

SISTEMA DE NAVEGACIÓN DE ROBOTS MÓVILES EN ENTORNOS INDUSTRIALES

Marta C. Mora Aguilar Leopoldo Armesto Ángel Josep Tornero Montserrat
Depto. Ingeniería de Sistemas y Automática
Universidad Politécnica de Valencia
{marmoag, leoaran, jtornero}@isa.upv.es

Resumen

En este artículo se presenta una aplicación para la navegación de robots móviles en entornos industriales. Por un lado, se ha desarrollado la localización y construcción del mapa del entorno basándose en técnicas multifrecuenciales de fusión sensorial (SLAM utilizando EKF). Por otro lado, se ha implementado la planificación de movimientos mediante la técnica de campos potenciales artificiales. La resolución del problema de mínimos locales se ha llevado a cabo mediante el método de las cargas ficticias. Esta aplicación se engloba en un proyecto más general para la automatización de la gestión y el transporte en almacenes.

1. Introducción

Las técnicas de navegación en robots móviles permiten dirigir a los mismos desde una posición origen a una posición destino. Habitualmente, el problema se suele descomponer en tres tareas: la localización, la construcción de un mapa y la planificación. Por un lado, la localización pretende determinar la posición del robot respecto al entorno, haciendo uso de un mapa. Por otro lado, la construcción del mapa se realiza a partir de medidas sensoriales del entorno. Finalmente, la planificación requiere de ambos subsistemas para poder dirigir al robot del origen al destino evitando posibles colisiones.

Como es bien conocido, el problema de localización y construcción del mapa se puede resolver de manera simultánea (SLAM), sin asumir una posición inicial y un entorno. Un número considerable de contribuciones se han realizado para resolver el problema del SLAM, de entre las que merece la pena destacar tanto los mapas geométricos como las celdillas de ocupación para representar el entorno [6, 9, 13, 23, 25].

Existen diferentes técnicas para la estimación de la posición de un robot y del mapa. Una de las más utilizadas es el filtro de Kalman Extendido (EKF), aunque también se utiliza la fusión bayesiana, entre otras. Considerando que el estado se compone del estado del robot y de un conjunto de objetos que definen el entorno de forma paramétrica, se puede realizar estimaciones recursivas del mismo a partir de las mediciones.

Precisamente, debido a la gran diversidad de sensores existentes en robótica móvil: encoders, inerciales, láseres de telemetría, ultrasonidos, infrarrojos, GPS, sistemas de visión, etc., cada sensor actúa a una frecuencia de muestreo diferente. En la mayoría de los casos se trata de limitaciones tecnológicas como, por ejemplo, los retardos en la comunicación, el tiempo de procesamiento de la información, etc. Por este motivo, con el fin de aprovechar al máximo las características de cada sensor, es necesario el uso de técnicas multifrecuenciales [2].

El mapa global construido puede ser utilizado en la navegación de robots móviles. En este ámbito una de las técnicas más utilizadas para la planificación de movimientos, debido a su gran eficiencia en tiempo real, es la denominada Campos Potenciales Artificiales [14, 17]. Sin embargo, la existencia de mínimos locales es un gran inconveniente que ha llevado a muchos investigadores a proponer modificaciones de la técnica básica. A pesar de ello todavía no existe una solución formal para el problema de mínimos locales en la actualidad. Así pues, el tratamiento de los mínimos locales realizado hasta la fecha se ha abordado fundamentalmente en dos niveles :

1. En la *definición de la función potencial*, intentando especificar una función con pocos o ningún mínimo local. Las funciones más interesantes se han dirigido bien a mejorar el “comportamiento dinámico local” del robot a lo largo del camino generado [11, 15] o bien a reducir el número de mínimos locales y/o el tamaño



Figura 1: Almacén real



Figura 2: Almacén virtual

de sus pozos atractivos; por ejemplo, mediante la utilización de funciones armónicas [16, 21] o distintas analogías físicas: electrostática [24, 28], difusión de partículas [12], transferencia de calor [29], etc.

2. En el *diseño del algoritmo de búsqueda*, incluyendo técnicas adecuadas para escapar de los mínimos locales como, por ejemplo, la técnica del “Campo de Fuerza Virtual”, [4] y sus modificaciones [5, 26, 27], la utilización de obstáculos virtuales [7] y el método de las Cargas Ficticias [19, 22] entre otros.

En este artículo se describe una aplicación que contempla la localización de un robot móvil, la construcción del mapa y la navegación del mismo mediante la técnica de campos potenciales [14], resolviendo la aparición de mínimos locales mediante el método de las cargas ficticias [19, 22]. Dicha aplicación se ha desarrollado en el contexto de la automatización de almacenes con carretillas industriales [20]. En las Figuras 1 y 2 se muestra una foto del almacén real y un entorno virtual del mismo.

