

BLOQUE 1

1.-Tipos de Modelos de motion:

- Differential drive : movimiento independiente (rotar,atrás y adelante)
- Ackerman Steering: las ruedas giran en diferentes ángulos (coches)

2.-Movimiento del robot:

- Velocity based: velocidad lineal y angular
- Odometry based : encoder (mide las rotaciones)

3.-Differential drive: las velocidades de las ruedas se usan para calcular el movimiento.

4.-Problemas que se pueden encontrar:

- Desplazamiento de las ruedas
- Unequal floor
- Precisión de las ruedas
- Calibraciones inadecuadas

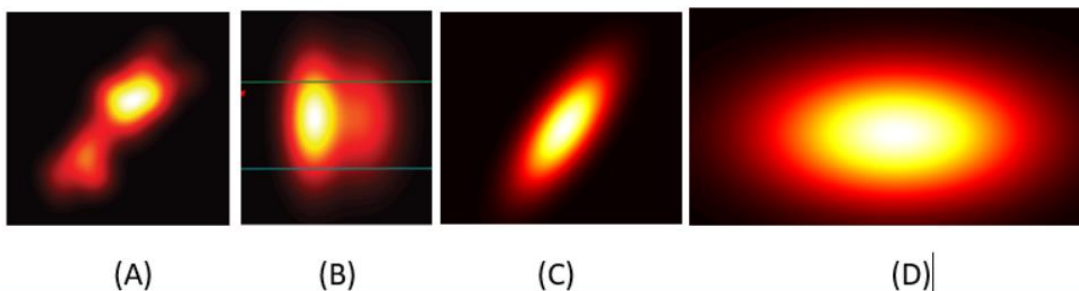
5.- El movimiento del robot: $p(x_t / u_t, x_{t-1})$

6.-ICR (Centro instantáneo de rotación): $\frac{l}{2} \times \frac{v_l + v_r}{v_r - v_l}$

7.-Un robot autónomo:

- Emplea información sensorial para tomar decisiones.
- Puede operar en entornos no totalmente conocidos.

8.- Dadas las pdf conjuntas de las variables x e y, seleccionar la dependencia/independencia entre ellas:



A: Dependiente.

B: Independiente.

C: Dependiente.

D: Independiente.

9.-Expresiones correctas:

- $P(x/y) = \int p(x/y,z) p(z) dz$
- $P(x) = \int p(x,y)dy$

10.- Tenemos un robot en un espacio rectangular de 10x5 baldosas (celdas) y que puede estar orientado en 4 direcciones del plano: Norte (N), Sur (S), Este (E), y Oeste (O), con las siguientes probabilidades:

$$p(N) = P(S) = 1/6;$$

$$P(E) = P(O) = 1/3.$$

Sabiendo que la probabilidad de que esté en la baldosa (3,2) es $P(x,y) = P(3,2) = 1/8$ y que esta es independiente de que tenga cualquier orientación.

¿Cuál es la probabilidad de que esté en la baldosa (3,2) y no mire al Norte ni al Oeste?

Solución: 1/16

Cálculos:

$$P(3,2) = P(x,y) = 1/8$$

Ni norte ni oeste

$$P(3,2) * (P(S) + P(E)) = 1/8 * (1/3 + 1/6) = 1/16$$

11.-¿Qué es un vehículo holonómico?

El número de grados de libertad del movimiento coincide con el número de grados de libertad de control del sistema

Puede moverse de manera independiente en cualquier dirección en su espacio de movimiento permitido.

12.-

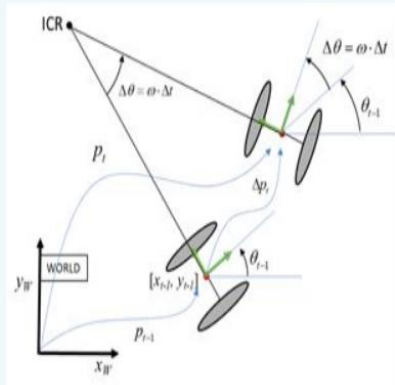
Sea la variable aleatoria $X \sim N(\mu, \Sigma)$. Considérese la transformación lineal de X , $Y = AX + B$, siendo A una matriz y B un vector.

Selecciona una:

- ☒ a. $Y \sim N(A\mu + B, A\Sigma A^t)$ ✓
- ☐ b. $Y \sim N(A\mu, A\Sigma A^t)$
- ☐ c. $Y \sim N(\mu + B, A\Sigma A^t)$
- ☐ d. $Y \sim N(A\mu + B, \Sigma A^t)$

13.-

En referencia a la figura siguiente, donde se muestra el desplazamiento incremental de un robot en el plano entre dos momentos temporales $t-1$ y t



¿Cuál es la pose del robot en el instante t en el sistema de referencia del mundo (World)?

Selecciona una:

- ☒ a.
$$\begin{bmatrix} x_{t-1} + \Delta x_t \cos \theta_{t-1} - \Delta y_t \sin \theta_{t-1} \\ y_{t-1} + \Delta x_t \sin \theta_{t-1} + \Delta y_t \cos \theta_{t-1} \\ \theta_{t-1} + \Delta \theta_t \end{bmatrix}$$
 ✓
- ☐ b.
$$\begin{bmatrix} \Delta x_t \cos \theta_{t-1} - \Delta y_t \sin \theta_{t-1} \\ \Delta x_t \sin \theta_{t-1} + \Delta y_t \cos \theta_{t-1} \\ \Delta \theta_t \end{bmatrix}$$

14.-¿Cuál es la expresión que describe probabilísticamente el modelo de movimiento?

$$p(x_t / u_t, x_{t-1})$$

15.- Dado el modelo de observación $z = h(x, m) + w$, donde $w \sim N(0, Q)$, seleccione la expresión correcta

$$p(z|x, m) \sim N(h(x, m), Q)$$

16.-En la expresión del calculo de la distribución de la probabilidad de la pose del robot x_t , las variables de la función son: x_t

17.- En un filtro de Kalman extendido para la localización:

- Etapas de Corrección: $\mu_t = \dots$, $\Sigma_t^1 = \dots$, $kt = \dots$
- Etapas de predicción: $\bar{\mu}_t = \dots$, $\bar{\Sigma}_t = \dots$

18.- Para un problema de emparejamiento de marcas observado por un robot de pose p con marcas almacenadas en un robot 2D:

- Formulas correctas:
 - $E_i(R, t) = \|p \oplus x_i - m_i\|^2$
 - $E_i(R, t) = \|m_i - R(\vartheta)x_i - t\|^2 \text{ cov } t = [px, py]^T$
 - $E_i(R, t) = \|m_i - P \otimes x_i\|^2$
- Formulas incorrectas:
 - $E_i(R, t) = m_i - p \oplus x_i$

19.-En relación a un filtro de partículas para la localización:

- La idea es representar la función de distribución a posteriori de la pose mediante partículas que serán muestras de esa distribución.
- La función likelihood se aplica cambiando el peso de las partículas.
- Permite modelar múltiples hipótesis sobre la localización del robot.

20.-En un grafica resultante de ejecutar comandos de movimiento:

Cada punto representa una posible posición del robot fruto de componer una acción ruidosa con la posición anterior.

21.- Consideresé un robot equipado con un sensor de distancia (range) que toma mediciones z a marcas del entorno. Dicho robot realiza un recorrido localizándose globalmente mediante mínimos cuadrados por medio de una optimización iterativa de su pose mediante el algoritmo de Gauss-Newton, que se inicializa en la posición odométrica:

- La incertidumbre (varianza) de la medida (distancia) observada afecta al mínimo obtenido.
- La calidad de la odometría empleada influye en el número de iteraciones que emplea el algoritmo en converger a una solución.

22.-¿Qué es el embodiment?

La inteligencia emerge de la interacción de un agente con un enviroment y como resultado de una actividad sensorimotor (cambiar el mundo, predecir el mundo)

23.-Robots Industriales:

- Pegados al suelo
- Repiten siempre la misma cosa
- Espacio de trabajo conocido

24.-Robots autónomos:

- Entornos donde no todo se conoce a priori
- Hacen decisiones inteligentes basadas en datos sensoriales

25.-

- Localización : Cual es mi posición en zonas que conozco
- Mapping / SLAM: que hay en el workspace? Objetos, landmarks,...
- Obstacle avoidance: como debería conducir para evitar el obstáculo

- Path planning: cual es el mejor camino para llegar a la meta?
- Task planning: como resuelvo mis misiones?

26.- Como calcular posiciones:

(PROBABILIDAD EN CASILLA)

	1	2	3	4	5	6
6		0.01				
5	0.01	0.01	0.02	0.02		
4	0.02	0.1	0.15	0.1	0.05	
3	0.02	0.05	0.1	0.05	0.02	
2	0.01	0.01	0.1	0.05	0.02	
1			0.01	0.05	0.02	

1. Probabilidad que este en la columna 3 o la fila 3.

$P(A) + P(B) - P(A \cap B)$

• $P(x=3) + P(y=3) - P(x=3, y=3)$

• $(0.02 + 0.15 + 0.1 + 0.1 + 0.01) + (0.02 + 0.05 + 0.1 + 0.05 + 0.02) - 0.1$

$= 0.38 + 0.19 - 0.1 = 0.47$

27.-Markov Assumption:

El estado futuro de un sistema depende solo de su estado presente y no de sus estados pasados: (x_t seria el estado)

$$P(x_{t+1}|x_t, x_{t-1}, \dots, x_0) = P(x_{t+1}|x_t)$$

$$p(x_{t+1}|x_{1:t}, z_{1:t+1}, u_{1:t+1}) = p(x_{t+1}|x_t, z_{t+1}, u_{t+1})$$

$$p(z_{t+1}|x_{t+1}, z_{1:t}) = p(z_{t+1}|x_{t+1})$$

Se puede aplicar en:

- Localización
- Path Planning
- SLAM
- Filtro de Bayes

Limitaciones:

- Perdida de información
- No es siempre realista
- Si se pierden detalles importantes se rompe la assumption

28.-

Bayes Filter. Observation + Motion

z = observation
 u = motion
 x = state (pose, map)

$$\text{Belief}(x_t) = p(x_t | u_1, z_1, \dots, u_t, z_t) = p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t})$$

$$z_{1:t} = z_1, \dots, z_t$$

$$u_{1:t} = u_1, \dots, u_t$$

Bayes $= \eta p(z_t | x_t, \overline{u_{1:t}}, \overline{z_{1:t-1}}) p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t-1}) \leftarrow \text{without } z_t$

Markov $= \eta p(z_t | x_t) p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t-1}) \quad p(x_t) = \int p(x_t, x_{t-1}) dx_{t-1} = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1}) dx_{t-1}$

Total prob. $= \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | \overline{u_{1:t}}, \overline{z_{1:t-1}}, x_{t-1}) p(x_{t-1} | u_{1:t}, z_{1:t-1}) dx_{t-1}$

Markov $= \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) p(x_{t-1} | u_{1:t}, z_{1:t-1}) dx_{t-1}$

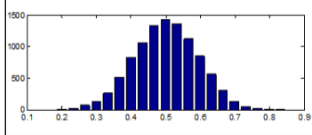
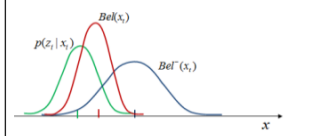
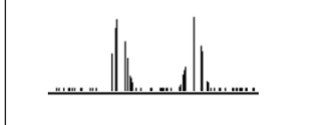
Markov $= \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) \boxed{p(x_{t-1} | u_{1:t-1}, z_{1:t-1})} dx_{t-1}$ We don't apply Markov here because it is not needed. This is the definition of $\text{Belief}(x_{t-1})$

$$= \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | u_t, x_{t-1}) \text{Belief}(x_{t-1}) dx_{t-1}$$

