

Una Nueva Perspectiva para los Sistemas de SLAM Activo mediante Mapas de Incertidumbre

Sebastian Sansoni¹, Javier Gimenez¹, Gaston Castro², Santiago Tosetti¹, Flavio Capraro¹

¹Instituto de Automática (INAUT), San Juan, Argentina, ssansoni,jgimenez,stosetti,fcapraro at inuat.unsj.edu.ar

²CIFASIS, French Argentine International Center for Information and Systems Sciences (CONICET – UNR), Rosario, Argentina, gcastro at cifasis-conicet.gov.ar

Abstract—Los sistemas de *Active Simultaneous Localization and Mapping (ASLAM)* utilizan indicadores para planificar la exploración de un entorno desconocido. Estos indicadores se basan en la incertidumbre del mapa, del agente, la distancia recorrida, el costo energético, la cobertura, el tiempo requerido, entre otros. Fusionar estos indicadores es un desafío, ya que cada uno de ellos tiene un rango de valores y unidades diferentes, requiriendo de factores de ponderación que deben ser ajustados empíricamente. Este trabajo presenta una nueva forma de modelar la variabilidad de los datos, que acompañado de un Mapa de Incertidumbre (MI), permite fusionar tanto la dispersión del mapa como la del agente en un único indicador. Usualmente las fronteras entre lo conocido y lo desconocido son utilizadas como objetivos de exploración. En este trabajo y mediante los MI es posible redefinir estos objetivos introduciendo el concepto de Fronteras de Incertidumbre (FI). Al igual que las fronteras usuales las FI sirven como criterio de parada de la exploración incluso en espacios abiertos, un problema sin resolver en la literatura. Esta metodología es independiente del sistema de SLAM subyacente y puede ser adaptada para cualquier tipo de sensor. En este trabajo se presentan resultados experimentales en un entorno simulado. Todo el sistema se encuentra implementado mediante nodos de ROS, los cuales están disponibles en <https://github.com/Seba-san/UncertaintyMap>.

Index Terms—Entropía relativa, Mapa de incertidumbre, SLAM Activo

I. INTRODUCCIÓN

La navegación autónoma requiere una representación del entorno lo suficientemente precisa como para que los sistemas que controlan al agente no comprometan la seguridad y los recursos. Los sistemas que resuelven el problema de Localización y Mapeo Simultáneo (SLAM, por sus siglas en inglés) ofrecen una representación del entorno y una estimación de la posición del agente mediante la información obtenida de distintos sensores. Los errores de estas estimaciones están relacionados con las trayectorias recorridas. Es así como se requiere un indicador que cuantifique la incertidumbre del mapa y con este implementar un planificador de trayectorias que minimice dicho indicador, entre otros objetivos de optimización. La definición de métricas específicas que permitan evaluar el desempeño, el logro de un balance óptimo entre la exploración y la disminución de la incertidumbre en zonas ya exploradas, así como la generación de trayectorias que optimicen estas

métricas, constituyen los ejes centrales de lo que se conoce como Mapeo y Localización Simultáneos Activo (SLAM Activo o ASLAM).

Desde el trabajo de [1] las fronteras, definidas como el lugar geométrico que separa lo explorado de lo no explorado, son utilizadas como objetivos de exploración. Por otro lado en [2] se incluye el concepto de entropía para el mapa y para la trayectoria del agente para realizar tareas de planificación de trayectorias. En [3] se propone el uso de regiones con alta incertidumbre, lo cual combinado con la entropía del mapa y del agente, incentiva a que las trayectorias se enfoquen en disminuir la incertidumbre de estas zonas.

Por otro lado tanto en 2D [4] como en 3D [5] el uso de mapas grillados juega un rol predominante cuando se realizan tareas de planificación de trayectorias. Sin embargo en [6; 7; 8; 2] se busca incorporar información adicional al Mapa de Ocupación (MO), dando cuenta de que la información provista por el MO no es suficiente.

En este trabajo, se propone añadir al MO un mapa de incertidumbre (MI), el cual asigna un valor de incertidumbre de medición a cada celda del MO. Este MI, al igual que el MO, se actualiza mediante una aproximación Bayesiana. Este tipo de mapa tiene dos propiedades relevantes para la planificación de trayectorias. Primero, al almacenar una medida de incertidumbre en cada celda, es posible calcular un gradiente de incertidumbre, facilitando la identificación de regiones con variaciones significativas en la incertidumbre de estimación. Estas variaciones, al superar un umbral determinado, se denominan Fronteras de Incertidumbre (FI). Segundo, usando un método inspirado en la divergencia de Kullback-Leibler, se puede calcular un índice de incertidumbre global del mapa. Este índice, llamado SiREN (*Signed Relative Entropy*), permite comparar dos estimaciones de mapas para determinar cuál es más precisa.

