

Título de la tesis: MODELADO DE ZONAS CRUZABLES EN ENTORNOS EXTERIORES PARA ROBOTS MÓVILES.

Autor: Cristina Castejón Sisamón

Director: Dr. Luis Moreno

El desarrollo de nuevas aplicaciones en el campo de la robótica móvil, tales como la seguridad civil o la exploración planetaria, están abriendo nuevas áreas de interés que se centran en el trabajo de robots en entornos exteriores. En este tipo de entornos se hace patente la necesidad de un sistema sensorial robusto, capaz de obtener toda la información necesaria. Esta información, en el caso más general, se traduce en la construcción de un mapa que permite al robot saber donde se encuentra y hacia donde puede ir. No existe un modelo ideal, la elección del modelo siempre dependerá de las características del robot, de las del entorno y de la tarea que éste vaya a realizar.

En la presente tesis, se ha desarrollado un algoritmo de modelado del entorno, basado en diagramas de Voronoi, que representa de forma reducida y simple el entorno percibido por un telémetro láser tridimensional. El modelo final, utiliza un modelo tridimensional de cruzabilidad previo. Los desarrollos de diferentes metodologías para la obtención del modelo de cruzabilidad se presentan también en la tesis. Este modelo de zonas cruzables se obtiene a partir de las características del terreno y del robot que va a evolucionar en él. La discretización del entorno y la utilización de técnicas de visión artificial para la simplificación de los modelos también se lleva a cabo. Todo el desarrollo se encamina a la obtención de un modelo global que representa de manera topológica, un entorno exterior de grandes dimensiones. El modelo es sencillo, reducido y puede obtenerse en tiempo real.



UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática

TESIS DOCTORAL

Modelado de zonas cruzables en entornos exteriores para robots móviles

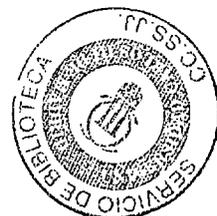
Autor:

Cristina Castejón Sisamón

Director:

Dr. Luis E. Moreno Lorente

Leganés, 2002





D^o. CRISTINA CASTEJÓN SISAMÓN, con D. N. I. : 5.424.606 X

AUTORIZA:

A que su tesis doctoral con el título: "**Modelado de zonas cruzables en entornos exteriores para robots móviles**" pueda ser utilizada para fines de investigación por parte de la Universidad Carlos III de Madrid.

Leganés, 1 de julio de 2002

A handwritten signature in black ink, appearing to read "Cristina Castejón", enclosed within a hand-drawn oval.

Fdo.: Cristina Castejón Sisamón

TESIS DOCTORAL

**Modelado de zonas cruzables con
entornos exteriores para robots
móviles**

Autor: **Cristina Castejón Sisamón**

Directores: **Prof. Dr. Luis E. Moreno Lorente**

Tribunal Calificador:

Presidente:

Vocales:

→ R Ulique

Vocal Secretario:

Calificación:

Sobresaliente Cum laude
por Unanimidad

Leganés, 1 de Julio de 2002



UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática

TESIS DOCTORAL

Modelado de zonas cruzables en entornos exteriores para robots móviles

Autor:
Castejón Sisamón Cristina

Director:
Dr. Luis E. Moreno Lorente

Leganés, 2002

— *A mis padres* —

AGRADECIMIENTOS

Ha sido un trabajo muy, muy duro, y difícil de conseguir si no es por la gran ayuda de tantas y tantas personas que no quisiera olvidar en estas líneas. Quisiera agradecer principalmente a Luis Moreno todo su apoyo constante y esfuerzo en el desarrollo de la tesis, un modelo a seguir, que me ha enseñado a amar la investigación y a trabajar duro, como él lo hace. Gracias a Eladio por su apoyo y su ayuda, y por conseguir siempre la mejor calidad no sólo de la tesis, sino también de la persona. Gracias a Dolores, sin la cual, el diagrama de Voronoi habría sido un rompecabezas, y al resto de mis compañeros del departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, sobre todo a Beatriz, María Jesús, Mario, Ramiro y Verónica, cuya amistad y ayuda no sólo profesional sino personal nunca olvidaré, por todos los momentos buenos y malos que pasamos. No me olvido de mis "*hermanos mayores*" Antonio, Mohammed, Ramón, Santiago y Víctor, que siempre han estado ahí para cualquier cosa, con su paciencia y su compañerismo. Gracias a la experiencia proporcionada por Arturo, José María, José Manuel y Paco, al cariño y la confianza de los catedráticos Miguel Ángel Salichs y Carlos Balaguer. Gracias a Vicente Díaz por su incondicional apoyo y confianza en la nueva etapa profesional que comienzo.

También quisiera agradecer a los que ya no están y que aportaron su granito de arena: Eva, Susana, Vicente y sobre todo gracias a Samuel, con quien trabajar en equipo y aprender siempre fue estupendo.

Mi agradecimiento a los miembros de la oficina técnica José Antonio Campo, Israel Pina y Alejandro. Gracias por vuestra paciencia, horas y buen humor. Gracias a Carlos Palazuelos por su constante ayuda y un agradecimiento muy especial a Ángela, por su enorme generosidad.

Quisiera agradecer a mis compañeros de otras áreas Ángel, Carolina, Manuel, Manuela y Michael, que también han participado en el desarrollo de la tesis como auto-terapia. Agradecer la infinita paciencia de mis amigos

Antonio, Auxi, Elisa, Eva, Fernando, Leticia, Nuria, Paco, Pablo, Patricia, Susana y Teresa que les ha tocado sufrir su parte de tesis. Gracias a Carlos por todas las horas que le he robado, y que prometo devolverle durante el resto de mi vida.

Y por último, quisiera agradecer a mis padres, Manuel y Maria Teresa, todos los sacrificios que han tenido que realizar por conseguir que sus hijos logren sus sueños. A mis hermanos, Yolanda, Pablo y Maite, por su paciencia y ayuda en las pequeñas cosas que se me hacen un mundo, y a mis abuelos, Manuel y María, por todo el cariño y el orgullo que siempre han demostrado.

Gracias a todos.

RESUMEN

El desarrollo de nuevas aplicaciones en el campo de la robótica móvil, tales como la seguridad civil, la minería, la robótica de servicio o la exploración planetaria, están abriendo nuevas áreas de interés que se centran en el trabajo de robots que operan en entornos exteriores. En este tipo de entornos se hace patente la necesidad de un sistema sensorial robusto, capaz de obtener toda la información necesaria. Esta información, que en el caso más general, se traduce en la construcción de un mapa, que al robot saber donde se encuentra y hacia donde puede ir. No existe un modelo ideal, la elección del modelo siempre dependerá de las características del robot, de las del entorno y de la tarea que éste vaya a realizar.

En la presente tesis, se ha desarrollado un algoritmo de modelado del entorno, basado en diagramas de Voronoi, que representa de forma reducida y simple el entorno percibido por un telémetro láser tridimensional. El modelo final, utiliza un modelo tridimensional de cruzabilidad previo. Los desarrollos de diferentes metodologías para la obtención del modelo de cruzabilidad se presentan también en esta tesis. Este modelo de zonas cruzables se obtiene a partir de las características del terreno y del robot que va a evolucionar en él. La discretización del entorno y la utilización de técnicas de visión artificial para la simplificación de los modelos también se lleva a cabo. Todo el desarrollo se encamina a la obtención de un modelo global que representa de manera topológica, un entorno exterior de grandes dimensiones. El modelo es sencillo, reducido y puede obtenerse en tiempo real.



ABSTRACT

The development of new applications on the mobile robotics field such as civil security, planetary exploration or field service robotics is opening new research areas for robots, working in outdoor environments. In this type of environments, the need of a robust sensor system, which supplies the robot all the important information about the environment, is very important to fulfill the commanded task.

In general, this information is transformed in an environment model, that gives the robot the knowledge about its position or the place where it must go.

In this thesis, an outdoor environment model, based on Voronoi diagram, has been developed. The map represents, in a simple and reduced way, the environment sensed by a three-dimensional scanner laser.

The final model uses a previous three-dimensional traversability map. Different methodologies to obtain this model are also developed. The traversable regions are obtained with the terrain and the robot characteristics. The environment digitalization and the use of artificial vision technics, for the model simplification, are also carried out. The present work leads to the obtention of a global model which represents, in a topological way, a large outdoor environment. The model is simple, reduced, and can be calculated in real-time.

LISTA DE SÍMBOLOS

<i>3D</i>	Tridimensional, de dimensión 3	
<i>UGV</i>	Unmanned Ground Vehicles	
<i>AHS</i>	Automated Highway System	
<i>AMR</i>	Advanced Mobile Robot	
<i>MFEX</i>	Microrover Flight Experiment	
<i>DEM</i>	Digital Elevation Maps. Mapas de Elevación Digital	sec. 2.4.1
<i>LRF</i>	Laser Range Finder, Telémetro Laser	
<i>VRML</i>	Virtual Reality Modelling Language	
<i>SMP</i>	Symmetric Multi-Processors	
<i>MNC</i>	Modelo numérico de cruzabilidad	
<i>SDR</i>	Sistema de Referencia	
<i>CCD</i>	charge coupled device	
<i>SDC</i>	Suma de diferencias cuadradas	ec. 3.6
<i>CC</i>	Correlación cruzada	ec. 3.7
<i>ZNA</i>	Zona No Accesible	def. 4.3.1
<i>ZA</i>	Zona Accesible	
U_{max}	Umbral máximo de elevación	

U_{min}	Umbral mínimo de elevación	
ξ	pendiente	def. 4.4.1
ω	Varianza Esférica	def. 4.6.1
\mathcal{W}	Espacio de Trabajo	
E_{libre}	Espacio Libre	ec. 6.1
DV	Diagrama de Voronoi	def. 6.3.1
DVG	Diagrama de Voronoi Generalizado	def. 6.3.3
d_E	Distancia Euclídea	def. 6.3.2
DVL	Diagrama de Voronoi Local	
\mathbb{N}	Conjunto de los número Naturales	
\mathbb{R}	Conjunto de los números Reales	
GPS	Global Positioning System. Sistema de posicionamiento global por satélite	anexo D
$DGPS$	Differential Global Positioning System	anexo D

