

SLAM: Simultaneous Localization And Mapping

Martín Llofriu Federico Andrade

Instituto de Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República
J. Herrera y Reissig 565, Montevideo, Uruguay
<http://www.fing.edu.uy/pgslam>
pgslam@fing.edu.uy

22/06/2011

Introducción

El problema de SLAM

Clasificaciones de SLAM

Estado de arte

SLAM en la actualidad

SLAM Probabilísticos

Paramétricos vs No Paramétricos

Técnicas de SLAM

SLAM BioInspirados

Diferentes alternativas

Próximos pasos

Benchmarking

Framework

Unificar trabajos previos

Evaluación del control del robot





SLAM: Localización y armado de mapas simultaneo

- ▶ Se busca resolver los problemas que plantea colocar un robot móvil en un entorno y posición desconocidos, y que el mismo sea capaz de construir incrementalmente un mapa consistente del entorno al tiempo que utiliza dicho mapa para determinar su propia localización.



SLAM: Localización y armado de mapas simultaneo

- ▶ Se busca resolver los problemas que plantea colocar un robot móvil en un entorno y posición desconocidos, y que el mismo sea capaz de construir incrementalmente un mapa consistente del entorno al tiempo que utiliza dicho mapa para determinar su propia localización.
- ▶ Una posición precisa es necesaria para construir un mapa y un buen mapa necesario para estimar la posición.



SLAM: Localización y armado de mapas simultaneo

- ▶ Se busca resolver los problemas que plantea colocar un robot móvil en un entorno y posición desconocidos, y que el mismo sea capaz de construir incrementalmente un mapa consistente del entorno al tiempo que utiliza dicho mapa para determinar su propia localización.
- ▶ Una posición precisa es necesaria para construir un mapa y un buen mapa necesario para estimar la posición.
- ▶ Fundamental si se quiere aumentar la autonomía del robot para desempeñar tareas con la menor cantidad de información posible.





SLAM: Localización y armado de mapas simultaneo

- ▶ Se busca resolver los problemas que plantea colocar un robot móvil en un entorno y posición desconocidos, y que el mismo sea capaz de construir incrementalmente un mapa consistente del entorno al tiempo que utiliza dicho mapa para determinar su propia localización.
- ▶ Una posición precisa es necesaria para construir un mapa y un buen mapa necesario para estimar la posición.
- ▶ Fundamental si se quiere aumentar la autonomía del robot para desempeñar tareas con la menor cantidad de información posible.
- ▶ Ha sido objeto de estudio por parte de la comunidad científica durante los últimos 20 años.





Motivación

- Necesidad de robots capaces de navegar de forma autónoma en terrenos inhóspitos y desconocidos por humanos.





Motivación

- ▶ Necesidad de robots capaces de navegar de forma autónoma en terrenos inhóspitos y desconocidos por humanos.
- ▶ Algunos problemas que motivan a investigadores a presentar soluciones robóticas pueden ser:
 - ▶ Operaciones de búsqueda y rescate.
 - ▶ Exploración tanto espacial como submarina.





Motivación

- ▶ Necesidad de robots capaces de navegar de forma autónoma en terrenos inhóspitos y desconocidos por humanos.
- ▶ Algunos problemas que motivan a investigadores a presentar soluciones robóticas pueden ser:
 - ▶ Operaciones de búsqueda y rescate.
 - ▶ Exploración tanto espacial como submarina.
- ▶ Es un problema abierto.





Dificultades

- ▶ Sensores (entorno y odometría)
 - ▶ Ruido en las lecturas.
 - ▶ Capacidades limitadas.





Dificultades

- ▶ Sensores (entorno y odometría)
 - ▶ Ruido en las lecturas.
 - ▶ Capacidades limitadas.
- ▶ Cerrar ciclos
 - ▶ Reconocer un lugar en el que ya estuve.
 - ▶ Capacidad de asociar una observación con un lugar conocido.





