DEPARTAMENTO
DE COMPUTACION
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales - UBA

TP4 - Planificacion de caminos utilizando RRT

28 de octubre de 2016 — Introducción a la Robótica Móvil

Grupo (número de grupo)

Integrante	LU	Correo electrónico
Schmit, Matias	714/11	matias.schmit@gmail.com
Negri, Franco	893/13	franconegri2004@hotmail.com

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Universidad de Buenos Aires
Ciudad Universitaria - (Pabellón I/Planta Baja)
Intendente Güiraldes 2610 - C1428EGA
Ciudad Autónoma de Buenos Aires - Rep. Argentina
Tel/Fax: (++54 +11) 4576-3300
http://www.exactas.uba.ar

1. Introducción

Para este trabajo intentaremos resolver la planificación de caminos de un robot móvil utilizando la técnica de Rapidly-exploring random tree. Para ello implementaremos el algoritmo y luego realizaremos diferentes experimentaciones sobre el mismo con la intención de ver como se comporta.

A continuación respondemos las preguntas requeridas en el informe.

Explicar como definieron el "área cercana al goal". ¿Tomaron en cuenta el ángulo θ? ¿Como?.

Para definir el área mas cercana al goal definimos un rectángulo con constantes GOAL_AREA_X, GOAL_AREA_Y con centro en el goal. Para considerar el ángulo de las poses aleatorias que generamos, en caso de caer en el área definida anteriormente cercana al goal dicho ángulo es aleatorio en un rango ($\theta_{goal}pi/2$, $\theta_{goal} - \pi/2$).

Las demás configuraciones, fuera del área definida, son completamente aleatorias.

Explicar que definición de distancia utilizaron. ¿Como integran el ángulo θ?.

Para definir la distancia utilizamos una formula que pondera la distancia euclídea y la diferencia de orientaciones entre las dos poses.

Para definirlo mas precisamente, dadas dos configuraciones c_1 y c_2 la función de distancia estará dada por:

$$K_{dist}.distancia\_euclidea(C_1, C_2) + K_{Ori}.dist_{Ori}(C_1, C_2)$$

Donde K_{dist}, K_{Ori} son los pesos de importancia que le daremos a cada una de estas métricas. $distancia\_euclidea(C_1, C_2)$ es la norma 2 entre el x,y de cada configuración y $dist_{Ori}(C_1, C_2)$ es el modulo de la distancia angular entre el θ de c_1 y c_2

Explicar como establecieron "discretizaron" el espacio de posibilidades a partir de la "configuración mas cercana".

Se cuenta con dos variables que nos permiten ajustar el stepping en velocidad lineal (wx_step) y angular (wz_step).

A partir de la configuración mas cercana tomaremos un numero discreto de acciones posibles, dejando constante wx_step y variando la dirección en cero menos uno o uno wz_step.

De todas las discretizaciones posibles nos quedamos con aquella mas cercana al q_{new}

Explicar como resolvieron esta comprobación.

Para resolver la corporación de colisión, definimos un área rectangular alrededor de la nueva configuración verificando si una cantidad de puntos de ese rectángulo están o no libres. En caso de encontrarse todos libres decimos que no se producen colisiones en caso contrario diremos que hay colisiones y ese punto no será valido.

2. Experimentación

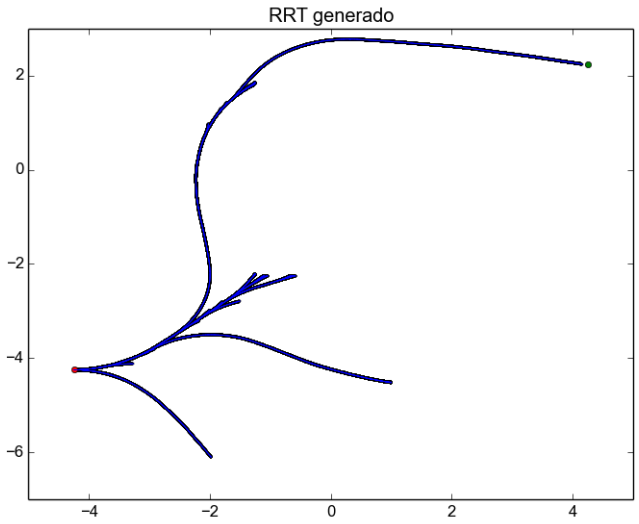
En esta sección veremos como afectan las variaciones en el stepping de velocidad y el goal bias al algoritmo y sacaremos las conclusiones convenientes.