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	v
Resumen	vii
Abstract	ix
Lista de símbolos	xi
1. Introducción	1
1.1 La Navegación en la robótica móvil	1
1.1.1 Modo planificado	4
1.1.2 Modo reactivo	5
1.2 Planteamiento del problema	7
1.3 Objetivos de la tesis	7
1.4 Fases de la tesis	9
1.5 Estructura del documento	9
2. Trabajos relacionados	11
2.1 Plataformas experimentales desarrolladas para entornos exte- riores	11
2.1.1 Navegación autónoma	12
2.1.2 Exploración planetaria	13
2.1.3 Exploración y asistencia en entornos peligrosos para el hombre	15
2.1.4 Robots de servicio	16
2.2 Modelado del entorno	17
2.3 Técnicas de modelado para entornos exteriores	17
2.4 Modelos basados en celdillas	19
2.4.1 Mapas de elevación	20
2.5 Modelos geométricos	25
2.6 Modelos topológicos	27



2.7	Modelos híbridos	28
2.8	Conclusión de las técnicas de modelado	30
3.	Percepción del entorno	31
3.1	Plataforma Experimental	31
3.1.1	Arquitectura hardware	33
3.1.2	Arquitectura software	36
3.2	Sistemas de percepción para el modelado de entornos exteriores	36
3.3	El láser como sistema de percepción	37
3.3.1	Utilización del sensor	38
3.3.2	Errores en las medidas	40
3.3.3	Ventajas e inconvenientes del telémetro láser	42
3.4	Triangulación activa/Luz estructurada	43
3.4.1	Principio básico	43
3.4.2	Ventajas e inconvenientes	44
3.5	La visión estéreo como sistema de percepción	45
3.5.1	Fundamentos de la visión estéreo	45
3.5.2	Ventajas e inconvenientes de la visión estéreo	52
3.5.3	Sistema sensorial utilizado en esta tesis	56
3.6	Obtención de la información tridimensional	58
3.7	Cambio en el sistema de referencia	58
3.7.1	Transformación de coordenadas polares a cartesianas en el sistema de referencia del láser	59
3.7.2	Transformación de coordenadas cartesianas del sistema de referencia del láser al sistema de la base del robot	61
3.8	Tratamiento de la información para un modelo global	62
4.	Modelo numérico de cruzabilidad (MNC)	67
4.1	Segmentación del terreno	67
4.2	Concepto de cruzabilidad	68
4.3	Primera aproximación: Análisis de elevación (Test 1)	71
4.4	Segunda aproximación: análisis de la inclinación del terreno (Test 2)	73
4.4.1	Aproximación de planos en celdas	74
4.4.2	Interpolación con cuatro puntos contiguos	77
4.4.3	Pendiente general del terreno con sistema de visión es- téreo	79

4.4.4	Simplificación con técnicas de visión artificial. Algoritmo utilizado	80
4.5	Análisis de rugosidad	83
4.5.1	Análisis de la rugosidad con el error cuadrático	84
4.5.2	Obtención del gradiente de alturas local (Test 3)	85
4.6	Análisis topográfico, estudio de la variación de las pendientes (Test 4)	87
4.7	Conclusión al análisis de cruzabilidad	89
5.	Segmentación del modelo de cruzabilidad	91
5.1	Análisis de imágenes digitales	91
5.2	Construcción de un Mapa de Elevación	93
5.2.1	Algoritmo de las distancias encadenadas.	94
5.2.2	Algoritmo de construcción del mapa de elevación propuesto	96
5.2.3	Mapa de Visibilidad	98
5.3	Utilización de técnicas de visión artificial	100
5.3.1	Etapas de Preprocesamiento	100
5.3.2	Utilización de transformaciones morfológicas	102
5.3.3	Detección de bordes	106
6.	Construcción del modelo de zonas cruzables	113
6.1	Introducción	113
6.2	Trabajos relacionados	115
6.3	Conceptos Generales	116
6.3.1	Diagrama de Voronoi para un conjunto de puntos	118
6.3.2	Diagrama de Voronoi para series de puntos	119
6.4	Algoritmos de generación de Diagramas de Voronoi	121
6.4.1	Aproximación por puntos	121
6.4.2	Aproximación a una imagen digital	122
6.5	Algoritmo DVL	123
6.5.1	Agrupamiento de datos	124
6.5.2	Obtención de distancias a los grupos generadores	126
6.6	Construcción de un Modelo Global	128
6.6.1	El modelo incremental	130
7.	Resultados Experimentales	135
7.1	Captura de la información	135
7.2	Experimento 1: Entorno con obstáculos aéreos	138

7.3	Experimento 2: Entorno con pendiente negativa.	144
7.4	Experimento 3: Entorno con pendiente positiva.	150
7.5	Experimento 4: Entorno complejo. Alta densidad de obstáculos	155
7.6	Experimento 5: Terreno Rugoso.	161
7.7	Influencia en el tamaño de la celdilla	166
7.8	Construcción de modelos globales	171
8.	Conclusiones	175
8.1	Aportaciones de la tesis	176
8.2	Futuros desarrollos	177
 Apéndice		181
A.	Errores en las medidas	183
A.1	Primer paso de polares a cartesianas	183
A.2	Paso a sistema de referencia del láser	185
A.3	Sistema de coordenadas de la base	187
A.4	Paso a sistema de referencia global	188
B.	LASER PLS-220	189
B.1	Conexiones eléctricas	190
B.2	Luces indicadoras	191
B.3	Características técnicas	192
C.	Brújula TCM2	195
D.	GPS Z-Surveyor	199
D.1	Modos de trabajo	200
E.	Especificaciones de la plataforma MD-15	203

ÍNDICE DE TABLAS

4.1	Tabla lógica del índice de cruzabilidad.	70
4.2	Tabla resumen de técnicas de análisis de cruzabilidad.	70
6.1	Dimensiones del mapa para diferente resolución de celdilla. . .	125
7.1	Experimento 1: Tabla de tiempos de procesamiento para entorno con obstáculo aéreo.	143
7.2	Experimento 1: Número de celdas visibles.	144
7.3	Experimento 2: Tiempos de procesamiento para un entorno con pendiente.	149
7.4	Experimento 2: Número de celdas visibles.	150
7.5	Experimento 3: Número de celdas visibles.	154
7.6	Experimento 3: Tiempos de procesado para un entorno con pendiente positiva.	155
7.7	Experimento 4: Tiempos de procesado para un entorno complejo.	161
7.8	Experimento 5: Tiempos de procesado para un entorno rugoso.	166
7.9	Tiempos de procesamiento en msg. para distintos tamaños de celda.	167
7.10	Tiempos de procesamiento en mseg para distintos tamaños de celda. Entorno con alta densidad de obstáculos.	170
B.1	Función de los indicadores y estado de la salida de la zona de protección	192
B.2	Función de indicador y del estado de la salida para la zona de aviso y acumulación de polvo	193
B.3	características técnicas del PLS	193



ÍNDICE DE FIGURAS

1.1	Bucle de percepción-decisión-acción de un robot.	2
1.2	Secuencia básica de funcionamiento de la navegación planificada.	4
1.3	Modo de actuación de los sistemas reactivos.	5
1.4	Entorno de prueba.	8
1.5	Bucle de percepción-modelado-decisión-acción de un robot.	8
2.1	Familia de vehículos Navlab de la Carnegie Mellon.	12
2.2	Robot HMMWV del proyecto Navlab.	13
2.3	Robot LAMA del LAAS (Francia).	13
2.4	Robot Ambler de la Universidad Carnegie Mellon.	14
2.5	Robot Nomad de la Universidad Carnegie Mellon.	14
2.6	Silla de ruedas desarrollada en la universidad de Bremen.	16
2.7	Robot guía de museo desarrollado en la universidad de Bonn.	16
2.8	Mapa de elevación.	20
2.9	Interpolación.	22
2.10	Geometría de la imagen (arriba), locus 1-D (abajo).	23
2.11	Extracción de los mapas topológicos.(a)Mapas de celdas, (b) diagrama de Voronoi, (c) puntos críticos, (d) líneas críticas, (e) regiones topológicas, y (f) grafo topológico.	29
3.1	Robot de exteriores <i>GOLIAT</i>	32
3.2	Equipos de <i>GOLIAT</i>	34
3.3	Arquitectura Hardware.	35
3.4	Transformación de polares a cartesianas.	39
3.5	Definición de la resolución radial y angular.	39
3.6	Errores en los datos del telémetro.	40
3.7	Muestras no uniformes, profundidad de sombras, e incertidumbres en el espacio cartesiano.	41
3.8	Sensibilidad del láser.	43
3.9	Obtención de profundidad mediante luz estructurada.	44
3.10	Patrón de emparejamiento, ventana de vecindad de un pixel.	48

3.11	Imagen de disparidad, resultado del emparejamiento.	50
3.12	Triangulación.	51
3.13	Modelo <i>pin-hole</i> . La lente de la cámara se representa como un punto.	52
3.14	Correspondencia entre la disparidad y la profundidad en el equipo estéreo TRICLOPS.	53
3.15	Imagen real. Laboratorio de Robótica.	54
3.16	Información tridimensional obtenida con el equipo estéreo TRICLOPS.	54
3.17	Estimación del valor de disparidad óptimo con interpolación sub-pixel.	55
3.18	Información tridimensional obtenida con el equipo estéreo TRICLOPS, utilizando interpolación sub-pixel.	56
3.19	Sistema sensorial utilizado.	57
3.20	Sistema motor.	57
3.21	Información obtenida por el láser.	58
3.22	Transformación de polares a cartesianas en sistemas bidimensionales.	59
3.23	Rotación de los ejes del sistema sensor.	59
3.24	Sistemas de referencia del sensor y del robot.	60
3.25	Ángulos de cabeceo y alabeo del robot medidos con la brújula.	61
3.26	Coordenadas cartesianas tridimensionales en el SDR de la base del Robot.	62
3.27	Sistemas de referencia y localización de los sensores a bordo del robot.	63
3.28	Fusión de datos tridimensionales captados con el telémetro láser tridimensional en percepciones sucesivas. Vista superior.	64
3.29	Fusión de datos tridimensionales captados con el telémetro láser tridimensional.	65
4.1	Vista de Marte desde el Viking Lander 1.	69
4.2	Definición de ZNA.	71
4.3	Análisis de cruzabilidad para una imagen real.	72
4.4	Situación caso 1.	73
4.5	Situación caso 1, pendiente 30° vista superior.	74
4.6	Situación caso 1, pendiente 30°.	74
4.7	Algoritmo de aproximación de planos con celdas.	75
4.8	Interpolación de planos con cuatro puntos contiguos.	78
4.9	Determinación de la pendiente con una red neuronal.	79