Dificultades

- ▶ Sensores (entorno y odometría)
 - ▶ Ruido en las lecturas.
 - ▶ Capacidades limitadas.
- ▶ Cerrar ciclos
 - ▶ Reconocer un lugar en el que ya estuve.
 - ▶ Capacidad de asociar una observación con un lugar conocido.
- ▶ Lugares diferentes con idénticos valores.





Dificultades

- ▶ Sensores (entorno y odometría)
 - ▶ Ruido en las lecturas.
 - ▶ Capacidades limitadas.
- ▶ Cerrar ciclos
 - ▶ Reconocer un lugar en el que ya estuve.
 - ▶ Capacidad de asociar una observación con un lugar conocido.
- ▶ Lugares diferentes con idénticos valores.
- ▶ Capacidad computacional
 - ▶ Cantidad de información creciente (memoria).
 - ▶ Armado del mapa y actualización de posición en tiempo real (procesador).





Clasificación

- ▶ Offline vs. Online





Clasificación

- ▶ Offline vs. Online
 - ▶ Offline: Calcula la pose en base a todas las observaciones anteriores.



Clasificación

- ▶ Offline vs. Online
 - ▶ Offline: Calcula la pose en base a todas las observaciones anteriores.
 - ▶ Online: Calcula la pose en base a las últimas observaciones.



Clasificación

- ▶ Offline vs. Online
 - ▶ Offline: Calcula la pose en base a todas las observaciones anteriores.
 - ▶ Online: Calcula la pose en base a las últimas observaciones.
- ▶ Topológico vs. Métrico



Clasificación

- ▶ Offline vs. Online
 - ▶ Offline: Calcula la pose en base a todas las observaciones anteriores.
 - ▶ Online: Calcula la pose en base a las últimas observaciones.
- ▶ Topológico vs. Métrico
 - ▶ Topológico: Se organizan los mapas en base a características o señales.



Clasificación

- ▶ Offline vs. Online
 - ▶ Offline: Calcula la pose en base a todas las observaciones anteriores.
 - ▶ Online: Calcula la pose en base a las últimas observaciones.
- ▶ Topológico vs. Métrico
 - ▶ Topológico: Se organizan los mapas en base a características o señales.
 - ▶ Métricos: Se crean los mapas en base a distancias.





Clasificación

- ▶ Activo vs. Pasivo



Clasificación

- ▶ Activo vs. Pasivo
 - ▶ Activo: SLAM activo controla el movimiento del robot. Los algoritmos que implementan SLAM activo consiguen mapas mas precisos en menos tiempo.



Clasificación

- ▶ Activo vs. Pasivo
 - ▶ Activo: SLAM activo controla el movimiento del robot. Los algoritmos que implementan SLAM activo consiguen mapas mas precisos en menos tiempo.
 - ▶ Pasivo: En este caso el algoritmo de SLAM es puramente observador. Alguna otra entidad se encarga del control del robot. La gran mayoría de algoritmos caen dentro de esta clasificación ya que simplifica la resolución.



Clasificación

- ▶ Estático vs. Dinámico



Clasificación

- ▶ Estático vs. Dinámico
 - ▶ Estático: Considera que el entorno no cambia con el transcurso del tiempo. Es más utilizado ya que simplifica el problema.





Clasificación

- ▶ Estático vs. Dinámico
 - ▶ Estático: Considera que el entorno no cambia con el transcurso del tiempo. Es más utilizado ya que simplifica el problema.
 - ▶ Dinámico: Se acerca más a la realidad considerando ambientes cambiantes. Suelen ser más robustos que los estáticos. Se considera "las cosas que se mueven" como ruido.