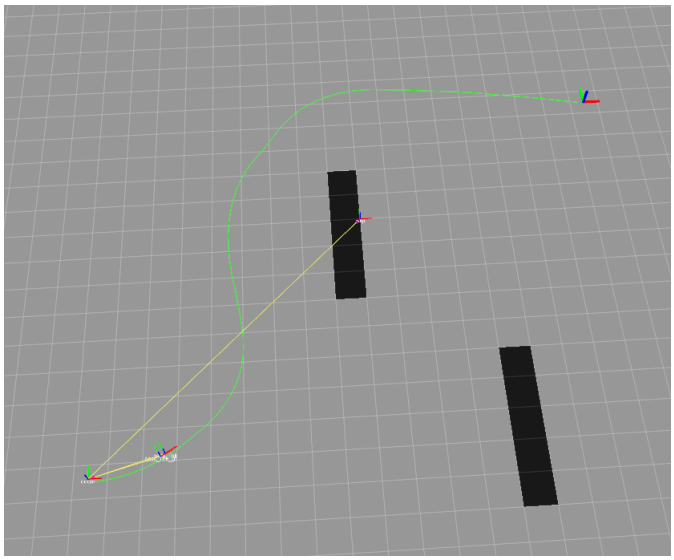
Para toda esta sección se utilizaran los valores

- $GOAL\_AREA\_X$ 1
- $GOAL\_AREA\_Y$ 1
- K_DIST 0.8
- K_ORI 0.2

Como primera instancia variaremos el stepping de velocidad dejando constante el goal bias en 0,6.

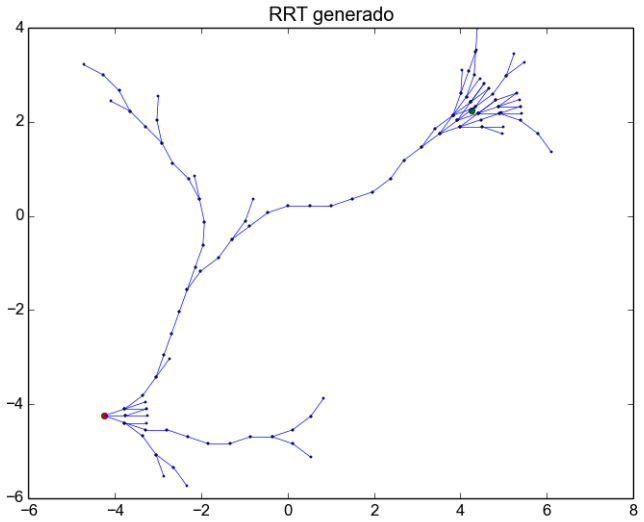
Variando el stepping en la velocidad lineal a 0,005 y variando el de la velocidad angular a 0,002 obtenemos el siguiente gráfico:

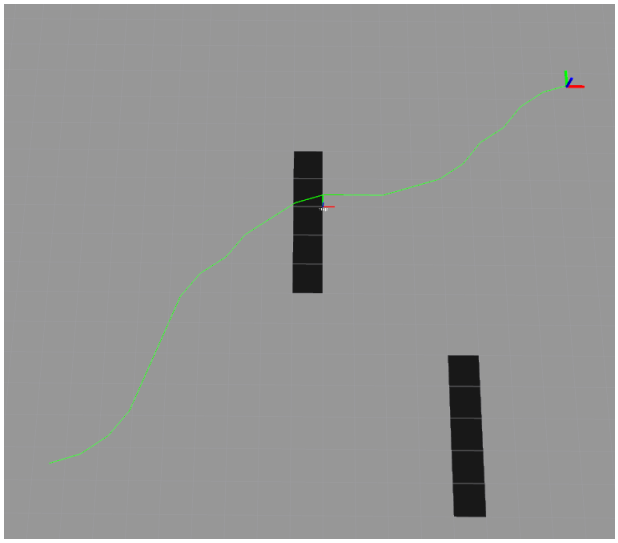




Si bien llega al objetivo fueron necesarias muchas mas iteraciones de las que venían por default. Con 20000 iteraciones el árbol no lograba llegar a destino.

