

Capítulo 5 – Resultados experimentales.

5.1 Introducción.

En este capítulo, se presenta una comparación entre los resultados obtenidos por el algoritmo de localización Monte Carlo y por el algoritmo Monte Carlo VBR, así como un estudio de los efectos ocurridos cuando se cambian los parámetros que utiliza Monte Carlo VBR. Es necesario mencionar que el funcionamiento adecuado del sistema depende de los distintos parámetros que intervienen en el mismo y que se encuentran estrechamente ligados entre sí. Estos parámetros son: el número de muestras, error de movimiento y entorno en el que se ejecuta.

Dado que los métodos son probabilísticos, su comportamiento depende de la población inicial de muestras, por lo tanto para una misma configuración de parámetros se pueden obtener resultados diferentes. Para hacer los resultados representativos e independientes de la distribución de la población inicial, se muestra el comportamiento promedio que se obtuvo realizando cada uno de los experimentos 100 veces.

El diseño y la implementación utilizada para el método Monte Carlo es similar a la presentada en el capítulo 4. La diferencia entre los algoritmos radica en que Monte Carlo no incluyen los pasos 11 al 20 del algoritmo del método Monte Carlo VBR. El modelo de actuación y el de observación utilizado para Monte Carlo es el mismo explicado en el capítulo anterior (sección 4.5.6 y 4.5.7).

El algoritmo del método **Monte Carlo** es el siguiente:

Fase de predicción.

1. Para cada muestra $X_{t-1}^{(i)}$ en Φ_{t-1}
 2. Generar una muestra $\tilde{X}_t^{(i)}$ desde $p(X_t^{(i)} | X_{t-1}^{(j)}, a_{t-1})$
 3. Reemplazar $X_{t-1}^{(i)}$ con $\tilde{X}_t^{(i)}$

Fase de actualización.

1. [Paso opcional] reemplazar algunas muestras de Φ'_t con muestras aleatorias.
2. Para cada muestra $\tilde{X}_t^{(i)}$ en Φ'_t
 3. Actualizar el peso de la muestra con la probabilidad de la lectura sensorial

$$\omega_t^{(i)} = p(o_t | X_t^{(i)})$$
4. Para cada muestra $X_t^{(i)}$ en Φ_t
 5. Calcular y almacenar el peso acumulado de todas las muestras debajo de la muestra actual ($cw(X_t^{(i)})$)
6. Calcular el peso total de todas la muestras (tw)
7. Para cada muestra $\tilde{X}_{t+i}^{(i)}$ deseada en Φ_{t+i}
 8. Generar un número aleatorio (r) entre 0 y (tw)
 9. Encontrar la muestra con el máximo ($cw(X_t^{(i)})$) $< r$
 10. Agregar la muestra encontrada a Φ_{t+i}

5.2 Ejecución típica.

Para la ejecución típica se utilizó el mapa mostrado en la figura 5.1, éste cuenta con ocho posibles balizas.

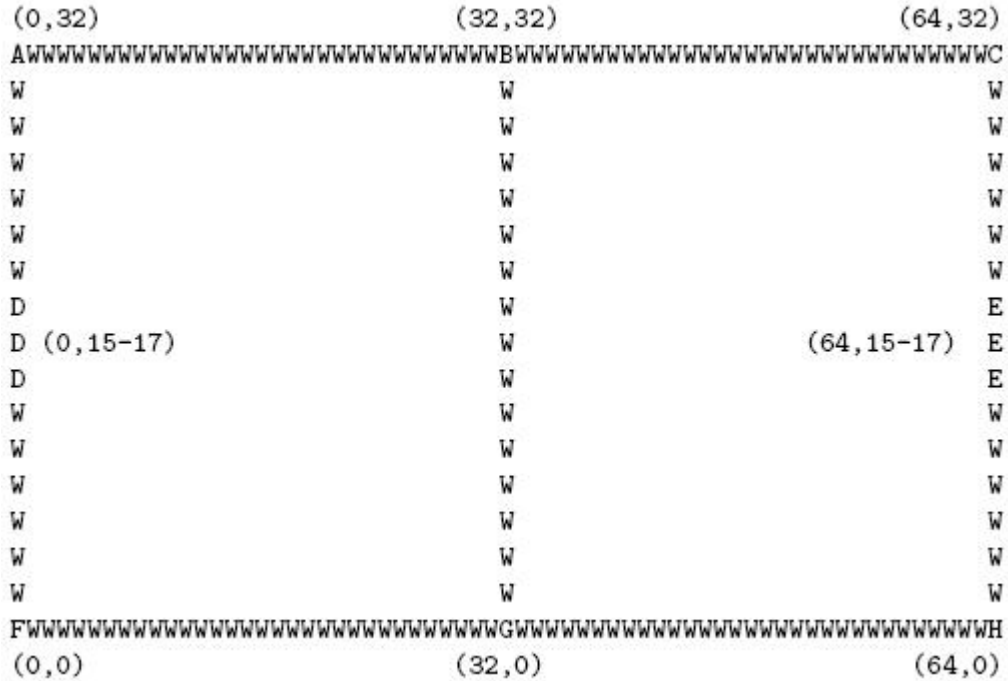


Figura 5.1 Entorno para ejecución típica.

El conjunto de acciones para esta prueba se muestra en la tabla 5.1. Así como la pose real del robot en cada instante de tiempo y la imagen que se capta desde esa pose. La posición real del robot sólo se muestra como referencia, los métodos de localización en ningún momento tienen conocimiento acerca de ésta.

Acción	Posición	Imagen
-----	50, 16, 135	B(34)
0,0,-90	50, 16, 45	C(33)
0, 0, -45	50, 16, 0	E(32) E(40) E(47)
0, -8, 225	40, 8, 225	G(40)
-10, 0, 45	30, 8, 270	G(15)
-11, 0, -45	19, 8, 225	F(79)
0, 8, 0	19, 16, 225	F(48)
0, 0, -45	19, 16, 180	D(45) D(39) D(34)
0, 0, -45	19, 16, 135	A(31)
0, 8, 90	19, 24, 225	D(79) D(74)
-9, 0, 0	10, 24, 225	D(57) D(51) D(45)
-6, 0, 0	4, 24, 225	D(12) D(7) D(2)
0, 0, -90	4, 24, 135	A(72)
6, 0, 0	10, 24, 135	A(28)
6, 0, 0	16, 24, 135	A(37)

Tabla 5.1 Datos para ejecución típica.

Para la ejecución típica se utilizaron 2000 muestras. El porcentaje de ruido de actuación es de 5% para x, y y 10% para θ . La gráfica correspondiente a θ se muestra con su Coseno para evitar problemas en la discontinuidad existente entre 0° y 360° .

5.2.1 Ejecución típica método Monte Carlo.

Los resultados que se muestran a continuación representan el error promedio de las coordenadas x, y y $\text{Cos}(\theta)$, estos parámetros nos indican el grado de dispersión de las muestras en torno a una posición candidata. El promedio del error en las pruebas realizadas fue de 3.68204254 en x , 3.06278169 en y y 17.1217333 en θ .

En las figuras 5.2, 5.3 se puede observar que conforme se va iterando, el error va decreciendo hasta que el método se estabiliza. En las pruebas realizadas se observó que en promedio son necesarias de 13 a 16 iteraciones para que este método logre estabilizarse.