Clasificación

- ▶ Estático vs. Dinámico
 - ▶ Estático: Considera que el entorno no cambia con el transcurso del tiempo. Es más utilizado ya que simplifica el problema.
 - ▶ Dinámico: Se acerca más a la realidad considerando ambientes cambiantes. Suelen ser más robustos que los estáticos. Se considera "las cosas que se mueven" como ruido.
- ▶ Volumétrico vs. Basado en marcas



Clasificación

- ▶ Estático vs. Dinámico
 - ▶ Estático: Considera que el entorno no cambia con el transcurso del tiempo. Es más utilizado ya que simplifica el problema.
 - ▶ Dinámico: Se acerca más a la realidad considerando ambientes cambiantes. Suelen ser más robustos que los estáticos. Se considera "las cosas que se mueven" como ruido.
- ▶ Volumétrico vs. Basado en marcas
 - ▶ Volumétrico: El mapa es muestreado a una muy alta resolución. Involucra un alto costo computacional.





Clasificación

- ▶ Estático vs. Dinámico
 - ▶ Estático: Considera que el entorno no cambia con el transcurso del tiempo. Es más utilizado ya que simplifica el problema.
 - ▶ Dinámico: Se acerca más a la realidad considerando ambientes cambiantes. Suelen ser más robustos que los estáticos. Se considera "las cosas que se mueven" como ruido.
- ▶ Volumétrico vs. Basado en marcas
 - ▶ Volumétrico: El mapa es muestreado a una muy alta resolución. Involucra un alto costo computacional.
 - ▶ Basado en marcas: El mapa se compone de características dispersas del entorno.



Enfoques

- ▶ SLAM Probabilísticos



Enfoques

- ▶ SLAM Probabilísticos
- ▶ SLAM BioInspirados



SLAM Probabilísticos

► Introducción



SLAM Probabilísticos

- ▶ Introducción
- ▶ Paramétricos Vs No-Paramétricos



SLAM Probabilísticos

- ▶ Introducción
- ▶ Paramétricos Vs No-Paramétricos
- ▶ Técnicas de SLAM



SLAM Probabilísticos

- ▶ Introducción
- ▶ Paramétricos Vs No-Paramétricos
- ▶ Técnicas de SLAM
 - ▶ Filtros de Kalman Extendidos



SLAM Probabilísticos

- ▶ Introducción
- ▶ Paramétricos Vs No-Paramétricos
- ▶ Técnicas de SLAM
 - ▶ Filtros de Kalman Extendidos
 - ▶ Filtros de Partículas



SLAM Probabilísticos

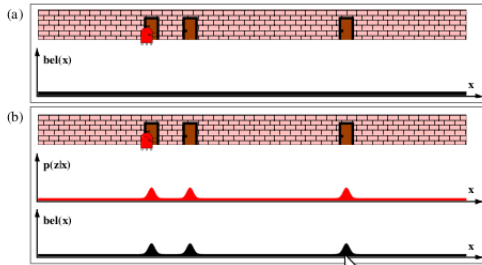
- ▶ Introducción
- ▶ Paramétricos Vs No-Paramétricos
- ▶ Técnicas de SLAM
 - ▶ Filtros de Kalman Extendidos
 - ▶ Filtros de Partículas
 - ▶ SLAM con Grafos





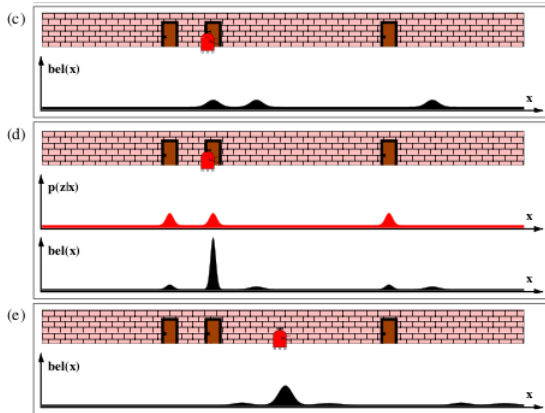
Introducción

- ▶ Usan una distribución de probabilidad para estimar la ubicación y forma del mapa