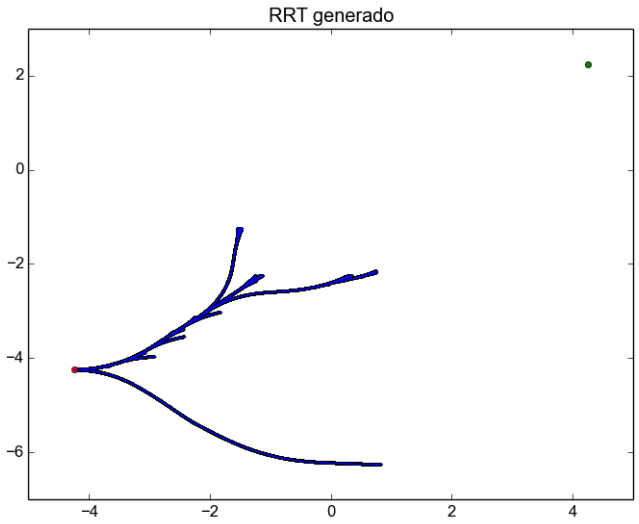
Como segunda prueba aumentamos el stepping a 0.5 y 0.3 respectivamente. El gráfico resultante es el siguiente:





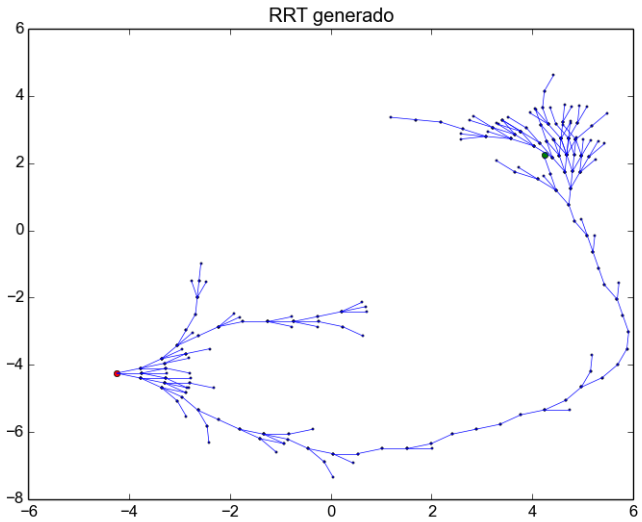
Si bien el algoritmo llego a destino, este camino no es valido, ya que como como podemos ver en rviz pasa por entre medio de un obstáculo. Creemos que esto se debió a que la baja granularidad empeoró el calculo de las posiciones intermedias libres.

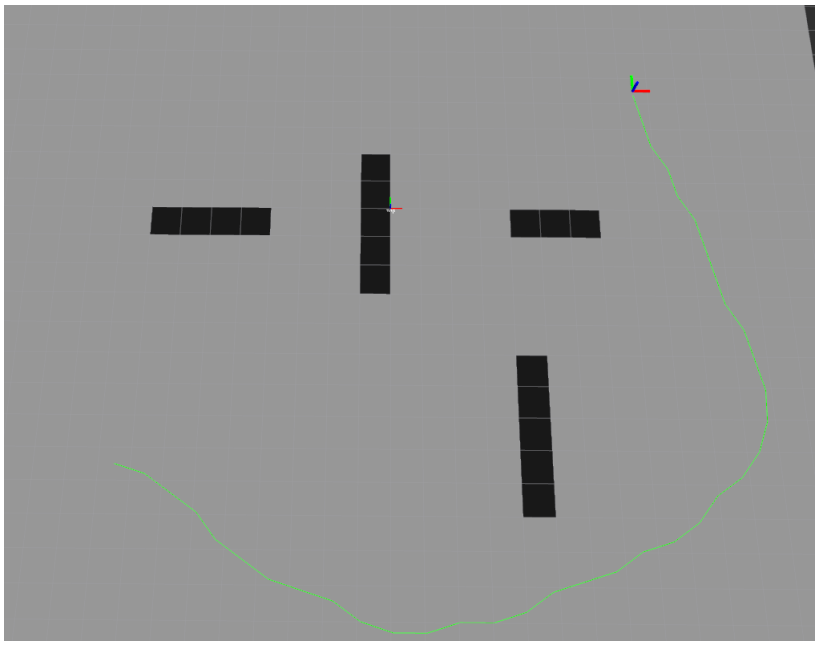
Realizamos la misma experimentación para la segunda escena provista por la cátedra. Para el stepping bajo observamos el siguiente gráfico:



Esto se debió a que posiblemente el pequeño stepping tanto en velocidad angular como en velocidad lineal no le permitió llegar al goal en las iteraciones provistas.

Para el stepping alto:

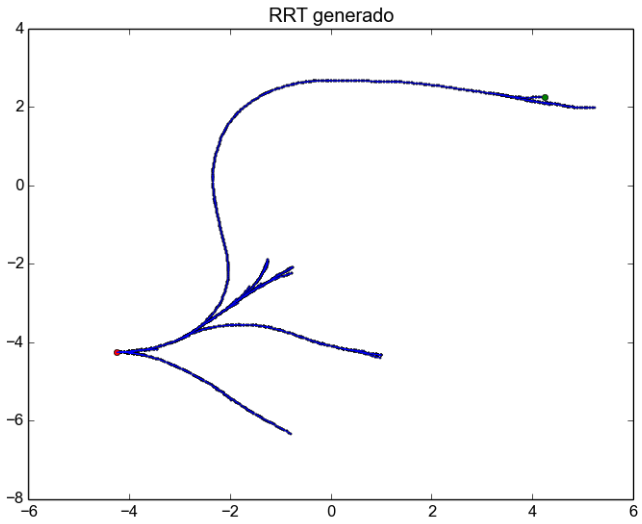




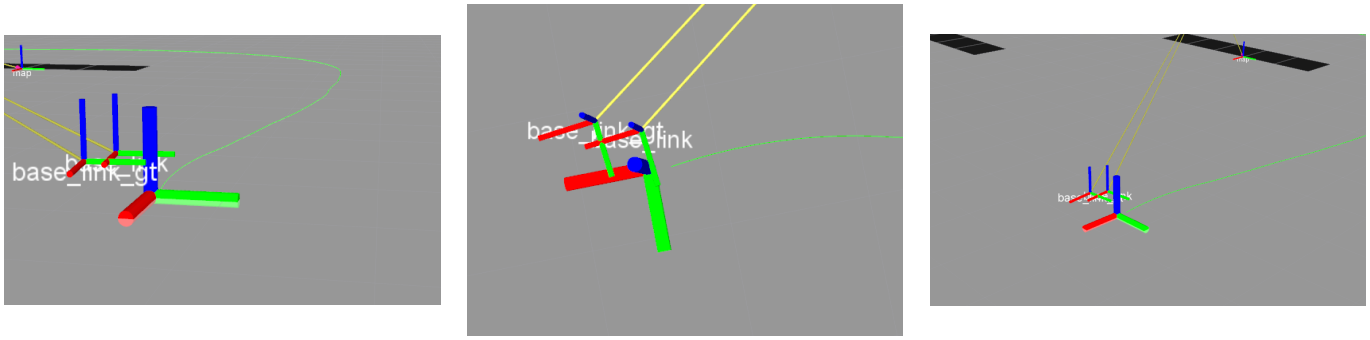
Es posible llegar a la solución sin embargo es posible observar al acercarse a la posición del goal no le dio en ángulo para correcto y tuvo que continuar con una exploración poco acertada. En cuanto a la experimentación sobre el goal bias llegamos a la conclusión de que valores muy altos y muy bajos hacen que no siempre se logre conseguir una trayectoria válida hacia destino.

Comenzamos mostrando un escenario con goal bias *alto* de 0,8, recordemos que esto nos dice que el 80 % de las configuraciones aleatorias van a caer en el área *cercana* al goal que definimos.

