



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

**FACULTAD DE ESTUDIOS SUPERIORES
CAMPUS "ARAGÓN"**

**AUTOLOCALIZACIÓN DE UN ROBOT MÓVIL POR
MEDIO DE VISIÓN COMPUTACIONAL EN
ESPACIOS CERRADOS**

T E S I S

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
INGENIERO EN COMPUTACIÓN**

P R E S E N T A :

ISRAEL VÁZQUEZ JIMÉNEZ

ASESOR: Dr. LUIS ALBERTO PINEDA CORTÉS

SAN JUAN DE ARAGÓN, ESTADO DE MÉXICO. 2005

0350982



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Dedico este trabajo a mis tías Hilda, Ma. Antonieta, N. Margarita, Ma. del Carmen, Marcela, a mi tío Jesús y a mis abuelitos Moisés y Concepción por haber creído en mí, por demostrarme su cariño día con día, aún cuando, en ocasiones las circunstancias se hayan tornado adversas. Es imposible plasmar en papel lo agradecido que estoy con ellos por todo lo que han realizado por mí, por lo que solamente les puedo decir gracias.

También tengo que agradecer a mi hermano Jonathan, por todo el apoyo que me ha dado y en especial agradezco a mi mamá por el apoyo incondicional y cariño que me muestra constantemente. Por haberme enseñado que nada es imposible en esta vida, sólo se requiere de un mayor esfuerzo para alcanzar nuestras metas.

Israel Vázquez Jiménez.

Agradezco a la UNAM (ENEP Aragón) por la oportunidad brindada, a mis profesores por sus enseñanzas y todos los que de alguna manera, con su apoyo y comprensión, me ayudaron a hacer posible esta tesis.

También, de manera muy especial, le agradezco al Dr. Luis Alberto Pineda Cortés, por brindarme su confianza al darme la oportunidad de realizar este trabajo de investigación.

Al Proyecto NSF/CONACYT 39380-U, DIME-II: Diálogos Inteligentes Multimodales del Español, bajo la responsabilidad del Dr. Luis Alberto Pineda Cortés.

Israel Vázquez Jiménez.

ÍNDICE GENERAL

PAG.

CAPÍTULO I.

INTRODUCCIÓN.

2

1.1 Planteamiento del problema.

12

1.2 Hipótesis.

12

1.3 Objetivo.

13

1.4 Funciones del sistema.

13

1.5 Condiciones del modelo.

13

1.6 Organización de la tesis.

15

CAPÍTULO II.

MODELADO DEL SISTEMA.

17

2.1 El autopoicionamiento como un modelo de clasificación.

19

2.1.1 El problema de la similaridad y la ambigüedad.

30

2.2 Especificación del modelo del sistema.

37

CAPÍTULO III.

REPRESENTACIÓN DE LA IMAGEN Y MEDIDA DE SIMILITUD.

51

3.1 Representación de la imagen.

52

3.2 Medidas de proximidad vectorial euclidiana.

63

CAPÍTULO IV.

ESTRUCTURA DE DATOS.

67

4.1 recolección de imágenes.

69

4.2	Construcción de la estructura de datos.	75
4.3	Uso de la estructura de datos.	78
CAPÍTULO V.		
EXPERIMENTO.		85
5.1	Experimentos preliminares.	85
5.2	Experimento principal.	90
CAPÍTULO VI.		
CONCLUSIONES.		104
6.1	Discusión de los resultados.	104
6.2	Conclusiones.	107
BIBLIOGRAFÍA.		113
ANEXOS.		116

ÍNDICE DE FIGURAS

PAG.

CAPÍTULO I.

Figura 1.1	Componentes del espacio tridimensional: a) Traslación. b) Rotación.	4
Figura 1.2	Sistema de referencia coordinado y orientado absoluto.	5
Figura 1.3	Golem.	8
Figura 1.4	Entorno del Robot: Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS, UNAM).	9
Figura 1.5	El histograma como representación de una imagen.	11

CAPÍTULO II.

Figura 2.1	Información empleada en la generación del modelo: Historial de movimiento.	20
Figura 2.2	Información empleada en la generación del modelo: Imágenes recolectadas del entorno en distintas poses.	20
Figura 2.3	Solución al problema de correlación entre el entorno (espacio físico) y su representación (imágenes).	22
Figura 2.4	Correlación entre el entorno y su representación.	23
Figura 2.5	Información idiótética utilizada como entrada en el modelo: Odometría.	24
Figura 2.6	Información alotética utilizada como entrada en el modelo: Visión (imágenes).	25
Figura 2.7	El autoposicionamiento considerado como problema de clasificación.	26
Figura 2.8	Semejanza entre las imágenes obtenidas en diferente posición e igual orientación en una misma zona.	27

Figura 2.9	Proceso en la clasificación de un objeto: a) Objeto a clasificar (imagen). b) Características extraídas (histograma). c) Vector de características. d) Clasificación del objeto (imagen) de acuerdo a su similitud con otros objetos (imágenes).	28
Figura 2.10	Viabilidad en creación de grupos de imágenes: a) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 90° dentro de la zona 1. b) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 180° dentro de la zona 1. c) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 0° dentro de la zona 2. d) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 90° dentro de la zona 2.	30
Figura 2.11	Facilidad con la que una imagen es clasificada.	31
Figura 2.12	Problema de ambigüedad: Originado por grupos de imágenes que, tomadas en distintas posiciones y orientaciones, presentan semejanza en su configuración.	32
Figura 2.13	Dificultad al clasificar una nueva imagen, debido al problema de ambigüedad.	33
Figura 2.14	Solución al problema de la ambigüedad: Originado por imágenes similares tomadas en distintas posiciones y orientaciones en el ambiente.	35
Figura 2.15	Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Trayectoria a recorrer (proporcionada por el usuario).	37
Figura 2.16	Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Captura de la imagen a clasificar.	38
Figura 2.17	Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Grupo de imágenes considerado para estimar la pose del robot, obtenido mediante el rango de posición.	39
Figura 2.18	Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: a) Grupos de imágenes dentro del rango de posición. b) Grupos de imágenes generado por el rango de orientación a partir del grupo de imágenes obtenido por el rango de posición.	40
Figura 2.19	Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: a) Grupo de imágenes con mayor semejanza a la imagen evaluada, obtenidas a partir del rango de orientación. b) Hora (condición de iluminación) aproximada en la que se encuentra actualmente el entorno.	41

Figura 2.20	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Hora (condición de iluminación) y orientación en la que probablemente se encuentra ubicado actualmente el robot en el entorno.	42
Figura 2.21	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: a) Orientación probable en la que se encuentra actualmente ubicado el robot, obtenida por la visión. b) Corrección de la orientación mediante la alineación del robot respecto a la orientación obtenida por la visión y el sistema de referencia establecido. c) Información odométrica actualizada con la orientación proporcionada por la visión.	43
Figura 2.22	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Conjunto de imágenes seleccionadas para estimar la posición relativa del robot.	44
Figura 2.23	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Pose relativa.	45
Figura 2.24	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: a) Espacio físico representado por las imágenes. b) Imágenes más cercanas y similares a la imagen evaluada. c) Pose del robot estimada por visión.	46
Figura 2.25	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Error en la posición del robot.	47
Figura 2.26	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Corrección de la posición.	47
Figura 2.27	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Error en la pose actual del robot, después de realizar la corrección de su posición.	48
Figura 2.28	Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Desplazamiento hacia la siguiente pose del historial de movimiento.	50

CAPÍTULO III.

Figura 3.1	Representación del modelo RGB.	53
Figura 3.2	Representación de una imagen en la PC.	54

Figura 3.3	Formato de la imagen utilizada en la investigación.	55
Figura 3.4	Histogramas de las tres bandas espectrales de una imagen a color.	55
Figura 3.5	Diferentes condiciones de iluminación sobre un mismo fragmento del espacio provocan alteraciones en cada banda espectral: a) Imagen tomada a las 11:00 hrs. b) Imagen tomada a las 16:00 hrs.	57
Figura 3.6	Histogramas de intensidad obtenidos para contener y reducir los efectos causados por los cambios en las condiciones de iluminación en la imagen respecto al tiempo.	58
Figura 3.7	Histogramas como patrón de semejanza y discriminación.	60
Figura 3.8	Representación de la imagen: a) Histograma de la imagen. b) El histograma es segmentado, lo que genera una matriz. c) A cada celda se le asigna un valor de acuerdo al porcentaje de píxeles negros que contenga. d) Se realiza una suma de los valores contenidos en cada columna de la matriz. f) El valor obtenido en cada columna se estructura en forma de vector.	62
Figura 3.9	Vectores como patrón de semejanza o discriminación.	63
Figura 3.10	La distancia euclidiana y la similitud representan lo mismo pero desde distintos puntos de vista.	65
Figura 3.11	Similaridad en la estructura de las imágenes basándose en la cuantificación de sus propiedades mediante la distancia euclidiana.	66

CAPÍTULO IV.

Figura 4.1	Entorno del Robot: Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS, UNAM).	69
Figura 4.2	Discretización del entorno: Considerando la necesidad de segmentar el entorno y las limitaciones de la cámara, las imágenes son tomadas de tal forma que proporcionen la mayor cantidad de información posible sobre el entorno.	70

Figura 4.3	Recolección de las imágenes: En cada localidad son adquiridas 8 imágenes, con una separación de 45° entre sí, de acuerdo al sistema de referencia establecido.	71
Figura 4.4	Recolección de las imágenes: Cada imagen es tomada a distinta hora (condición de iluminación) de 11:00 a 16:00 hrs.	71
Figura 4.5	Consistencia de la información (imágenes) empleada en el modelo para determinar la pose del robot, con respecto al estado actual del entorno.	72
Figura 4.6	Imágenes recolectadas en el entorno: a) Primera etapa. b) Segunda etapa. c) Tercera etapa.	74
Figura 4.7	Proceso seguido para la construcción de la estructura de datos.	76
Figura 4.8	Vectores almacenados en la estructura de datos.	77
Figura 4.9	Uso de la estructura de datos: Vector obtenido a partir de la imagen capturada por el robot en su pose actual.	78
Figura 4.10	Uso de la estructura de datos: Los vectores se seleccionan basándose en los criterios definidos.	79
Figura 4.11	Uso de la estructura de datos y criterios de selección: a) Distancia euclidiana. b) Rango de posición. c) Rango de orientación. d) Hora (condición de iluminación).	80
Figura 4.12	Uso de la estructura de datos: Orientación estimada por visión.	81
Figura 4.13	Uso de la estructura de datos: Vector obtenido a partir de la imagen capturada por el robot en su nueva pose.	82
Figura 4.14	Uso de la estructura de datos: Vectores a partir de los cuales se estimará la posición actual del robot.	82
Figura 4.15	Uso de la estructura de datos: La posición del robot estimada por visión.	83

CAPÍTULO V.

Figura 5.1	Poses seleccionadas aleatoriamente en el entorno, para estimar el error de la pose obtenida por visión con respecto a una pose conocida.	86
Figura 5.2	Entorno: Búsqueda global para estimar la pose actual del robot, por medio de la visión, seleccionando de la estructura de datos las imágenes (poses) más semejantes y cercanas a la imagen capturada por el robot en su ubicación actual.	87
Figura 5.3	Entorno: Búsqueda local para estimar la pose actual del robot, por medio de la visión, seleccionando de la estructura de datos las imágenes (poses) más semejantes y cercanas a la imagen capturada por el robot en su ubicación actual.	88
Figura 5.4	Trayectorias generadas en el entorno (corredor del Departamento de Ciencias de la Computación del IIMAS, UNAM).	91
Figura 5.5	Error entre la posición del robot estimada por visión y la posición de la submeta _i "pose objetivo" correspondiente al historial de movimiento que se le proporciona.	92
Figura 5.6	Posición del robot corregida respecto a la posición indicada en la submeta _i (pose objetivo), la cual se le proporcionó en el historial de movimiento (trayectoria a recorrer).	93
Figura 5.7	Desplazamiento del robot hacia la siguiente pose objetivo (submeta _{i+1}) del recorrido (historial de movimiento) a partir de la pose corregida respecto a la posición indicada en la submeta _i , del historial de movimiento y a la orientación definida por la visión.	94
Figura 5.8	Recorridos realizados por el robot en la ruta 1: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.	96
Figura 5.9	Recorridos realizados por el robot en la ruta 2: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.	97

Figura 5.10	Recorridos realizados por el robot en la ruta 3: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.	98
Figura 5.11	Recorridos realizados por el robot en la ruta 4: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.	99
Figura 5.12	Recorridos realizados por el robot en la ruta 5: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.	100

ÍNDICE DE TABLAS

PAG.

CAPÍTULO I.

Tabla 1.1	Algunos robots móviles que se desplazan en interiores.	6
------------------	--	----------

CAPÍTULO V.

Tabla 5.1	Resultados de las pruebas correspondientes al primer experimento preliminar (búsqueda global).	88
Tabla 5.2	Resultados de las pruebas correspondientes al segundo experimento preliminar (búsqueda local).	89
Tabla 5.3	Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 1.	101
Tabla 5.4	Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 2.	101
Tabla 5.5	Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 3.	102
Tabla 5.6	Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 4.	102
Tabla 5.7	Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 5.	103

CAPÍTULO I

RESUMEN

Hoy en día los robots se han vuelto una herramienta de gran utilidad en el desarrollo de las actividades del hombre; cada vez es más común la presencia de robots móviles. Esto se debe a que muchas de las actividades requieren que éstos realicen un constante movimiento desplazándose en ambientes cuyas condiciones o dimensiones son cada vez más complejas o más extensas. En muchas ocasiones, los errores cometidos por el hombre en el desarrollo de dichas actividades tienden a incrementarse conforme pasa el tiempo a consecuencia, entre otras cosas, del cansancio. Entre muchas de las tareas que un robot debe de realizar para poder cumplir de forma satisfactoria la labor que le ha sido encomendada, la de estimar su ubicación actual en cada instante de tiempo es una de las primordiales. Para llevar a cabo una determinada actividad primero tiene que saber en qué lugar del entorno se encuentra y en dónde se debe realizar dicha actividad para posteriormente dirigirse al sitio correcto. La presente investigación se desarrolla bajo el contexto del proyecto de investigación titulado "Navegación de un robot móvil en un ambiente de oficinas por medio de visión computacional y lenguaje natural". Su objetivo es proporcionar al robot la capacidad de autolocalizarse en su entorno y desplazarse a través de un ambiente de oficinas. El robot deberá de ser capaz de dar una visita guiada en el Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del Instituto de Investigación en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS, UNAM). Para la implementación final de este sistema, es necesario que el robot pueda autolocalizarse en su entorno para posteriormente realizar tareas de mayor nivel como la evasión de obstáculos, planeación de trayectorias o la interacción con humanos mediante lenguaje natural hablado en español.

La presente investigación tiene como finalidad complementar el módulo para la autolocalización del robot, por medio de visión computacional. La propuesta pretende validar la información que actualmente el sistema de autolocalización del robot le proporciona, por medio de sus sensores, sobre su ubicación actual y, de ser necesario, realizar las correcciones oportunas. Esto con el fin de que pueda autolocalizarse adecuadamente en su ambiente y, por lo tanto, cumplir su objetivo de forma satisfactoria. Este submódulo fue desarrollado bajo el sistema operativo Linux Mandrake V.9.2, en lenguaje "C". Sus funciones básicas consisten en adquirir, por medio de una cámara de video montada sobre el robot, una imagen del ambiente en la ubicación actual del mismo; extraer de ella su histograma de intensidad de iluminación y convertirlo en un vector numérico. Posteriormente, por medio de un proceso de clasificación el vector es relacionado con un grupo de vectores; que entre otras propiedades, posean características muy semejantes con respecto a él. Este conjunto de vectores es el que permite estimar la ubicación actual del robot, pues antes de capturar la imagen, ésta le es desconocida. La información obtenida sobre su ubicación, por medio de la visión, se integra y se

compara con la información proporcionada por el sistema de autolocalización del robot, con el propósito de obtener una ubicación más precisa.

Esta tesis se estructura en seis capítulos, en los cuales se describe de manera detallada y sencilla cómo se desarrolló este submódulo y cómo se integró al sistema de autolocalización del robot. Se describen las consideraciones realizadas para modelarlo, a fin de que fuese confiable. También, el proceso realizado para recolectar del ambiente las imágenes con las cuales se generaron los grupos para llevar a cabo el proceso de clasificación, así como la forma en que fueron representadas para su almacenamiento. Se detalla la correlación establecida entre la información obtenida del ambiente y la ubicación física en donde ésta fue recolectada. Esto con el propósito de que la información empleada en el sistema fuese consistente con el estado actual del ambiente. Por último, se describen los experimentos realizados para valorar el desempeño del módulo de autolocalización. Cada capítulo es autónomo y, a la vez, es la secuencia de los anteriores; se ha previsto ir de lo simple a lo complejo, de las pruebas a las conclusiones de la manera más clara y objetiva posible. Se pretende que los conceptos básicos de la investigación sean comprendidos cuando se presenten por primera vez. Al realizar esta investigación se desea que este esfuerzo contribuya de alguna manera a mejorar los sistemas desarrollados para la autolocalización de los robots móviles. En seguida se presenta una introducción cuyo fin es ubicar y especificar de manera más clara el problema a resolver en esta investigación.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años algunas de las actividades que el hombre ha venido realizando han traído la necesidad de utilizar asistentes robóticos. Para fines del presente trabajo, se definirá *robot* como un “dispositivo electromecánico, con cierto grado de autonomía que por medio de programas de cómputo puede simular un comportamiento inteligente siendo capaz de realizar una variedad de tareas a la vez que interactúa con su entorno, sin tener que modificar su estructura física” [14]. La *autonomía* con la que se pretende dotar a los robots, implica que ellos deben ser capaces de percibir, modelar, planificar y actuar en su entorno para alcanzar uno o varios objetivos, sin o con la mínima intervención de un ser humano. Esta necesidad se debe a que dichas actividades resultan ser tediosas, difíciles, desagradables o de alto riesgo para los humanos. Estas actividades son realizadas por los robots con rapidez, precisión y a un bajo costo. La eficiencia que presentan hace que cada vez sean más requeridos en diversos entornos: oficinas, casas, la industria, etc [4].

Actualmente es posible encontrar una gran variedad de tipos de robots. Por sus características se pueden clasificar en fijos y móviles. Los robots fijos generalmente son hechos para automatizar la producción en fábricas (simples brazos metálicos). Los denominados móviles tienen la capacidad para trasladarse

de forma autónoma en su entorno, el cual puede ser desconocido o parcialmente conocido, y detectar los posibles obstáculos que se encuentre en él. El robot utilizado en esta investigación es un robot móvil.

Una de las habilidades principales de los robots móviles es, precisamente, poder desplazarse a través de su entorno para alcanzar una meta o pose determinada. En la presente investigación se empleará el término “pose” para referirse tanto a la posición como a la orientación del robot. La *posición* es el punto en donde el robot se encuentra respecto a un plano cartesiano y la *orientación* es la dirección hacia donde el robot se encuentra “observando” respecto a un punto cardinal [16]. Que un robot pueda moverse a través de su entorno, implica que deberá cumplir con cierta función o tarea en una o varias localidades del mismo. Para llevar a cabo de manera satisfactoria las tareas que le han sido asignadas, es necesario que sea capaz de determinar su pose con respecto a un sistema de referencia coordinado y orientado.

La capacidad que el robot posee para trasladarse en su entorno genera en él la necesidad de hacer uso de un sistema sensorial que le proporcione información del ambiente. Este sistema de percepción le permitirá enfrentarse y reaccionar ante sucesos inesperados que se presenten en el entorno mientras se desplaza en él. Así, estimar su pose en cada instante de tiempo respecto a una representación global del espacio y un sistema de referencia coordinado y orientado, con la información obtenida a través de los sensores, es una de las tareas esenciales para su funcionamiento. Para lograr esto las investigaciones se enfocan en tratar de reducir la incertidumbre (tanto en la percepción como en la acción) para que sean confiables [2,4,10]. En los seres vivos esta función es indispensable y complicada ya que de ello depende su supervivencia.

Si el robot no puede autolocalizarse en su entorno, se podría desplazar hacia zonas no aptas: alfombras, escalones, obstáculos, etc., ocasionándose algún daño al atorarse, caer o chocar. En algunos casos el robot debe encontrar y recibir la energía precisa para su funcionamiento. Esta energía será la que le permita seguir funcionando ininterrumpidamente y si no es capaz de ir hacia el lugar en donde la obtiene, puede quedarse sin ella y dejar de funcionar.

En general se puede decir que estimar la pose del robot en el entorno, es equivalente a encontrar las componentes del vector de traslación t (movimiento) y de rotación r (dirección o ángulo) en relación a los ejes (X, Y, Z) del sistema de coordenadas cartesianas asociado al robot con respecto a un sistema de referencia coordinado y orientado absoluto establecido en el entorno (ver Figura 1.1a y 1.1b). Un *vector* es una magnitud física representada por un segmento de recta, definido por una longitud y dirección, en un espacio de tres dimensiones (X, Y, Z) [16]. En esta investigación el caso estudiado es bidimensional, de esta manera, el problema se reduce a encontrar las componentes (t_x , t_y , r_x) asociada al sistema móvil del robot, donde (t_x , t_y) representa su posición y (r_x) representa su orientación [4].

Considerando lo anterior, la localización del robot se plantea como un problema de estimación de los parámetros (t_x , t_y , r_x) en un instante de tiempo (en la presente investigación (t_x , t_y , r_x) corresponden a (X , Y , θ) respectivamente), donde los parámetros a estimar son la pose del robot, con relación a un sistema de referencia coordinado y orientado absoluto (ver Figura 1.2).

En los últimos años se han propuesto una gran variedad de técnicas de posicionamiento de robots móviles en ambientes, como el espacio de oficinas (interiores). Su planteamiento varía considerablemente en función del ambiente en el cual se mueven, del conocimiento que se posea tanto del entorno como de la tarea a realizar y del conjunto de sensores disponibles.

Algunos sistemas se basan tanto en el uso de *marcas artificiales* como en sistemas de localización global (GPS). El uso de marcas artificiales implica que el espacio debe de ser preparado para colocarlas de tal manera que el robot pueda reconocerlas rápida y fácilmente. Este tipo de marcas se pueden clasificar en dos grupos: por un lado los elementos activos, como las marcas de radiofrecuencia, infrarrojos o ultrasonidos; por el otro, los elementos pasivos como etiquetas, símbolos, códigos de barras, etc. [1,3,7]. Los GPS ofrecen una estimación muy precisa en la pose del robot y en ocasiones pueden requerir una estructuración (alteración) del ambiente [4,6].

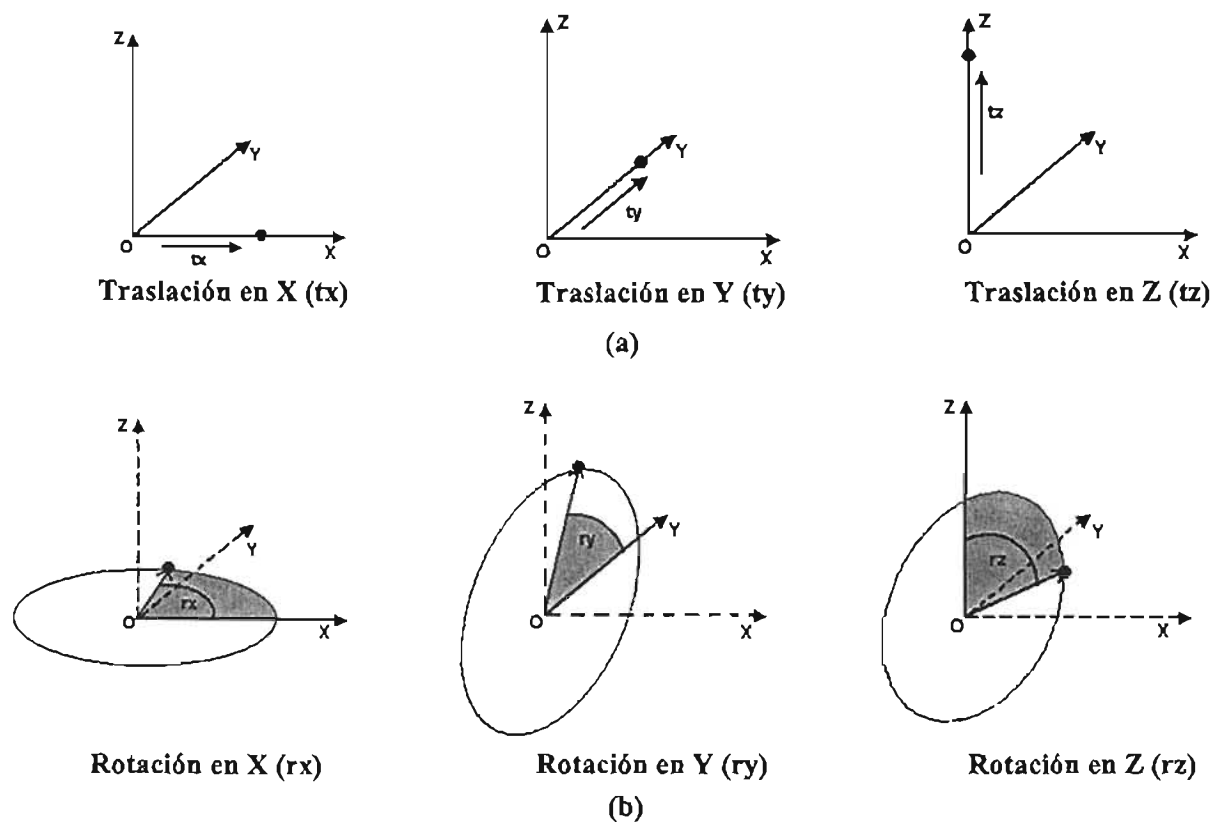


Fig. 1.1 Componentes del espacio tridimensional: a) Traslación. b) Rotación.

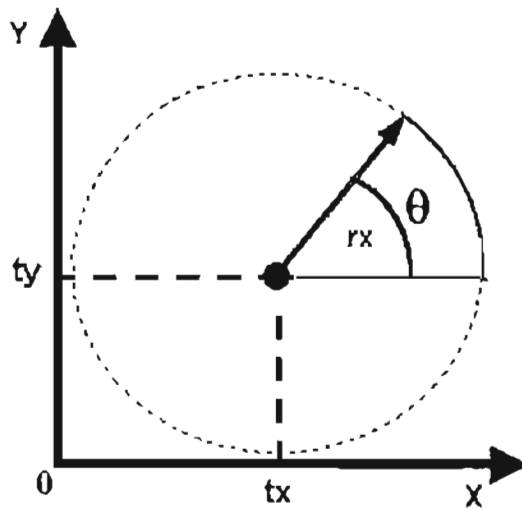


Fig. 1.2 Sistema de referencia coordenado y orientado absoluto.

Otros sistemas estiman su pose adquiriendo características del entorno y construyendo un mapa a medida que se trasladan en él [2,5]. Un tercer grupo estima su pose reconociendo los elementos que le rodean, mediante la comparación de características (e.g. textura, color, contornos, etc.) extraídas en su pose actual con respecto a las características extraídas previamente del entorno (almacenadas en una estructura de datos). Estas características son denominadas *marcas naturales*. Entre los sensores basados en la percepción del entorno se encuentran los sensores activos como los láser, sonares, infrarrojos y los sensores pasivos como las cámaras de video [3,4,8,11].

Se pueden encontrar antecedentes importantes sobre robots móviles que se desplazan en entornos cerrados (interiores), como se muestra en la Tabla 1.1.

En general la estimación de los parámetros que definen la pose de un robot móvil son determinados a partir de una serie de medidas proporcionadas por los sensores. Por su origen, estas fuentes de información se pueden dividir en dos grupos principales: *idiotética* y *alotética* [2,4,9].

La información *idiotética* es aquella que no necesita un pre-procesamiento exhaustivo de la información proporcionada por los sensores, ni tampoco necesita realizar una interpretación del entorno para estimar la pose del robot. Ésta es obtenida directa, continua e inmediatamente a partir de las medidas o parámetros proporcionados por los sensores, con respecto a un punto inicial. Por el contrario, la información *alotética* necesita realizar un pre-procesamiento de la información (en ocasiones exhaustivo) obtenida a través de los sensores, la cual indica el estado actual del ambiente. A partir de ésta se estima la pose del robot mediante la comparación de las características (objetos, color, textura, etc.) extraídas en la ubicación actual del robot con respecto a otras previamente obtenidas (modelo), siendo necesaria una interpretación del entorno [2,4,6].

Nombre	Descripción	Estimación de la pose	Entorno
RHINO [5,15]	<ul style="list-style-type: none"> Explora y se desplaza en ambientes de oficina desconocidos a altas velocidades. Localiza y recupera objetos en ubicaciones específicas o los coloca en recipientes de basura. Puede guiar a visitantes a través del entorno sin intervención humana. 	Construcción de mapas del ambiente a través de la información que proporciona el sonar y la visión, mientras se desplaza en él.	Dinámico e impredecible.
CARMEL [7]	<ul style="list-style-type: none"> Ganó la primera competencia de robots móviles organizada por la AAAI en 1992 combinando el uso del sonar y la visión. Se desplaza en su entorno evadiendo obstáculos fijos y en movimiento. 	Mediante el uso de marcas artificiales, franjas horizontales dibujadas en tubos de PVC. La pose se determina mediante métodos de triangulación basados en la geometría del círculo.	Semi-dinámico y completamente controlado.
POLLY [11]	<ul style="list-style-type: none"> Desarrollado en el MIT entre 1992 y 1993. Puede patrullar el piso del laboratorio de inteligencia artificial de dicho instituto, encontrar visitantes y guiarlos en sus visitas mediante el uso de facilidades multimedia. 	Utiliza marcas naturales, extrae los contornos de los elementos que se encuentran en el entorno y trata de emparejarlos con contornos conocidos del ambiente, los cuales poseen información de la pose en donde fueron obtenidos	Dinámico e impredecible; sólo se tiene el control sobre las condiciones de iluminación.
La SRA (silla de ruedas autónoma) [3]	<ul style="list-style-type: none"> Desarrollada en Dpto. de Informática e Ingeniería de Sistemas de la Universidad de Zaragoza. Genera una trayectoria con imágenes en poses objetivo guiándola a través de su entorno (una habitación) y posteriormente intenta repetir esta secuencia. 	Utiliza marcas naturales, emparejando los contornos de los elementos de la imagen actual con respecto a las imágenes obtenidas en la etapa de guiado.	Semi-estático y controlado, el sistema no se ve afectado por ligeras modificaciones en la escena o condiciones de iluminación.

Tabla 1.1 Algunos robots móviles que se desplazan en interiores.

Los sistemas basados en la información idiotética se pueden dividir en dos grupos: estimación basada en medidas internas y estimación basada en estaciones de transmisión. Los sistemas basados en medidas internas estiman la pose del robot integrando la trayectoria recorrida a partir de una serie de medidas internas: calculando la distancia recorrida a través del número de vueltas dadas por las ruedas en cada ciclo del control de movimiento con respecto a un punto de partida, las velocidades, aceleraciones, cambios de orientación, etc. Dentro de este grupo se incluyen tanto los sensores basados en la odometría (codificadores de posición situados en los ejes de las ruedas para medir su giro) como los sistemas de navegación inercial (giróscopos, brújula, inclinómetros y acelerómetros). Los basados en estaciones de transmisión están configurados en base a dos unidades: la unidad montada sobre el robot (receptor) y la unidad o unidades externas que necesitan ser situadas en poses conocidas del entorno (emisores o señales de referencias). En este grupo se pueden encontrar los estimadores mediante marcas artificiales de radiofrecuencia, láser, ultrasonidos o infrarrojos [4,5,6,7,8]. En ambos casos la información que proporcionan no necesita de un exhaustivo filtrado y análisis.

En lo que se refiere a la información alotética, las técnicas de posicionamiento consisten en dotar al robot con un sistema sensorial que le permita obtener información del entorno para estimar en forma autónoma su pose en él. Los sensores utilizados se pueden dividir en dos grupos: activos y pasivos. Los sensores activos son aquellos que emiten algún tipo de energía al medio (luz infrarroja, ultrasonidos, escáner láser, ondas de radio, etc.). Los sensores pasivos se limitan a captar la energía del medio (cámaras de video CCD "dispositivo de carga acoplada"). En cualquier caso, la localización del robot requiere una interpretación del entorno, la cual se realiza a través de un proceso de comparación de los datos extraídos del entorno por el sistema sensorial con respecto a datos previamente obtenidos del ambiente. Esta información previamente requerida puede provenir, ya sea, de un modelo conocido del entorno o de anteriores observaciones [4,6,8].

La mayoría de los robots móviles están equipados con codificadores en sus ejes de movimiento, que les permiten estimar en cada instante su pose; sin embargo, no resulta precisa en la mayoría de las aplicaciones. El inconveniente radica no tanto en los errores que su sistema pudiera cometer sino, básicamente, a que éstos se van acumulando, lo que ocasiona que el robot aumente la incertidumbre asociada a su posición y orientación al recorrer trayectorias muy largas o incluso cortas así como al realizar cambios en la orientación. Los errores son ocasionados principalmente por diámetros de rueda diferentes, desajustes en el alineamiento de las ruedas, excesivo o escaso contacto entre la rueda y el suelo, resolución de los codificadores, patinaje, rugosidad del suelo y objetos en él. Ésto provoca que después de un corto periodo de tiempo el robot se pierda y por lo tanto no alcance la pose deseada [2,4,6].

El problema anterior se presenta en "Golem", robot del Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS, UNAM). Golem es el modelo comercial MagellanPro fabricado por Real World Interfaces. "Tiene una base circular de 40.6 cm. de diámetro, dos ruedas principales controladas independientemente y tiene aproximadamente 50 cm. de altura. El robot contiene una computadora Pentium a bordo con 128 MB de RAM y un disco duro de 6.4 GB de capacidad. Utiliza el sistema operativo Linux Red Hat release 6.2. El robot alcanza una velocidad de traslación de 2.5 m/s y una velocidad de rotación de 270 grados/s. Está compuesto por un chasis con 16 caras alrededor; cada una contiene un sensor infrarrojo, un sensor ultrasónico (sonar) y un sensor de contacto ("bumper"). La parte superior del chasis sirve como base para una cámara CCD y un sintetizador de voz. Para comunicarse con el robot, se utiliza una conexión de red Ethernut inalámbrica. El sistema de control provee información odométrica por medio de los "encoders" que contiene cada una de las ruedas principales" [14] (ver Figura 1.3).

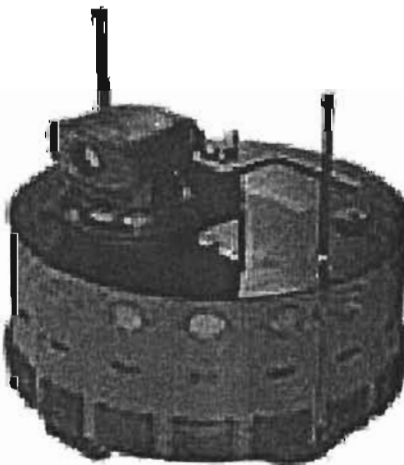


Fig. 1.3 Golem.

Golem tiene como objetivo autocalcularse y navegar en un espacio de oficinas, así como tener la capacidad de guiar a una persona dentro del Departamento de Ciencias de la Computación (ver Figura 1.4).

La tarea que se le ha asignado implica que para realizar el recorrido del departamento, debe conocer con cierta precisión su pose en todo momento. Esta necesidad se ha venido satisfaciendo empleando únicamente la información idiomática (odometría). Sin embargo, esta solución tiene la desventaja de que en un corto período de tiempo pierde la pose y no puede concluir satisfactoriamente la tarea en proceso.

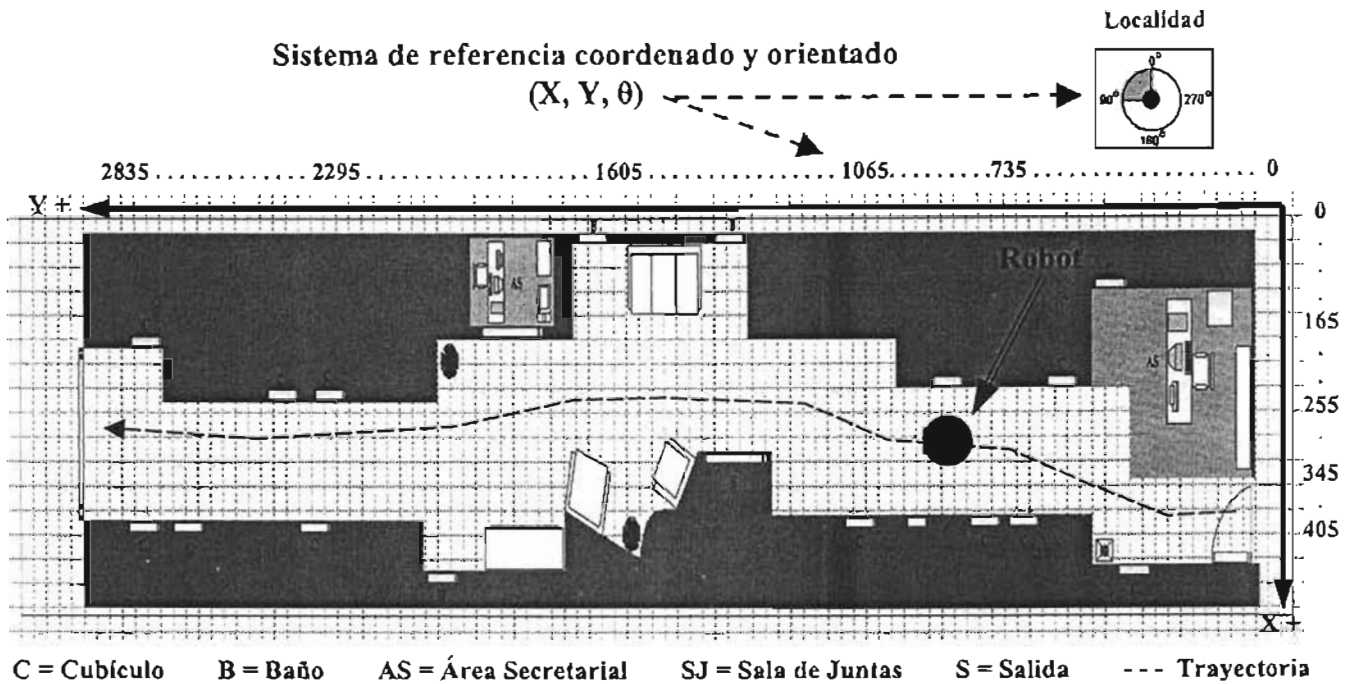


Fig. 1.4 Entorno del Robot: Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS, UNAM).

“Aunque muchos autores asumen que la localización de un robot móvil es estimada de forma precisa por la odometría, se considera sobradamente probado que a pesar de la continuidad que ofrece, se hace necesaria la corrección de la pose dada para los casos en donde los recorridos no son cortos y donde existan varios giros (que es lo habitual)” [10].

Lo anterior nos indica que una sola fuente de información (sensor) no puede proporcionar los datos suficientes para obtener una pose precisa en el espacio; en la mayoría de los casos es conveniente disponer de distintos sensores; es por ello que la tendencia actual es equipar a los robots con diferentes tipos de sensores. Cuando se utilizan sensores de distinta naturaleza y que resulten complementarios, estas ventajas se ven incrementadas. Incluso, en ocasiones, para reducir la incertidumbre o para validar la información obtenida, se emplean varios sensores redundantes, que mediante mecanismos de *fusión* de datos integran la información adquirida por cada uno de ellos [4,6].

La presente investigación se desarrolla bajo el contexto del proyecto Golem. El objetivo es utilizar ambas fuentes de información idiótética (odometría) y alotética (visión) para estimar su pose actual en el entorno. De esta manera Golem contará con un sistema de posicionamiento basado en percepciones del entorno (interpretación del estado actual del ambiente) que le permita validar la información obtenida por la odometría, reducir la incertidumbre en la estimación de su pose y corregirla de ser necesario.

La técnica de posicionamiento propuesta en esta investigación intenta presentar una nueva solución al problema de posicionamiento de los robots móviles en interiores. El procedimiento emplea un sistema monocular de visión, por medio del cuál, es capturada una imagen en la ubicación actual del robot y comparada con respecto a un grupo de imágenes (delimitado por la información odométrica) conocidas del entorno (imágenes capturadas previamente en poses específicas y almacenadas en una estructura de datos). Esta comparación tiene como fin establecer la semejanza y a su vez, la proximidad entre ellas; asumiendo que las más semejantes son las que se encuentran más cerca de la pose real del robot. De esta manera, al tomar como referencia estas imágenes es posible estimar la pose del robot respecto a un sistema coordinado y orientado absoluto previamente establecido en el entorno.

La innovación que se presenta es la utilización de histogramas (obtenidos de las imágenes) para determinar la pose del robot respecto a un sistema de referencia. Para fines de esta investigación un histograma es una representación gráfica de la imagen, el cual puede representar ciertas propiedades o características de ésta y a su vez, del entorno como: textura, color, luminosidad (escala de grises), estructura geométrica, etc. Donde el eje horizontal representa la propiedad, la cuál es proporcionada por los píxeles que conforman la imagen y el eje vertical la frecuencia con que ésta aparece (ver Figura 1.5). Un píxel (*"Picture Element o elemento de la imagen"*) es una unidad elemental de información, pero no una unidad de medida ya que no corresponde a un tamaño concreto. Un píxel puede ser muy pequeño (0.1 milímetros) o muy grande (1 metro). A cada píxel le es asignado un valor que representa un cierto nivel de intensidad y color, de tal forma que su agrupación crea la ilusión de una imagen de tono continuo [12,13,23,25]. En esta investigación se extrae de las imágenes la propiedad de luminosidad, con lo cual se pasa de una imagen multibanda a una monobanda (escala de grises). Por lo tanto, el histograma obtenido es a escala de grises. Su eje horizontal representa el nivel de intensidad (luminosidad) que va de 0 a 255, donde el 0 corresponde al color negro y el 255 al color blanco, y el eje vertical la frecuencia con la que aparece una determinada intensidad "nivel de gris". La luminosidad "es un atributo de la sensación visual según la cual una superficie parece emitir más o menos luz (es más o menos luminosa o brillante)" [22]. En el capítulo III se explica a detalle la representación de la imagen a través de las propiedades extraídas.

El interés de utilizar un sistema de percepción visual para la estimación de la pose del robot mediante la extracción de estas propiedades, obtenidas a partir de una serie de imágenes recolectadas de entorno, en vez de sistemas basados tanto en marcas artificiales como naturales; surge de la posibilidad de obtener un rápido y amplio conocimiento de una porción del ambiente sin la necesidad de que éste sea alterado. Por otro lado, la estructura del ambiente permite hacer ciertas suposiciones que pudieran simplificar el proceso de modelado o interpretación del entorno (e.g. Los histogramas de las imágenes tomadas en distintas poses en el entorno son lo suficientemente discriminantes entre sí como para poder identificar una determinada pose basándose en él, mediante un proceso de comparación y

clasificación, siempre y cuando sea posible establecer una correlación entre el espacio físico (entorno) y su representación (las imágenes). Ya que con esta información se generara el modelo del ambiente).

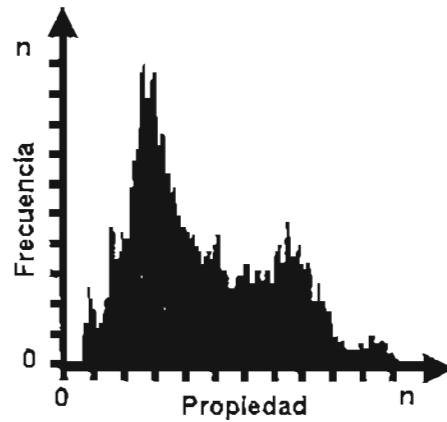


Fig. 1.5 El histograma como representación de una imagen.

Es importante entonces tener en cuenta los fundamentos de la estrategia propuesta de modo que el lector pueda seguir la línea de razonamiento usada en el desarrollo de la investigación.

1.1 Planteamiento del problema

Determinar la pose del robot es un problema que debe de ser investigado como paso previo para la realización de tareas de más alto nivel como el control de velocidad, la evasión de obstáculos o la planificación del movimiento. Como se mencionó en el apartado anterior los métodos que emplean información proveniente de un sólo tipo de sensor (como en el caso de la odometría) presentan incertidumbre, lo que hace imposible controlar el error obtenido al estimar la pose del robot respecto a un sistema de referencia coordinado y orientado absoluto.

El uso conjunto de la información idiotética y alotética suele ser la solución más ampliamente adoptada para determinar la pose. En la presente investigación se propone un modelo por medio del cual un robot móvil se pueda autolocalizar en su entorno por medio de visión computacional. De esta forma, cada vez que el robot supere determinados límites provenientes de la información idiotética (odometría), contará con un sistema de posicionamiento externo proveniente de la información alotética (visión) que reduzca esta incertidumbre. Estos límites son impuestos por el tipo de escenario, la naturaleza de la tarea a realizar y la precisión requerida en los movimientos. Se considera el uso de la visión como método de corrección debido a la gran cantidad de información que aporta acerca del entorno.

1.2 Hipótesis

Basándose en lo anterior se desprende la hipótesis general: es posible determinar la pose actual del robot con relación a su entorno de manera dinámica mediante el uso conjunto de la información alotética (visión) e idiotética (odometría) con un procesamiento superficial de la imagen. Por procesamiento superficial se entiende, la extracción de las características elementales de la imagen, en este caso el nivel de intensidad que presenta cada píxel y a su vez toda la escena. Extraer la intensidad de la imagen implica obtener el promedio de los componentes del vector RGB correspondiente a cada uno de los píxeles que la conforman. Con ello se determina el nivel de gris de cada uno de ellos y posteriormente este valor es clasificado de acuerdo a su nivel de intensidad, en un rango de 0 a 255, reduciendo así la información que aportan las imágenes a un nivel manejable. El problema radica en conocer el grado de precisión en la pose.

1.3 Objetivo

El objetivo principal de la investigación es conducir un robot móvil mientras atraviesa su entorno para alcanzar un destino o meta, por medio de la visión computacional.

1.4 Funciones del sistema

Para fines de la presente investigación, el sistema es especificado en función de dos acciones:

- a) Moverse de la pose actual a una pose indicada (pose objetivo).
- b) Estimar y proporcionar su posición y orientación en un momento dado durante el recorrido.

1.5 Condiciones del modelo

Con el propósito de reducir a un nivel manejable la complejidad que pueda presentar el sistema, se tomaron en cuenta ciertas idealizaciones de modelación (aquello que se permitirá o restringirá) sobre el entorno. Para ello se realizó una cuidadosa exploración del ambiente a fin de poder determinarlas. Las condiciones son las siguientes:

- El espacio donde se desenvolverá el robot es cerrado y libre de obstáculos (el pasillo del Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del IIMAS, UNAM). Su estructura consiste en un ambiente de oficinas con un corredor principal de aproximadamente 1.5 mts. de ancho por 28.0 mts. de largo cuyo piso está compuesto por mosaicos de aproximadamente 30 cm X 30 cm. A lo largo de éste se encuentran cubículos del personal del DCC y también dos áreas secretariales (ver Figura 1.4).
- El modelo que se propone no utiliza marcas como referencias para la localización. La estimación de la pose es realizada mediante la extracción e interpretación de ciertas propiedades del ambiente, las cuales son obtenidas por medio de una serie de imágenes capturadas del mismo.
- Establecer condiciones óptimas de iluminación puede determinar en gran parte el éxito o fracaso de una investigación. Debido a la configuración del ambiente, en esta investigación, no hay un control estricto sobre la

iluminación; ya que ésta se compone tanto de luz artificial como natural que pueden estar presentes simultáneamente. Se busca disminuir las limitantes impuestas por el entorno capturando cada imagen a diferente hora (condiciones de iluminación); de esta manera el robot contará con un rango amplio de iluminación que le permita trabajar a cualquier hora [28].

- El medio donde se desenvolverá el robot debe de ser predominantemente estático. No se permiten alteraciones en el ambiente como: colocar, quitar o mover muebles si esto altera de manera significativa la configuración de la imagen. Realizar estas alteraciones implica que la información proporcionada por las imágenes recolectadas se vuelva irreconocible e inútil para estimar la pose [11].

Se maneja un ambiente cerrado y semi-estático debido a que se tiene la posibilidad de tener un cierto control sobre él. Trabajar en un entorno abierto es sumamente complicado debido a la alta variabilidad del mismo. La dinámica que puede mostrar implica que las imágenes recolectadas del entorno para generar el modelo tuvieran que ser actualizadas constantemente, pues los atributos que conforman las imágenes son la referencia para definir la pose del robot; de no actualizarse la información proporcionada por la imágenes sería inútil para futuras localizaciones [11]. Además, la propuesta presentada se enmarca dentro del proyecto "Golem", en el que uno de sus objetivos es guiar a los visitantes dentro del Departamento de Ciencias de la Computación.

No se contempla el uso de obstáculos porque se considera que antes de realizar tareas de mayor nivel como evasión de obstáculos, planeación de rutas, generación de mapas, etc.; es necesario que el robot pueda estimar su pose en el entorno en todo momento respecto a un sistema de referencia, con cierta precisión.

No se considera el uso de marcas ni artificiales ni naturales para estimar la pose del robot, aún cuando éstas proporcionan una estimación muy precisa. El motivo es que alteran la configuración del entorno, introducen una contaminación visual y/o espacial al colocar elementos ajenos a los que habitualmente se encuentran en él. Además, porque se requiere un tiempo para el diseño y su colocación o para su selección a fin de garantizar que la mayoría de las marcas queden en todo momento libres de obstrucciones y dentro del campo visual del sensor, lo que es muy complicado, ya que dependen en gran medida de la configuración del ambiente [8,11].

La causa de esta decisión se debe a que se considera que el entorno debe estar configurado para las necesidades humanas, no para los robot, por lo que el entorno debe permanecer en todo momento lo más natural posible. De no ser así, se estaría contradiciendo la causa por la cual se requieren los asistentes robóticos: facilitar las tareas y actividades humanas. Otra razón para no utilizar marcas es que éstas proporcionan información métrica del entorno, lo que normalmente no sucede. La visión es efectivamente el sentido que mayor

información aporta para poder estimar la pose en el espacio, pero ésta no se obtiene mediante información métrica sino mediante un proceso de comparaciones entre magnitudes y objetos, y aunque estimar la pose por visión requiere referencias del entorno, éstas suelen ser propiedades (colores, texturas, contornos, etc.) globales las cuales son extraídas en forma local de determinados fragmentos de él. Por ello, no se considera pertinente modificar el ambiente ni depender de elementos específicos (objetos, muebles, etc.), que podrían ser movidos o removidos del entorno, para estimar la pose del robot.

Por otro lado, la configuración del ambiente exige forzosamente la consideración de diferentes condiciones de iluminación para cada imagen. Como se mencionó, la iluminación se compone tanto de luz artificial como natural. La primera es relativamente constante y se puede tener un control sobre ella al mantener encendidas o apagadas las lámparas del corredor. La segunda, al contar el departamento con amplios ventanales y puertas de cristal, es imposible de controlar; tratar de controlarla implicaría una alteración del entorno. Al considerar distintas condiciones de iluminación para una misma imagen se espera reducir la limitación impuesta por el ambiente.

1.6 Organización de la tesis

En el capítulo II se presenta el modelo del entorno con base en la extracción de características de las imágenes obtenidas. Se plantea el problema del autoposicionamiento como un problema de clasificación, así como la facilidad y complejidad para realizarla. También se plantea la necesidad de establecer una correlación entre el mundo (espacio físico) y su representación (imágenes) para poder generar el modelo del entorno, los problemas para llevarla a cabo y la solución planteada mediante la adecuada estructuración de la información que proporcionan las imágenes.

En el capítulo III se explica a detalle como es representada la imagen, para facilitar su manejo y almacenamiento. También se presenta el criterio de similitud empleado para seleccionar, de la estructura de datos, el grupo de imágenes con el cual se estimará, a través de la visión, la pose actual del robot.

En el capítulo IV se describe la metodología empleada para la generación de la estructura de datos, el proceso y las consideraciones tomadas en la recolección de las imágenes. Además se explica el uso de ésta estructura para estimar la pose del robot en el entorno.