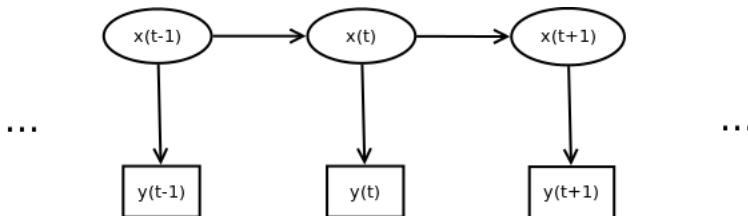


Introducción



Redes Bayesianas

- ▶ Las redes bayesianas permiten representar el problema a resolver



El modelo

- ▶ Se modela al problema de SLAM como encontrar la probabilidad

$$bel(x_t) = p(x_t | u_{1..t}, z_{1..t})$$

que maximice la verosimilitud de:

- ▶ la información de odometría $u_{1..t}$
- ▶ la observaciones realizadas $z_{1..t}$



Filtros Bayesianos

- ▶ Se basan en los filtros bayesianos

$$p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(z_t | x_t, u_{1:t}) p(x_t | z_{1:t-1}, u_{1:t})}{p(z_t | z_{1:t-1}, u_{1:t})}$$



Filtros Bayesianos

- ▶ Se basan en los filtros bayesianos

$$p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(z_t | x_t, u_{1:t}) p(x_t | z_{1:t-1}, u_{1:t})}{p(z_t | z_{1:t-1}, u_{1:t})}$$

- ▶ En los métodos online actualizan esta distribución de forma continua

$$\overline{bel(x_t)} = p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t}) = \eta p(z_t | x_t) \overline{bel(x_t)}$$

$$\overline{bel(x_t)} = p(x_t | u_{1:t}, z_{1:t-1}) =$$

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

$$\int_{x_{t-1}} p(x_t | x_{t-1}, z_{1:t-1}, u_{1:t}) \overline{bel(x_{t-1})}$$



Filtros Bayesianos

- ▶ $bel(x_t) = \eta p(z_t|x_t) \overline{bel(x_t)}$
- ▶ $\overline{bel(x_t)} = p(x_t|u_{1..t}, z_{1..t-1}) = \int_{x_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}, u) bel(x_{t-1})$
- ▶ Para aplicar filtros bayesianos precisamos:



Filtros Bayesianos

- ▶ $bel(x_t) = \eta p(z_t|x_t) \overline{bel(x_t)}$
- ▶ $\overline{bel(x_t)} = p(x_t|u_{1..t}, z_{1..t-1}) = \int_{x_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}, u) bel(x_{t-1})$
- ▶ Para aplicar filtros bayesianos precisamos:
 - ▶ Un modelo de odometría $p(x_t|x_{t-1}, u_t)$



Filtros Bayesianos

- ▶ $bel(x_t) = \eta p(z_t|x_t) \overline{bel(x_t)}$
- ▶ $\overline{bel(x_t)} = p(x_t|u_{1..t}, z_{1..t-1}) = \int_{x_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}, u) bel(x_{t-1})$
- ▶ Para aplicar filtros bayesianos precisamos:
 - ▶ Un modelo de odometría $p(x_t|x_{t-1}, u_t)$
 - ▶ Un modelo de sensado $p(z_t|x_t)$



Ventajas y Desventajas

- ▶ Robustos ante
 - ▶ Ruido de sensores
 - ▶ Ruido en odometría
 - ▶ Errores en el modelo



Ventajas y Desventajas

- ▶ Robustos ante
 - ▶ Ruido de sensores
 - ▶ Ruido en odometría
 - ▶ Errores en el modelo
- ▶ Representan explícitamente el concepto de incertidumbre.