A diferencia de otros trabajos, esta propuesta requiere establecer un factor de ponderación que es interpretable y medible. Este parámetro se denota como σ_{\max} y determina la máxima incertidumbre tolerable para la reconstrucción del mapa. La interpretabilidad es una propiedad de un modelo o sistema que permite al usuario entender o explicar cómo las decisiones son tomadas. Si un modelo posee parámetros que no son interpretables se pone en duda la fiabilidad del modelo [9].

Para una ilustración preliminar, la Fig. I presenta dos

Este trabajo fue realizado con el apoyo de la Universidad Nacional de San Juan y el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).

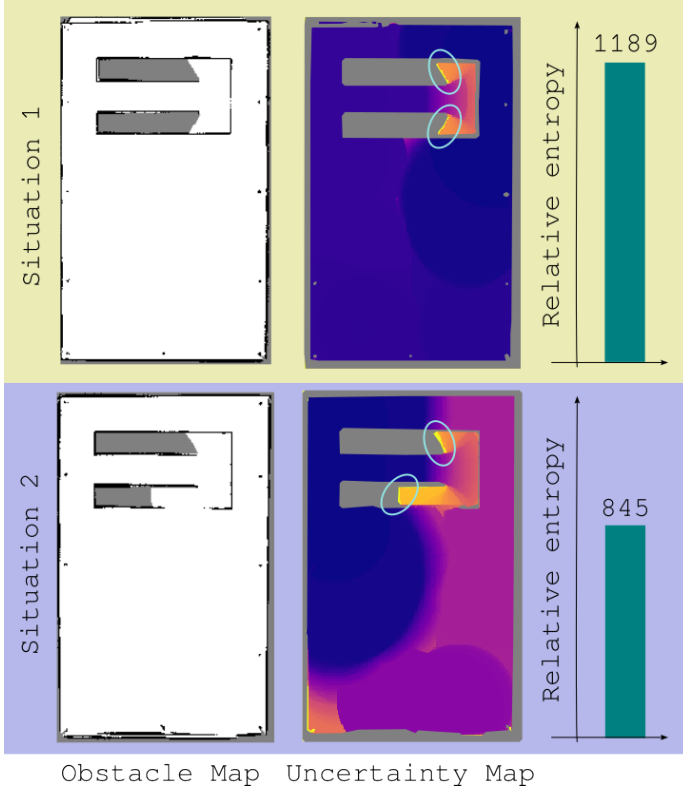


Fig. 1. Ejemplo de dos procesos de exploración con distintos σ_{\max} .

procesos de exploración caracterizados por distintos valores de σ_{\max} . En el lado izquierdo, se exhiben dos MO que, a primera vista, no presentan diferencias significativas entre sí. Sin embargo, en el centro, sus respectivos MI revelan diferencias notables: las áreas en azul oscuro indican zonas de baja incertidumbre, mientras que las amarillas señalan alta incertidumbre. A la derecha, se muestra una barra representativa del índice SiREn, siendo más elevado en el mapa superior, lo cual indica una mayor predominancia de celdas con baja incertidumbre. A pesar de que se alcanzó el criterio de parada en ambos casos (indicando la ausencia de FI), se observan, en color celeste, fronteras clásicas que aún no han sido exploradas.

II. MARCO TEÓRICO

A. Modelado de la incertidumbre

Por incertidumbre se entiende como la dispersión de una variable con respecto a sus medidas de tendencia central, tales como la media, mediana, moda, entre otros. Si las mediciones son modeladas con una variable aleatoria unimodal X , entonces hay una región alrededor de su moda/media cuya probabilidad está inversamente relacionada con la medida de dispersión. La desigualdad de Chebyshev provee una cota superior para esta probabilidad. Asumiendo que la moda de X es igual a su media μ y que además tiene varianza σ^2 ,

entonces la desigualdad de Chebyshev mejorada por Gauss [10], resulta:

$$P\left(|X - \mu| < \frac{s}{2}\right) \geq \frac{s}{2\sqrt{3}\sigma}, \quad 0 \leq s \leq \frac{\sigma}{\sqrt{3}} \quad (1)$$