71

29.-

Bayes Filter can be implemented in a number of ways

	$\text{Bel}(x_t)$	Variable x_t	Example 1 D
Discrete (histogram) Filter	Histogram /Grid	Discrete	
Kalman Filter	Gaussian	Continuous	
Particle Filter	Particles	Discrete	

72

30.- Likelihood:

Representa como de bien una hipótesis de estado explica los datos observados.
How likely it is to observe the data given a specific state:

P(Observación / Estado) o P(B/A)

Formula del Likelihood Gaussiano:

$$p(z_t|x_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot e^{-\frac{(z_t-h(x_t))^2}{2\sigma^2}}$$

Usos:

- Filtro de partículas:
 - El likelihood determina cuanto peso le asignamos a cada partícula.
 - Las partículas con estados de más likelihood tienen mas importancia.
- SLAM:
 - Ayuda a determinar como de bien se ajustan los datos observados del sensor y la posición predicha del robot
 - Es crucial para actualizar el mapa y la posición del robot.

Necesita:

- Modelo probabilístico/ Mapa del entorno (landmarks,...)
- Datos observados
- Parámetros del modelo
- Función de verosimilitud
- Suposiciones del modelo

31.-Maximum likelihood: busca la x que maximiza la función del likelihood.

-Tienes un modelo probabilístico con algunos datos.

-Observas algunos datos.

-Elegimos los parámetros del modelo que hagan que los datos observados sean lo mas likely posible.

32.-Diferencias entre Likelihood y ML:

Likelihood	ML
Mide como de bien encajan los datos en una hipotesis	Encuentra la hipótesis que encaja mejor
Evalua una hipótesis a la vez	Encuentra la hipótesis con mayor verosimilitud.
Devuelve un valor(puntaje de verosimilitud)	Devuelve la mejor hipotesis

33.-Minimos Cuadrados:

El método de mínimos cuadrados se usa para encontrar la mejor estimación de una variable (como la posición de un robot) cuando las mediciones (z) están afectadas por errores o ruido. Dado el modelo $z = Hx$, que relaciona las mediciones z con la variable desconocida x usando la matriz H, donde H describe como las mediciones dependen de la variable x, el objetivo es minimizar la diferencia entre z y Hx.

Esto se logra minimizando el error cuadrático $e^2 = (z - Hx)^2$.

La solución optima es: $\hat{x} = (H^T H)^{-1} H^T z$, que utiliza algebra matricial para encontrar el valor de x que mejor ajusta las mediciones.

Si algunas mediciones son más confiables que otras, se aplica una versión ponderada usando una matriz de pesos (Q).

Importancia del tamaño de la matriz H:

1. $m=n$:

- Misma cantidad de mediciones (m) que incógnitas (n).
- H es cuadrada (ejemplo: 3x3) y, si es invertible, puedes resolver directamente:

$$\circ \quad x = H^{-1}z$$

$m>n$:

Más mediciones (m) que incógnitas (n).

No hay solución exacta debido al ruido, pero se usa **mínimos cuadrados** para encontrar la mejor aproximación:

$$\hat{x} = (H^T H)^{-1} H^T z$$

$m<n$:

Menos mediciones (m) que incógnitas (n).

El problema no es resoluble porque falta información.

Conclusión: El tamaño de H indica si el sistema tiene solución directa, necesita estimación o no puede resolverse por falta de datos.

Least Squares Positioning: Given $z = Hx$, find the (best) pose \hat{x}

$$z_{m \times 1} = H_{m \times n} x_{n \times 1}$$

n : pose, typically 3 or 6 unknowns
 m : #observation constraints (equations)

$m=3$
 $n=3$
 H

if $m=n$: unknowns (n) equals (independent) equations (m). For example, having 3 independent observations to compute the pose

- H (3x3) is invertible, direct solution for x : $x = H^{-1}z$

m
 $n=3$
 H

if $m < n$: more unknowns (n) than equations (m)

- The pose is **Non-observable**: infinitely many solutions for x ($H^T H$ not invertible)

m
 $n=3$
 H

if $m > n$: less unknowns (n) than equations (m)

- No exact solution since measurements z are affected by error: $z = Hx + e$
- Find x that is closest to the ideal \rightarrow **minimum square error**

$$\hat{x} = \arg \min_x \underbrace{e^T e}_{\text{Cost function } \|e\|^2} = \arg \min_x [(z - Hx)^T (z - Hx)] = \arg \min_x \underbrace{\|z - Hx\|^2}_{\text{Cost function}}$$

Solution:

$\hat{x} = (H^T H)^{-1} H^T z$
 $\Sigma_{\hat{x}} = (H^T H)^{-1}$

Best estimation
 Covariance of the estimation (propagating from the above equation)

34.-Clasificación de sensores:

- Propioceptivos: miden el estado interno del robot.
- Exteroceptivo: pillan información del entorno externo.
- Sensor pasivo: la energía viene del entorno.
- Sensor activo: emiten su propia energía.

35.-¿Qué es un beacon?

Dispositivos de guía de navegación con una posición conocida.

- Beacon Natural(landmark) : del ambiente.
- Beacon Artificial: gps , wifi,...

36.-Que es GPS?

Global positioning System, sistema de navegación por satélite.

Los satélites broadcast señales de radio que contienen su identidad y localización y el tiempo exacto en el que su señal fue enviada. Usa trilateración: mide distancias a 3 o mas satélites para determinar la ubicación.

Servicios:

- SPS : Estándar positioning service (para todos)
- PPS: precise positioning service (uso militar)

Factores que afectan:

- Sincronización entre satélites y receptores
- Interferencias atmosféricas o señales reflejadas.
- Cantidad de satélites visibles.