Ventajas y Desventajas

- ▶ Robustos ante
 - ▶ Ruido de sensores
 - ▶ Ruido en odometría
 - ▶ Errores en el modelo
- ▶ Representan explícitamente el concepto de incertidumbre.
- ▶ Computacionalmente costosos



Ventajas y Desventajas

- ▶ Robustos ante
 - ▶ Ruido de sensores
 - ▶ Ruido en odometría
 - ▶ Errores en el modelo
- ▶ Representan explícitamente el concepto de incertidumbre.
- ▶ Computacionalmente costosos
- ▶ Suelen hacer aproximaciones



Paramétricos



Paramétricos

- ▶ Mantienen una representación paramétrica de la distribución de probabilidad



Paramétricos

- ▶ Mantienen una representación paramétrica de la distribución de probabilidad
- ▶ Permiten una rápida actualización de la distribución de probabilidad estimada



Paramétricos

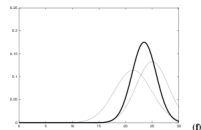
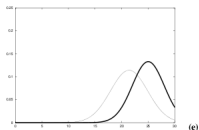
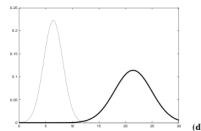
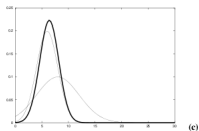
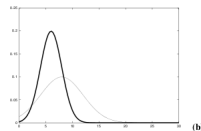
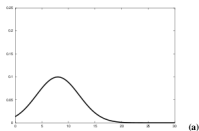
- ▶ Mantienen una representación paramétrica de la distribución de probabilidad
- ▶ Permiten una rápida actualización de la distribución de probabilidad estimada
- ▶ Asumen distribuciones conocidas, por ej. Gaussianas





Paramétricos vs No Paramétricos

Paramétricos



No Paramétricos

- ▶ Mantienen la distribución de probabilidad representándola mediante muestras



No Paramétricos

- ▶ Mantienen la distribución de probabilidad representándola mediante muestras
- ▶ Pueden representar cualquier tipo de distribución



No Paramétricos

- ▶ Mantienen la distribución de probabilidad representándola mediante muestras
- ▶ Pueden representar cualquier tipo de distribución
- ▶ Suelen ser más costosas computacionalmente



Filtros de Kalman

- ▶ Asumen que la distribución de la posición del robot y de las marcas es Gaussiana





Filtros de Kalman

- ▶ Asumen que la distribución de la posición del robot y de las marcas es Gaussiana
- ▶ Mantiene los parámetros de moda μ y dispersión Σ



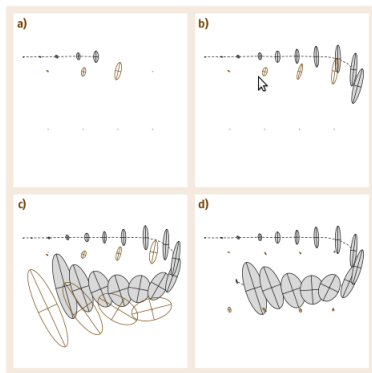
Filtros de Kalman

- ▶ Asumen que la distribución de la posición del robot y de las marcas es Gaussiana
- ▶ Mantiene los parámetros de moda μ y dispersión Σ
- ▶ Esto permite la resolución cerrada del filtro de Bayes





Filtros de Kalman



Partículas

- ▶ Mantiene partículas que representan muestras de la distribución de probabilidad



Partículas

- ▶ Mantiene partículas que representan muestras de la distribución de probabilidad
- ▶ Cada partícula mantiene un estimado propio de la posición del robot y configuración del mapa

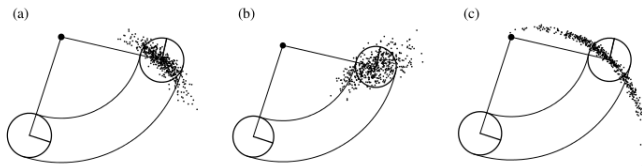


Partículas

- ▶ Mantiene partículas que representan muestras de la distribución de probabilidad
- ▶ Cada partícula mantiene un estimado propio de la posición del robot y configuración del mapa
- ▶ En cada iteración
 - ▶ Se actualiza la realidad de cada partícula en base a parte de la información. Usualmente se usa la información de odometría.
 - ▶ Se le da un peso a cada partícula en función de cuanto se adapta a la información restante. Usualmente se utiliza el sensado en este paso.
 - ▶ Se genera una nueva población de partículas tomando con reemplazo en proporción al peso asignado.