2. Localización y Construcción de Mapas Basado en Técnicas Multifrecuenciales

2.1. Modelos del Robot y Mapa

La posición del robot se describe mediante un modelo de velocidad constante:

$$\mathbf{x}_r(k+1) = \mathbf{f}_r(\mathbf{x}_r(k)) + \gamma_r(\mathbf{x}_r(k), \mathbf{w}(k))$$

siendo $\mathbf{x}_r(k) = [x(k) \ y(k) \ \theta(k) \ v(k) \ \omega(k)]^T$ el estado del robot con posiciones cartesianas $x(k)$ e $y(k)$, orientación $\theta(k)$, velocidad lineal $v(k)$ y velocidad angular $\omega(k)$. La ecuación dinámica del robot es,

$$\mathbf{f}_r(\mathbf{x}_r(k)) = \begin{bmatrix} x(k) + Tv(k) \cos(\theta(k)) \\ y(k) + Tv(k) \sin(\theta(k)) \\ \theta(k) + T\omega(k) \\ v(k) \\ \omega(k) \end{bmatrix}$$

donde T es el periodo de muestreo.

Las entradas al sistema son la aceleración lineal $a(k)$ y angular $\alpha(k)$ del robot, que se suponen desconocidas y, por tanto, se tratan como ruidos del sistema $\mathbf{w}(k) = [a(k) \ \alpha(k)]^T$ con distribución Gaussiana $\mathbf{w}(k) \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}(k))$. El acoplamiento del ruido al robot se describe mediante la siguiente ecuación,

$$\gamma_r(\mathbf{x}_r(k), \mathbf{w}(k)) = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} a(k) \cos(\theta(k)) \\ \frac{T^2}{2} a(k) \sin(\theta(k)) \\ \frac{T^2}{2} \alpha(k) \\ T a(k) \\ T \alpha(k) \end{bmatrix}$$

\mathcal{M} es el mapa del entorno, formado por un conjunto de segmentos de línea m_i que representan paredes. A su vez, cada segmento se describe por un conjunto de parámetros: distancia de la línea al origen $\rho_i^m(k)$, orientación $\varphi_i^m(k)$, punto de inicio $(x_{s,i}^m, y_{s,i}^m)$ y punto final $(x_{e,i}^m, y_{e,i}^m)$, como se muestra en la Figura 3.

Los objetos del mapa se asumen por simplicidad estacionarios y por tanto su descripción dinámica es simplemente, $\mathbf{x}_m(k+1) = \mathbf{x}_m(k)$, con $\mathbf{x}_m(k) = [\mathbf{x}_{m,1}^T(k) \ \dots \ \mathbf{x}_{m,n}^T(k)]^T$.

En el SLAM, los estados del robot y el mapa se consideran de manera conjunta $\mathbf{x}(k) = [\mathbf{x}_r^T(k) \ \mathbf{x}_m^T(k)]^T$, siendo su covarianza,

$$\mathbf{P}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{rr}(k) & \mathbf{P}_{rm}(k) \\ \mathbf{P}_{rm}^T(k) & \mathbf{P}_{mm}(k) \end{bmatrix}$$

La predicción del estado y su covarianza es,

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_r(\hat{\mathbf{x}}_r(k)) \\ \hat{\mathbf{x}}_m(k) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{P}_{rr}(k+1|k) = \mathbf{F}_r(k)\mathbf{P}_{rr}(k)\mathbf{F}_r^T(k) + \mathbf{\Gamma}_r(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{\Gamma}_r^T(k)$$

$$\mathbf{P}_{rm}(k+1|k) = \mathbf{F}_r(k)\mathbf{P}_{rm}(k)$$

$$\mathbf{P}_{mm}(k+1|k) = \mathbf{P}_{mm}(k)$$

donde $\mathbf{F}_r(k)$ y $\mathbf{\Gamma}_r(k)$ son los Jacobianos de $\mathbf{f}_r(\mathbf{x}_r(k))$ y $\gamma_r(\mathbf{x}_r(k), \mathbf{w}(k))$, respectivamente.

2.2. Modelo de Medida

El vehículo industrial utilizado para la aplicación tiene la configuración triciclo, como se puede apreciar de la Figura 4. Se ha sensorizado las dos ruedas delanteras con encoders incrementales para medir la velocidad de las mismas; la rueda de giro para medir el ángulo y dos sensores láser de telemetría para medir la distancia con el entorno [20]. Por tanto, las ecuaciones de medida se particularizan para estos sensores, aunque fácilmente se podrían extender a otros sensores. Por un lado, las ecuaciones de medida de los encoders son:

$$\mathbf{y}^{inc} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \mathbf{h}^{inc}(\mathbf{x}_r) + \mathbf{u}^{inc} = \begin{bmatrix} v - l\omega \\ v + l\omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1^{inc} \\ u_2^{inc} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{y}^{abs} = \beta = \mathbf{h}^{abs}(\mathbf{x}_r) + \mathbf{u}^{abs} = \frac{-M\omega}{v} + u^{abs} \quad (2)$$

donde \mathbf{u}^{inc} y \mathbf{u}^{abs} se consideran ruidos de medida con covarianzas \mathbf{R}^{inc} y \mathbf{R}^{abs} , respectivamente.