4.10	Principio de la estimación de la normal.	81
4.11	Obtención de la pendiente en el punto.	81
4.12	Análisis de pendiente con 30°.	83
4.13	Análisis de pendiente con 60°.	83
4.14	Análisis de pendiente en una imagen real.	84
4.15	Distancias de los puntos al plano interpolado por mínimos cuadrados.	85
4.16	Gradiente de alturas local con análisis de pendiente.	87
4.17	MNC con análisis de la Varianza Esférica.	89
5.1	Imagen real.	92
5.2	Imagen de profundidad.	92
5.3	Asignación de número de celdas.	93
5.4	Número de obstáculos por celda.	94
5.5	Ordenación de datos (paso 2).	96
5.6	Determinación de dos obstáculos (paso 3).	96
5.7	Mapa de Elevación de una imagen real con tamaño de celda 20 cm.	97
5.8	Construcción del mapa de visibilidad.	98
5.9	Mapa de visibilidad.	99
5.10	Diferentes métodos de construcción de un mapa de visibilidad.	100
5.11	Definición de la mediana.	101
5.12	Mapa de visibilidad binarizado.	102
5.13	Resultado de aplicar el filtro de mediana.	102
5.14	Elementos estructurales más comunes.	103
5.15	Operación de erosión de B	104
5.16	Operación de dilatación de B	105
5.17	Resultado de aplicar una operación de cierre.	106
5.18	Método del gradiente y de la laplaciana aplicado a imágenes con niveles de gris y binarias.	108
5.19	Máscaras de detección de bordes.	109
5.20	Resultado de la detección de bordes.	110
5.21	Imagen real.	110
5.22	Modelo numérico de cruzabilidad. Vista superior.	111
5.23	Modelo numérico de cruzabilidad.	111
5.24	Mapa de elevación.	111
5.25	Mapa de visibilidad.	111
5.26	Regiones no accesibles. Imagen binarizada.	111
5.27	Operación morfológica de cierre.	111

5.28	Obtención de las fronteras. Detección de bordes.	111
6.1	Determinación del camino entre dos puntos del espacio libre a partir del diagrama de Voronoi.	114
6.2	Representación y elementos básicos de un diagrama de Voronoi de un espacio cerrado libre.	117
6.3	Diagrama de Voronoi ordinario generado por un conjunto de puntos $P = \{P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6\}$. La región de color oscuro representa las localizaciones del espacio más cercanas al punto P_1	118
6.4	Diagrama de Voronoi ordinario generado por un conjunto de puntos que representan las capitales de provincias españolas (Universidad de Almería) [35].	120
6.5	Diagrama de Voronoi generalizado generado por series de puntos que representan los obstáculos de una escena.	121
6.6	Obtención de la ventana de vecindad para el etiquetado de elementos generadores.	124
6.7	Elementos generadores obtenidos del agrupamiento de datos.	126
6.8	Distancia máxima entre dos celdas.	127
6.9	DVL del espacio visible.	129
6.10	Diagrama de Voronoi local.	131
6.11	Agrupamiento de datos del mapa.	131
6.12	Sustitución de datos por el centro de masas.	131
6.13	Entorno real.	133
6.14	DVL, posición inicial.	134
6.15	DVL, captura de datos a tres metros de la posición inicial.	134
6.16	Construcción del modelo global, paso 1.	134
6.17	Construcción del modelo global, paso 2.	134
7.1	Distancia mínima d_{min} y altura máxima H_{MAX} que percibe el telémetro láser, en ausencia de obstáculos.	136
7.2	Entorno con obstáculos aéreos. Imagen real.	139
7.3	Entorno con obstáculos aéreos. MNC, test 1.	139
7.4	Entorno con obstáculos aéreos. MNC, test 2.	140
7.5	Entorno con obstáculos aéreos. MNC, test 3.	140
7.6	Entorno con obstáculos aéreos. MNC, test 4.	141
7.7	Entorno con obstáculos aéreos. Mapa de visibilidad.	141
7.8	Experimento 1: DVL, test 1.	142
7.9	Experimento 1: DVL, test 2.	142
7.10	Experimento 1: DVL, test 3.	142

7.11	Experimento 1: DVL, test 4.	142
7.12	Imagen real. Entorno con pendiente negativa.	144
7.13	Vista superior del mapa instantáneo.	145
7.14	Experimento 2: MNC, test 1.	146
7.15	Experimento 2: MNC, test 2.	146
7.16	Experimento 2: MNC, test 3.	147
7.17	Experimento 2: MNC, test 4.	147
7.18	Experimento 2: Mapa de visibilidad.	148
7.19	Experimento 2: DVL, test 1.	148
7.20	Experimento 2: DVL, test 2.	148
7.21	Experimento 2: DVL, test 3.	149
7.22	Experimento 2: DVL, test 4.	149
7.23	Imagen real. Pendiente positiva.	150
7.24	Experimento 3: MNC test 1, vista superior.	151
7.25	Experimento 3: MNC test 2, vista superior.	151
7.26	Experimento 3: MNC test 3, vista superior.	151
7.27	Experimento 3: MNC test 4, vista superior.	151
7.28	Experimento 3: MNC test 1.	151
7.29	Experimento 3: MNC test 2.	152
7.30	Experimento 3: MNC test 3.	152
7.31	Experimento 3: MNC test 4.	153
7.32	Experimento 3: Mapa de visibilidad.	153
7.33	Experimento 3: DVL, test 1.	154
7.34	Experimento 3: DVL, test 2.	154
7.35	Experimento 3: DVL, test 3.	154
7.36	Experimento 3: DVL, test 4.	154
7.37	Imagen real. Entorno complejo.	155
7.38	Experimento 4: MNC test 1, vista superior.	156
7.39	Experimento 4: MNC test 2, vista superior.	156
7.40	Experimento 4: MNC test 3, vista superior.	156
7.41	Experimento 4: MNC test 4, vista superior.	156
7.42	Experimento 4: MNC test 1.	157
7.43	Experimento 4: MNC test 2.	157
7.44	Experimento 4: MNC test 3.	158
7.45	Experimento 4: MNC test 4.	158
7.46	Experimento 4: Mapa de elevación.	159
7.47	Experimento 4: Mapa de visibilidad.	159
7.48	Experimento 4: DVL, test 1.	160
7.49	Experimento 4: DVL, test 2.	160

7.50	Experimento 4: DVL, test 3.	160
7.51	Experimento 4: DVL, test 4.	160
7.52	Imagen real. Terreno rugoso.	161
7.53	Experimento 5: MNC test 1, vista superior.	162
7.54	Experimento 5: MNC test 2, vista superior.	162
7.55	Experimento 5: MNC test 3, vista superior.	162
7.56	Experimento 5: MNC test 4, vista superior.	162
7.57	Experimento 5: MNC test 1.	162
7.58	Experimento 5: MNC test 2.	163
7.59	Experimento 5: MNC test 3.	163
7.60	Experimento 5: MNC test 4.	164
7.61	Experimento 5: Mapa de elevación.	164
7.62	Experimento 5: Mapa de visibilidad.	165
7.63	Experimento 5: DVL, test 1.	165
7.64	Experimento 5: DVL, test 2.	165
7.65	Experimento 5: DVL, test 3.	166
7.66	Experimento 5: DVL, test 4.	166
7.67	DVL, para un tamaño de celda de 20 cm.	167
7.68	DVL, para un tamaño de celda de 50 cm.	167
7.69	Entorno con alta densidad de obstáculos.	168
7.70	MNC test 4. Vista superior.	168
7.71	MNC test 4.	169
7.72	Mapa de elevación, para un tamaño de celda de 20 cm.	169
7.73	Mapa de elevación, para un tamaño de celda de 50 cm.	169
7.74	Mapa de Visibilidad, para un tamaño de celda de 20 cm.	170
7.75	Mapa de Visibilidad, para un tamaño de celda de 50 cm.	170
7.76	DVL para 20 cm.	170
7.77	DVL para 50 cm.	170
7.78	Entorno real.	172
7.79	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 1.	172
7.80	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 2.	172
7.81	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 3.	172
7.82	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 4.	172
7.83	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 5.	172
7.84	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 6.	173
7.85	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 7.	173
7.86	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 8.	173
7.87	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 9.	173
7.88	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 10.	173

7.89	Secuencia de desplazamiento del robot. Posición 11.	173
8.1	Desarrollo SW de la tesis.	175
8.2	Modificación del incremento en el barrido del ángulo vertical del telémetro láser tridimensional.	178
A.1	Error en las coordenadas x e y para $\rho = 50.00$ mm constante en milímetros.	184
A.2	Error en las coordenadas x e y para $\rho = 5.00$ mm constante en milímetros.	184
A.3	Error en las coordenadas x e y para $\theta = 90^\circ$ constante en milímetros.	185
A.4	Error en las coordenadas x e y para $\theta = 135^\circ$ constante en milímetros.	185
A.5	Error en las coordenadas x e y para $\theta = 132^\circ$ constante en milímetros.	185
A.6	Variación del error E_x con las variables θ y ρ	186
A.7	Variación del error E_y con las variables θ y ρ	186
B.1	Rangos de medida del telémetro láser PLS-220	189
B.2	Configuración del telémetro láser PLS-220	190
B.3	Conectores del telémetro láser PLS-220	191
B.4	Indicadores luminosos del telémetro láser PLS-220	192
C.1	Especificaciones de la brújula TCM2 (I).	196
C.2	Especificaciones de la Brújula TCM2 (II).	197
E.1	Plataforma diesel MD-15 de Modulaire.	204
E.2	Especificaciones I: Dimensiones de la plataforma.	205
E.3	Especificaciones II: Ángulos teóricos máximos.	206
E.4	Esquema del sistema de sistema de locomoción, bombas hidráulicas en tandem.	207
E.5	Esquema del circuito hidráulico del sistema de locomoción. . .	208

1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo de robots móviles autónomos capaces de operar en entornos exteriores, es un campo abierto que está despertando un gran interés durante los últimos años. Aplicaciones como la seguridad civil, la minería, la exploración científica y la robótica de servicio, entre otras, demandan robots con un grado de autonomía cada vez mayor y unas capacidades más completas. La capacidad básica de la robótica móvil es la *Navegación*.