En el capítulo V se presenta detalladamente la descripción de los experimentos preliminares llevados a cabo, realizados para definir el número de imágenes que el modelo empleará, para practicar el método propuesto y para confirmar la lista de

acciones que se llevarán acabo al realizar la implementación del módulo en el sistema de autopoicionamiento del robot.

Por último en el capítulo VI se analizan los resultados obtenidos tanto en los experimentos piloto como en el sistema, una vez implementado. Además se examinan las posibles causas de los errores obtenidos, se dan las conclusiones finales sobre el desempeño de la propuesta y se discuten algunas consideraciones para continuar con esta línea de investigación.

CAPÍTULO II

MODELADO DEL SISTEMA

El uso de modelos es muy común en el estudio y desarrollo de sistemas. Éstos nos ayudan a entender mejor el funcionamiento y la interacción de los elementos que componen a los sistemas, sin importar la cantidad de elementos con los que estén formados. "Un modelo es una entidad (sistema) física o ideal creada o escogida para representar a otra entidad (sistema) física o ideal con cierto nivel de detalle y con respecto a ciertos puntos que son determinados por la meta u objetivo a lograr" [17]. Los modelos están orientados a realizar una función específica en el desarrollo de una actividad; es decir, forman parte de un conjunto de tareas que se llevarán a cabo, ya sea en un entorno natural o artificial para alcanzar un determinado objetivo. Es por ello que los modelos son considerados como un apoyo básico en la realización de una determinada actividad, cuya función principal es constituir, simplificar, describir y representar el conocimiento que presenta el complicado mundo externo. Generar un modelo es una tarea que puede ser sencilla o complicada. Usualmente depende del problema que se estudie y del grado de detalle con que se quiera representar.

Un modelo necesita ser lo más preciso y consistente posible con el estado actual del entorno; es decir, los datos extraídos del ambiente deben de estar completamente correlacionados con el lugar (espacio físico) y el estado actual del entorno en donde fueron adquiridos, de tal manera que exista una relación entre las entradas (datos percibidos del entorno) y las salidas (acciones en el entorno) del sistema. Para alcanzar este objetivo, es indispensable tratar de reducir los errores que suceden tanto en la etapa de percepción como en la de acción sobre el entorno. La información requerida para generar un modelo puede ser proporcionada ya sea de forma manual (por el usuario) o automática (a través de sensores).

A pesar de que un modelo debe contar con la mayor información posible, en ningún momento se debe intentar hacer una réplica de la realidad, pues aunque generar un modelo empleando la totalidad de la información disponible para llevar a cabo una determinada tarea sería algo deseable, es una labor demasiado difícil y poco práctica debido a la complejidad que presenta el manejo e interpretación de la información y al alto coste computacional. Ésto se vuelve aún más difícil cuando existe la posibilidad de que el entorno y por lo tanto los datos extraídos de él sean modificados por otros sistemas ajenos al sistema en desarrollo.

Antes de recolectar la información y desarrollar una metodología que permita efectuar una o varias acciones en el entorno es necesario tomar en cuenta algunas de las propiedades principales o más relevantes del ambiente en donde se llevarán a cabo tales acciones, así como de los elementos sobre los cuales se

realizarán las mismas. En ocasiones, al no considerar las variaciones en las condiciones del entorno, el sistema puede presentar errores en sus salidas y por lo tanto realizar una mala acción. Para que un modelo sea considerado confiable debe contar con las siguientes propiedades [14,17]:

- El modelo del sistema debe estar realmente enfocado al problema en estudio, delimitando el problema y el resultado que se quiere obtener. Debe representar la realidad en forma simplificada y ser fácil de entender por el usuario.
- No deben realizarse acciones en el modelo que no tengan relación con las acciones posibles en el entorno.
- Ninguna información que no exista en el ambiente debe ser incluida en el modelo; es decir, no se debe alterar el entorno agregando o suprimiendo información que no sea la que realmente corresponda a su estado actual como: alterar las dimensiones del ambiente, agregar o quitar datos que representen a objetos (e.g. paredes, puertas, etc.) del ambiente.
- El modelo permite preparar y definir los datos que el sistema utilizará como entrada para realizar una determinada acción.
- Las propiedades del entorno (colores, textura, contornos, etc.) utilizadas para generar el modelo, deben estar en todo momento disponibles; es decir, la estructura del entorno debe ser constante, no debe cambiar mientras el sistema desempeña su actividad en él. La información que obtenga del ambiente debe ser la misma (en lo referente a las propiedades extraídas del medio y su representación) que se utilizó para generar el modelo, ya que el propósito es que esta información sea interpretada dentro del modelo. De otra manera, la información extraída de ambiente y por lo tanto el modelo serían inútiles.
- El modelo debe estar construido en base a un número limitado de percepciones pues, como se mencionó anteriormente, generar un modelo completamente detallado sería muy difícil y poco práctico. Es por ello, que el entorno debe ser discretizado (segmentado) utilizando sólo un conjunto finito de propiedades que puedan ser observadas con facilidad, clasificando los elementos relevantes del ambiente y de esta manera se restringe la interacción del sistema con los mismos. Aunque pareciera que discretizar es de alguna manera desperdiciar información que pudiese ser útil, es posible generar una buena representación o modelo mediante la adecuada estructuración de los datos obtenidos del entorno, sin la necesidad de saturar al sistema con información que pudiera ser redundante o inútil. Así el modelo contendrá sólo elementos manejables y útiles para que el sistema se limite a realizar sólo las tareas de percepción y acción.

2.1 El autopoicionamiento como un modelo de clasificaci3n

Para que un robot pueda autolocalizarse adecuadamente en su entorno es necesario, por una parte, que cuente con un conocimiento del ambiente (datos), el cual es adquirido a trav3s de su sistema sensorial, y posteriormente almacenado (memoria). En ocasiones este conocimiento necesita ser interpretado y/o codificado. Por otra parte, necesita realizar alg3n proceso con estos datos que le permita estimar su pose actual en el espacio con cierta precisi3n. Por lo tanto, en forma general se puede concluir que para modelar el autopoicionamiento es necesario contar con un conjunto de datos adquiridos del entorno (memoria del robot) y con un algoritmo. 3ste, a partir de una entrada; es decir, una serie de datos adquiridos por el sistema sensorial del robot en tiempo real, debe encargarse de procesar e interpretar esta informaci3n con respecto a la informaci3n almacenada en la memoria del robot y, con ello, estimar la pose actual del robot en el ambiente.

La informaci3n empleada en la presente investigaci3n para generar el modelo y, por lo tanto, la memoria del robot, es la siguiente:

a) El historial de movimiento del robot: el cual consiste en una serie de coordenadas "poses objetivo" conocidas (ruta) a lo largo del ambiente por las que el robot deber3 pasar a partir de una pose inicial para alcanzar una determinada meta. Como se mencion3 anteriormente, un modelo necesita ser lo m3s preciso y consistente posible con el estado actual del entorno. Es por ello que debe haber una correlaci3n entre la informaci3n empleada en la generaci3n del modelo y el espacio f3sico en donde fue recolectada. El historial de movimiento del robot est3 directamente relacionado con el sistema de referencia coordinado y orientado impuesto en el entorno. As3 que cualquier coordenada (HX_i , HY_i , $H\theta_i$) que se le proporcione al robot est3 completamente relacionada con el espacio f3sico, donde (HX_i , HY_i) est3n dadas en cm y ($H\theta_i$) en grados (ver Figura 2.1).

b) Im3genes: fragmentos del entorno tomados en distintas posiciones y orientaciones (ver Figura 2.2). Esta informaci3n, a diferencia del historial de movimiento, no puede ser correlacionada con el espacio f3sico tan f3cilmente; es decir, que con s3lo mirarlas no es posible establecer a qu3 pose en el espacio f3sico (entorno) corresponde una determinada imagen. Sin embargo, es necesario establecer esta correlaci3n con el prop3sito de poder generar el modelo del sistema. De otra manera, tanto las im3genes recolectadas y a su vez el modelo no ser3an consistentes con el estado actual del entorno, lo que generaría como resultado una estimaci3n err3nea de la pose actual del robot en su ambiente.

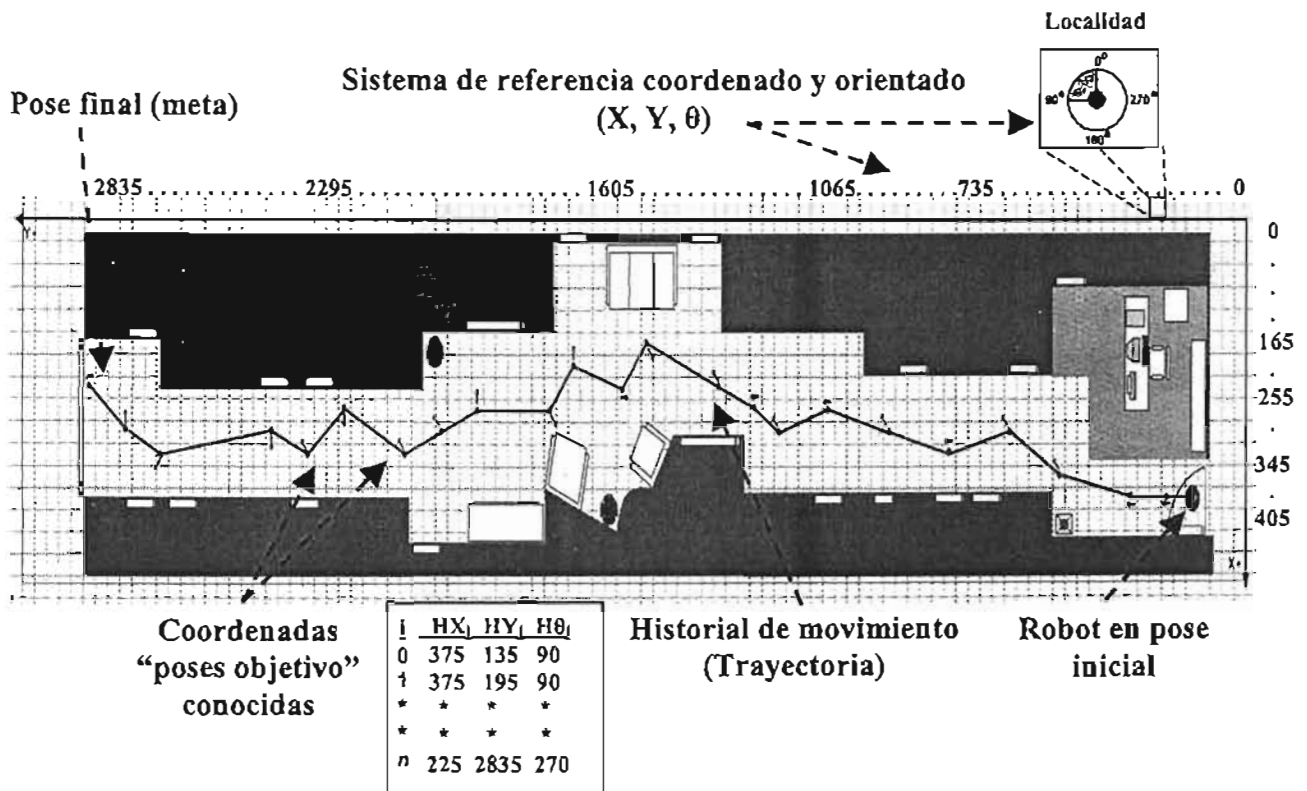


Fig. 2.1 Información empleada en la generación del modelo: Historial de movimiento.

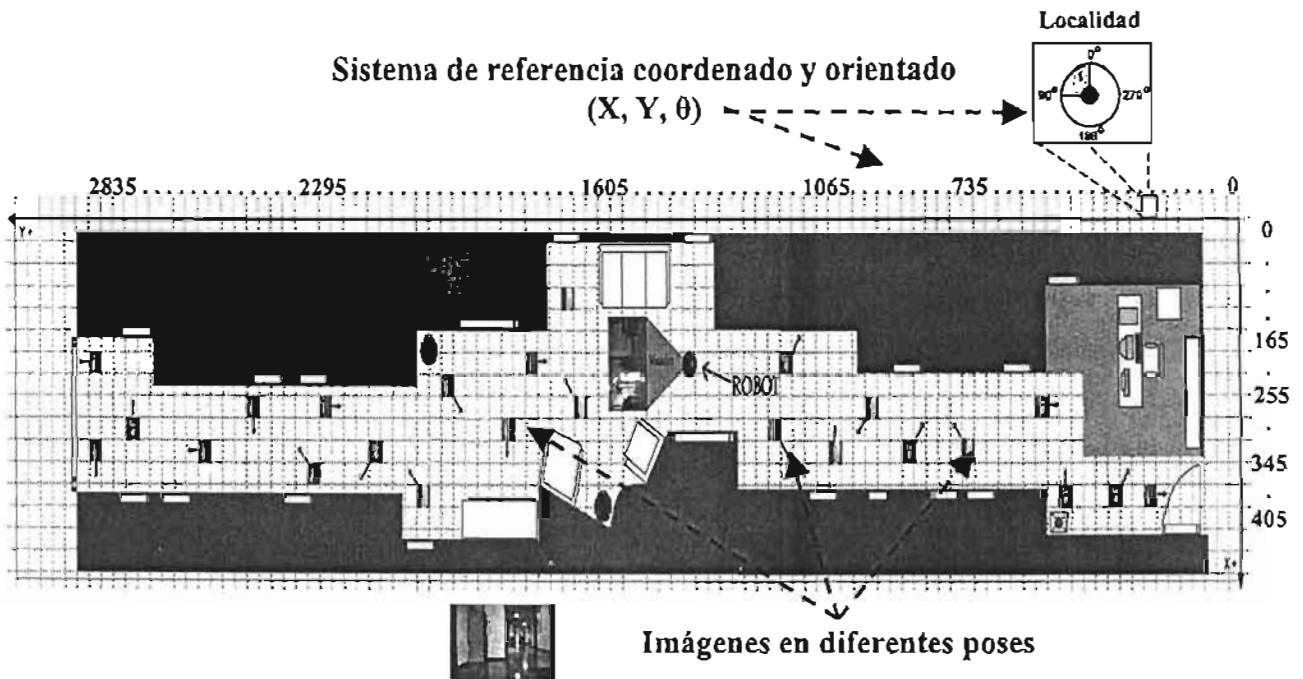


Fig. 2.2 Información empleada en la generación del modelo: Imágenes recolectadas del entorno en distintas poses.

Para solucionar este problema se etiqueta a cada una de las imágenes recolectadas del entorno. La información que contenga cada etiqueta debe, por sí misma, ser capaz de describir con precisión el lugar en el espacio físico en donde cada imagen fue adquirida, aún cuando existan imágenes cuyas características sean semejantes. Además esta información debe ser sencilla de interpretar tanto para el usuario como para el sistema. El piso del departamento esta compuesto por una serie de mosaicos que en su conjunto forman una cuadrícula (celdas). Al establecer el sistema coordinado y orientado en el entorno que se empleará como referencia para determinar la pose del robot en él, se optó por considerar al centro de cada mosaico (localidad) como la pose en donde se capturan las imágenes con las que se genera el modelo (en el capítulo IV se describe a detalle el proceso de recolección de las imágenes). La razón de esta decisión se debe, por un lado, a que para el usuario es más fácil ubicar una determinada pose basándose en una localidad, sabiendo de antemano que el centro de ésta corresponde a la pose en donde la imagen ha sido capturada con respecto al sistema de referencia establecido, que ubicarla basándose en alguno de sus vértices, en otro punto dentro de su área o mediante las coordenadas que correspondan a esta pose. Si además a cada localidad le es asociado un número, el usuario podrá identificar de manera inmediata en el esquema del departamento (mapa del entorno "corredor del Departamento de Ciencias de la Computación" en donde cada mosaico ha sido numerado) la localidad o espacio físico al que corresponde una determinada imagen. Por otro lado, al presentar el entorno una discretización natural con segmentos (mosaicos) con magnitudes iguales, se considera adecuado aprovechar tal ventaja.

Aunque la localidad proporciona al usuario información sencilla de interpretar sobre el lugar en donde una imagen ha sido capturada, ésta es muy general para el sistema; éste requiere información aún más precisa, ya que estas imágenes serán las referencias con las cuales el robot estimará su pose en el entorno. De esta manera, mientras más exacta sea la información que cada imagen proporcione sobre la pose en donde se adquirió, la pose estimada del robot será muy cercana a su pose real. Para tal efecto, la etiqueta contendrá la siguiente información (ver Figura 2.3):

- a) La localidad (mosaico): la cual mediante la asignación de un número, permite de manera general e inmediata identificar en el esquema del departamento el lugar en donde una imagen ha sido capturada.
- b) La posición (X, Y) en cm y la orientación (θ) en grados: permiten identificar exactamente en el entorno (espacio físico) la coordenada y el ángulo en donde una imagen ha sido adquirida con respecto al sistema coordinado y orientado establecido.
- c) La hora (iluminación): por medio de ella se establece aproximadamente la condición de iluminación en la pose y a su vez en la zona del ambiente, en donde la imagen fue adquirida. Más adelante se aclara la importancia de este parámetro al generar el modelo.

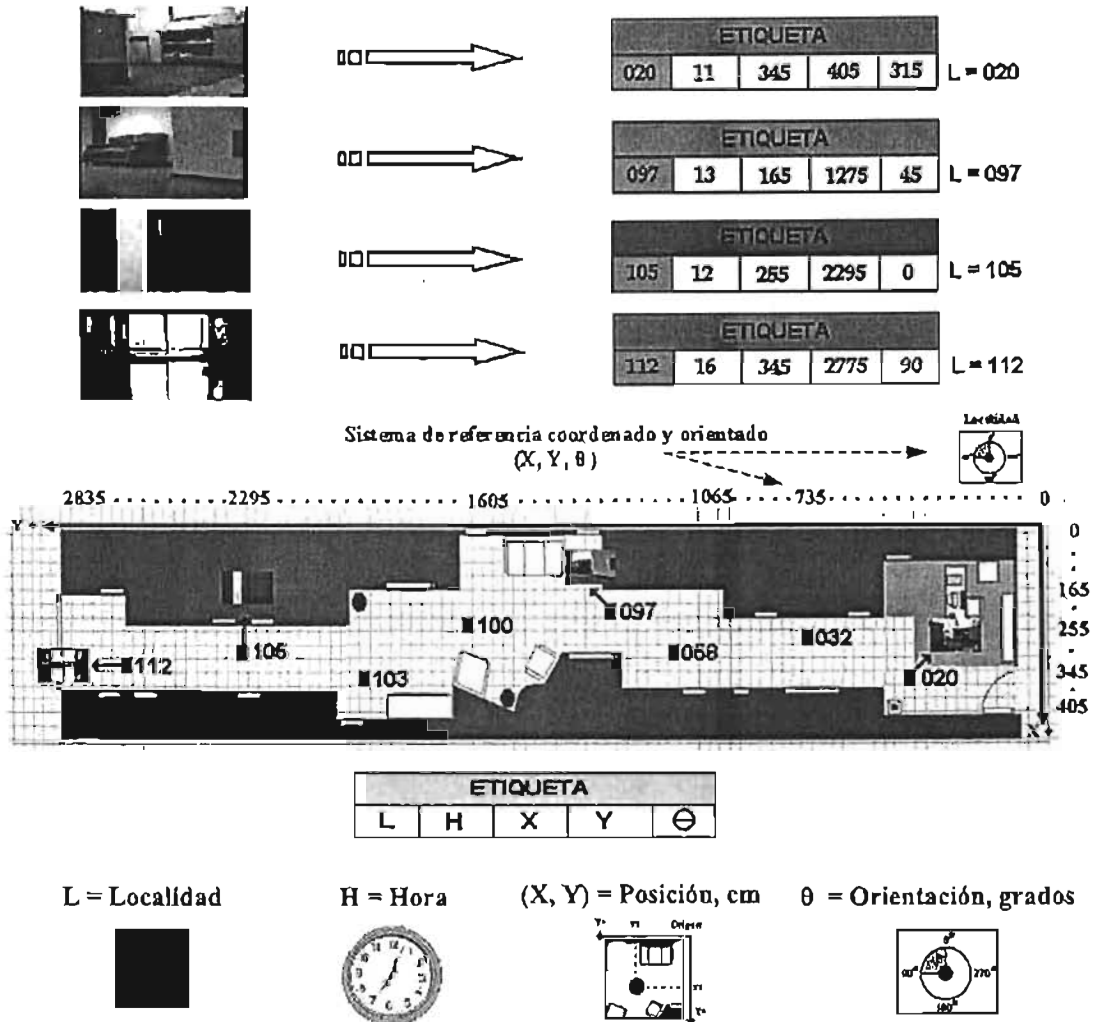


Fig. 2.3 Solución al problema de correlación entre el entorno (espacio físico) y su representación (imágenes).

Gracias a esta relación es posible contar con una estructura de datos que permita identificar a qué pose en el espacio físico con respecto al sistema coordenado y orientado establecido en el entorno, corresponde cada una de las imágenes recolectadas (ver Figura 2.4).

Al mantener la correlación entre la información empleada para generar el modelo y la pose en donde se adquirió, el modelo del sistema tiende a ser consistente con el estado actual del entorno; además esta correlación permite tener un mayor control en el manejo de la información, de tal manera que los resultados que el sistema arroje durante el desarrollo de su actividad, sean sencillos de interpretar y manejar tanto por parte del usuario como del sistema. Tanto el historial de movimiento como las imágenes son proporcionadas de forma manual (por el usuario).

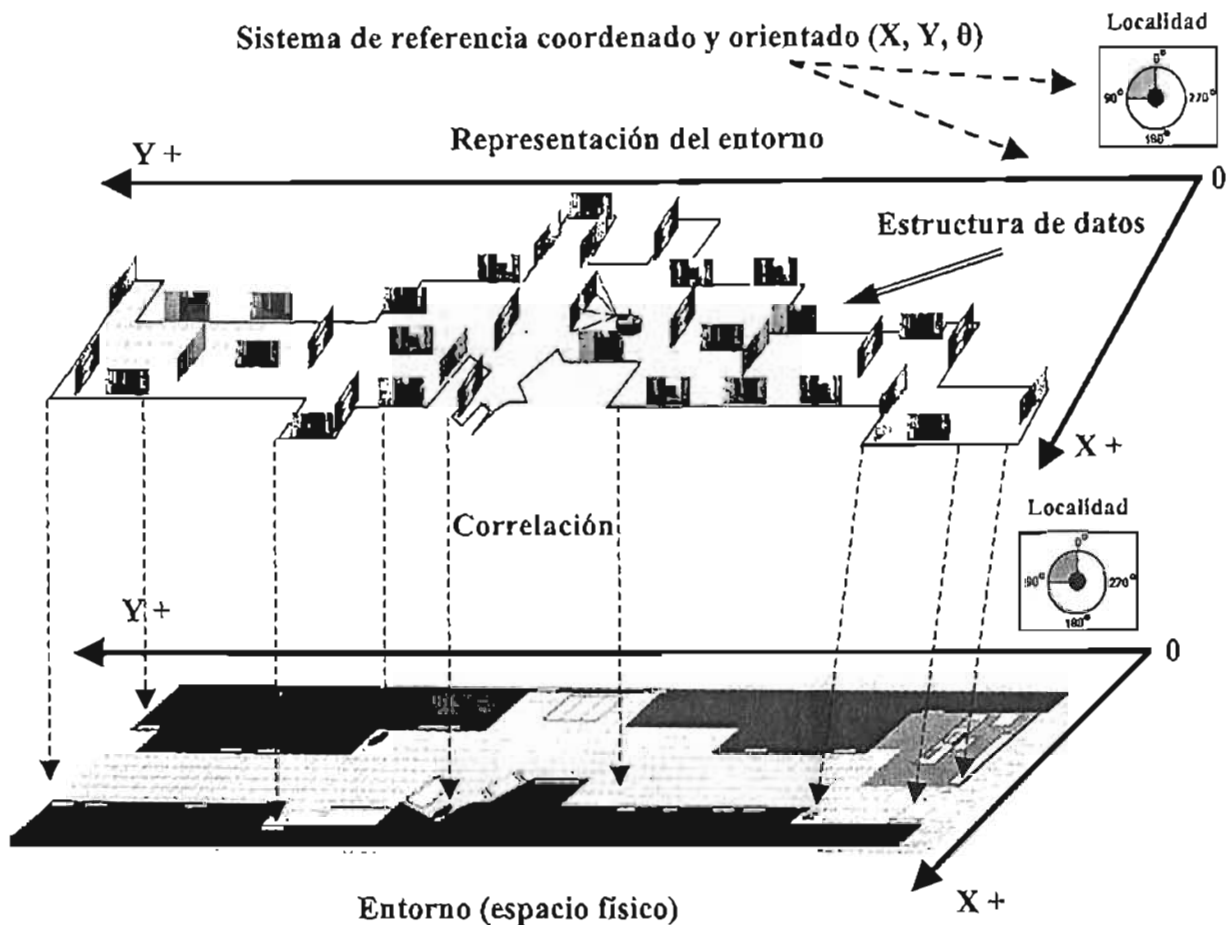


Fig. 2.4 Correlación entre el entorno y su representación.

La información que el modelo emplea como entrada para estimar la pose del robot es de tipo idiotética y alotética.

La información idiotética utilizada en el modelo corresponde a los valores de las variables $(OX_i, OY_i, O\theta_i)$ generados por la odometría del robot, los cuales son obtenidos mediante el giro de sus ruedas a partir de un punto de inicio. Por ello que no es necesario realizar una interpretación de entorno, pues cada vez que el robot se desplace en el ambiente a partir de un punto de inicio, las variables $(OX_i, OY_i, O\theta_i)$ se incrementan o decrementan respecto al sistema de referencia coordinado y orientado establecido. Ésto le permite al robot saber en forma continua e inmediata con relativa precisión cuál es su pose actual (ver Figura 2.5).

La información alotética corresponde a imágenes tomadas por el robot en determinadas poses del ambiente, las cuales son indicadas en el historial de movimiento. Este tipo de información necesita ser interpretada en el modelo para determinar el estado actual del entorno: "la pose" en donde la imagen se adquirió (ver Figura 2.6). Ambas fuentes de información son obtenidas en tiempo real; es decir, se adquieren mientras el robot se encuentra ejecutando una determinada tarea en el entorno. Así que, cada que se quiera estimar la pose actual del robot,

éste obtendrá en ese instante ambos tipos de información a través de su sistema sensorial, los cuales serán procesados e interpretados por el modelo del sistema.

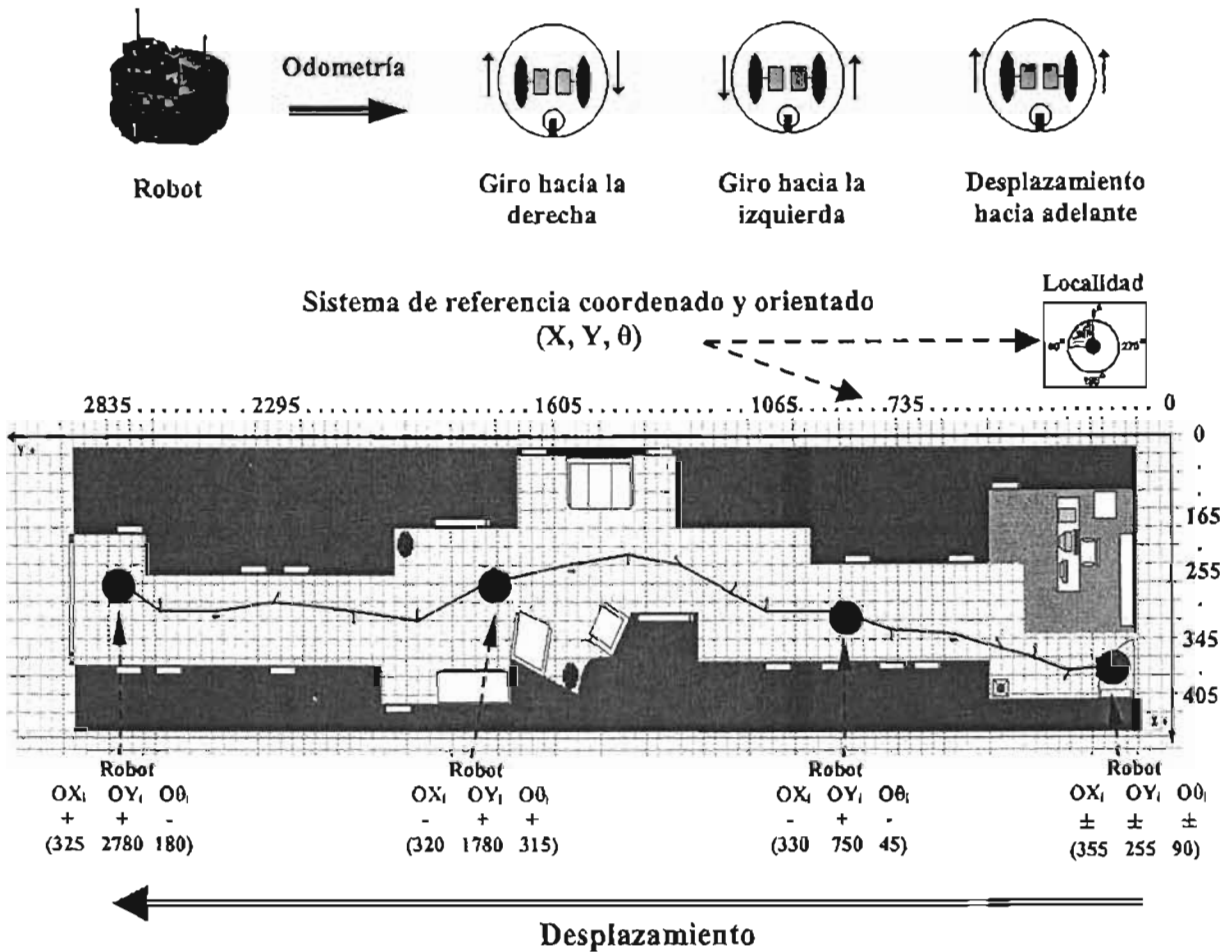


Fig. 2.5 Información idiotética utilizada como entrada en el modelo: Odometría.

El problema de la clasificación es uno de los primeros y más importantes que se presentan en cualquier investigación y constituye un proceso básico en casi cualquier actividad humana. *Clasificar* es establecer una relación dentro de un conjunto de objetos, con el propósito de determinar si sus características pueden ser o no agrupadas en un pequeño número de clases de objetos similares. Las clases se refieren a etiquetas que son asignadas a subgrupos de un conjunto de datos [18,19,20,23,24,26,27]. De este modo, en la resolución de problemas y en la toma de decisiones la primera tarea consiste en clasificar o segmentar el problema o la situación. Esto se debe a que las clasificaciones son conjuntos de características que indican un conocimiento del entorno y que permiten establecer una relación con el sistema que interactuará en dicho ambiente. La segunda etapa consiste en desarrollar alguna metodología de acuerdo al resultado que se quiera obtener, el cual dependerá en gran parte de esa clasificación; es decir, una vez generados los grupos es necesario establecer reglas y criterios que permitan,

dada una nueva imagen, clasificarla o asignarla al grupo correcto con el cual, en este caso, se estimará la pose del robot. Se debe considerar que una clasificación que es útil y efectiva para un objetivo determinado no siempre puede serlo para otro. Es por ello que se debe de poner especial atención en el método que se utilizará para llevar a cabo la clasificación o de otra manera el objeto no podrá ser clasificado adecuadamente y por lo tanto, la pose (resultado) también será erróneo.

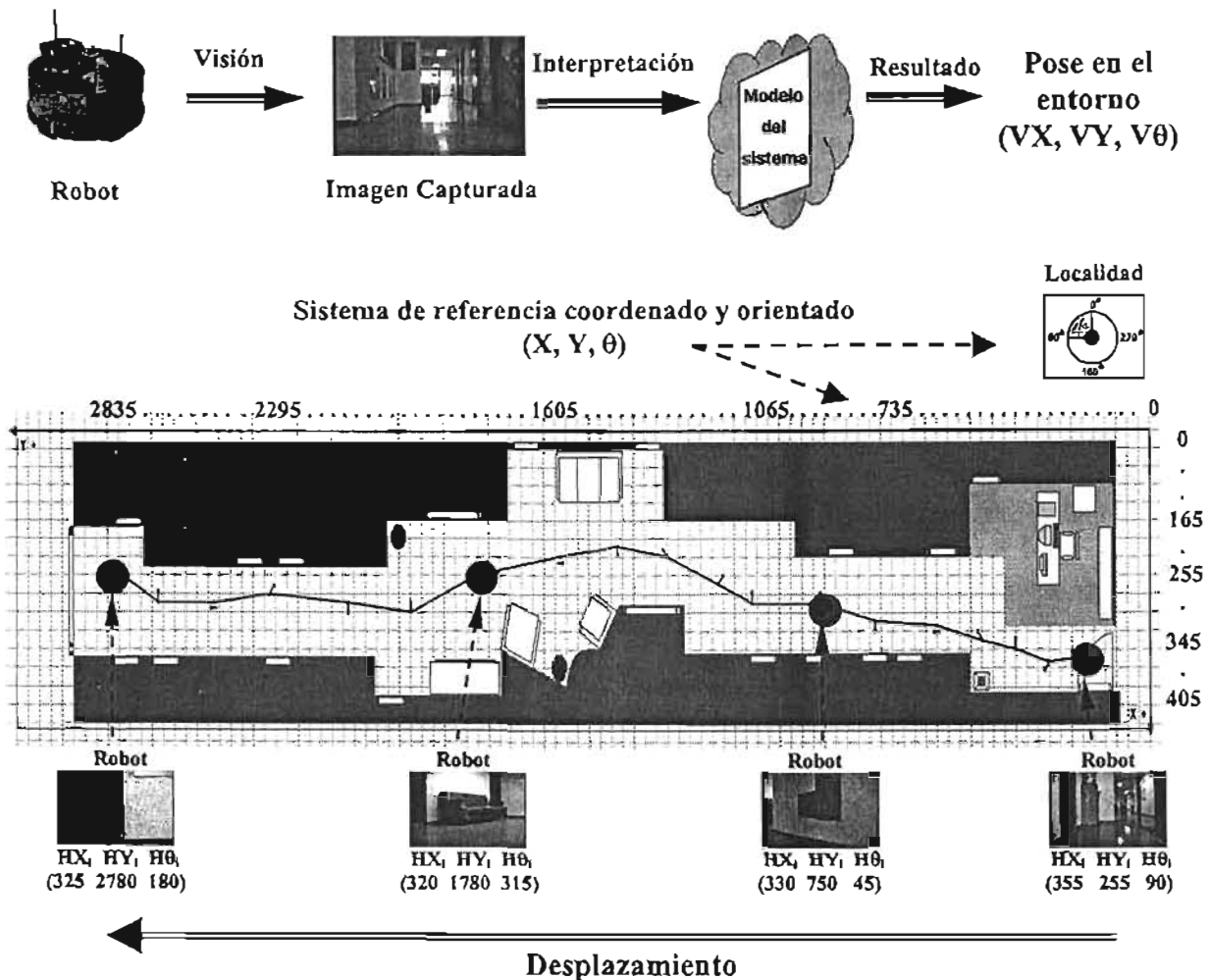


Fig. 2.6 Información alotética utilizada como entrada en el modelo: Visión (imágenes).

Al iniciar la clasificación de un problema es necesario determinar cuáles serán las clases que se considerarán. Por lo regular, éstas son seleccionadas de acuerdo a la relevancia de la información que nos aportan; es decir, las clases o grupos deben estar completamente relacionadas con el resultado que se quiere obtener del problema en estudio.

El autopoicionamiento de un robot móvil puede ser considerado como un problema de clasificación, ya que la información empleada se puede dividir en grupos, donde las características que compongan a cada uno sean semejantes entre sí, y a su vez, discriminantes con respecto a los elementos de otros grupos, y mediante la metodología adecuada se puede establecer con ellos una correlación entre un conjunto de parámetros y una pose en el entorno (espacio físico). Estimar una pose en el entorno implica dos cosas a obtener: una posición, y una orientación respecto a un sistema de referencia coordinado y orientado absoluto. Desde aquí se puede apreciar que el problema de autopoicionamiento es realmente un problema de clasificación (ver Figura 2.7).

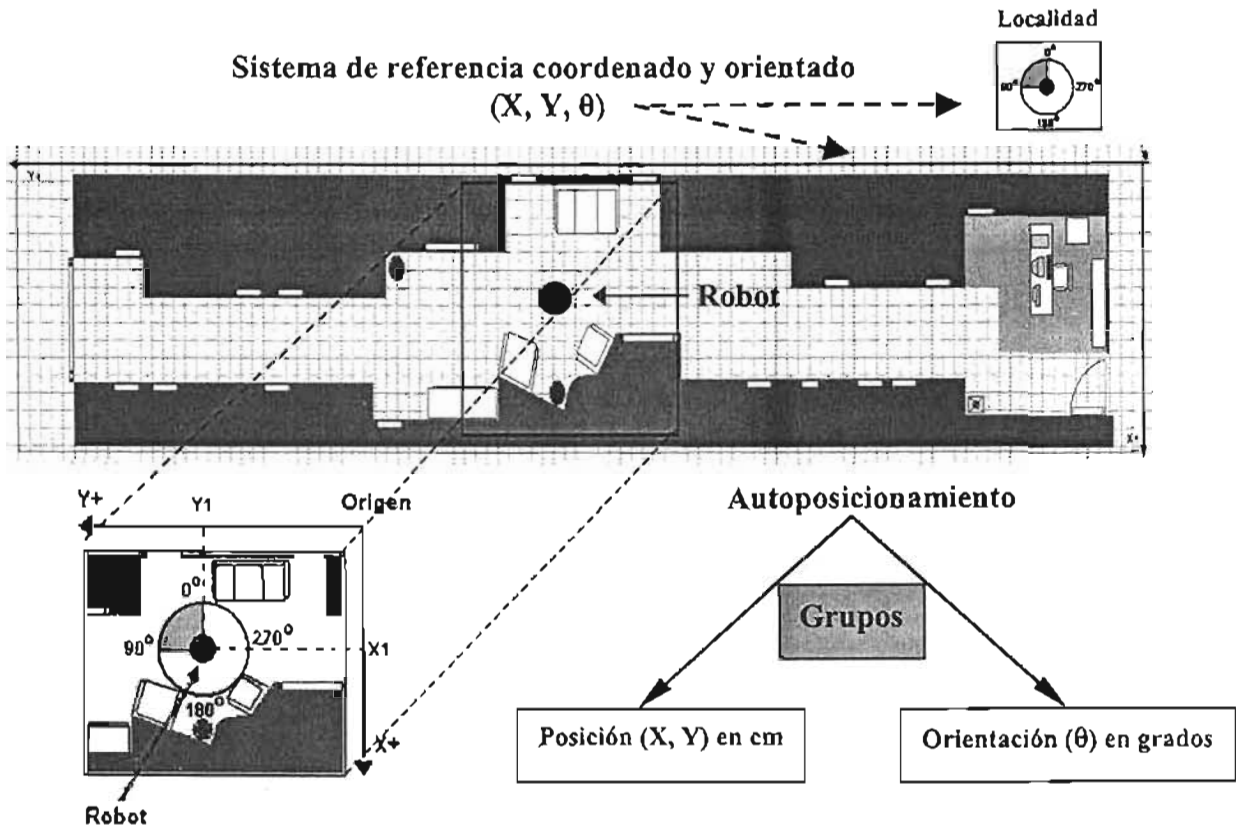


Fig. 2.7 El autopoicionamiento considerado como problema de clasificación.

Localizarse en el entorno requiere de referencias que nos proporcionen una estimación de la pose en donde nos encontramos. La imagen capturada por el robot proporcionará las referencias a través de su interpretación en el modelo del sistema por medio de las cuales el robot se va a autolocalizar en su entorno. Una forma básica de identificar un objeto es mediante la comparación con objetos cuyas características sean similares, de esta manera mediante la adecuada comparación de sus características más relevantes, es posible que se pueda determinar de qué objeto se trata. Las imágenes empleadas en la generación del modelo han sido capturadas en distintas poses del entorno; es decir, cada imagen

representa una determinada posición y orientación. Se asume que dada una pose en la cual se encuentre el robot y en ella se capture una imagen, las imágenes que se encuentran en la estructura de datos (memoria del robot) que hayan sido capturadas en diferente posición e igual orientación que la imagen actual y que además pertenezcan a la zona en donde se encuentra el robot, deberán ser muy semejantes a la imagen evaluada [18] (ver Figura 2.8).

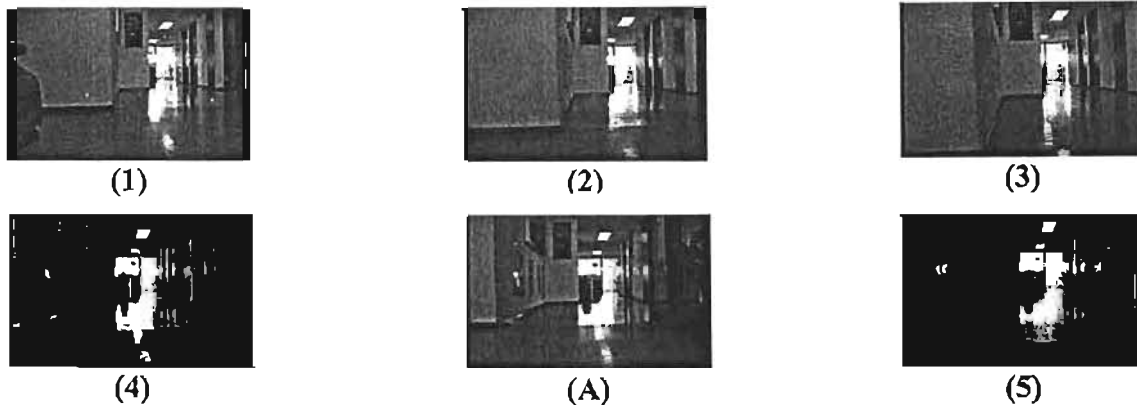
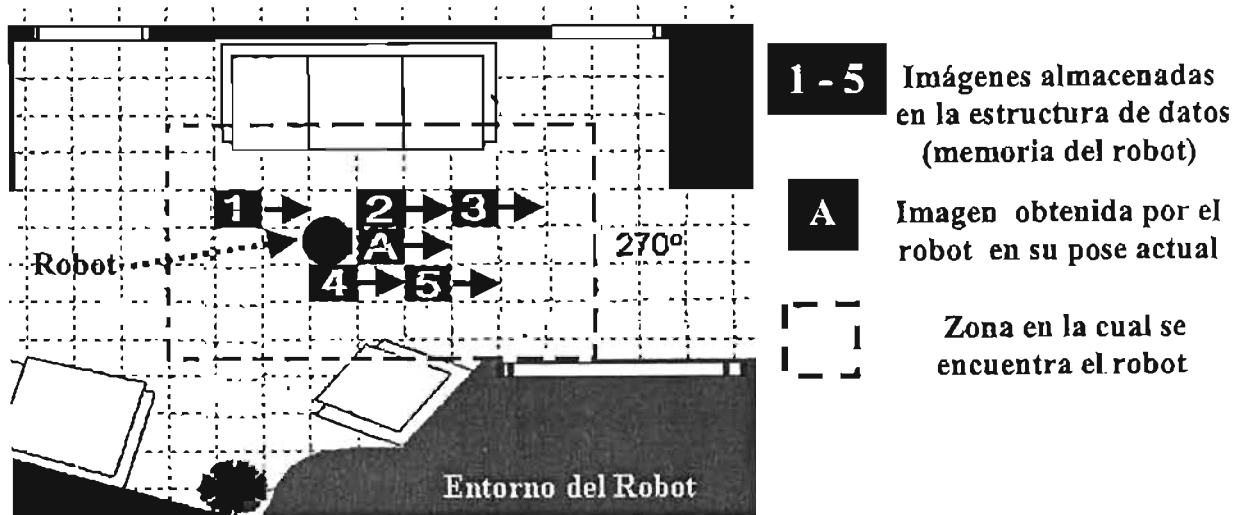


Fig. 2.8 Semejanza entre las imágenes obtenidas en diferente posición e igual orientación en una misma zona.

Basándose en lo anterior, si se localiza aquella o aquellas imágenes mediante un proceso de comparación de la imagen actual (entrada) respecto a las almacenadas (memoria), cuyas propiedades sean muy similares a la imagen evaluada, se podría estimar la pose actual del robot. Por lo tanto, dividir a las imágenes en grupos o clases disjuntas, de tal forma que el conjunto de imágenes contenidas en el mismo grupo posean características muy similares entre sí y a su vez permitan establecer una diferencia con respecto a imágenes de otros grupos,

permitirá identificar de manera más fácil y rápida a qué grupo y por tanto, a qué posible posición y orientación pertenece una nueva imagen y con ello se podrá estimar con relativa precisión la pose actual del robot. La información que posee cada imagen va a determinar si pertenece o no a una determinada clase. Esta información puede ser concentrada en un número finito de valores reales que agrupados forman lo que se conoce como *vector de características*:

$$X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$$

en donde X_1, X_2, \dots, X_n son números reales que cuantifican las características de un determinado objeto, en este caso la imagen. Los vectores deben ser discriminantes; es decir, deben contener valores numéricos diferentes para objetos de clases distintas y para objetos de la misma clase (similares) los cambios deben ser pequeños. De preferencia las características deben ser extraídas en el menor tiempo posible, más aún si el sistema ha de trabajar en tiempo real [19,23,26,27] (ver Figura 2.9).

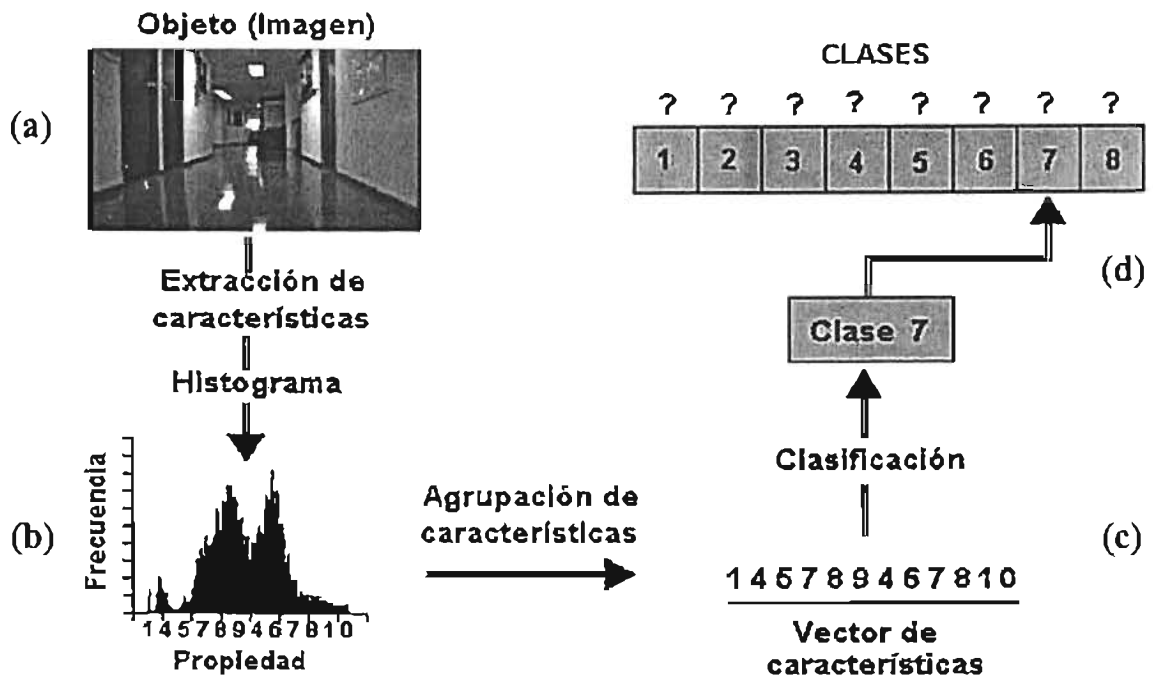


Fig. 2.9 Proceso en la clasificación de un objeto: a) Objeto a clasificar (imagen). b) Características extraídas (histograma). c) Vector de características. d) Clasificación del objeto (imagen) de acuerdo a su similitud con otros objetos (imágenes).

La clasificación en el problema del autoposicionamiento cumple dos funciones principales: la simplificación de datos y la predicción [19].

La información que se puede extraer de las imágenes podría ser muy voluminosa, compleja e incluso su almacenamiento puede resultar un problema. Ésto ocasiona que su manejo se vuelva muy difícil. Generalmente, pretendemos extraer de una imagen la mayor cantidad de información posible, cuyo propósito es describirla detalladamente, pero con frecuencia la mayoría de los datos extraídos suelen ser redundantes o inservibles. La clasificación simplifica la información obtenida de las imágenes, al extraer de ellas sólo sus características más relevantes y descriptivas con las cuales se puedan formar los grupos (clases) y a su vez permite tener una mayor organización de la información.

Al contar con grupos de características recolectadas del entorno que identifiquen la pose en donde fueron adquiridas con cierta precisión, es posible predecir mediante un proceso de comparación, a cual grupo y por lo tanto, a qué pose puede pertenecer una nueva imagen y posteriormente realizar alguna acción o tomar alguna decisión.

Se debe considerar que realizar una clasificación no es una tarea sencilla. En muchas ocasiones es recomendable utilizar diferentes atributos (características como: color, textura, contornos, etc.) de forma conjunta para realizar una adecuada de clasificación.

En lo referente al aprendizaje automático, clasificar es [18,19,20]:

1. A partir de una serie de observaciones, establecer la existencia de clases o grupos en los datos (aprendizaje no supervisado). Este tipo de clasificación se presenta en la mayoría de las investigaciones, pues por lo regular se desconocen los grupos a los que pertenecen las observaciones.
2. Consiste en establecer una regla para ubicar nuevas observaciones en alguna de las clases o grupos existentes en relación a un conjunto de clases dadas (aprendizaje supervisado).

El segundo caso, que es el que se considera en esta investigación, se conoce generalmente como *discriminación*. Discriminar consiste en establecer un criterio o regla de clasificación que permita etiquetar a cada objeto (imagen) como perteneciente o no a alguna de las clases dadas.

En base en lo anterior se puede concluir que en el autopoicionamiento la clasificación es una parte primordial y previa para estimar la pose del robot en el entorno. La adecuada clasificación de una imagen permitirá estimar una pose muy cercana a la pose actual del robot.

2.1.1 El problema de la similitud y la ambigüedad

Para determinar qué tan factible es realizar la clasificación de las imágenes, es necesario analizar su comportamiento en el entorno. En la Figura 2.10, se presenta este análisis. En Figura 2.10a, se tienen imágenes que han sido capturadas en diferentes posiciones y con una misma orientación dentro de la zona 1. Las propiedades que presentan son muy similares entre sí; es decir, conservan una semejanza en su configuración (distribución de sus elementos "píxeles"). Lo mismo sucede con las imágenes de la Figura 2.10b. Éstas han sido tomadas en las mismas posiciones que las anteriores (también dentro de la zona 1) pero a diferente orientación. Como se observa, conservan también propiedades muy similares entre sí; pero a su vez son muy discriminantes con respecto a las imágenes anteriores. Análogamente, se presenta el mismo fenómeno en la zona 2 con las imágenes de las Figuras 2.10c y 2.10d. En conclusión, este comportamiento (similitud) detectado en las imágenes en distintas zonas del entorno, permite que el proceso de clasificación sea relativamente sencillo y factible, pues los grupos de imágenes tomadas en las mismas posiciones y en distintas orientaciones dentro de una cierta zona tienden a ser lo suficientemente discriminantes entre sí, como entre los grupos de imágenes de otras zonas, lo que facilita la creación de clases.