Para cada línea detectada se utiliza el siguiente modelo de sensor [13],

$$\mathbf{y}_i^{las} = \begin{bmatrix} \rho_i^{las} \\ \varphi_i^{las} \end{bmatrix} = \mathbf{h}_i^{las}(\mathbf{x}_r, \mathbf{x}_{m,i}) + \mathbf{u}_i^{las} = \begin{bmatrix} \rho_i^m - \sqrt{x^2 + y^2} \cos(\xi - \varphi_i^m) \\ \varphi_i^m - \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{\rho,i}^{las} \\ u_{\varphi,i}^{las} \end{bmatrix} \quad (3)$$

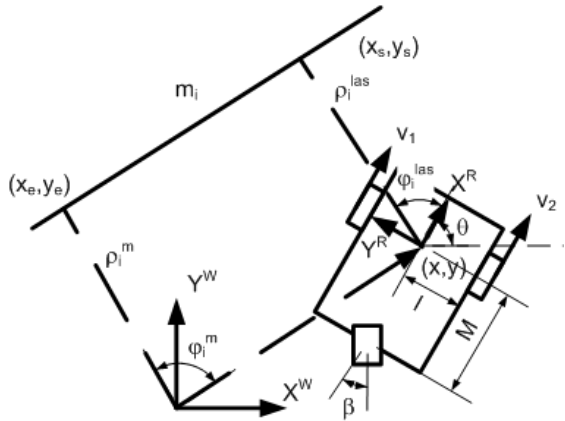


Figura 3: Definición de las variables del robot y de los objetos.



Figura 4: Carretilla industrial

donde $\xi = \arctan(y, x)$ mientras que \mathbf{u}_i^{las} es el ruido de medida con covarianza \mathbf{R}_i^{las} .

2.3. Detección de las Líneas

Para la obtención de los parámetros de cada línea detectada, se ha utilizado el algoritmo RIEPFA (Recursive Iterative End Point Fit Algorithm) para la segmentación de los datos del láser [10]. Este algoritmo permite agrupar los puntos pertenecientes a cada una de las rectas para posteriormente estimar los parámetros de la recta que mejor ajusta utilizando mínimos cuadrados ortogonales. En [8] se proporciona la formulación exacta para el cálculo de las covarianzas asumiendo que las medidas se ven afectadas por ruidos cartesianos y polares.

2.4. Asociación de Datos

Otro problema que se presenta es asignar la correspondencia entre el conjunto de líneas detectadas y el conjunto de líneas que forman el mapa. En este trabajo, la técnica utilizada para la asociación de datos está basada en la distancia de Mahalanobis en el espacio de la innovación [3]. La covarianza de la innovación del elemento i del mapa es,

$$\mathbf{S}_i^{las} = \mathbf{H}_i^{las} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{rr} & \mathbf{P}_{ri} \\ \mathbf{P}_{ir} & \mathbf{P}_{ii} \end{bmatrix} (\mathbf{H}_i^{las})^T + \mathbf{R}_i^{las}$$

siendo la innovación $\mathbf{z}_i^{las} = \mathbf{y}_i^{las} - \mathbf{h}_i^{las}(\mathbf{x}_r, \mathbf{x}_{m,i})$ y la distancia de Mahalanobis $(\mathbf{z}_i^{las})^T (\mathbf{S}_i^{las})^{-1} \mathbf{z}_i^{las} \leq \eta$, donde $\eta = 9,0$ representa 98,9% de una distribución Gaussiana 2D. Además, se consideran algunas condiciones iniciales como, por ejemplo, que la norma de $\|\mathbf{z}_i^{las}\|$ debe ser menor que un determinado

umbral y que los segmentos separados a una distancia superior a l_{max} , se consideraran como elementos separados.

2.5. Construcción y Mantenimiento del Mapa

Los objetos detectados son aquellos que pasan satisfactoriamente el test de asociación de datos. Aquellos que fallan, se incluyen dentro de un mapa temporal que permite refinar la estimación de los parámetros del objeto antes de ser incluido definitivamente en el mapa del robot. No obstante, a pesar de todo, puede que el test falle tratándose de un mismo objeto como, por ejemplo, si se dispone de suficientes puntos para una buena estimación. Por ello también se pasa un test para determinar si algún objeto del mapa temporal está asociado con el mapa del robot.

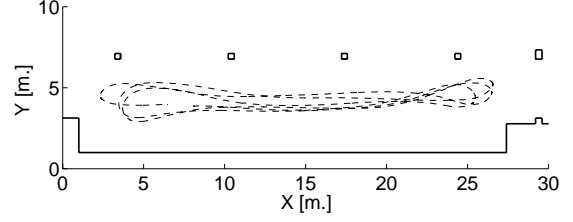
2.6. Fusión Multifrecuencia

Se asume que cada sensor tiene un periodo de muestreo distinto: T^{inc} para los encoders incrementales, T^{abs} para el encoder absoluto y T^{las} para el láser. Se define el periodo base como el máximo común divisor de todos los periodos de muestreo $T = \gcd(T^{inc}, T^{abs}, T^{las}, T^{tm})$, que es el periodo al cual se ejecuta el algoritmo. Así mismo, se definen los ratios de periodicidad para cada sensor como $r^{inc} = T^{inc}/T$, $r^{abs} = T^{abs}/T$, $r^{las} = T^{las}/T$, $r^{tm} = T^{tm}/T$.

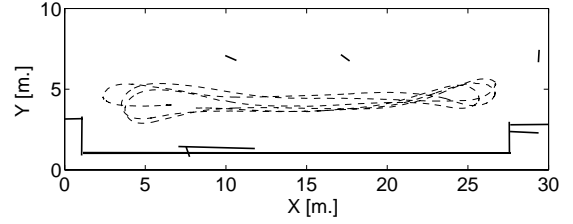
La consideración de las medidas de un sensor depende de una función $\delta^{inc,abs,las}(k)$, que indica si la medida está disponible y es válida ($\delta(k) = 1$) o no ($\delta(k) = 0$). Por tanto, de esta manera sencilla se puede descartar medidas erróneas de los encoders incrementales cuando se produce deslizamiento; no considerar la medida del encoder absoluto cuando el vehículo está parado, dado que se produce una singularidad; incluir (o no) cada uno de los objetos en el mapa en función de los resultados de la asociación de datos.