Técnicas:

- Stand Alone GPS estándar : precisión 10m (teléfonos)

- DGPS : usa estaciones de base para corrección, precisión 5m
- RTK GPS : precisión 5m (topografía)

37.-Beam Model

El Beam Model es un modelo probabilístico utilizado en robótica para representar el comportamiento de sensores de rango, como LIDAR o ultrasónicos. Divide las lecturas del sensor en cuatro componentes: mediciones correctas (hit), cuando detecta un obstáculo en la distancia esperada; fallos por terminación prematura (short), donde mide obstáculos más cercanos debido a interferencias; lecturas de rango máximo (max range), cuando no encuentra obstáculos dentro de su alcance; y ruido aleatorio (random), causado por errores o interferencias. Este modelo combina estas probabilidades para calcular la probabilidad de una medición específica, lo que permite a los robots manejar la incertidumbre de los sensores y actualizar su posición en el mapa.

38.-Filtro de Kalman (KF):

El Filtro de Kalman es un método probabilístico utilizado para estimar el estado de un sistema dinámico (como la posición de un robot) a partir de mediciones ruidosas. Es ideal para sistemas lineales con ruido gaussiano. Funciona en dos etapas:

- Predicción: Estima el estado futuro basándose en un modelo matemático del sistema.
- Corrección: Ajusta la predicción con las mediciones actuales, ponderando la incertidumbre del modelo y del sensor.

39.-Filtro de Kalman Extendido (EKF):

El Filtro de Kalman Extendido es una extensión del KF que se adapta a sistemas no lineales. Las principales diferencias son:

- Usa linealizaciones (derivadas parciales) del modelo no lineal en torno al estado actual para aproximar el comportamiento lineal.
- Implementa funciones no lineales para la predicción y la corrección.

40.-Diferencias:

Aspecto	KF	EKF
Aplicación	Sistemas lineales	Sistemas no lineales
Modelo del sistema	Modelos matemáticos lineales	no lineales
Calculo	Matrices constantes	Jacobianos
Complejidad	Computacionalmente simple	Mayor complejidad por la linealización
Exactitud	Muy preciso en sistemas lineales	Aproximado
Ejemplo de uso	Seguimiento de objetos en línea recta con velocidad constante	Navegación en entornos no lineales.

BLOQUE 2

1.- En relación con la creación de mapas de marcas con EKF ...

- Cuando en una observación hay marcas nuevas, la matriz de covarianza aumenta de tamaño

2.- En un problema de EKF Mapping (pose x conocida), dado un sensor con error gaussiano:

$$z_k = h(x, m) + e_k \quad e_k \sim N(0, R)$$

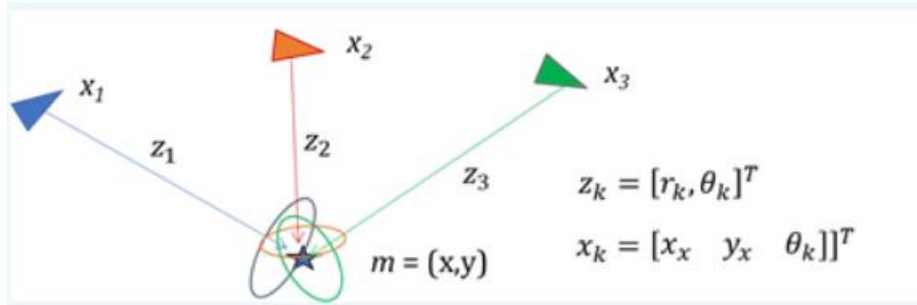
Falso:

- La incertidumbre de la posición estimada de una marca m siempre es igual o mayor que R

Verdadero:

- Cada vez que se re-observa una marca, disminuye la incertidumbre de la estimación
- Aunque el sensor sea muy ruidoso (R grande), se puede tener un mapa preciso con un numero suficiente de observaciones
- Al actualizar una marca (añadiendo una nueva observación), su posición estimada (la media) puede tener más error

3.- Un robot, equipado con un sensor range-bearing que da medidas $z = (r, \theta)$, observa una marca m desde 3 poses diferentes y conocidas (sin error), como se muestra en la figura. En la estimación por Mínimos Cuadrados (Least Squares) de la marca m .



Solución : El vector de error total a minimizar es de dimensión 6

4.- Indica para trabajar con que tipo de mapa (basado en landmarks o en un grid) se suelen emplear los siguientes tipos de sensores :

- GRID
 - SONARS
 - Escáner Laser 2D
- Landmarks
 - Camaras
 - Medidor WIFI

5.- En contexto del filtro de Kalman Extendido se muestran a continuación el vector de estado (x_{Est}) y la incertidumbre asociada (P_{Est}) estimados en un cierto instante de tiempo $t-1$, y los predichos en el instante de tiempo t (x_{Pred} y P_{Pred}). ¿Qué tipo de problema estamos abordando?

Mapping

6.- En relación al cierre de bucle en OnlineSLAM ...

Se re-observan marcas ya existentes en el mapa despues de un cierto tiempo sin ser observadas

7.- En relación al problema de Full SLAM ...

