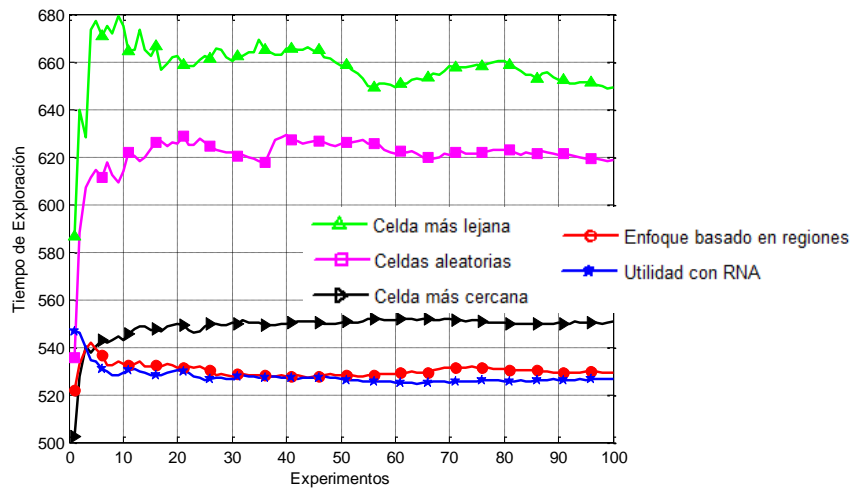


Figura 3: Resultados experimentales de la exploración del entorno.

En la Figura 4, se resume el análisis de resultados de los experimentos anteriores. Los diagramas de caja muestran algunas diferencias entre los algoritmos de exploración, pero es necesario implementar un método de comparación de medias ya que algunos intervalos de confianza se traslapan. Específicamente se necesita información acerca de que pares de medias son significativamente diferentes y cuáles no. Y es donde aparece el procedimiento de comparación de medias.

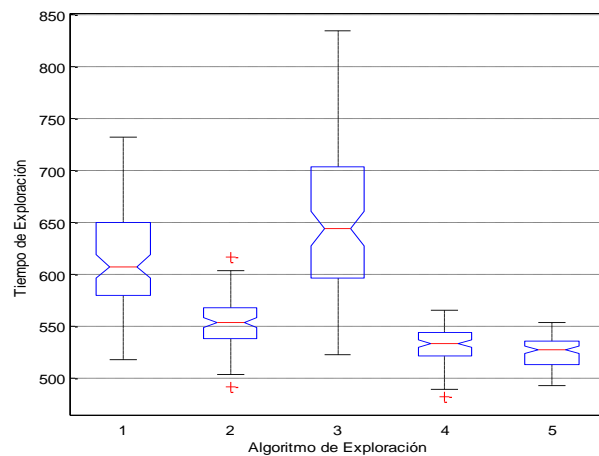


Figura 4: Análisis ANOVA de los Algoritmos de Exploración

Para hacer esto, se ha implementado el método de Tukey-Kramer junto con un análisis de varianza (ANOVA) para hallar los algoritmos que presentan medias significativamente diferentes entre sí. Los resultados de este procedimiento se presentan en la Figura 5, donde se indican los algoritmos de exploración que tienen un mejor rendimiento para la variable de respuesta. En estos gráficos, dos medias son muy diferentes si los intervalos son disyuntos, y no significativamente diferente si los intervalos se solapan.

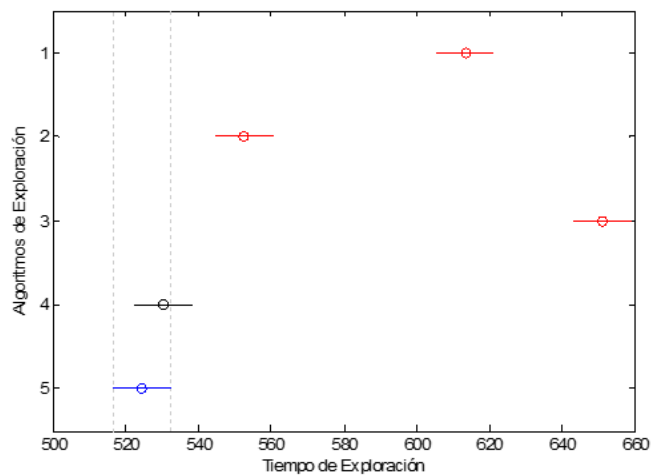


Figura 5: Comparación de Medias de los Algoritmos de Exploración

6. CONCLUSIONES

Estas técnicas han sido implementadas y probadas en extensas simulaciones. Los experimentos presentados en este reporte demuestran que los algoritmos propuestos son capaces de coordinar un equipo multi-robótico efectivamente mientras se ejecutan tareas de exploración. Incluso se demuestra que las técnicas de coordinación superan en desempeño a otros métodos encontrados en la literatura.

Puede observarse que los algoritmos que tienen en cuenta el costo en el tiempo de asignación presentan mejor desempeño, como en la Figura 3. Esto se refleja en las decisiones de ir a una celda lejana o aleatoria, ya que provocan la re-exploración del entorno incrementando el tiempo de exploración requerido para completar el 97% del espacio.

Debe decirse que con el requerimiento de coordinación, los algoritmos de exploración modelados con la propuesta basada en regiones y la utilidad implementada con RNA presentan un mejor desempeño sobre los demás algoritmos en términos de tiempo de cobertura en exploración, ver Figura 5.