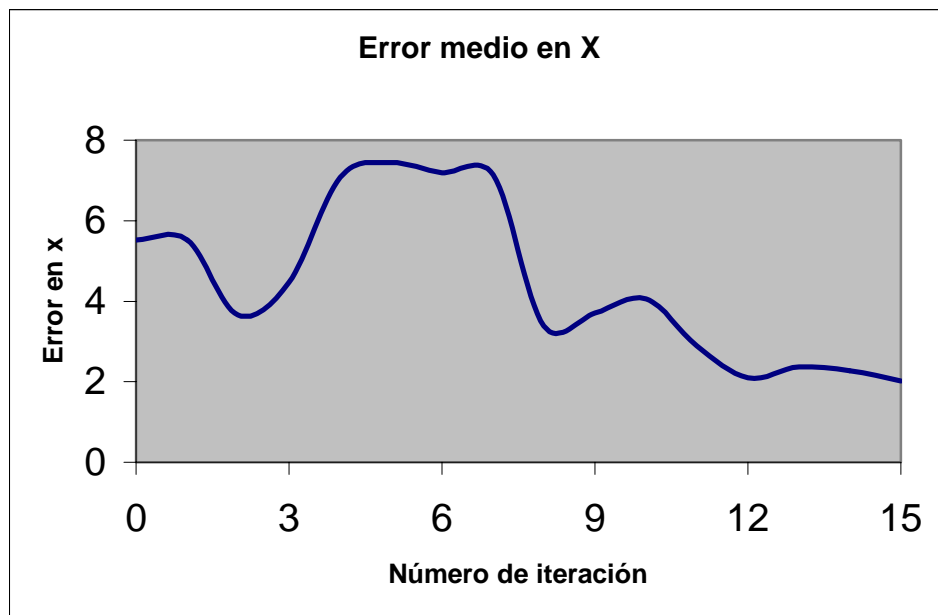


Figura 5.2 Error medio en x con 2000 muestras método MCL.

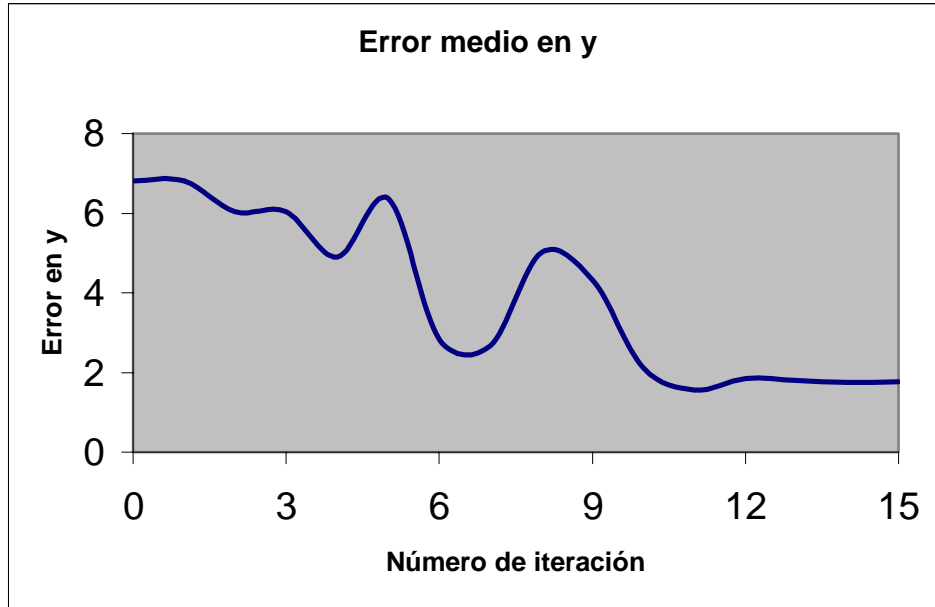


Figura 5.3 Error medio en y con 2000 muestras método MCL.

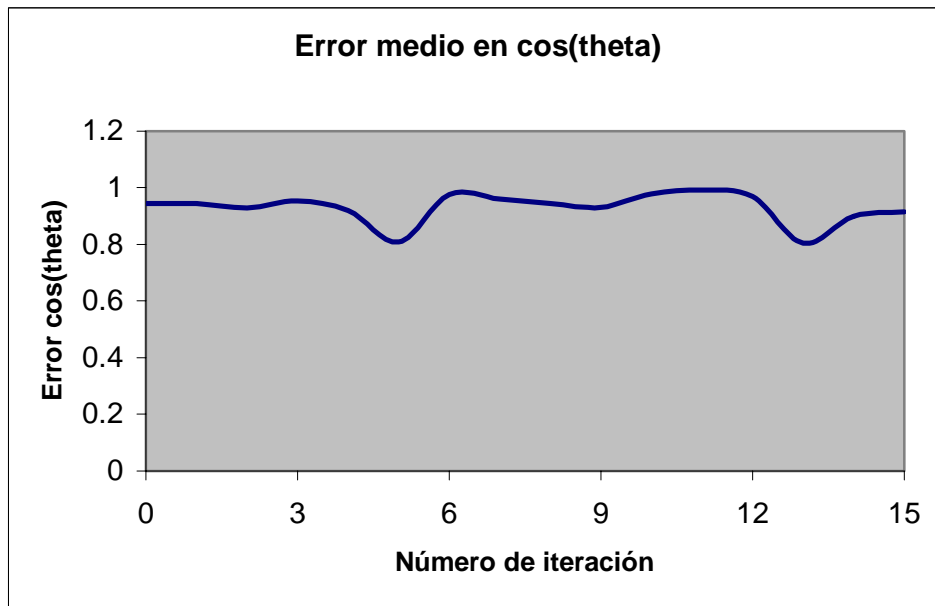


Figura 5.4 Error medio $\text{Cos}(\theta)$ con 2000 muestras método MCL.

En la figura 5.5 se muestra la evolución de la población en x, y . Los gráficos corresponden a las iteraciones 1, 3, 5, 8, 11 y 15 respectivamente. Las muestras (representadas como puntos en el entorno) tienen asociado un color de acuerdo a su probabilidad. Los puntos de color blanco representan a las poses muy poco probable, los puntos de color verde corresponden a las poco probables, las de color azul corresponden a las poses probables y las de color rojo son las muy probables.

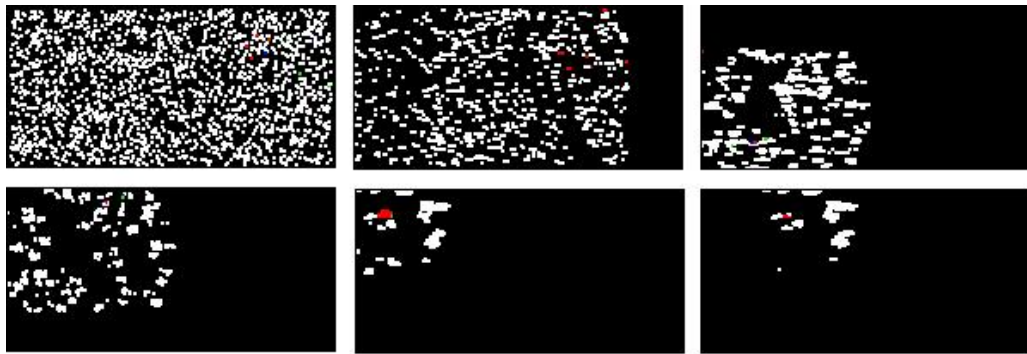


Figura 5.5 Evolución del conjunto muestral método MCL.

5.2.2 Ejecución típica método Monte Carlo VBR.

El promedio de error con el método Monte Carlo VBR es 1.43524623 en x , 1.90752378 en y y 6.21437034 en θ .

Los parámetros utilizados son los siguientes:

- El área mínima Ua a partir de la cual se dejará de utilizar Monte Carlo Dual es de 100cm^2 . (un cuadrado con lados de 10cm.).
- El umbral de calidad (*UmbralCalidad*) utilizado es de 0.65

- La probabilidad deseada de cada muestra (*ProbabilidadDeseada*) que se utilizó es de 0.75.

A continuación se muestran las gráficas resultantes.