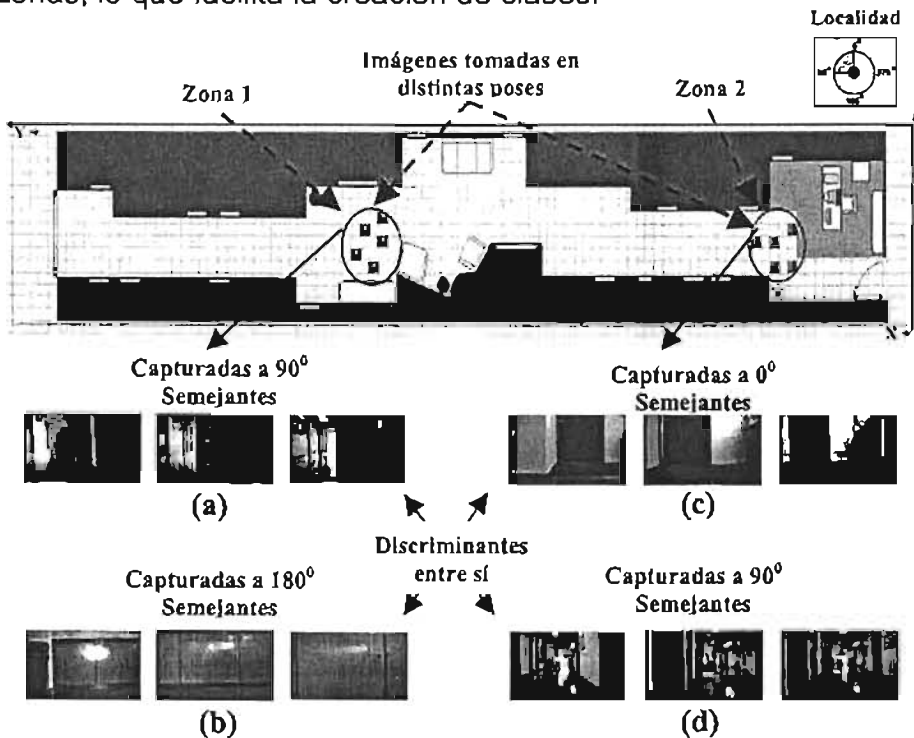


Fig. 2.10 Viabilidad en creación de grupos de imágenes: a) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 90° dentro de la zona 1. b) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 180° dentro de la zona 1. c) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 0° dentro de la zona 2. d) Imágenes tomadas en diferentes posiciones a 90° dentro de la zona 2.

En la Figura 2.11, se aprecia la facilidad con la que una nueva imagen puede ser clasificada. Se observa que los grupos ya han sido creados con imágenes cuyas características son similares. La imagen del entorno que ha sido capturada por el robot debe ser clasificada en alguno de estos grupos; en este caso es asignada al grupo 2, debido a que las características que presenta la imagen son muy similares a las características que posee el conjunto de imágenes contenidas en él y a su vez son discriminantes con respecto a las imágenes de los otros grupos. De esta manera, se estima una pose relativamente cercana a su pose actual, al decir que el robot se encuentra dentro de la zona 1 (posición relativa) y está orientado a 180° .

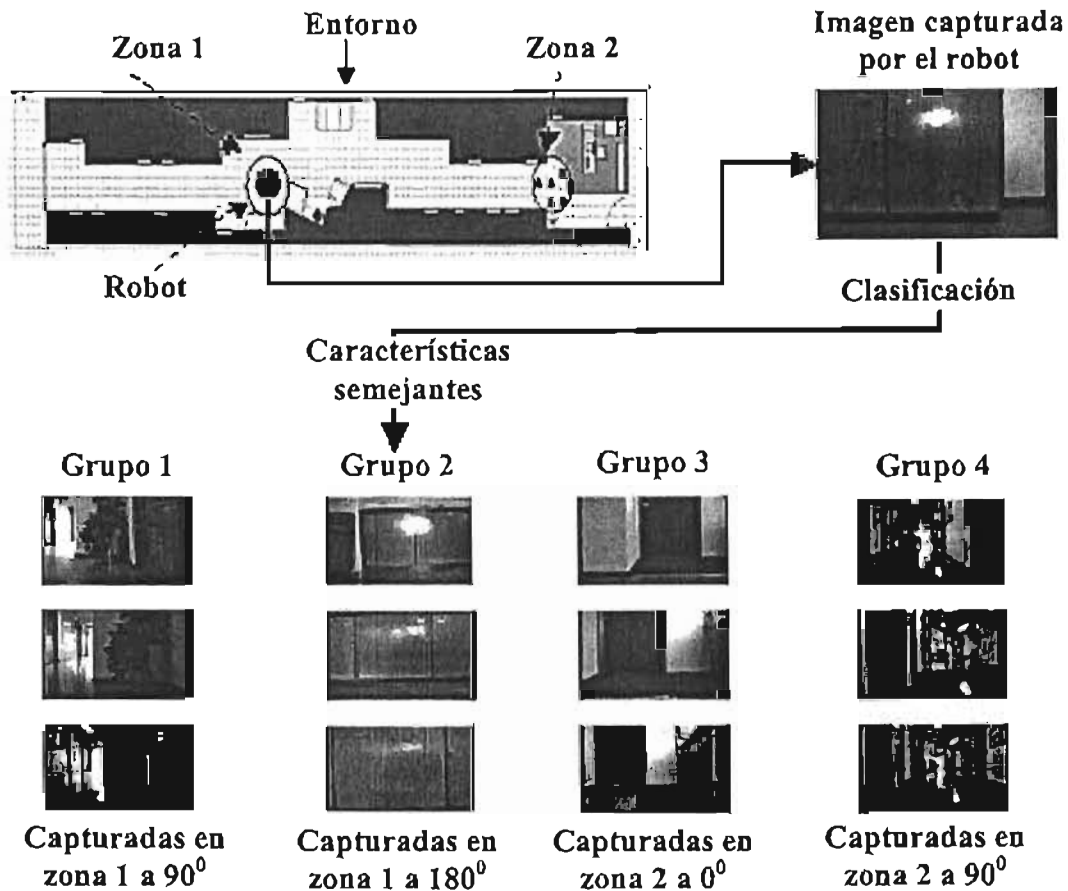


Fig. 2.11 Facilidad con la que una imagen es clasificada.

Sin embargo, la similaridad que presenta un conjunto de imágenes dentro de cada grupo no es exclusiva de una determinada zona; es decir, hay conjuntos de imágenes en distintas zonas que presentan propiedades muy similares. Esto es conocido como *superposición perceptual* y es debido a la configuración geométrica del entorno [2]. Este comportamiento da origen al problema de la ambigüedad, donde una imagen puede representar varias poses en el espacio originando confusión en el sistema, ya que es muy difícil determinar la pose en donde la imagen fue adquirida (ver Figura 2.12).

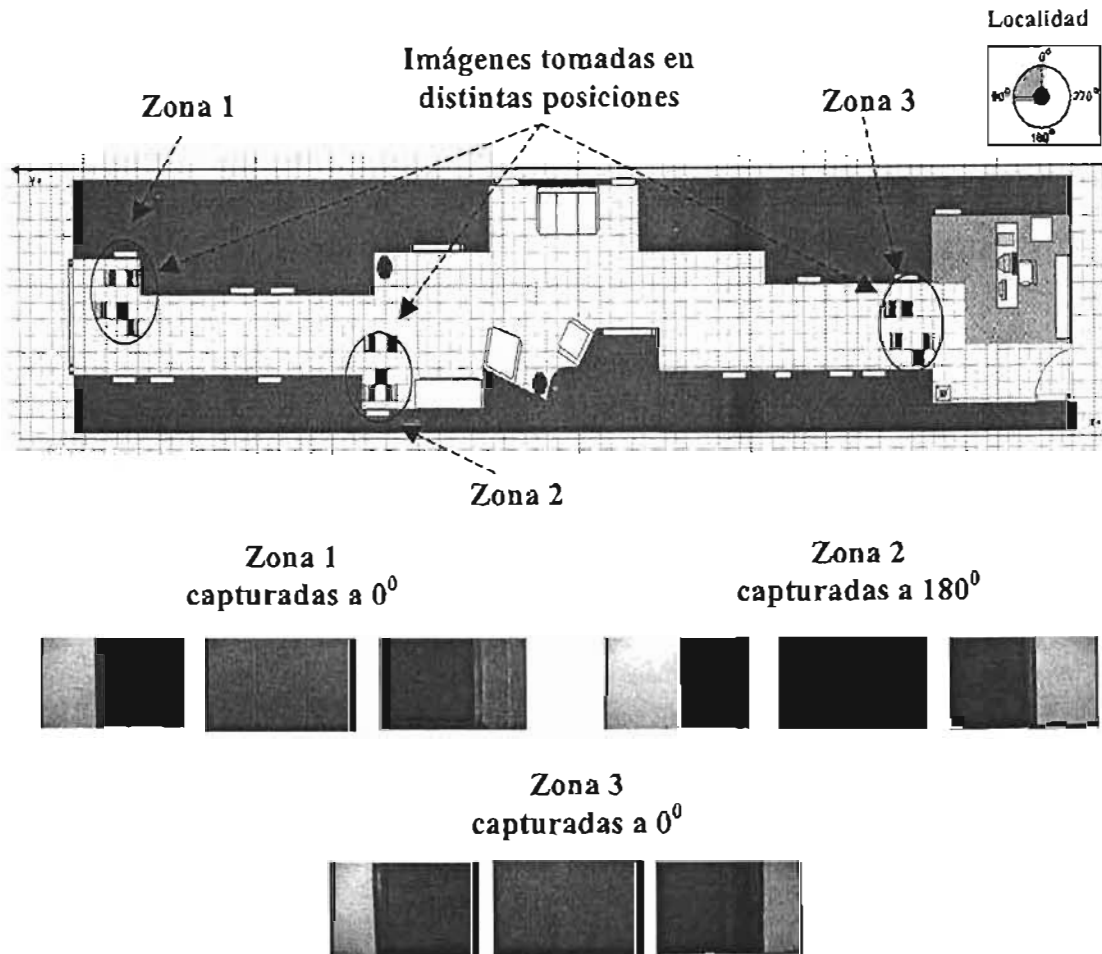


Fig. 2.12 Problema de ambigüedad: Originado por grupos de imágenes que, tomadas en distintas posiciones y orientaciones, presentan semejanza en su configuración.

Este problema puede traer como consecuencia que al realizar la clasificación de una nueva imagen capturada por el robot en su pose actual, no se pueda determinar a qué grupo pertenece, pues pueden existir dos o más grupos cuyas características sean muy semejantes a las de la imagen evaluada. Esto puede originar que el grupo seleccionado no sea el correcto, encontrándose demasiado lejos de la pose real del robot, lo que origina una estimación errónea de su pose. En la Figura 2.13, se esquematiza este problema. El robot se encuentra dentro de la zona 2 orientado a 180°, en ella captura una imagen y enseguida procede a determinar su pose en base a su clasificación. Sin embargo, no se puede determinar con facilidad a qué grupo pertenece, ya que los tres grupos presentan imágenes con propiedades semejantes. La imagen debería ser clasificada en el grupo 2 que corresponde a las imágenes del área en donde el robot se encuentra; pero puede confundirse y asignarla al grupo 1 o al 3, los cuales se encuentran bastante alejados de su pose actual. Como se observa, el error puede ser tan grande que en las primeras estimaciones de su pose el robot se pierda totalmente.

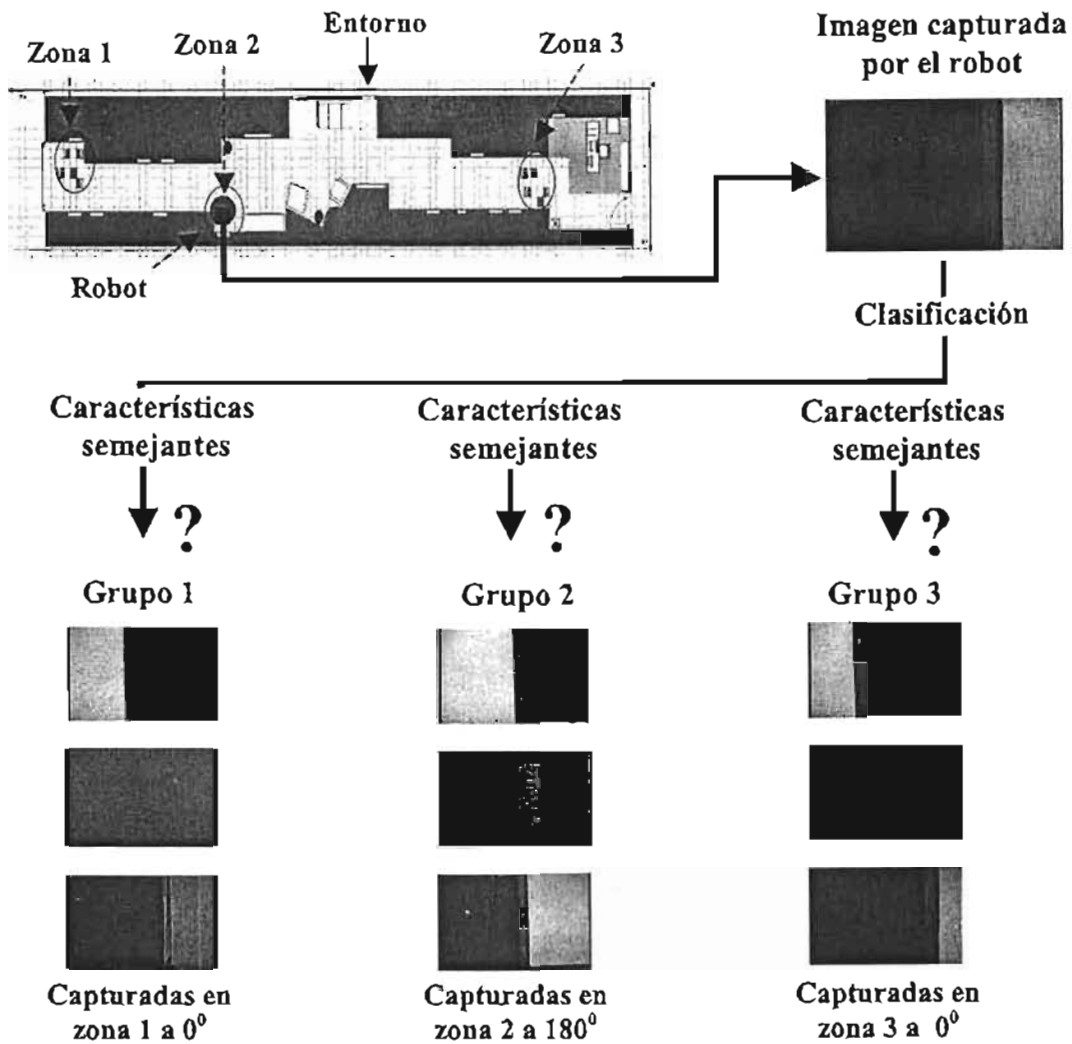


Fig. 2.13 Dificultad al clasificar una nueva imagen, debido al problema de ambigüedad.

Para disminuir el error generado por la ambigüedad, se recurre a la información idiótética (odometría), de tal manera que al realizar la clasificación de una nueva imagen, ésta se realice, por un lado, considerando inicialmente la semejanza de sus características con respecto a las características de las imágenes de cada grupo, por el otro, para obtener una mayor precisión en su clasificación, se consideran sólo los grupos de imágenes que se encuentran dentro del área en donde está el robot, la cual es delimitada por la información ídiotética. Ésta le indica en todo momento con relativa precisión cuál es su posición actual en el ambiente mediante los valores de las variables (OX_i , OY_i). El área delimitada se irá incrementando gradualmente a partir de la posición indicada por la odometría hasta encontrar el grupo de imágenes que servirán de referencia para estimar su pose. Respecto a la orientación de las imágenes en estos grupos, se considera que realizar la búsqueda solamente a un determinado ángulo sería erróneo, pues

puede que el robot no esté situado exactamente en la orientación que marca la odometría ($O\theta_i$). Al considerar esta situación, la orientación a la que deberán de estar las imágenes de este grupo se determina mediante un rango de orientación, el cual es generado considerando los ángulos adyacentes al ángulo que proporciona la información odométrica.

En la Figura 2.14 se explica este razonamiento. Como se observa, el robot se encuentra situado dentro de la zona 2. Para determinar su pose, éste captura una imagen en su ubicación actual. Si se utiliza sólo el criterio de similitud para clasificar a esta imagen, no se lograría obtener una adecuada clasificación debido a que los tres grupos que se observan en la figura contienen imágenes con características semejantes a la imagen evaluada. La información idiotética, mediante los valores de las variables (OX_i , OY_i , $O\theta_i$), le indica al robot con relativa precisión cuál es su pose actual. Si se emplea esta información junto con el criterio de similaridad, se puede clasificar a la imagen en el grupo correcto (grupo 2). Hay que recordar que cada grupo de imágenes está cubriendo cierta área y orientación del entorno; además cada una de ellas contiene información de la pose física en donde fue adquirida. Entonces, la nueva imagen es asignada al grupo 2 porque las imágenes de este grupo se encuentran dentro del rango de posición y orientación establecido por la odometría y sus características son semejantes con respecto a la nueva imagen. De esta manera, se concluye que el robot se encuentra en la zona 2 y está orientado a 180^0 respecto al sistema de referencia coordinado y orientado establecido. Con esta solución, la ambigüedad no es eliminada pero se contiene dentro de cierta área establecida por la información idiotética; con ello se reduce el error en la estimación de la pose del robot.

En resumen, la autolocalización del robot móvil en su entorno consiste básicamente en clasificar las características de una nueva imagen capturada por el robot en el ambiente, en un grupo cuyas imágenes posean características similares a la nueva imagen. Para reducir el problema de la ambigüedad y a su vez el error obtenido al estimar la pose, las imágenes de este grupo deben de estar situadas dentro del rango de posición y orientación generado por la información idiotética. La clase a la que es asignada la imagen representa la posición (relativa) y orientación actual del robot.

Basándose en lo anterior, se puede establecer que para realizar una adecuada clasificación, es necesario contar con distintos criterios que permitan validar la asignación de una imagen a un determinado grupo. Los criterios empleados en la presente investigación son los siguientes:

Similitud o proximidad: Consiste en seleccionar aquellas imágenes de la estructura de datos (memoria del robot), cuyas características sean muy similares a la imagen evaluada, asumiendo que éstas serán las más cercanas a la pose real del robot.

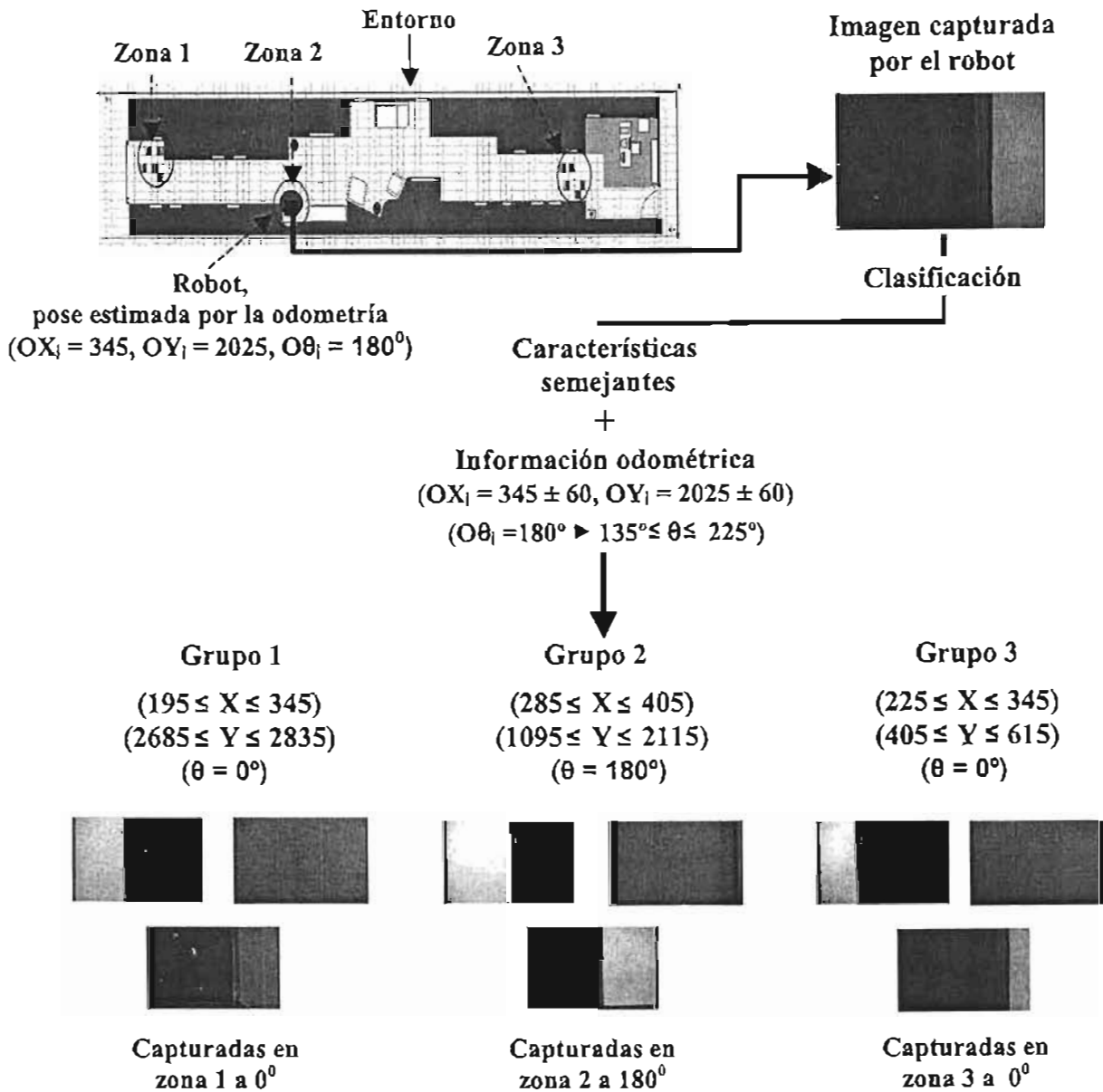


Fig. 2.14 Solución al problema de la ambigüedad: Originado por imágenes similares tomadas en distintas posiciones y orientaciones en el ambiente.

Rango de posición: Permite excluir a los grupos de imágenes que se encuentren fuera de la zona en donde está el robot. Con ello, se reduce el problema de la ambigüedad. Este rango es generado utilizando las lecturas odométricas (OX_i, OY_i), en cm y se incrementa gradualmente hasta obtener el grupo de imágenes que servirán de referencia para estimar la pose del robot.

Rango de orientación: Una vez que se ha delimitado la zona, el rango de orientación permite obtener una mayor precisión en la clasificación de la nueva imagen al considerar sólo los grupos de imágenes que se encuentren orientados dentro de este rango. Con esto se logra reducir la ambigüedad que existe dentro del área delimitada. El rango es establecido obteniendo las orientaciones adyacentes a la orientación proporcionada por la odometría ($O\theta_i$), en grados.

Hora: Cada imagen fue tomada a distintas horas del día en cada pose, con el fin de obtener una mayor riqueza en la información que nos proporciona el entorno en distintas condiciones de iluminación. El propósito de capturar cada imagen a distintas horas es que el modelo sea lo más consistente posible con el estado actual del entorno y por lo tanto que el sistema esté trabajando en condiciones similares a las condiciones actuales del ambiente.

En la siguiente sección se explica la forma en que estos criterios interactúan para estimar la pose del robot.

2.2 Especificación del modelo del sistema

En el desarrollo del modelo se puede considerar una etapa de entrenamiento o aprendizaje, donde se organizan las imágenes en clases mediante un proceso supervisado a partir de las relaciones que han sido descubiertas en el conjunto de imágenes obtenidas del entorno y que servirán para estimar la pose del robot. Por otro lado, se tiene una etapa de funcionamiento, donde una nueva imagen (entrada) es presentada al sistema y con ayuda de la información idiotética es clasificada en la categoría cuyas imágenes presenten características más similares a ésta. De este modo, ante la misma imagen de entrada u otra similar y mediante los criterios mencionados anteriormente, se simula un proceso competitivo en donde todas las imágenes de la estructura de datos buscan ser las más similares a la imagen evaluada y, a su vez, las correspondientes a las poses más cercanas a la pose actual del robot.

A continuación se especifica el problema de autopoicionamiento. El propósito de la tarea es que el robot recorra una trayectoria a lo largo del departamento (entorno), la cual es proporcionada por el usuario (historial de movimiento). Esta ruta posee una serie de coordenadas "poses objetivo" conocidas (submetas_i) con respecto al sistema de referencia establecido y por las cuales deberá pasar hasta concluir la trayectoria (ver Figura 2.15).

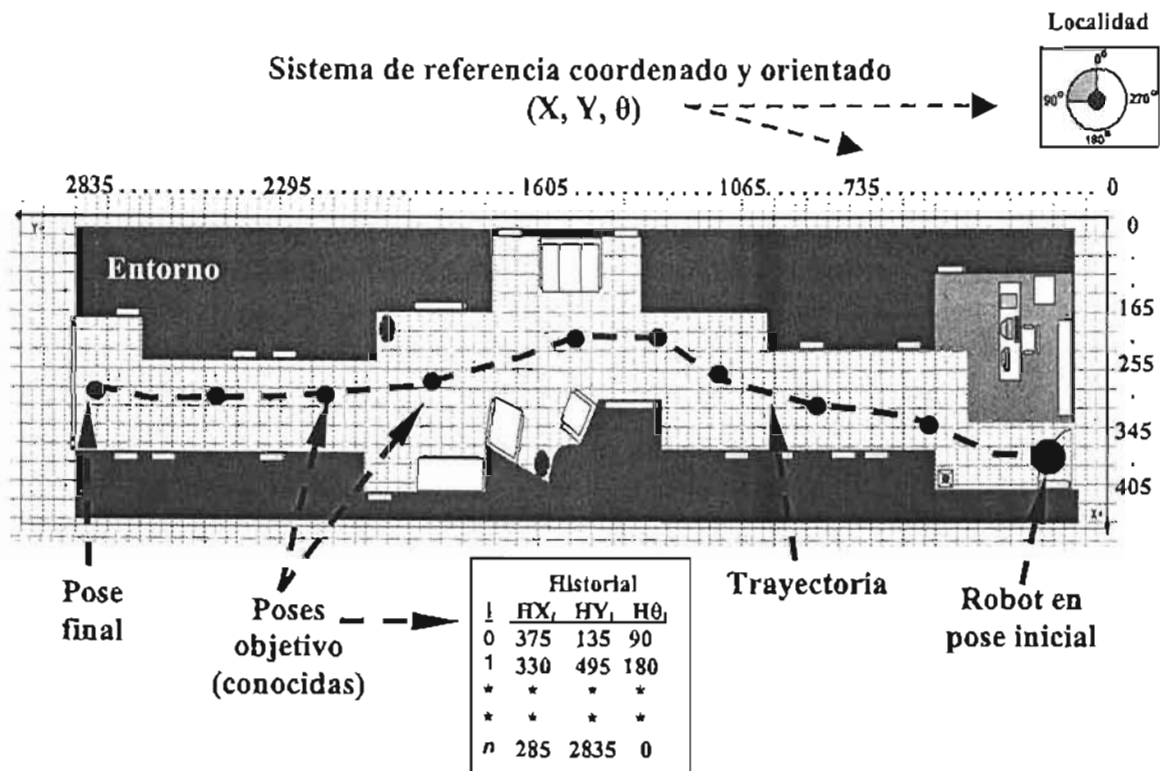


Fig. 2.15 Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno; Trayectoria a recorrer (proporcionada por el usuario).

En cada una de estas submetas, el robot estima su pose actual mediante el modelo generado. El propósito es determinar si está en la pose (pose objetivo) en la que se debería de encontrar según el historial de movimiento que se le proporcionó y, de no ser así, corregirla para proseguir con su recorrido. Para ilustrar este proceso, considérese que el robot partió de la pose ($HX_0 = 375$ cm, $HY_0 = 135$ cm, $H\theta_0 = 90^\circ$) y ahora se encuentra en o cerca de la submeta 5 ($HX_5 = 195$ cm, $HY_5 = 1483$ cm, $H\theta_5 = 90^\circ$) en la cual debe de estimar su pose. El primer paso consiste en capturar una imagen del entrono en esta ubicación (ver Figura 2.16).

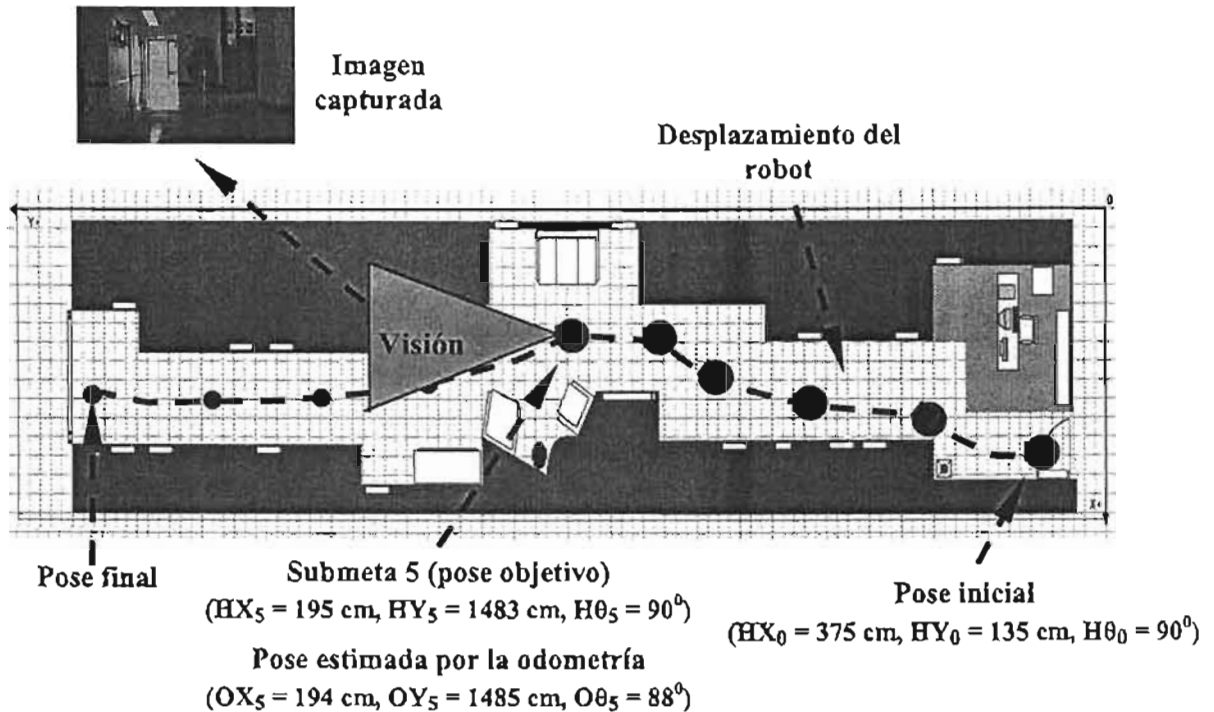


Fig. 2.16 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Captura de la imagen a clasificar.

Posteriormente esta imagen debe ser clasificada considerando los criterios mencionados; para este efecto el robot estima la pose en la que actualmente se encuentra en base a la información idiótética. Debido a los errores generados por la odometría puede que no se encuentre exactamente en la pose especificada por el historial de movimiento ($HX_5 = 195$ cm, $HY_5 = 1483$ cm, $H\theta_5 = 90^\circ$), pero se encontrará muy cerca de ella ($OX_5 = 194$ cm, $OY_5 = 1485$ cm, $O\theta_5 = 88^\circ$). El rango de posición generado por la información idiótética ($OX_5 = 194$ cm, $OY_5 = 1485$ cm) indica que se tomarán en cuenta sólo aquellas imágenes de la estructura de datos que se encuentren dentro de esta área y con las cuales se formará un grupo, descartando por lo tanto, otros grupos de imágenes. Ya que el robot se encuentra en las proximidades de la pose indicada en el historial (pose objetivo), se asume que se encontrará dentro de la zona delimitada por este rango. Este proceso reduce la ambigüedad global del entorno, conteniéndola en una determinada zona.

Este rango se incrementa gradualmente en unidades de 60 cm para ambas variables ($OX_5 = 194 \pm 60$ cm, $OY_5 = 1485 \pm 60$ cm) hasta obtener el grupo de imágenes que sirva de referencia para estimar la pose del robot. La razón por la que el rango se incrementa, es que la zona considerada inicialmente puede contener un grupo muy pequeño de imágenes, lo que en su momento puede dificultar el proceso. Al incrementarse el perímetro de búsqueda, también se incrementa el grupo de imágenes, lo que permite determinar cuáles de las imágenes que se encuentren alrededor del robot realmente son las más semejantes y posiblemente las más cercanas a la imagen evaluada (ver Figura 2.17).

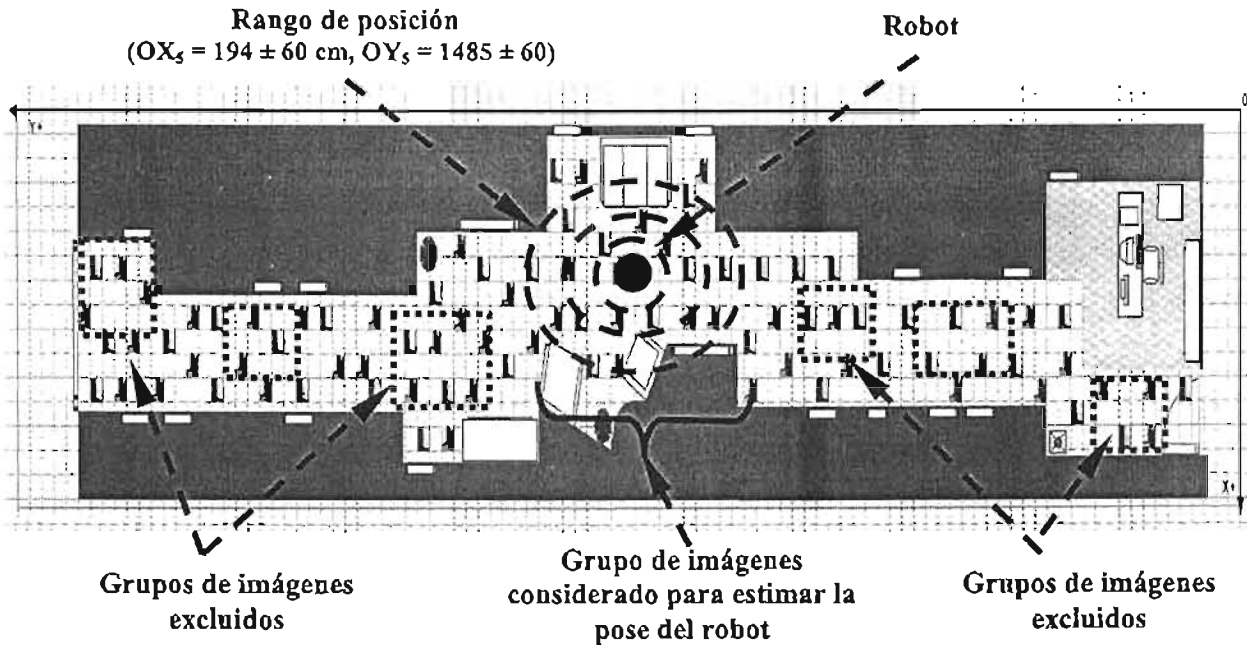


Fig. 2.17 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Grupo de imágenes considerado para estimar la pose del robot, obtenido mediante el rango de posición.

Dentro de la zona delimitada por la información idiótética, se tiene que las imágenes que contiene pueden formar nuevos grupos diferenciados básicamente por su orientación (ver Figura 2.18a). El rango de orientación es generado por las orientaciones adyacentes al ángulo de la pose que indica la odometría ($0\theta_5 = 88^\circ \triangleright 45^\circ \leq \theta \leq 135^\circ$). Su función es reducir este conjunto de imágenes a un nuevo grupo, excluyendo aquellos grupos que se encuentren fuera de las orientaciones que condiciona. Como resultado se obtiene un nuevo grupo de imágenes que se encuentran en distintas posiciones dentro de la zona en donde se encuentra el robot y al menos en tres posibles direcciones correspondientes al rango de orientación. Esto permite obtener una mayor precisión en la clasificación de la imagen y, a su vez, reduce la ambigüedad contenida en esta zona (ver Figura 2.18b).

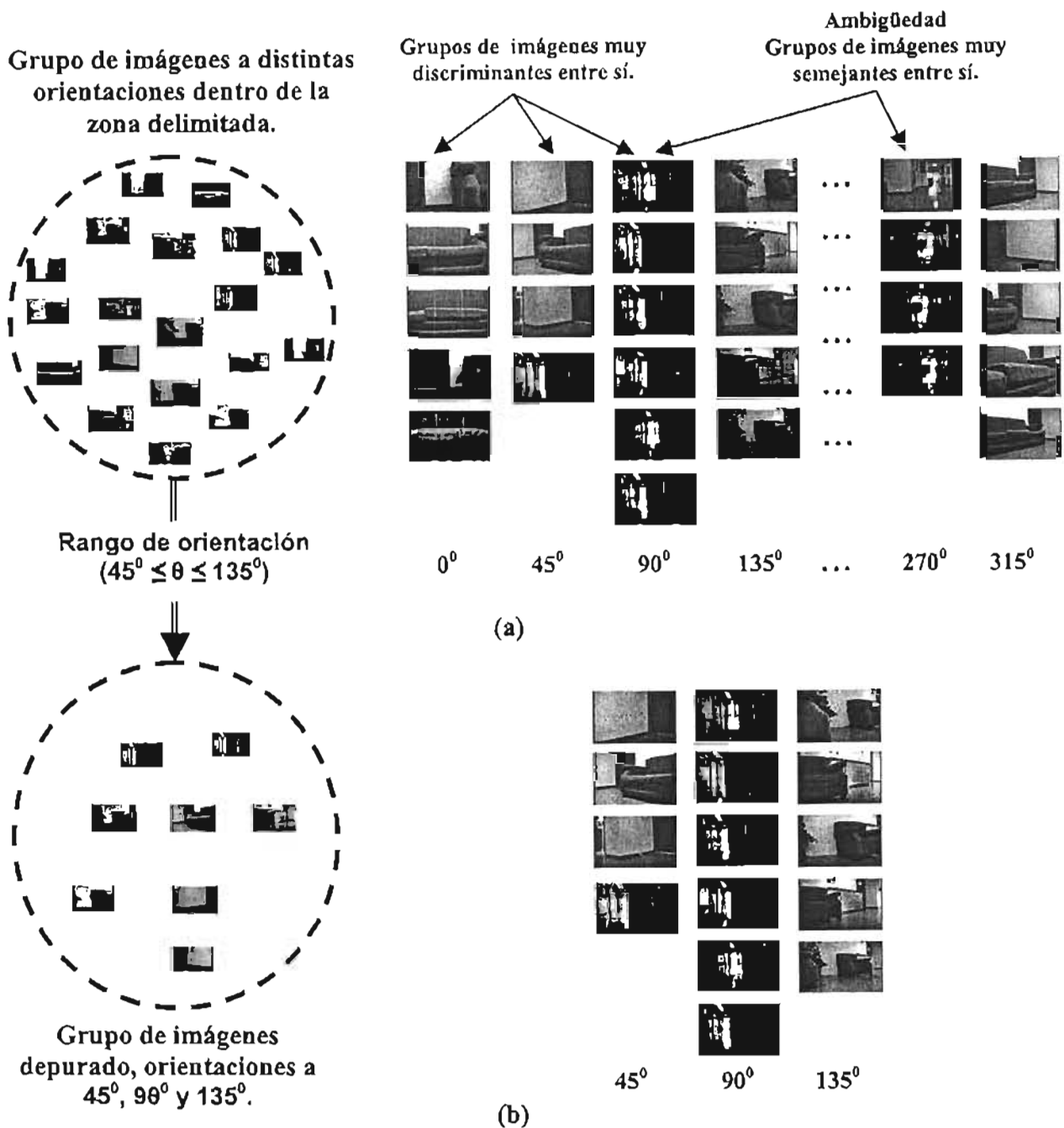


Fig. 2.18 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: a) Grupos de imágenes dentro del rango de posición. b) Grupos de imágenes generado por el rango de orientación a partir del grupo de imágenes obtenido por el rango de posición.

Con este grupo se estima aproximadamente la hora (condición de iluminación) que corresponde a la imagen a clasificar. El propósito es tratar que las imágenes seleccionadas de la estructura de datos posean condiciones de iluminación semejantes a las de la imagen evaluada, de tal manera que el modelo trabaje en condiciones de iluminación similares a las actuales del ambiente; con ello se

pretende que el modelo sea consistente con el estado actual del entorno. El proceso es el siguiente: se seleccionan las imágenes que son más parecidas a la imagen evaluada (en este caso se consideran cinco imágenes las cuales se asume estarán distribuidas alrededor del robot) y se ordenan según su semejanza (ver Figura 2.19a).

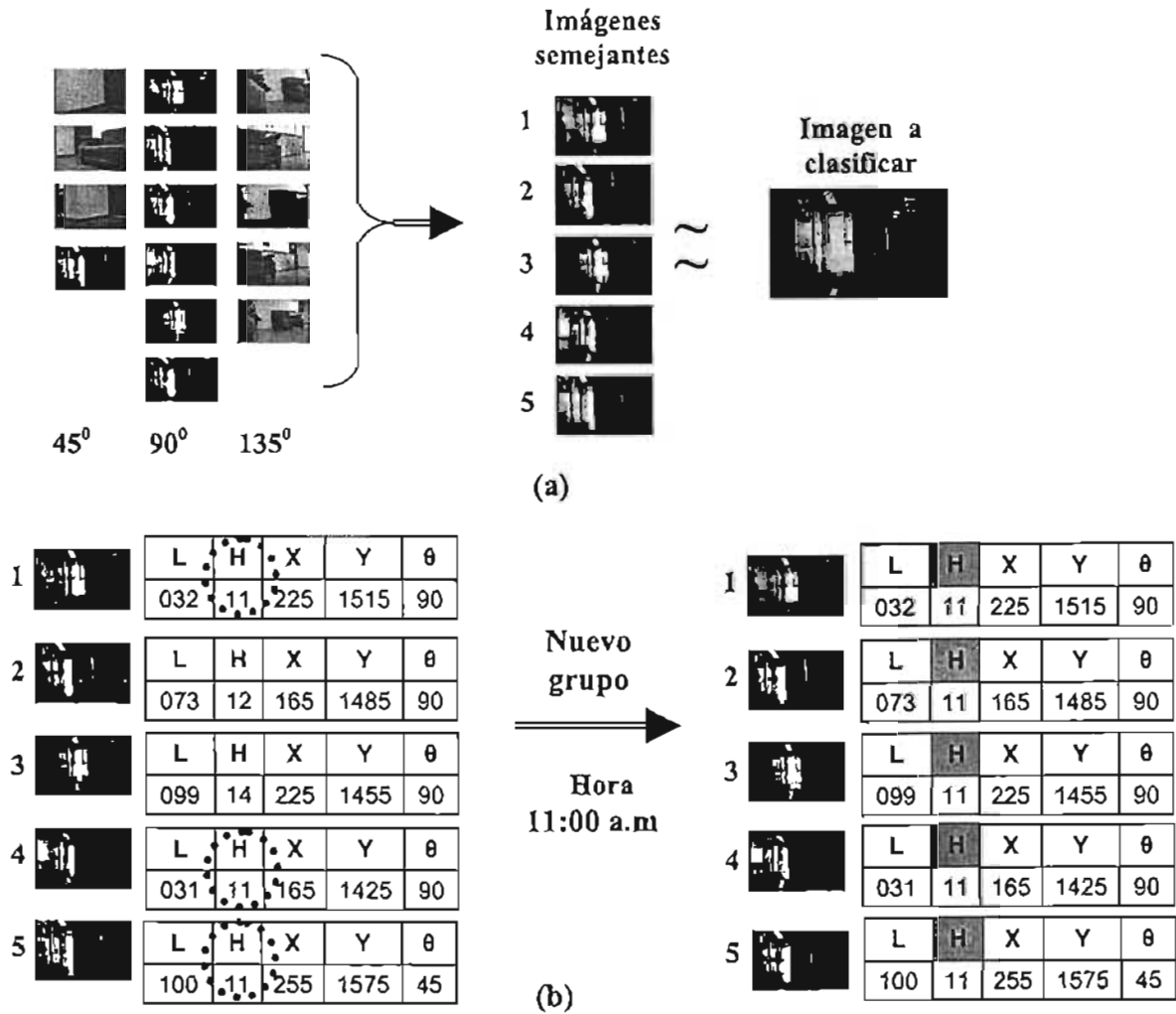


Fig. 2.19 Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: a) Grupo de imágenes con mayor semejanza a la imagen evaluada, obtenidas a partir del rango de orientación. b) Hora (condición de iluminación) aproximada en la que se encuentra actualmente el entorno.

Hay que recordar que cada imagen fue tomada a distintas horas del día (condiciones de iluminación) y además cada una posee información de la pose y condiciones del espacio físico en donde fue adquirida. Una condición para formar este grupo de imágenes es que no haya dos o más imágenes tomadas en la misma pose pero en distinta hora. Sólo puede haber una imagen por pose, no importando su hora, pues ésta se determinará posteriormente. Para determinar la

hora se revisan las etiquetas de este grupo de imágenes. La hora se fija de acuerdo a la que aparece con mayor frecuencia en ellas. En caso de existir igualdad, es decir, que de las cinco imágenes un par presente una hora y otro par presente otra, se selecciona la hora del par que sea más semejante a la imagen evaluada. Posteriormente, ya con la hora definida, se vuelven a seleccionar del grupo formado por el rango de orientación cinco imágenes considerando el criterio de similitud con respecto a la imagen evaluada y la hora recientemente obtenida (ver Figura 2.19b).

Con este nuevo grupo se va a estimar la orientación a la que probablemente se encuentra ubicado actualmente el robot en el ambiente. La orientación, al igual que la hora, es determinada de acuerdo a la que aparece con mayor frecuencia en sus etiquetas. En caso de que dos pares de imágenes presenten orientaciones distintas se sigue el mismo criterio empleado al determinar la hora. Posteriormente, se seleccionan del grupo formado por el rango de orientación cinco imágenes considerando el criterio de similitud con respecto a la imagen evaluada, la hora y la orientación definidas (ver Figura 2.20).

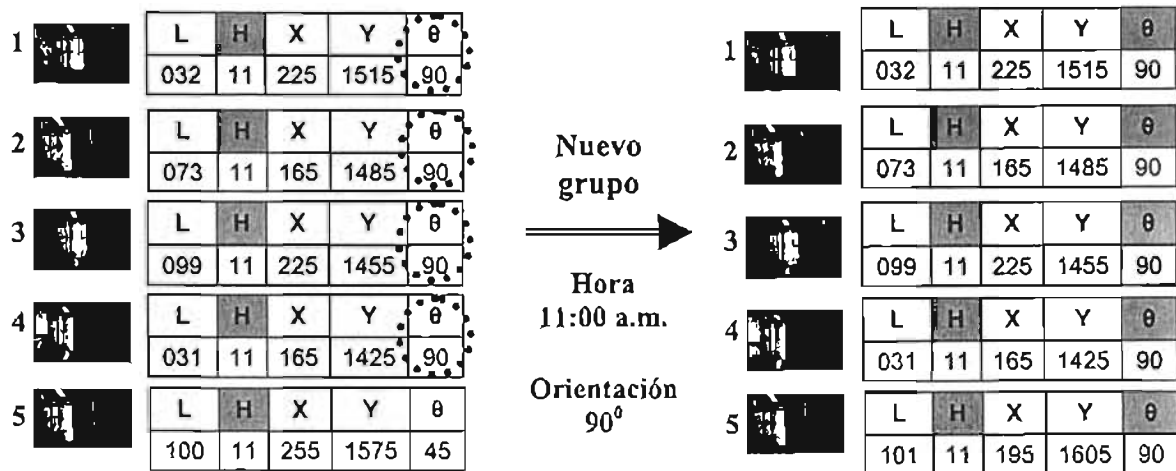


Fig. 2.20 Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Hora (condición de iluminación) y orientación en la que probablemente se encuentra ubicado actualmente el robot en el entorno.

Una vez que se ha obtenido la orientación a la que probablemente el robot se encuentra direccionado, se valida la información proporcionada por la odometría sobre su orientación actual. Si la información odométrica es igual a la proporcionada por la visión, el robot permanece en la misma orientación; de no ser así, éste corrige su orientación alineándose con respecto a la orientación obtenida a través de la visión y al sistema de referencia establecido. En la Figura 2.21 se ilustra este proceso. La odometría le indica al robot que actualmente se encuentra orientado a $O\theta_5 = 88^\circ$, mientras que la visión le informa que su orientación corresponde a $V\theta = 90^\circ$ (ver Figura 2.21a). Al compararlas, se observa que el

robot se encuentra a 2° menos de la orientación estimada por la visión; en este caso el robot busca alinearse girando 2° respecto a las imágenes seleccionadas y al sistema de referencia establecido para colocarse en la orientación correcta (ver Figura 2.21b). Una vez realizada esta acción la información odométrica es actualizada con la orientación estimada por la visión (ver Figura 2.21c).

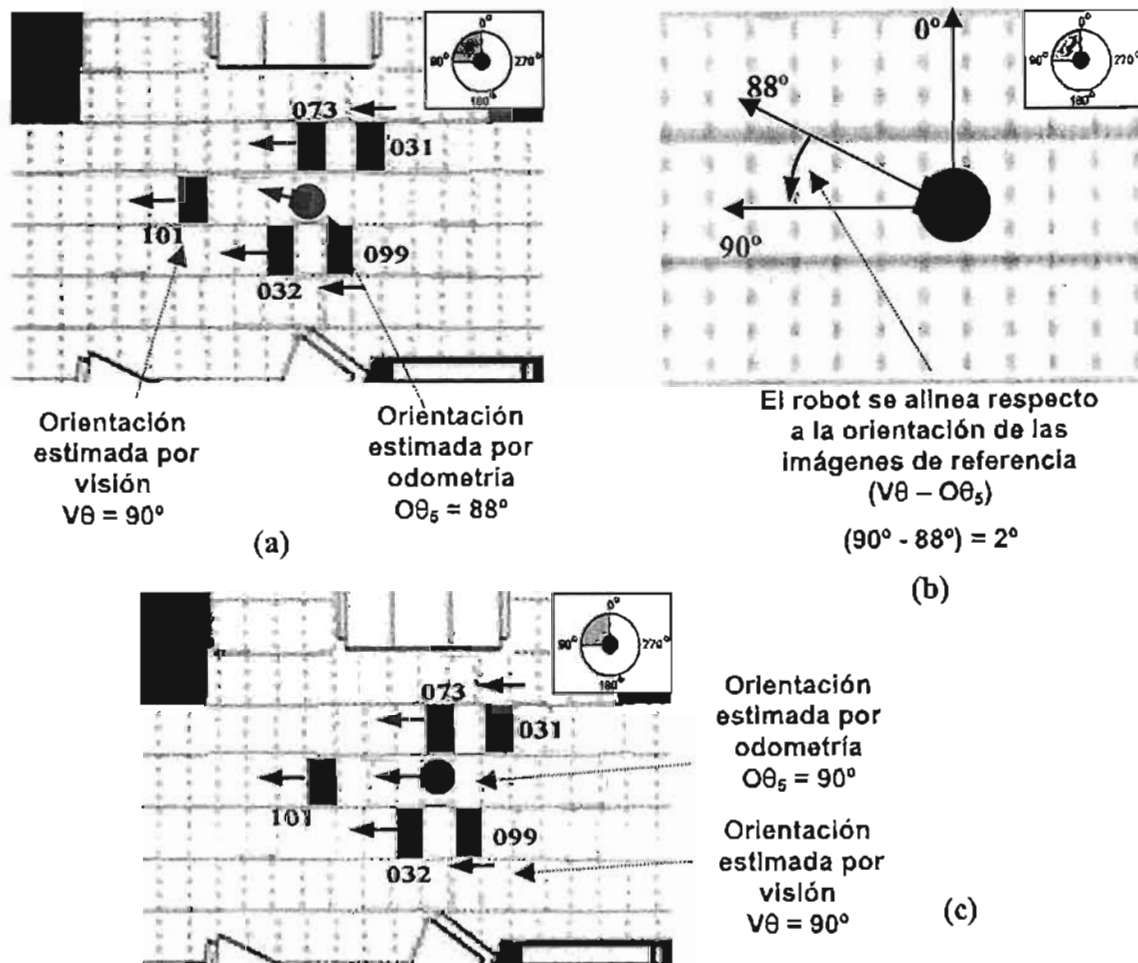


Fig. 2.21 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: a) Orientación probable en la que se encuentra actualmente ubicado el robot, obtenida por la visión. b) Corrección de la orientación mediante la alineación del robot respecto a la orientación obtenida por la visión y el sistema de referencia establecido. c) Información odométrica actualizada con la orientación proporcionada por la visión.