1.1 La Navegación en la robótica móvil

Cuando hablamos de navegación nos referimos, en el caso más general, a la siguiente tarea: el robot se encuentra situado en un entorno desconocido, amplio, complejo y dinámico. Explora el entorno, invirtiendo en esa tarea un determinado tiempo, y toma la decisión de cómo llegar a un punto tratando de minimizar una función de coste (tiempo, energía, etc.). Para conseguir realizar esta tarea con éxito, el problema de la navegación se divide en una serie de sub-problemas dependientes entre sí, en los que diferentes áreas de investigación se han centrado. Uno de ellos, tema central de la presente tesis, es el modelado de entornos exteriores. En general, un modelo del entorno permite a un robot, además de conocer su posición, identificar las diferentes alternativas para cumplir su misión con éxito.

Los temas básicos que se requieren para conseguir la capacidad de navegación son:

- **El diseño de una plataforma** que permita realizar las pruebas y los desarrollos necesarios. Estas plataformas se diseñan para conseguir una autonomía cada vez más fiable, y siempre dependientes de la tarea que vayan a realizar. El diseño y ubicación de cada uno de los elementos que constituyen el robot deberán cumplir una serie de criterios para que todo el sistema sea robusto. En el diseño deberá tenerse en cuenta el problema del control de movimiento. El robot ha de moverse lo suficientemente rápido, controlado y con seguridad, evitando obstáculos estáticos y en movimiento.

- El desarrollo de un **sistema sensorial**, capaz de captar toda la información útil del entorno. La información suministrada por el sistema sensorial debe permitir al robot conocer su posición, y así, poder moverse de forma óptima y segura en el entorno.
- El procesamiento y tratamiento de la información procedente de los sensores, que en el caso más general dará como resultado un mapa. El **modelado del entorno** es una tarea fundamental para la navegación y localización de todo robot móvil. La elección de un modelo no es una tarea fácil, en ella se van a ver involucrados varios factores, entre ellos, el tipo de entorno en el que se va a evolucionar, la tarea que se va a realizar en ese entorno y las restricciones físicas del propio robot.
- La **planificación** del movimiento o navegación, que se considera como un sistema decisional y confiere el verdadero grado de autonomía.

Estas tareas pueden resumirse en la figura 1.1 presentada por Bozier en [18], donde se muestra el bucle de tareas que un robot realiza para completar una misión.

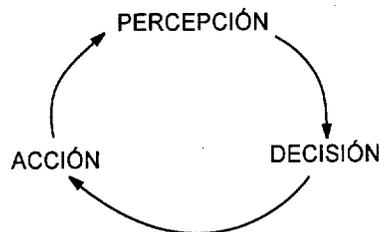


Fig. 1.1: Bucle de percepción-decisión-acción de un robot.

Con el fin de realizar estas tareas, el robot estará equipado de órganos motores (para la acción), de captadores (para la percepción) y de un centro decisional que le permita ejecutar la tarea con éxito. La presente tesis se centra en el nexó de unión entre las tareas de percepción y de decisión de la figura 1.1.

Una definición más específica de la Navegación en Robótica es propuesta por Cao en [22]:

"La navegación en Robótica se define como la técnica para guiar a un robot hacia un destino, o a lo largo de un camino deseado, en un entorno determinado".

Según este entorno se distinguen dos grandes áreas de interés en el campo de la robótica móvil:

- **Entornos interiores**, o entornos exteriores donde tanto las condiciones de iluminación como la información pueden controlarse perfectamente. Son entornos muy estructurados, conocidos (o con un cierto grado de conocimiento, generalmente mediante un mapa establecido *a priori*) y predecibles. Estos entornos son fácilmente modelables por primitivas geométricas y, en general, la utilización de dos dimensiones es suficiente para su representación. Sin embargo, los entornos interiores tienen un problema intrínseco, el *problema de la localización*. Se entiende por localización al proceso de determinar la posición y orientación de un robot, utilizando la información que proviene de los sensores externos [36]. Esta tarea consistirá en la detección de marcas y/o patrones de referencia presentes en el entorno, o la obtención de la correspondencia entre la información suministrada por los sensores y un mapa, establecido *a priori*, del entorno. Esta tarea es muy compleja y los tiempos de cálculo son bastante largos.
- **Entornos exteriores**, donde la investigación se centra en el desarrollo de vehículos que puedan navegar utilizando una realimentación sensorial (en campos y carreteras). Estos vehículos requieren una gran potencia computacional para adaptar las tareas de control y percepción a las necesidades de alta velocidad de movimiento en entornos exteriores complejos. El problema básico de la navegación en entornos exteriores es, principalmente, la gran diversidad de terrenos y la variable densidad de obstáculos que pueden encontrarse. Por ello, en la mayoría de los trabajos desarrollados se construyen modelos muy diferentes y dispares, acotando los problemas mediante la imposición de fuertes restricciones. En cuanto al problema de localización, éste se resuelve con la utilización de sistemas de posicionamiento global por satélite (GPS) ya sean absolutos o diferenciales. Estos equipos ofrecen una localización tridimensional con un grado de fiabilidad muy elevado, unos tiempos de respuesta muy bajos, y un coste económico cada vez menor.

En el estudio de la navegación de entornos exteriores pueden considerarse dos tipos de comportamiento, o modos de navegación básicos, dependiendo

de la naturaleza del terreno a cruzar y teniendo en cuenta un determinado principio general de economía, que impondrá las limitaciones en la capacidad de procesamiento a bordo, memoria y energía [97]. Estos dos modos de navegación, que se comentarán en las siguientes secciones, son: el modo planificado y el modo reactivo o reflejo.

1.1.1 Modo planificado

El objetivo fundamental en este modo de navegación será alcanzar una meta determinada por un usuario, partiendo de una posición inicial (utilizando órdenes de tipo *IR A ...*). En los sistemas completamente planificados, toda acción responde a una reflexión previa que se ha denominado planificación. La planificación se hace en base a un modelo conocido *a priori*. La dimensión (2D, 3D) y exactitud del modelo dependerán de la dificultad del terreno.

Ésta ha sido la forma de abordar la robótica hasta finales de los años 80. Es el esquema de funcionamiento ordinario de la robótica de manipuladores, o robótica industrial. Para tomar decisiones necesitamos información; las decisiones se toman sobre unos modelos, que se denominan planes.

La secuencia básica de funcionamiento es la que se representa en la figura 1.2. Primero se realiza un procesamiento sensorial para extraer la información necesaria, esta información se integra en un modelo del entorno, y a partir de ese modelo se realiza una planificación de las acciones a ejecutar, para que los actuadores las lleven a cabo.

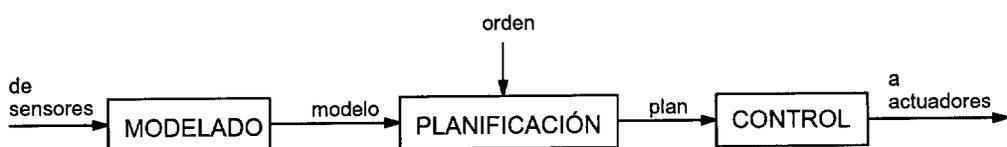


Fig. 1.2: Secuencia básica de funcionamiento de la navegación planificada.

Los modelos del entorno, en este caso, pueden ser introducidos al planificador *a priori*, sin necesidad de utilizar la información sensorial para su construcción. Aún así, la información sensorial será necesaria para alcanzar los objetivos y para poder saber donde se halla el robot (problema de localización). Todos los sensores utilizados darán, de alguna manera o de otra, información geométrica.

Este tipo de navegación es muy interesante en entornos complejos, donde el robot durante el movimiento puede quedar atrapado en un mínimo local (*dead-ends*).

Los problemas fundamentales que presentan estos sistemas son:

- El modelo del entorno nunca es preciso al 100%.
- No es adecuado para entornos dinámicos, ya que es necesario re-planificar con mucha frecuencia.
- Tanto el modelado del entorno, como la planificación pueden ser muy costosos computacionalmente, especialmente si hay que modelar con frecuencia o re-planificar.

1.1.2 Modo reactivo

En este modo de navegación, el esquema a seguir es completamente diferente al modo planificado. Se deshecha la utilización de un planificador que indique en cada momento cual es la tarea a seguir, y se sustituye por un sistema basado fundamentalmente en la información sensorial.

En este caso los objetivos son menos ambiciosos que en el modo planificado (*Dirigirse hacia ..., ir junto a ..., evita el obstáculo ...*). Toda acción responderá a un estímulo sensorial, no existiendo un modelo del entorno, ya que éste será el propio espacio de trabajo. La secuencia básica de operación es la que se muestra en la figura 1.3:

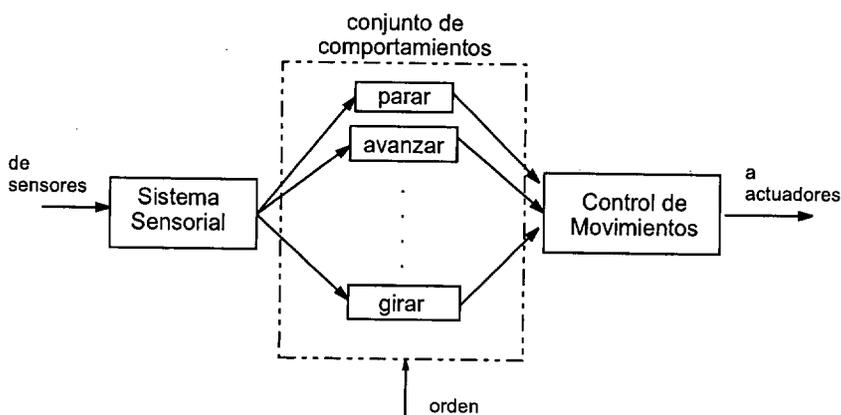


Fig. 1.3: Modo de actuación de los sistemas reactivos.

Se realiza un procesamiento sensorial para extraer la información de interés relativo al entorno. En muchas ocasiones, para conseguir un sistema con una alta velocidad de reacción, se trabaja sin procesamiento sensorial, es decir, con la información directa de los sensores. A partir de la información sensorial, se determinará la acción a ejecutar. Y por último, se lleva a cabo la acción gracias a los actuadores del robot.