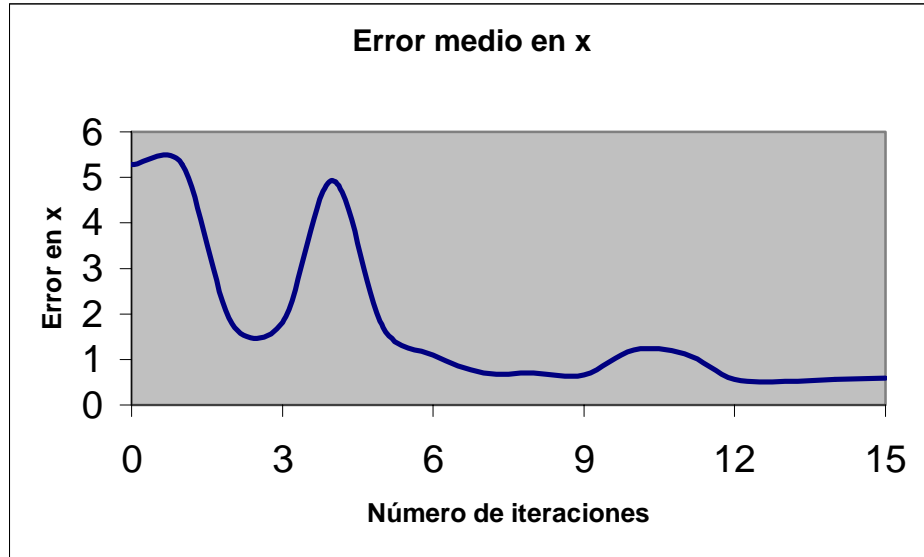


Figura 5.6 Error medio en x con 2000 muestras método MCL VBR.

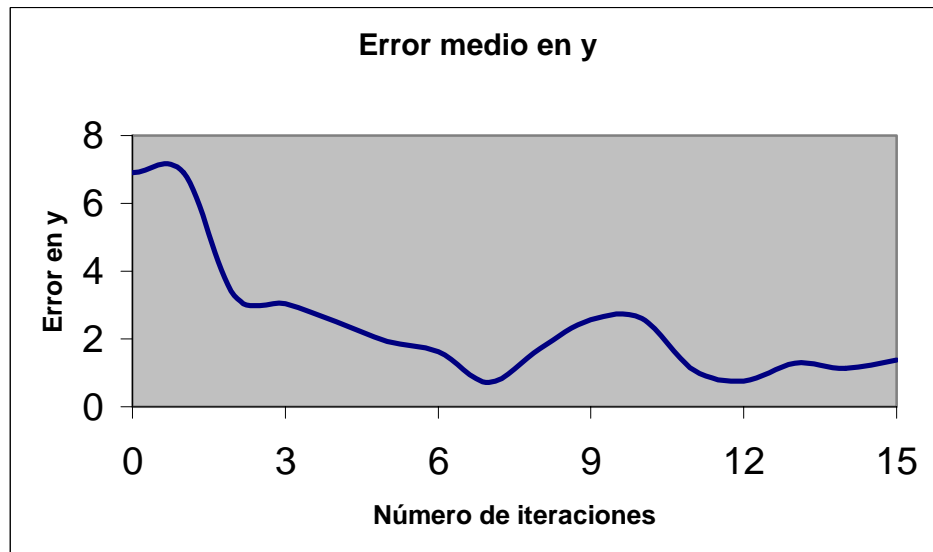


Figura 5.7 Error medio en y con 2000 muestras método MCL VBR.

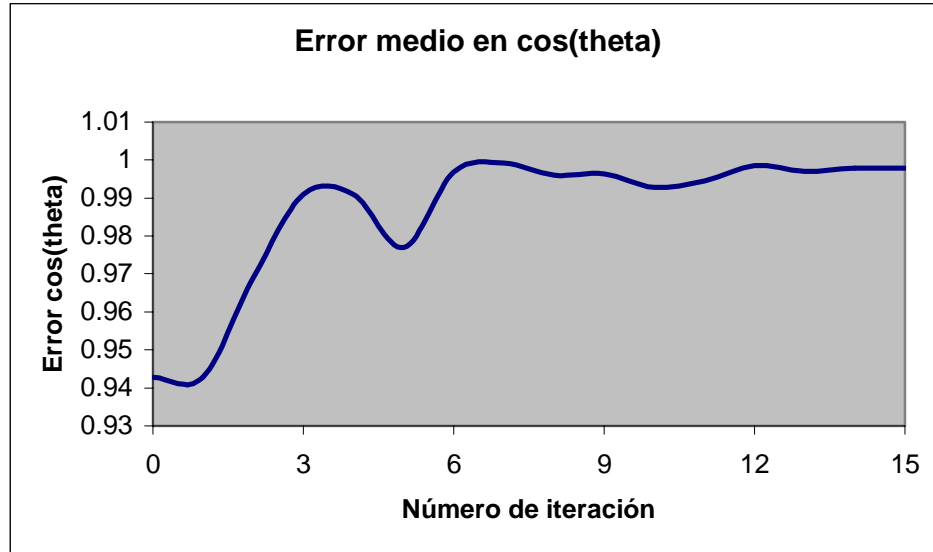


Figura 5.8 Error medio Cos(θ) con 2000 muestras método MCL VBR.

En las figuras 5.6 y 5.7, se puede observar que en Monte Carlo VBR son necesarias una menor cantidad de iteraciones para que se estabilice. En las pruebas realizadas se observó que son necesarias de 4 a 6 iteraciones para que la población sea lo suficientemente pequeña como para que no haya fluctuaciones drásticas en el error. También se observó que el promedio del error en x , y y θ también fue menor que el obtenido con Monte Carlo.

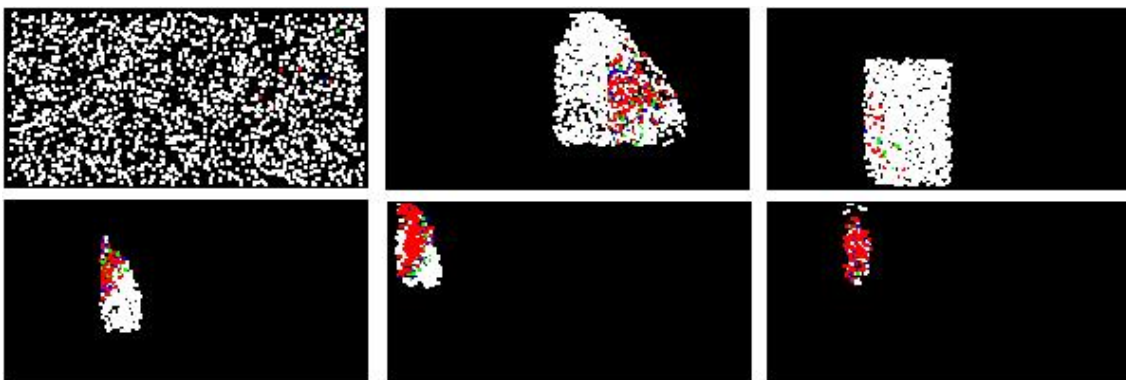


Figura 5.9 Evolución del conjunto muestral método MCL VBR.

La figura anterior muestra la evolución de la población en x, y . Los gráficos corresponden a las iteraciones 1, 3, 5, 8, 11 y 15 respectivamente. Se puede observar que las muestras se agrupan alrededor de las muestras con mayor probabilidad. Así se obtiene mayor resolución que con el método Monte Carlo, por lo tanto el promedio de error es menor.

5.2.3 Comparación ejecución típica.

En las siguientes gráficas se muestra la comparación de los dos métodos. Se puede observar que en el caso de Monte Carlo VBR la gráfica desciende a un ritmo mayor, por esta razón son necesarias una menor cantidad de iteraciones para que el método Monte Carlo VBR se estabilice en comparación con Monte Carlo.