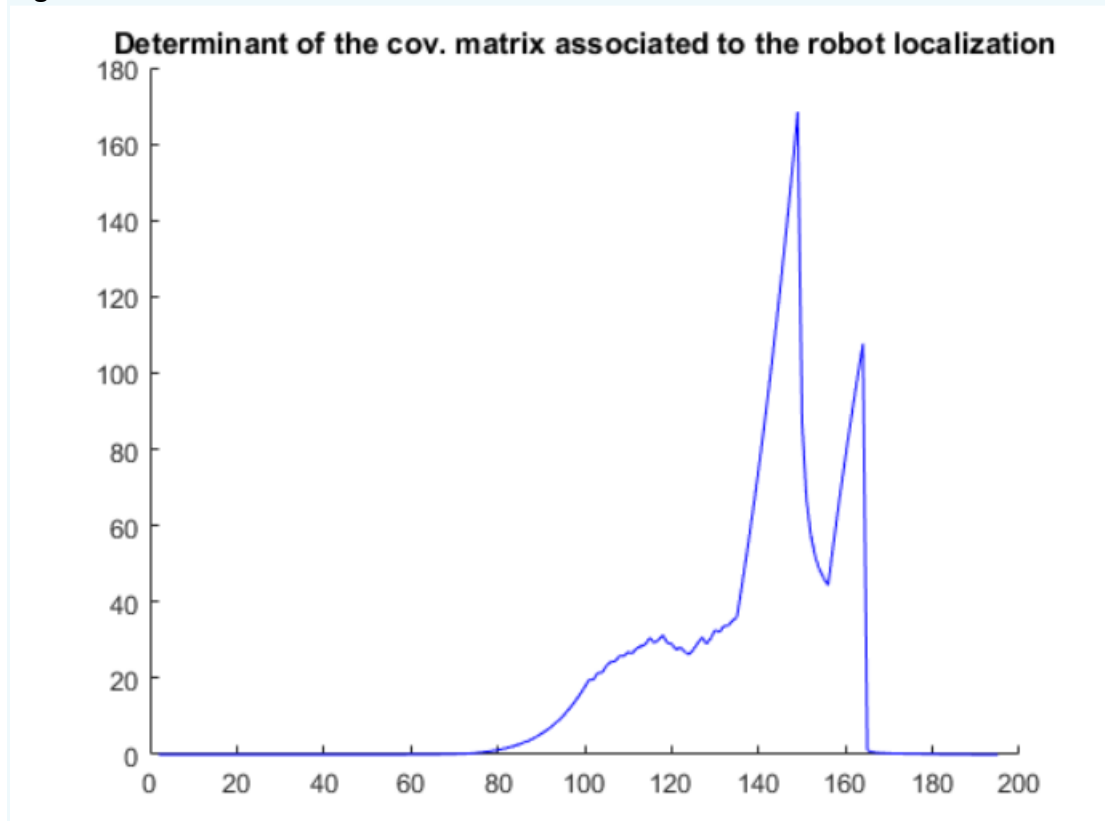
En Full SLAM se estima el mapa y todo el camino seguido por el robot

8.- En Online EKFSlam en el plano con un sensor range-only (solo da distancia a la marca), ¿cual es la dimensión del jacobiano de la función de observación de cada marca?: L : número de marcas en el vector de estado, M : número de marcas observadas en esa iteracion (instante de tiempo)

Solución: $1 \times (3+2L)$

9.- Sea Σ la matriz de covarianzas en un problema de (online) SLAM en 2D: x_{mT} es cero en las filas de las marcas observadas por primera vez

10.- La figura siguiente muestra la evolución del valor del determinante de la incertidumbre (matriz de covarianza) asociada a la posición del robot tras ejecutar un algoritmo de SLAM basado en EKF.



- El aumento brusco se debe a que el robot no observa ningún landmark.
- Las bajadas que se producen en cuanto al valor del determinante se deben a la visualización de landmarks que fueron anteriormente observadas por el robot.

11.- Navegación global vs. Navegación local. Relacione los términos:

- Navegación global:
 - Baja frecuencia de ejecución
 - Entrada mapa
- Navegación local:
 - Alta frecuencia de ejecución
 - Entrada observación

12.-El C-Space depende de la forma del robot.

13.-En relación a la navegación reactiva:

Las fuerzas aplicadas sobre el robot empujan a éste hacia el potencial mínimo

14.- Empareja cada uno de los componentes de la **arquitectura de control robótica ROS** con su definición/utilidad.

- Paquete : colección de ficheros , generalmente incluyendo ejecutables y ficheros auxiliares, que persiguen un propósito específico.
- Master: provee registro de nombres y comunicaciones peer-to-peer
- Nodo: Una instancia en ejecución de un programa ROS que provee y consume información.
- Servicio: Permite a un nodo solicitar una operación particular a otro nodo
- Topic: Permite la publicación de información y la suscripción a la misma.

15- Elige la mejor definición para Arquitectura de Control de un Robot:

Es el software que integra y maneja todos los módulos del robot para que realice una determinada misión

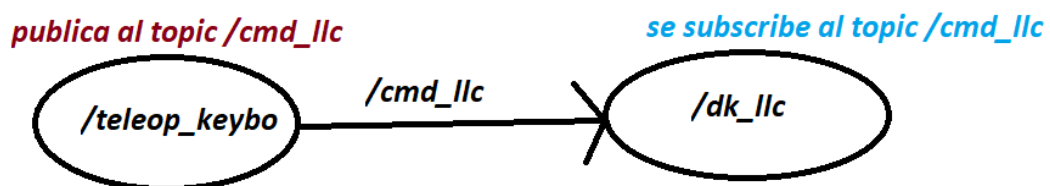
16.- ¿Cuáles de las siguientes afirmaciones sobre una arquitectura robótica que siga el paradigma deliverativo son correctas?

- Correctas:
 - Supone que el entorno del robot es estático.
 - Es el empleado por el primer robot "inteligente" Shakey.
- Incorrectas:
 - Presenta mecanismos para recuperarse de fallos en la ejecución de tareas.
 - Reacciona ante estímulos exteriores.

17.- La herramienta rviz se emplea para:

Visualizar en un entorno 3D: mapas, datos sensoriales y otros topics de la arquitectura ROS