La fusión multifrecuencia consiste en formar un vector de salidas que contenga exclusivamente las medidas válidas y disponibles $\mathbf{y}(k)$,

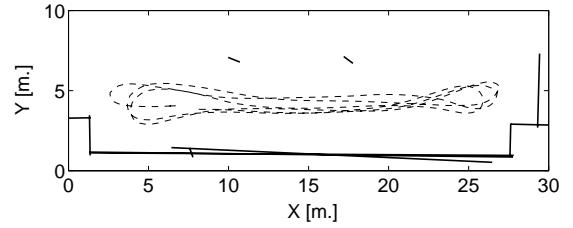
$$\begin{aligned} \mathbf{y}^{inc}(k) &\subseteq \mathbf{y}(k) \text{ sii } \text{mod}(k, r^{inc}) = 0 \text{ y } \delta^{inc}(k) = 1 \\ \mathbf{y}^{abs}(k) &\subseteq \mathbf{y}(k) \text{ sii } \text{mod}(k, r^{abs}) = 0 \text{ y } \delta^{abs}(k) = 1 \\ \mathbf{y}^{las}(k) &\subseteq \mathbf{y}(k) \text{ sii } \text{mod}(k, r^{las}) = 0 \text{ y } \delta^{las}(k) = 1 \end{aligned}$$



(a) Estimación verdadera



(b) SLAM con EKF multifrecuencia (MR-EKF)



(c) SLAM EKF monofrecuencia (SR-EKF)

Figura 5: Estimación de la traza del robot y construcción del mapa usando distintas variantes del filtro de Kalman.

El Jacobiano de la salida $\mathbf{H}(k)$ y las covarianzas de los ruidos de medida $\mathbf{R}(k)$, también se ven afectados por la eliminación de sus correspondientes filas y/o columnas. Por tanto, salvo esta consideración, la actualización del estado es como en el EKF:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(k+1) &= \mathbf{H}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1) \\ \mathbf{K}(k+1) &= \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1)\mathbf{S}^{-1}(k+1) \\ \hat{\mathbf{x}}(k+1) &= \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)(\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k+1|k))) \\ \mathbf{P}(k+1) &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1))\mathbf{P}(k+1|k) \end{aligned}$$

2.7. Ejemplo de Localización y Construcción del Mapa

Se ha realizado un experimento de la carretilla dando vueltas en círculos, en el que las medidas de encoders se miden cada 50ms y los barridos del láser se toman cada 500ms, debido al retardo en las comunicaciones. Por un lado, se ha realizado sólo la localización suponiendo un mapa conocido (estimación verdadera), como se muestra en la Figura 5(a). Por otro lado, se ha implementado la estimación multifrecuencia (MR-EKF), estimando tanto la posición

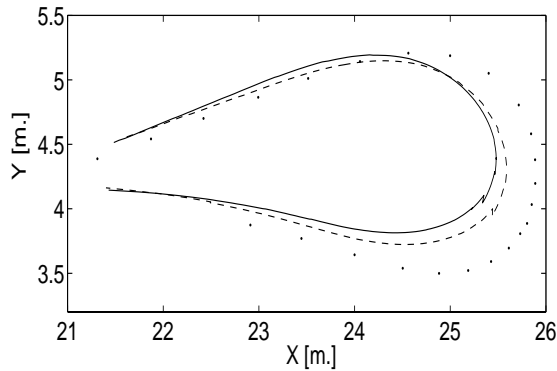


Figura 6: Comparación entre las diferentes estimaciones: *verdadera* (línea sólida), MR-EKF (línea rayada) y SR-EKF (línea punteada).

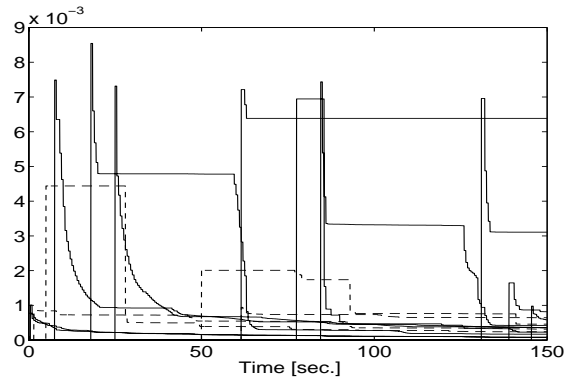


Figura 7: Desviación típica de los objetos estimados (σ_m^2). Líneas sólidas (paredes) y líneas rayadas (columnas).

como el mapa simultáneamente. En la Figura 5(b) se aprecian los resultados de la estimación, donde se observa que son bastante parecidos a los de la estimación *verdadera*.