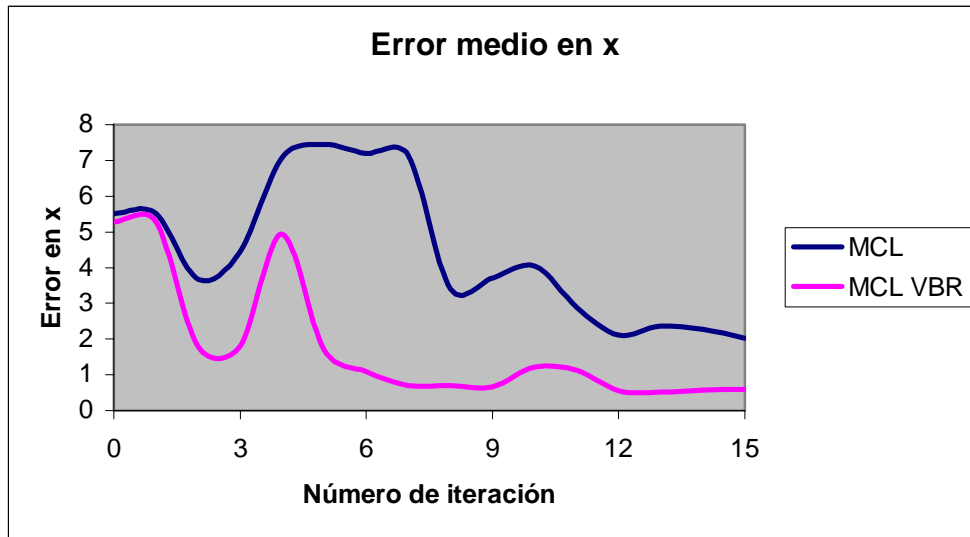


Figura 5.10 Comparación del error medio en x .

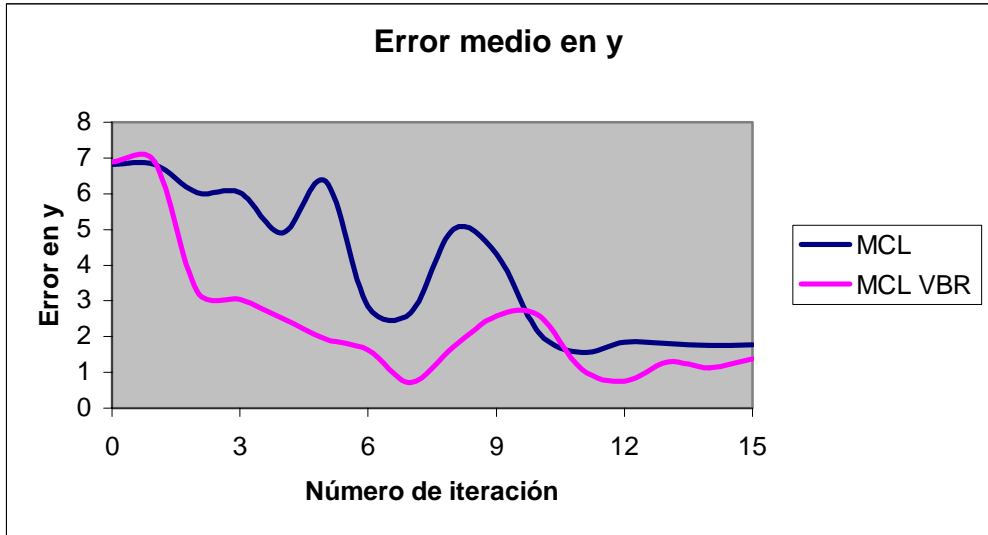


Figura 5.11 Comparación del error medio en y.

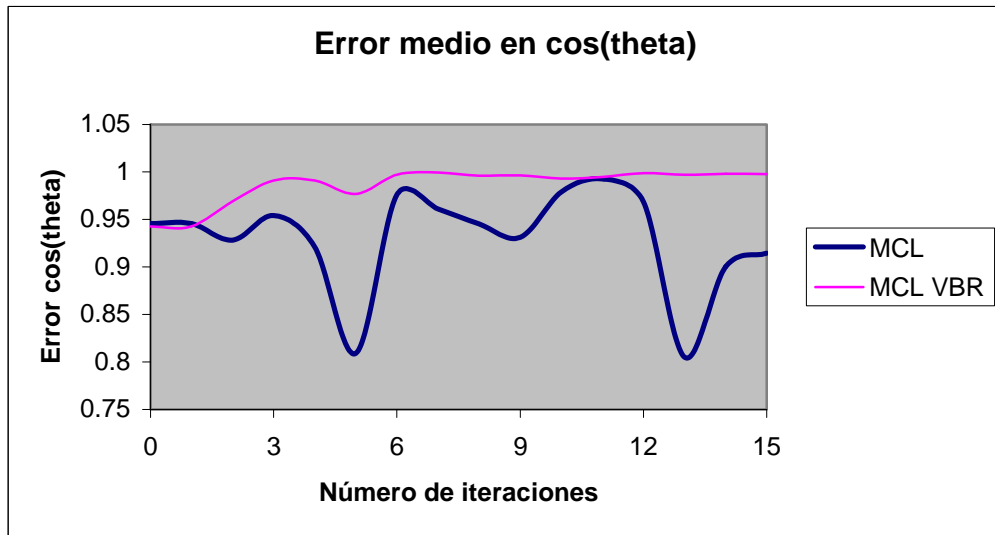


Figura 5.12 Comparación del error medio $\text{Cos}(\theta)$.

5.3 Reducción en la cantidad de muestras necesarias en Monte Carlo VBR.

En esta ejecución se prueba que la cantidad de muestras necesarias en Monte Carlo VBR se reduce drásticamente y sin sacrificar exactitud. Por lo tanto se comparan los resultados de Monte Carlo utilizando 2000 muestras y Monte Carlo VBR utilizando únicamente 300 muestras. Los parámetros utilizados por Monte Carlo VBR son los mismos mencionados en la sección 5.2.2., el mapa utilizado es el mismo que el de la figura 5.1 y el conjunto de acciones son las mostradas en la tabla 5.1.

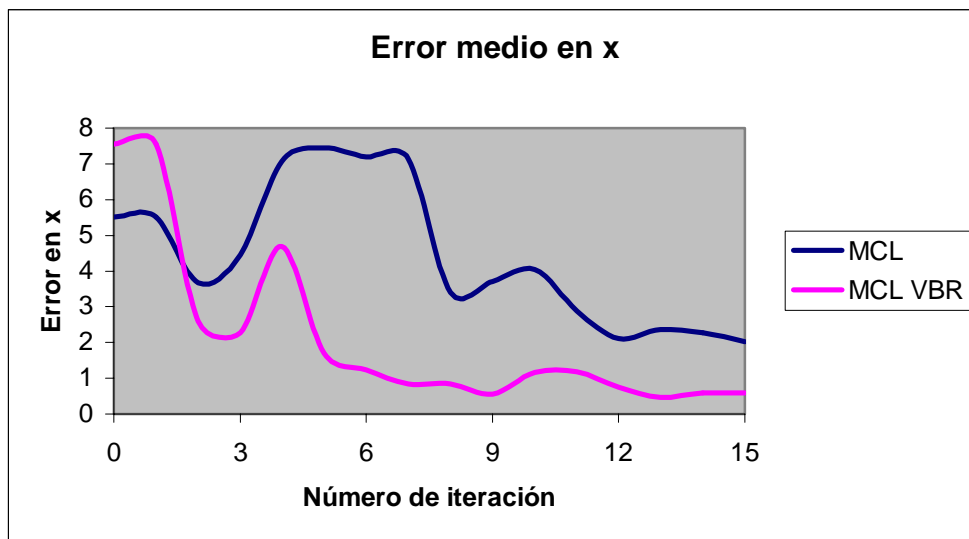


Figura 5.13 Comparación error en x.

En la gráficas correspondientes a las figuras 5.13, 5.14 y 5.15 se observa que a pesar de que con Monte Carlo VBR se utilizaron sólo 300 muestras, se obtuvieron mejores resultados que con Monte Carlo. Las ventaja al utilizar una menor cantidad de muestras

radica en que el tiempo de ejecución es menor, esto se debe a que no hay que generar las imágenes que se verían desde las 2000 muestras, solamente se tienen que generar para 300 muestras. El promedio de error con el método Monte Carlo VBR utilizando solamente 300 muestras es 1.29013358 en x , 1.86591257 en y y 5.91672344 en θ .