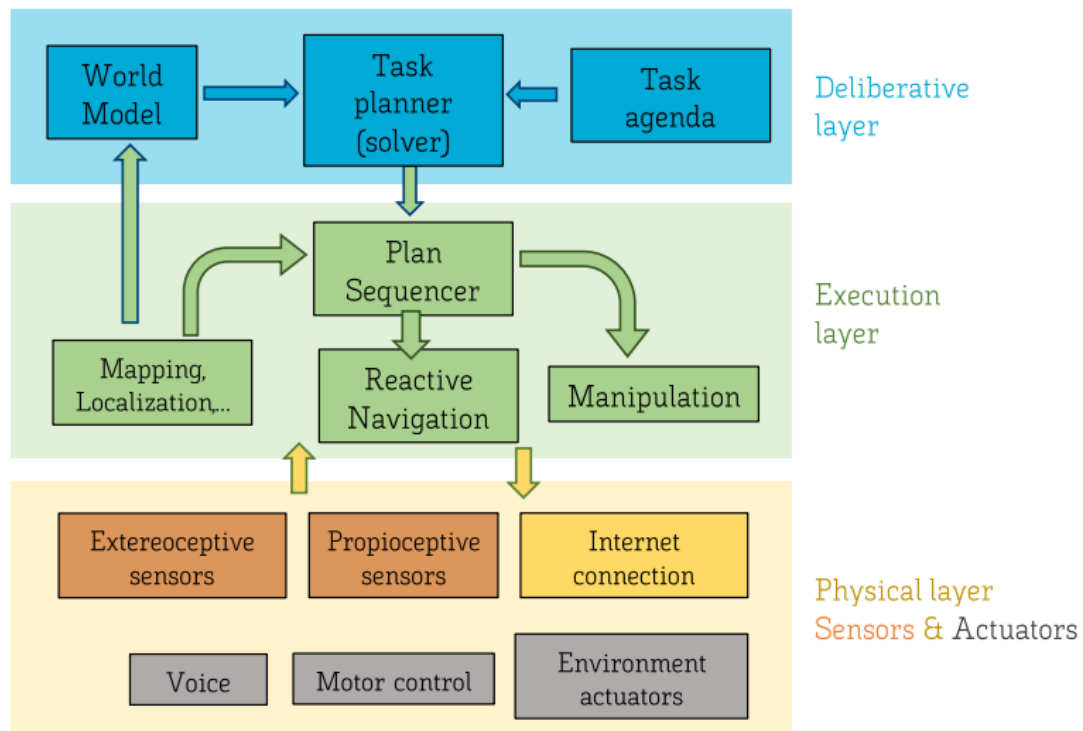
18.- rtq_graph



COMANDOS:

- ¿Qué topics están corriendo? `rostopic list`
- ¿Info de un topic? `rostopic info [nombre del topic]`

19.-Paradigma Híbrido esquema:



20.-CONCEPTOS:

- **PARALELISMO** : habilidad de ejecutar procesos/comportamientos paralelos al mismo tiempo.
- **Runtime flexibility** : la arquitectura acepta ajustes y reconfiguraciones en tiempo de ejecución? Abstracción? Re-use del software?
- **Robustez** : Tolerancia a fallos
- **Facilidad de uso** : como de fácil es usar la arquitectura, herramientas apropiadas
- **Rendimiento** : actúa en tiempo real? Gets the job done? Failure-prone?

21.-CLASIFICACION:

- Paradigma deliverativo:
 - Escenario estático
 - Planificación a largo plazo
 - Toma de decisiones basadas en razonamiento lógico
 - Comportamiento mas lento pero mas controlado
 - No reacciona ante disturbios externos
 - Task execution is perfectly reliable
 - Ejemplos: Shakey , RoboCup
- Paradigma Reactivo:
 - Sin planificación o memoria a largo plazo
 - Ambiente dinámico y no muy seguro
 - El robot opera en base a reacciones
 - Respuestas rápidas
 - Adaptación inmediata
 - Ejemplos: Robot aspiradora, robots móviles con sensores de proximidad
- Paradigma Híbrido:
 - Combina ambos
 - Task planning
 - Reacciona ante estímulos externos
 - Flexibilidad y eficiencia en entornos dinámicos
 - Ejemplos: Robots de navegación, Robocup

22.-Packages:

- `ros2 pkg list` : lista todos los ROS2 packages
- `ros2 pkg create` : crea un paquete
- `ros2 pkg executables` : lista los ejecutables de un paquete
- `ros2 pkg prefix` : devuelve el directorio del prefijo

23.-Nodos:

- `ros2 run [pkg] [nodo]` :ejecuta un nodo
- `ros2 node list` :lista los nodos corriendo
- `ros2 node info [nodo name]`

24.- Servicios:

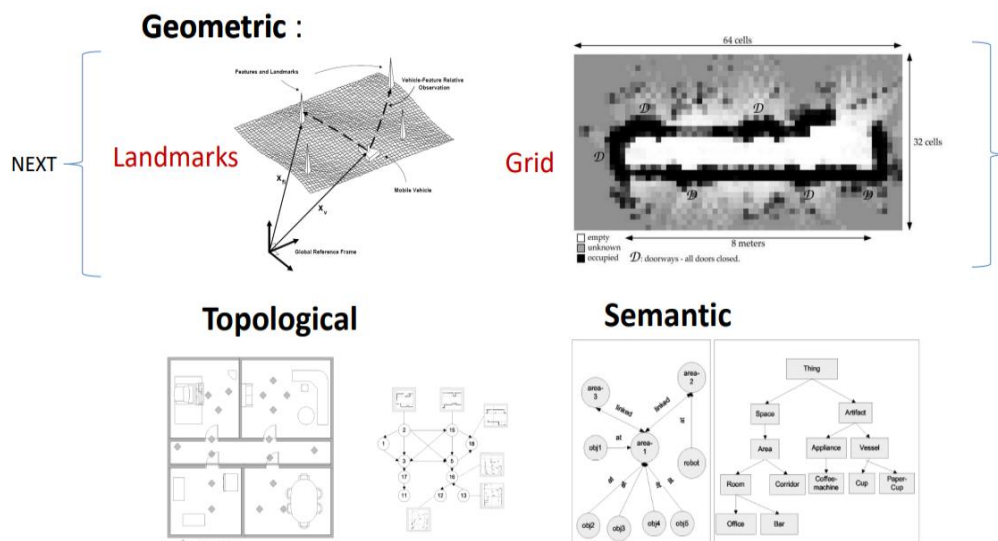
- `ros2 service list` : lista los servicios available
- `ros2 service type [servicio]` : da el tipo de un servicio
- `ros2 service find [service]` : lista de servicios dado un tipo
- `ros2 service call [service]` : ejecuta un servicio

25.- Parámetros:

- param list : lista los parámetros activos
- param get [parámetro] : da el valor de un parámetro
- param set [parámetro] [nuevo valor] : le da un nuevo valor al param
- param dump [file] [namespace] : guarda los parámetros de name a una file
- param load [file] [namespace] : carga los parámetros de una file