Una vez que el robot se ha alineado con respecto a la orientación estimada por la visión, se asume que, físicamente se encuentra alineado con respecto al sistema de referencia establecido. El siguiente paso consiste en determinar su posición actual. Al corregir su orientación, realizó un movimiento, el cual originó

que pasara de una pose a otra. En esta nueva pose el robot estimará su posición actual con respecto al sistema de referencia establecido en el entorno. Para ello, en esta ubicación captura una nueva imagen y procede a clasificarla. El grupo de imágenes considerado para realizar la clasificación de la imagen es el que se generó anteriormente por el rango de orientación. Se emplean estas imágenes, ya que el robot no se movió de la zona en donde se encontraba anteriormente; es decir, solamente realizó la corrección de su orientación mediante un giro, pero no cambio de posición, y aunque el robot hubiera modificado su posición a consecuencia de la rotación, esta traslación sería mínima. Por lo tanto, si se genera nuevamente el rango de posición y orientación, las imágenes que formarían estos grupos serían prácticamente las mismas. De este grupo de imágenes se seleccionan nuevamente cinco, considerando el criterio de similitud, la hora y la orientación obtenidas en el proceso anterior.

Las cinco imágenes seleccionadas pueden ser las mismas que las anteriores, aunque puede darse el caso de que no conserven el mismo orden; es decir, la imagen que se encontraba en el segundo lugar puede pasar al primero. Se puede presentar también otra situación en la que una imagen que anteriormente había sido descartada, ahora al realizar el giro, sus características presenten mayor semejanza con la imagen evaluada que las de alguna de las imágenes anteriormente seleccionadas. Sea cual sea el caso, el conjunto de imágenes que se obtenga contendrá características muy semejantes a las de la imagen evaluada y por lo tanto, se asume se encontrarán muy cerca de la pose actual del robot. En la Figura 2.22 se encuentran las cinco imágenes seleccionadas y ordenadas de acuerdo a su semejanza con la imagen evaluada. Como se observa, en este caso, debido al movimiento realizado por el robot al corregir su alineación la imagen número tres pasa al segundo lugar mientras que la segunda imagen pasa al tercer lugar.

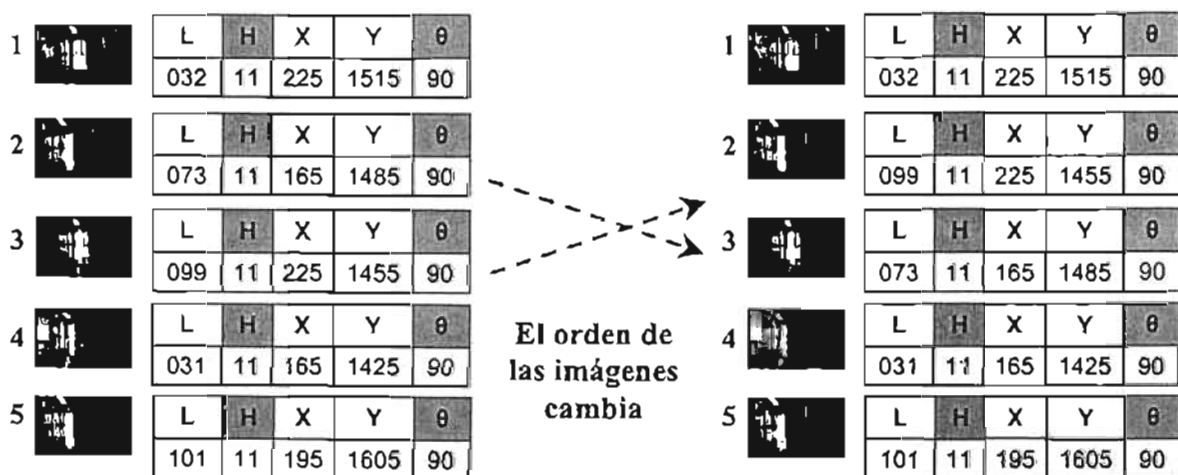


Fig. 2.22 Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Conjunto de imágenes seleccionadas para estimar la posición relativa del robot.

En esta etapa la imagen ha sido clasificada y con ello se obtiene una pose relativa en el espacio bidimensional. Por lo tanto, se puede concluir que el robot se encuentra dentro de la zona delimitada por el rango de posición ($165 \leq X \leq 225$) y ($1425 \leq Y \leq 1605$), en condiciones de iluminación que corresponden aproximadamente a las 11:00 a.m. y a una orientación de 90° (ver Figura 2.23).

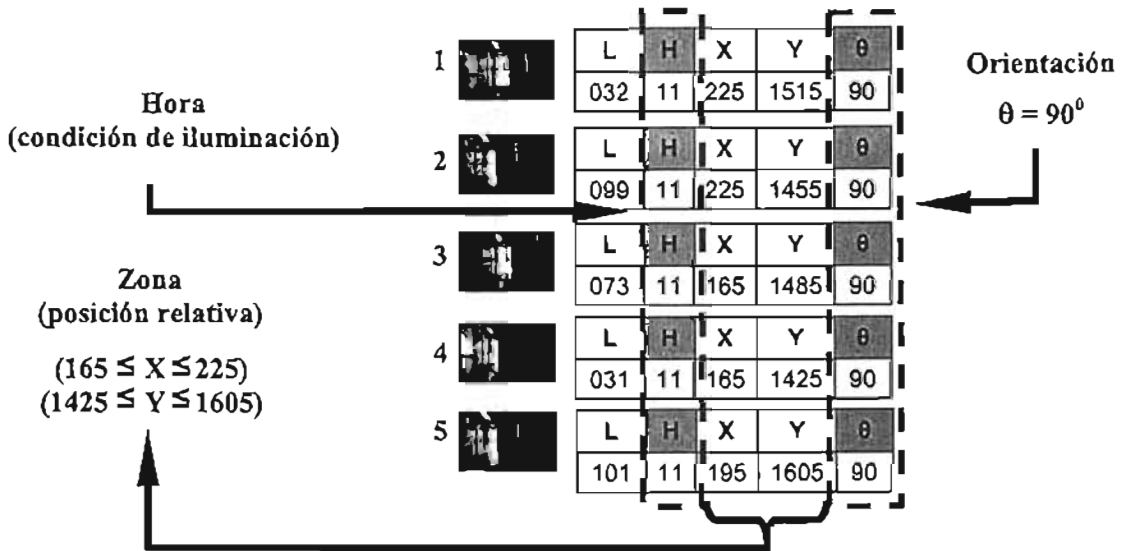


Fig. 2.23 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Pose relativa.

Las imágenes representan poses en el espacio físico las cuales se asume se encuentran cercanas a la pose real del robot (ver Figura 2.24a). Para determinar con mayor precisión la pose actual del robot, se seleccionan de este grupo de imágenes las tres primeras, asumiendo que son las más parecidas y por lo tanto, las más cercanas a la pose real del robot. Durante el proceso de selección de este grupo de imágenes se cuida que las coordenadas (posición) de las tres primeras formen siempre un triángulo (ver Figura 2.24b). Al encontrar el baricentro (centro) de este triángulo se obtiene la posición del robot y con la orientación definida previamente, su pose por visión ($VX = 205$ cm, $VY = 1485$ cm, $V\theta = 90^\circ$). Ésta se encuentra muy cerca de la pose que indica en el historial de movimiento "pose objetivo" ($HX_5 = 195$ cm, $HY_5 = 1483$ cm, $H\theta_5 = 90^\circ$) la cual es en la que el robot se debería de encontrar (ver Figura 2.24c).

Para corregir su posición, la posición obtenida por visión es comparada con la posición del historial. El propósito es determinar el error y por tanto, qué tan alejado se encuentra de la pose objetivo (ver Figura 2.25). El error encontrado ($EX = 10$ cm, $EY = 2$ cm) es relativamente pequeño; para corregirlo, realiza un desplazamiento, en este caso, decrementando OX_5 en 10 cm y decrementando OY_5 en 2 cm, mientras que $O\theta_5$ permanece con el mismo valor a 90° que

corresponde al proceso realizado anteriormente. Los valores correspondientes a la odometría al realizar este desplazamiento son modificados ($OX_5 = 194-10$ cm, $OY_5 = 1485-2$ cm, $O\theta_5 = 90^\circ$). Una vez realizado este desplazamiento los valores (OX_5, OY_5) proporcionados por la información odométrica son actualizados con los valores correspondientes a la posición objetivo (submeta 5) indicada en el historial ($OX_5 = 195$ cm, $OY_5 = 1483$ cm), mientras que ($O\theta_5$) permanece con el valor determinado por la visión 90° . De esta manera se asume que el robot ya se encuentra en la pose en la cual debería de encontrarse según lo indica el historial de movimiento (ver Figura 2.26).

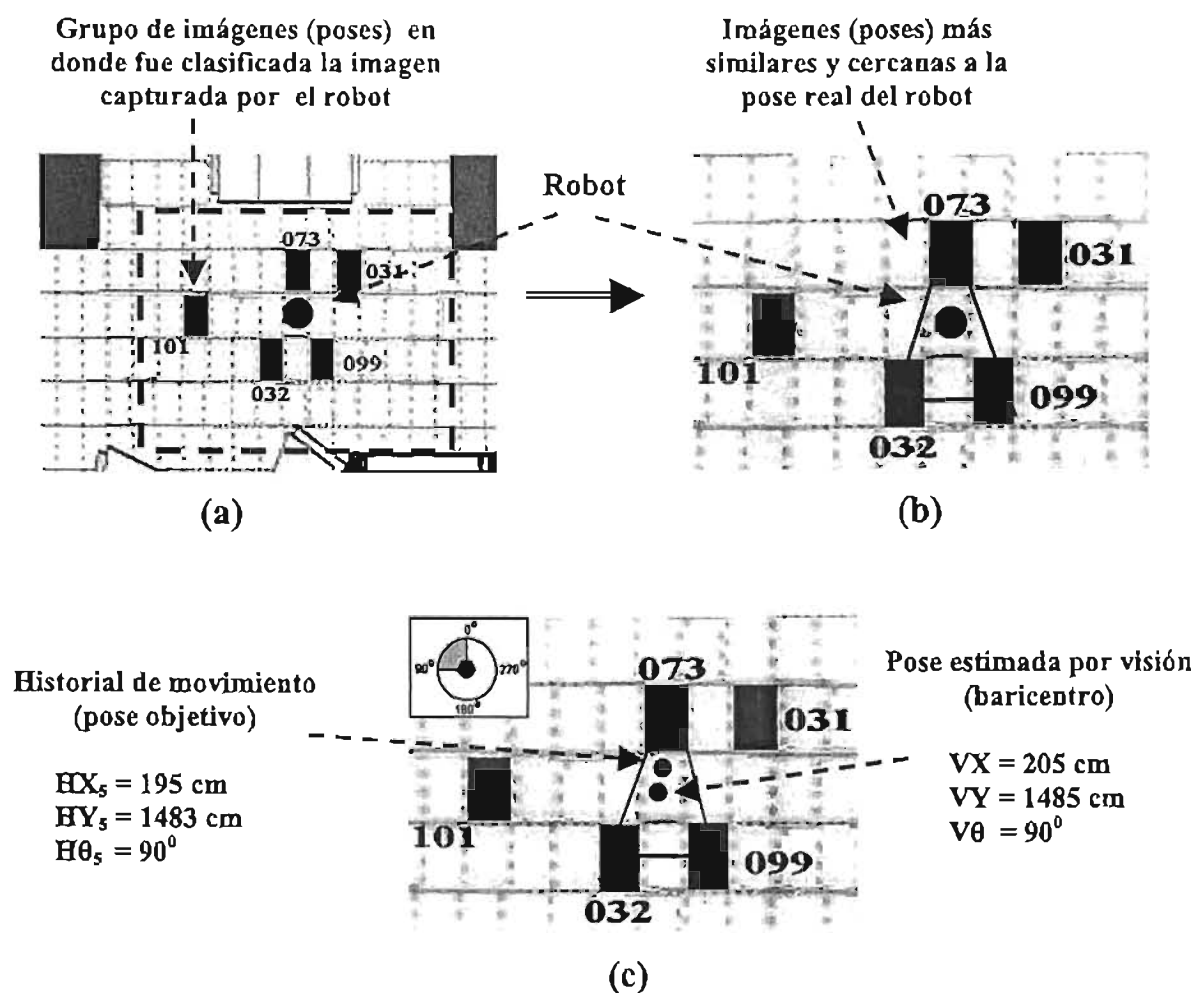


Fig. 2.24 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: a) Espacio físico representado por las imágenes. b) Imágenes más cercanas y similares a la imagen evaluada. c) Pose del robot estimada por visión.

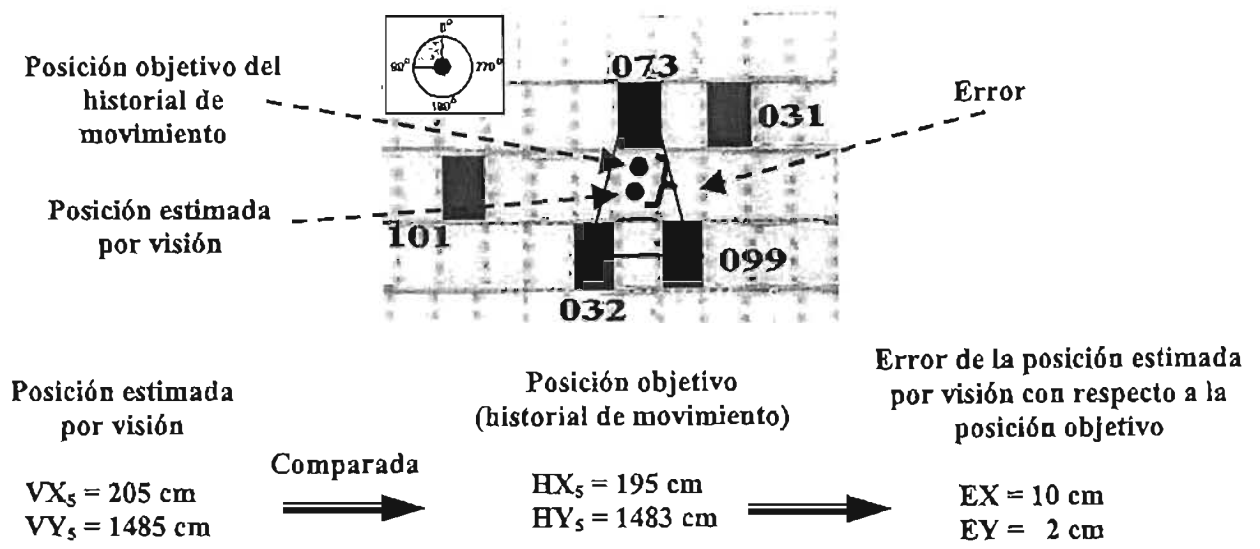


Fig. 2.25 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Error en la posición del robot.

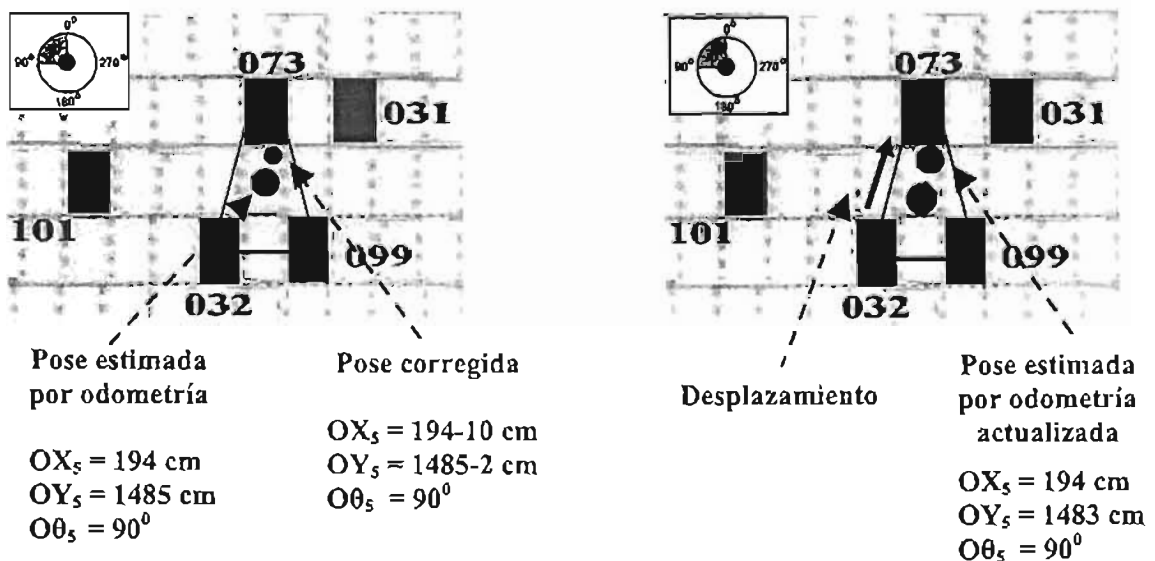


Fig. 2.26 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Corrección de la posición.

Sin embargo, como se observa en la Figura 2.27, la pose en donde actualmente se encuentra el robot y en la cual los parámetros de la información odométrica han sido actualizados con los parámetros de la pose del historial (submeta 5), no corresponde a la pose objetivo indicada en el historial de movimiento; ésta es relativamente lejana. Esto ocasiona, que el robot, si no es capaz de estimar con mayor precisión su pose en la siguiente submeta 6, se pierda y por lo tanto no termine su recorrido.

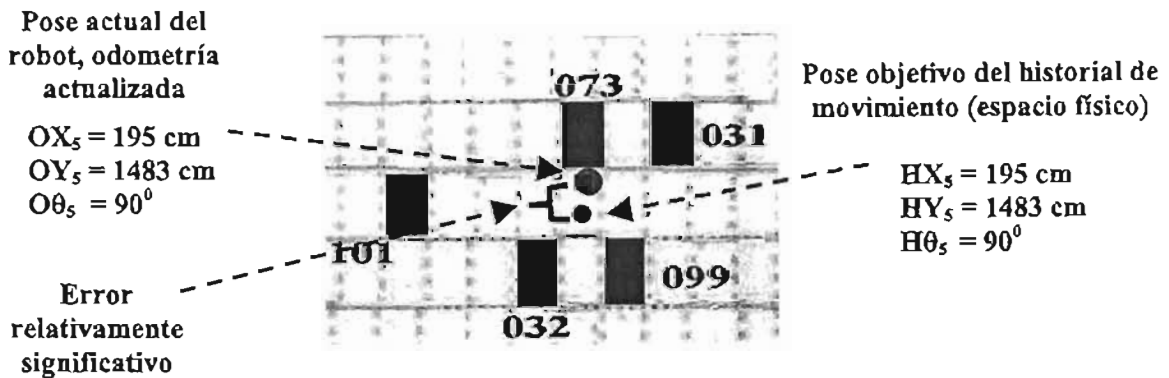


Fig. 2.27 Ejemplo del autopoicionamiento del robot en el entorno: Error en la pose actual del robot, después de realizar la corrección de su posición.

Al comparar la pose estimada por visión ($VX = 205 \text{ cm}$, $VY = 1485 \text{ cm}$, $V\theta = 90^\circ$) y la pose estimada por la odometría ($OX_5 = 194 \text{ cm}$, $OY_5 = 1485 \text{ cm}$, $O\theta_5 = 88^\circ$) con respecto a la pose objetivo (submeta 5) indicada en el historial de movimiento ($HX_5 = 195 \text{ cm}$, $HY_5 = 1485 \text{ cm}$, $H\theta_5 = 90^\circ$), se puede apreciar que la pose estimada por odometría es más cercana a la pose objetivo que la estimada por la visión y por lo tanto, el error es menor. Ésto se debe a que las imágenes que se recolectaron del entorno se encuentran muy dispersas entre sí. Por lo tanto, a menos que el robot se encuentre muy cerca del centro del triángulo formado por las coordenadas de las imágenes que se seleccionen, la pose estimada por visión no puede ser considerada totalmente confiable, pues el error generado puede ser mayor que el de la odometría.

Al realizar las pruebas correspondientes en el entorno, asignándole al robot una ruta por recorrer, se buscó de manera empírica determinar cuál es la confiabilidad de la visión; es decir, el mismo recorrido se realizó varias veces, dando a la información idiótética y alotética diferentes ponderaciones con el fin de determinar empíricamente el mejor valor. El porcentaje de ponderación se redujo hasta el grado en que no se llevó a cabo corrección alguna sobre la posición; es decir, si corregir la pose ocasiona que el robot se pierda aún más, la visión puede ser utilizada únicamente para ayudar a corregir su orientación.

Una vez que el robot ha estimado la pose en la que se encuentra y realizado las correcciones oportunas de ser necesario, éste obtiene del historial de movimiento la siguiente pose objetivo (submeta 6) a donde se debe dirigir; para ello, estima la distancia de la pose en donde se encuentra con respecto a la nueva pose (ver Figura 2.28a). Posteriormente estima el ángulo que debe de rotar, a partir de su orientación actual para alinearse con respecto a la siguiente coordenada (ver Figura 2.28b) y a continuación se desplaza hacia la pose indicada (ver Figura 2.28c). Una vez en ella, realiza el proceso anterior para estimar su pose y corregirla de ser necesario. Este proceso se lleva a cabo en cada submeta, hasta concluir la trayectoria que previamente se le proporcionó.

Resumiendo, en este capítulo se han expuesto los elementos básicos que deben ser considerados al modelar un sistema; así como los elementos que fueron considerados para modelar al sistema en estudio. Se ha especificado la información empleada en la generación de éste modelo y la necesidad de establecer una correlación entre el espacio físico y ésta, así como el algoritmo con el cual es estimada la pose del robot. También se puntualizaron las razones por las cuales el autoposicionamiento de un robot móvil puede ser considerado como un problema de clasificación, la viabilidad y las dificultades para llevarla a cabo, así como la solución implementada para realizar una adecuada clasificación y por lo tanto, obtener una mejor estimación de la pose actual del robot en su ambiente. En los siguientes capítulos se explica a detalle cómo es representada la imagen para su almacenamiento y su rápido procesamiento. Se describe el criterio de proximidad (medida de similitud) empleado para ayudar a clasificar una nueva imagen. También es detallado el proceso y las consideraciones sobre el entorno, tomadas en cuenta al recolectar las imágenes, al construir y usar la estructura de datos (memoria del robot). Posteriormente, se describen los experimentos preliminares llevados a cabo, los cuales permitieron definir la cantidad de imágenes a utilizar en el modelo, practicar la metodología presentada y confirmar la lista de acciones a realizar al implementar el sistema. Por último se presentan y discuten los resultados obtenidos. Además se plantean algunas consideraciones para continuar con esta línea de trabajo.

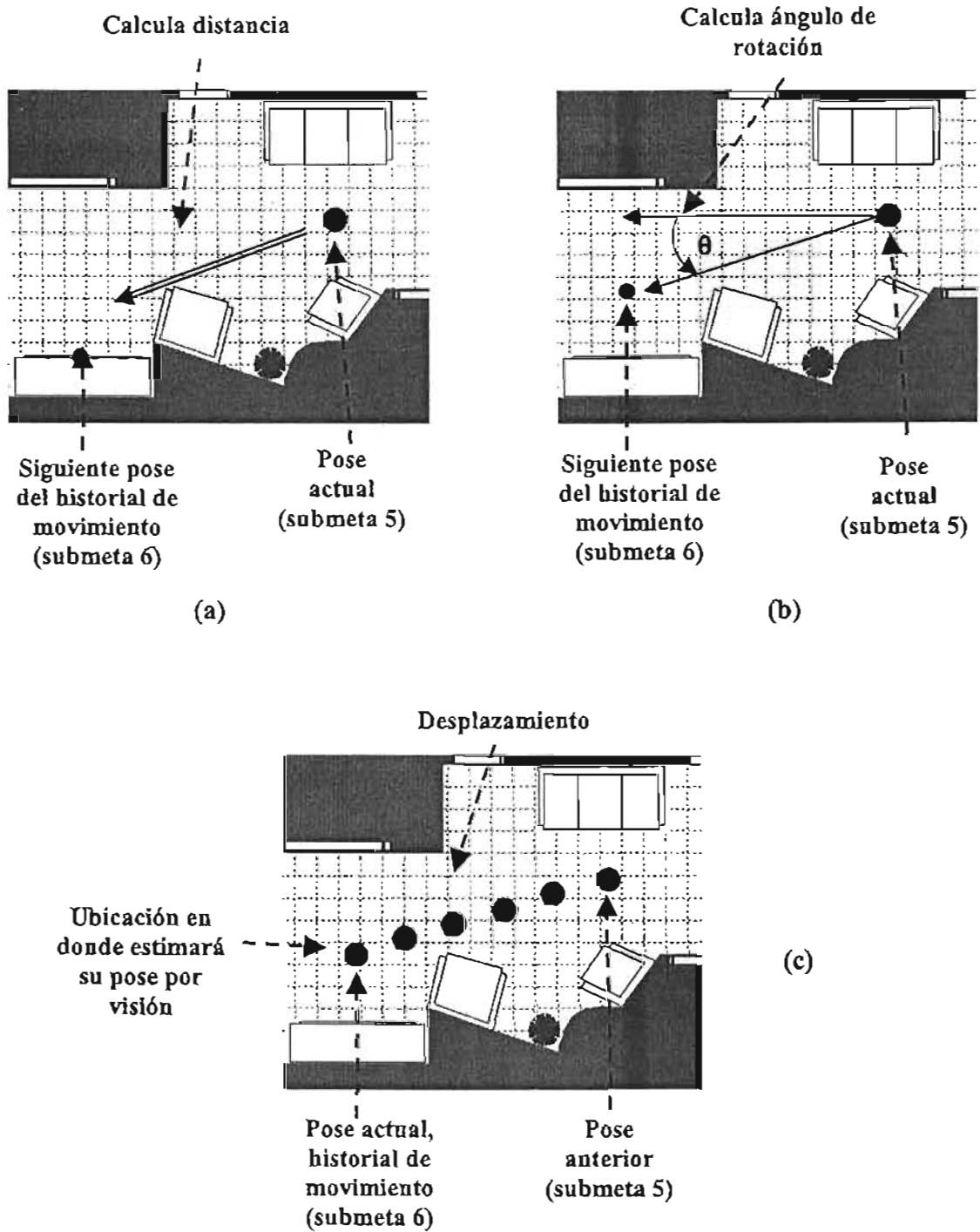


Fig. 2.28 Ejemplo del autoposicionamiento del robot en el entorno: Desplazamiento hacia la siguiente pose objetivo del historial de movimiento.

CAPÍTULO III

REPRESENTACIÓN DE LA IMAGEN Y MEDIDA DE SIMILITUD

Estimar la pose de un robot móvil en su entorno es sin duda una tarea difícil de realizar y más aún, si ésta debe de ser llevada a cabo con determinada precisión. Como se mencionó en el capítulo II, el autoposicionamiento de un robot móvil puede ser considerado como un problema de clasificación; por lo tanto, si se cuenta previamente con información sobre ciertas características de las imágenes (modelo) detectadas en una o más poses en el espacio físico (entorno) que identifiquen la pose en la que fueron obtenidas con cierta precisión, es posible estimar la pose actual del robot mediante un proceso de comparación de las características extraídas de una o más imágenes obtenidas por el robot durante su desplazamiento por el ambiente, con las proporcionadas por el modelo del entorno. Así que, dada una imagen de entrada, ésta es clasificada en un grupo o clase cuyas imágenes presenten características semejantes a la imagen evaluada; lo que da como resultado una determinada pose en el entorno, la cual se asume, se encuentra muy próxima a la pose real del robot. Este proceso permite identificar la ubicación actual del robot con relativa precisión y, si es necesario, realizar las correcciones necesarias para poder llegar a su destino.

Clasificar una imagen en un determinado grupo, implica que éste debe poseer características muy semejantes a las de la imagen clasificada. Para que la clasificación sea adecuada es necesario por un lado, contar con una representación de la imagen, la cual debe reflejar las propiedades extraídas de ésta; debe ser fácilmente manejable (tanto por el sistema como por el usuario) y debe mantener la propiedad de semejanza o discriminación entre las imágenes. Por el otro, a partir de esta representación se debe establecer un criterio que permita determinar de manera inmediata la semejanza o diferencia de la imagen de entrada con respecto a las imágenes almacenadas en la memoria (modelo) y por consiguiente al grupo en donde será asignada.

En esta investigación se considera el uso de la distancia euclidiana como medida de similitud. Esta selección se realiza en base a su facilidad para ser implementada, además de proporcionar un criterio de semejanza entre los objetos (imágenes) aceptable y entendible.

3.1 Representación de la imagen

La visión es el sentido que mayor información aporta para que un humano pueda autolocalizarse en el entorno. Una de sus principales ventajas es poder distinguir propiedades del entorno como la textura, el color, los contornos, etc. Éstas son propiedades básicas (superficiales) pero fundamentales para realizar tareas de mayor nivel (e.g. desplazarse en el entorno, localizar objetos, evadir obstáculos, etc). Estas propiedades permiten diferenciar en forma general un objeto de otro, aún cuando sean similares entre sí. En ocasiones estas propiedades nos sirven de referencia para estimar con relativa precisión nuestra pose en el espacio.

Las imágenes que se han recolectado del entorno son la información principal con la que se genera el modelo del sistema. A pesar de que éstas proporcionan una gran cantidad de información sobre las condiciones del ambiente, almacenarlas resulta un problema debido a la cantidad de memoria que requieren. Aún cuando el espacio no fuese una limitante, almacenarlas en el sistema resulta poco práctico. Si se toma en cuenta que el robot, durante su desplazamiento debe capturar en ciertas poses (coordenadas correspondientes de la trayectoria a recorrer) una imagen y de ella y de todas las imágenes almacenadas en memoria, debiera extraer todas sus características posibles para compararlas y estimar su pose actual; entonces el proceso resultaría demasiado complicado y el tiempo de procesamiento sería muy elevado, lo cual reduciría la velocidad de desplazamiento.

Debido a que el robot realiza sus tareas en tiempo real, requiere de una respuesta inmediata. Es por ello que se deben de extraer sólo las características más relevantes o útiles para el sistema, cuyo almacenamiento no presente ningún problema y cuyo proceso de comparación pueda ser suficientemente rápido. De esta manera, si se representan estas propiedades en una gráfica o vector de valores finitos, se podría diferenciar una pose con respecto a otra con relativa precisión.

Antes de describir cuáles y cómo se representarán las características extraídas de la imagen, es necesario puntualizar qué es y cómo se encuentra estructurada una imagen. Una imagen es la representación de una escena o fragmento del entorno. Se representa como una matriz bidimensional o rejilla de celdas de información (con renglones y columnas) denominadas píxeles. Existen distintos modelos de color como el RGB, CMY, YUV, YIQ, HSL, etc. Un modelo de color es un método que permite especificar, ordenar y manejar colores en un sistema de coordenadas tridimensionales. Estas representaciones corresponden a vectores de n componentes, donde cada color es representado mediante un punto en estos espacios de color. Aunque existen distintos modelos, la mayoría se basa en la teoría tricromática; es decir, los colores primarios: rojo, verde y azul [13,21,22,25].

Las imágenes digitales empleadas en esta investigación se encuentran bajo el formato (modelo) RGB, el cual se basa directamente en los colores primarios. En este modelo los tres colores son representados con cantidades positivas, comúnmente el rango de cada componente RGB va de $[0, 1]$; de tal manera que se forma un espacio de tres dimensiones que es representado mediante la siguiente Figura 3.1.

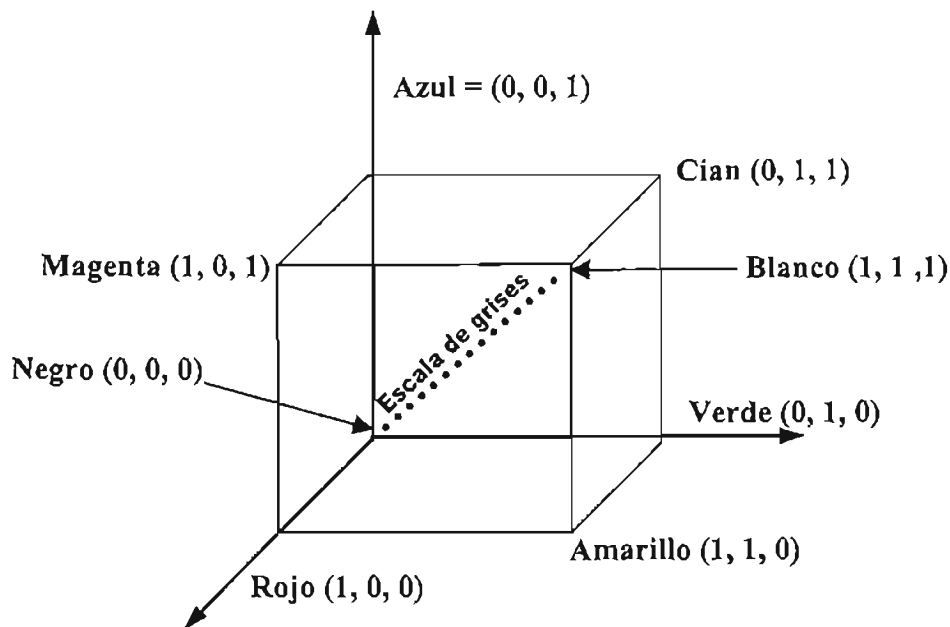


Fig. 3.1 Representación del modelo RGB.

En procesamiento de imágenes el rango suele ser expresado en cantidades discretas de $[0, 255]$ para cada canal. La diagonal representa la escala de grises también en un rango de $[0, 255]$ niveles de intensidad; donde 0 corresponde al negro y 255 al blanco. En cada punto de esta diagonal, cada color primario tiene la misma proporción, de manera que el punto medio de la diagonal se representan como $(R=127, G=127, B=127)$. Las imágenes en el modelo de color RGB se forman por tres planos de imágenes independientes, cada una asociada a un color primario. Mediante su adición se obtiene una imagen de colores compuestos, al variar la cantidad de cada canal se obtienen nuevos colores. Por lo tanto, cada imagen se compone por tres matrices bidimensionales, una para cada color primario. La calidad de una imagen depende de la cantidad de colores y píxeles empleados, lo que se conoce como resolución en pantalla. La cantidad de colores depende de los de bits empleados en cada píxel. Un bit es la unidad mínima de almacenamiento [13,21,22,25]. En este caso, la imagen utiliza 8 bits (1 byte) para representar a cada componente RGB. Por ser tres bandas espectrales se usan 24 bits (3 bytes) para formar un solo color, lo que equivale a un píxel. De esta manera, variando la cantidad de cada canal se pueden obtener 16,777,216

colores. Al utilizar 1 byte por cada canal o banda y teniendo en cuenta que el valor máximo que puede ser representado por 1 byte es de 255, la intensidad de cada canal está en un rango de 0 a 255 (ver Figura 3.2).

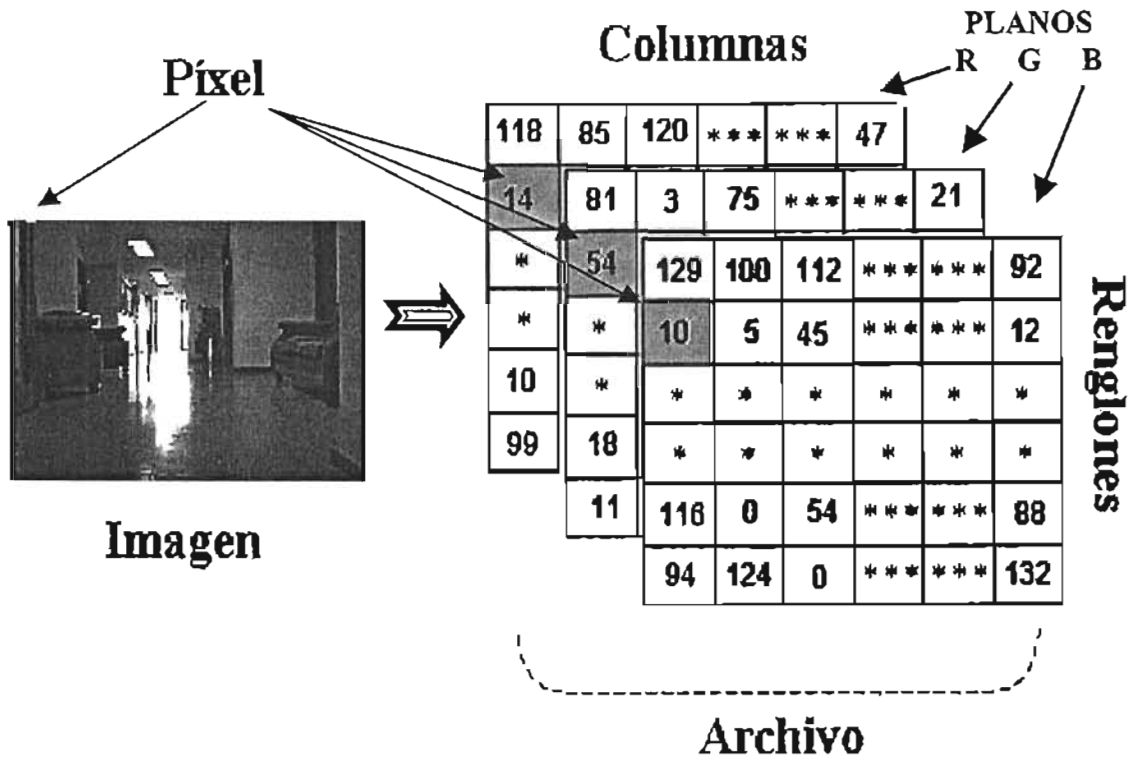
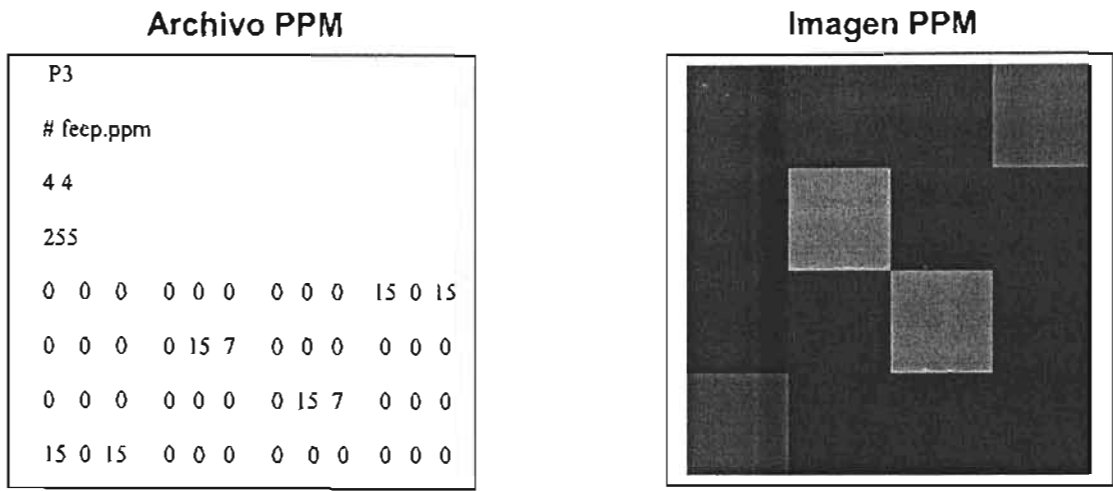


Fig. 3.2 Representación de una imagen en la PC.

El formato de la imagen empleada en esta investigación es ppm (“Portable Pixmap”), la estructura de su cabecera se presenta en la Figura 3.3.

La Figura 3.4a corresponde a una imagen del entorno del robot. En la Figura 3.4b se observa la separación de los canales RGB de la imagen anterior. En la Figura 3.4c se aprecian los histogramas de cada canal, donde los ejes horizontales corresponden a la intensidad de cada color y los verticales a la frecuencia con que cada nivel aparece. Los valores numéricos de los histogramas indican el porcentaje que se emplea de cada nivel de color primario en la imagen.



(P3) Identificador; (#) Comentario; (4, 4) Alto y ancho de la imagen;
(255) Nivel de intensidad por canal; (0, 0, 0) Pixel compuesto por los canales RGB;

Fig. 3.3 Formato de la imagen utilizada en la investigación.

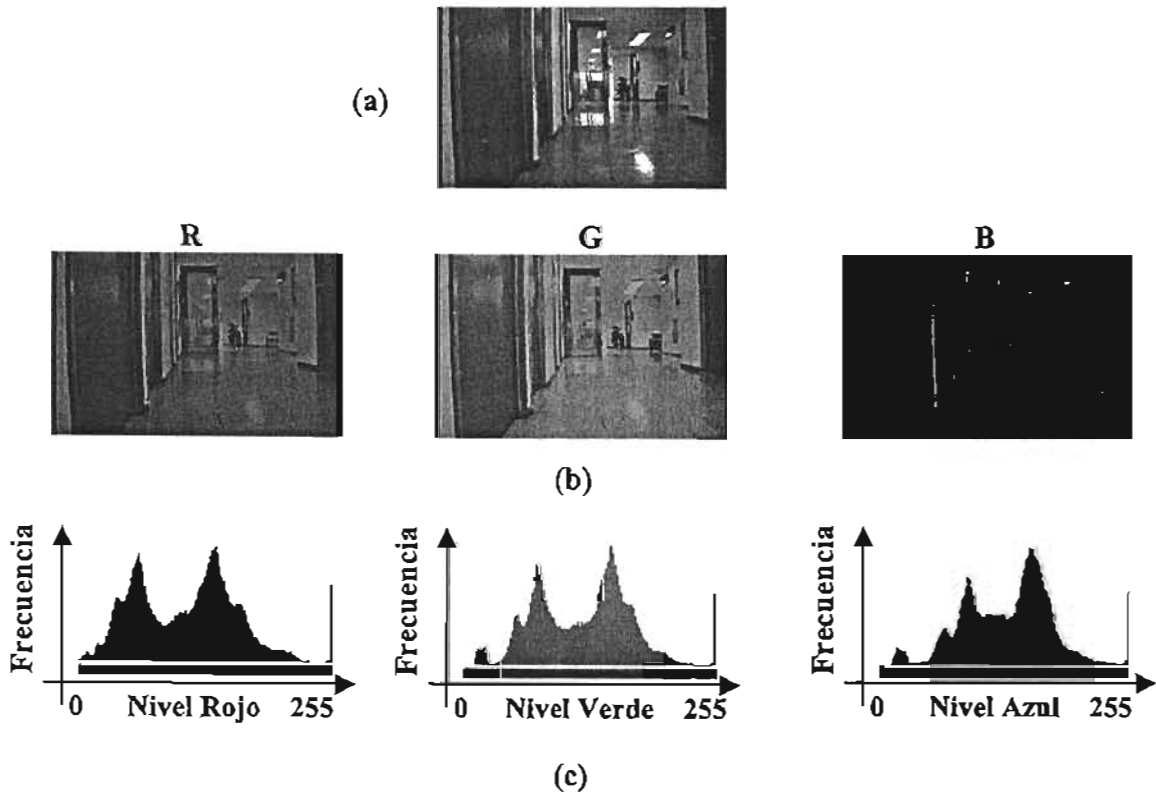


Fig. 3.4 Histogramas de las tres bandas espectrales de una imagen a color.

Se considera el uso del histograma para representar a la imagen ya que presenta las siguientes ventajas [23,25]:

- Son una herramienta básica en el análisis de imágenes digitales.
- Permiten “concentrar” información sobre la imagen, lo que los hace eficientes para representar su contenido, aunque se pierde la localización espacial de cada píxel.
- Facilitan el manejo y procesamiento de las imágenes.
- Son insensibles a las variaciones generadas por la rotación de la cámara o a los acercamientos (*zoom*) relativamente pequeños, ya que no se ven afectados considerablemente.

No obstante estas ventajas, los cambios de iluminación afectan considerablemente a los histogramas; es decir, al adquirir una serie de imágenes multispectrales de una misma escena a diferentes horas se presenta una variación en sus características. Esto implica que las imágenes digitales correspondientes a las tres bandas espectrales y a su vez, sus respectivos histogramas, van a presentar simultáneamente estas variaciones ocasionadas por la iluminación proveniente de esta escena a medida que pasa el tiempo. Esto se debe a que las condiciones de iluminación para un determinado fragmento del espacio respecto al tiempo tienden a ir perdiendo homogeneidad.

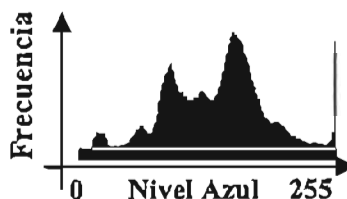
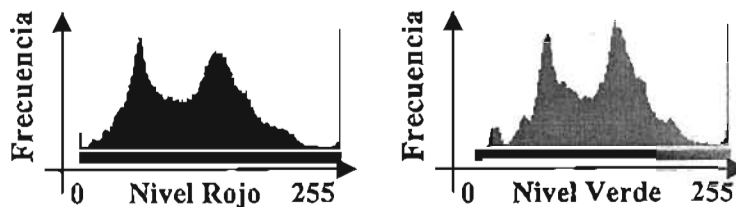
En la Figura 3.5 se presenta un ejemplo de este problema. Ambas imágenes pertenecen al mismo fragmento del espacio (misma posición y orientación) pero fueron tomadas a distinta hora del día (condición de iluminación). Como se observa, de cada imagen se obtuvieron los histogramas correspondientes a cada una de las tres bandas espectrales R, G y B. En la Figura 3.5b la iluminación varía poco con respecto a la Figura 3.5a y sin embargo, al comparar los histogramas correspondientes a cada canal se aprecia que sufren alteraciones, algunas ligeras y otras considerables.

Establecer las condiciones óptimas de iluminación en esta investigación resulta muy complicado, ya que el ambiente en donde el robot se desenvuelve presenta condiciones de iluminación muy variables. Por un lado, se cuenta con iluminación artificial proveniente de las lámparas distribuidas a lo largo del corredor (no presenta variaciones significativas al ser relativamente constante). Por el otro, el departamento cuenta con amplias ventanas y puertas de cristal que permiten el paso de la luz natural, la cual es muy variable. Ambas fuentes se presentan en el entorno de manera simultánea.

Histogramas



(a)



(b)

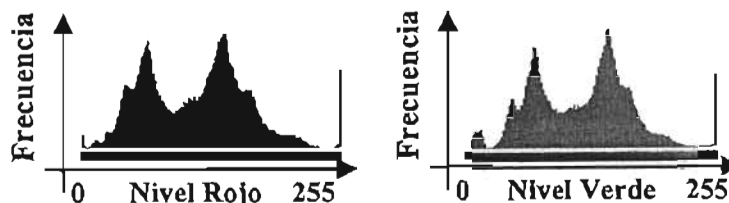


Fig. 3.5 Diferentes condiciones de iluminación sobre un mismo fragmento del espacio provocan alteraciones en cada banda espectral: a) Imagen tomada a las 11:00 hrs. b) Imagen tomada a las 16:00 hrs.

Para minimizar este problema, se optó por representar la información que ofrece la imagen en un solo histograma. Como se observa en las imágenes anteriores; cada píxel tiene su propio nivel de intensidad (luminosidad). Para obtenerlo se promedia el valor de los componentes RGB de cada píxel. Al obtener la intensidad de cada píxel, una imagen multibanda pasa a ser una imagen monobanda; es decir, de policromática a escala de grises; sus valores corresponden a la diagonal del cubo que representa al modelo RGB visto en la Figura 3.1. De esta manera a cada píxel se le asocia un único valor de "nivel de gris". El resultado es clasificado de acuerdo a su nivel de intensidad (nivel de gris) en un rango de 0 a 255. El histograma a escala de grises se denota por la siguiente fórmula:

$$HSG = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (g(i, j)R + g(i, j)G + g(i, j)B) / 3$$

Donde g representa a la imagen, i la coordenada vertical del píxel, j la coordenada horizontal y RGB las tres bandas. El resultado es un histograma que combina la información proporcionada por las tres bandas [22,25]. De esta manera se reducen y contienen los efectos causados por los cambios de iluminación a un sólo histograma; así su manejo e interpretación se vuelven más sencillos tanto para el sistema como para el usuario (ver Figura 3.6).

Sin embargo, si los cambios de iluminación son demasiado grandes los niveles de intensidad varían evidente y considerablemente. Para ello se considera necesario contar con varias imágenes tomadas a distintas horas del día en cada pose; de esta manera se pretende que el sistema sea un tanto insensible a las variaciones de iluminación. Así, dada una imagen de entrada el sistema podrá trabajar en condiciones similares a las actuales de ambiente [28]. En el capítulo IV se especifica a detalle esta situación.

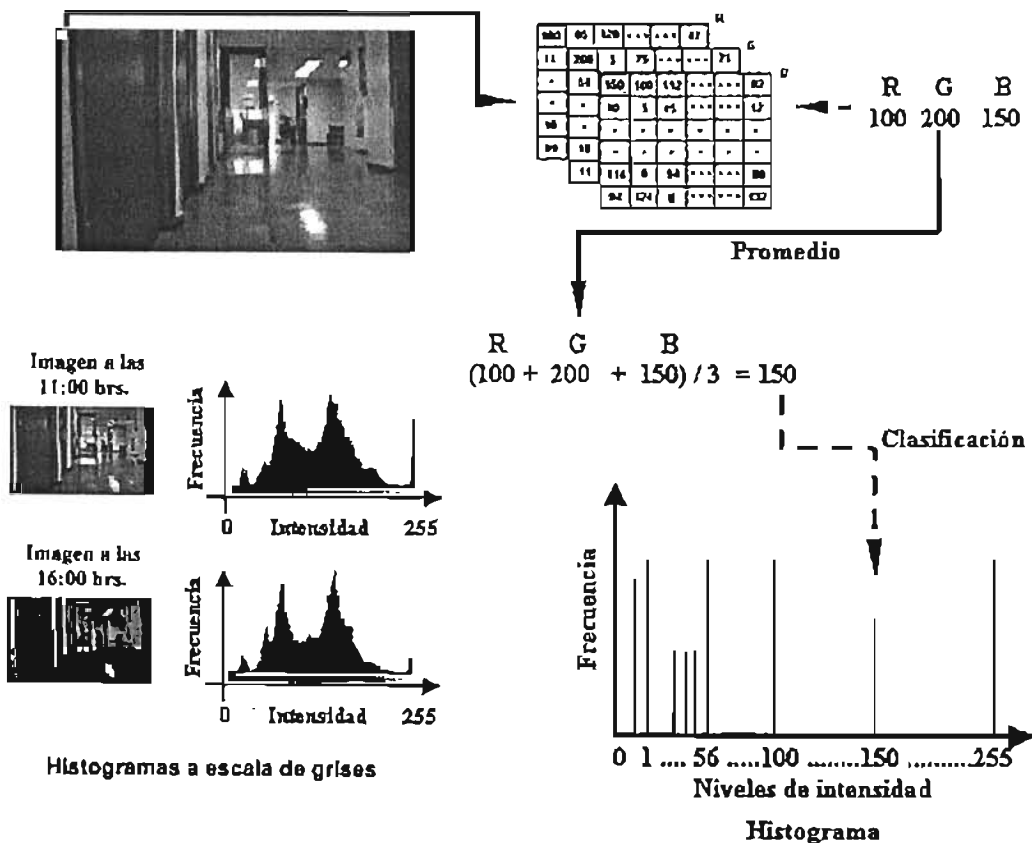


Fig. 3.6 Histogramas de intensidad obtenidos para contener y reducir los efectos causados por los cambios en las condiciones de iluminación en la imagen respecto al tiempo.

Lo importante no es la información en sí que el histograma representa. En este caso, dicho histograma representa la variabilidad en la luminiscencia de la imagen y, a su vez, de esa parte del entorno. Esta elección se debe a la facilidad con que se obtiene esta propiedad; pero pudo representar otras propiedades como la presencia de color, variaciones en la textura, objetos, formas geométricas, etc. Lo importante es que el histograma proporciona un patrón. Para esta investigación un patrón es un conjunto de n características cuantitativas o cualitativas que describen a un objeto; los objetos con patrones similares poseen características semejantes y aquellos con patrones distintos contienen características diferentes. En general, un patrón es considerado como un modelo [24,26,27,30]. En esta investigación los términos patrón y vector son empleados indistintamente.