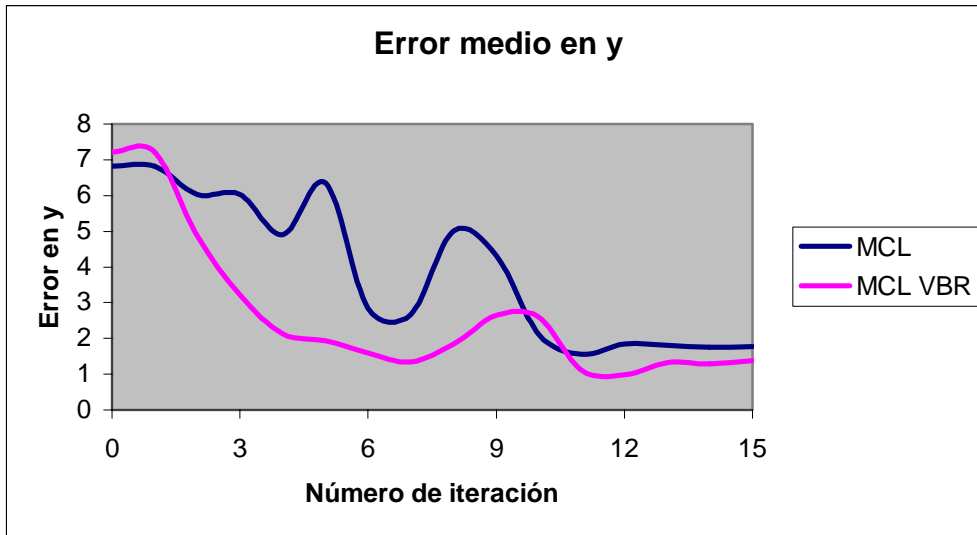


Figura 5.14 Comparación del error medio y .

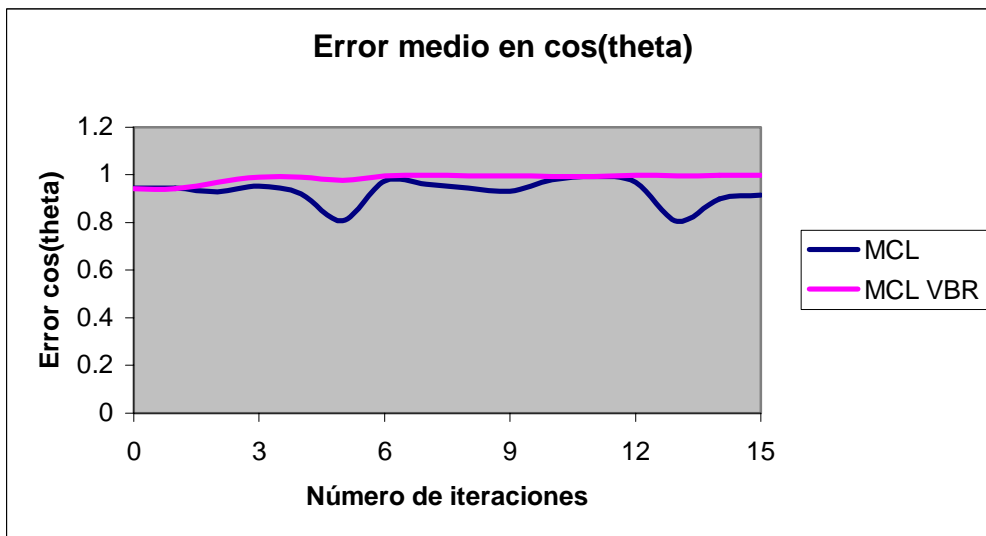


Figura 5.15 Comparación del error medio $\text{Cos}(\theta)$.

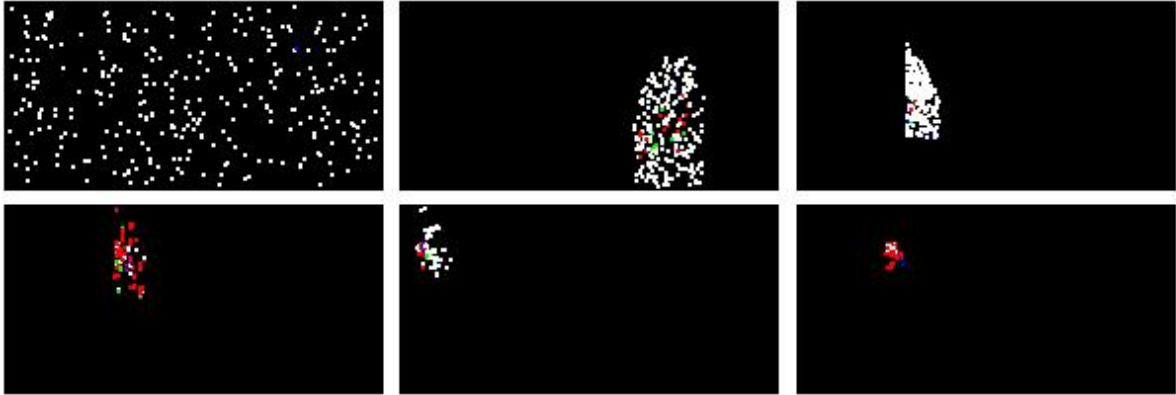


Figura 5.16 Evolución del conjunto muestral con 300 muestras.

La figura anterior muestra la evolución de la población en x, y . Los gráficos corresponden a las iteraciones 1, 3, 5, 8, 11 y 15 respectivamente. El promedio del error en x, y y θ es menor al obtenido por Monte Carlo VBR utilizando 2000 muestras, esto se debe a que el área que ocupan 300 muestras es menor a la que ocupan 2000 muestras, por lo tanto el área se reduce mucho más en cada iteración. Esto se puede ver gráficamente al comparar las figuras 5.9 y 5.16.

5.4 Estudio de los efectos de los parámetros en Monte Carlo VBR.

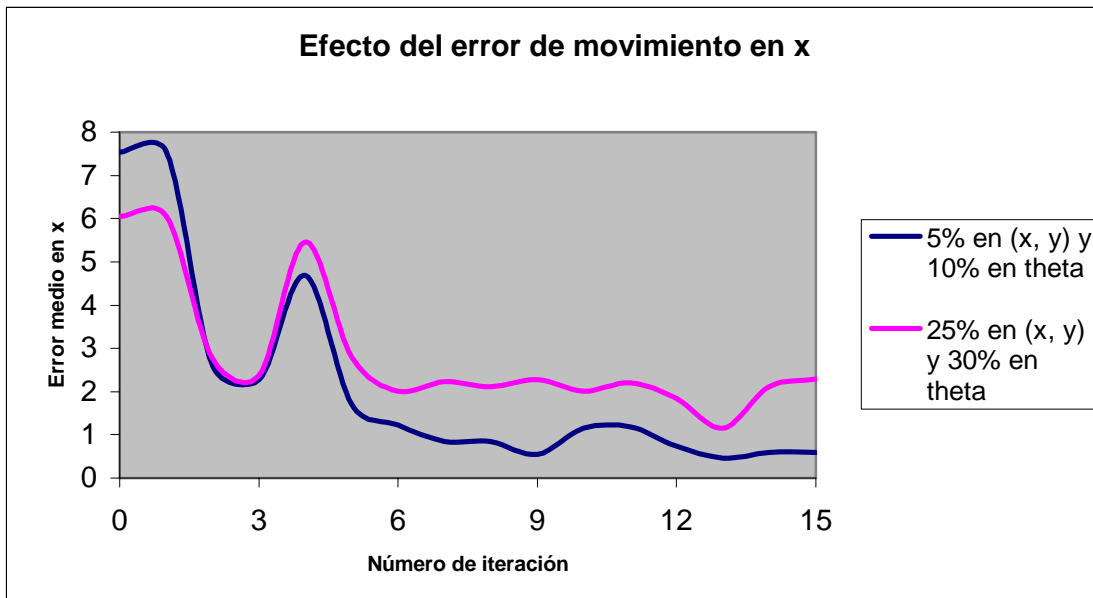
En esta sección se estudia el efecto que producen las variaciones en los distintos parámetros que intervienen en el método de localización Monte Carlo VBR. Para obtener datos verídicos se modifica el valor de una variable a la vez y se estudia su comportamiento. Para esta prueba se utilizaron 300 muestras. Los parámetros utilizados para esta prueba son los mismos detallados en la sección 5.2.2. y como se había mencionado, sólo se varía un

parámetro a la vez. El mapa utilizado es el mismo que el de la figura 5.1 y el conjunto de acciones son las mostradas en la tabla 5.1.