En la exposición anterior se ha dejado ver la necesidad de proponer soluciones inteligentes a problemas de exploración, mostrando varios ejemplos de este requisito y se ha mostrado la dificultad de resolver este problema, pero hay muchos enfoques que apuntan una posible solución. En este caso, se consideró un enfoque basado en mercado para llevar a cabo una decisión adecuada para distribuir un grupo de robots de colaboración en el escenario de vigilancia con el fin de garantizar la observación y exploración de un entorno en menor tiempo posible.

REFERENCIAS

- Albers, S., Kursawe, K., & Schuijver, S. (2002). Exploring Unknown Environments with Obstacles. *Algorithmica*, 32(1), 123-143. doi:10.1007/s00453-001-0067-x
- Berhault, M., Huang, H., Keskinocak, P., Koenig, S., Elmaghraby, W., Griffin, P., & Kleywegt, A. (27-31 de Octubre de 2003). Robot exploration with combinatorial auctions. *International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003. (IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ*, 2, 1957-1962. doi:10.1109/IROS.2003.1248932
- Billard, A., Ijspeert, A. J., & Martinoli, A. (1999). A Multi-Robot System for Adaptive Exploration of a Fast Changing Environment: Probabilistic Modeling and Experimental Study. *Connection Science*, 11(3-4), 359-379. doi:10.1080/095400999116304
- Burgard, W., Moors, M., & Schneider, F. (2002). Collaborative exploration of unknown environments with teams of mobile robots. *Advances in Plan-Based Control of Robotic Agents. Lecture Notes in Computer Science*, 2466, 52-70. doi:10.1007/3-540-37724-7_4
- Burgard, W., Moors, M., Fox, D., Simmons, R., & Thrun, S. (2000). Collaborative multi-robot exploration. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2000. Proceedings. ICRA '00*, 1, 476-481. doi:10.1109/ROBOT.2000.844100

- Burgard, W., Moors, M., Stachniss, C., & Schneider, F. (Junio de 2005). Coordinated multi-robot exploration. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(3), 376-386. doi:10.1109/TRO.2004.839232
- Cheng, C. K., & Leng, G. (2004). Cooperative search algorithm for distributed autonomous robots. *International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2004. (IROS 2004). Proceedings. 2004 IEEE/RSJ, 1*, 394-399. doi:10.1109/IROS.2004.1389384
- Choset, H., & Nagatami, K. (Abril de 2001). Topological simultaneous localization and mapping (SLAM): toward exact localization without explicit localization. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 17(2), 125-137. doi:10.1109/70.928558
- Dias, M. B. (2004). *Thesis - TraderBots: A New Paradigm for Robust and Efficient Multirobot Coordination in Dynamic Environments*. Pittsburgh, Pennsylvania: The Robotics Institute - Carnegie Mellon University.
- Dias, M., Zlot, R., Kalra, N., & Stentz, A. (April de 2005). Markey-Based Multirobot Coordination: A Survey and Analysis.
- Gerkey, B., & Mataric, M. (October de 2002). Sold!: Auction Methods for Multirobot Coordination. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 18(5).
- Grabowski, R., Khosla, P., & Choset, H. (Octubre de 2003). Autonomous exploration via regions of interest. *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'03)*, 2, 1691-1696.
- Han Cho, S., & Hong, S. (7-10 de December de 2012). Map Based Indoor Robot Navigation and Localization Using Laser Range Finder. *11th Int. Conf on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, 1559 - 1564.
- Hegazy, T. A. (2004). *A Distributed Approach to Dynamic Autonomous Agent Placement for Tracking Moving Targets with Application to Monitoring Urban Environments*. Georgia, USA: Georgia Institute of Technology.
- Jung, B., & Sukhtame, G. (July de 2006). Cooperative Multi-robot Target Tracking. *The 8th International Symposium on Distributed Autonomous Robotic Systems*, 81-90.
- Khamis, A. M., Elmogy, A. M., & Karray, F. O. (January de 2011). Complex Task Allocation in Mobile Surveillance Systems. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 64(1), 33-55.
- Koenig, S., Tovey, C., & Halliburton, W. (2001). Greedy mapping of terrain. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA, 4*, 3594-3599. doi:10.1109/ROBOT.2001.933175
- Moorehead, S., Simmons, R., & Whittaker, W. (2001). Autonomous exploration using multiple sources of information. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA, 3*, 3098-3103. doi:10.1109/ROBOT.2001.933093
- Simmons, R. G., Apfelbaum, D., Burgard, W., Fox, D., Moors, M., Thrun, S., & Younes, H. L. (30 de 07 de 2000). Coordination for Multi-Robot Exploration and Mapping. *Proceedings of the Seventeenth National Conference on Artificial Intelligence and Twelfth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence*, 852-858.
- Thrun, S., Thayer, S., Whittaker, C., Baker, C. R., Burgard, W., Ferguson, D., . . . Whittaker, a. W. (Diciembre de 2004). Autonomous exploration and mapping of abandoned mines. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 11(4), 79-91. doi:10.1109/MRA.2004.1371614
- Yamauchi, B. (1 de 5 de 1998). Frontier-based Exploration using Multiple Robots. *AGENTS '98 Proceedings of the second international conference on Autonomous agents*, 47-53. doi:10.1145/280765.280773
- Zhou, J.-H., & Lin, H.-Y. (21-25 de June de 2011). A Self-Localization and Path Planning Technique for Mobile Robot Navigation. *Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation*, 694 - 699.
- Zlot, R., & Stenz, A. (January de 2006). Market-based Multirobot Coordination for Complex Tasks. *Special Issue on the 4th Int. Cionference on Field and Service Robotics*, 73-101.

Authorization and Disclaimer

Authors authorize LACCEI to publish the paper in the conference proceedings. Neither LACCEI nor the editors are responsible either for the content or for the implications of what is expressed in the paper.