En la escena: rrt_pioneer_planning el árbol resultante fue el siguiente:

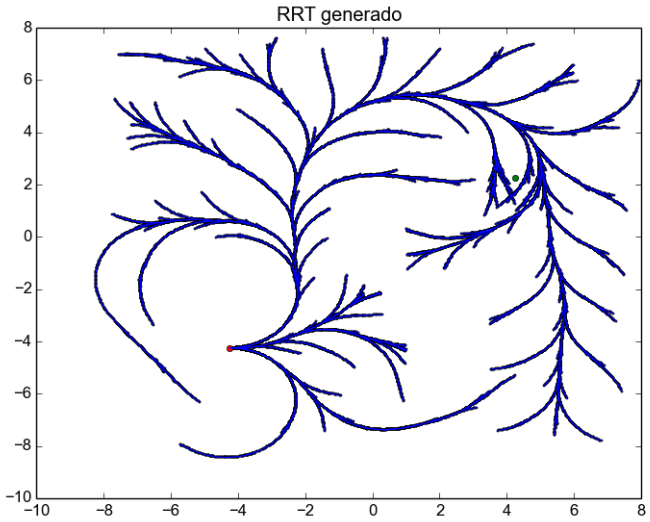


Si bien consideró un par de caminos que no lo llevaba al goal, la trayectoria es bastante directa y no se obtuvo un árbol muy ramificado. La elección del goal bias puede considerarse acertada para este escenario.



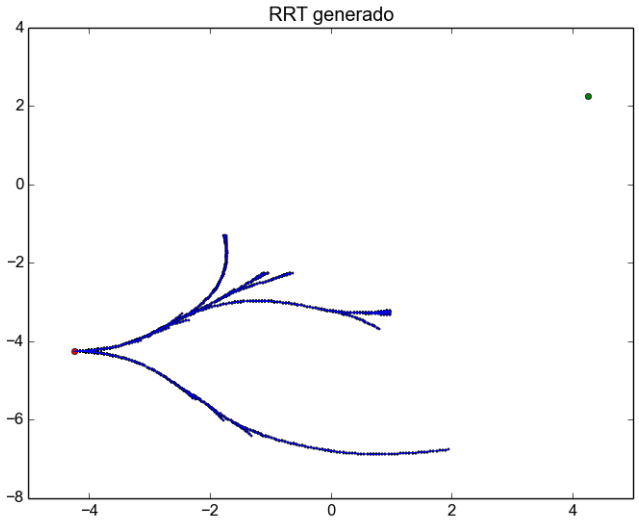
Podemos ver en rviz que las poses finales son bastante cercanas a la del goal

A medida que disminuimos este valor el árbol comienza a randomizarse, como caso extremo mostramos lo que sucede con *goal_bias* 0,1, el árbol que se obtiene es este:



La gran diferencia de este caso con el anterior es el nivel de exploración sobre el mapa. Al tener casi todos los puntos aleatorizados en cualquier posición (cercana o lejana al goal), los posibles caminos no están lo suficientemente sesgados para que se dirija al goal. Si bien algunos de los subcaminos se acercan nunca es lo suficiente a una pose (con énfasis en la orientación) parecida a la del destino.

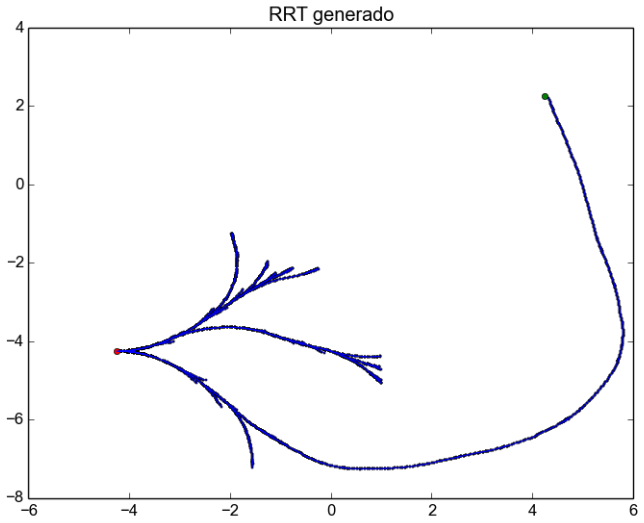
Para otros escenarios el comportamiento no es necesariamente similar, ya vimos que un goal_bias bajo no nos daba buenos resultados, pero si mantenemos el 0,8 anterior ya no encuentra el trayecto