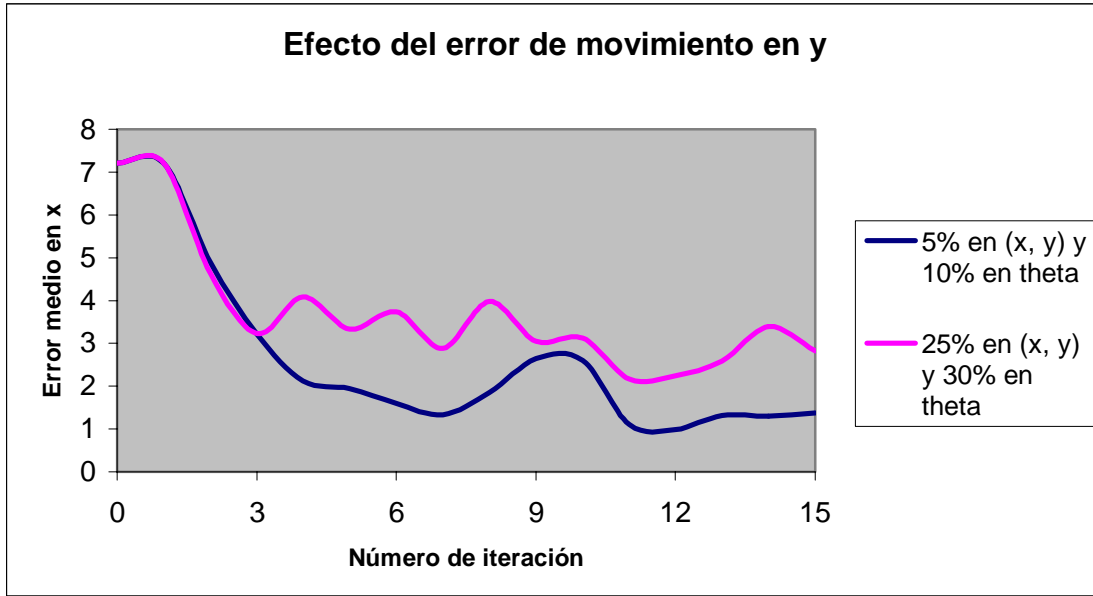
5.4.1 Error de movimiento.

Los valores de ruido de actuación que se utilizaron para la ejecución típica se modificaron de 5% para x, y y 10% para θ a 25% para x, y y 30% para θ . Todos lo demás parámetros se mantuvieron sin cambio.

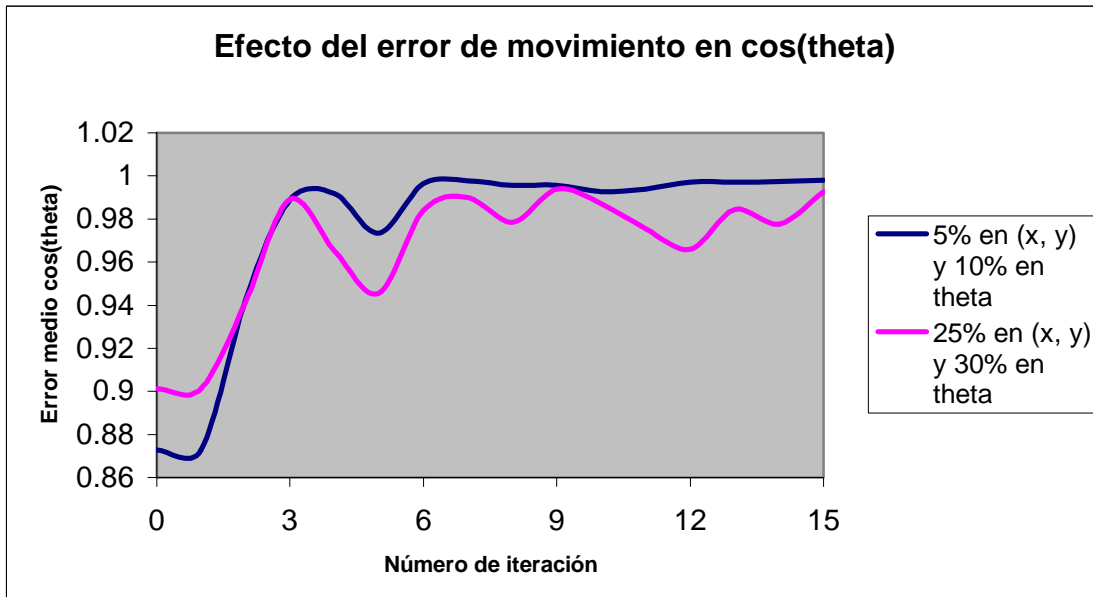
El promedio de error con porcentaje de error de movimiento de 5% para x, y y 10% para θ fue de 1.29013358 en x , 1.86591257 en y y 5.91672344 en θ . Utilizando un porcentaje de error de movimiento de 25% para x, y y 30% para θ fue de 2.36610445 en x , 2.92434776 en y y 11.07818287 en θ .