Esta desigualdad determina una relación inversa entre la probabilidad del intervalo $[\mu - s/2, \mu + s/2]$ y σ . De aquí, si se calcula la probabilidad del intervalo, se obtiene una cota para la incertidumbre, con lo cual la probabilidad representa la dispersión de la variable aleatoria para un intervalo dado por s . En particular cuando $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, resulta:

$$\begin{aligned} P\left(|X - \mu| \leq \frac{s}{2}\right) &= \Phi\left(\frac{s}{2\sigma}\right) - \Phi\left(-\frac{s}{2\sigma}\right) = 2\left(\Phi\left(\frac{s}{2\sigma}\right) - \frac{1}{2}\right) \\ &= 2\Phi\left(\frac{s}{2\sigma}\right) - 1 \end{aligned}$$

donde Φ es la función de distribución acumulada de la normal estándar y s es la amplitud del intervalo.

Para el caso de una variable aleatoria multivariada $X \in \mathbb{R}^n$, $X \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$ y considerando un hiper rectángulo A con lados s_i dado por:

$$A = \{x \in \mathbb{R}^n : |x_i - \mu_i| < s_i/2 \forall i = 1, \dots, n\}, \quad (2)$$

la probabilidad asociada a la incertidumbre de esta variable aleatoria es:

$$P(X \in A) = \int_A \mathcal{N}(\mu, \Sigma)(w)dw. \quad (3)$$

Sin embargo este enfoque no se limita a distribuciones normales, pueden ser distribuciones no paramétricas, en donde la probabilidad se define como la probabilidad de que el evento A suceda. De aquí en adelante para referirse a esta probabilidad se utilizara el término de *Probabilidad de Dispersión* (PD).

En términos generales la metodología propuesta se basa en mantener un mapa grillado, llamado mapa de incertidumbre, el cual se deriva de un mapa compuesto por probabilidades de dispersión definidas sobre cada celda. Una medición realizada afectará a una celda específica en el mapa de incertidumbre, dependiendo del modelo del sensor y la ubicación del agente. La PD de la celda k -th es actualizada si $\mu \in R_k$, donde R_k es la región cubierta por la celda.

B. Actualización del mapa de incertidumbre mediante log-odds

Una vez que se obtiene una nueva medición, es necesario fusionar esta información con la PD previa. Para esto se utiliza una modificación del procedimiento descrito en [4] conocido como log-odds. Este procedimiento se basa en la regla de Bayes aplicada sobre una variable aleatoria binaria. En este caso el evento A definido en la (2) tiene dos posibles valores, A y su complemento A^c .

La actualización propuesta por [4] está dada por:

$$l_{t,k} = l_{t-1,k} + \log\left(\frac{P_{t,k}}{1 - P_{t,k}}\right), \quad (4)$$

donde $l_{t,k}$ es el log-odds de la celda k -th en el tiempo t , y $P_{t,k}$ es la PD que se quiere asignar a la celda k -th en el tiempo t .

Cuando se utiliza esta regla, si el parámetro $l_{t,k}$ alcanza valores extremos, se requieren valores extremos de $P_{t,k}$ o bien una gran cantidad de observaciones consistentes para que $l_{t,k}$ se modifique significativamente. Esto es un problema ya que en la práctica se cometen errores de estimación y se requiere de un mecanismo que permita corregir estos errores. Los errores mencionados pueden originarse tanto de trayectorias caracterizadas por elevada incertidumbre como de la realización de cierres de lazos en el sistema de SLAM, situaciones en las cuales la incertidumbre en determinadas celdas se reduce de manera significativa.

Otros autores [5; 11] han sugerido modificaciones adicionales a esta regla de actualización. En el presente estudio, se introduce una modificación diseñada para prevenir la saturación de $l_{t,k}$ y se busca que el valor converja hacia el último valor observado. La regla propuesta se describe de la siguiente manera:

$$\ell_{t,k} = \begin{cases} \ell_{t-1,k} & \text{si } \ell_{t-1,k} > \max\{\ell_\beta, \ell_{\text{new}}\} \\ \ell_{t-1,k} + \kappa(\ell_{\text{new}} - \ell_{t-1,k}) & \text{otro caso,} \end{cases} \quad (5)$$

con:

$$\ell_\beta = \log\left(\frac{\beta}{1-\beta}\right), \quad \ell_{\text{new}} = \log\left(\frac{P_{t,k}}{1-P_{t,k}}\right), \quad \kappa = 1/2$$

siendo β la PD correspondiente a σ_{max} . De esta manera, la incertidumbre de la celda k -th se actualiza de acuerdo a la PD siempre y cuando esta sea mayor a β y a la PD anterior asociada a esta celda.