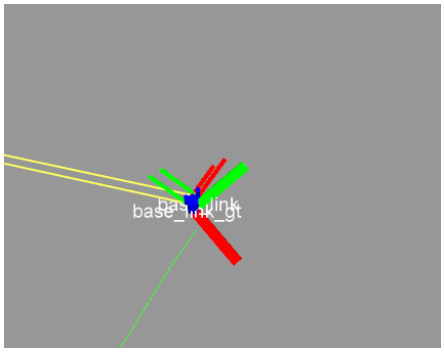
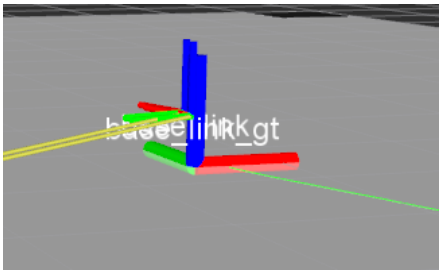
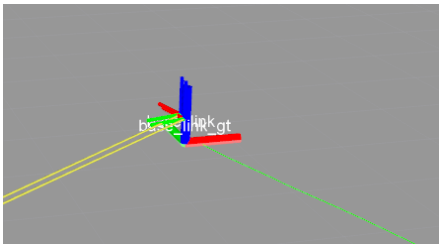
Lo que está pasando en este caso es que al tener muchos más obstáculos y tan pocos puntos aleatorios fuera del área cercana al goal es mucho mas costoso formar caminos que se alejen de los objetos que causan las colisiones.

Vale la pena destacar que agregando más iteraciones al algoritmo esto puede solucionarse (de todas formas no es la solución óptima al problema).

Para mejorar esto es conveniente no usar un goal tan cercano a 1, bajándolo a 0.6 logra mitigarse el problema anterior y se llega a destino.

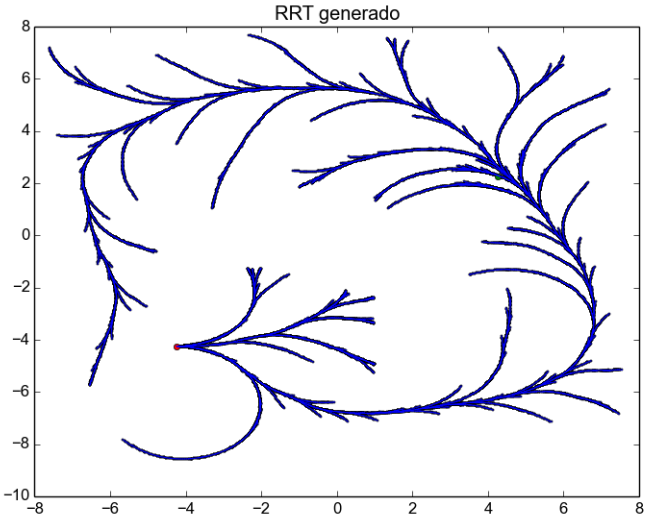


Los resultados son claros ya que hay poca diferencia entre los caminos que considera respecto al caso anterior, pero al elegir más configuraciones mejor distribuidas en el mapa sale de las zonas de colisiones y finalmente logra dirigirse al goal.

La pose final que encuentra no fue tan buena como en el escenario anterior pero sigue siendo una buena aproximación al goal.

Si bien no aporta mucho más a lo discutido anteriormente vale la pena mencionar que el caso con bias muy bajo tampoco es bueno en este escenario



En esta ocasión se acerco al goal pero ninguno de los caminos le permitió obtener una orientación cercana.

En vista a lo estudiado del algoritmo de A^* una optimización posible al algoritmo sería utilizar RRT para generar uno o mas arboles que lleguen al destino y luego aplicar $A*$ sobre el grafo para encontrar la mejor solución.