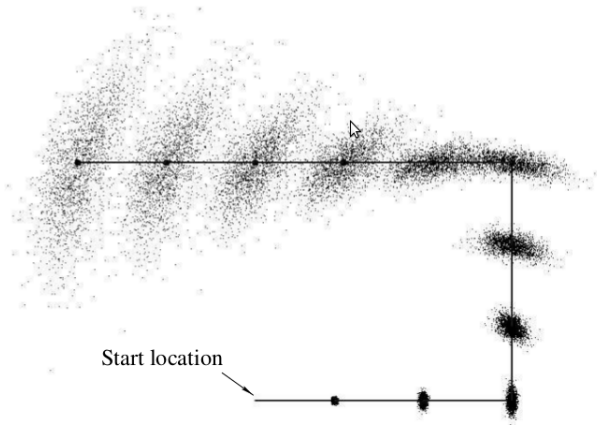


Partículas





Partículas



SLAM con Grafos

- ▶ Buscan llevar el problema a un problema de relajación de restricciones suaves



SLAM con Grafos

- ▶ Buscan llevar el problema a un problema de relajación de restricciones suaves
- ▶ Construyen un grafo de restricciones en función de las medidas de odometría y sensado



SLAM con Grafos

- ▶ Buscan llevar el problema a un problema de relajación de restricciones suaves
- ▶ Construyen un grafo de restricciones en función de las medidas de odometría y sensado
- ▶ Aplican un algoritmo de relajación para encontrar el camino que maximiza la verosimilitud



SLAM con Grafos

- ▶ Buscan llevar el problema a un problema de relajación de restricciones suaves
- ▶ Construyen un grafo de restricciones en función de las medidas de odometría y sensado
- ▶ Aplican un algoritmo de relajación para encontrar el camino que maximiza la verosimilitud
- ▶ Suelen aplicarse a la resolución de Full SLAM



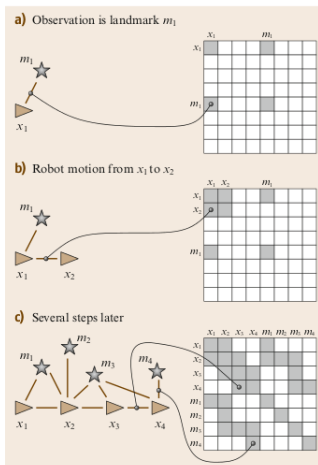
SLAM con Grafos

- ▶ Buscan llevar el problema a un problema de relajación de restricciones suaves
- ▶ Construyen un grafo de restricciones en función de las medidas de odometría y sensado
- ▶ Aplican un algoritmo de relajación para encontrar el camino que maximiza la verosimilitud
- ▶ Suelen aplicarse a la resolución de Full SLAM
- ▶ Toman ventaja de la naturaleza dispersa del grafo





SLAM con Grafos





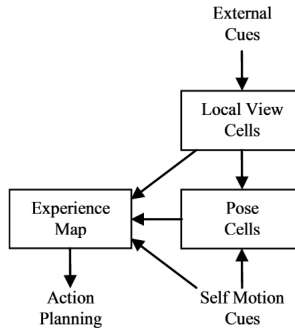
RatSLAM

► RatSLAM

- Realiza SLAM inspirado en la naturaleza y tiempo real
- Los animales tienen la capacidad de almacenar y organizar señales que luego pueden usar para ubicarse.
- Implementan modelos simplificados del hipocampo de los roedores mediante "Redes de Atractores Continuas" (CAN).
- En sus últimos trabajos realizan online Slam en un barrio recorriendo una longitud de 66km. con éxito.
- Utilizan solo una cámara como sensor y derivan la información de odometría de la misma.
- Las ratas confían en las asociaciones aprendidas entre precepciones externas y la posición estimada.