C. Mapa de incertidumbre

Hasta este punto, las probabilidades de dispersión e incertidumbre se han tratado como sinónimos, sin embargo hay una relación monótona decreciente entre ellas. En esta sección se describe un procedimiento para transformar de una hacia la otra respetando las unidades y las escalas.

Mediante la (3) se obtiene la PD de una celda. Luego las celda U_k del Mapa de Incertidumbre (MI) se calculan según:

$$U_k = \sigma_{\text{max}} \left(\frac{\beta}{P_k} \right)^{\frac{1}{N}}, \quad (6)$$

donde N es la dimensión del vector de medidas, σ_{max} es la máxima incertidumbre tolerable y β es la PD correspondiente ese σ .

D. Frontera de incertidumbre

Las no linealidades inherentes al sistema de medición pueden dar lugar a discontinuidades en el MI, las cuales se manifiestan como cambios abruptos en la incertidumbre de medición. A estas áreas de transición abrupta se las denomina *Fronteras de Incertidumbre* (FI), dado que marcan los límites donde la incertidumbre experimenta variaciones significativas. Realizar nuevas mediciones en estas zonas permite suavizar

estas discontinuidades, convirtiendo a las FI en objetivos prioritarios para la exploración, con el fin de mejorar la precisión del MI. Para obtenerlas, primero se calcula el gradiente espacial sobre el MI, luego se calcula una norma de este gradiente y por último se comprueba si supera cierto umbral. Si el umbral es superado, entonces se considera que hay una FI en esa celda, es decir se debe cumplir que $\|\nabla U_k\|_2 > T_h$, siendo T_h un umbral a definir. Mientras más pequeño sea este umbral, más sensible será el sistema a las FI generando una mayor cantidad de objetivos de exploración. El valor de T_h depende del σ_{max} . Notar que si $T_h > \sigma_{\text{max}}$ no se encontrarán FI.

Por otro lado, en presencia de obstáculos se generarán FI debido a la oclusión que estos producen, por esta razón este tipo de FI son descartadas. Además las FI generadas por alguna celda tal que $\sigma_k \geq \sigma_{\text{max}}$ también son descartadas. Esta regla mantiene acotada la incertidumbre de medición.

E. Medida de Información: Entropía Relativa

Para obtener una medida de información sobre todo el mapa normalmente se utiliza la entropía de Shannon [2]. Sin embargo esta medida no está bien definida para distribuciones continuas ya que puede dar negativa. Por esta razón se propone una nueva medida de información inspirada en la divergencia de Kullback-Leibler para el caso continuo. Esta se denomina *SiREn* (por sus siglas en inglés, Signed Relative Entropy) y está dada por:

$$D_{\text{KL}}(M) \approx \sum_k C \left(\ln \frac{P_k}{\beta} - \frac{N}{2} + \frac{N}{2} \frac{\beta}{P_k} \right)^{2/N} \text{sign}(P_k - \beta), \quad (7)$$

donde C es el espacio que ocupa la celda k -th, sign es la función signo y N es la dimensión del vector de medidas.

Este índice propuesto cuenta con las siguientes propiedades:

- Si las celdas del *mapa de probabilidades de dispersión* comienzan con todas sus celdas iguales a β , entonces $D_{\text{KL}}(M) = 0$.
- Cada celda aporta una cantidad proporcional al espacio que ocupa, esto permite incorporar mapas de resolución variable como Octomap [5].
- Si alguna celda cumple que $P_k < \beta$ entonces su aporte dentro de la sumatoria será negativo.
- Hay una relación monótona decreciente no lineal entre $D_{\text{KL}}(M)$ y $\tilde{\sigma}_k$. Esta relación no lineal es más sensible a los cambios en la incertidumbre de medición cuando $P_k > \beta$ que cuando $P_k < \beta$ (Notar que hay una asíntota vertical cuando $P_k = 1$).