5.17 Efecto del error de movimiento en x .



5.18 Efecto del error de movimiento en y .

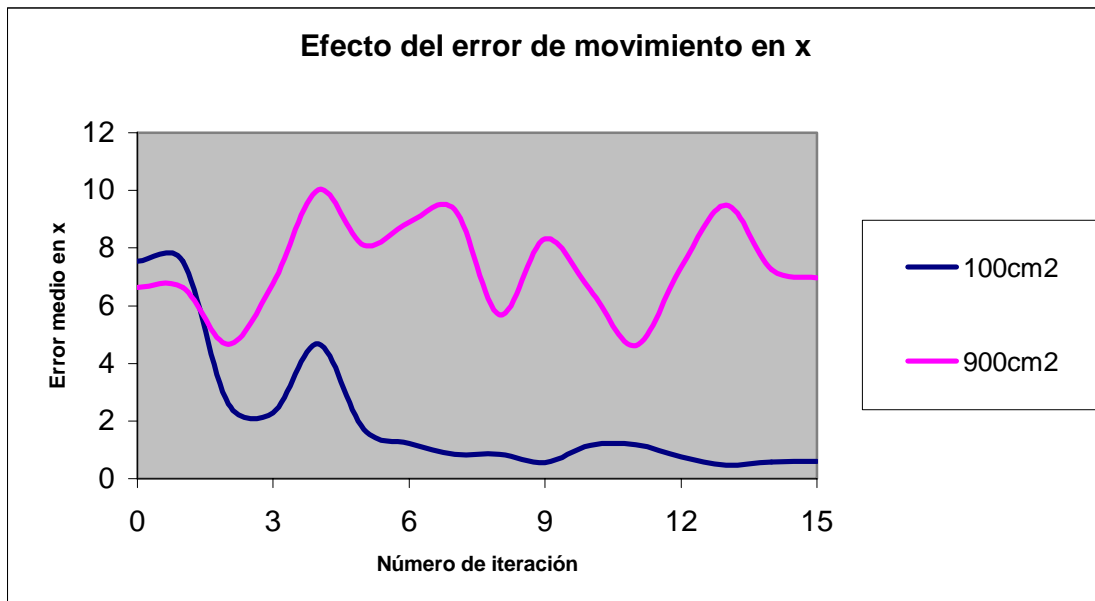


5.19 Efecto del error de movimiento en $Cos(\theta)$.

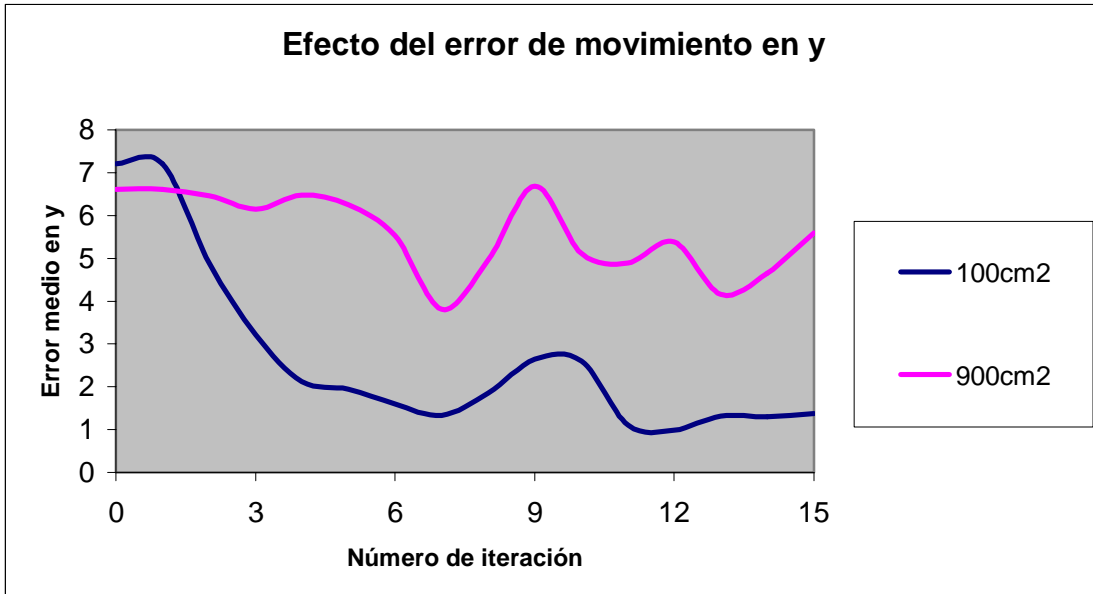
Se puede observar en las gráficas anteriores que cuando se utiliza mayor porcentaje de error se pierde precisión y se tiene una mayor cantidad de picos en las gráficas. Por lo tanto, se tiene una mayor cantidad de fluctuaciones en el error entre una iteración y la siguiente.

5.4.2 Área de la caja envolvente de la población.

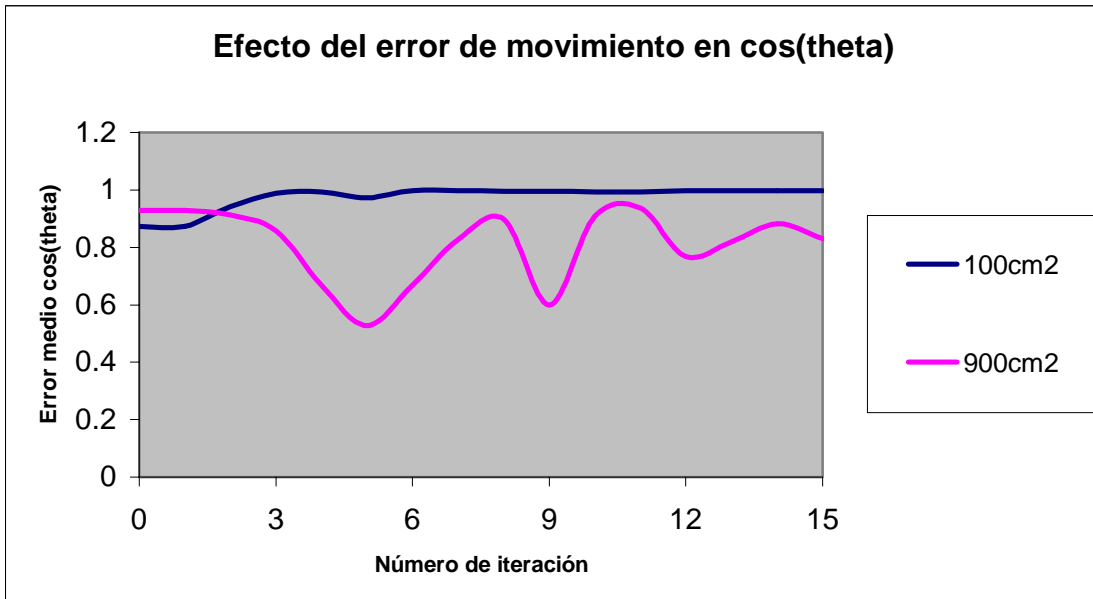
En esta sección se muestra el efecto que tienen los cambios en el área de la caja envolvente de la población. Ésta área se modifico de 100cm^2 a 900cm^2 (un cuadrado cuyos lados miden 30cm). El promedio de error con un área de 100cm^2 fue de 1.29013358 en x , 1.86591257 en y y 5.91672344 en θ . Utilizando área de 900cm^2 fue de 6.20783051 en x , 4.59631069 en y y 30.29801178 en θ .