Con el fin de comparar las ventajas de usar el filtro de Kalman multifrecuencia, se ha realizado la estimación monofrecuencia (SR-EKF), donde todas las variables se miden cada 500ms y el estado se estima a esa misma frecuencia. La Figura 5(c) muestra la estimación monofrecuencia, donde se puede apreciar que la estimación del mapa ha sido más pobre. En la Figura 6 se observa claramente las diferencias entre las tres estimaciones durante el primer giro del robot. No obstante, se quiere destacar que se han encontrado numerosos casos, dependiendo de los parámetros de ajuste, en los que la estimación monofrecuencia era inestable, a pesar de que la multifrecuencia permanecía estable.

La Figura 7, muestra la desviación típica de los objetos conforme se van incorporando al mapa del robot. Se puede apreciar que, tal y como se asegura en la teoría del SLAM, la incertidumbre decrece monótonamente.

3. Navegación mediante Campos Potenciales

El método de Campos Potenciales Artificiales [14] ha sido ampliamente estudiado para el problema de evitación de obstáculos tanto en el ámbito de los robots móviles como en el de los robots manipuladores. Se trata de una técnica de planificación de movimientos que representa al robot como un punto en el espacio de configuraciones, como una partícula bajo la influencia de un campo potencial artificial

cuyas variaciones locales reflejan la estructura del espacio libre de obstáculos.

La función potencial U suele definirse como la suma de un potencial atractivo U_{att} , que estira del robot hacia la configuración destino, y de un potencial repulsivo U_{rep} , que empuja al robot lejos de los obstáculos. La planificación de movimientos se realiza de una manera iterativa. En cada iteración, la fuerza artificial inducida por la función potencial en la configuración actual es considerada como la dirección de movimiento más prometedora y la generación de caminos se realiza a lo largo de esta dirección mediante incrementos.

Este método fue originalmente desarrollado como una técnica de evitación de colisiones on-line, aplicable cuando el robot no dispone de un modelo del entorno pero los obstáculos son detectados por los sensores durante la ejecución del movimiento. Sin embargo, si se dispone de un modelo inicial de los obstáculos puede utilizarse el mismo método para planificar un camino simulando el movimiento de una partícula.

3.1. Campos Potenciales

Se ha aplicado el método de campos potenciales para la navegación en un entorno conocido, concretamente un almacén por el que circula una carretilla elevadora industrial como la mostrada en la Figura 4. Se trata de un entorno completamente estructurado del que se ha generado un mapa mediante una exploración previa y aplicando la técnica detallada en la sección anterior. La distribución en planta del almacén se muestra en la Figura 8.

La aplicación del método de campos potenciales supone definir una función potencial que haga mo-

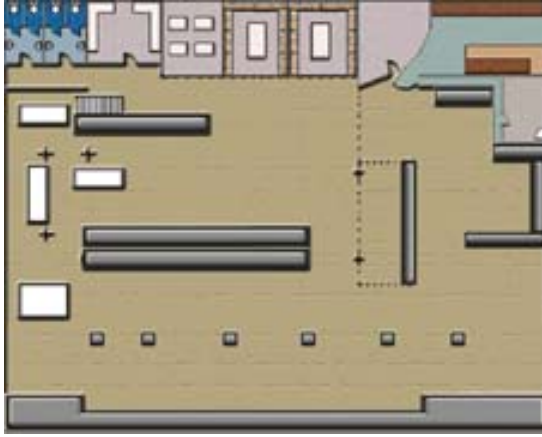


Figura 8: Entorno de navegación

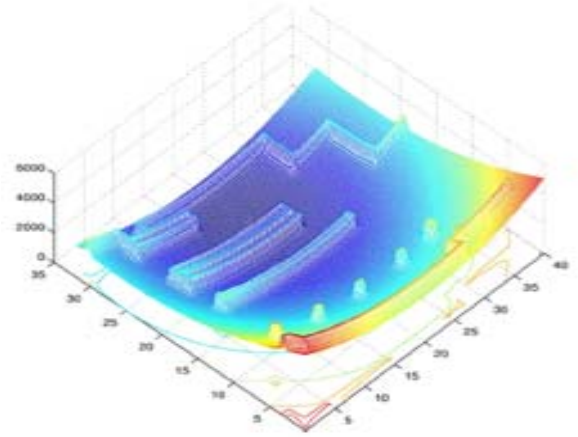


Figura 9: Campo Potencial

verse al robot desde el origen hasta el destino. Para ello, esta función generará un campo de fuerzas artificiales en el espacio de configuraciones del robot que provocará el desplazamiento del móvil en la dirección negativa del gradiente del potencial, tal como indica la expresión:

$$\mathbf{F}(q) = -\nabla U(q) \quad (4)$$

siendo $\nabla U(q)$ el vector gradiente de U en la configuración q del espacio de configuraciones del robot. En un espacio bidimensional se tiene que $q=[x \text{ y } \theta]$.

El campo potencial se define según:

$$U_{att}(q) = \frac{1}{2}\xi\|q - q_{dest}\| \quad (5)$$

$$U_{rep}(q) = \frac{1}{2}\eta\left(\frac{1}{\|q - q_{obs}\|} - \frac{1}{d_{obs}}\right)^2 \quad (6)$$

$$U(q) = U_{att}(q) + U_{rep}(q) \quad (7)$$

donde $U_{att}(q)$ es el potencial atractivo asociado a la configuración destino q_{dest} y $U_{rep}(q)$ es el potencial repulsivo asociado a los obstáculos. U_{att} es independiente de los obstáculos, mientras que $U_{rep}(q)$ es independiente de la configuración destino. Por otra parte, $\|q - q_{obs}\|$ indica la mínima distancia desde el móvil en la configuración q hasta el obstáculo, d_{obs} es una constante positiva que representa el área de influencia dentro de la cual la acción repulsiva del obstáculo influirá sobre el móvil y tanto ξ como η son factores de escala positivos, que permiten ponderar el grado de atracción del destino o de repulsión de los obstáculos cuando el móvil se encuentra bajo su área de influencia.