Esta medida de información puede ser extendida a mapas de cualquier dimensión y a cualquier otra entidad que pueda ser medida y que tenga asociada una medida de incertidumbre. Por ejemplo, en los sistemas de SLAM basados en landmarks, SiREn puede calcularse según:

$$D_{\text{KL}}(\mathbb{L}) = \sum_{|\Sigma_\beta| \geq |\Sigma_{t_i}|}^{N_i} D_{\text{KL}}(\mathbf{L}_i) - \sum_{|\Sigma_\beta| < |\Sigma_{t_i}|}^{N_i} D_{\text{KL}}(\mathbf{L}_i) \quad (8)$$

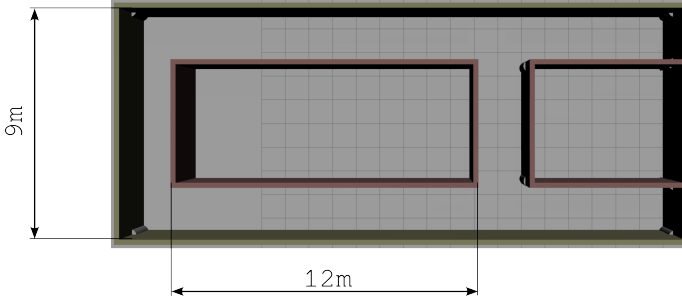


Fig. 2. Mapa propuesto para testear las FI. Los pasillos tienen un ancho de 2m y una longitud de 12m.

donde

$$D_{KL}(\mathbf{L}_i) = \frac{1}{2} \left(\ln \left(\frac{|\Sigma_\beta|}{|\Sigma_{l_i}|} \right) + \text{tr} \left(\Sigma_\beta^{-1} \Sigma_{l_i} \right) - n_l \right)$$

y N_l es la cantidad de landmarks, Σ_β es la matriz de varianza-covarianza máxima tolerable para un landmark (puede considerarse una matriz diagonal con elementos σ_{\max}), Σ_{l_i} es la matriz de varianza-covarianza del landmark l_i y n_l es la dimensión del vector de medidas del landmark l_i .

III. EVALUACIÓN

En esta sección se mostrará el comportamiento del modelo de incertidumbre propuesto, el índice SiREn y las FI. Para esto se proponen dos experimentos con objetivos particulares.

El primer experimento busca mostrar el comportamiento de las FI, cómo estas se generan, cómo se comportan en presencia de obstáculos y su dependencia con T_h . El segundo experimento busca mostrar la relación entre el índice SiREn, la incertidumbre del mapa, la cobertura del mapa explorado y su potencial aplicación en la planificación de trayectorias.

Para esto se implementaron dos escenarios en el simulador Gazebo, en conjunto con un vehículo en configuración diferencial. El vehículo posee un sensor láser 2D con un campo de visión de 360° y un rango máximo de 5m. Por otro lado se implementó un sistema de SLAM mediante el filtro de Kalman de orden reducido para estimar la posición del vehículo, la orientación se asume conocida. De este sistema se obtiene la matriz de varianza-covarianza de la posición del vehículo y de los landmarks. Con todo este sistema y mediante ray-casting se obtiene un MO y el MI.

A. Test de Fronteras de Incertidumbre

En esta simulación, se muestra el comportamiento de las FI. Para esto el vehículo se desplaza en un entorno con pasillos, tal y como se muestra en la Fig. 2.

Para realizar este experimento se fijó $\sigma_{\max} = 1m$ y $T_h = 0.2$. Todas las fronteras a una distancia de 0.5m o menos de un obstáculo son descartadas. El vehículo se mueve desde el punto P_i hasta el punto P_f siguiendo la trayectoria mostrada en el MO en la Fig. 3.

El MI obtenido se muestra en la parte superior de la Fig. 3 donde las zonas en azul tienen menos incertidumbre que las zonas en rojo. Las tres regiones R_1 , R_2 y R_3 resaltadas en el

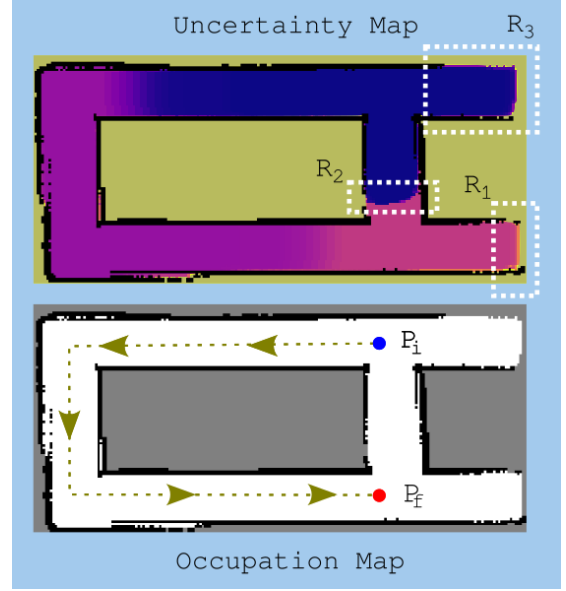


Fig. 3. Mapa propuesto para testear las FI. Las zonas en azul tienen menos incertidumbre que las zonas en rojo.