5.20 Efecto del área de la caja envolvente en x .



5.21 Efecto del área de la caja envolvente en y .

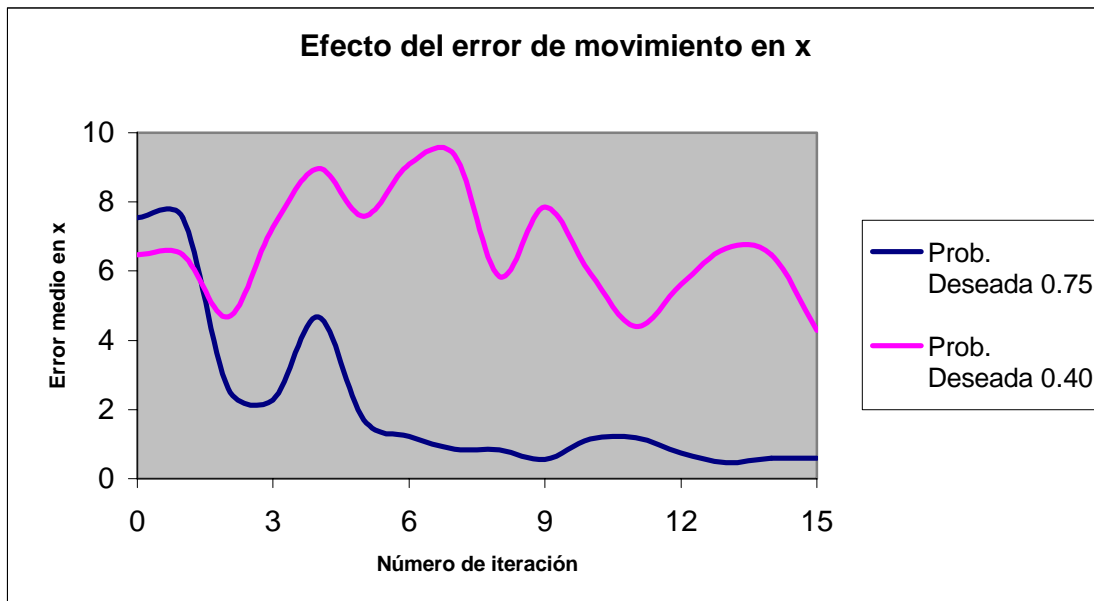


5.22 Efecto del área de la caja envolvente en $\cos(\theta)$.

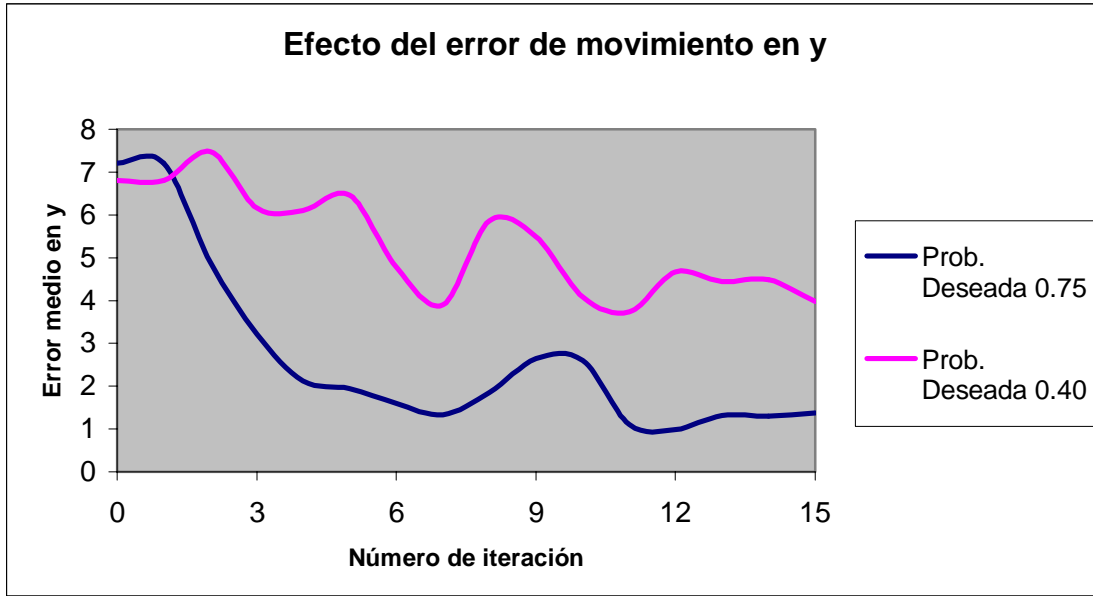
Se observa en las gráficas anteriores que cuando tenemos un área mayor (en este caso 900cm^2), el error aumenta debido a que se tienen pocas muestras ocupando un área muy grande. También el error promedio aumentó drásticamente al aumentar el área por la misma razón.

5.4.3 Probabilidad deseada de cada muestra.

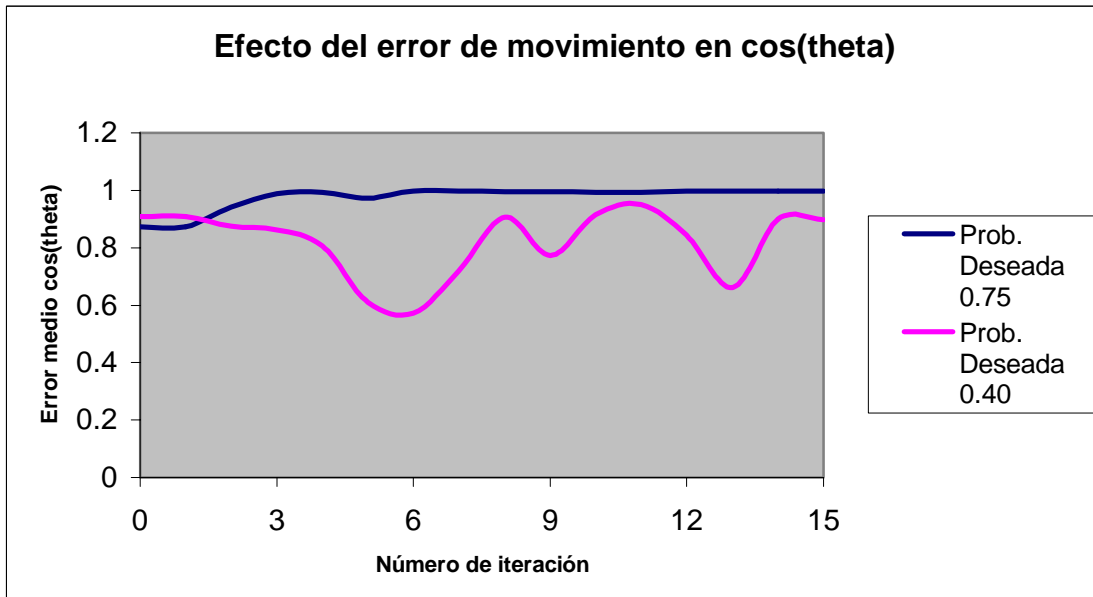
La probabilidad deseada de cada muestra (*ProbabilidadDeseada*) se modificó de 0.75 a 0.40 para estudiar el efecto que tiene éste sobre los resultados. El promedio de error con una probabilidad deseada de 0.75 fue de 1.29013358 en x , 1.86591257 en y y 5.91672344 en θ . Utilizando una probabilidad deseada de 0.40 fue de 5.87437681 en x , 4.10127104 en y y 31.96642952 en θ .



5.23 Efecto de la probabilidad deseada en x .



5.24 Efecto de la probabilidad deseada en y .



5.25 Efecto de la probabilidad deseada en $\cos(\theta)$.

Al utilizar una probabilidad deseada menor, obtenemos resultados más pobres, el error promedio se elevó drásticamente al reducir la probabilidad deseada. Las gráficas no descienden rápidamente y se puede observar la existencia de una mayor cantidad de picos. Esto nos indica que existen variaciones considerables entre iteraciones subsecuentes, por lo tanto el error promedio en algunas ocasiones puede ser pequeño y en otras puede ser muy grande. Por supuesto esto no es deseable ya que buscamos tener una gráfica que descienda de manera rápida y luego se mantenga sin picos (estabilización del método).

5.4.4 Probabilidad deseada de la población (prueba de rapto).

Esta prueba también es llamada prueba de rapto, consiste en sacar al robot del entorno una vez que ya está localizado y tras un lapso de tiempo volverlo a colocar en otra posición dentro del campo de juego. Para esta prueba se utilizó el conjunto de acciones mostrado en la tabla 5.2.

Para simular el rapto, en la iteración número 21 de la tabla 5.2, el robot se colocó en una posición en la cual no capta ninguna baliza, esto hace que en el paso *Importance Samplig* todas las posibles poses tengan una probabilidad asociada muy baja. Para este ejemplo, la probabilidad promedio de la población es menor a 0.65 (*UmbralCalidad*), por lo tanto, se sustituye la población con una nueva obtenida de manera aleatoria y distribuida uniformemente en el entorno. El número de pasos que le toma al método para recuperarse después de un rapto es en promedio de 4 a 6 iteraciones más las que le tome hasta captar una baliza.

No iteración	Acción	Posición	Imagen
1	-----	50, 16, 135	B(34)
2	0,0,-90	50, 16, 45	C(33)
3	0, 0, 180	50, 16, 225	G(46)
4	0, 0, -180	50, 16, 45	C(40)
5	0, 0, -45	40, 16, 0	E(33) E(40) E(47)
6	-10, 0, 0	30, 16, 0	E(36) E(40) E(44)
7	0, -8, 225	40, 8, 225	G(40)
8	-10, 0, 45	30, 8, 270	G(15)
9	-11, 0, -45	19, 8, 225	F(79)
10	0, 8, 0	19, 16, 225	F(49)
11	0, 0, -45	19, 16, 180	D(35) D(40) D(45)
12	0, 0, -45	19, 16, 135	A(31)
13	0, 8, 90	19, 24, 225	D(75) D(79)
14	-9, 0, 0	10, 24, 225	D(45) D(51) D(58)
15	-6, 0, 0	4, 24, 225	D(3) D(7) D(13)
16	0, 0, -90	4, 24, 135	A(73)
17	6, 0, 0	10, 24, 135	A(29)
18	6, 0, 0	16, 24, 135	A(7)
19	-2, -2, 0	14, 22, 135	A(23)
20	-4, 0, 0	10, 18, 135	A(57)
21	0, 0, 180	10, 18, 315	
22	0, 0, -180	10, 18, 135	A(57)
23	2, 0, 0	12, 18, 135	A(48)

Tabla 5.2 Datos para prueba de raptó.



Figura 5.26 Evolución del conjunto muestras en la prueba de raptó.

En la figura anterior (Figura 5.26) se muestra como evoluciona el conjunto muestral en la prueba de raptó, las imágenes corresponden a las iteraciones 1, 10, 20, 21, 22 y 23 respectivamente. En el cuadro correspondiente a la iteración 21 (cuadro inferior izquierdo) se puede observar el raptó, todas las posibles poses del robot tienen asociado una probabilidad muy baja, por lo tanto el promedio de la probabilidad de la población es menor a 0.65. El método detecta esta situación y reemplaza la población con una nueva obtenida de manera aleatoria y distribuida por el entorno de manera uniforme (iteración 22, cuadro inferior central). En este ejemplo, el robot capta una baliza en la siguiente iteración y comienza la reducción acelerada del área de la población (cuadro inferior derecho).