El campo global generado para el entorno presentado en la Figura 8 se muestra en la Figura 9.

Se ha realizado una simulación de la navegación del robot móvil en el entorno definido. Para determinar

el campo repulsivo se ha considerado la información del entorno procedente del mapa obtenido mediante exploración. En él los obstáculos son representados mediante líneas, de las cuales se dispone de la siguiente información: punto inicial, punto final, distancia al origen y orientación. Para cada obstáculo se ha obtenido la distancia más cercana al robot en cada momento, lo que ha proporcionado el valor del potencial repulsivo y, por consiguiente, el valor de la fuerza repulsiva.

Para la planificación de caminos guiada mediante potenciales se ha seleccionado el método *depth-first*, caracterizado por la sencillez de su implementación [18]. Esta técnica supone construir una trayectoria como concatenación de segmentos sucesivos que se orientan en la dirección del gradiente negativo de la función potencial. Esto implica que el robot sigue siempre la mayor pendiente descendente de la función potencial hasta alcanzar la configuración destino. Su aplicación se basa en un proceso iterativo donde para cada configuración, según la dirección del gradiente, se determina la siguiente configuración a alcanzar.

Sean $(x, y, \theta) \in \mathbb{R}^2 \times 2\pi$ las coordenadas del robot en un mapa (U, θ) . La posición y orientación del robot en el instante $i + 1$ vienen dadas por las coordenadas correspondientes al instante i anterior según las expresiones:

$$\begin{pmatrix} x(q_{i+1}) \\ y(q_{i+1}) \\ \theta(q_{i+1}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x(q_i) \\ y(q_i) \\ \theta(q_i) \end{pmatrix} + l_i \mathbf{u}_i(q_i)$$

donde l_i denota la longitud de avance en el instante i y \mathbf{u}_i es el vector unitario que indica la dirección en la que debe avanzar el robot para evitar los obstáculos, es decir, la dirección de la fuerza obtenida por aplicación de la ecuación 4.

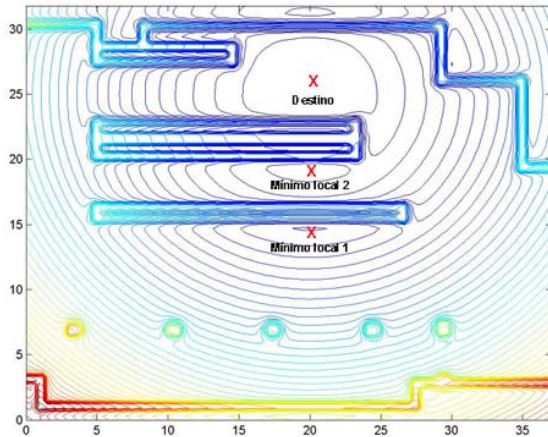


Figura 10: Campo potencial con dos mínimos locales.

La longitud de avance se acota para asegurar que el movimiento del móvil no interseccione con una zona ocupada por los obstáculos. Por un lado, es aconsejable utilizar longitudes pequeñas, para que el móvil no colisione con los obstáculos. Además, el avance debe ser lo suficientemente corto como para que el móvil no pueda sobrepasar la configuración destino, pues, de lo contrario, podría producirse alguna oscilación del móvil (incluso indefinidamente) en las cercanías de la configuración destino. Por otra parte, la longitud de avance puede ser un valor variable durante la trayectoria, en función de la distancia al destino y/o a los obstáculos. En la simulación presentada se ha considerado una longitud de avance pequeña y constante, quedando para posteriores ampliaciones la utilización de una longitud de avance variable.

La técnica *deph-first* resulta muy rápida para la generación de caminos *on-line* en casos favorables. Sin embargo, puede quedarse enclavada en mínimos locales de la función potencial con relativa facilidad. La Figura 10 ilustra esta situación mostrando los contornos equipotenciales de la función potencial obtenida para el entorno consistente en un almacén industrial. En ella se observa la existencia dos mínimos locales en las posiciones (20,15) y (20,19) distintos del destino, ubicado en (20,25).

3.2. Cargas Ficticias

Con objeto de paliar los problemas generados por los mínimos locales se ha utilizado el método de las *cargas ficticias* como estrategia de escape de los mismos. Esta técnica consiste en dotar al sistema con la capacidad de añadir cargas repulsivas ficticias que obliguen al robot a alejarse de los mínimos locales

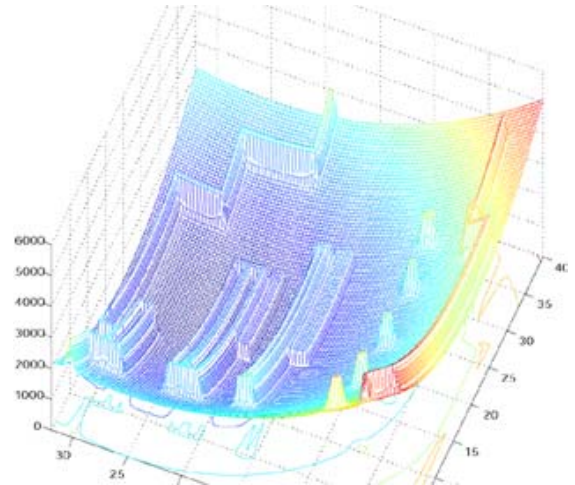


Figura 11: Campo Potencial con Cargas Ficticias.

una vez que son localizados. La adición de una o varias cargas ficticias equivale a provocar artificialmente una elevación en la superficie del campo de potencial.