MI son FI si se sigue con el procedimiento descrito en la Sec. II-D. El gradiente promedio de las regiones es 0.28, 0.36 y 0.45 respectivamente.

En esta situación, si se obtienen las fronteras en un sentido clásico, solo R_1 y R_3 serían consideradas como objetivos de exploración. Sin embargo, teniendo en cuenta las FI, R_2 potencialmente podría cerrar un lazo y con esto mejorar la estimación del mapa. Por otro lado, si el umbral T_h es mayor a 0.28 entonces R_1 no sería considerada como FI.

Para eliminar una frontera en el sentido clásico, se requiere que el campo de visión del sensor alcance las celdas frontera. Esta acción eliminará la frontera y potencialmente creará otras si es que no hay obstáculos. Sin embargo para eliminar una FI se requiere que $\|\nabla U_k\|_2 < T_h$, y esto sucede cuando la máxima incertidumbre de la frontera se reduce. Por esta razón la trayectoria generada por el planificador tendrá que tener en cuenta la incertidumbre del agente. Por ejemplo, para este test, si el planificador una vez que alcanza el punto P_f decide volver al punto P_i volviendo sobre sus pasos, entonces la incertidumbre del agente seguirá creciendo y R_2 no podrá ser eliminada. Por el contrario, si el planificador decide ir por el camino más corto que une P_i con P_f entonces la incertidumbre del agente disminuirá y R_2 podrá ser eliminada.

En este experimento se realizó una comparación entre las fronteras clásicas y las FI. Ambas pueden ser consideradas como objetivos de exploración, sin embargo las FI incluyen regiones en donde se pueden realizar cierres de lazos y mejorar la estimación del mapa. Además las FI determinan regiones que podrían ser re-exploradas para disminuir la incertidumbre del mapa.

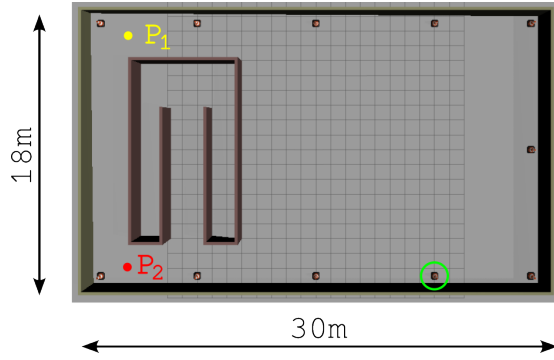


Fig. 4. Escenario propuesto para el segundo experimento.

B. Test de SiRen

El objetivo de este segundo experimento es mostrar el comportamiento de la entropía relativa (o el índice SiRen) y su relación con otras métricas como la cobertura de la exploración, la incertidumbre y la incertidumbre de los landmarks. Además se busca mostrar cómo se puede utilizar esta medida para planificar trayectorias.

Para esto, el robot se coloca en un escenario con perímetro rectangular con landmarks colocados como se muestra en la Fig. 4. En este escenario se realizaron ocho experimentos variando tanto las configuraciones de los landmarks, la posición inicial y el σ_{\max} . En todos los casos se tomó una incertidumbre inicial $\tilde{\sigma}_0 = 0.1m$ y un umbral $T_h = 0.3m$. En la Tabla I se muestra el detalle de cada experimento.

TABLE I
ESQUEMA PROPUESTO PARA CADA EXPERIMENTO.

| Identificador | Config | Pose inicial | σ_{\max} [m] |
|---------------|--------|--------------|---------------------|
| 1 | C_1 | P_1 | 1.0 |
| 2 | C_1 | P_1 | 0.6 |
| 3 | C_1 | P_2 | 1.0 |
| 4 | C_1 | P_2 | 0.6 |
| 5 | C_2 | P_1 | 1.0 |
| 6 | C_2 | P_1 | 0.6 |
| 7 | C_2 | P_2 | 1.0 |
| 8 | C_2 | P_2 | 0.6 |

El punto amarillo P_1 y el punto rojo P_2 son la posición inicial del robot para cada experimento. Los landmarks son los puntos rojos en la periferia y la circunferencia en verde denota el landmark que se agrega a la configuración C_1 para obtener la configuración C_2 .