Rat-Slam



- Modelo utilizado en RatSLAM.



Posibles líneas de investigación

► Benchmarking



Posibles líneas de investigación

- ▶ Benchmarking
- ▶ Framework



Posibles líneas de investigación

- ▶ Benchmarking
- ▶ Framework
- ▶ Unificación de trabajos



Posibles líneas de investigación

- ▶ Benchmarking
- ▶ Framework
- ▶ Unificación de trabajos
- ▶ Evaluar incluir control del robot (SLAM activo)



Estableciendo Métricas

- Falta en el área.



Estableciendo Métricas

- ▶ Falta en el área.
- ▶ Utilizar un juego de datasets como métrica de comparación.



Estableciendo Métricas

- ▶ Falta en el área.
- ▶ Utilizar un juego de datasets como métrica de comparación.
- ▶ Resultados imparciales.



Estableciendo Métricas

- ▶ Falta en el área.
- ▶ Utilizar un juego de datasets como métrica de comparación.
- ▶ Resultados imparciales.
- ▶ Extender otras propuestas existentes de benchmarking.



Desarrollo de un entorno para SLAM

- ▶ Existencia de trabajos parciales
 - ▶ Permiten intercambiar modelos de sensado y odometría.
 - ▶ Funcionan solamente con filtros de Kalman.



Desarrollo de un entorno para SLAM

- ▶ Existencia de trabajos parciales
 - ▶ Permiten intercambiar modelos de sensado y odometría.
 - ▶ Funcionan solamente con filtros de Kalman.
- ▶ SLAM a través de módulos



Desarrollo de un entorno para SLAM

- ▶ Existencia de trabajos parciales
 - ▶ Permiten intercambiar modelos de sensado y odometría.
 - ▶ Funcionan solamente con filtros de Kalman.
- ▶ SLAM a través de módulos
- ▶ Sirve para unificar y combinar mejoras.



DP-SLAM



DP-SLAM

- ▶ Es un filtro de partículas.



DP-SLAM

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ Presenta una solución eficiente utilizando solamente un sensor láser.



DP-SLAM

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ Presenta una solución eficiente utilizando solamente un sensor láser.
- ▶ Explota la independencia condicional de las celdas de ocupación propuesta por Murphy.



DP-SLAM

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ Presenta una solución eficiente utilizando solamente un sensor láser.
- ▶ Explota la independencia condicional de las celdas de ocupación propuesta por Murphy.
- ▶ Evita problemas costosos de asociación de datos al no utilizar marcas.



DP-SLAM

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ Presenta una solución eficiente utilizando solamente un sensor láser.
- ▶ Explota la independencia condicional de las celdas de ocupación propuesta por Murphy.
- ▶ Evita problemas costosos de asociación de datos al no utilizar marcas.
- ▶ Puede almacenar cientos de miles de posibles mapas y posiciones del robot en tiempo real.



DP-SLAM

- ▶ Otros enfoques proponen almacenar un nuevo mapa y pose para cada partícula.
 - ▶ Costo computacional muy alto (procesamiento y memoria).
 - ▶ Complejidad $O(MP)$ (copiar el mapa).



DP-SLAM

- ▶ Otros enfoques proponen almacenar un nuevo mapa y pose para cada partícula.
 - ▶ Costo computacional muy alto (procesamiento y memoria).
 - ▶ Complejidad $O(MP)$ (copiar el mapa).
- ▶ DP-SLAM en lugar de asociar mapas con partículas, asocia partículas con un solo mapa y controla la cantidad de partículas.