En consecuencia, se asume que las imágenes capturadas en distintas poses del entorno (distintas posiciones y orientaciones) generan histogramas lo suficientemente discriminantes entre sí como para poder distinguir una imagen respecto a otra. A su vez, las imágenes que se tomaron en cierta zona del entorno, es decir, en poses muy cercanas y además a la misma orientación, generan histogramas muy semejantes entre sí. Este comportamiento indica que la creación de grupos (clases) es viable y, a su vez, justifica la consideración del autopoicionamiento como un problema de clasificación. De esta manera, teniendo presente el problema de la ambigüedad y la metodología empleada en su solución, se podría decir que con sólo mirar el histograma de cada imagen se puede establecer cuáles imágenes son similares entre sí y cuáles no. En la Figura 3.7 se observa que cada fila contiene una serie de imágenes que han sido capturadas en poses cercanas entre sí y a una misma orientación. Los histogramas generados por las imágenes de cada fila son muy semejantes entre sí, lo que significa que la configuración de sus estructuras (nivel de intensidad en los elementos que conforman a la imagen) son muy parecidas. Esto último es cierto, pues al mirar las imágenes correspondientes a cada fila se aprecia que son muy semejantes, aunque presenten algunas ligeras variaciones. Así mismo, los histogramas de cada fila con respecto a los de las otras filas son bastante discriminantes entre sí.

Con esto se concluye que los patrones pertenecientes a una misma clase se encuentran cercanos en el espacio, mientras que aquellos que pertenecen a clases diferentes deberían estar en diferentes regiones del espacio. Como se ha comentado anteriormente, los patrones de una misma clase presentan cierta variabilidad, que es natural al encontrarse cada imagen en una pose distinta. No obstante, deben estar (relativamente) cercanos en el espacio y (relativamente) lejanos respecto a los patrones de otras clases.

Como se ha mencionado, el histograma obtenido consta de un eje horizontal en donde se representa el nivel de intensidad (escala de gris) de la imagen, el cual se encuentra en un rango de 0 a 255; mientras que su eje vertical representa la frecuencia con que cada nivel aparece. Esta información da como resultado un vector de 256 componentes. Realizar la clasificación de las imágenes basándose

en este vector puede ser factible. Sin embargo, al presentar este vector una alta dimensionalidad el costo computacional para realizar la clasificación puede ser muy alto, ya que en este caso el proceso de clasificación, como se vera más adelante, se basa en cálculos de distancias empleando la totalidad de sus componentes. Ésto puede ocasionar que el proceso de clasificación sea relativamente lento, además hay que considerar que el robot operará en tiempo real. También se puede dar el caso en que la información presentada tienda a ser redundante en algunos de sus componentes, con lo cual se ocuparía más espacio para su almacenamiento y aún existiría la posibilidad de que no aparezcan aportaciones significativas.

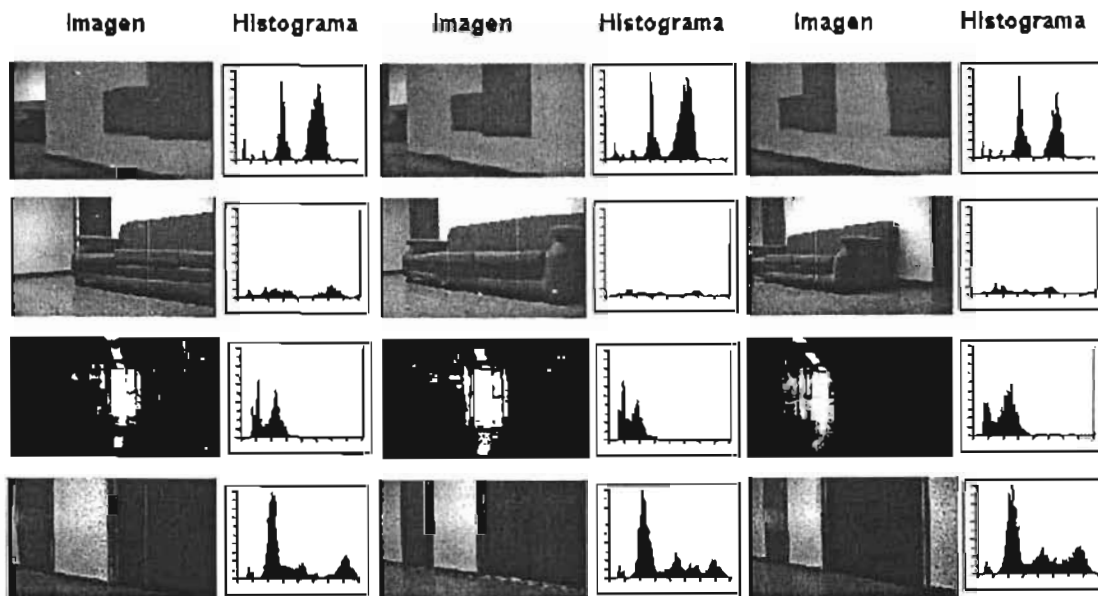


Fig. 3.7 Histogramas como patrón de semejanza y discriminación.

El sistema puede ser más preciso y rápido en la clasificación de una imagen, si se emplea una representación (vector) de la información que aporta su histograma cuya dimensionalidad sea menor y sea relativamente insensible a pequeños cambios de iluminación. Una condición que debe de cumplirse en todo momento es que dicha representación conserve las propiedades que presenta el histograma, es decir, se deben apreciar al menos en forma general tanto los niveles de intensidad que presenta la imagen como su respectiva frecuencia (la forma del histograma). Además debe mantener su propiedad de discriminación.

La solución considerada es condensar la información que proporciona cada imagen y, a su vez, su histograma, en un vector con menos componentes (valores concretos y relativamente insensibles a pequeños cambios en la iluminación). El proceso es el siguiente:

- Dada la imagen se obtiene su histograma (ver Figura 3.8a).
- El histograma es segmentado en diez columnas y diez renglones, generando una matriz con cien celdas (ver Figura 3.8b).
- A cada celda se le asigna un valor de acuerdo al siguiente criterio: Si la cantidad de píxeles negros que se encuentran en la casilla es mayor al 50% de la totalidad de píxeles que puede contener, le es asignado un 1, si es menor o igual al 50%, se le asigna un 0 (ver Figura 3.8c).
- Se realiza la suma de las casillas que conforman cada una de las columnas de la matriz (ver Figura 3.8d).
- Finalmente se obtiene un vector el cual se compone de diez elementos, $X_{pi} : X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{p7}, \dots, X_{p10}$ (ver Figura 3.8e).

Se considera adecuado segmentar el histograma de esta forma ya que, por un lado, obtener un vector de mayor dimensionalidad dificulta el análisis de los resultados por parte del usuario como se mencionó anteriormente; además el vector sería muy sensible ante los pequeños cambios de iluminación. Por otro lado, si se considerara obtener un vector de menor dimensionalidad, los cambios de iluminación serían prácticamente imperceptibles y los patrones generados por las distintas imágenes serían muy semejantes, lo que dificultaría el proceso de clasificación. Al segmentar el histograma de esta manera, se reduce la dimensionalidad de los datos y la imagen queda codificada mediante un vector sencillo, el cual representa una pose, una región del espacio y, a su vez, un conocimiento del entorno. El método propuesto para extraer estas características se considera lo suficientemente robusto ante pequeños cambios en el entorno. Lo más importante es que muchos de los rasgos que aparecen en el histograma (frecuencia y niveles de intensidad empleados por la imagen) son visibles en él y además mantienen la propiedad de discriminación para llevar cabo el proceso de clasificación.

Como se observa en la Figura 3.9, los vectores obtenidos de las imágenes de cada fila son similares y siguen conservando ciertos rasgos de los histogramas. En cambio, al comparar los vectores entre filas se aprecia que presentan cambios en la magnitud de cada uno de sus elementos, algunos considerables, por lo que conservan su propiedad de discriminación. Sin duda, estos vectores permiten determinar la similitud o diferencia de las imágenes de forma más sencilla.

Estos vectores son los patrones que se proporcionarán al sistema tanto para su entrenamiento (creación del modelo) como para su funcionamiento (operación del sistema en tiempo real). Hay que tener en cuenta que los patrones de entrada deben ser los mismos (número de elementos del vector) que los patrones de referencia, a fin de que exista compatibilidad. De otra forma, la información extraída del entorno no podrá ser interpretada por el modelo. Además, para mantener la correlación entre el vector (representación de la imagen) y el espacio

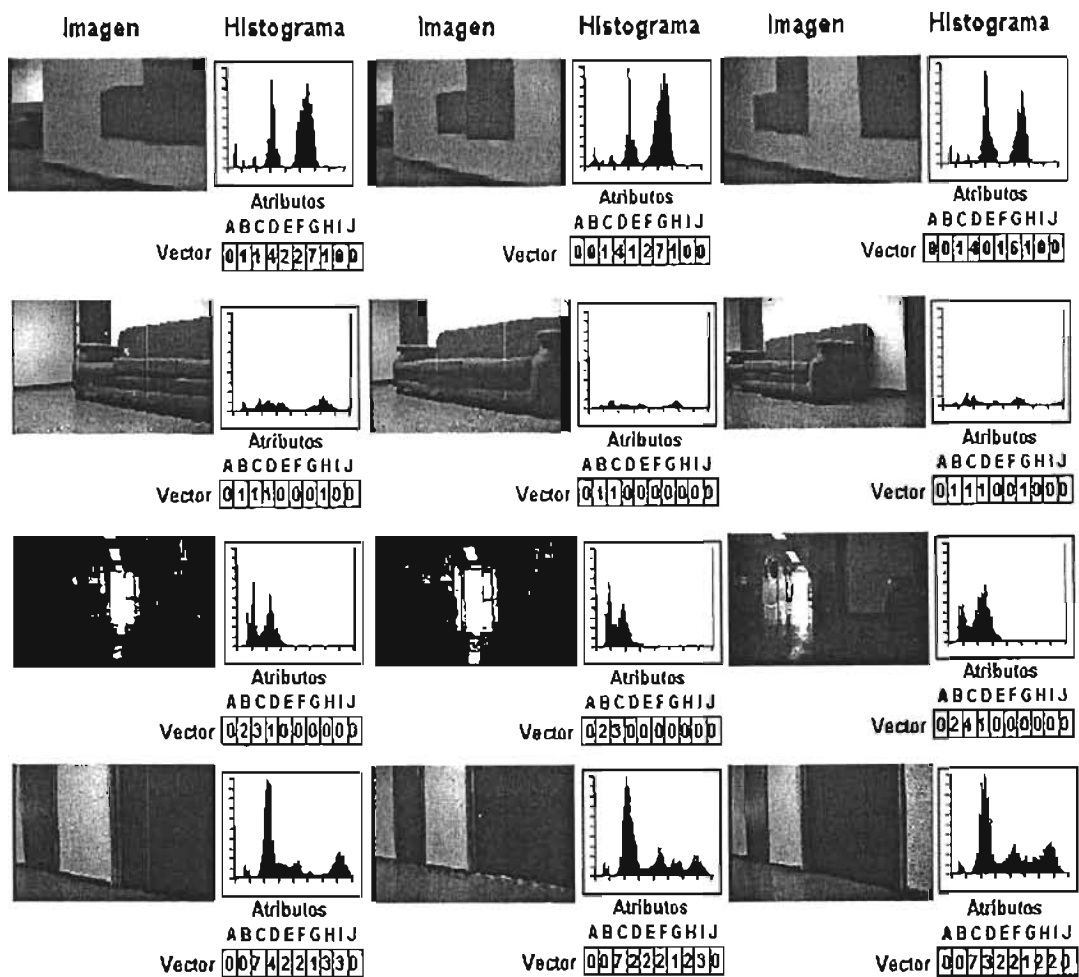


Fig. 3.9 Vectores como patrón de semejanza o discriminación.

3.2 Medidas de proximidad vectorial euclidiana

Una vez calculado el vector asociado a una imagen, su clasificación se basa en determinar el grado de semejanza con respecto a otros vectores (modelos o patrones) de cada clase previamente definida. Sin embargo, aún después de haber reducido la dimensionalidad del vector es un tanto difícil establecer una similitud de manera inmediata debido a que cada uno de los elementos que forman al vector debe ser evaluado. Por ello es necesario establecer un indicador que permita establecer con cierto grado de precisión y facilidad tal similitud, resumiendo de esta manera qué tan cercano y semejante es un vector respecto a otro.

Hay criterios que permiten establecer una medida de similitud entre distintos objetos como: la distancia *Minkowski*, la distancia *Manhattan* o de *Calles Urbanas*, la distancia de *Chebyshev*, la distancia *Mahalanobis*, etc. [20]. Una de estas medidas que permite de una manera sencilla e inmediata determinar si un objeto pertenece o no a una clase, es conocida como la distancia euclidiana y es el criterio de semejanza que se emplea en esta investigación.

La distancia euclidiana es aquella distancia entre dos puntos situados en un entorno, que se puede medir mediante un simple instrumento físico de medición. Cuando estos puntos se encuentran situados en un plano cartesiano, su distancia puede ser calculada mediante el teorema de Pitágoras. En sí, es una aproximación local y relativamente cercana del objeto (imagen) a clasificar y no una estimación concreta del espacio, por lo que un objeto se puede describir mediante un conjunto de objetos locales próximos al objeto evaluado. Es considerado como el método más básico para establecer la similitud o diferencia entre objetos; sin embargo, presenta algunas desventajas, como el costo computacional que por lo regular es elevado, ya que emplea generalmente todos los atributos del objeto para establecer la semejanza con respecto a otros objetos. Es por ello que se optó por reducir la dimensionalidad del vector obtenido (de 256 componentes a 10) mediante el histograma [20,23,29,30].

La distancia euclidiana entre dos puntos $P_i (X_{Pi}, Y_{Pi})$ y $P_j (X_{Pj}, Y_{Pj})$, es la distancia mínima entre ellos y está dada por la expresión

$$D_E(P_i, P_j) = \sqrt{(X_{Pi} - X_{Pj})^2 + (Y_{Pi} - Y_{Pj})^2}$$

De esta manera la distancia euclidiana entre un vector a clasificar X_{pi} y un vector modelo Y_{pi} de una determinada clase esta dada por:

$$D_E(X_{pi}, Y_{pi}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{pi} - Y_{pi})^2}$$

Matemáticamente la distancia euclidiana es la raíz de la suma de los cuadrados de las entre dos puntos o dos vectores generados a partir de las imágenes proporcionadas por el modelo del entorno (vectores de referencia) Y_{pi} : $Y_{p1}, Y_{p2}, \dots, Y_{p7}, \dots, Y_{p10}$ y el vector de entrada X_{pi} : $X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{p7}, \dots, X_{p10}$; es decir, las columnas de ambos vectores.

Este criterio indica que dos imágenes son más similares entre sí cuanto menor sea su distancia euclidiana, así que la similitud y la distancia euclidiana representan lo mismo desde distinto punto de vista; es decir, si dos imágenes tienen casi la misma composición (distribución de los elementos que la conforman), la distancia euclidiana entre ellas es muy pequeña pero la similitud

muy grande. De igual manera, dos imágenes cuya composición es completamente diferente tienen una distancia euclidiana muy grande entre ellas, pero una similitud muy baja. Normalmente el Índice de similitud puede variar entre 0 y 1 (1 cuando la similitud es completa o total, y 0 cuando la diferencia es total) aunque puede que no se le dé un valor máximo, como es el caso en esta investigación [30] (ver Figura 3.10).

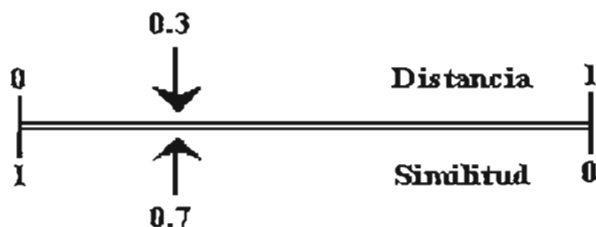
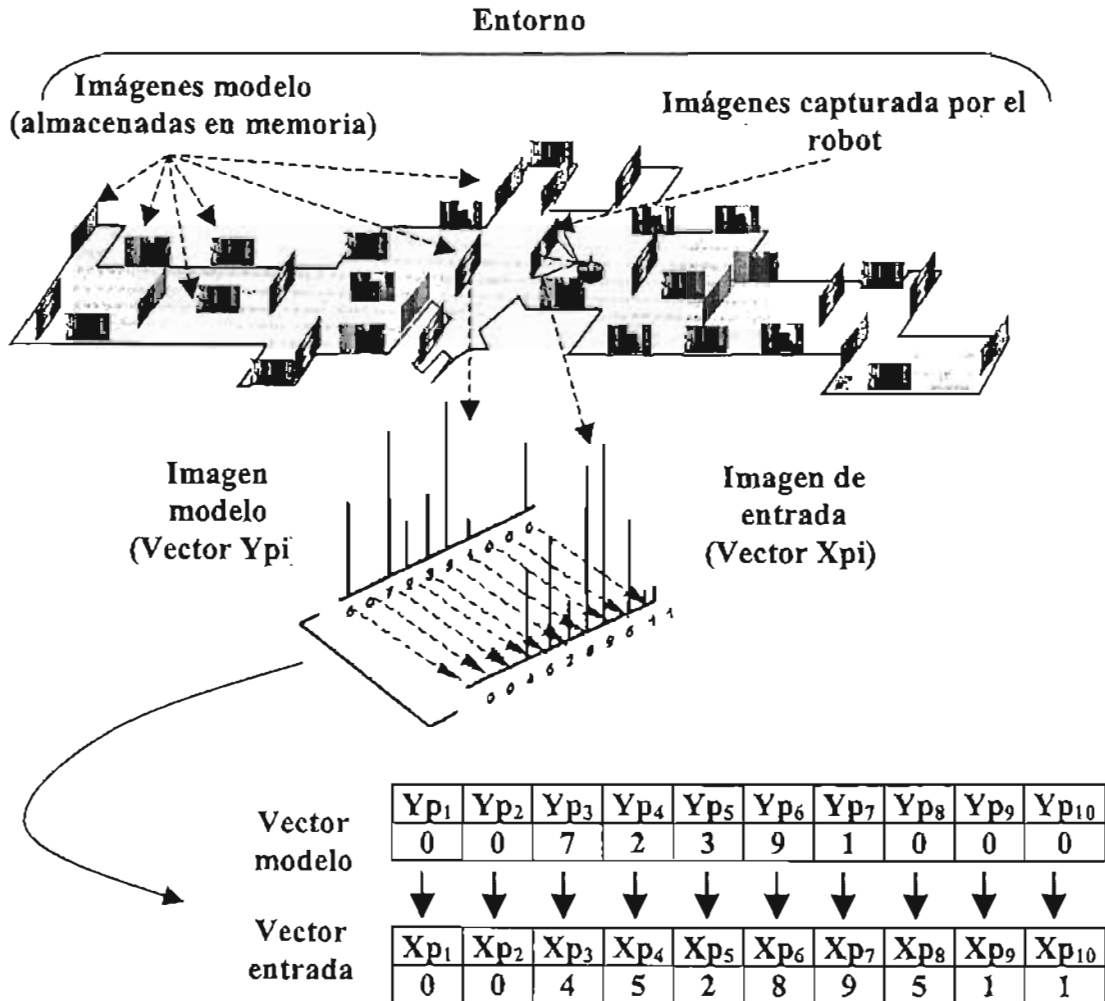


Fig. 3.10 La distancia euclidiana y la similitud representan lo mismo pero desde distintos puntos de vista.

La semejanza de un vector respecto a otro se determina midiendo su similitud punto a punto. Posteriormente estas diferencias se pueden agrupar y cuantificar mediante la distancia euclidiana. Así que, dado un vector X_{pi} : $X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{p7}, \dots, X_{p10}$ (entrada) a reconocer proporcionado por la imagen capturada por el robot durante su recorrido en el entorno, se calcula la distancia (diferencia) de cada uno de sus puntos con respecto al punto correspondiente de los vectores modelo Y_{pi} : $Y_{p1}, Y_{p2}, \dots, Y_{p7}, \dots, Y_{p10}$ (almacenados en la memoria del robot). Posteriormente se cuantifican mediante la distancia euclidiana, con lo cual se determina su grado de semejanza. En la Figura 3.11 se ilustra el proceso; en este caso, la distancia entre los vectores es 10.53, con ello se establece que la imagen modelo no es semejante y por lo tanto cercana a la imagen de entrada. Este proceso se lleva a cabo con todos los vectores modelo hasta determinar los que son más semejantes a él. Posteriormente se realizan una serie de acciones para determinar la pose del robot y corregirla de ser necesario (ver capítulo II).

Hasta este momento se ha explicado qué es una imagen y como se representa en la computadora. Se ha especificado tanto el modelo de color (RGB) como el formato (PPM "Portable Pixmap") bajo el que se encuentran las imágenes recolectadas para esta investigación. Se ilustraron las ventajas y desventajas de emplear el histograma de intensidad como una representación de la imagen, así como la necesidad de extraer de él un vector de menor dimensionalidad que sea fácil de manejar e interpretar por el sistema y sobre todo que conserve su propiedad de discriminación. También se describió y se ilustró la medida de similitud empleada (distancia euclidiana) como criterio de semejanza o proximidad para ayudar a realizar la clasificación de una nueva imagen. En los siguientes capítulos se describen las consideraciones tomadas en cuenta para recolectar imágenes del ambiente (información principal con la cual el modelo del sistema se generó), el proceso llevado a cabo para generar la estructura de datos y el uso de

ésta para estimar la pose del robot durante su recorrido por el ambiente. Posteriormente se puntualizan los experimentos realizados para determinar la cantidad de imágenes con la cual se generó el modelo y los experimentos realizados (recorrido de distintas trayectorias en el entorno) una vez implementado el sistema. Por último se realiza una discusión sobre los resultados obtenidos en cada prueba, se presentan sus respectivas conclusiones y se discuten algunas opciones para continuar con esta línea de trabajo.



$$D = \sqrt{(X_{p1} - Y_{p1})^2 + (X_{p2} - Y_{p2})^2 + \dots + (X_{p10} - Y_{p10})^2}$$

$$D = \sqrt{(0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + \dots + (1 - 0)^2} \Rightarrow D = 10.53$$

Distancia entre los vectores

Fig. 3.11 Similitud en la estructura de las imágenes basándose en la cuantificación de sus propiedades mediante la distancia euclidiana.

CAPÍTULO IV

ESTRUCTURA DE DATOS

Una de las etapas de mayor importancia en cualquier investigación y en la que se debe de tener un gran cuidado, es en la recolección de los datos. Las anotaciones tomadas sobre las condiciones observadas del entorno (el campo de acción del robot) son una herramienta muy útil para identificar los datos que serán de utilidad en la investigación, la forma en que éstos se representarán, así como en la selección de las variables que se tomarán en cuenta para reducir los errores que éstas en un momento dado pudieran ocasionar durante el procesamiento y con los cuales el resultado final se vería contaminado. Estas observaciones proporcionan los primeros pasos en la descripción del ambiente y ayudan a clasificar y resumir los cambios en las condiciones del entorno. Es un trabajo meramente empírico, pero muy útil e importante pues puede proveer información confiable de cambios en las condiciones del medio. Esta información es necesaria para poder generar una estructura de datos confiable que contenga la mayor cantidad de casos posibles que describan en la medida de lo posible con cierta exactitud al entorno.

Hay que tener en cuenta que las imágenes recolectadas del entorno son la principal información con la que se generó el modelo del sistema y, a su vez, son la referencia para que el robot se autocalice. Por esta razón no pueden ser capturadas arbitrariamente; es decir, se deben de tener ciertas consideraciones en su adquisición a fin de que la información que proporcionen sea realmente de utilidad.

Lo importante es tener bien claro el objetivo que se persigue al recolectar los datos y una idea más o menos precisa de la dispersión de éstos en el entorno. Lo que se persigue en esta investigación al recolectar los datos (imágenes) en distintas poses del entorno es por un lado, obtener la mayor cantidad de información posible sobre el ambiente y por lo tanto, un mayor conocimiento del entorno. Por otro lado, se busca que las características extraídas de las imágenes representen patrones lo suficientemente discriminantes entre sí como para poder determinar una pose en el espacio físico por medio de ellas, como se mencionó en el capítulo III.

La estructura de datos no solamente permite acceder de manera más fácil a una gran cantidad de información sobre el ambiente, sino que además permite realizar una mejor interpretación del mismo al mantener organizada la información.

En cualquier investigación es importante planificar y ejecutar el muestreo puntualmente a fin de que la información no se vea demasiado contaminada por cambios (inesperados o esperados) del ambiente. Una pregunta comúnmente

realizada es: ¿Cuál es el número de muestras a utilizar? En este caso, esta pregunta se relaciona completamente con la siguiente: ¿Qué tan bien se quiere conocer el entorno?. Si se quiere tener una amplia información sobre las condiciones del medio y de los cambios que pudieran suscitarse en él, el número de muestras deberá ser muy extenso. Pero hay que tener en cuenta, como se menciono en el capítulo II, que aunque sería deseable, no es conveniente generar una réplica del entorno, pues se vuelve una tarea demasiado complicada y tiende a generar problemas en lo referente a la complejidad que presenta el manejo e interpretación de la información, a su almacenamiento y al alto coste computacional. Se puede tomar aún más complicado si el entorno puede ser alterado por otros sistemas.

Sin embargo, sin pretender replicar el entorno, es conveniente disponer de una considerable cantidad de información que lo describa lo mejor posible.

El muestreo puede ser aleatorio o sistemático. Normalmente se recomienda adquirir los datos aleatoriamente para realizar un buen análisis estadístico. Uno de los problemas que presenta este tipo de muestreo es que tiende a ser muy laborioso, porque se tiene que ubicar exactamente la coordenada de cada muestra obtenida. El número de muestras debe ser grande, porque de ser pequeña puede suceder que algunas zonas de interés no sean consideradas. Además puede que algunas muestras se rechacen por no proporcionar información útil. El muestreo sistemático, aunque también implica cierta labor al ubicar las zonas de interés, al determinar si las muestras se recolectarán de acuerdo a una serie de tiempo y si el espacio a considerar será bidimensional o tridimensional, es relativamente más sencillo de realizar y brinda mayor confianza en los datos recolectados. Pues al conocer y ubicar con cierta precisión y facilidad el lugar (las zonas de interés) en donde se tomarán las muestras se asegura que toda la información recolectada del entorno sea realmente útil [12,30].

En esta investigación se emplea un muestreo sistemático, por lo que se tiene un orden en cuanto a la recolección, lugar y al tiempo en que cada imagen es adquirida. Además el espacio a considerar es bidimensional. No se considera un muestreo aleatorio porque es posible que mucha de la información obtenida resulte inútil o irrelevante. Se debe recordar que el robot deberá desplazarse por el entorno para cumplir con su objetivo, pero este desplazamiento debe de ser realizado en zonas que sean accesibles para él (lo más centradas posibles al corredor del departamento); por ello, la información recolectada debe corresponder a las zonas por donde el robot puede desplazarse. Basándose en ésto, se llevó a cabo una planeación de los lugares, horas y días en que las imágenes se recolectarían.

4.1 Recolección de Imágenes

Antes de determinar el número de muestras a emplear en la generación del modelo, es necesario identificar el área en donde el robot se desplazará. En este caso "Golem" llevará a cabo sus tareas a lo largo del corredor del Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del IIMAS, UNAM (ver Figura 4.1). En éste se ha definido un sistema de referencia coordinado, representado por las variables (X, Y), y orientado, representado por la variable (θ); para un espacio bidimensional.

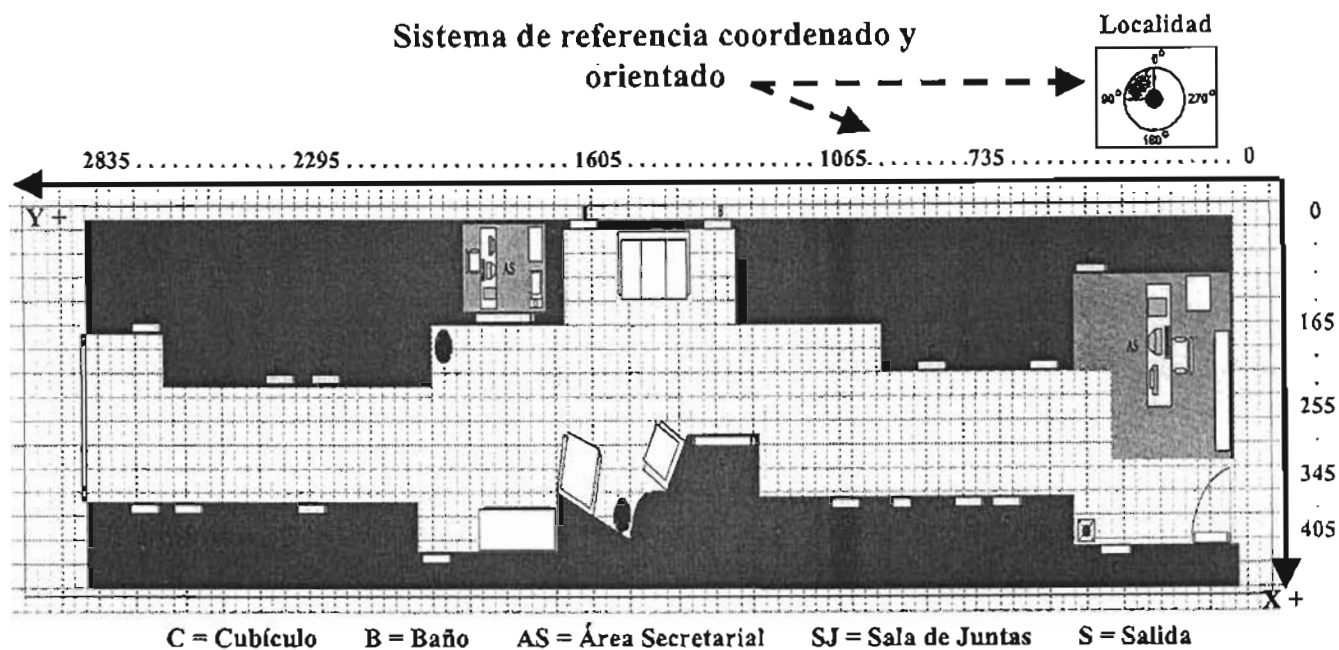


Fig. 4.1 Entorno del Robot: Departamento de Ciencias de la Computación (DCC) del Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS, UNAM).

Como se ha venido mencionando, es necesario discretizar el entorno, a fin de poder manejar adecuadamente la información que se extrae del mismo. El piso del departamento se compone de mosaicos (localidades) con magnitudes constantes 30 cm de largo por 30 cm de ancho. Al contar el entorno con una segmentación natural, se considera adecuado aprovechar tal ventaja. Por lo tanto, las imágenes se adquirieron en el centro de ciertos mosaicos. Las razones de esta selección se han expuesto en el capítulo II. En general se considera más sencillo para el usuario, visualmente hablando, ubicar el lugar (mosaico) con ayuda del esquema del departamento en donde la imagen ha sido adquirida tomando como referencia el centro del mismo, que ubicar un determinado lugar (un punto del espacio físico) en base a una coordenada específica u otra zona correspondiente al área del mosaico (e.g. línea vertical u horizontal, alguno de sus vértices, etc.).

La cámara empleada presenta una limitante ya que, su campo de visión únicamente abarca 60° . Con el objetivo de contar con una significativa cantidad de información sobre el entorno que permita generar un modelo confiable, el cual estime la pose actual del robot con cierta precisión, las muestras (imágenes) son obtenidas de tal forma que se abarque en la medida de lo posible a todo el departamento. De esta manera la captura de imágenes se limita a lugares específicos y previamente evaluados del entorno, los cuales proporcionen información útil al sistema (ver Figura 4.2).

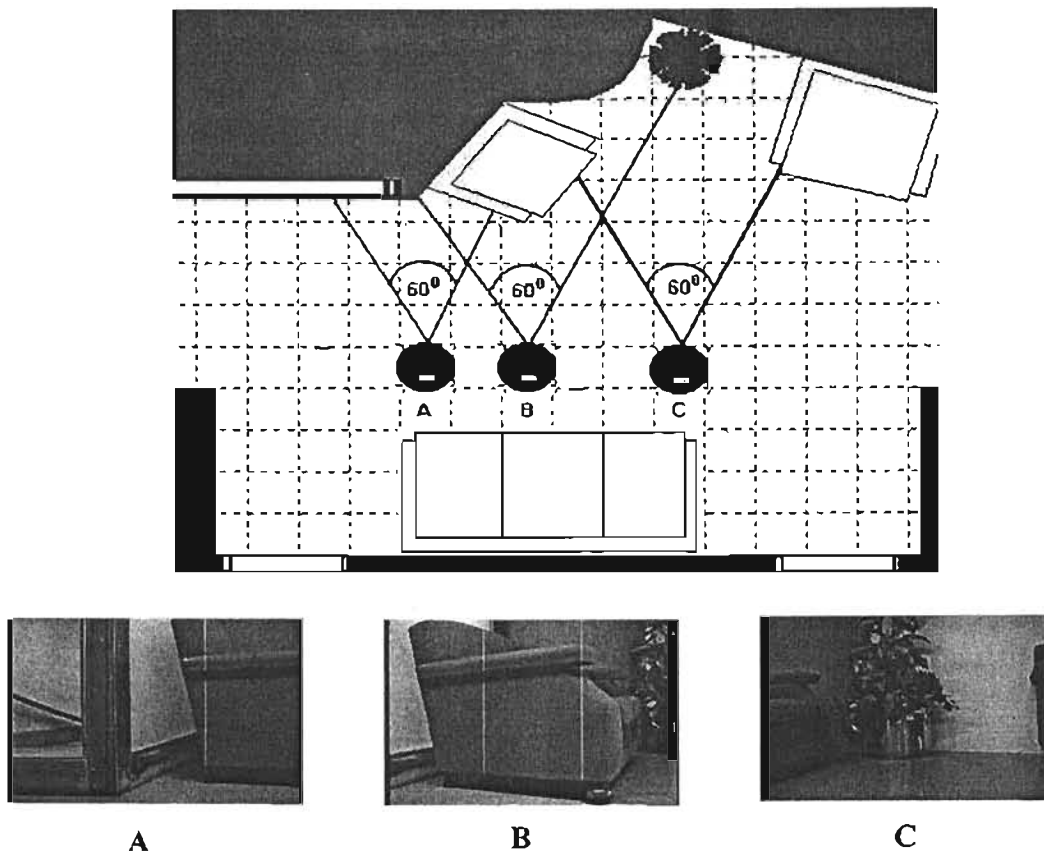


Fig. 4.2 Discretización del entorno: Considerando la necesidad de segmentar el entorno y las limitaciones de la cámara, las imágenes son tomadas de tal forma que proporcionen la mayor cantidad de información posible sobre el entorno.

Sobre cada localidad (mosaico) se tomaron 8 imágenes con una separación de 45° (en sentido contrario a las manecillas del reloj) de acuerdo al sistema de referencia coordinado y orientado establecido en el ambiente (ver Figura 4.3).

Al tener presentes las limitantes impuestas por el entorno respecto a las condiciones de iluminación (no controlada), se optó por tomar cada una de las imágenes a distintas horas (condiciones de iluminación, de 11:00 a 16:00 hrs.) con lo cual se tienen seis imágenes por cada pose. Por lo tanto, se cuenta con 48 imágenes por localidad (ver Figura 4.4).

El objetivo es que el sistema sea lo más consistente con el estado actual del entorno. De esta manera el sistema no se limita a trabajar dentro de una determinada hora. Así que, dada una imagen de entrada, el sistema busca estimar la hora (grupo de imágenes en memoria) a la que corresponde la condición de iluminación que presenta la imagen, para tratar de trabajar en condiciones similares en las que actualmente el entorno se encuentre (ver Figura 4.5).

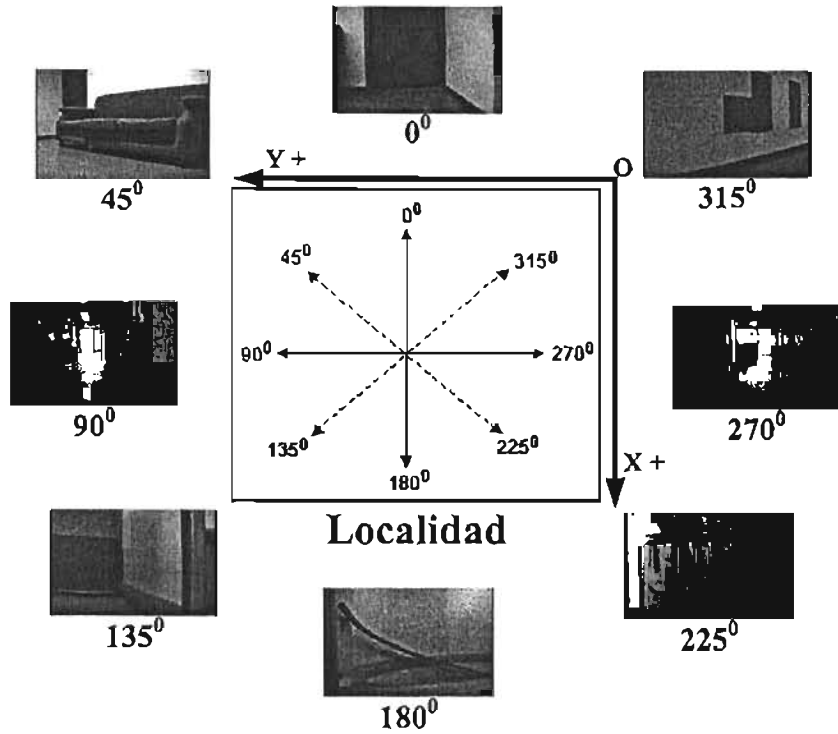


Fig. 4.3 Recolección de las imágenes: En cada localidad son adquiridas 8 imágenes, con una separación de 45° entre sí, de acuerdo al sistema de referencia establecido.

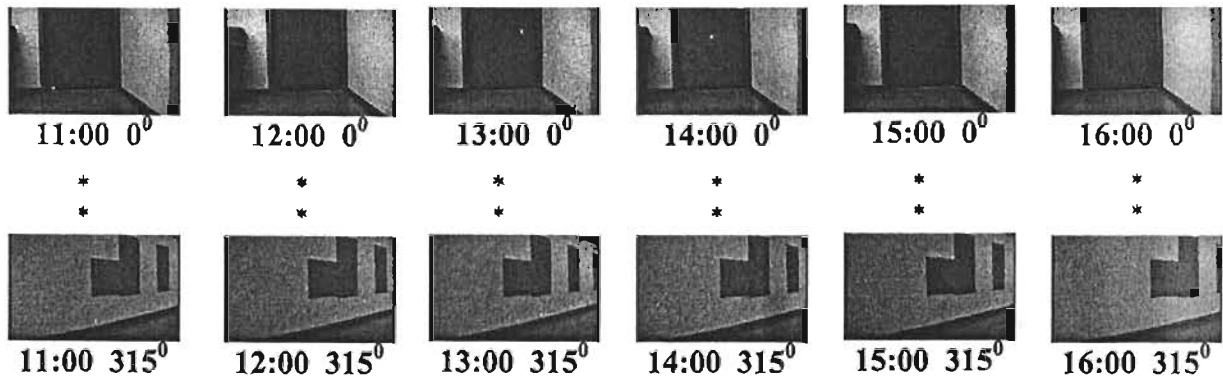


Fig. 4.4 Recolección de las imágenes: Cada imagen es tomada a distinta hora (condición de iluminación) de 11:00 a 16:00 hrs.

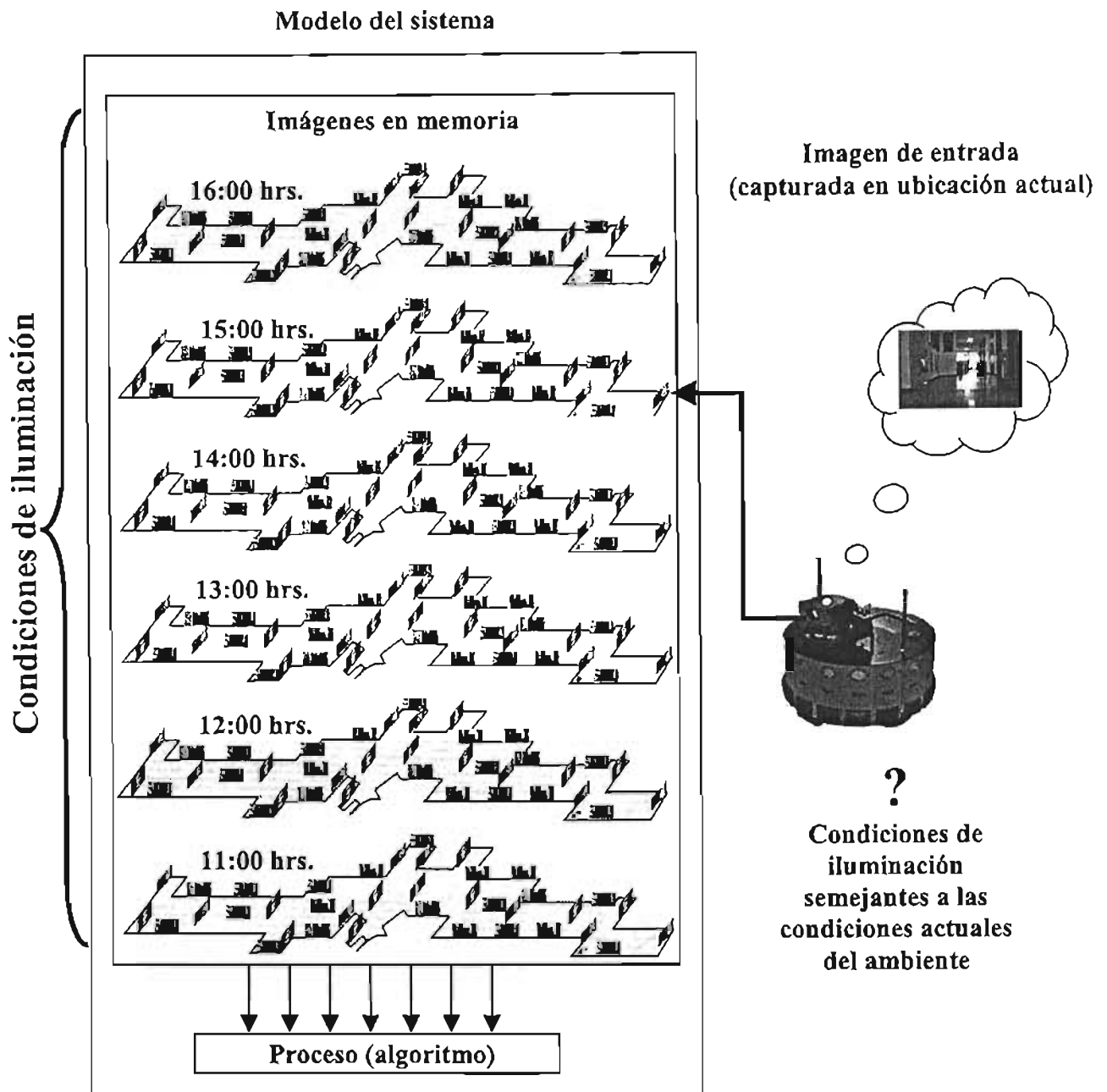


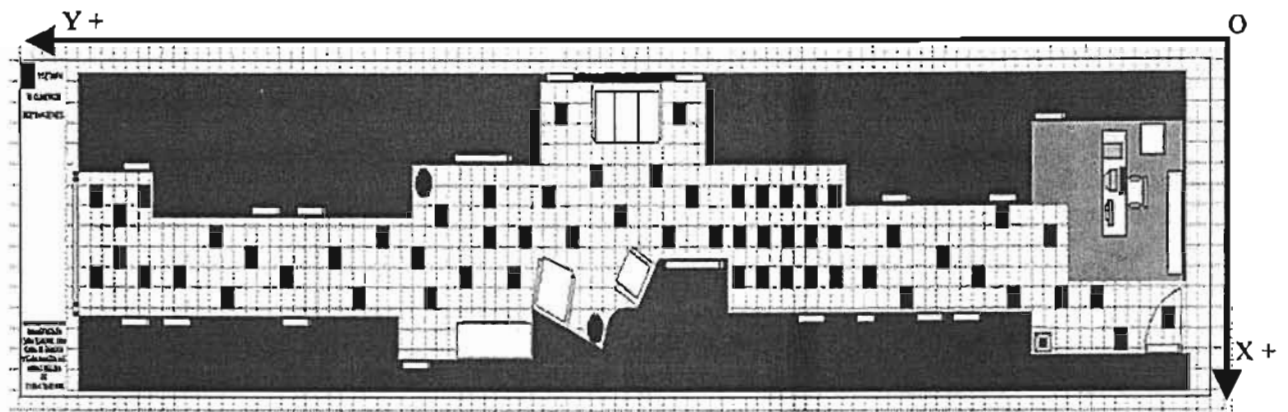
Fig. 4.5 Consistencia de la información (imágenes) empleada en el modelo para determinar la pose del robot, con respecto al estado actual del entorno.

Hay que dejar bien claro que en ningún momento se busca determinar la hora en la que actualmente el sistema esté operando, basándose en la iluminación que presenta un determinado fragmento del entorno; ya que éste no es el objetivo de la investigación. Lo que se busca es que el modelo interprete la información que provee la imagen de entrada sobre las condiciones actuales del ambiente y trate de estimar las condiciones de iluminación en las que probablemente el entorno se

encuentra. Para emplear información (imágenes en memoria) correspondiente a dicha condición de iluminación (tratando de ser consistente en lo referente a la iluminación que presenta el ambiente). Al obtener varias imágenes de una misma pose a distintas horas, lo que se pretende es que el sistema cuente con varios casos que permitan determinar cuáles imágenes (poses) son en realidad las más semejantes y por lo tanto, posiblemente las más cercanas a la pose real del robot y con ellas estimar su pose actual. En el capítulo V se describen los experimentos para determinar el error de la pose estimada por medio de la visión con respecto a su pose real (conocida).

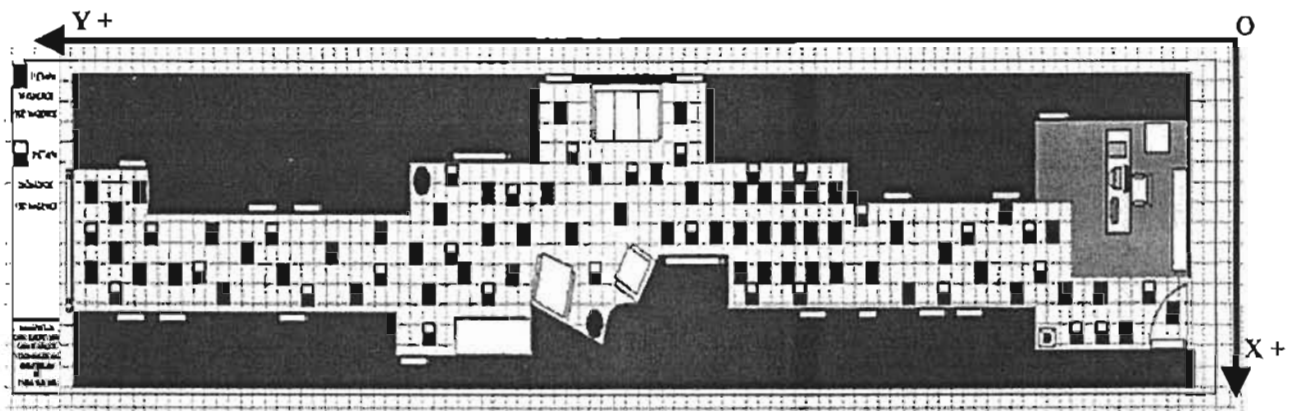
La recolección de las imágenes se realizó en forma manual (el modelo fue proporcionado por el usuario) a través de la cámara de video del robot. La duración del proceso de captura fue considerable, pues la cantidad de imágenes es relativamente grande. Si se tiene un conocimiento pobre del entorno el sistema es susceptible a fallar; es por ello que la captura de imágenes se llevó a cabo en tres etapas, de tal manera que la cantidad de imágenes e información sobre el entorno se incrementa gradualmente; además de abarcar zonas que en las primeras etapas no fueron consideradas. Con la primera etapa se buscó obtener una representación general del entorno, capturando aquellas escenas que son más visibles y representativas. La segunda y tercera etapa se realizaron con el fin de enriquecer la información acerca del entorno, considerando porciones del espacio que no fueron abarcadas inicialmente. El fin de recolectar las imágenes en tres etapas fue determinar si la cantidad de imágenes (información acerca del entorno) puede ser proporcional a la precisión de la estimación de la pose del robot. En el capítulo V se realiza una descripción de los experimentos llevados a cabo, en los cuales se va incrementando el número de imágenes para determinar el error de la pose del robot estimada por medio de la visión con respecto a una pose conocida. Por lo tanto, el modelo es generado con un total de 5424 imágenes tomadas en 113 posiciones y orientaciones del entorno respecto al sistema de referencia coordinado y orientado previamente definido:

- Primera etapa: se capturaron 2832 imágenes en 59 localidades (ver Figura 4.6a).
- Segunda etapa: se capturaron 1392 imágenes en 29 localidades (ver Figura 4.6b).
- Tercera etapa: se capturaron 1200 imágenes en 25 localidades (ver Figura 4.6c).



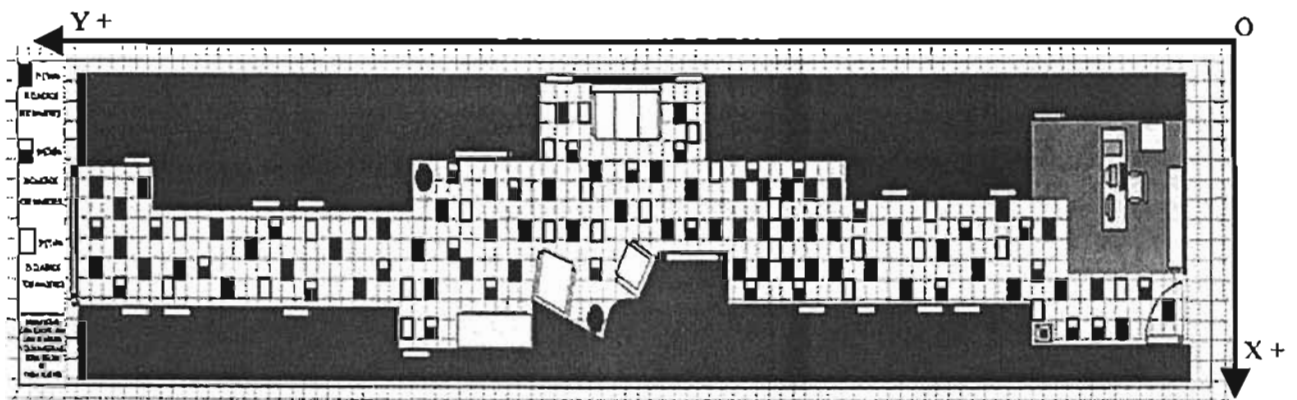
(a) Primera etapa

1 Etapa => 59 Localidades 2832 Imágenes



(b) Segunda etapa

2 Etapa => 29 Localidades 1392 Imágenes



(c) Tercera etapa

3 Etapa => 25 Localidades 1200 Imágenes

Fig. 4.6 Imágenes recolectadas en el entorno: a) Primera etapa. b) Segunda etapa. c) Tercera etapa.

4.2 Construcción de la estructura de datos

Una estructura de datos en su forma más general consiste en un conjunto de datos que se encuentran interrelacionados. Los elementos de una estructura pueden ser datos simples o compuestos, incluyendo a otras estructuras. Los datos son almacenados en campos, los cuales en conjunto forman lo que se conoce como nodo. De esta manera la manipulación de la información que poseen puede ser fácil de realizar. Estos campos pueden contener números enteros, números reales, cadenas de caracteres, etc [31].