El vehículo utiliza un controlador no lineal [12] de seguimiento de trayectorias para alcanzar los waypoints generados por el planificador de trayectorias. Este planificador basado en FI genera waypoints distanciados cada $1m$. Para obtener las trayectorias utiliza el algoritmo RRT* [13] modificado para que las trayectorias mantengan la incertidumbre acotada, para esto utiliza los landmarks como referencias de incertidumbre.

Para cada esquema, el robot se coloca en la posición correspondiente, se obtienen las FI, se selecciona la más cercana y se obtienen las trayectorias generadas por el

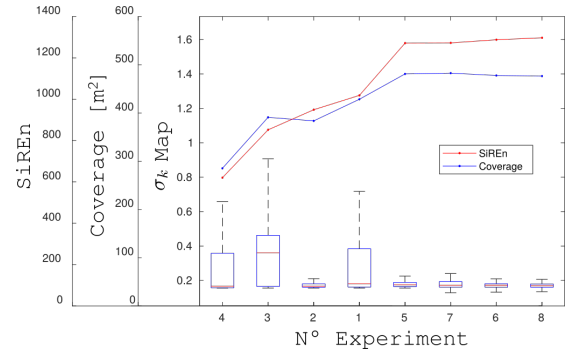


Fig. 5. Resultados comparativos de todos los experimentos.

planificador RRT* modificado. Luego se ejecuta aquella trayectoria que minimiza la incertidumbre del agente. Este proceso se repite hasta que no hay más FI. Debido a la naturaleza estocástica del RRT*, cada esquema se repite 5 veces y se obtienen estadísticas sobre estas repeticiones.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados de cada experimento se presentan en la Fig. 5. Para cada mapa final obtenido, se calculó el índice SiRen. Posteriormente, se determinó la mediana del índice SiRen de cada experimento, y estos se organizaron de manera que la representación gráfica exhibiera una pendiente ascendente. Los diagramas de caja muestran la dispersión de las celdas U_k en el MI a lo largo de las cinco repeticiones. La cobertura y el índice SiRen están representados mediante líneas azules y rojas, respectivamente, cada una con su respectivo eje en las ordenadas situado al lado izquierdo.

Si solo se tiene en cuenta el índice SiRen, los peores resultados se obtuvieron para el experimento $N^{\circ}4$ y los mejores para el experimento $N^{\circ}8$, pero seguido de cerca por los experimentos $N^{\circ}6, 7, 5$. Además, en orden de impacto, los parámetros que más afectan al índice SiRen son la configuración de landmarks, seguido por la posición inicial y por último el σ_{\max} . Este resultado concuerda con las evidencias en la literatura, que indican que tanto la cantidad como la distribución de los landmarks influyen en el proceso de reconstrucción. Por otro lado, la posición inicial afecta al resultado final del mapa, ya que una posición inicial desfavorable puede generar que se requieran desplazamientos más largos con solo odometría, incrementando la incertidumbre del agente y por ende del mapa. Por último, el parámetro σ_{\max} es el que menos afecta al índice SiRen. Esto significa que el índice SiRen es más sensible a la configuración de los landmarks y a la posición inicial que al σ_{\max} .

En contraste, no se encontró una relación clara entre la cobertura y el índice SiRen. El índice SiRen crece cuando la incertidumbre de las celdas baja, no sucede lo mismo con la cobertura, ya que esta aumenta sin tener en cuenta la incertidumbre. Por ejemplo, entre los experimentos $N^{\circ}3$ y $N^{\circ}4$ y entre los experimentos $N^{\circ}5 - 8$, el índice SiRen crece mientras que la cobertura disminuye. Además este

comportamiento se intensifica debido a la naturaleza no lineal de la relación entre el índice SiREn y la incertidumbre de las celdas.

En cada experimento el movimiento del robot fue restringido y no se logró alcanzar una cobertura del 100%. Esto significa que un sistema de planificación basado en FI garantiza que el mapa se explore de manera acotada. Esto es particularmente ventajoso cuando el mapa es significativamente grande para ser explorado en una sola corrida, con condiciones iniciales desafiantes, mala distribución de landmarks y/o en espacios abiertos.