Históricamente, los primeros sistemas eran totalmente planificados [1]. A mediados de los años 80, Brooks, introdujo esta nueva filosofía de diseño para evitar los problemas que presentaba el modo de planificación anterior [6].

La navegación reactiva es interesante en entornos sencillos, es decir, en terrenos esencialmente planos y con pocos obstáculos. El robot podrá moverse eficientemente sólo en base a la información provista por los sensores (detectores de obstáculos). No es necesaria una representación global, y las órdenes de movimiento se generan a la vez que la adquisición de datos.

Los inconvenientes que plantea este nuevo modo de funcionamiento son los siguientes [16]:

- Aquellos derivados de trabajar sólo con información local: no es posible optimizar las trayectorias y aparecerán los problemas de mínimos locales.
- La no existencia de un modelo del mundo presentará problemas en la localización del robot.
- Dificultad para alcanzar objetivos globales.
- Aumento de la complejidad del sistema de medida.
- Dificultad para definir de manera sencilla las tareas a realizar.

La principal diferencia entre este nuevo modo de navegación y las técnicas clásicas (modo planificado) es que, mientras se origina una misión o se da una posición final, el robot no planifica su camino, sino que navega por sí solo reaccionando a su entorno inmediato en tiempo real. En este caso, lo importante es conseguir una autonomía robusta a partir de unas capacidades computacionales mínimas, a diferencia de los enormes requerimientos computacionales de técnicas de planificación de trayectorias.

1.2 Planteamiento del problema

Como se ha comentado en el apartado anterior, los sistemas reactivos trabajan muy bien a nivel local, mientras que los sistemas planificados lo hacen a nivel global. La necesidad de conseguir que el robot sea capaz de navegar de forma autónoma, por un entorno exterior que puede ser desconocido *a priori*, induce a buscar otros modos de navegación.

La tendencia actual es la de trabajar con **sistemas híbridos** [2], mecanismos de acción-reacción, pero con un cierto nivel de planificación.

Para conceder a un robot un cierto grado de autonomía, que le permita superar los acontecimientos imprevistos, es necesario dotarlo de un control realizado a un alto nivel de abstracción (programación a nivel tarea). La tarea a efectuar se filtra y se actualiza automáticamente en función de los modelos del entorno (construidos poco a poco con los desplazamientos), y en función de la configuración local (velocidad, posición) del robot.

Con la **navegación basada en sensores**, podremos dotar al sistema de capacidad de acción y reacción ante situaciones inesperadas, y definir trayectorias eficientes y rápidas, ya que se incorpora la información sensorial en tiempo real al proceso de planificación. Es una ventaja frente a las técnicas tradicionales, que presuponen una información completa *a priori* del entorno, y también frente a las nuevas técnicas que parten de un conocimiento nulo del entorno (navegación reactiva). En la planificación basada en sensores, se busca encontrar el camino libre de colisión para un robot, utilizando la información provista por los sensores.

El problema que se plantea en esta tesis es el siguiente: El robot se encuentra en un entorno que puede ser desconocido *a priori* y debe interactuar con él. El entorno de trabajo se corresponde con un entorno exterior sencillo, y el robot dispone de los sistemas sensoriales necesarios para su localización y obtención del modelo del entorno. Con la información sensorial realiza un modelado de las zonas cruzables que pueden ser utilizados para tareas de navegación o planificación de trayectorias, entre otras.

1.3 Objetivos de la tesis

El objetivo de la presente tesis es la construcción de un modelo global del entorno, útil para la navegación de entornos exteriores, para un robot móvil autónomo de grandes dimensiones llamado *GOLIAT*, cuyas características se detallan en la sección 2.1.

El espacio de trabajo será un entorno exterior no estructurado pero sencillo. Con un grado de rugosidad del terreno no muy elevado y con obstáculos tanto naturales como artificiales. Como ejemplo de entorno de prueba del robot se presenta la figura 1.4.



Fig. 1.4: Entorno de prueba.

El estudio de un sistema sensorial, capaz de suministrar la información necesaria para poder realizar el modelo, será también un objetivo de esta tesis. El bucle de tareas mostrado en la figura 1.1 queda modificado en la presente tesis como en la figura 1.5.

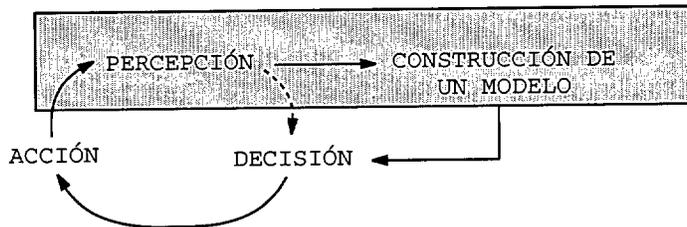


Fig. 1.5: Bucle de percepción-modelado-decisión-acción de un robot.

El modelo generado dará al robot la posibilidad, no sólo explorar y navegar en un entorno desconocido, sino también, generar un mapa global que

constituya una base de datos de conocimiento del entorno.

1.4 Fases de la tesis

El modelo final del entorno para la navegación es un modelo de tipo *road-map*, que proviene de la información sensorial. Por ello la primera fase de este proyecto es la percepción de la información del entorno por medio de un láser tridimensional de fabricación propia (ver sección 3.5.3). Las justificaciones de esta elección se comentan en el capítulo 3.

Se realizará el modelado en tres niveles de abstracción:

- Tras la captura de la información se construye un modelo instantáneo o *snapshot* a partir de la adquisición de los datos, que en muchas ocasiones provienen directamente de los sensores y que en nuestro caso requiere una transformación de coordenadas.
- En un segundo nivel de abstracción se construyen los modelos locales con diferentes representaciones que van, desde el mapa de cruzabilidad tridimensional hasta la segmentación de las zonas accesibles y no accesibles, obteniendo sus fronteras.
- En un tercer y último nivel se construye el modelo global de las zonas cruzables, a partir de la fusión de diagramas de Voronoi locales, para obtener un conocimiento de todo el terreno de operación del robot. Este modelo global representará el camino de máxima seguridad para la navegación del robot.

1.5 Estructura del documento

El contenido de la tesis se encuentra distribuido en 8 capítulos, el primero de los cuales está formado por la presente introducción.

En el capítulo siguiente se muestran los trabajos relacionados con el desarrollo de plataformas móviles para entornos exteriores y las técnicas de modelado utilizadas en la robótica.

En el capítulo 3 se presenta la plataforma utilizada en la tesis, el robot *GOLIAT*, una plataforma de grandes dimensiones capaz de evolucionar por entornos exteriores no estructurados. En este capítulo se comentan los



sistemas de percepción utilizados en entornos exteriores, justificando y desarrollando el sistema elegido, así como las diferentes transformaciones que se realizan hasta obtener la información tridimensional.

En el capítulo 4 se presenta el modelo numérico de cruzabilidad, como una representación tridimensional del entorno en el que aparecen las zonas marcadas como accesibles y no accesibles para el robot, mostrando diferentes aproximaciones para su construcción.

En el capítulo 5 se desarrolla el tratamiento de los modelos como imágenes digitales, aplicando diferentes técnicas de visión artificial hasta la obtención de las fronteras que delimitan las zonas cruzables de las no cruzables.

En el capítulo 6 se muestra el método de modelado utilizado, un modelo de tipo *roadmap* que se construye con el diagrama de Voronoi local. A partir de los modelos locales obtenidos, se construye en este mismo capítulo el modelo global.

En el capítulo 7 se muestran los resultados experimentales obtenidos con la plataforma en entornos exteriores reales.

Por último, en el capítulo 8 se presentan las conclusiones finales, aportaciones de la tesis y futuras líneas de investigación que se abren con este trabajo.

2. TRABAJOS RELACIONADOS

En este capítulo se presenta un estado del arte sobre la robótica móvil desarrollada específicamente para entornos exteriores, mostrando las plataformas utilizadas por diferentes grupos de investigación. Se realizará también un estado del arte de las técnicas de modelado desarrolladas para este mismo tipo de entornos.

2.1 Plataformas experimentales desarrolladas para entornos exteriores

Son muchos los grupos de investigación dedicados a desarrollar robots capaces de trabajar en entornos exteriores. Los retos actuales se centran en mejorar las capacidades y el grado de autonomía de los mismos. Esto se consigue aumentando los grados de libertad y desarrollando sistemas decisionales y sensoriales cada vez más precisos. Los diferentes diseños, tanto mecánicos como de comportamiento, van a depender de las aplicaciones para las que han sido desarrolladas. Estas aplicaciones son:

- Navegación autónoma
 - por carreteras y caminos (entornos parcialmente estructurados)
 - por campos (entornos no estructurados sencillos/conocidos).
- Exploración planetaria (entornos desconocidos que pueden ser complejos).
- Exploración y asistencia en lugares peligrosos para el hombre (desactivación de minas, trabajos en centrales nucleares, etc.).
- Servicio (asistencia a discapacitados, personas mayores, etc.).

A continuación se presentan los trabajos realizados para las diferentes aplicaciones.

2.1.1 Navegación autónoma

El proyecto UGV (Unmanned Ground Vehicles) [53], es uno de los más importantes y de los primeros dedicados a la navegación en entornos exteriores. En este proyecto se desarrollan, desde 1984, vehículos semi-autónomos capaces de cruzar países por carreteras o autopistas. Es decir, capaces de navegar por entornos no rugosos semi-estructurados y con obstáculos de gran volumen. Dentro de este proyecto, el grupo AHS (Automated Highway System) de la Carnegie Mellon tiene como objetivo desarrollar las especificaciones, para los vehículos y carreteras, que permitan realizar una automatización de la conducción de forma segura. En la figura 2.1 se puede ver la familia de vehículos Navlab (de la versión 6 a la 10) desarrollados para este fin.