Una vez que se recolectaron todas las imágenes del ambiente, se sometieron a un proceso (explicado en el capítulo III) por medio del cual sus características se extrajeron, agruparon y posteriormente se almacenaron. En la Figura 4.7 se ilustra este proceso.

De esta manera se tiene una estructura de datos en forma de lista lineal. Una lista lineal es una estructura de datos la cual esta formada por un número variable de nodos, es decir, que pueden ser disminuidos o aumentados. Donde cada nodos es ordenado bajo un cierto criterio [31]. En este caso el criterio está dado por el número correspondiente a la localidad (mosaico) y la hora en que la imagen se capturó. La estructura no sólo contiene los vectores (patrones) de las imágenes recolectadas, sino también la etiqueta de la pose física en donde fueron adquiridas para mantener la relación entre la información y el ambiente. Esta estructura es la información principal con la que se generó el modelo del módulo. Se consideró este tipo de estructura por ser sencilla de crear y de implementar. Además, este esquema presenta algunas características importantes (ver Figura 4.8):

- La información es procesada y almacenada en un archivo plano.
- No necesita de un gran espacio para su almacenamiento en memoria.
- Cada imagen es representada por un renglón del archivo que contiene una serie de valores que representan un punto de n-dimensiones.

Una de las ventajas más importantes, dadas las condiciones cambiantes que puede presentar en un momento dado el entorno, es la posibilidad de realizar cambios en la estructura de datos sin que ésto afecte la funcionalidad del sistema. De esta manera es fácil suprimir, agregar o cambiar un determinado vector.

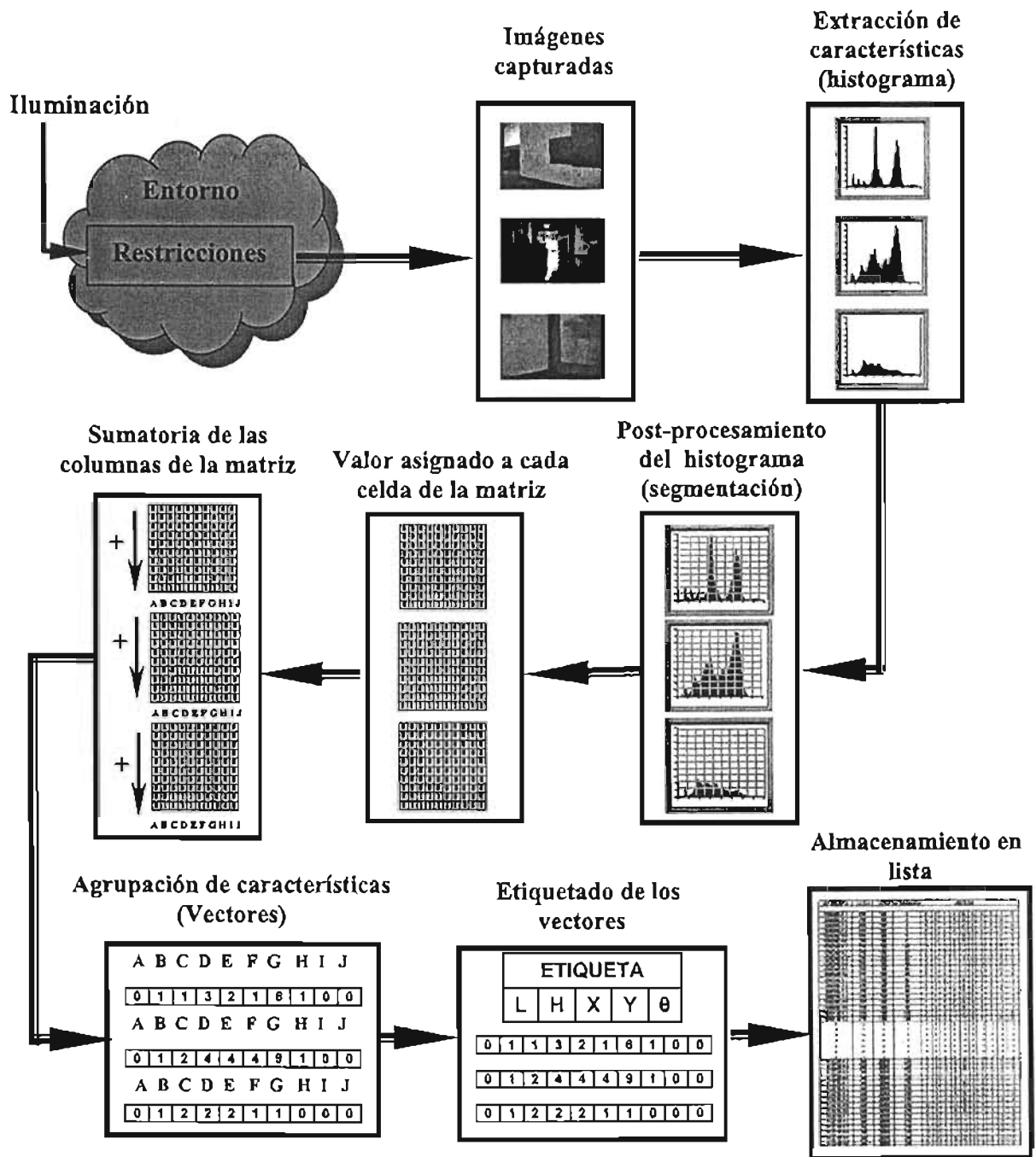


Fig. 4.7 Proceso seguido para la construcción de la estructura de datos.

4.3 Uso de la estructura de datos

Cada vez que el robot quiere estimar su pose actual en el ambiente, la tarea consiste en capturar una imagen en dicha pose, extraer su vector y obtener o extraer 5 vectores de la estructura de datos cuyas características sean muy similares o iguales al vector evaluado. Con estos vectores se estimará su pose por medio de la visión.

Para ilustrar este proceso, considérese que el robot está desplazándose en el entorno y que en determinadas poses objetivo, indicadas en su historial de movimiento, debe estimar su pose actual por medio de la visión. La pose obtenida debe ser comparada con la pose objetivo indicada en el historial para determinar si se encuentra en la ubicación correcta. De no ser así, debe corregirla para poder continuar su trayecto y llegar a su meta indicada. Supóngase que el robot debe estimar su pose actual en la coordenada "pose objetivo" ($HX_i = 225$, $HY_i = 1005$, $H\theta_i = 90^\circ$), indicada en el historial de movimiento. Cuando la odometría le indica que se encuentra en dicha pose, éste se detiene y procede a estimar su pose por visión. Hay que recordar que debido a los errores ocasionados por la odometría, puede que no se encuentre precisamente en la pose indicada en el historial, pero se encontrará en una pose muy próxima a ella ($OX_i = 220$, $OY_i = 1010$, $O\theta_i = 95^\circ$). En esta ubicación el robot captura una imagen y de ella obtiene su vector (ver Figura 4.9).

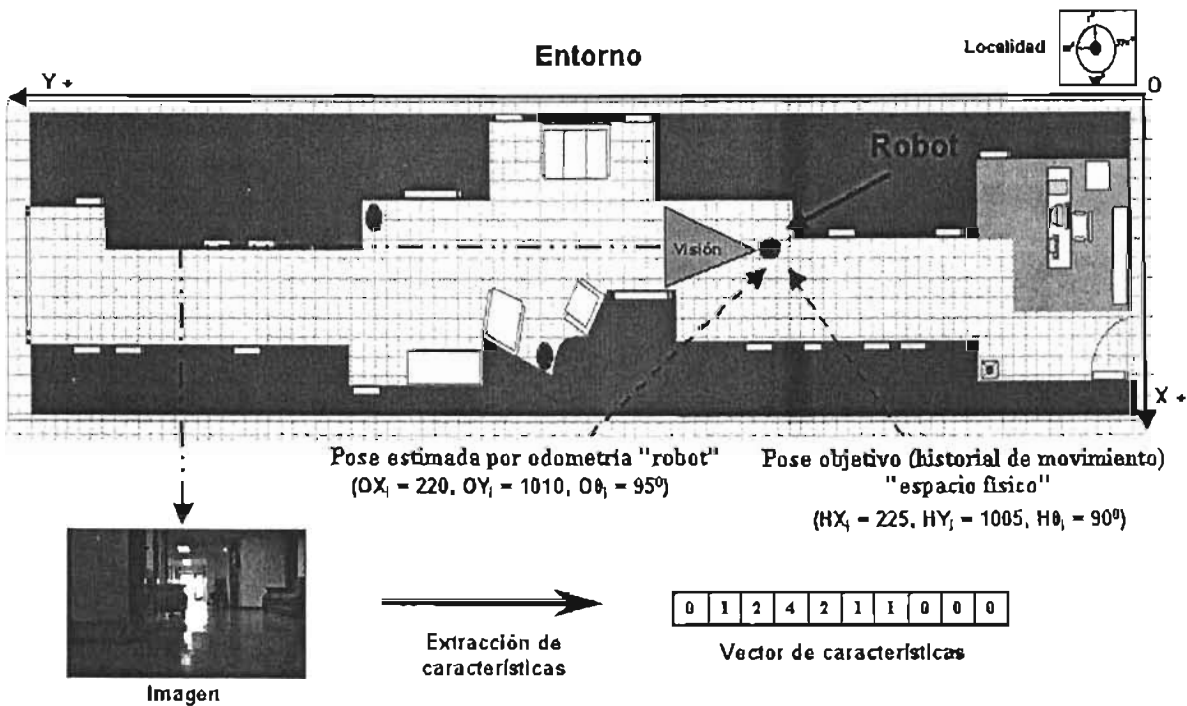


Fig. 4.9 Uso de la estructura de datos: Vector obtenido a partir de la imagen capturada por el robot en su pose actual.

El vector es comparado con los vectores almacenados en la estructura de datos. El propósito es extraer de ella solo aquellos vectores que cumplan con los criterios de selección expuestos en el capítulo II (ver Figura 4.10).

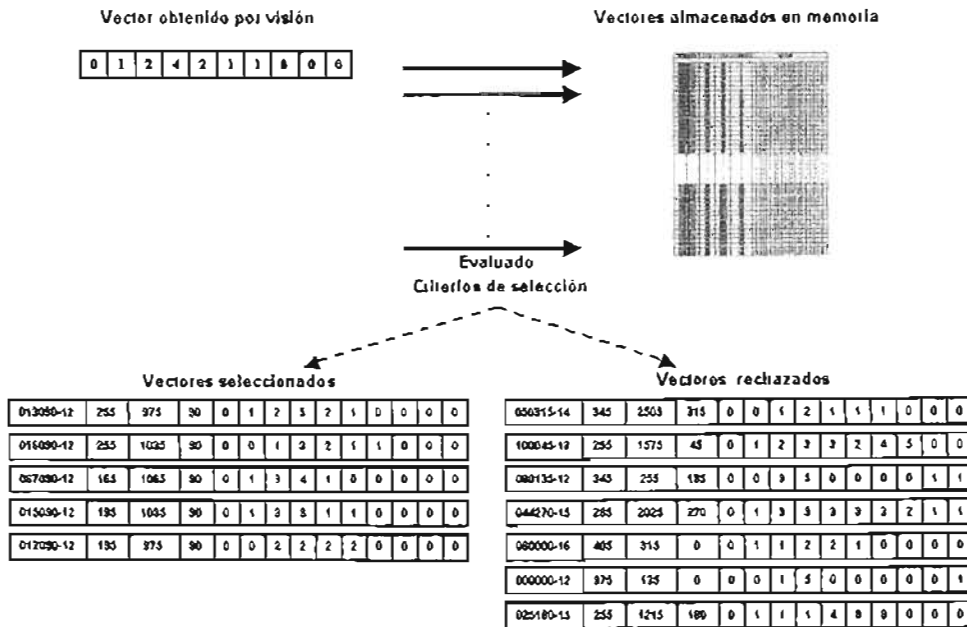


Fig. 4.10 Uso de la estructura de datos: Los vectores se seleccionan basándose en los criterios definidos.

En general el proceso es el siguiente: Los vectores se seleccionan en base a su semejanza con respecto al vector de entrada, definida por la distancia euclidiana (ver capítulo III) y se ordenan en base a ella (ver Figura 4.11a). Deben de encontrarse dentro del rango de posición definido por la odometría. Este rango ($OX_i = 220 \pm 60$, $OY_i = 1010 \pm 60$) se establece incrementando y decrementando los valores de las variables (OX_i , OY_i) en 60 cm progresivamente hasta obtener los cinco vectores (ver Figura 4.11b). Además deben de tener orientaciones que estén dentro del rango de orientación definido también por la odometría, el cual es establecido considerando las orientaciones adyacentes ($0\theta_i = 95^\circ \triangleright 135 \leq \theta_i \leq 45$) a la orientación que presenta la odometría. En este punto se intentan establecer las condiciones de iluminación en las que actualmente se encuentra el entorno. Con ello se busca la consistencia del modelo respecto a las condiciones actuales del ambiente. La condición de iluminación (hora) se establece de acuerdo a aquella que aparece con mayor frecuencia en la etiqueta de los vectores. Si se presentan dos horas con el mismo número de ocurrencias, se selecciona aquella cuya distancia euclidiana sea menor. En el ejemplo la hora que prevalece corresponde a las 12:00 p.m. (ver Figura 4.11c). Posteriormente se vuelven a evaluar los vectores de la estructura de datos y de ella se obtienen nuevamente cinco vectores, los cuales deben de encontrarse dentro del rango de posición

ESTA TESIS NO DEBE
SALIR DE LA BIBLIOTECA

(previamente definido); la distancia euclidiana debe de tender a cero y la hora debe de corresponder a la anteriormente definida (12:00 p.m).

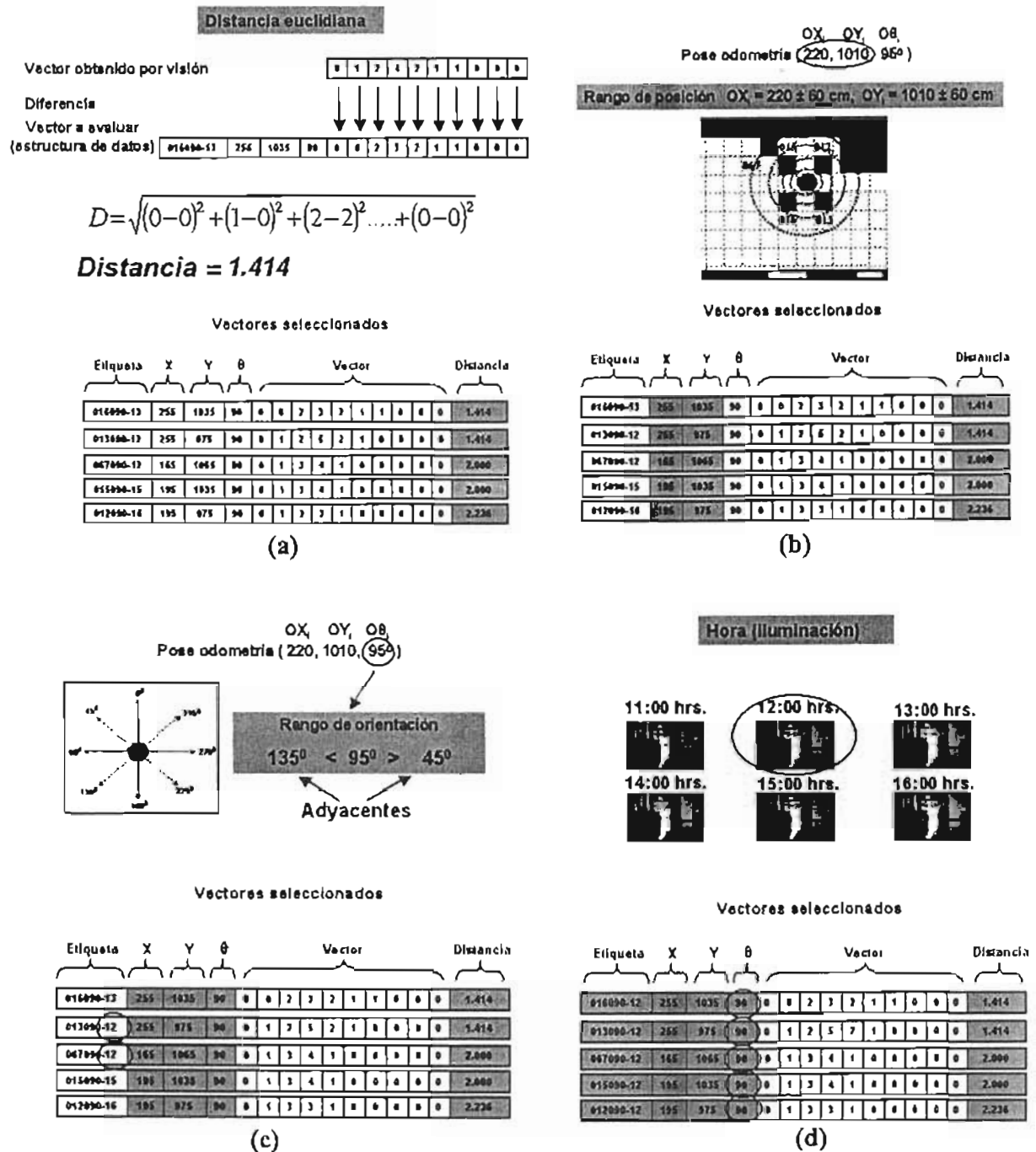


Fig. 4.11 Uso de la estructura de datos y criterios de selección: a) Distancia euclidiana. b) Rango de posición. c) Rango de orientación. d) Hora (condición de iluminación).

La orientación se define de acuerdo a la que aparece con mayor frecuencia en la etiqueta de los nuevos vectores seleccionados. Si se presentan dos orientaciones con el mismo número de ocurrencias, se selecciona aquella cuya distancia euclidiana sea menor. En este caso todos los vectores presentan una orientación de 90° (ver Figura 4.11d).

En esta etapa del proceso se conoce la orientación a la que probablemente se encuentra el robot $V\theta = 90^{\circ}$. En seguida, se compara la orientación obtenida por visión con respecto a la orientación indicada por la odometría ($V\theta = 90^{\circ}$, $O\theta_i = 95^{\circ}$). Como se observa, la orientación por odometría indica que el robot se encuentra a 5° más de la orientación estimada por visión. El robot busca corregir este error girando -5° a partir de su orientación actual. En este momento se asume que el robot se encuentra correctamente orientado respecto al sistema de referencia establecido (ver Figura 4.12).

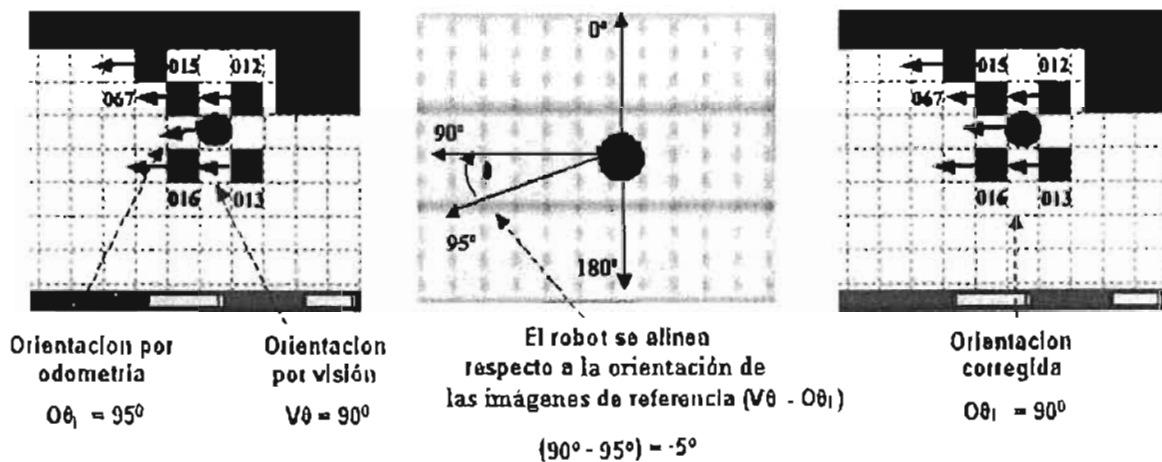


Fig. 4.12 Uso de la estructura de datos: Orientación estimada por visión.

Una vez estimada la orientación, el robot debe estimar su posición. Para ello, al realizar el giro para corregir su orientación el robot pasa de una pose a otra, la cual es muy cercana a la pose anterior dado que no realizó un gran desplazamiento. En esta nueva pose captura una imagen y de ella obtiene su vector (ver Figura 4.13). Nuevamente, éste es comparado con los vectores de la estructura de datos para extraer de ella aquellos cinco vectores que se encuentren dentro del rango de posición anteriormente establecido, cuya distancia euclidiana tienda a cero, a la hora y a la orientación previamente estimadas, hora 12:00 y $\theta = 90^{\circ}$ respectivamente (ver Figura 4.14).

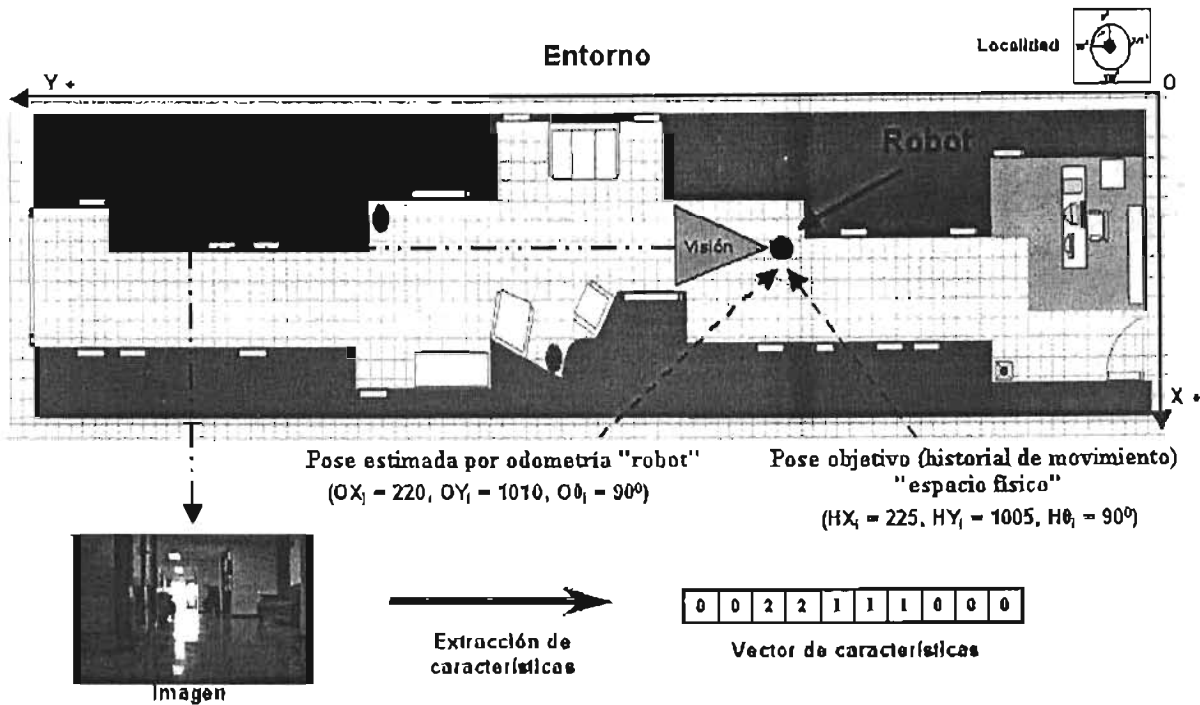


Fig. 4.13 Uso de la estructura de datos: Vector obtenido a partir de la imagen capturada por el robot en su nueva pose.

Vectores finales

	Etiqueta	X	Y	θ	Vector										Distancia
V1	016090-12	255	1035	90	0	0	1	3	2	1	1	0	0	0	1.732
V2	012090-12	195	975	90	0	0	2	2	2	2	0	0	0	0	1.732
V3	015090-12	195	1035	90	0	1	3	3	1	1	0	0	0	0	2.000
V4	067090-12	165	1065	90	0	1	3	4	1	0	0	0	0	0	2.828
V5	013090-12	255	975	90	0	1	2	5	2	1	0	0	0	0	2.464

Fig. 4.14 Uso de la estructura de datos: Vectores a partir de los cuales se estimará la posición actual del robot.

Los vectores representan poses en el espacio físico. De estos vectores se seleccionan los tres primeros, se asume que por ser los más semejantes pueden ser los más cercanos a la pose real del robot. Con sus coordenadas (posición), indicadas en su correspondiente etiqueta, se forma un triángulo. Como ya se ha mencionado, durante el proceso de selección de este grupo de vectores se cuida que las coordenadas de los tres primeros puedan formar un triángulo. El baricentro (centro) del triángulo define la posición del robot. Se asume que al seleccionar los tres primeros vectores y, por ser los más cercanos, el robot deberá estar dentro el área que genera el triángulo. Por lo tanto, se considera como una buena aproximación a la posición real del robot tomar el centro del triángulo para estimar su posición a través de la visión (ver Figura 4.15). En esta parte del proceso se ha estimado la pose del robot por medio de visión ($VX = 215$, $VY = 1015$, $V\theta = 90^\circ$). Enseguida, de acuerdo a lo explicado en el capítulo II, se compara la pose obtenida por visión respecto a la pose objetivo del historial y se determina el error para, de ser necesario, corregir la posición del robot y dirigirse a la siguiente pose del trayecto a recorrer.

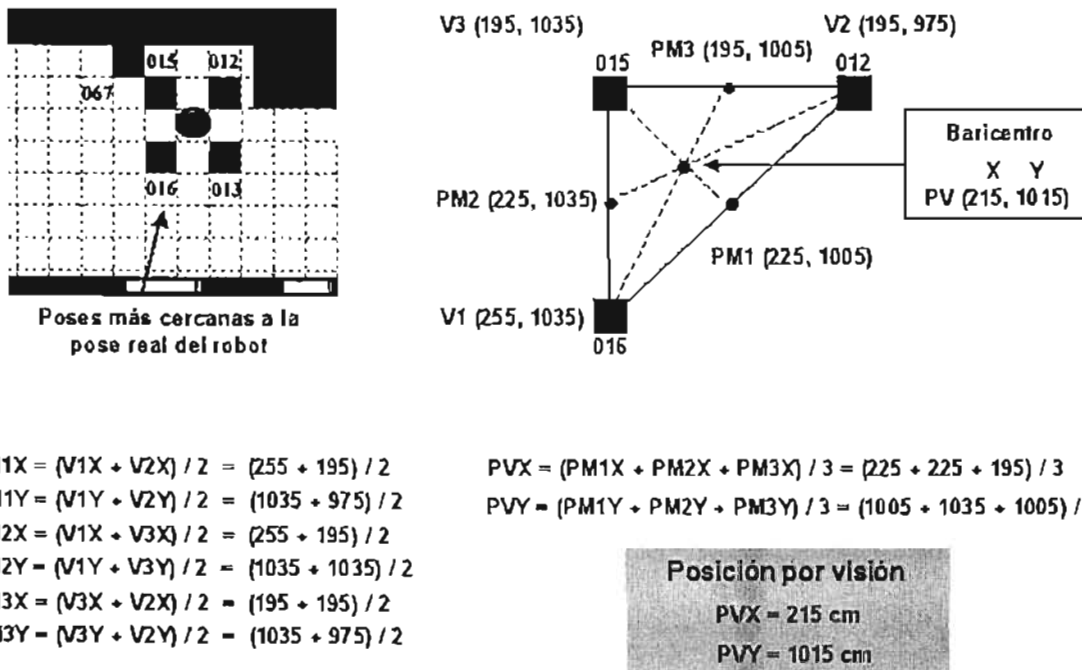


Fig. 4.15 Uso de la estructura de datos: La posición del robot estimada por visión.

Resumiendo, en este capítulo se ha explicado el proceso llevado a cabo para recolectar las imágenes, información principal con la cual se generó el modelo del sistema. Se han detallado las condiciones y limitantes que el entorno presenta, así como las soluciones a éstas, para adquirir información que describa en la medida de lo posible a todo el ambiente, que sea relevante y útil para el sistema. Se señaló la razón por la que las imágenes se adquirieron en tres etapas, al proponer

que la cantidad de imágenes utilizadas para generar el modelo puede ser directamente proporcional a la precisión de la pose estimada por el robot a través de la visión. También se ilustró el proceso para generar la estructura de datos, así como su uso para estimar la pose actual del robot en el ambiente en relación al sistema de referencia coordinado y orientado, previamente establecido en el entorno. En los siguientes capítulos se describen los experimentos realizados para determinar la cantidad de imágenes a utilizar en la generación del modelo, los cuales sirvieron para establecer las acciones que el robot deberá de realizar una vez implementado el sistema y para evaluar las hipótesis anteriormente planteadas. Por último se realiza una discusión sobre los resultados obtenidos en cada prueba, se presentan sus respectivas conclusiones y además se discuten algunas opciones para continuar con esta la línea de trabajo.

CAPÍTULO V

EXPERIMENTO

En la mayoría de las investigaciones la experimentación es una parte fundamental, pues los resultados obtenidos nos ayudan a darle la solución más adecuada al problema en estudio. En ocasiones existen diversos factores que son conocidos pero que no se consideran relevantes durante el procesamiento de la información y, sin embargo, en un momento dado pueden alterar los resultados. También en ocasiones, estos factores son desconocidos ya que no son fáciles de detectar debido a la gran cantidad de información (datos) que en un momento dado se puede manejar. Es por ello que es preciso experimentar para detectar, conocer y tomar en cuenta todos aquellos factores que pueden influir directa o indirectamente en los resultados y, de ser posible, estimar y modificar los valores de dichos factores para observar los resultados obtenidos como consecuencia de estas variaciones.

Basándose en lo anterior se puede concluir que en la mayoría de las investigaciones no es conveniente realizar directamente el experimento principal, del cual se obtendrán los resultados y conclusiones finales de la investigación, sin antes haber realizado algunos experimentos preliminares o piloto. Por medio de ellos, además de ayudar a detectar los posibles factores que pueden afectar los resultados, se puede practicar la metodología elegida para solucionar el problema en estudio con lo que se confirman las acciones que se realizarán en el experimento principal; al mismo tiempo ayudan a determinar el número de muestras que se emplearán para generar el modelo final del sistema.

5.1 Experimentos preliminares

Se realizaron dos experimentos cuyos objetivos fueron los siguientes:

- Determinar si el problema de la ambigüedad (imágenes que tomadas en distintas poses del entorno presentan gran semejanza en su configuración) es un factor que realmente puede afectar el resultado de la pose estimada por medio de la visión.
- Comprobar si la cantidad de imágenes empleadas en la generación del modelo es directamente proporcional a la precisión de la pose del robot, estimada por visión.

Los experimentos se realizaron sobre un conjunto de 58 poses seleccionadas de forma aleatoria en el entorno, con referencia al sistema coordenado y orientado implementado en el mismo, en las cuales se estimó la pose del robot por medio de

la visión. Las posiciones seleccionadas corresponden al centro de determinadas localidades (mosaicos) del piso del departamento y las orientaciones fueron seleccionadas en unidades de 45° , de acuerdo a lo mencionado en el capítulo III sobre la recolección de las imágenes (ver Figura 5.1).

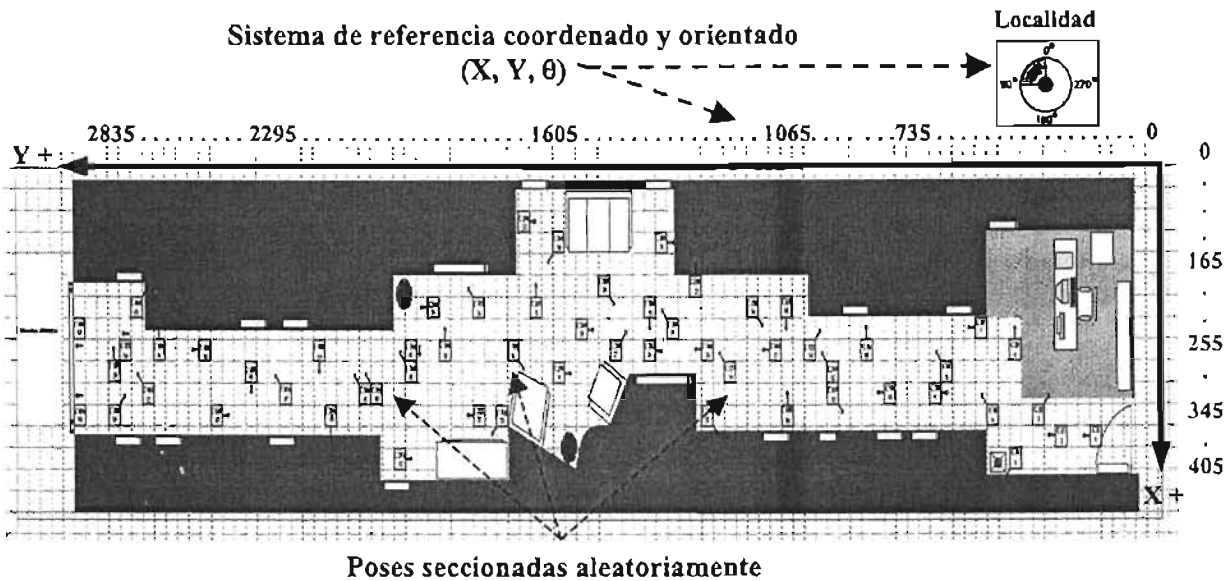


Fig. 5.1 Poses seleccionadas aleatoriamente en el entorno, para estimar el error de la pose obtenida por visión con respecto a una pose conocida.

El primer experimento consistió en colocar al robot en cada una de las poses seleccionadas (poses conocidas) y estimar en ellas su pose por medio de la visión. El proceso para estimar la pose se detalla en los capítulos II y III. Este proceso, en forma general, consta de dos ciclos. En el primero se estima la orientación a la que probablemente el robot se encuentra y en el segundo se estima su posición. Se asume, de acuerdo a lo mencionado en los capítulos anteriores, que la pose que ha sido estimada por visión será muy cercana a la pose real (pose conocida) del robot y por lo tanto, el error entre ellas tenderá a ser pequeño. Para este experimento tanto la orientación como la posición se obtuvieron de manera simultánea (en un sólo ciclo); como el robot se coloca por el usuario con la mayor exactitud posible sobre la pose seleccionada, no fue necesario que el robot realizara corrección alguna sobre su pose. El propósito de esta prueba fue medir el error de la pose estimada por visión con respecto a la pose en donde se ubica (pose conocida) y, con ello, determinar qué tan precisa y confiable puede ser esta pose al existir ambigüedad en la configuración del ambiente. Para ello, en cada una de las 58 poses, el grupo de vectores con el cual se estimó la pose actual del robot; por medio de la visión, se seleccionaron utilizando el criterio de proximidad y el criterio de iluminación (hora). Los criterios correspondientes al rango de posición y orientación no fueron utilizados; es decir,

la búsqueda de los vectores (imágenes) se llevó a cabo de forma global (en todo el entorno); por lo que la comparación del vector de entrada se realizó con todos los vectores almacenados en la estructura de datos (ver Figura 5.2).

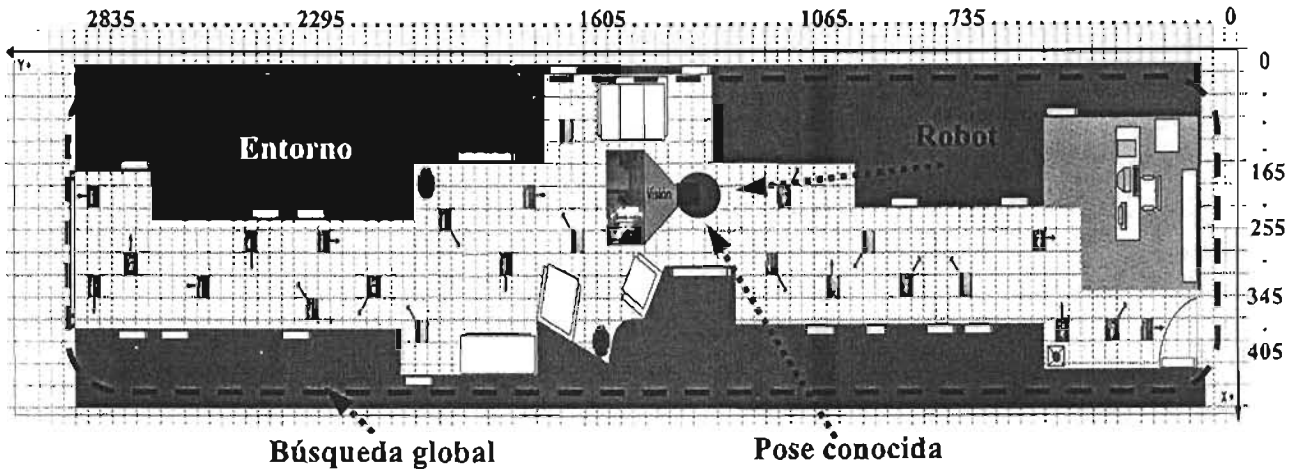


Fig. 5.2 Entorno: Búsqueda global para estimar la pose actual del robot, por medio de la visión, seleccionando de la estructura de datos las imágenes (poses) más semejantes y cercanas a la imagen capturada por el robot en su ubicación actual.

El segundo experimento consistió en colocar nuevamente al robot en cada una de las poses anteriores y en ellas estimar su pose actual por medio de la visión. Al igual que antes, la posición y orientación se estimaron simultáneamente y no se realizó corrección alguna sobre su pose. En este experimento los vectores fueron seleccionados utilizando todos los criterios: El criterio de proximidad, el criterio de iluminación y los criterios correspondientes al rango de posición y orientación. De esta manera, la búsqueda de los vectores (imágenes) más cercanos y semejantes al vector de entrada se realizó en un espacio local (en determinadas zonas del entorno impuestas por los rangos de posición y orientación). Al no existir un desplazamiento (movimiento) a través del entorno por parte del robot, no existe información idiotética (odométrica); por lo tanto, para poder generar los rangos de búsqueda esta información (coordinada a partir de la cual iniciara su búsqueda) es proporcionada por el usuario (ver Figura 5.3).

Cada uno de los experimentos anteriores fue realizado tres veces. En cada ocasión el número de imágenes (vectores) se fue incrementado; es decir, inicialmente la estructura de datos únicamente contenía los vectores correspondientes a la primera etapa (2832), posteriormente se incrementó su número (4224) agregando los correspondientes a la segunda etapa (1392) y por último se agregaron los vectores de la tercera etapa (1200). De esta manera, las últimas pruebas se realizaron con todos los vectores recolectados del entorno (5424). Con estas pruebas se pretendió determinar si la cantidad de imágenes es directamente proporcional a la precisión de la pose estimada por medio de la visión.

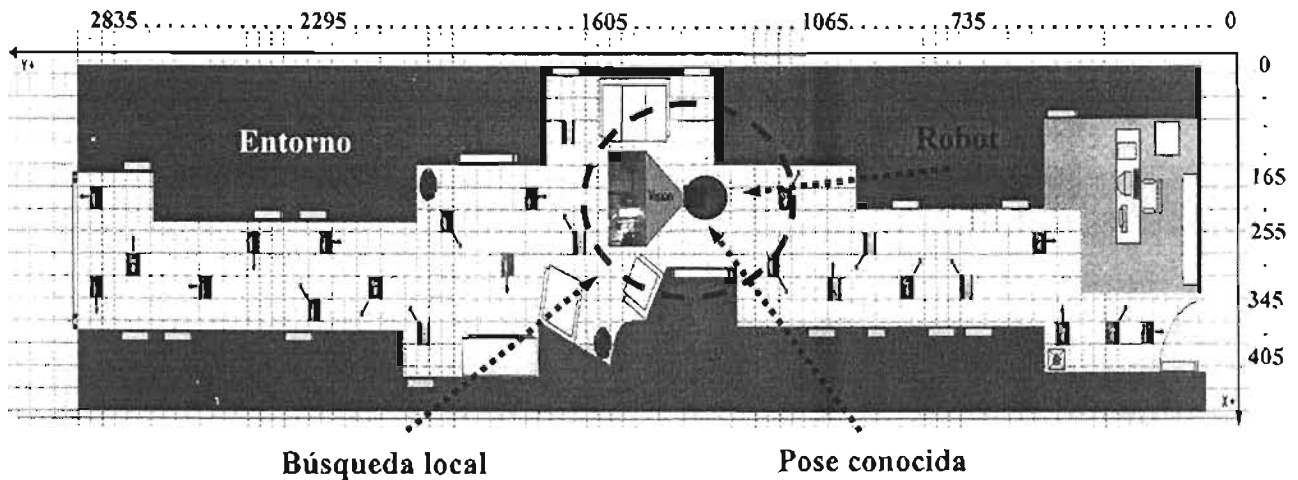


Fig. 5.3 Entorno: Búsqueda local para estimar la pose actual del robot, por medio de la visión, seleccionando de la estructura de datos las imágenes (poses) más semejantes y cercanas a la imagen capturada por el robot en su ubicación actual.

En la Tabla 5.1 se aprecia el error promedio de los resultados obtenidos al estimar las poses del robot por medio de la visión con respecto a las 58 poses ilustradas anteriormente, realizando una búsqueda global; (X, Y) representan el error promedio en la posición del robot, (θ) representa el error en su orientación y (D) la distancia promedio entre las poses esperadas (conocidas) y las poses estimadas, para las tres pruebas correspondientes a este experimento. En los Anexos No. 1, 2 y 3 se ilustran a detalle todas las poses esperadas (conocidas) y todas las poses estimadas por visión, así como el error obtenido entre ellas para cada una de estas pruebas.

Experimento piloto No.1: Búsqueda global								
Experimento	Imágenes (Etapas)	Error promedio				Correlación		
		X cm	Y cm	θ grados	D cm	X cm	Y cm	θ grados
1.1	1ª	51.379	659.310	85.345	666.030	0.325	0.220	0.247
1.2	1ª y 2ª	56.552	577.241	72.155	585.162	0.381	0.388	0.341
1.3	1ª, 2ª y 3ª	52.586	609.310	92.328	614.069	0.451	0.324	0.039

Tabla. 5.1 Resultados de las pruebas correspondientes al primer experimento preliminar (búsqueda global).

En la Tabla 5.2 se muestra el error promedio de los resultados obtenidos al estimar las poses del robot por visión con respecto a las poses ilustradas anteriormente, realizando una búsqueda local. Donde (X, Y) representan el error promedio en la posición del robot, (θ) representa el error en su orientación y (D) la distancia promedio entre las poses esperadas (conocidas) y las poses estimadas, para las tres pruebas correspondientes a este experimento. En los Anexos No. 4, 5 y 6 se exponen a detalle todas las poses esperadas (conocidas) y todas las poses estimadas, así como el error obtenido entre ellas; para cada una de estas pruebas.

Experimento piloto No. 2: Búsqueda local								
Experimento	Imágenes (Etapas)	Error promedio				Correlación		
		X cm	Y cm	θ grados	D cm	X cm	Y cm	θ grados
2.1	1 ^a	32.931	25.690	15.517	44.751	0.834	0.999	0.887
2.2	1 ^a y 2 ^a	23.276	17.759	14.741	31.844	0.922	0.999	0.724
2.3	1 ^a , 2 ^a y 3 ^a	21.207	15.517	10.862	28.220	0.937	0.999	0.897

Tabla. 5.2 Resultados de las pruebas correspondientes al segundo experimento preliminar (búsqueda local).

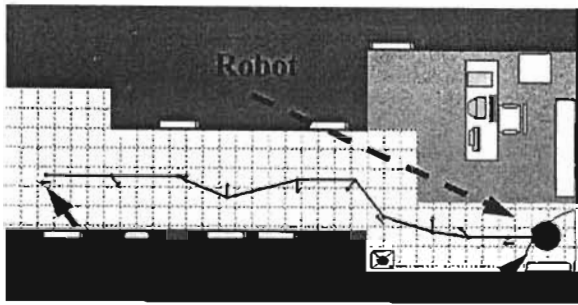
De acuerdo a los resultados obtenidos en la Tabla 5.1, se puede concluir de forma parcial que, realizar una búsqueda global para obtener de la estructura de datos el grupo de vectores con el cual se estimará la pose actual del robot no es conveniente; debido a que la ambigüedad que presenta la configuración del entorno puede generar un error que en un momento dado puede ser muy significativo. Por lo tanto, de acuerdo a los resultados obtenidos en la Tabla 5.2, para reducir el error ocasionado por la ambigüedad del ambiente al estimar la pose del robot es conveniente realizar una búsqueda local. Por otro lado, los resultados de la Tabla 5.2 también muestran que al incrementar la cantidad de imágenes en la estructura de datos la precisión al estimar la pose del robot tiende a ser mayor. Como se ha mencionado, estas conclusiones son parciales de acuerdo a los resultados obtenidos en los experimentos piloto, por lo que no se puede considerar como un comportamiento general de los datos sino sólo un hecho percibido en la prueba piloto. En el capítulo VI se discuten a detalle los resultados de estos experimentos y posteriormente se presentan las conclusiones finales de la investigación en base a la evaluación del sistema una vez implementado.

5.2 Experimento principal

Una vez, en base a los experimentos preliminares, que se ha definido el número de imágenes a utilizar en el modelo, las acciones a realizar tanto para reducir el error al estimar la pose del robot por medio de la visión como para realizar las correcciones necesarias sobre su pose una vez que se este desplazado por el ambiente; se realizaron una serie de experimentos. Estos consistieron en trazar varias rutas a lo largo del corredor del departamento, mismas que el robot recorrería. El robot recorrió cada una de estas trayectorias y en cada una de las coordenadas (poses conocidas) correspondientes a cada ruta estimó y corrigió su pose con el propósito de concluir satisfactoriamente su recorrido. Las rutas se aprecian en la Figura 5.4.

Cada una de las rutas anteriores fue recorrida en seis ocasiones. El primer recorrido fue realizado por el robot utilizando únicamente la información idiotética (odometría) para estimar su pose actual. Por lo tanto, no realizó corrección alguna sobre su pose durante el recorrido. En los siguientes cinco recorridos se utilizaron ambas fuentes de información: idiotética (odometría) y alotética (visión). En los primeros cuatro recorridos el robot estimó y corrigió su pose actual. En el último recorrido estimó y corrigió sólo su orientación actual. El proceso se realizó tal cual se explica en los capítulos II y III utilizando todos los criterios de búsqueda indicados en ellos. Como ya se ha mencionado, la pose del robot es obtenida en dos ciclos; en el primero el robot estima su orientación actual y la corrige con respecto a la orientación obtenida por visión y al sistema de referencia coordinado y orientado definido para el entorno. En el segundo ciclo, estima su posición actual y, de ser requerida, realiza la corrección oportuna. Hay que enfatizar que durante el recorrido de una trayectoria el robot contaba con tres fuentes de información para corregir su pose: la primera fuente hace referencia a la pose estimada por medio de la visión, la segunda corresponde a la pose indicada en el historial de movimiento; es decir, la pose objetivo y la última corresponde a la pose estimada por la odometría. También hay que aclarar que el propósito de estos cinco recorridos fue evaluar, en cada pose de un recorrido, la posición actual del robot con respecto a la posición objetivo en la cual se debería de encontrar según lo indica el historial de movimiento (trayectoria a recorrer) una vez que éste ha estimado y corregido su posición en dicho punto del trayecto; es decir, si la posición objetivo corresponde a la posición en la cual, después de haber realizado las correcciones necesarias, se encuentra actualmente el robot. Por lo tanto, estos cuatro experimentos (recorridos) se enfocaron en el segundo ciclo del proceso: estimar y corregir la posición actual del robot. Para ello, en cada una de las poses objetivo de cada recorrido, la posición estimada por visión (VX , VY) es comparada con la posición de la submeta_i (posición objetivo HX_i , HY_i) indicada en el historial. Hay que aclarar que el robot estima su posición por medio de la visión en su ubicación actual; sin embargo, puede que ésta no corresponda exactamente al espacio físico en donde él se encuentra, lo que puede generar un error (ver Figura 5.5).

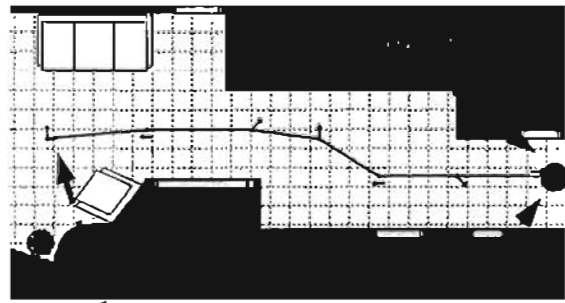
Ruta 1



Pose final

Pose inicial

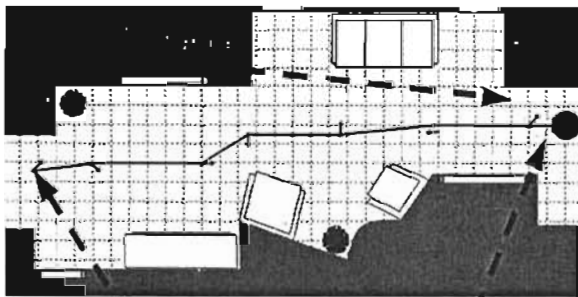
Ruta 2



Pose final

Pose inicial

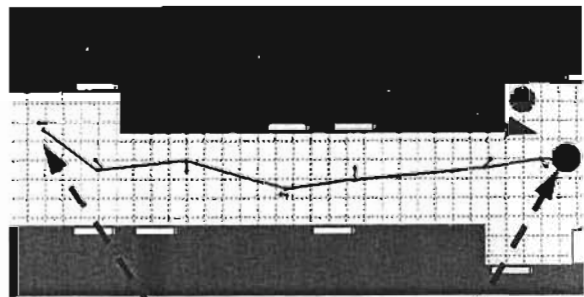
Ruta 3



Pose final

Pose inicial

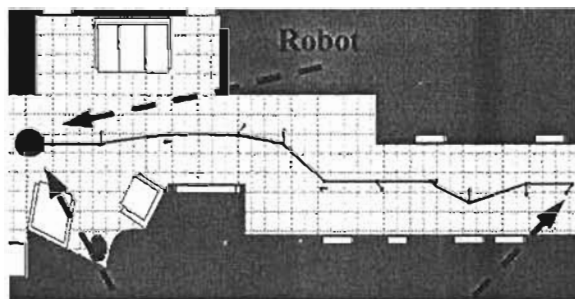
Ruta 4



Pose final

Pose inicial

Ruta 5



Pose inicial

Pose final

Fig. 5.4 Trayectorias generadas en el entorno (corredor del Departamento de Ciencias de la Computación del IIMAS, UNAM).

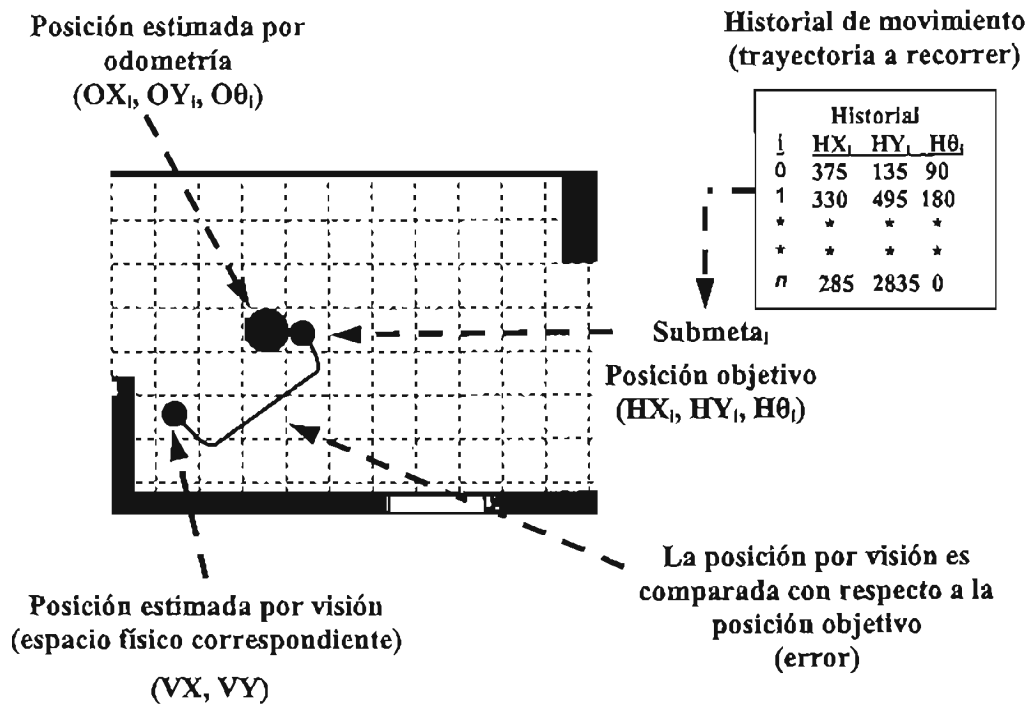


Fig. 5.5 Error entre la posición del robot estimada por visión y la posición de la submeta_i "pose objetivo" correspondiente al historial de movimiento que se le proporciona.