La situación de un mínimo local puede detectarse teniendo en cuenta la suma total de las fuerzas que inciden sobre el robot. Cuando esta fuerza se hace muy pequeña el movimiento inducido es prácticamente nulo. Por tanto, se considera que el robot ha caído en un mínimo local cuando la fuerza ejercida sobre el robot es menor que cierto valor umbral F_0 .

Ante tales situaciones la solución consiste en colocar una carga repulsiva unitaria que incite al robot a escapar del mínimo local, cuyo punto de aplicación viene dado por la expresión:

$$q_{ci} = \psi(q - \mathbf{F}_r + \mathbf{u}_i) \quad (8)$$

donde q es la posición actual del robot, \mathbf{F}_r es la fuerza repulsiva asociada a la estructura física del entorno y \mathbf{u}_i es un vector unitario perpendicular al vector que apunta hacia el destino \mathbf{u}_a (vector que da la dirección de la fuerza atractiva \mathbf{F}_a). Finalmente, ψ es una constante real que determina la distancia a la que se colocará la carga.

Denotar que en el plano existen dos vectores perpendiculares a \mathbf{u}_a con direcciones opuestas (izquierda y derecha) que generan dos movimientos diferentes del robot. En consecuencia, existen varias opciones en la elección de \mathbf{u}_i : siempre a la derecha, siempre a la izquierda, aleatoriamente a la derecha o a la izquierda y, por último, seleccionar la trayectoria más natural del robot, es decir, la que menos difiera en ángulo a la dirección actual del robot. Esta última ha sido la utilizada.

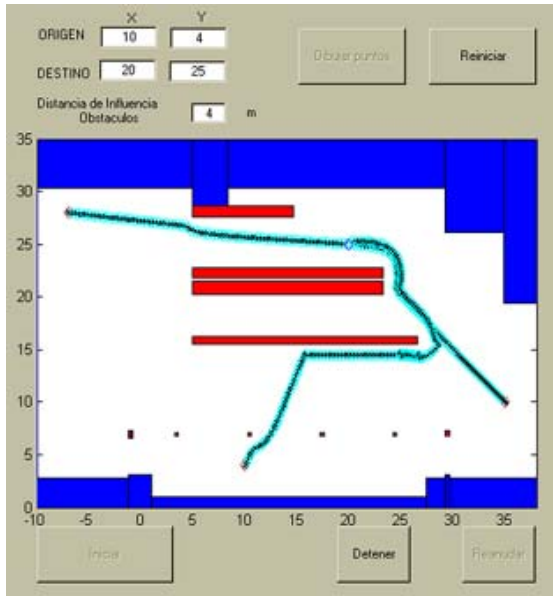


Figura 12: Planificación desde distintos orígenes.

La expresión del potencial generado por una carga ficticia viene dado por la ecuación

$$U_{ci}(q) = \frac{K_c}{2} \left(\frac{1}{\|q - q_{ci}\|} \right)^{m_c} \quad (9)$$

siendo m_c y K_c constantes de ajuste.

En la Figura 11 puede verse el campo potencial representado en la Figura 9 modificado por la adición de una carga ficticia.

La fuerza total debida a cargas ficticias obedece a la expresión:

$$\mathbf{F}_c = \sum_i \frac{-K_c}{\|q - q_{ci}\|^{m_c-1}} \mathbf{u}_{ci} \quad (10)$$

donde \mathbf{u}_{ci} es un vector unitario en la dirección de la carga ficticia i y $\|q - q_{ci}\|$ es la distancia del robot a dicha carga.

La navegación del robot móvil se ha realizado en base a estas expresiones. En concreto se ha considerado una carga ficticia situada a una distancia de 1 m del robot puntual ($\psi = 1$), utilizando para las constantes los siguientes valores: $K_c = 8$ y $m_c = 2$. En la Figura 12 se muestra la planificación de movimientos desde distintos orígenes hasta la configuración destino mostrada en la Figura 10, que posee dos mínimos locales en las cercanías de las estanterías. Se observa claramente que el robot no se queda enclavado en ninguno de los dos mínimos locales existentes.

4. Conclusiones

En este artículo se ha tratado el problema de la navegación de robots móviles en entornos industriales. Por un lado se resuelve la problemática de la localización y la construcción del mapa. Por otro lado, se realiza una planificación sin mínimos locales que permita al robot llegar desde un punto origen a otro destino.

Para la localización y construcción del mapa, se ha hecho uso de técnicas multifrecuenciales, con el fin de utilizar los sensores a la máxima cadencia.

La planificación sin mínimos locales utilizando campos potenciales artificiales se ha resuelto mediante la técnica de cargas ficticias.