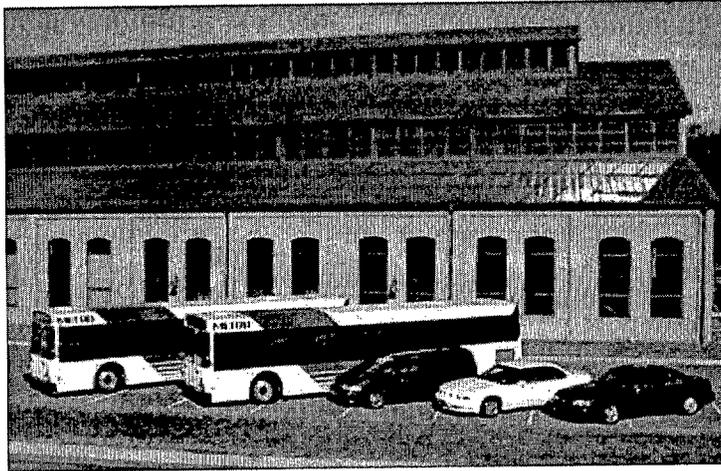


Fig. 2.1: Familia de vehículos Navlab de la Carnegie Mellon.

En el caso de navegación en campo abierto, y dentro de este proyecto (UGV), también se han desarrollado vehículos para la circulación fuera de las carreteras, destacando el vehículo todo terreno HMMWV (Navlab II) (ver figura 2.2). Su sistema sensorial está formado por un telémetro láser tridimensional y un sistema de medida inercial, que le permite realizar un modelo de celdas del entorno [71].

En Europa, los primeros trabajos de robótica móvil en entornos naturales comenzaron en 1987 con el proyecto Eureka AMR (Advanced Mobile Robot). Dentro de este proyecto se construyó el robot ADAM (Advanced Demonstrator for Autonomy and Mobility) por Framatome y Matra Marconi Space. El grupo RIA de Francia participó en la concepción e integración de un sistema de percepción, para la modelización del terreno a partir de



Fig. 2.2: Robot HMMWV del proyecto Navlab.

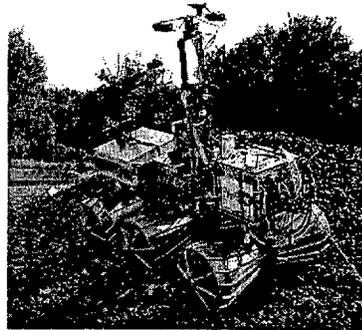
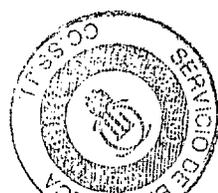


Fig. 2.3: Robot LAMA del LAAS (Francia).

información telemétrica. ADAM fue donado al LAAS en 1992, comenzando un proyecto interno, el proyecto EDEN (*Expérimentation de Déplacement en Environnement Naturel*, 1996) cuyo objetivo era la integración de la puesta en correspondencia de la capacidades de navegación en entornos naturales [73]. Su sistema de percepción está formado por un telémetro láser de dos ejes, que proporciona una imagen de puntos tridimensionales. Además, dispone de dos bancos estereoscópicos, uno orientado a la parte baja para la detección de obstáculos en movimiento y otro dedicado a captar la escena para el modelado. El entorno de experimentación es un entorno natural, pequeño, con un cierto número de obstáculos formado por rocas aisladas y árboles. En el año 2000 el LAAS desarrolla el robot LAMA cuyo chasis es construido por Alcatel Espacio. Está formado por tres pares de ruedas motrices con tres ejes unidos por múltiples articulaciones. Entre los sistemas sensoriales que dispone destacan dos cámaras de video Micam VHR 2000 sincronizadas que proporcionan imágenes estéreo (figura 2.3) [7].

2.1.2 Exploración planetaria

En el caso especial de la exploración planetaria se presentan una serie de condiciones diferentes. Estas condiciones, obligan a evaluar una serie de consideraciones no contempladas en las plataformas desarrolladas para otras aplicaciones. La primera consideración a destacar es que los robots deben operar en entornos grandes y desconocidos. Esto hace necesario el tratamiento de información con un cierto grado de incertidumbre, no siendo viable la utilización de técnicas que requieran una información precisa del entorno, como aquellas técnicas desarrolladas para entornos interiores. También se debe



tener en cuenta que las misiones espaciales tienen un coste muy elevado y los fallos en las plataformas son irreparables. Por ello, un robot planetario debe poder funcionar desde el primer momento, además de garantizar su propia seguridad para poder alcanzar los objetivos. Las grandes distancias y el ancho de banda hacen que la comunicación con una estación de trabajo remota sea muy difícil. Esto hace que las plataformas deban ser muy robustas, tanto a nivel mecánico como a nivel de capacidades.

Los primeros desarrollos en robots planetarios aparecen en 1970. El programa espacial Soviético produjo dos robots lunares tele-operados desde la tierra en 1970 y 1973. Su nivel de autonomía era muy básico y limitado, sin embargo, fueron los pioneros en el desarrollo de robots para estas aplicaciones.

Actualmente la exploración planetaria es una de las mayores prioridades de la NASA [110], preparándose nuevas misiones espaciales, de este tipo, hasta el 2003. El Laboratorio JPL de la NASA fue el primero en situar un robot (Sojourner) en Marte, en 1997, en la misión Microrover Flight Experiment (MFEX). Este robot de 11.5 kilogramos, con 6 ruedas de movimiento independiente, era capaz de escalar obstáculos rocosos y navegar por terrenos de tipo arena. El objetivo fundamental era demostrar la viabilidad de controlar un robot en un entorno como Marte, a nivel de instrumentación y energía. El sistema sensorial, utilizado para la navegación, estaba formado por un haz láser y una cámara para determinar la presencia de obstáculos en su camino.

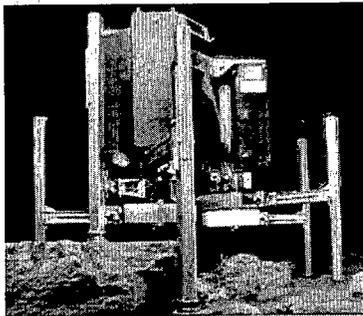


Fig. 2.4: Robot Ambler de la Universidad Carnegie Mellon.

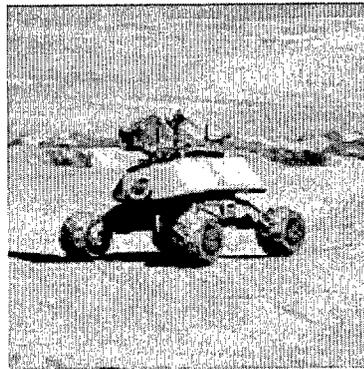


Fig. 2.5: Robot Nomad de la Universidad Carnegie Mellon.

El grupo de investigación de la Carnegie Mellon también desarrolló en la década de los noventa el robot Ambler [56] (ver figura 2.4), un robot autónomo con seis patas. La finalidad de este robot es atravesar áreas no

conocidas *a priori* y recoger muestras. El sistema de percepción utilizado para realizar el modelo del entorno, es un telémetro láser (ERIM), que mide la diferencia de fase entre un haz láser de amplitud modulada y su reflexión de un punto de la escena [65].

En este mismo instituto, actualmente, se ha desarrollado el robot Nomad (ver figura 2.5), un robot semi-autónomo que explora entornos de condiciones extremas. En esta plataforma, se prueban y evalúan diferentes tecnologías que pueden ser útiles para exploraciones planetarias de grandes distancias y tiempos. Su aplicación actual es la búsqueda y clasificación de meteoritos en la Antártida [109]. Su sistema sensorial está formado por un GPS diferencial, que permite tener al robot localizado en cada momento, y un telémetro láser para la detección de obstáculos. Con la información del sistema sensorial es capaz de generar mapas locales de hasta 5 metros. También dispone de una cámara a color montada sobre una torreta *pan/tilt* (de barrido horizontal y vertical) utilizada en algunas expediciones para tele-operación [59].

2.1.3 Exploración y asistencia en entornos peligrosos para el hombre

Los robots comentados anteriormente han sido desarrollados para la navegación en entornos no conocidos, que pueden ser peligrosos para la integridad del robot. Otras nuevas aplicaciones están cobrando interés en el campo de la robótica móvil de entornos exteriores. Una de ellas es la de navegación o ayuda en entornos peligrosos. El más común es el de ayuda en trabajos tras accidentes en centrales nucleares, como el robot FRC de la Carnegie Mellon o el STR-1, desarrollado en el instituto de Ingeniería de Vehículos en Rusia (VNII TRANSMASH), junto con otras organizaciones del país. El robot STR-1 se utilizó para la eliminación de obstrucciones y elementos radioactivos desde el tejado de una de las plantas del edificio de la central nuclear de Chernobyl, donde las personas no podían trabajar en condiciones seguras [17].

Los volcanes son también entornos bastante peligrosos para el hombre, sobre todo en el caso de volcanes activos. Su peligrosidad se debe a lo impredecible del comportamiento del volcán y a la toxicidad de los gases que se producen. El proyecto EC llamado ROBOVOLC que se viene realizando desde marzo del 2000 por la universidad de Portsmouth, Reino Unido y la Universidad de Catania en Italia, trata de desarrollar robots móviles capaces de navegar por entornos extremadamente rugosos, como es la superficie de un volcán, para que puedan inspeccionar salidas de volcanes activos. El monte

Etna en Italia es el entorno de prueba. Su misión es acercarse a un área del volcán activo y tomar muestras de productos volcánicos de la erupción y de gases. En [50], encontramos un estado del arte más detallado de la robótica móvil específica para entornos exteriores muy rugosos.

2.1.4 Robots de servicio

Siempre se pensó en los robots como aquellas máquinas capaces de realizar los trabajos más pesados en sustitución del hombre. Estos retos han sido superados con creces por los investigadores, y ya se comienza a pensar en robots que sean capaces de trabajar con el hombre (robots asistentes). En entornos interiores ya existen algunas sillas de ruedas automatizadas para asistencia a discapacitados [94, 8, 47], robots que acompañan a los visitantes de un museo [20, 70, 105] o trabajos en hospitales [62, 95].



Fig. 2.6: Silla de ruedas desarrollada en la universidad de Bremen.



Fig. 2.7: Robot guía de museo desarrollado en la universidad de Bonn.

Actualmente, en la universidad de tecnología de Helsinki (HUT), Finlandia, se está desarrollando un robot futurista de servicio llamado Workpartner. Este robot está mecánicamente diseñado para entornos exteriores capaz de navegar grandes distancias en terrenos variables [59].

2.2 Modelado del entorno

A medida que el robot se desplaza va adquiriendo información del entorno por medio de los sistemas sensoriales. En cada percepción se transforman los datos captados en información útil para las componentes decisionales. La autonomía de un robot dependerá de la riqueza de información extraída de los sensores y de las interpretaciones que se hagan.