El error (EX, EY), es decir, la diferencia entre las variables (VX, HX_i) y (VY, HY_i) es incrementado o decrementado en las variables (OX_i, OY_i) correspondientes a la odometría. Como resultado de ello se realiza un desplazamiento con el cual se pretende corregir la posición actual del robot con respecto a la posición objetivo indicada en el historial de movimiento, correspondiente a la submeta_i. Como se observa en la Figura 5.6 la traslación se realizó considerando el 100% del error entre la posición estimada por visión y la posición de la submeta_i, es decir, se da un 100% de ponderación a la información que proporciona la visión y un 0% a la información proporcionada por la odometría.

Como se observa en la figura anterior, el desplazamiento que realiza el robot para corregir su posición trae como consecuencia, que en lugar de acercarse a la posición objetivo (espacio físico en el cual se debería encontrar) indicada en el historial de movimiento éste se aleje considerablemente de ella. Por lo tanto, considerar 100% confiable a la información proporcionada por la visión sobre la posición actual del robot puede resultar un error que ocasione que el robot se pierda aún más en su entorno. En cambio, la información que la odometría presenta sobre la posición actual del robot, como se observa en la figura anterior, tiende a ser más cercana a la posición objetivo; por lo tanto, el error tiene a ser menor. Por esta razón, cada uno de estos cuatro recorridos se llevó a cabo con un porcentaje de ponderación distinto tanto para la visión como para la odometría.

Los valores de ponderación se establecieron como pares (visión, odometría): (100%, 0%), (10%, 90%), (5%, 95%) y (3%, 97%). Con ello, el desplazamiento que el robot realice para corregir su posición será cada vez cada vez menor. Esto implica que, una vez estimada y corregida la posición, la posición actual del robot tenderá a corresponder a la posición objetivo (submeta_i). De esta manera, las variables odométricas (OX_i, OY_i) sólo se incrementaran o decrementaran en proporción a la ponderación dada a la visión, es decir, cierto porcentaje del error obtenido entre la posición estimada por la visión y la posición objetivo (submeta_i). En el último (sexto) recorrido se le dio un peso total a la odometría asignándole ponderación de 100%, por lo que no se realizó corrección alguna sobre la posición del robot pero sí sobre su orientación; esto significa que la visión solamente se utilizó para ayudar a corregir su orientación.

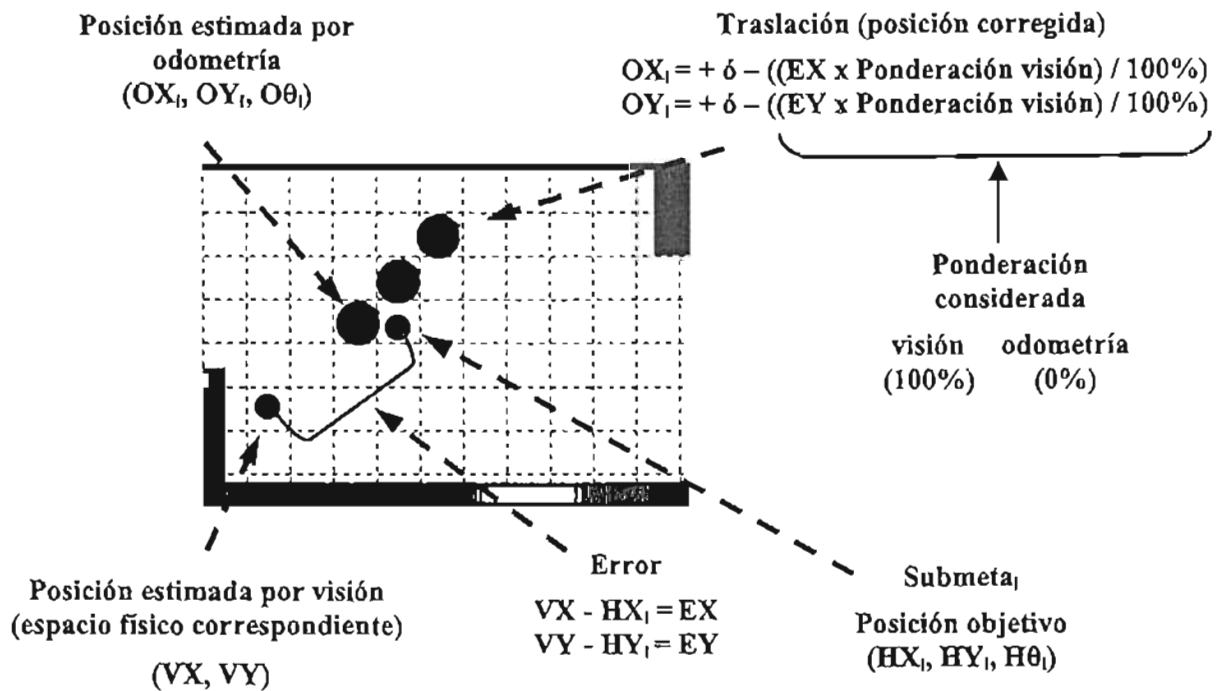


Fig. 5.6 Posición del robot corregida respecto a la posición indicada en la submeta_i (pose objetivo), la cual se le proporcionó en el historial de movimiento (trayectoria a recorrer).

Una vez realizada la corrección sobre su pose, para los primeros cuatro recorridos, y la corrección sobre su orientación, para el último recorrido, se asume que el robot ya se ubica en la pose objetivo (submeta_i) en la cual se debería de encontrar según lo indica el historial de movimiento. En seguida la información odométrica es actualizada, la posición se actualiza con los valores correspondientes de la posición objetivo (submeta_i, (HX_i, HY_i)) y la orientación es actualizada con respecto a la orientación definida previamente (en el primer ciclo)

por la visión ($V\theta$). Posteriormente, del historial de movimiento, el robot obtiene la siguiente pose objetivo (submeta_{i+1}) hacia la cual se debe dirigir para continuar su recorrido (ver Figura 5.7) y una vez en o cerca de ella (debido al error generado por la odometría) realiza el proceso ya descrito a fin de poder concluir el recorrido satisfactoriamente.

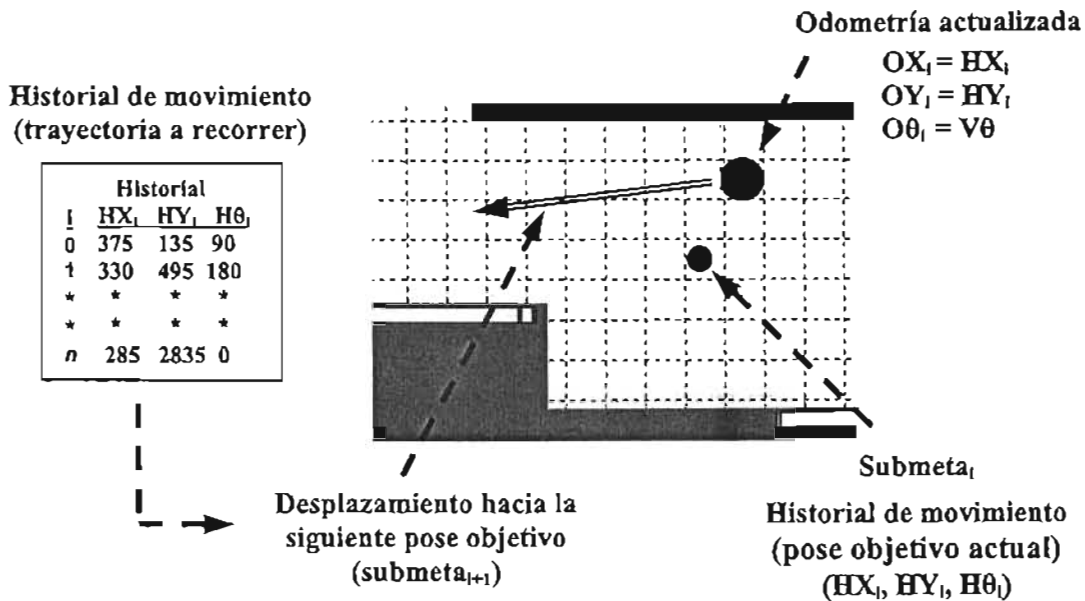


Fig. 5.7 Desplazamiento del robot hacia la siguiente pose objetivo (submeta_{i+1}) del recorrido (historial de movimiento) a partir de la pose corregida respecto a la posición indicada en la submeta_i, del historial de movimiento y a la orientación definida por la visión.

Los objetivos de estas pruebas fueron, por un lado, determinar qué tan grande es el error en las poses estimadas por el robot al recorrer las trayectorias utilizando únicamente una sola fuente de información (odometría) y al recorrerlas utilizando ambas fuentes de información (odometría y visión) con distintos grados de ponderación. Por otro lado, al utilizar distintos grados de ponderación para ambas fuentes de información se pretendió determinar el grado de confiabilidad que se daría a cada una de ellas sobre la información de la posición actual del robot, a fin de que la pose estimada y posteriormente corregida se encontrara cerca de la pose objetivo.

Las trayectorias recorridas por el robot respecto a cada una de las pruebas realizadas, es decir, el recorrido utilizando una sola fuente de información (odometría) y los recorridos utilizando ambas fuentes (visión y odometría) a diferentes ponderaciones (100%, 0%), (10%, 90%), (5%, 95%) (3%, 97%) y (0%, 100%) en cada una de las cinco trayectorias generadas se ilustran en las

Figuras 5.8 – 5.12, donde (TR) corresponde al recorrido realizado por el robot y (TO) corresponde a la trayectoria a ser recorrida.

En las Tablas 6.3 – 6.7 se muestra el error promedio de los resultados obtenidos al recorrer el robot cada una de las rutas y estimar en cada una de las poses objetivo (conocidas) que las conforman su pose actual por medio de la visión, (X, Y) representan el error promedio en la posición del robot, (θ) representa el error en su orientación y (D) la distancia promedio entre las poses esperadas (objetivo) y las poses estimadas. Como se observa en las ilustraciones anteriores el robot no concluyó ninguna de las trayectorias generadas, por lo tanto, el error promedio obtenido en cada prueba corresponde únicamente a la cantidad de poses objetivo por las que paso, en cada recorrido, antes de perderse. Para ello, en la parte superior derecha de cada tabla se indica el número de poses objetivo que componen a la trayectoria que representa y en esa misma columna se indica el número de poses objetivo que el robot recorrió en cada prueba. En los Anexos No. 7 – 11 se ilustran a detalle todas las poses objetivo (conocidas) y todas las poses estimadas durante los recorridos del robot, así como el error estimado entre ellas.

En este capítulo se han descrito los experimentos que se llevaron a cabo para definir las acciones que el robot realizaría una vez implementado el sistema en él, para determinar el número de imágenes con las cuales el modelo final sería generado y para ayudar a localizar los factores que, en un momento dado, pudieran afectar el resultado del proceso: la pose del robot. También se ha detallado la serie de experimentos que se realizaron una vez implementado el sistema en el robot, así como los objetivos de variar el grado de confiabilidad (ponderación) de las fuentes de información (odometría y visión) empleadas para estimar la pose actual del robot. Por último se han mostrado los resultados obtenidos de cada uno de los experimentos definidos. En el siguiente capítulo se presentan las discusiones sobre los resultados obtenidos, las conclusiones finales de la investigación, así como las discusiones sobre alternativas para continuar con esta línea de investigación.

RUTA 1

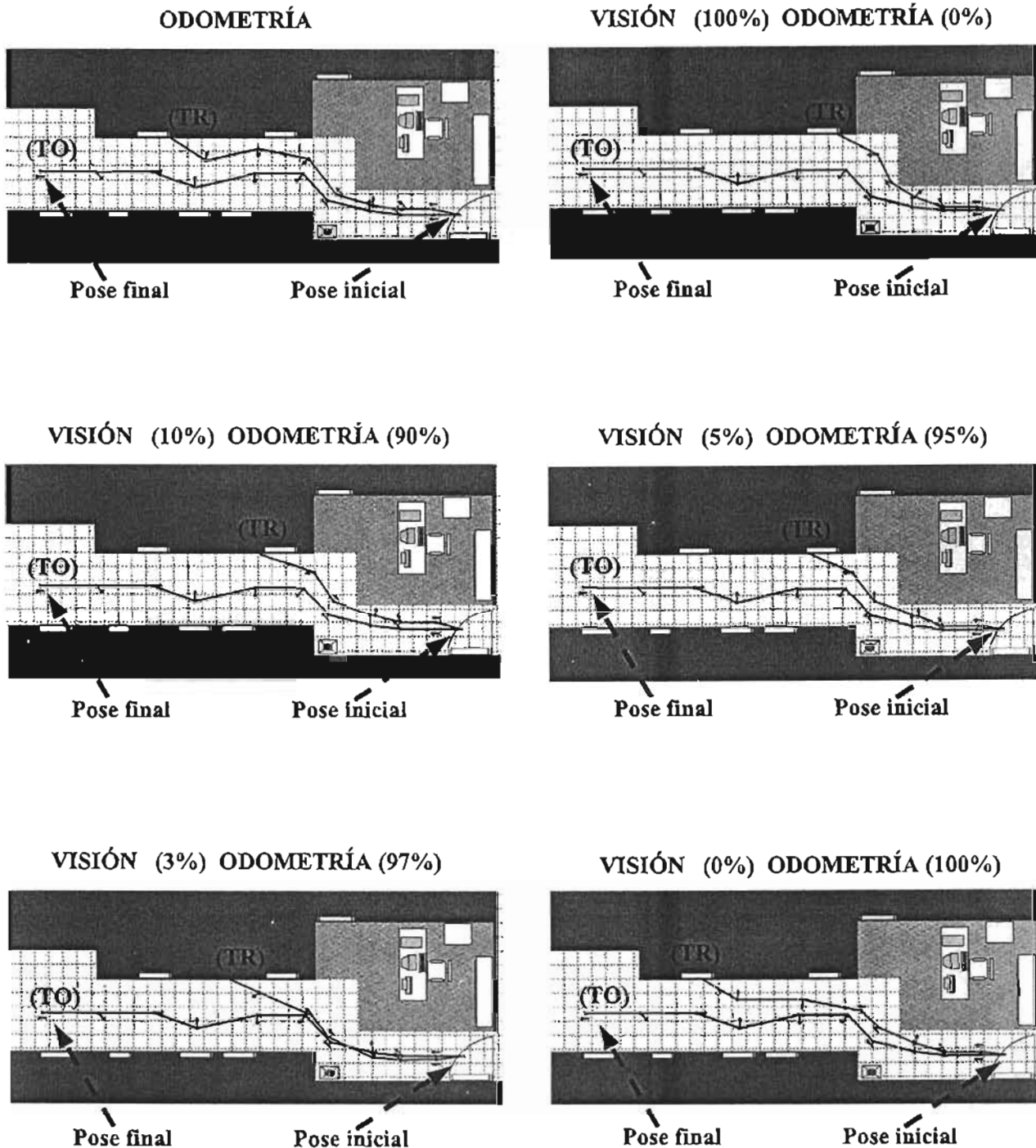


Fig. 5.8 Recorridos realizados por el robot en la ruta 1: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.

RUTA 2

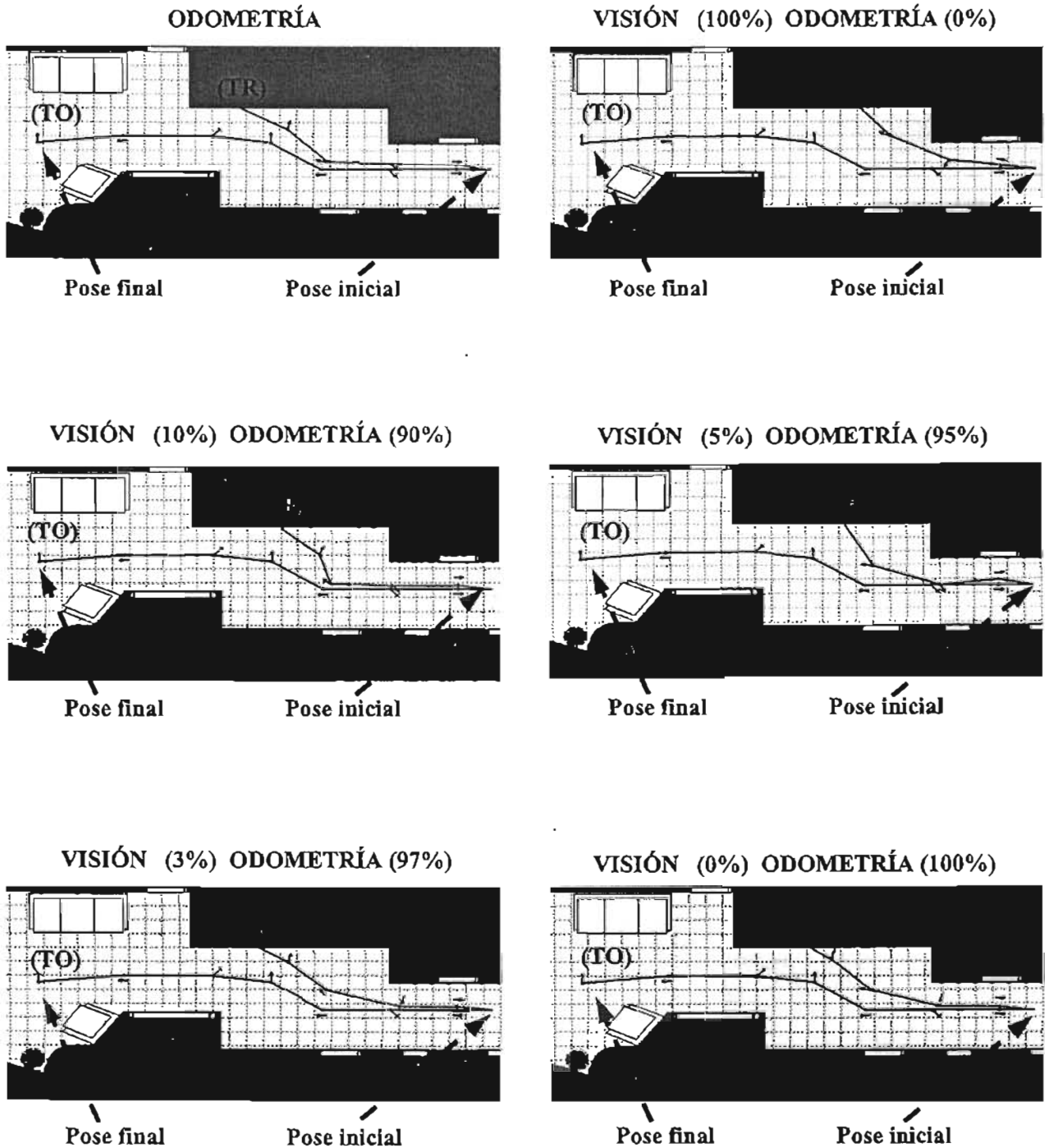


Fig. 5.9 Recorridos realizados por el robot en la ruta 2: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.

RUTA 3

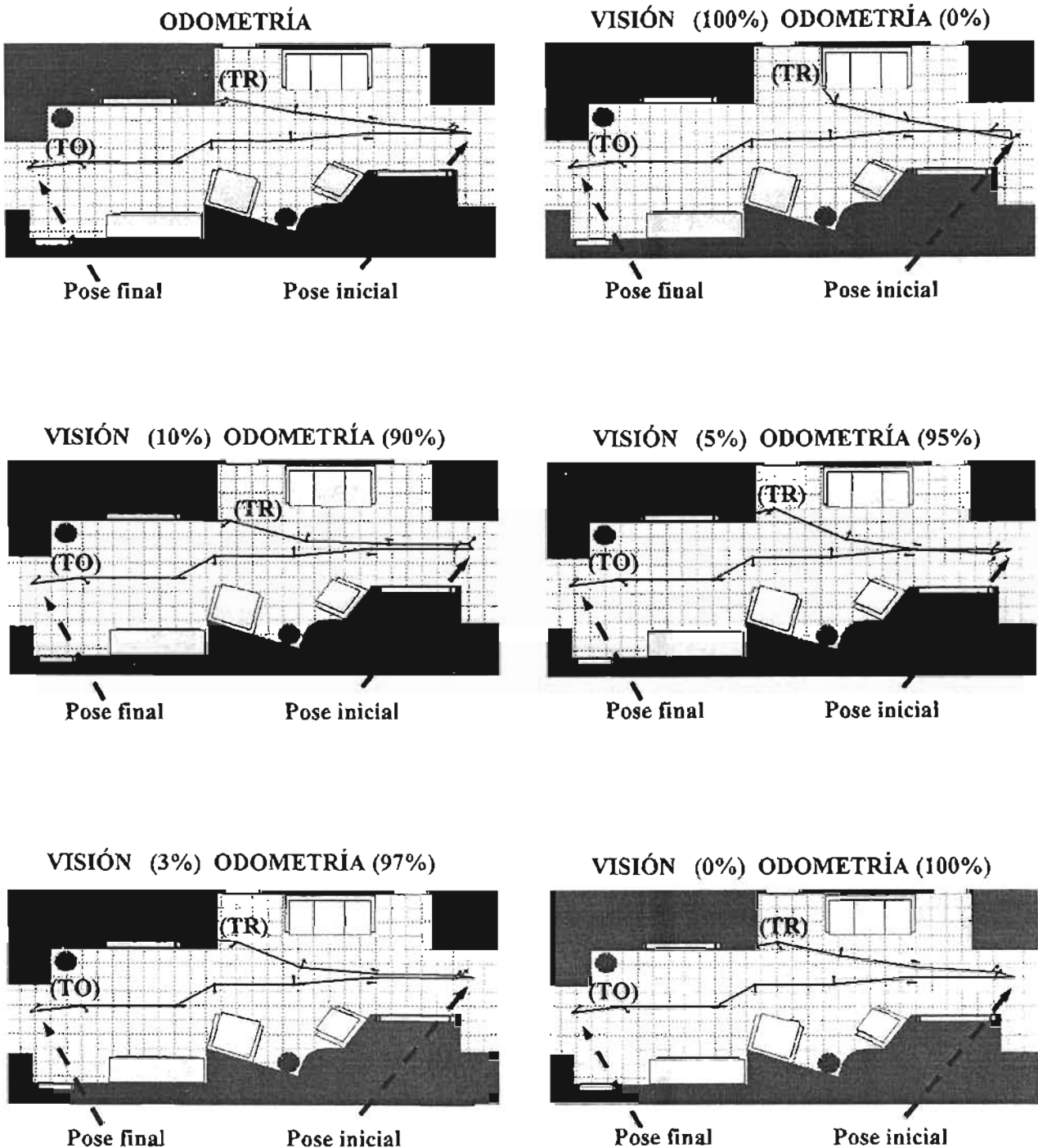


Fig. 5.10 Recorridos realizados por el robot en la ruta 3: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.

RUTA 4

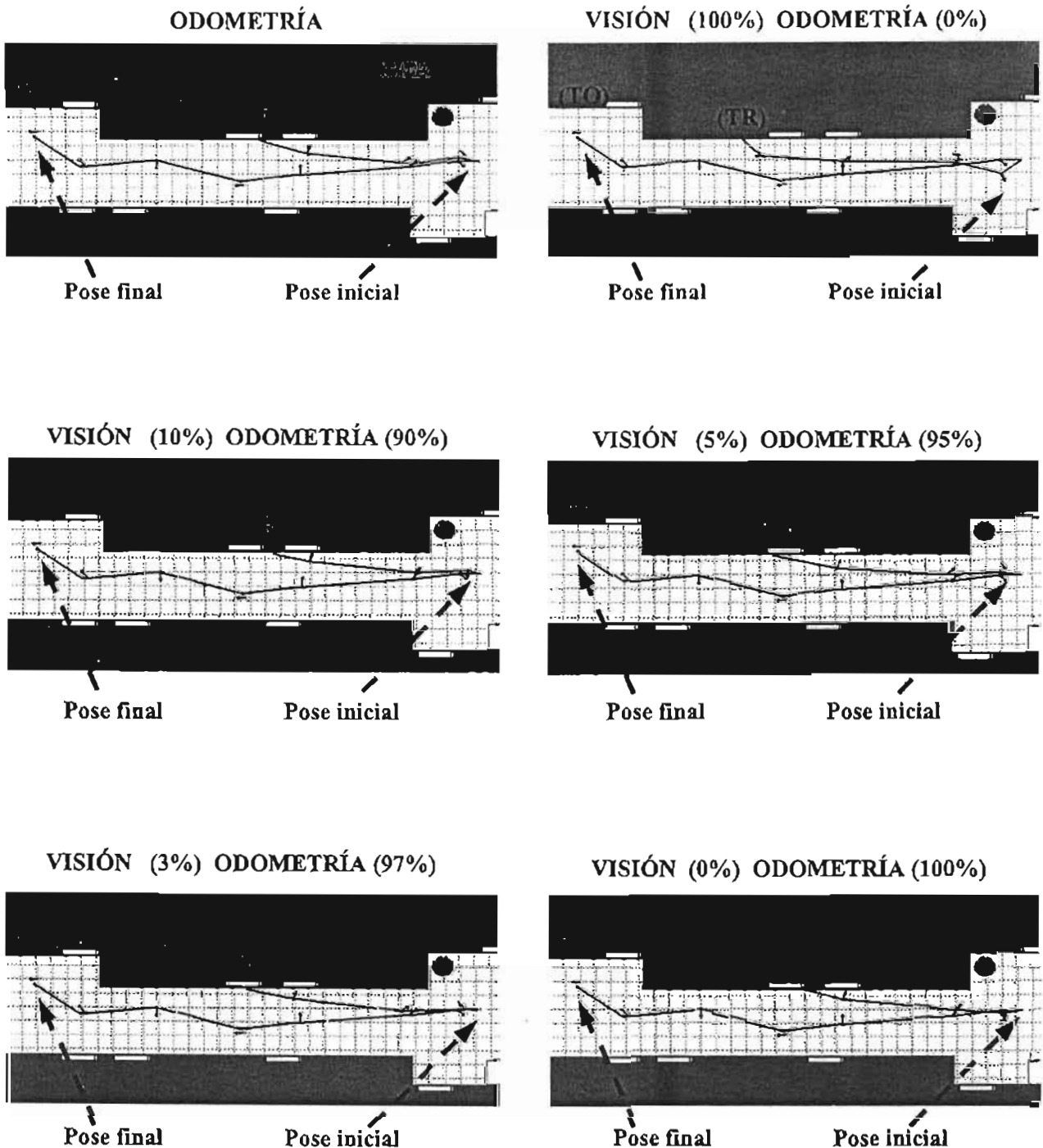


Fig. 5.11 Recorridos realizados por el robot en la ruta 4: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.

RUTA 5

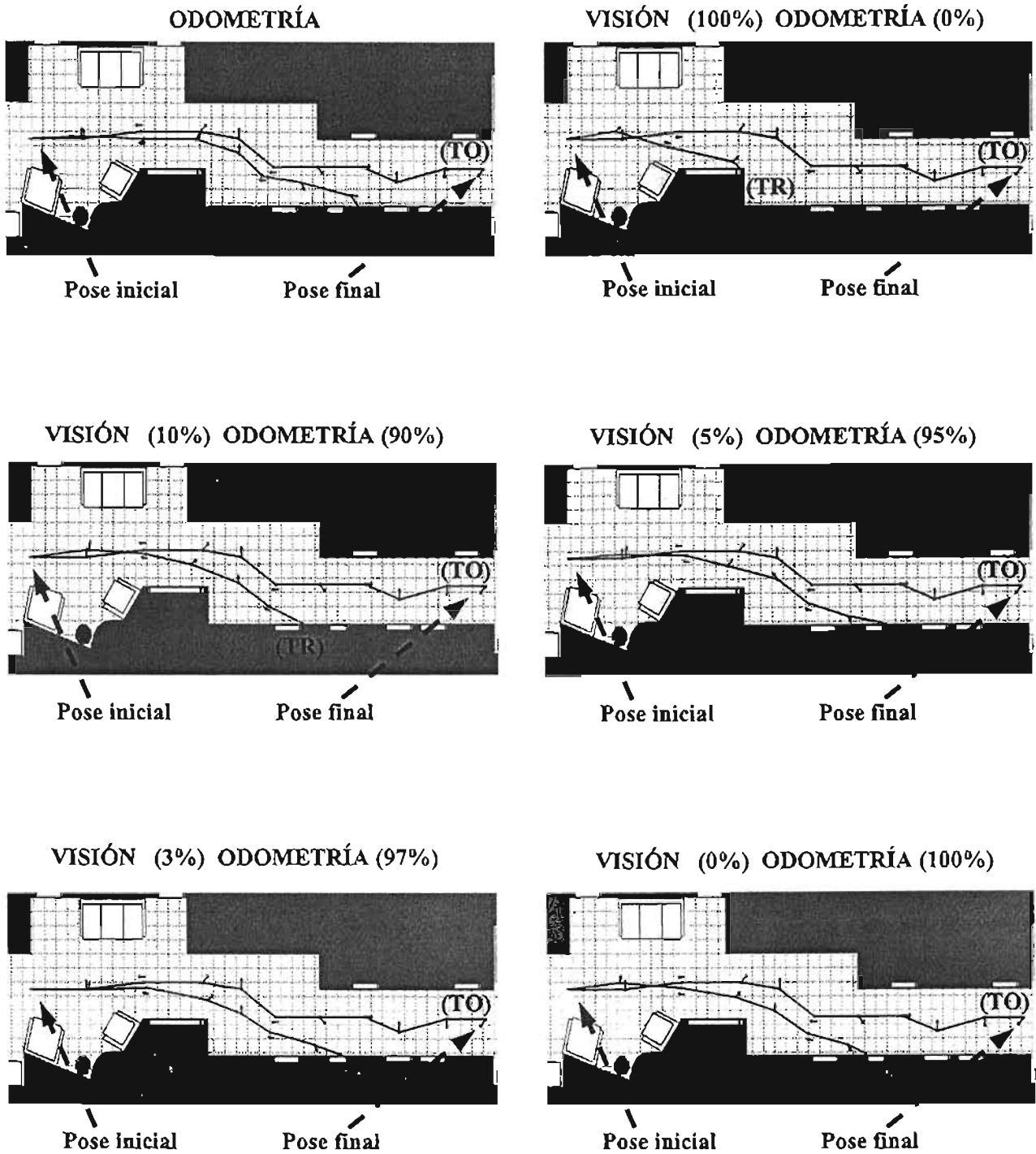


Fig. 5.12 Recorridos realizados por el robot en la ruta 5: (TR) trayectoria realizada por el robot, (TO) trayectoria a recorrer.

RUTA 1

Experimento (Información)				Error promedio				Trayectoria
				X cm	Y cm	Θ grados	D cm	No. de Poses 10
Odometría				26.429	10.000	3.571	29.459	7
Visión	100%	Odometría	0%	20.000	23.000	22.400	32.248	5
Visión	10%	Odometría	90%	24.000	10.000	10.400	26.393	5
Visión	5%	Odometría	95%	20.000	9.000	21.800	22.155	5
Visión	3%	Odometría	97%	14.167	5.000	23.500	16.581	6
Visión	0%	Odometría	100%	22.857	8.571	12.714	26.483	7

Tabla. 5.3 Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 1.

RUTA 2

Experimento (Información)				Error promedio				Trayectoria
				X cm	Y cm	Θ grados	D cm	No. de Poses 7
Odometría				18.750	12.500	8.750	23.309	4
Visión	100%	Odometría	0%	33.333	26.667	36.333	43.530	3
Visión	10%	Odometría	90%	10.000	26.250	17.000	29.899	4
Visión	5%	Odometría	95%	20.000	10.000	15.333	25.811	3
Visión	3%	Odometría	97%	25.750	15.000	34.250	30.879	4
Visión	0%	Odometría	100%	27.500	13.750	25.500	31.221	4

Tabla. 5.4 Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 2.

RUTA 3

Experimento (Información)				Error promedio				Trayectoria
				X cm	Y cm	Θ grados	D cm	No. de Poses 7
Odometría				43.750	13.750	23.250	46.019	4
Visión	100%	Odometría	0%	40.000	20.000	32.333	50.243	3
Visión	10%	Odometría	90%	29.500	29.500	19.000	46.058	4
Visión	5%	Odometría	95%	38.750	22.500	23.250	47.080	4
Visión	3%	Odometría	97%	35.000	20.000	22.250	40.899	4
Visión	0%	Odometría	100%	46.250	17.500	15.500	49.786	4

Tabla. 5.5 Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 3.

RUTA 4

Experimento (Información)				Error promedio				Trayectoria
				X cm	Y cm	Θ grados	D cm	No. de Poses 7
Odometría				17.333	6.667	11.000	19.273	3
Visión	100%	Odometría	0%	28.750	10.000	94.750	31.816	4
Visión	10%	Odometría	90%	25.000	11.667	26.333	29.544	3
Visión	5%	Odometría	95%	21.667	6.667	12.667	23.042	3
Visión	3%	Odometría	97%	21.667	10.000	12.000	25.012	3
Visión	0%	Odometría	100%	25.000	2.333	12.333	25.399	3

Tabla. 5.6 Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 4.

RUTA 5

Experimento (Información)				Error promedio				Trayectoria
				X cm	Y cm	Θ grados	D cm	No. de Poses 10
Odometría				24.286	17.857	7.571	32.503	7
Visión	100%	Odometría	0%	33.333	20.000	107.333	40.216	3
Visión	10%	Odometría	90%	30.000	13.000	11.000	33.729	5
Visión	5%	Odometría	95%	31.667	14.167	18.167	37.895	6
Visión	3%	Odometría	97%	29.167	9.167	9.000	31.295	6
Visión	0%	Odometría	100%	33.333	14.167	8.167	36.527	6

Tabla. 5.7 Resultados de las pruebas correspondientes a la ruta 5.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES

6.1 Discusión de los resultados

En esta investigación se han realizado una serie de experimentos con el fin de obtener los parámetros que permitan a la metodología planteada estimar la pose actual del robot, en su ambiente, con la mayor precisión posible, de tal manera que éste pueda realizar y concluir un recorrido (trayectoria) a lo largo de su entorno, dada una pose inicial y una final (meta), de manera satisfactoria.

Como se mencionó anteriormente, antes de realizar el experimento principal, del cual se obtendrán las conclusiones finales de la investigación, fue necesario realizar algunos experimentos preliminares con el fin de determinar y en la medida de lo posible controlar aquellos factores que en un momento dado pudiesen afectar el procesamiento de la información y, por lo tanto, el resultado del sistema: “la pose del robot”.

Las pruebas preliminares se realizaron con el propósito específico de:

- Determinar si el problema de la ambigüedad (imágenes que tomadas en distintas poses del entorno presentan gran semejanza en su configuración) es un factor que realmente puede afectar el resultado de la pose obtenida por medio de la visión y, de ser así, que tan grave es el error obtenido.
- Comprobar si la cantidad de imágenes, empleadas en la generación del modelo, es directamente proporcional a la precisión de la pose del robot estimada por medio de la visión.

Como se observa en los resultados de la Tabla 5.1 correspondientes a las pruebas realizadas en el primer experimento (búsqueda global de las imágenes más cercanas y semejantes a la imagen evaluada (entrada)), la ambigüedad es un problema que se encuentra presente en la configuración del entorno y, por lo tanto, en los datos (imágenes) recolectados del mismo. Como se observa, éste es un problema grave, pues no hay una disminución del error al estimar la pose del robot aún cuando el número de imágenes en el modelo es incrementado. Es más en el experimento 1.2, en el cual se emplearon las imágenes correspondientes a la 1ª y 2ª etapa para generar el modelo, parece que el error en algunas de las variables (Y , θ) disminuye, sin embargo para (X) aumenta. En cambio para el experimento 1.3, en el cual se utilizaron las imágenes correspondientes a las tres etapas, el resultado es inverso para (Y , θ) el error aumenta y para (X) disminuye. Con este experimento se concluye que, realizar una búsqueda global para

seleccionar las imágenes más semejantes y cercanas a la imagen de entrada (capturada por el robot en su ubicación actual) y con este grupo determinar la pose actual del robot no es recomendable pues la similaridad y ambigüedad en los datos puede generar un error demasiado grande (como se observa en los anexos 1- 3) que ocasione que el robot se pierda.

Como consecuencia de los resultados obtenidos en el experimento anterior se optó por realizar un segundo experimento, en el cual la búsqueda de las imágenes se realiza en una determinada zona de entorno (de forma local) próxima a la ubicación actual del robot. Dicha región es impuesta por la información odométrica, lo que se conoce en esta investigación como el rango de posición y orientación. Hay que recordar que al no realizar el robot ningún desplazamiento (en este experimento) la información para generar estos rangos (poses objetivo) fue proporcionada por el usuario. Los resultados obtenidos en la Tabla 5.2, como era de esperarse, mejoraron considerablemente; pues al considerar una determinada zona del entorno para buscar este grupo de imágenes, la ambigüedad no se elimina pero se contiene dentro de este espacio lo que reduce el error al estimar la pose de forma considerable. Si se toma en cuenta que de las imágenes que se concentran dentro de esta zona no se consideran todas para estimar la pose del robot, sino sólo aquellas que se encuentran a determinadas orientaciones delimitadas por el rango de orientación, la ambigüedad se reduce aún más. Además se aprecia que, mientras mayor sea la cantidad de imágenes empleadas en el modelo la precisión al estimar la pose del robot por medio de la visión tiende a aumentar; pues como se observa el error disminuye considerablemente conforme el número de imágenes es incrementado. En los anexos 4 – 6 se puede apreciar con más detalle la precisión obtenida en cada pose estimada por la visión con respecto a su correspondiente pose esperada (conocida) conforme el número de imágenes es incrementado.

Los resultados experimentales obtenidos en ambas pruebas, al colocar el robot en las distintas localidades para obtener su pose, son satisfactorios, ya que se obtuvieron buenas colusiones de ellos lo que permitió definir algunos de los factores que se emplearan en el experimento principal y que en conjunto contribuyen de alguna manera a mejorar el funcionamiento del sistema:

- En el experimento principal se realizará la búsqueda del grupo de imágenes con mayor semejanza a imagen evaluada (entrada) en una determinada zona del entorno impuesta por la información odométrica; es decir, la búsqueda se llevará a cabo de forma local con lo cual se reduce considerablemente la ambigüedad presente en el entorno y, a su vez, en las imágenes.
- El modelo se generará con las imágenes correspondientes a las tres etapas (5424), ya que los errores promedio obtenidos en el experimento piloto No.2 indican que un mayor número de imágenes puede reducir el error obtenido al estimar la pose actual del robot.

- La pose del robot será obtenida en dos ciclos, en el primero, se estima su orientación y se corrige de ser necesario con respecto a la orientación estimada por visión. En el segundo ciclo, se estima su posición y, también de ser requerida, se realiza la corrección oportuna. En ambos casos se considera el sistema de referencia coordinado y orientado implantado en el entorno para corregir la pose del robot. Se estima la pose en dos ciclos porque se asume que la precisión en la pose, al separar las componentes orientación y posición, puede ser mayor; ya que la corrección de su posición y orientación se llevarían a cabo individualmente.

En el experimento principal, se generaron algunas rutas a lo largo del corredor del departamento mismas que el robot debía de recorrer. El proceso para estimar su pose y corregirla, de requerirse, en cada una de las submetas_i (poses objetivo) que integran a cada trayectoria se realizó de acuerdo al proceso mencionado en los capítulos II y III. La variante que se realizó al corregir posición del robot, consistió en tomar en cuenta distintos grados de ponderación tanto para la visión como para la odometría con el propósito de determinar de manera empírica el grado de confiabilidad que se le daría a cada una de ellas. De tal manera que la pose actual del robot, una vez estimada y corregida, gradualmente se fuera acercando a su pose objetivo en el espacio físico correspondiente.

El objetivo específico que se persigue en el experimento principal al realizar estas pruebas es: determinar el error al recorrer cada una de las cinco trayectorias, primero empleando una sola fuente de información (idiotética) y después empleando ambas (idiotética y alotética) con distintos grados de ponderación. Con ello, se pretende verificar si la metodología propuesta es válida y, de requerirse, corrige la información proporcionada por la odometría sobre la pose actual del robot.

Los resultados de los recorridos realizados por el robot en todas las trayectorias se ilustran en las Figuras 5.8 – 5.12. Hay que observar que la odometría no es suficiente para estimar de manera precisa la pose actual del robot, pues conforme el robot se desplaza por el ambiente el error generado por esta fuente de información tiende a acumularse, lo que ocasiona que no logre terminar el recorrido. Sin embargo, como se observa en las ilustraciones, salvo en algunos recorridos, las trayectorias realizadas únicamente con la información odométrica tienden a ser mejores que las realizadas con ambas fuentes de información; es decir, los errores como se observa en las tablas 6.3 – 6.7 y en los anexos 7 – 11 tienden a incrementarse en la mayoría de los recorridos realizados con ambas fuentes de información. De las trayectorias recorridas con distintas ponderaciones no es posible determinar con cual grado de ponderación se realizó un mejor recorrido, pues varían entre sí, por lo mismo no es posible establecer un grado de confiabilidad para ambas fuentes de información que sea fiable y que permita realizar un mejor recorrido que el llevado a cabo con la odometría.

6.2 Conclusiones

Uno de los más grandes problemas que presentan los robots móviles es sin duda poder autocalizarse adecuadamente en su entorno; ésta es una tarea difícil de resolver, pero esencial para poder realizar tareas de mayor nivel como la planificación de trayectorias, la evasión de obstáculos, etc. En los últimos años se han realizado numerosas investigaciones en las cuales se han propuesto una gran variedad de técnicas de autoposicionamiento. La mayoría de ellas concuerda en que no es posible autoposicionar adecuadamente a un robot móvil utilizando solamente una fuente de información (sensor). Es por ello que se considera necesario dotar al robot móvil con un sistema sensorial (distintos tipos de sensores complementarios) que le permita obtener una mayor cantidad de información sobre su entorno y, que a su vez, la información proporcionada por cada uno de ellos pueda ser validada por los otros, de tal manera, que al integrarla permita estimar la pose del robot con mayor precisión, respecto a un sistema de referencia coordinado y orientado definido para el ambiente. Estas fuentes de información, comúnmente utilizadas en los robots móviles, se dividen en dos grandes grupos: *idiotética* y *alotética*.

La información *idiotética* no necesita un pre-procesamiento exhaustivo de la información proporcionada por los sensores, ni tampoco necesita realizar una interpretación del entorno para estimar la pose del robot. Ésta se obtiene directa, continua e inmediatamente a partir de las medidas o parámetros proporcionados por los sensores, con respecto a un punto inicial. Por el contrario, la información *alotética* necesita realizar un pre-procesamiento de la información (en ocasiones exhaustivo) obtenida a través de los sensores, la cual indica el estado actual del ambiente. A partir de ésta se estima la pose del robot mediante la comparación de las características (objetos, color, textura ,etc.) extraídas en la ubicación actual del robot con respecto a otras previamente obtenidas (modelo), siendo necesaria una interpretación del entorno.

En esta investigación se propuso una nueva estrategia para el autoposicionamiento de los robots móviles en interiores, basada en el uso conjunto de la información idiotética (específicamente la odometría, con la cual el robot ha venido estimando su pose) y alotética (específicamente la visión). El sistema requiere de una fase previa de entrenamiento o aprendizaje, es decir, la captura de imágenes en distintas poses del ambiente y la extracción de sus características representadas como "histogramas de intensidad", información principal con la cual el modelo del sistema es generado. La novedad fundamental en el sistema propuesto radica en establecer una correlación entre una pose en el espacio físico y el histograma de intensidad que presenta una imagen. De esta manera la pose actual del robot es estimada mediante la comparación de las características extraídas de una imagen en su ubicación actual con respecto a las características almacenadas en la estructura de datos; con la pose obtenida por medio de la visión se pretendió validar y, de ser necesario, corregir la información proporcionada por las lecturas odométricas. El propósito de ello es que el robot

pueda estimar su pose actual con la mayor precisión posible, lo cual le permita realizar y concluir de manera satisfactoria cualquier recorrido a través de su entorno. Hasta donde se está consciente, este trabajo es original y no se basa en ninguna propuesta similar publicada anteriormente.

Con base a los resultados obtenidos de las pruebas realizadas se puede concluir que:

Autoposicionar a un robot móvil de forma absoluta en el entorno, con respecto al sistema de referencia coordinado y orientado definido para el entorno, con la metodología propuesta, resulta imposible debido al problema de la similaridad y la ambigüedad que presenta la configuración del ambiente. Esto se debe a que a pesar de que los histogramas poseen información discriminadora, ésta no es suficiente como para identificar la pose a la que corresponden dos imágenes cuyas características son muy semejantes. La solución propuesta, posicionar al robot en un espacio local utilizando la información odométrica para delimitar este espacio, reduce considerablemente este problema al contenerlo dentro de cierta zona pero no lo elimina, pues las características extraídas de cada imagen no sólo generan ambigüedad al poseer dos imágenes una configuración semejante (la misma distribución de los elementos que las conforman) sino también al presentar una proporción semejante en las características obtenidas, aún cuando éstas no se encuentren distribuidas de manera semejante, es decir, aún cuando no presenten la misma configuración.

El desempeño del robot con el método propuesto no fue del todo satisfactorio, ya que no mejoró el autoposicionamiento del mismo; incluso, en los recorridos anteriormente ilustrados, la odometría mostró mejores resultados. Como una posible explicación sobre los resultados obtenidos se tiene que, aunque se intentó minimizar la brecha existente entre el entorno (mundo real) y el modelo del mismo recolectando la mayor cantidad de información (imágenes) posible bajo las consideraciones mencionadas anteriormente, el número de imágenes es relativamente bajo; pues las poses correspondientes a cada imagen están relativamente lejanas entre sí. Esto trae como consecuencia que, a menos que el robot se encuentre en el centro del triángulo formado por el grupo de imágenes con el que se estimará su pose actual, la pose estimada por visión frecuentemente corresponderá a una pose física que puede estar relativamente lejana de su pose actual; ésto le resta precisión y, a su vez, puede generar un error aún mayor al realizar la corrección de la misma.

Incrementar el número de imágenes en el modelo no se considera adecuado, pues la ambigüedad que se presenta dentro de la zona delimitada por los rangos de posición y orientación al estimar la pose actual del robot, podría aumentar considerablemente; por lo tanto, se puede concluir que la cantidad de imágenes no es directamente proporcional a la precisión de la pose del robot estimada por visión y en cambio puede ser directamente proporcional al incremento de la ambigüedad en el modelo del ambiente, es decir, la representación del entorno.

Otra de las limitaciones que presenta el sistema es que, tomado en cuenta el problema mencionado anteriormente sobre la ambigüedad, efectivamente selecciona de la estructura de datos aquellas características que son las más parecidas a las características extraídas de la imagen evaluada (entrada) en su pose actual, pero no precisamente son las más cercanas a su pose real debido a que, por un lado, no existe una continuidad espacial y la ambigüedad está presente y, por otro lado, la discretización realizada en el ambiente ocasiona que algunas imágenes cambien drásticamente su configuración en poses muy cercanas entre sí. Esto ocasiona que el grupo de imágenes (poses) no corresponda precisamente a las que se encuentran alrededor del robot y, por lo tanto, la pose estimada se encuentre relativamente lejana de su pose real. Estos resultados indican que es necesario, como paso previo al autoposicionamiento, resolver el problema de la similaridad y ambigüedad que puede presentar el entorno. Esto permitirá clasificar adecuadamente a una nueva imagen dentro de los grupos (clases) de imágenes existentes en la estructura de datos que sean verdaderamente semejantes, pues se podrá definir con mayor precisión a cuál pose física corresponde una determinada imagen con respecto al sistema de referencia.

Sin duda alguna las condiciones de iluminación, en lo referente a la información proporcionada por la visión, pueden ocasionar variaciones en los resultados. Sin embargo, los resultados obtenidos no indican que ésta haya contribuido considerablemente en los errores obtenidos. Es posible bloquear o controlar de alguna manera la iluminación natural presente en el ambiente, con lo cual se reduciría y facilitaría tanto el proceso de recolección de las imágenes como los errores en el procesamiento de la información. Sin embargo, controlarla no se considera adecuado, pues se mantiene la postura de que los robots son los que tienen que adaptarse al entorno estructurado específicamente para las funciones humanas. De no ser así, la tendencia sería modificar la estructura del entorno a su conveniencia, de tal manera que su funcionamiento no se viera afectado por condiciones del ambiente sobre las cuales no pueda laborar; lo que lejos de beneficiar al ser humano, le causa mayores complicaciones al tener que vigilar constantemente que la configuración del ambiente no cambie drásticamente.

Se considera que uno de los aspectos de mayor relevancia a desarrollar para mejorar el sistema es, por un lado, la extracción de características de la imagen; es decir, extraer de cada imagen un mayor número de características que permitan disminuir aún más el problema de la ambigüedad. Las características obtenidas de cada imagen deben de representar, por un lado, la configuración de la misma; es decir, la distribución de las propiedades que conforman a la imagen, de tal manera que la ambigüedad que presenta una imagen con respecto a otra, corresponda exclusivamente a la configuración de la misma (distribución de sus elementos) y no a características que una vez extraídas y agrupadas puedan generar confusión al presentarse no en la misma configuración pero sí en la misma o similar proporción.

Por otro lado, la precisión en la pose estimada debe de ser mejorada a fin de que la pose actual del robot, una vez realizadas las tareas de la estimación y corrección de la misma, correspondan a la pose objetivo; de esta manera el robot podrá ubicarse adecuadamente en cada una de las poses objetivo que conforman a un determinado trayecto y, por lo tanto, concluir de manera satisfactoria su recorrido. Se propone el uso de los sensores ultrasónicos (sonar) para mejorar la precisión en la estimación de la pose. Para ello, la información proporcionada por este sensor deberá ser integrada a cada ciclo del proceso de autolocalización, expandiendo las funciones de los módulos de localización. De esta manera, en lo referente al primer ciclo, la información proporcionada por el sonar puede ayudar a ajustar con mayor precisión la orientación del robot tal como se menciona en la referencia [5] en la cual el sonar es utilizado para orientar al robot. El proceso para estimar y corregir su orientación podría ser realizado de la siguiente manera: La propuesta planteada para orientar al robot indica que en el primer ciclo éste debe de obtener un grupo de imágenes de la estructura de datos que le permita estimar su orientación actual; asumiendo que el problema de la ambigüedad al extraer un mayor número de características de cada imagen es reducido considerablemente, la orientación estimada deberá ser próxima a la orientación real del robot. Dado que la orientación obtenida se encuentra en unidades de 45° la orientación estimada carece de resolución. En esta parte del proceso se propone integrar la información obtenida por el sonar, debido a la configuración que presenta el entorno las paredes del corredor pueden ser empleadas para alinear al robot con mayor precisión, refinando la estimación de su orientación y posteriormente corrigiéndola en base al sistema de referencia implantado. A modo de ejemplo, una vez estimada la orientación por medio de la visión, ésta puede que no corresponda exactamente a la orientación real del robot, sin embargo, es una buena aproximación a ella; posteriormente tomando como referencia este parámetro la información proporcionada por el sonar puede ayudar a alinear al robot respecto a este parámetro y al sistema de referencia implantado si se busca que determinados sensores ultrasónicos, correspondientes a las caras del chasis, conformen una línea recta.