V. CONCLUSIONES

El proceso de exploración está principalmente influenciado por la configuración inicial de los landmarks, seguido por las condiciones iniciales y por último por el σ_{\max} utilizado. Esto indica que el único parámetro de configuración de esta metodología es menos influyente que otros parámetros como la posición inicial del agente y la cantidad y distribución de los landmarks.

Además, integrar este enfoque de modelado de mapas con un sistema de planificación basado en FI permite al agente explorar espacios abiertos de manera autónoma, un comportamiento no observado previamente en la literatura de Active SLAM revisada. Por otro lado, las FI resultan ser una herramienta efectiva para determinar los criterios de parada, abordando un problema abierto destacado en la literatura.

A diferencia de otros sistemas de Active SLAM, este enfoque sólo requiere que el sistema de SLAM mantenga la incertidumbre del agente, lo que lo hace independiente del tipo de SLAM empleado. Este método también puede adaptarse a varios tipos de sensores, incluidas cámaras, LiDAR 3D o una fusión de sensores, siempre que se proporcione la incertidumbre de medición para cada celda mapeada.

Es crucial tener en cuenta que la entropía relativa, o SiREn, es sensible tanto a la cobertura como a la incertidumbre de reconstrucción. Esta característica es esencial para comparar diferentes reconstrucciones y seleccionar la ruta más adecuada, logrando así de manera efectiva los objetivos fundamentales de Active SLAM.

Las futuras investigaciones se enfocarán en el desarrollo de un sistema de planificación que integre tanto el índice SiREn como las Fronteras de Incertidumbre. Este sistema será diseñado para ser compatible con sistemas de SLAM, tanto aquellos que utilizan landmarks como los que no lo hacen.

REFERENCES

- [1] B. Yamauchi, "A frontier-based approach for autonomous exploration," in *Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation CIRA'97: Towards New Computational Principles for Robotics and Automation*, pp. 146–151, IEEE, 1997.
- [2] C. Stachniss, G. Grisetti, and W. Burgard, "Information gain-based exploration using rao-blackwellized particle filters," in *Robotics: Science and systems*, vol. 2, pp. 65–72, 2005.
- [3] N. Atanasov, J. Le Ny, K. Daniilidis, and G. J. Pappas, "Decentralized active information acquisition: Theory and application to multi-robot slam," in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 4775–4782, IEEE, 2015.
- [4] S. Thrun, "Learning occupancy grids with forward models," in *Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium (Cat. No. 01CH37180)*, vol. 3, pp. 1676–1681, IEEE, 2001.
- [5] A. Hornung, K. M. Wurm, M. Bennewitz, C. niss, and W. Burgard, "Octomap: An efficient probabilistic 3d mapping framework based on octrees," *Autonomous robots*, vol. 34, no. 3, pp. 189–206, 2013.
- [6] S. J. Moorehead, R. Simmons, and W. L. Whittaker, "Autonomous exploration using multiple sources of information," in *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 01CH37164)*, vol. 3, pp. 3098–3103, IEEE, 2001.
- [7] F. Bourgault, A. A. Makarenko, S. B. Williams, B. Grocholsky, and H. F. Durrant-Whyte, "Information based adaptive robotic exploration," in *IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems*, vol. 1, pp. 540–545, IEEE, 2002.
- [8] C. Stachniss and W. Burgard, "Exploring unknown environments with mobile robots using coverage maps," in *IJCAI*, vol. 2003, pp. 1127–1134, 2003.
- [9] E. Aguirre-Zapata, H. Alvarez, C. V. Dagatti, F. Di Sciascio, and A. N. Amicarelli, "Parametric interpretability of growth kinetics equations in a process model for the life cycle of lobesia botrana," *Ecological Modelling*, vol. -, no. -, pp. -, 2023.
- [10] B. P. Van Parys, P. J. Goulart, and D. Kuhn, "Generalized gauss inequalities via semidefinite programming," *Mathematical Programming*, vol. 156, pp. 271–302, 2016.
- [11] A.-A. Agha-Mohammadi, E. Heiden, K. Hausman, and G. Sukhatme, "Confidence-rich grid mapping," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 38, no. 12-13, pp. 1352–1374, 2019.
- [12] H. Secchi, R. Carelli, and V. Mut, "Design of stable algorithms for mobile robot control with obstacle avoidance," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 32, no. 2, pp. 8456–8461, 1999.
- [13] S. Karaman, M. R. Walter, A. Perez, E. Frazzoli, and S. Teller, "Anytime motion planning using the rrt," in *2011 IEEE international conference on robotics and automation*, pp. 1478–1483, IEEE, 2011.