A la etapa intermedia entre la adquisición o captura de los datos relativos al entorno, donde el robot va a evolucionar, y la explotación de esos datos para su utilización práctica, es lo que se denomina *modelado* del entorno. Esta construcción del modelo permitirá al robot localizarse o interactuar con el entorno, ya sea para navegación, manipulación, o cualquier otra tarea.

Muchas son las técnicas desarrolladas para el modelado del entorno, este capítulo se centrará en aquellas técnicas que, evolucionando de los modelos de entornos interiores se han extrapolado y adaptado a los entornos exteriores.

2.3 Técnicas de modelado para entornos exteriores

Como en el caso de los seres humanos cuando llegan a una ciudad por primera vez, o a un edificio, los robots necesitan un mapa (que puede ser físico o mental). La información espacial que obtiene con sus sentidos (sensores) puede ser representada de diversas formas.

En general, en el modelado de entornos se encuentran diferentes niveles de representación que van de los más bajos a los más abstractos. Según Chatila [25], podemos hablar de tres niveles diferentes desde el punto de vista de las necesidades y restricciones del sistema:

- **Nivel Geométrico.** Contiene una representación geométrica de la superficie del terreno o de ciertas partes del mismo. Se considera como la representación básica del entorno.
- **Nivel Topológico.** Hace una descomposición del espacio de evolución del robot a partir de la noción de lugar, y proporciona las relaciones de conectividad entre lugares, en general bajo la forma de un grafo.
- **Nivel Semántico.** Contiene informaciones de acuerdo con las propiedades más abstractas. En este nivel se hace un etiquetado o nombrado de las diferentes partes del entorno (matorral, roca, etc). Debe esta-

blecerse una base de conocimientos *a priori*, a partir de un conjunto de atributos, con el fin de poder clasificar o reconocer entidades percibidas.

Esta clasificación tradicional ha sido utilizada para trabajos en entornos interiores. En el caso de entornos exteriores la clasificación se hace más compleja, ya que, en general, el robot va a interactuar con entornos no estructurados. Es necesario, por tanto, un cambio de filosofía. Una clasificación similar a la anterior, pero más interesante para el caso de exteriores, la realiza Tunstel en [108], basado en el conocimiento de la distribución espacial de los objetos y lugares de interés en el entorno, para poder alcanzar el objetivo. En su trabajo, se muestran los modelos **geométricos** y **topológicos** como aquellos mapas que ofrecen información más detallada sobre las características naturales y geométricas, y las posiciones en una región física. Son los más empleados para representar regiones exteriores de grandes dimensiones.

Ambos modelos tienen sus ventajas e inconvenientes. Los modelos geométricos son fáciles de construir, y permiten realizar cálculos de forma simple para obtener la trayectoria más interesante. Sin embargo, suelen ser modelos muy voluminosos, que consumen muchos recursos de memoria. Por el contrario, los mapas topológicos tienen una representación en el espacio mucho más compacta, pudiendo estructurarse fácilmente en modelos jerárquicos sencillos de manipular, pero su problema fundamental es la extracción de las características topológicas que representarán el modelo [64].

La clasificación de técnicas de modelado, propuesta en la presente tesis, es la siguiente:

- **Modelos basados en celdillas.** La mayoría de los trabajos que se encuentran en la literatura se basan en estos modelos. Consisten en una discretización del entorno percibido por los sistemas sensoriales. La discretización proporciona una información ordenada y específica para la tarea que se va a realizar. Algunos autores, como Bozier en [18], consideran estas técnicas como modelos geométricos.
- **Modelos geométricos.** Transforman la información sensorial en funciones matemáticas que representan primitivas geométricas, de tipo recta, plano, etc.. Esta técnica es muy interesante para el modelado de objetos, sin embargo, se requiere una gran cantidad de información y los tiempos de cómputo suelen ser muy elevados.
- **Modelos topológicos.** No se encuentran en la literatura este tipo de modelos aplicados a entornos exteriores. Sin embargo, se comienza a

trabajar con modelos híbridos de tipo topo-geométrico [15], donde se utiliza la discretización del terreno y un modelado basado en sensores.

A continuación se procede a detallar las técnicas asociadas a estos tipos de modelos.

2.4 Modelos basados en celdillas

Las celdillas, que pueden ser regulares o no, volumétricas o superficiales, son muy utilizadas en modelado, tanto en la robótica móvil como en la robótica industrial. Pueden adaptarse a todo tipo de superficie o volumen, según su forma o topología. Proporcionan así, un modelo preciso y de utilización simple. Para su construcción se discretiza la información sensorial utilizando técnicas como: mapas de discretización 2D (Modelos Numéricos del Terreno MNTs) y enumeraciones espaciales (octrees, quadtrees). Las características de las celdillas que deben estudiarse para aplicar estos modelos adecuadamente son las siguientes:

- **Forma de las celdillas.** Las más utilizadas son las rectangulares, mas simples de generar desde el punto de vista informático, y pueden servir de soporte a numerosos tipos de superficies matemáticas. Con las mallas triangulares, cada malla es un plano que facilita los razonamientos y cálculos geométricos. Sin embargo, el número de datos a conservar es mayor que en el caso de las mallas rectangulares (el doble). En algunos casos especiales se han utilizado mallas hexagonales, que permiten los cálculos locales más precisos, o las mallas tetraédricas para la modelización volumétrica.
- **Tamaño de las celdas o resolución.** Lo mas simple es trabajar con una resolución de malla constante. El problema de utilizar una resolución constante es, que en general, los sensores no la tienen, como en el caso de los telémetros, produciendo diferentes densidades de datos en cada celda. En las secciones 2.4.1 y 3.3.1 se detalla este problema, planteando sus posibles soluciones.
- **Información a almacenar.** Dependerá de la tarea a realizar. En la tarea general de navegación, se suele almacenar la información de la altura y algunos datos estadísticos, como la densidad de datos en la celda, la desviación típica, los valores máximos y mínimos de altura, etc..

La manera más simple y la más directa para obtener una malla es imponer un paso de discretización según dos dimensiones, y calcular la tercera por interpolación. Obtenemos una rejilla de elevación $\{z = f(x, y)\}$, representativa de los datos a modelar. La malla así generada presenta la ventaja de ser a la vez simple y rápida de calcular, será regular y obtenida en un solo paso, sin cálculos iterativos. Este método ha sido utilizado en el seno del LAAS, para modelar los entornos no estructurados por Fillatreau y Nashashibi, en el marco del proyecto EDEN [88]. Necesitan, sin embargo, un conocimiento *a priori* de los datos a modelar, y no se adaptan al modelado de una superficie ni de un objeto.

A modo de ejemplo, en la figura 2.8 se representa el modelo basado en celdillas denominado mapa de elevación.

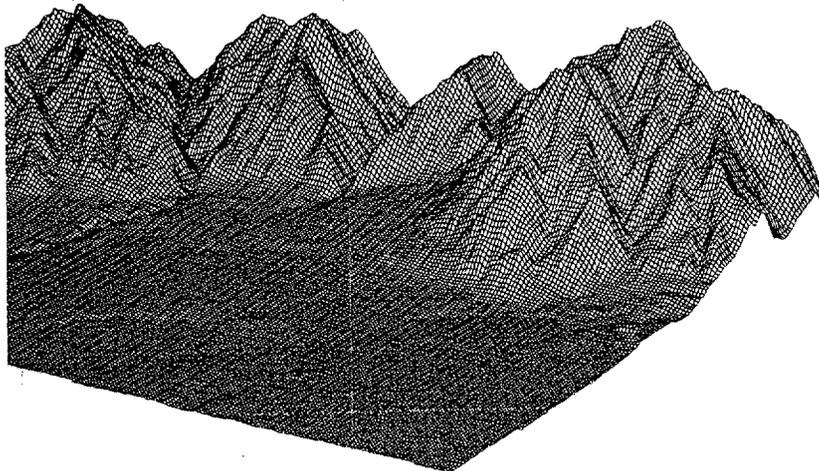


Fig. 2.8: Mapa de elevación.

2.4.1 Mapas de elevación

Los Mapas de Elevación (*Digital Elevation Maps*, DEM), son una representación de la información tridimensional en celdas 2D, que puede ser regular o no, donde en cada una de las celdas se representa la elevación, máxima o media, z , del terreno observado. Esta técnica permite modelar de manera sencilla entornos tridimensionales y pueden construirse tanto *a priori*, a partir de la información proporcionada por un satélite o un avión, como durante el movimiento con la información sensorial proporcionada por

el sistema que se encuentre a bordo del robot (telémetro o visión estéreo). Éste es el modelo que utiliza Krotkov en el robot Ambler. El robot Ambler utiliza una cabeza binocular para obtener la información tridimensional. Kweon en [66] construye mapas de elevación basados en el método Locus utilizando la telemetría láser, y muestra sus resultados experimentales para entornos exteriores en terrenos rugosos. Matthies et al. en [80] construyen mapas de elevación para tareas de localización, a partir de la información tridimensional de un sistema de estereovisión montado en el Rocky Mars 7. El grupo LAAS-CNRS también trabaja con mapas de elevación en entornos exteriores. Nashashibi en [86] realiza representaciones basadas en celdillas para construir un modelo geométrico del terreno tridimensional, partiendo de la medida de profundidad tomada por un telémetro láser. En [88] Nashashibi muestra algunos resultados experimentales en entornos naturales con el robot ADAM.

Uno de los inconvenientes de utilizar mapas de elevación, para el modelado del entorno, es el hecho de trabajar con un gran número de datos. Este inconveniente genera problemas de coste computacional, por otra parte, la construcción de mapas de elevación requiere de la utilización de sensores que proporcionen de alguna manera información tridimensional.

Existen en la literatura tres métodos para construir un mapa de elevación: el método clásico, la interpolación y el método locus.

Método clásico

El método clásico para construir un mapa de elevación regular consiste en encontrar, para cada punto (x, y) de una rejilla, un valor de elevación (z) , siempre y cuando esto sea posible. Los datos proporcionados por el sensor son repartidos de manera uniforme en el terreno, considerado como un plano XY y discretizado en celdas de tamaño constante. Se calcula la elevación media o máxima de los puntos que pertenecen a cada celda. Es un método muy sencillo y rápido de obtener. Sin embargo, presenta problemas por la distribución no uniforme de los datos del sensor, lo que hace que en algunas celdas no haya un número lo suficientemente representativo de datos, como para poder obtener una altura de celda, por otro lado presenta el problema de celdas ocultas o sin información.