En lo referente al segundo ciclo, la estimación de su posición, la información proporcionada por esos sensores puede ayudar a mejorar la estimación de este parámetro. Para ello, se propone colocar al robot en distintas poses del entorno y en ellas obtener las lecturas de cada uno de los sonares con los que cuenta; posteriormente cada lectura puede ser agrupada en forma de vector y etiquetada con la pose física en donde ésta ha sido adquirida, tal cual se realizó con los vectores obtenidos de las imágenes recolectadas. Con ello, se obtendrá otra estructura de datos cuya función será minimizar el error obtenido al estimar la posición por medio de la visión. A modo de ejemplo, una vez que el robot ha adquirido de la estructura de datos el grupo de imágenes más cercanos y con mayor semejanza a la imagen de entrada (asumiendo, al igual que en el primer ciclo, que la ambigüedad ha sido reducida) y con este grupo ha estimado su posición actual, la información proporcionada por los sonares puede ser integrada. Como ya se ha mencionado, este parámetro no es del todo preciso, sin embargo, la posición estimada corresponderá a una pose muy cercana a su pose real.

Tomando en cuenta este parámetro se tiene ubicada la zona en donde se encuentra actualmente el robot; con esta información y con las lecturas proporcionadas por los sonares en esta ubicación se puede obtener una mayor resolución al estimar su pose si las lecturas del sonar son comparadas con las lecturas de la estructura de datos, obtenidas en esta región. Al obtener la pose más cercana usando las lecturas del sonar y las lecturas de la estructura de datos que tengan mayor semejanza entre sí, se puede realizar, a diferencia del modelo que usa la información proporcionada por la visión, una interpolación entre las lecturas del sonar (vector) de la estructura de datos y las lecturas (vector) obtenidas en su ubicación actual, pues la pose del robot será proporcional a la distancia de determinadas lecturas de los sensores que conforman al sistema. De esta manera, una vez estimada y corregida la pose, la posición actual corresponderá aún más a la pose objetivo.

Se considera que la integración de la información proporcionada por el sonar a este modelo, puede ayudar a estimar con mayor precisión la pose actual del robot, aunque se deben analizar previamente las limitaciones que puede mostrar este sensor en el entorno.

Personalmente puedo concluir que la investigación desarrollada me ha dejado una experiencia satisfactoria. Mi meta (planteada incluso antes de desarrollar el trabajo de tesis) sobre participar en un proyecto importante que reuniera dos aspectos: la robótica y el procesamiento de imágenes, por el gusto que les tengo aunque no poseo un gran conocimiento sobre ello, se cumplió totalmente. El objetivo planteado en la investigación se alcanzó parcialmente; sin embargo, considero que mis aportaciones a la solución del problema del autoposicionamiento de los robots móviles pueden ayudar a mejorar este tipo de sistemas. Si se mejoran algunos aspectos del método planteado, se podrían obtener mejores resultados. Personalmente la investigación me dejó como enseñanza que la solución de un problema puede traer consigo otro problema a resolver, el cual puede ser o más sencillo o más complejo. Como ejemplo se tiene que antes de pensar en autoposicionar a un robot, lo primero que hay que resolver es el problema de la similaridad y la ambigüedad que puede presentar de forma inherente la configuración de un determinado entorno. Para ello se debe realizar un estudio profundo sobre los problemas que se pueden presentar en el ambiente.

Considero que cabe mencionar que una aportación que puede considerarse importante es el conjunto de imágenes recolectadas del ambiente, un conjunto relativamente grande que puede contribuir tanto a la continuación de esta investigación como a la realización otros proyectos. De esta manera se simplifica o se anula en un momento dado el proceso de recolección de imágenes, una parte difícil y laboriosa para una investigación en esta área.

Otro aspecto de gran importancia es que tuve la posibilidad de aplicar los conocimientos adquiridos en mi formación profesional. La investigación exigió tanto que aplicara y reforzara parte de estos conocimientos, así como que tuviera

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Pablo Guerrero, Javier Ruiz del Solar (2003), "**Auto-localización de un robot móvil mediante el método de Monte Carlo**", Universidad de Chile, Anales del Instituto de Ingenieros de Chile, Vol. 115, No.3, Chile, pp. 91-102.
- [2] David Filliat, Jean-Arcady Meyer (2003), "**Map-based navigation in mobile robots: I. A review of localization strategies**", *Cognitive Systems Research*, Vol. 4, No. 4, Francia, pp. 243-282.
- [3] R. Martínez, C. Sagüés, J.J. Guerrero (2003), "**Corrección visual de un robot móvil con homografías**", Universidad de Zaragoza, XXIV Jornadas de automática, Leon, España.
- [4] Javier González Jiménez y Aníbal Ollero Baturone (1996), "**Estimación de la Posición de un Robot Móvil**", Universidad de Málaga y Universidad de Sevilla, Informática y Automática, Vol. 29, No 4, España, pp. 3-18.
- [5] S. Thrun, A. Buecken, W. Burgard, D. Fox, T. Froehlinghaus, D. Henning, T. Hofmann, M. Krell, and T. Schmidt (1998), "**Map learning and highspeed navigation in rhino**", in *Artificial intelligence and mobile robots: case studies of successful robot systems*, Eds. D. Kortenkamp, R.P. Bonasso, and R. Murphy, AAAI and MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 21-52.
- [6] A.Pozo-Ruz, M.C.García-Alegre, A.Ribeiro, L.García, D.Guinea, F.Sandoval (2000), "**Localización de vehículos: fusión de medidas GPS y odometría**", *Mundo Electrónico*, No. 308, España, pp.46-54..
- [7] D. Kortenkamp, M. Huber, C. Cohen, U. Raschke, F. Koss, and C. Congdon (1998), "**Integrating high-speed obstacle avoidance, global path planning, and vision sensing on a mobile robot**" in *Artificial intelligence and mobile robots: case studies of successful robot systems*, Eds. D. Kortenkamp, R.P. Bonasso, and R. Murphy. AAAI and MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 53-71.
- [8] Enrique Santiso, Manuel Mazo, Jesús Ureña, J.A. Jiménez, J.J. García (2002), "**Extracción de características para posicionamiento absoluto de robots móviles en interiores**", Departamento de Electrónica, Universidad de Alcalá, Madrid, España.
- [9] Ian Q. Whishaw and Brian L. Brooks (1999), "**Calibrating space: exploration is important for allothetic and adiothetic navigation**", Department of Psychology and Neuroscience, University of Lethbridge, Alberta, *Hippocampus*, Vol, 9, Canada, pp. 659-667.

- [10] M.A. Zamora, L.M. Tomás-Balibrea, H.Martínez, A.G.Skarmeta (2000), **"Navegación Planificada de un Robot Móvil en Entornos Interiores Desconocidos"**, Universidad de Murcia, España.
- [11] I. Horswill (1993), **"Polly: A vision-based artificial agent"**, in *Artificial intelligence and mobile robots: case studies of successful robot systems*, Eds. D. Kortenkamp, R.P. Bonasso, and R. Murphy. AAAI and MIT Press, Cambridge, MA, USA. pp. 125-139
- [12] Robert Jonson, Patricia Kubi (2000), **"Estadística elemental, lo esencial"**, 2ª edición, Ed. International Thomson Editores, México, pp 43.
- [13] Gustavo Adolfo Lara Rodríguez (2003), **"Técnicas de reconocimiento de imágenes para la creación de fotomosaicos"**, Facultad de ciencias y humanidades, Universidad del valle de Guatemala, Tesis licenciatura, Guatemala, pp. 7-9.
- [14] Paulino Ochoa Villafuerte (2004), **"Integración de un sistema de reconocimiento de voz al sistema de navegación de un robot móvil"**, FI, UNAM, Tesis licenciatura, México, pp. 14-16.
- [15] Jens-Steffen Gutmann. Wolfram Burgard, Dieter Fox, Kurt Konolige (1998), **"An Experimental Comparison of Localization Methods"**, Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'98).
- [16] **"Gran diccionario enciclopédico ilustrado"**, 12 Tomos , 20^{3ra} edición, Selecciones del Reader's Digest, México, 1984, Tomo 8,9,12 pp. 2743, 3044, 3910.
- [17] Iván Futo, Tamás Gergely (1990), **"Artificial Intelligence in Simulation"**, 1ª edición, Ed. Ellis Horwood, Great Britain, pp. 18-23.
- [18] Alejandro Guerra Hernández (2004), **"Aprendizaje automático: Clasificación"**, Universidad Veracruzana, Facultad de física e inteligencia artificial, México.
- [19] A. D. Gordon (1999), **"Classification"**, Ed. Chapman and Hall, 2ª edición, USA, pp. 1- 16 .
- [20] Luis Gabriel Jaimes (2004), **"Uso de técnicas de clasificación en conglomerados para describir perfiles en grandes bases de datos educativas"**, Universidad de Puerto Rico, Campus Mayagüez, Tesis Maestría, Puerto Rico, pp. 1-83.
- [21] Joaquín J. Garzón Peña, Laura Tino Ramos (2001), **"Color y Sombra"**, Universidad de Salamanca, España, pp. 14-24.

- [22] Francisco Gabriel Ortiz Zamora (2002), ***“Procesamiento morfológico de imágenes en color. Aplicación a la reconstrucción geodésica”***, Escuela Politécnica Superior, Universidad de Alicante, Tesis Doctoral, España, pp. 23-41.
- [23] Darío Maravall Gómez Allende (1994), ***“Reconocimiento de formas y visión artificial”***, Ed. Addison Wesley, USA.
- [24] Rafael C. González, Michael G. Thomason (1978), ***“Syntactic Pattern Recognition, An Introduction”***, Ed. Addison Wesley, USA, pp. 1-19.
- [25] Rafael C. González, Richard E. Woods (2002), ***“Digital Image Processing”***, Ed. Prentice-Hall, 2ª edición, USA.
- [26] Menahem Friedman, Abraham Kandel (2000), ***“Introduction to Pattern Recognition: Statistical, Structural, Neural and Fuzzy Logic Approaches”***, Ed. World Scientific, Singapore, pp 1-10.
- [27] Marques De Sá J.P.(2001), ***“ Pattern Recognition: Concepts, Methods, and Applications”***, Ed. Springer Verlag, Germany, pp 1-20.
- [28] Cassandra Moore, Patrick Cavanagh (1998), ***“Recovery of 3D volume from 2-tone of novel objects”***, Harvard University, Ed. ELSEVIER, *Cognition*, No 67, USA, pp. 45-71.
- [29] Alejandro Guerra Hernández (2004), ***“Aprendizaje Automático: Otras técnicas estadísticas de discriminación”***, Universidad Veracruzana, Facultad de Física a Inteligencia Artificial, México, pp. 1-10.
- [30] Víctor Miyakawa, José Álvarez, Filomeno Encarnación, Jorge Gasché, Víctor Montreuil, Erasmo Otarola (2004), ***“Guía para estudiar patrones de distribución de especies amazónicas”***, Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana – IIAP, Perú.
- [31] Jorge I. Euan Ávila, Luis G. Cordero Borboa (1991), ***“Estructura de datos”***, Ed. Limusa, 2ª edición, México.

ANEXOS

EXPERIMENTO PILOTO No. 1.1:
 BÚSQUEDA GLOBAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª ETAPA

ANEXO 1

POSE ESPERADA				POSE OBTENIDA			ERROR			DISTANCIA
MUESTRA	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	195	90	335	2505	270	40	2310	180	2310.346
2	375	285	90	345	765	90	30	480	0	480.937
3	345	345	315	275	1165	270	70	820	45	822.982
4	255	405	0	305	1575	180	50	1170	180	1171.088
5	405	405	135	245	1415	135	160	1010	0	1022.595
6	345	465	45	305	1285	225	40	820	180	820.975
7	255	495	90	205	1365	270	50	870	180	871.436
8	285	585	45	295	1925	180	10	1340	135	1340.037
9	315	615	270	325	1295	0	10	680	270	680.074
10	315	735	90	295	2385	270	20	1630	180	1630.123
11	255	795	0	255	1505	0	0	710	0	710.000
12	285	885	45	335	2345	270	50	1460	225	1460.856
13	315	885	225	155	1125	270	160	240	45	288.444
14	255	945	315	235	1305	135	20	360	180	360.555
15	195	1005	180	255	1915	180	60	910	0	911.976
16	345	1005	0	275	1135	315	70	130	315	147.648
17	255	1035	90	235	1135	90	20	100	0	101.980
18	195	1095	225	245	1325	270	50	230	45	235.372
19	285	1155	45	285	865	180	0	290	135	290.000
20	255	1215	90	215	1235	90	40	20	0	44.721
21	345	1215	225	325	1795	135	20	580	90	580.345
22	165	1245	0	215	2365	45	50	1120	45	1121.116
23	225	1305	45	305	2775	90	80	1470	45	1472.175
24	105	1335	270	345	775	180	240	560	90	609.262
25	195	1365	180	135	1475	180	60	110	0	125.300
26	255	1365	270	225	1355	270	30	10	0	31.623
27	255	1455	315	275	1825	315	20	370	0	370.540
28	165	1485	225	185	1425	180	20	60	45	63.246
29	225	1545	270	195	1745	270	30	200	0	202.237
30	105	1605	135	335	695	90	230	910	45	938.616
31	285	1605	270	275	1795	315	10	190	45	190.263
32	195	1665	0	205	1935	0	10	270	0	270.185
33	75	1695	270	215	1215	90	140	480	180	500.000
34	255	1725	225	225	1925	270	30	200	45	202.237
35	345	1755	135	305	1035	180	40	720	45	721.110
36	195	1815	45	325	925	90	130	890	45	899.444
37	345	1815	90	255	2315	90	90	500	0	508.035
38	255	1905	0	255	1865	180	0	40	180	40.000
39	195	1935	90	205	2775	90	10	840	0	840.060
40	255	1995	180	285	1395	225	30	600	45	600.750
41	285	1995	45	275	1445	180	10	550	135	550.091

**EXPERIMENTO PILOTO No. 1.1:
BÚSQUEDA GLOBAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª ETAPA**

ANEXO 1

42	405	2025	270
43	315	2085	45
44	315	2115	45
45	345	2205	180
46	255	2235	180
47	315	2325	45
48	285	2415	180
49	345	2505	270
50	255	2535	90
51	255	2655	0
52	315	2685	135
53	195	2715	315
54	255	2745	90
55	285	2775	0
56	245	2775	315
57	225	2865	90
58	345	2865	90

295	1845	180
285	1935	180
275	1665	315
365	985	180
335	1685	135
325	1645	0
285	2545	0
365	1075	180
255	2315	90
335	2155	135
325	1185	225
295	1305	315
315	2365	90
315	1275	225
225	1265	45
305	2775	90
305	2775	90

110	180	90
50	150	135
40	450	270
20	1220	0
80	550	45
10	680	45
0	130	180
20	1430	90
0	220	0
80	500	135
10	1500	90
100	1410	0
60	380	0
30	1500	225
20	1510	270
80	90	0
40	90	0

210.950
158.114
451.774
1220.164
555.788
680.074
130.000
1430.140
220.000
506.360
1500.033
1413.542
384.708
1500.300
1510.132
120.416
98.489

**CORRELACIÓN X
CORRELACIÓN Y
CORRELACIÓN θ**

0.325
0.220
0.247

**ERROR PROMEDIO X
ERROR PROMEDIO Y
ERROR PROMEDIO θ
ERROR PROMEDIO D**

51.379
659.310
85.345
666.030

EXPERIMENTO PILOTO No. 1.2:

BÚSQUEDA GLOBAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª Y 2ª ETAPA

MUESTRA	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	375	195	90	185	1585	135	190	1390	45	1402.926
2	375	285	90	325	815	90	50	530	0	532.353
3	345	345	315	285	1225	270	60	880	45	882.043
4	255	405	0	285	2265	180	30	1860	180	1860.242
5	405	405	135	245	1415	135	160	1010	0	1022.595
6	345	465	45	305	1285	225	40	820	180	820.975
7	255	495	90	265	615	90	10	120	0	120.416
8	285	585	45	275	1325	0	10	740	45	740.068
9	315	615	270	335	1275	0	20	660	270	660.303
10	315	735	90	295	525	90	20	210	0	210.950
11	255	795	0	205	1135	0	50	340	0	343.657
12	285	885	45	335	2345	270	50	1460	225	1460.856
13	315	885	225	135	1255	270	180	370	45	411.461
14	255	945	315	235	955	0	20	10	315	22.361
15	195	1005	180	255	1915	180	60	910	0	911.976
16	345	1005	0	275	1135	315	70	130	315	147.648
17	255	1035	90	235	1135	90	20	100	0	101.980
18	195	1095	225	295	525	225	100	570	0	578.705
19	285	1155	45	305	1145	45	20	10	0	22.361
20	255	1215	90	295	1195	270	40	20	180	44.721
21	345	1215	225	315	2035	135	30	820	90	820.549
22	165	1245	0	335	1815	135	170	570	135	594.811
23	225	1305	45	305	2725	90	80	1420	45	1422.252
24	105	1335	270	295	1455	180	190	120	90	224.722
25	195	1365	180	135	1475	180	60	110	0	125.300
26	255	1365	270	255	1225	270	0	140	0	140.000
27	255	1455	315	335	1695	315	80	240	0	252.982
28	165	1485	225	185	1675	225	20	190	0	191.050
29	225	1545	270	175	1585	270	50	40	0	64.031
30	105	1605	135	315	2245	270	210	640	135	673.573
31	285	1605	270	265	2345	135	20	740	135	740.270
32	195	1665	0	185	1915	0	10	250	0	250.200
33	75	1695	270	185	1225	90	110	470	180	482.701
34	255	1725	225	205	1795	270	50	70	45	86.023
35	345	1755	135	305	1035	180	40	720	45	721.110
36	195	1815	45	325	1105	90	130	710	45	721.803
37	345	1815	90	285	2355	90	60	540	0	543.323
38	255	1905	0	225	1955	45	30	50	45	58.310
39	195	1935	90	305	555	270	110	1380	180	1384.377
40	255	1995	180	275	795	225	20	1200	45	1200.167
41	285	1995	45	335	985	225	50	1010	180	1011.237

**EXPERIMENTO PILOTO No. 1.2:
BÚSQUEDA GLOBAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª Y 2ª ETAPA**

ANEXO 2

42	405	2025	270
43	315	2085	45
44	315	2115	45
45	345	2205	180
46	255	2235	180
47	315	2325	45
48	285	2415	180
49	345	2505	270
50	255	2535	90
51	255	2655	0
52	315	2685	135
53	195	2715	315
54	255	2745	90
55	285	2775	0
56	245	2775	315
57	225	2865	90
58	345	2865	90

335	1075	180
285	2235	315
285	1605	0
365	985	180
285	1965	0
295	2065	225
275	1835	180
365	1075	180
285	2355	90
335	1725	135
345	1595	0
285	2505	315
315	2395	90
305	1965	225
295	1615	315
305	2725	90
305	2725	90

70	950	90
30	150	270
30	510	45
20	1220	0
30	270	180
20	260	180
10	580	0
20	1430	90
30	180	0
80	930	135
30	1090	135
90	210	0
60	350	0
20	810	225
50	1160	0
80	140	0
40	140	0

952.575
152.971
510.882
1220.164
271.662
260.768
580.086
1430.140
182.483
933.435
1090.413
228.473
355.106
810.247
1161.077
161.245
145.602

CORRELACIÓN X	0.246
CORRELACIÓN Y	0.406
CORRELACIÓN θ	0.292

ERROR PROMEDIO X	59.138
ERROR PROMEDIO Y	585.345
ERROR PROMEDIO θ	79.138
ERROR PROMEDIO D	594.047

EXPERIMENTO PILOTO No. 1.3:

ANEXO 3

BÚSQUEDA GLOBAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª, 2ª Y 3ª ETAPA

MUESTRA	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	195	90	335	625	90	40	430	0	431.856
2	375	285	90	325	855	90	50	570	0	572.189
3	345	345	315	295	1095	0	50	750	315	751.665
4	255	405	0	195	1135	0	60	730	0	732.462
5	405	405	135	205	1615	0	200	1210	135	1226.418
6	345	465	45	305	1285	225	40	820	180	820.975
7	255	495	90	265	635	90	10	140	0	140.357
8	285	585	45	105	1355	270	180	770	225	790.759
9	315	615	270	315	1225	0	0	610	270	610.000
10	315	735	90	295	595	90	20	140	0	141.421
11	255	795	0	185	1915	0	70	1120	0	1122.185
12	285	885	45	335	2345	270	50	1460	225	1460.856
13	315	885	225	105	1355	270	210	470	45	514.782
14	255	945	315	265	915	135	10	30	180	31.623
15	195	1005	180	255	1915	180	60	910	0	911.976
16	345	1005	0	275	1135	315	70	130	315	147.648
17	255	1035	90	255	1045	90	0	10	0	10.000
18	185	1095	225	235	865	180	40	230	45	233.452
19	285	1155	45	305	1125	45	20	30	0	36.056
20	255	1215	90	325	1065	270	70	150	180	165.529
21	345	1215	225	335	1685	135	10	470	90	470.106
22	165	1245	0	225	2075	0	60	830	0	832.166
23	225	1305	45	305	2325	90	80	1020	45	1023.132
24	105	1335	270	95	1655	90	10	320	180	320.156
25	195	1365	180	175	1325	180	20	40	0	44.721
26	255	1365	270	255	1355	270	0	10	0	10.000
27	255	1455	315	225	2285	135	30	830	180	830.542
28	165	1485	225	185	1505	225	20	20	0	28.284
29	225	1545	270	185	1685	270	40	140	0	145.602
30	105	1605	135	125	1745	135	20	140	0	141.421
31	285	1605	270	255	2375	135	30	770	135	770.584
32	195	1665	0	285	685	45	90	980	45	984.124
33	75	1695	270	185	1225	90	110	470	180	482.701
34	255	1725	225	215	1595	270	40	130	45	136.015
35	345	1755	135	315	1665	225	30	90	90	94.868
36	195	1815	45	325	1105	90	130	710	45	721.803
37	345	1815	90	245	2275	90	100	460	0	470.744
38	255	1905	0	255	1865	180	0	40	180	40.000
39	195	1935	90	335	575	270	140	1360	180	1367.187
40	255	1995	180	255	2025	180	0	30	0	30.000
41	285	1995	45	335	985	225	50	1010	180	1011.237

EXPERIMENTO PILOTO No. 1.3:

ANEXO 3

BÚSQUEDA GLOBAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª, 2ª Y 3ª ETAPA

42	405	2025	270
43	315	2085	45
44	315	2115	45
45	345	2205	180
46	255	2235	180
47	315	2325	45
48	285	2415	180
49	345	2505	270
50	255	2535	90
51	255	2655	0
52	315	2685	135
53	195	2715	315
54	255	2745	90
55	285	2775	0
56	245	2775	315
57	225	2865	90
58	345	2865	90

325	2205	270
265	1945	225
275	1665	315
335	1445	180
275	1655	180
225	925	90
215	975	315
365	1075	180
245	2275	90
335	1725	135
295	1325	225
305	1135	135
275	2235	90
305	1965	225
215	925	0
305	2325	90
305	2325	90

80	180	0
50	140	180
40	450	270
10	760	0
20	580	0
90	1400	45
70	1440	135
20	1430	90
10	260	0
80	930	135
20	1360	90
110	1580	180
20	510	0
20	810	225
30	1850	315
80	540	0
40	540	0

196.977
148.661
451.774
760.066
580.345
1402.890
1441.700
1430.140
260.192
933.435
1360.147
1583.824
510.392
810.247
1850.243
545.894
541.479

CORRELACIÓN X
CORRELACIÓN Y
CORRELACIÓN θ

0.451
0.324
0.039

ERROR PROMEDIO X
ERROR PROMEDIO Y
ERROR PROMEDIO θ
ERROR PROMEDIO D

52.586
609.310
92.328
614.069

**EXPERIMENTO PILOTO No. 2.1:
BÚSQUEDA LOCAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª ETAPA**

ANEXO 4

POSE ESPERADA				POSE OBTENIDA			ERROR			DISTANCIA
MUESTRA	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	195	90	375	235	90	0	40	0	40.000
2	375	285	90	365	325	90	10	40	0	41.231
3	345	345	315	365	325	315	20	20	0	28.284
4	255	405	0	315	455	0	60	50	0	78.102
5	405	405	135	315	455	135	90	50	0	102.956
6	345	465	45	305	495	45	40	30	0	50.000
7	255	495	90	265	535	90	10	40	0	41.231
8	285	585	45	295	565	90	10	20	45	22.361
9	315	615	270	275	625	270	40	10	0	41.231
10	315	735	90	315	705	90	0	30	0	30.000
11	255	795	0	285	805	315	30	10	45	31.623
12	285	885	45	295	895	90	10	10	45	14.142
13	315	885	225	295	895	180	20	10	45	22.361
14	255	945	315	255	945	270	0	0	45	0.000
15	195	1005	180	215	995	180	20	10	0	22.361
16	345	1005	0	295	1015	45	50	10	45	50.990
17	255	1035	90	235	1035	90	20	0	0	20.000
18	195	1095	225	235	1135	270	40	40	45	56.569
19	285	1155	45	295	1155	45	10	0	0	10.000
20	255	1215	90	235	1215	90	20	0	0	20.000
21	345	1215	225	295	1195	180	50	20	45	53.852
22	165	1245	0	215	1195	45	50	50	45	70.711
23	225	1305	45	235	1335	45	10	30	0	31.623
24	105	1335	270	155	1305	315	50	30	45	58.310
25	195	1365	180	205	1385	180	10	20	0	22.361
26	255	1365	270	235	1335	270	20	30	0	36.056
27	255	1455	315	215	1495	315	40	40	0	56.569
28	165	1485	225	215	1445	180	50	40	45	64.031
29	225	1545	270	215	1575	270	10	30	0	31.623
30	105	1605	135	155	1585	180	50	20	45	53.852
31	285	1605	270	205	1635	315	80	30	45	85.440
32	195	1665	0	255	1705	0	60	40	0	72.111
33	75	1695	270	145	1645	315	70	50	45	86.023
34	255	1725	225	255	1745	270	0	20	45	20.000
35	345	1755	135	275	1795	135	70	40	0	80.623
36	195	1815	45	235	1815	45	40	0	0	40.000
37	345	1815	90	275	1795	90	70	20	0	72.801
38	255	1905	0	245	1905	315	10	0	45	10.000
39	195	1935	90	225	1885	90	30	50	0	58.310
40	255	1995	180	285	1995	180	30	0	0	30.000
41	285	1995	45	285	1995	0	0	0	45	0.000

**EXPERIMENTO PILOTO No. 2.1:
BÚSQUEDA LOCAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª ETAPA**

ANEXO 4

42	405	2025	270
43	315	2085	45
44	315	2115	45
45	345	2205	180
46	255	2235	180
47	315	2325	45
48	285	2415	180
49	345	2505	270
50	255	2535	90
51	255	2655	0
52	315	2685	135
53	195	2715	315
54	255	2745	90
55	285	2775	0
56	245	2775	315
57	225	2865	90
58	345	2865	90

315	1975	225
295	2045	45
295	2175	90
295	2175	180
295	2175	180
295	2345	0
315	2435	180
315	2525	270
295	2495	90
275	2685	45
305	2705	180
245	2705	315
275	2755	90
275	2755	0
235	2755	270
265	2815	90
275	2795	90

90	50	45
20	40	0
20	60	45
50	30	0
40	60	0
20	20	45
30	20	0
30	20	0
40	40	0
20	30	45
10	20	45
50	10	0
20	10	0
10	20	0
10	20	45
40	50	0
70	70	0

102.956
44.721
63.246
58.310
72.111
28.284
36.056
36.056
56.569
36.056
22.361
50.990
22.361
22.361
22.361
64.031
98.895

**CORRELACIÓN X
CORRELACIÓN Y
CORRELACIÓN θ**

0.843
0.999
0.812

**ERROR PROMEDIO X
ERROR PROMEDIO Y
ERROR PROMEDIO θ
ERROR PROMEDIO D**

32.241
26.724
17.845
44.751

**EXPERIMENTO PILOTO No. 2.2:
BÚSQUEDA LOCAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª Y 2ª ETAPA**

POSE ESPERADA				POSE OBTENIDA			ERROR			DISTANCIA
MUESTRA	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	195	90	375	195	90	0	0	0	0.000
2	375	285	90	385	295	90	10	10	0	14.142
3	345	345	315	385	365	315	40	20	0	44.721
4	255	405	0	305	435	0	50	30	0	58.310
5	405	405	135	365	435	135	40	30	0	50.000
6	345	465	45	335	465	45	10	0	0	10.000
7	255	495	90	245	495	90	10	0	0	10.000
8	285	585	45	265	605	90	20	20	45	28.284
9	315	615	270	305	655	270	10	40	0	41.231
10	315	735	90	325	735	90	10	0	0	10.000
11	255	795	0	295	745	45	40	50	45	64.031
12	285	885	45	265	875	90	20	10	45	22.361
13	315	885	225	295	895	180	20	10	45	22.361
14	255	945	315	265	955	315	10	10	0	14.142
15	195	1005	180	185	1025	180	10	20	0	22.361
16	345	1005	0	325	1025	45	20	20	45	28.284
17	255	1035	90	235	1035	90	20	0	0	20.000
18	195	1095	225	235	1135	270	40	40	45	56.569
19	285	1155	45	295	1155	45	10	0	0	10.000
20	255	1215	90	235	1215	90	20	0	0	20.000
21	345	1215	225	325	1185	180	20	30	45	36.056
22	165	1245	0	185	1245	315	20	0	45	20.000
23	225	1305	45	235	1315	45	10	10	0	14.142
24	105	1335	270	125	1385	270	20	50	0	53.852
25	195	1365	180	225	1385	180	30	20	0	36.056
26	255	1365	270	235	1355	270	20	10	0	22.361
27	255	1455	315	215	1495	315	40	40	0	56.569
28	165	1485	225	185	1475	180	20	10	45	22.361
29	225	1545	270	185	1525	270	40	20	0	44.721
30	105	1605	135	125	1625	135	20	20	0	28.284
31	285	1605	270	255	1635	315	30	30	45	42.426
32	195	1665	0	195	1655	0	0	10	0	10.000
33	75	1695	270	135	1695	270	60	0	0	60.000
34	255	1725	225	215	1745	270	40	20	45	44.721
35	345	1755	135	305	1825	135	40	70	0	80.623
36	195	1815	45	215	1825	45	20	10	0	22.361
37	345	1815	90	305	1825	90	40	10	0	41.231
38	255	1905	0	285	1895	0	30	10	0	31.623
39	195	1935	90	215	1915	90	20	20	0	28.284
40	255	1995	180	265	1975	180	10	20	0	22.361
41	285	1995	45	305	1985	45	20	10	0	22.361

**EXPERIMENTO PILOTO No. 2.2:
BÚSQUEDA LOCAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª Y 2ª ETAPA**

ANEXO 5

42	405	2025	270
43	315	2085	45
44	315	2115	45
45	345	2205	180
46	255	2235	180
47	315	2325	45
48	285	2415	180
49	345	2505	270
50	255	2535	90
51	255	2655	0
52	315	2685	135
53	195	2715	315
54	255	2745	90
55	285	2775	0
56	245	2775	315
57	225	2865	90
58	345	2865	90

345	1975	225
285	2085	45
305	2135	45
315	2175	180
305	2235	135
305	2345	0
285	2395	135
315	2505	270
285	2515	90
275	2665	45
295	2675	135
225	2725	315
255	2745	90
265	2815	315
245	2815	270
265	2815	90
305	2815	90

60	50	45
30	0	0
10	20	0
30	30	0
50	0	45
10	20	45
0	20	45
30	0	0
30	20	0
20	30	45
20	10	0
30	10	0
0	0	0
20	40	45
0	40	45
40	50	0
40	50	0

78.102
30.000
22.361
42.426
50.000
22.361
20.000
30.000
36.056
36.056
22.361
31.623
0.000
44.721
40.000
64.031
64.031

**CORRELACIÓN X
CORRELACIÓN Y
CORRELACIÓN θ**

0.922
0.999
0.813

**ERROR PROMEDIO X
ERROR PROMEDIO Y
ERROR PROMEDIO θ
ERROR PROMEDIO D**

23.793
19.310
13.966
33.126

EXPERIMENTO PILOTO No. 2.3:

ANEXO 6

BÚSQUEDA LOCAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª, 2ª Y 3ª ETAPA

MUESTRA	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	195	90	375	195	90	0	0	0	0.000
2	375	285	90	385	295	90	10	10	0	14.142
3	345	345	315	365	365	315	20	20	0	28.284
4	255	405	0	305	435	0	50	30	0	58.310
5	405	405	135	375	415	90	30	10	45	31.623
6	345	465	45	335	465	45	10	0	0	10.000
7	255	495	90	265	495	90	10	0	0	10.000
8	285	585	45	275	575	90	10	10	45	14.142
9	315	615	270	285	605	270	30	10	0	31.623
10	315	735	90	305	755	90	10	20	0	22.361
11	255	795	0	255	775	45	0	20	45	20.000
12	285	885	45	275	905	45	10	20	0	22.361
13	315	885	225	285	875	225	30	10	0	31.623
14	255	945	315	265	955	315	10	10	0	14.142
15	195	1005	180	185	1025	180	10	20	0	22.361
16	345	1005	0	325	1025	45	20	20	45	28.284
17	255	1035	90	235	1035	90	20	0	0	20.000
18	195	1095	225	235	1135	270	40	40	45	56.569
19	285	1155	45	285	1165	45	0	10	0	10.000
20	255	1215	90	235	1215	90	20	0	0	20.000
21	345	1215	225	325	1185	180	20	30	45	36.056
22	165	1245	0	175	1225	45	10	20	45	22.361
23	225	1305	45	205	1315	45	20	10	0	22.361
24	105	1335	270	105	1355	270	0	20	0	20.000
25	195	1365	180	215	1365	180	20	0	0	20.000
26	255	1365	270	235	1355	270	20	10	0	22.361
27	255	1455	315	235	1455	315	20	0	0	20.000
28	165	1485	225	185	1455	225	20	30	0	36.056
29	225	1545	270	185	1525	270	40	20	0	44.721
30	105	1605	135	95	1635	135	10	30	0	31.623
31	285	1605	270	275	1595	315	10	10	45	14.142
32	195	1665	0	155	1875	0	40	10	0	41.231
33	75	1695	270	115	1665	270	40	30	0	50.000
34	255	1725	225	215	1745	270	40	20	45	44.721
35	345	1755	135	305	1775	135	40	20	0	44.721
36	195	1815	45	215	1825	45	20	10	0	22.361
37	345	1815	90	295	1845	90	50	30	0	58.310
38	255	1905	0	275	1915	0	20	10	0	22.361
39	195	1935	90	205	1935	90	10	0	0	10.000
40	255	1995	180	265	1975	180	10	20	0	22.361
41	285	1995	45	325	2025	45	40	30	0	50.000

EXPERIMENTO PILOTO No. 2.3:

ANEXO 6

BÚSQUEDA LOCAL CONSIDERANDO IMÁGENES DE LA 1ª, 2ª Y 3ª ETAPA

42	405	2025	270
43	315	2085	45
44	315	2115	45
45	345	2205	180
46	255	2235	180
47	315	2325	45
48	285	2415	180
49	345	2505	270
50	255	2535	90
51	255	2655	0
52	315	2685	135
53	195	2715	315
54	255	2745	90
55	285	2775	0
56	245	2775	315
57	225	2865	90
58	345	2865	90

365	2035	225
285	2085	45
275	2135	45
315	2175	180
265	2235	180
305	2345	0
315	2405	135
315	2505	270
285	2515	90
255	2655	0
305	2665	90
225	2725	315
255	2745	90
275	2755	0
235	2755	0
265	2815	90
305	2815	90

40	10	45
30	0	0
40	20	0
30	30	0
10	0	0
10	20	45
30	10	45
30	0	0
30	20	0
0	0	0
10	20	45
30	10	0
0	0	0
10	20	0
10	20	45
40	50	0
40	50	0

41.231
30.000
44.721
42.426
10.000
22.361
31.623
30.000
36.056
0.000
22.361
31.623
0.000
22.361
22.361
64.031
64.031

CORRELACIÓN X
CORRELACIÓN Y
CORRELACIÓN θ

0.937
0.999
0.897

ERROR PROMEDIO X
ERROR PROMEDIO Y
ERROR PROMEDIO θ
ERROR PROMEDIO D

21.207
15.517
10.862
28.220

ODOMETRÍA

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA ODOMETRÍA			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	225	90	365	225	90	10	0	0	10.000
2	375	290	45	365	285	46	10	5	1	11.180
3	365	360	0	355	355	-2	10	5	2	11.180
4	345	445	45	335	425	44	10	20	1	22.361
5	295	505	135	255	490	130	40	15	5	42.720
6	285	605	180	235	600	179	50	5	1	50.249
7	315	735	0	260	715	-15	55	20	15	58.523
8	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
9	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
10	285	1065	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							26.429	10.000	3.571	29.459

PONDERACIÓN (VISIÓN 100%, ODOMETRÍA 0%)

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 100%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	225	90	370	225	90	5	0	0	5.000
2	375	290	45	370	290	32	5	0	13	5.000
3	365	360	0	345	355	-46	20	5	46	20.616
4	345	445	45	315	405	31	30	40	14	50.000
5	295	505	135	255	435	96	40	70	39	80.623
6	285	605	180	-	-	-	-	-	-	-
7	315	735	0	-	-	-	-	-	-	-
8	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
9	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
10	285	1065	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							20.000	23.000	22.400	32.248

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 10%, ODOMETRÍA 90%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 10%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	225	90	360	220	90	15	5	0	15.811
2	375	290	45	360	290	40	15	0	5	15.000
3	365	360	0	345	350	-6	20	10	6	22.361
4	345	445	45	315	435	41	30	10	4	31.623
5	295	505	135	255	480	98	40	25	37	47.170
6	285	605	180	-	-	-	-	-	-	-
7	315	735	0	-	-	-	-	-	-	-
8	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
9	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
10	285	1065	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							24.000	10.000	10.400	26.393

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 5%, ODOMETRÍA 95%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 5%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	225	90	370	220	90	5	5	0	7.071
2	375	290	45	370	290	31	5	0	14	5.000
3	365	360	0	345	350	-6	20	10	6	22.361
4	345	445	45	315	435	0	30	10	45	31.623
5	295	505	135	255	485	91	40	20	44	44.721
6	285	605	180	-	-	-	-	-	-	-
7	315	735	0	-	-	-	-	-	-	-
8	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
9	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
10	285	1065	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							20.000	9.000	21.800	22.155

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 3%, ODOMETRÍA 97%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 3%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	225	90	380	225	94	5	0	4	5.000
2	375	290	45	385	295	45	10	5	0	11.180
3	365	360	0	375	360	-11	10	0	11	10.000
4	345	445	45	330	455	46	15	10	1	18.028
5	295	505	135	295	495	68	0	10	67	10.000
6	285	605	180	240	600	122	45	5	58	45.277
7	315	735	0	-	-	-	-	-	-	-
8	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
9	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
10	285	1065	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							14.167	5.000	23.500	16.581

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 0%, ODOMETRÍA 100%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 0%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	375	225	90	370	220	90	5	5	0	7.071
2	375	290	45	370	290	37	5	0	8	5.000
3	365	360	0	350	355	-11	15	5	11	15.811
4	345	445	45	315	430	43	30	15	2	33.541
5	295	505	135	280	475	84	15	30	51	33.541
6	285	605	180	255	600	167	30	5	13	30.414
7	315	735	0	255	735	-4	60	0	4	60.000
8	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
9	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
10	285	1065	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							22.857	8.571	12.714	26.483

ODOMETRÍA

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA ODOMETRÍA			ERROR			DISTANCIA	
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D	
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	
1	285	825	270	275	825	267	10	0	3	10.000	
2	285	945	225	270	940	222	15	5	3	15.811	
3	285	1065	90	265	1050	76	20	15	14	25.000	
4	225	1155	0	195	1125	-15	30	30	15	42.426	
5	210	1260	315	-	-	-	-	-	-	-	
6	210	1410	90	-	-	-	-	-	-	-	
7	225	1575	0	-	-	-	-	-	-	-	
Error promedio							18.750	12.500	8.750	#	23.309

PONDERACIÓN
 (VISIÓN 100%, ODOMETRÍA 0%)

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 100%			ERROR			DISTANCIA	
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D	
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	
1	285	825	270	280	820	261	5	5	9	7.071	
2	285	945	225	265	915	152	20	30	73	36.056	
3	285	1065	90	210	1020	63	75	45	27	87.464	
4	225	1155	0	-	-	-	-	-	-	-	
5	210	1260	315	-	-	-	-	-	-	-	
6	210	1410	90	-	-	-	-	-	-	-	
7	225	1575	0	-	-	-	-	-	-	-	
Error promedio							33.333	26.667	36.333		43.530

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 10%, ODOMETRÍA 90%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 10%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	285	825	270	280	825	270	5	0	0	5.000
2	285	945	225	280	940	219	5	5	6	7.071
3	285	1065	90	270	1050	51	15	15	39	21.213
4	225	1155	0	210	1070	-23	15	85	23	88.313
5	210	1280	315	-	-	-	-	-	-	-
6	210	1410	90	-	-	-	-	-	-	-
7	225	1575	0	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							10.000	26.250	17.000	29.899

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 5%, ODOMETRÍA 95%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 5%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	285	825	270	270	825	278	15	0	8	15.000
2	285	945	225	285	930	204	0	15	21	15.000
3	285	1065	90	240	1050	73	45	15	17	47.434
4	225	1155	0	-	-	-	-	-	-	-
5	210	1260	315	-	-	-	-	-	-	-
6	210	1410	90	-	-	-	-	-	-	-
7	225	1575	0	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							20.000	10.000	15.333	25.811

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 3%, ODOMETRÍA 97%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 3%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	285	825	270	280	825	268	5	0	2	5.000
2	285	945	225	277	930	162	8	15	63	17.000
3	285	1065	90	240	1050	38	45	15	52	47.434
4	225	1155	0	180	1125	-20	45	30	20	54.083
5	210	1260	315	--	--	--	--	--	--	--
6	210	1410	90	--	--	--	--	--	--	--
7	225	1575	0	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							25.750	15.000	34.250	30.879

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 0%, ODOMETRÍA 100%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 0%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	285	825	270	280	825	267	5	0	3	5.000
2	285	945	225	275	935	163	10	10	62	14.142
3	285	1065	90	240	1050	73	45	15	17	47.434
4	225	1155	0	175	1125	-20	50	30	20	58.310
5	210	1260	315	--	--	--	--	--	--	--
6	210	1410	90	--	--	--	--	--	--	--
7	225	1575	0	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							27.500	13.750	25.500	31.221

ODOMETRÍA

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA ODOMETRÍA			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	210	1260	315	205	1260	308	5	0	7	5.000
2	210	1410	90	190	1400	76	20	10	14	22.381
3	225	1575	0	165	1560	-12	60	15	12	61.847
4	225	1725	180	135	1695	120	90	30	60	94.868
5	270	1800	270	-	-	-	-	-	-	-
6	270	1980	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	2075	315	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							43.750	13.750	23.250	48.019

PONDERACIÓN
(VISIÓN 100%, ODOMETRÍA 0%)

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 100%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	210	1260	315	230	1215	302	20	45	13	49.244
2	210	1410	90	185	1410	26	25	0	64	25.000
3	225	1575	0	150	1560	-20	75	15	20	76.485
4	225	1725	180	-	-	-	-	-	-	-
5	270	1800	270	-	-	-	-	-	-	-
6	270	1980	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	2075	315	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							40.000	20.000	32.333	50.243

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 10%, ODOMETRÍA 90%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 10%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	210	1260	315	205	1230	315	5	30	0	30.414
2	210	1410	90	205	1382	81	5	28	9	28.443
3	225	1575	0	192	1545	-15	33	30	15	44.598
4	225	1725	180	150	1695	128	75	30	52	80.777
5	270	1800	270	-	-	-	-	-	-	-
6	270	1980	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	2075	315	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							29.500	29.500	19.000	46.058

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 5%, ODOMETRÍA 95%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 5%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	210	1260	315	215	1260	312	5	0	3	5.000
2	210	1410	90	210	1395	73	0	15	17	15.000
3	225	1575	0	180	1545	-23	45	30	23	54.083
4	225	1725	180	120	1680	130	105	45	50	114.237
5	270	1800	270	-	-	-	-	-	-	-
6	270	1980	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	2075	315	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							38.750	22.500	23.250	47.080

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 3%, ODOMETRÍA 97%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 3%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	210	1260	315	205	1255	315	5	5	0	7.071
2	210	1410	90	205	1400	77	5	10	13	11.180
3	225	1575	0	185	1555	-21	40	20	21	44.721
4	225	1725	180	135	1680	125	90	45	55	100.623
5	270	1800	270	-	-	-	-	-	-	-
6	270	1980	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	2075	315	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							35.000	20.000	22.250	40.899

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 0%, ODOMETRÍA 100%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 0%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	210	1260	315	200	1255	309	10	5	6	11.180
2	210	1410	90	185	1405	78	25	5	12	25.495
3	225	1575	0	165	1560	-14	60	15	14	61.847
4	225	1725	180	135	1680	210	90	45	30	100.623
5	270	1800	270	-	-	-	-	-	-	-
6	270	1980	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	2075	315	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							46.250	17.500	15.500	49.786

ODOMETRÍA

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA ODOMETRÍA			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	270	1980	225	265	1980	227	5	0	2	5.000
2	285	2075	315	283	2070	303	2	5	12	5.385
3	300	2295	0	255	2280	-19	45	15	19	47.434
4	315	2415	90	--	--	--	--	--	--	--
5	270	2580	180	--	--	--	--	--	--	--
6	285	2730	45	--	--	--	--	--	--	--
7	225	2820	90	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							17.333	6.667	11.000	19.273

PONDERACIÓN (VISIÓN 100%, ODOMETRÍA 0%)

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 100%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	270	1980	225	300	1980	203	30	0	22	30.000
2	285	2075	315	280	2070	264	5	5	51	7.071
3	300	2295	0	275	2295	302	25	0	302	25.000
4	315	2415	90	260	2450	86	55	35	4	65.192
5	270	2580	180	--	--	--	--	--	--	--
6	285	2730	45	--	--	--	--	--	--	--
7	225	2820	90	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							28.750	10.000	94.750	31.816

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 10%, ODOMETRÍA 90%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 10%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	270	1980	225	265	1965	174	5	15	51	15.811
2	285	2075	315	270	2070	304	15	5	11	15.811
3	300	2295	0	245	2280	-17	55	15	17	57.009
4	315	2415	90	-	-	-	-	-	-	-
5	270	2580	180	-	-	-	-	-	-	-
6	285	2730	45	-	-	-	-	-	-	-
7	225	2820	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							25.000	11.667	26.333	29.544

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 5%, ODOMETRÍA 95%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 5%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	270	1980	225	265	1980	213	5	0	12	5.000
2	285	2075	315	270	2085	307	15	10	8	18.028
3	300	2295	0	255	2305	-18	45	10	18	46.098
4	315	2415	90	-	-	-	-	-	-	-
5	270	2580	180	-	-	-	-	-	-	-
6	285	2730	45	-	-	-	-	-	-	-
7	225	2820	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							21.667	8.667	12.667	23.042

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 3%, ODOMETRÍA 97%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 3%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	270	1980	225	270	1980	219	0	0	6	0.000
2	285	2075	315	275	2090	303	10	15	12	18.028
3	300	2295	0	245	2310	-18	55	15	18	57.009
4	315	2415	90	-	-	-	-	-	-	-
5	270	2580	180	-	-	-	-	-	-	-
6	285	2730	45	-	-	-	-	-	-	-
7	225	2820	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							21.667	10.000	12.000	25.012

**PONDERACIÓN
 (VISIÓN 0%, ODOMETRÍA 100%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 0%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	270	1980	225	275	1978	212	5	2	13	5.385
2	285	2075	315	270	2070	308	15	5	7	15.811
3	300	2295	0	245	2295	-17	55	0	17	55.000
4	315	2415	90	-	-	-	-	-	-	-
5	270	2580	180	-	-	-	-	-	-	-
6	285	2730	45	-	-	-	-	-	-	-
7	225	2820	90	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							25.000	2.333	12.333	25.399

ODOMETRÍA

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA ODOMETRÍA			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	225	1575	0	220	1580	-6	5	5	6	7.071
2	210	1410	90	225	1405	90	15	5	0	15.811
3	210	1260	315	225	1270	308	15	10	7	18.028
4	225	1155	0	255	1155	-3	30	0	3	30.000
5	285	1065	90	300	1095	85	15	30	5	33.541
6	285	945	225	310	990	208	25	45	17	51.478
7	285	825	270	350	855	255	65	30	15	71.589
8	315	735	0	--	--	--	--	--	--	--
9	285	605	180	--	--	--	--	--	--	--
10	295	505	135	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							24.286	17.857	7.571	32.503

PONDERACIÓN
 (VISIÓN 100%, ODOMETRÍA 0%)

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 100%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	225	1575	0	210	1590	299	15	15	299	21.213
2	210	1410	90	240	1440	81	30	30	9	42.426
3	210	1260	315	265	1275	301	55	15	14	57.009
4	225	1155	0	--	--	--	--	--	--	--
5	285	1065	90	--	--	--	--	--	--	--
6	285	945	225	--	--	--	--	--	--	--
7	285	825	270	--	--	--	--	--	--	--
8	315	735	0	--	--	--	--	--	--	--
9	285	605	180	--	--	--	--	--	--	--
10	295	505	135	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							33.333	20.000	107.333	40.216

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 10%, ODOMETRÍA 90%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 10%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	225	1575	0	210	1570	-7	15	5	7	15.811
2	210	1410	90	215	1405	78	5	5	12	7.071
3	210	1260	315	240	1290	305	30	30	10	42.426
4	225	1155	0	280	1165	4	55	10	4	55.902
5	285	1065	90	330	1080	68	45	15	22	47.434
6	285	945	225	-	-	-	-	-	-	-
7	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
8	315	735	0	-	-	-	-	-	-	-
9	285	605	180	-	-	-	-	-	-	-
10	295	505	135	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							30.000	13.000	11.000	33.729

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 5%, ODOMETRÍA 95%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 5%			ERROR			DISTANCIA
	X	Y	θ	X	Y	θ	X	Y	θ	D
	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM	CM	GRADOS	CM
1	225	1575	0	220	1560	-7	5	15	7	15.811
2	210	1410	90	215	1395	77	5	15	13	15.811
3	210	1260	315	240	1290	310	30	30	5	42.426
4	225	1155	0	270	1155	46	45	0	46	45.000
5	285	1065	90	325	1070	77	40	5	13	40.311
8	285	945	225	350	965	200	65	20	25	68.007
7	285	825	270	-	-	-	-	-	-	-
8	315	735	0	-	-	-	-	-	-	-
9	285	605	180	-	-	-	-	-	-	-
10	295	505	135	-	-	-	-	-	-	-
Error promedio							31.667	14.167	18.167	37.895

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 3%, ODOMETRÍA 97%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 3%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	225	1575	0	225	1575	-7	0	0	7	0.000
2	210	1410	90	220	1400	81	10	10	9	14.142
3	210	1260	315	245	1245	307	35	15	8	38.079
4	225	1155	0	270	1155	3	45	0	3	45.000
5	285	1065	90	315	1080	78	30	15	12	33.541
6	285	945	225	340	960	210	55	15	15	57.009
7	285	825	270	--	--	--	--	--	--	--
8	315	735	0	--	--	--	--	--	--	--
9	285	605	180	--	--	--	--	--	--	--
10	295	505	135	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							29.167	9.167	9.000	31.295

**PONDERACIÓN
(VISIÓN 0%, ODOMETRÍA 100%)**

POSES	POSE ESPERADA			POSE OBTENIDA VISIÓN 0%			ERROR			DISTANCIA
	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	X CM	Y CM	θ GRADOS	D CM
1	225	1575	0	210	1585	-10	15	10	10	18.028
2	210	1410	90	225	1410	84	15	0	6	15.000
3	210	1260	315	240	1275	307	30	15	8	33.541
4	225	1155	0	270	1170	5	45	15	5	47.434
5	285	1065	90	320	1080	77	35	15	13	38.079
6	285	945	225	345	975	218	60	30	7	67.082
7	285	825	270	--	--	--	--	--	--	--
8	315	735	0	--	--	--	--	--	--	--
9	285	605	180	--	--	--	--	--	--	--
10	295	505	135	--	--	--	--	--	--	--
Error promedio							33.333	14.167	8.167	36.527