26.-

Types of Maps



27.-

Característica	Online SLAM	Full SLAM
Definición	SLAM donde el robot construye el mapa y localiza su posición en tiempo real .	SLAM donde el robot tiene acceso a toda la información del recorrido completo antes de comenzar el proceso de mapeo y localización.
Acceso a datos	Solo usa los datos hasta el momento presente. No conoce datos futuros.	Utiliza toda la información disponible, tanto los datos pasados como los futuros.
Procesamiento	El procesamiento de los datos se hace a medida que el robot avanza.	El procesamiento se hace después de completar todo el recorrido, con los datos completos disponibles.
Requiere memoria	Menos memoria, ya que solo procesa lo que ha observado hasta el momento.	Requiere más memoria, porque almacena toda la información recopilada durante el recorrido.
Consistencia de mapa	Puede ser menos preciso inicialmente debido a la falta de información futura.	Puede producir mapas más precisos debido a la ventaja de tener acceso a toda la información.
Aplicaciones comunes	Usado en robots móviles con limitaciones de memoria y procesador, y para tareas en tiempo real.	Usado principalmente en investigación o entornos donde el recorrido completo se puede planificar o procesar de una vez.
Ejemplo de uso	Robots de limpieza que mapean en tiempo real mientras navegan.	Robots de investigación que tienen acceso a datos completos y pueden procesarlos al final.
Tiempo de computación	Generalmente más rápido porque solo procesa información reciente.	Más lento porque procesa toda la información de la trayectoria al mismo tiempo.

28.-

EKF-SLAM (for online SLAM)

State:

Like in the mapping case, but including the robot pose

$$s_k = [x_k \mid m_{x1} \ m_{y1} \ \cdots \ m_{xL} \ m_{yL}]^T = [x_k \mid \mathbf{m}]^T \quad \dim(s_k) = 3+2L$$

Robot pose at instant k (x_k, y_k, θ_k) \mathbf{m} : Landmarks of the maps (x, y) L : number of landmarks

Every time a new landmark is observed s_k augments in (m_x, m_y)

We assume $s_k \sim N(\mu_{s_k}, \Sigma_k)$

$$\Sigma_k = \begin{bmatrix} \Sigma_{x_k} & \Sigma_{xm_k} \\ \Sigma_{xm_k}^T & \Sigma_{m_k} \end{bmatrix}$$

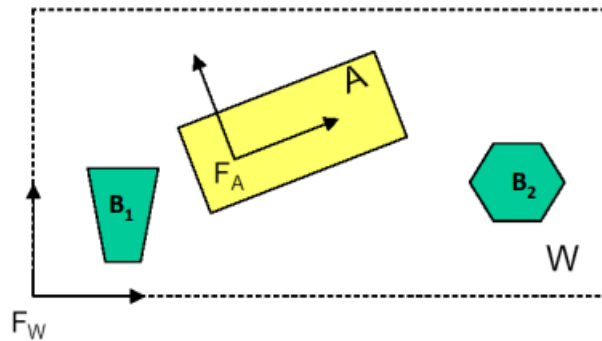
Covariance of the pose (3x3) Correlation between pose and landmarks Covariance of the Landmarks (2Lx2L)

$(3+2L) \times (3+2L)$

Recall: Correlation means that error in x_k affects error in \mathbf{m} (and the opposite)

29.-C-Space (Configuration Space):

Espacio de todas las posibles poses del robot q en un espacio de trabajo W
Depende de la forma del robot A y los obstáculos B



A : robot shape

W : Workspace where robot moves

B_1, \dots, B_m : obstacles in W

F_W : world frame (fixed)

F_A : robot frame

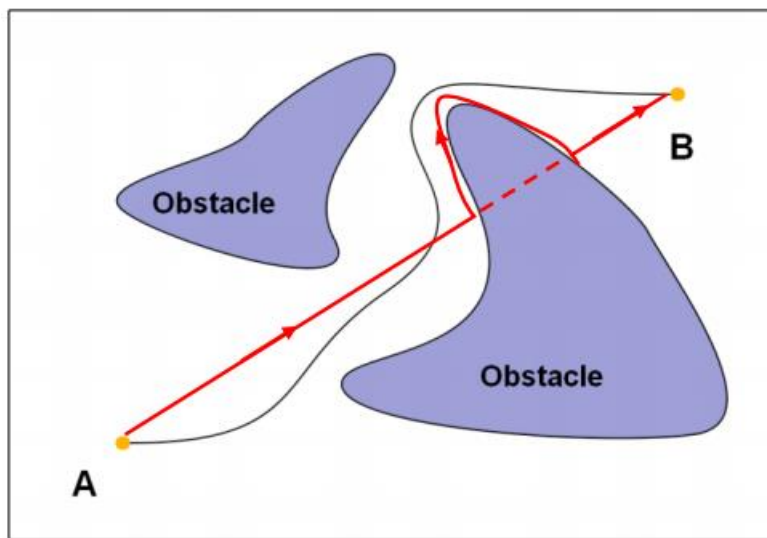
Courtesy: Jo
C

For robots with a polygonal shape ...