Este desarrollo se engloba dentro de un proyecto más amplio consistente en la automatización de almacenes mediante vehículos autoguiados. Es este proyecto se contempla su integración en el sistema de información de la empresa, el cual genera los partes de movimiento de acuerdo a la estrategia de producción.

Referencias

- [1] Armesto, L. y Tornero, J. (2003) "Trajectory extrapolation using multi-rate high order holds", *Symp. on Intelligent Components and Instruments for Control Applications*.
- [2] Armesto, L., Chroust, S., Vincze, M. y Tornero, J., (2004) "Multi-rate Fusion with Vision and Inertial Sensors", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*.
- [3] Bar-Shalom, Y. y Fortman, T.E., (1988) *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York.
- [4] Borenstein, J. y Koren, Y., (1989) "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 19(5), pp. 1179-1187.
- [5] Borenstein, J. y Koren, Y., (1991) "The Vector Field Histogram - Fast obstacle avoidance for mobile robots", *IEEE Trans. Robot. Automation*, 7(3), pp. 278-287.
- [6] Castellanos, J.A., Neira, J. y Tardos, J.D. (2001) "Multisensor fusion for simultaneous localization and map building", *IEEE Trans. Robot. Automation*, 17(6).
- [7] Chengqing, L., Ang, M.H., Krishnan, H. y Yong, L.S., (2000) "Virtual obstacle concept for local-minimum-recovery in potential-field based navigation", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, 2, pp. 983 - 988.

- [8] Deriche, R., Vaillant, R. y Faugeras, O., (1992) "From noise edges points to 3d reconstruction of a scene: A robuts approach and its uncertainty analysis". *Machine Perception and Artificial Inteligence*, 2, pp. 71-79, World Scientific.
- [9] Dissanayake, M.W.M.G, Newman, P., Clark, S., Durrant-Whyte, H.F. y Csorba, M., (2001) "A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem", *IEEE Trans. Robot. Automation*, 17(3), pp. 229-241.
- [10] Duda, R. y Hart, R., (1973) *Classification and Scene Analysis*, John Wiley and Sons, New York.
- [11] Haddad, H., Khatib, M., Lacrox, S. y Chatila, R., (1998) "Reactive navigation in outdoor environments using potential fields", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1232-1237.
- [12] Idiart, M. A. P. y Trevisan, M., (2002) "Directing a random walker with optimal potentials", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 307(1-2), pp. 52-62.
- [13] Jensfelt, P. y Christensen, H.I., (2001) "Pose tracking using laser scanning and minimalistic environmental models", *IEEE Trans. Robot. Automation*, 17(2), pp. 138-147.
- [14] Khatib, O., (1986) "Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots", *Int. J. Robotics Research*, 5(1), pp. 90-98.
- [15] Khatib, M., (1996) "Sensor-based motion control for mobile robots", PhD thesis, LAAS-CNRS, Toulouse, France.
- [16] Kim, J. y Khosla, P., (1992) "Real-time obstacle avoidance using harmonic potencial functions", *IEEE Trans. Robot. Automation*, 8(3), pp. 338-349.
- [17] Krogh, B.H. y Thorpe, C., (1986) "Integrated path planning and dynamic steering control for autonomous vehicles", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1664-1669.
- [18] Latombe, J. C., (1991) *Robot motion planning*, Kluwer Academic Publishers.
- [19] Maravall, D., De Lope, J. y Serradilla, F., (2000) "Combination of model-based and reactive methods in autonomous navigation", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 2328-2333.
- [20] Mora, M.C., Suesta, V., Armesto, L. y Tornero, J., (2003) "Factory management and transport automation", *IEEE Conf. Emerging Technologies and Factory Automation*, 2, pp. 508-515.
- [21] Rosell, J. y Iñiguez, P., (2002) "A Hierarchical And Dynamic Method To Compute Harmonic Functions For Constrained Motion Planning", *IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, 3, pp. 2335-2340.
- [22] Serradilla, F. y Maravall, D., (1996) "A navigation systema for mobile robots using visual feedback and artificial potential fields", *13th European Meeting on Cybernetics and System Research*, pp. 1159-1164.
- [23] Smith, R., Self, M. y Cheeseman, P., (1988) "A stochastic map for uncertain spatial relationships", *Int. Symp. in Robot. Research*, pp. 467-474.
- [24] Tanner, H.G., Loizou, S. y Kyriakopoulos, K.J., (2003) "Nonholonomic Navigation and Control of Cooperating Mobile Manipulators", *IEEE Trans. Robot. Automation*, 19(1), pp. 53-64.
- [25] Thrun, S., Fox, S. y Burgard, W., (1998) "A probabilistic approach to concurrent mapping and localization", *Mach. Learning Autonomous Robots*, pp. 29-53.
- [26] Ulrich, I. y Borenstein, J., (1998) "VFH+: Reliable obstacle avoidance for fast mobile robots", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1572-1577.
- [27] Ulrich, I. y Borenstein, J., (2000) "VFH*: Local obstacle avoidance with look-ahead verification", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 2505-2511.
- [28] Valavanis K. P., Hebert, T., Kolluru, R. y Tsourveloudis, N.C., (2000) "Mobile robot navigation in 2-d dynamic environments using electrostatic potential fields", *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics - Part A*, 30(2), pp. 187-197.
- [29] Wang, Y. y Chirikjian, G.S., (2000) "A New Potential Field Method For Robot Path Planning", *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 977-982.