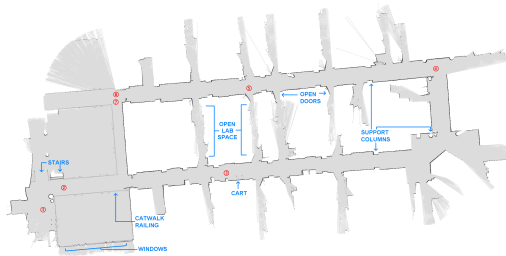


DP-SLAM

- ▶ Otros enfoques proponen almacenar un nuevo mapa y pose para cada partícula.
 - ▶ Costo computacional muy alto (procesamiento y memoria).
 - ▶ Complejidad $O(MP)$ (copiar el mapa).
- ▶ DP-SLAM en lugar de asociar mapas con partículas, asocia partículas con un solo mapa y controla la cantidad de partículas.
- ▶ En cada celda del mapa se almacena un árbol de partículas balanceado.
 - ▶ Contiene un historial de modificaciones de la celda.
 - ▶ Independiente de la cantidad de iteraciones
 - ▶ Complejidad $O(ADlgP)$ ($M \ll A$).



DP-SLAM



- ▶ Presenta buenos resultados
 - ▶ Mapas precisos (experimentalmente grillas de 3cm de lado).
 - ▶ Cerrado de ciclos sin asunciones previas sobre el entorno.
 - ▶ Algoritmo robusto



Grid Mapping

- ▶ Es un filtro de partículas.



Grid Mapping

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ El objetivo es disminuir la cantidad de partículas necesarias.



Grid Mapping

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ El objetivo es disminuir la cantidad de partículas necesarias.
- ▶ Distribución de muestreo que considera la precisión de los sensores y toma en cuenta la última lectura del sensor.



Grid Mapping

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ El objetivo es disminuir la cantidad de partículas necesarias.
- ▶ Distribución de muestreo que considera la precisión de los sensores y toma en cuenta la última lectura del sensor.
- ▶ Almacena un mapa del entorno por partícula.



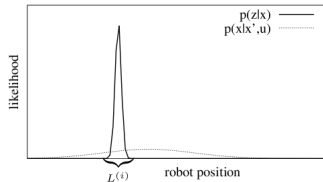
Grid Mapping

- ▶ Es un filtro de partículas.
- ▶ El objetivo es disminuir la cantidad de partículas necesarias.
- ▶ Distribución de muestreo que considera la precisión de los sensores y toma en cuenta la última lectura del sensor.
- ▶ Almacena un mapa del entorno por partícula.
- ▶ Utiliza grillas (celdas de ocupación).





Grid Mapping



- Componentes del modelo de movimiento. El gráfico $L(i)$ está dominado por la probabilidad de la observación realizada.



Control sobre el SLAM

- ▶ No está muy estudiado en el área.



Control sobre el SLAM

- ▶ No está muy estudiado en el área.
- ▶ Heurísticas que permitan mitigar la incertidumbre más rápidamente.



Control sobre el SLAM

- ▶ No está muy estudiado en el área.
- ▶ Heurísticas que permitan mitigar la incertidumbre más rápidamente.
- ▶ SLAM como una capa de transporte confiable del robot.



Referencias

- ▶ RatSLAM - <http://rat slam.itee.uq.edu.au>
- ▶ DP-SLAM - <http://openslam.org/dpslam.html>
- ▶ GMapping - <http://openslam.org/gmapping.html>
- ▶ Springer Handbook of Robotics
- ▶ Probabilistic Robotics - Sebastian Thrun



¿Preguntas?



Discusión

- ▶ Hacia dónde vamos?
 - ▶ Benchmarking
 - ▶ Framework
 - ▶ Unificación de trabajos
 - ▶ Evaluar incluir control del robot (SLAM activo)



SLAM: Simultaneous Localization And Mapping

Martín Llofriu Federico Andrade

Instituto de Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República
J. Herrera y Reissig 565, Montevideo, Uruguay
<http://www.fing.edu.uy/pgslam>
pgslam@fing.edu.uy

22/06/2011