- Obstacle must be expanded with such shape \rightarrow the C-space depends on the robot **orientation**
- The expansion of one planar shape by another is done by **Minkowski sum** \oplus (also known as dilation)

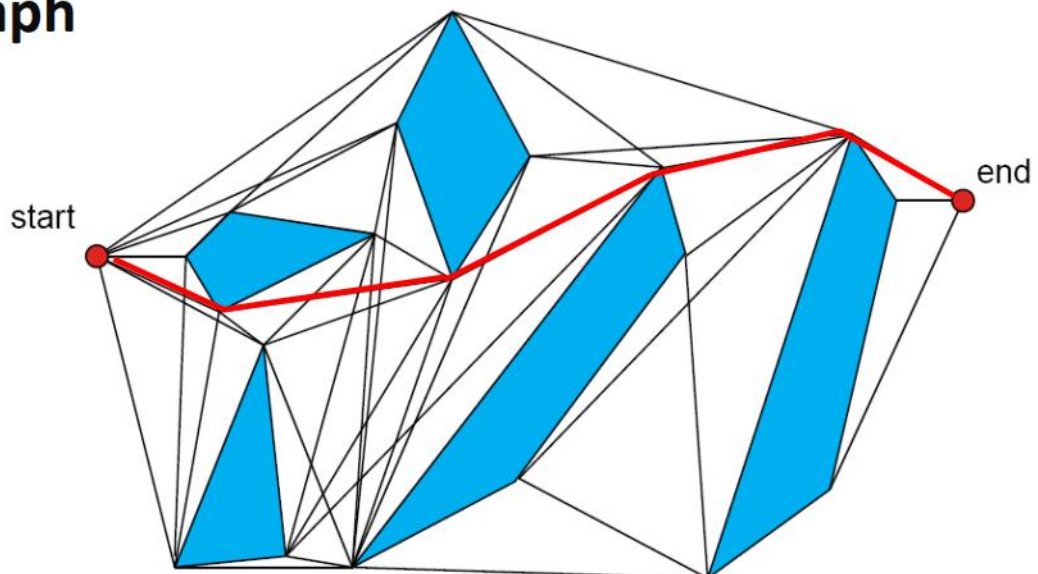
30.-Navegacion Global : Algoritmos

- Basados en Geometría :
 - Computan nodos y bordes de grafos
 - Cell composition, grafo de visibilidad, diagrama de voronoi
- Basados en Samples:
 - Selecciona configuraciones random o fijas como nodos y los interconecta basándose en constrains
 - Técnicas: asistencia humana, mapas probabilisticos, random tree expansion
- Bug algoritmo

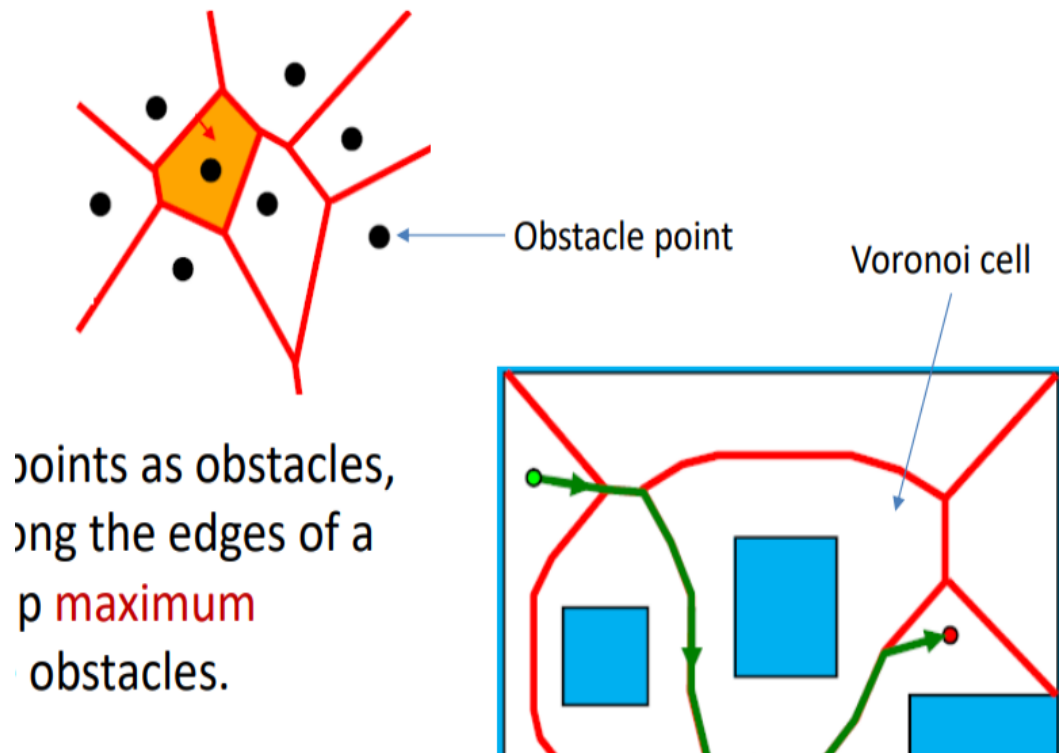


- Grafo de visibilidad:

aph



- Diagrama de voronoi



31.-Algoritmo A*

Busca un camino entre dos nodos en un grafo el cual minimiza el coste de una función $f(n) = g(n) + h(n)$

$g(n)$ coste del arco

$h(n)$ heurístico determina el orden de visita

32.-Navegacion Reactiva

Objetivo: mueve hacia un objetivo mientras evita obstáculos

Input: sensor data

Output: Wheel motion commands

Sin memoria ni mapa de observaciones previas

33.- Campos potenciales.

El método de Campos de Potenciales utiliza una función de energía en el espacio libre que guía al robot hacia el objetivo y lo aleja de los obstáculos:

- Función de energía potencial: Combina un campo atractivo (al objetivo) y un campo repulsivo (a los obstáculos).
- El campo atractivo genera fuerzas hacia el objetivo, basado en la distancia euclidiana al mismo.
- El campo repulsivo genera fuerzas que evitan los obstáculos, aumentando a medida que el robot se acerca a ellos.

Desplazamiento del robot:

- El robot calcula la fuerza resultante combinando los campos (atractivo y repulsivo).
- Convierte esta fuerza en un vector de velocidad proporcional y ajusta sus velocidades de rueda considerando restricciones no holonómicas.

Entradas y salidas:

- Entrada: Distancia a los obstáculos (por ejemplo, mediante láser) y posición del objetivo.
- Salida: Velocidad proporcional a la fuerza calculada.

Problemas comunes:

- Representa al robot como un punto sin considerar su forma o cinemática.
- Puede quedar atrapado en mínimos locales, lo que impide alcanzar el objetivo.