Interpolación

Este método es propuesto por Nashashibi [87], y pretende resolver el problema de resolución no constante del sensor tridimensional. Los pasos

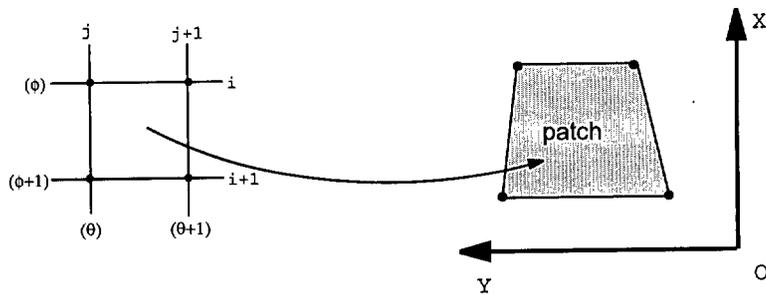


Fig. 2.9: Interpolación.

son los siguientes:

1. Descomposición de la imagen cartesiana en celdillas elementales planas, que Nashashibi llama *patch*. Cada *patch*, corresponde a cuatro puntos conexos de la imagen inicial y ocupa una cierta parte del terreno.
2. Interpolación con estudio previo de su factibilidad. Este estudio consiste en un test geométrico y local, que detecta discontinuidades eventuales en la superficie que ocupa el *patch*.
3. Cálculo, por interpolación, del valor de z en la celdilla. Si el *patch* corresponde a una discontinuidad, los puntos corresponderán a una zona oculta, y se le asocia el límite máximo de la altura del terreno. En caso contrario, el valor calculado corresponde a una elevación sobre el terreno o sobre un obstáculo.

Como aclaración a este método en la figura 2.9 se representa la proyección de un *patch* en el plano XY .

Estos métodos se utilizarán cuando las ecuaciones de transformación de coordenadas sean complejas y cuando el telémetro láser esté en modo correlado. Un telémetro se dice que trabaja en *modo correlado*, cuando los barridos horizontales se realizan para un ángulo fijo de barrido vertical.

El método Locus

En el caso del método locus, el problema de encontrar la elevación z de un punto (x, y) en el plano de referencia, es equivalente a calcular la intersección del terreno con una línea vertical en (x, y) [66].

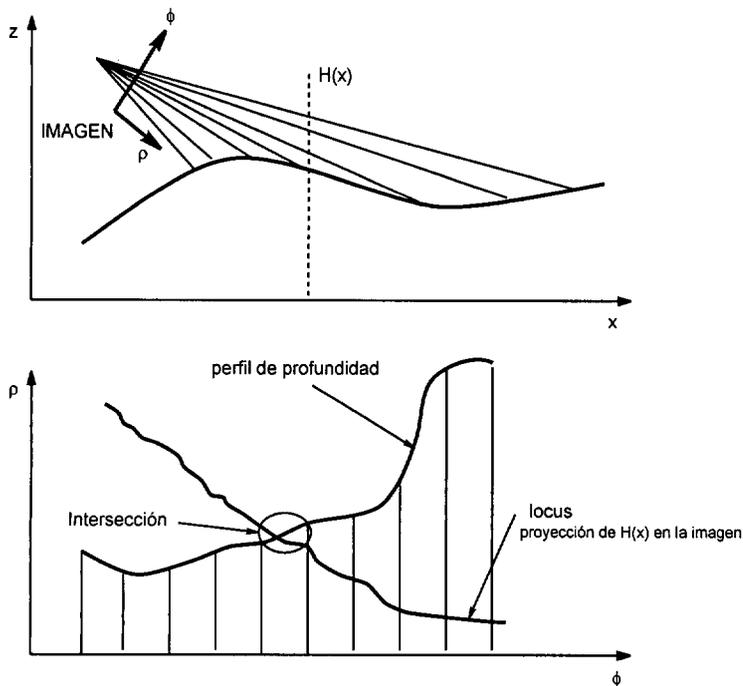


Fig. 2.10: Geometría de la imagen (arriba), locus 1-D (abajo).

En un punto de celdilla (x, y) en el plano horizontal XY , se supone que no existe nada más que una línea vertical (como la línea $H(x)$ de la figura 2.10 en la parte superior), definida por (u, \vec{v}) donde u representa un punto de la recta y \vec{v} un vector director unitario. La idea básica del algoritmo Locus es calcular este punto de intersección en el espacio de la imagen, en vez de en el espacio cartesiano. Mediante el cálculo de la distancia del sensor a la escena de puntos proyectada sobre la línea vertical $H(x)$, se puede crear una imagen de profundidad representada por una curva denominada *locus* o posición (por ejemplo, la curva etiquetada como locus en la imagen inferior de la figura 2.10 donde se ve el locus uni-dimensional de la línea vertical).

Es posible derivar la ecuación de locus como función de ϕ a partir de las ecuaciones 2.1:

$$\begin{aligned} x &= \rho \sin \theta \\ y &= \rho \cos \phi \cos \theta \\ z &= \rho \sin \phi \cos \theta \end{aligned} \quad (2.1)$$

Suponiendo x e y constante:

$$\begin{array}{ll} \frac{x}{y} = \tan \theta \cos \phi & \frac{x}{y} \cos \phi = \tan \theta \\ x^2 = \rho^2 \operatorname{sen}^2 \theta & y^2 = \rho^2 \cos^2 \phi \cos^2 \theta \\ \frac{y^2}{\cos^2 \phi} = \rho^2 \cos^2 \theta & \frac{y^2}{\cos^2 \phi} + x^2 = \rho^2 (\cos^2 \theta + \operatorname{sen}^2 \theta) \end{array}$$

con lo que queda:

$$\begin{aligned} \rho &= \rho_l(\phi) = \sqrt{\frac{y^2}{\cos^2 \phi} + x^2} \\ \theta &= \theta_l(\phi) = \arctan \frac{x \cos \phi}{y} \end{aligned} \quad (2.2)$$

A continuación se selecciona una imagen de profundidad de una escena real sin la hipotética línea vertical. La imagen de profundidad puede ser vista como una superficie $D = I(\phi, \theta)$ en el espacio $\{\phi, \theta, D\}$. Por ejemplo, la curva de la figura 2.10, llamada perfil de profundidad, presenta una imagen de profundidad 1-D del terreno. Así, se encuentra la intersección entre la curva locus y la superficie, D . Con el correspondiente valor de profundidad del punto de intersección, se puede calcular la elevación z en (x, y) a partir de las ecuaciones 2.1.

En resumen, el método locus calcula un valor de elevación, z , a partir de la intersección entre el perfil de profundidades de la imagen i y la posición (locus) de una línea $l = (u, \vec{v})$ que está representada por la función de la ecuación 2.3,

$$f_i(u, v) = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

donde (x, y) es la posición horizontal de la línea especificada por u , y z es la estimación de una elevación en (x, y) a partir del método locus.

El método locus calcula mapas de elevación densos y uniformes, con una resolución arbitraria, y detecta fácilmente las áreas de sombras mediante el uso del espacio de la imagen en lugar del espacio cartesiano. También proporciona un mecanismo necesario para transformar la incertidumbre del rango de medidas a una incertidumbre de datos de elevación. Puede ser aplicado a

otros sensores que no sean telémetros láser (LRF *Laser Range Finder*), como por ejemplo, los mapas estéreo de alta densidad de información.

2.5 Modelos geométricos

Se entiende por modelado geométrico del entorno la aproximación de los puntos de medida, adquiridos de un objeto o de la superficie a modelar, por funciones matemáticas que son sencillas de manipular por un ordenador. Estos modelos matemáticos son utilizados para representar un objeto y calcular sus atributos más interesantes. Los atributos pueden ser tanto globales (como la superficie o los momentos de inercia del objeto), como locales (como las normales y la curvatura de las superficies).

El modelado geométrico que se aplica a entornos u objetos, se utiliza en dominios muy variados, tales como la medicina, la mecánica (metrología, resistencia de materiales, etc.), la arquitectura (mantenimiento o concepción de edificios, modelización de monumentos, etc.), la síntesis de imágenes (realidad virtual o juegos, compresión de imágenes, etc.) o la robótica.

Los métodos pueden ser muy diversos según las funciones matemáticas utilizadas para la construcción del modelo. Representan la particularidad de ser simples de calcular, pero son iterativos y no locales. A continuación se presentan las principales familias de modelos geométricos.

Las supercuádricas e hipercuádricas

Las supercuádricas son una generalización de superficies cuádricas, introduciendo exponentes en las ecuaciones implícitas. Su ecuación general es 2.4:

$$F(x, y, z) = \left(\left(\left(\frac{x}{a} \right)^{\frac{2}{\epsilon_2}} + \left(\frac{y}{b} \right)^{\frac{2}{\epsilon_2}} \right)^{\frac{\epsilon_2}{\epsilon_1}} + \left(\frac{z}{c} \right)^{\frac{2}{\epsilon_1}} \right)^{\epsilon_1} = 1 \quad (2.4)$$

Por ejemplo, siendo $\epsilon_1 = 1$ y $\epsilon_2 = 1$, se obtiene así la ecuación de un elipsoide.

Una hipercuádrica, es una cuádrlica cuya ecuación implícita (para exponentes diferentes de dos) es 2.5:

$$F(x, y, z) = \sum_{i=1}^N |A_i \cdot x + B_i \cdot y + C_i \cdot z + D_i|^{\gamma_i} = 1 \quad (2.5)$$

Por ejemplo, para $N = 1$ y $\gamma_i = 2$, se obtiene la ecuación general de una cuádrica.

Estos dos métodos son muy parecidos: consisten en aproximar una nube de puntos 3D por una cuádrica generalizada, añadiéndole los términos correctivos para hacer converger los objetos. Se adaptan muy bien al modelado volumétrico, y trabajan directamente con el conjunto de puntos 3D. En concreto, las hipercuádricas permiten obtener un modelo bastante preciso.

La mayoría de los problemas que presentan estos modelos son inherentes a los métodos de cálculo directo; la aproximación por super(hiper)cuádricas requiere de un gran conocimiento *a priori* de los objetos a modelar (por ejemplo, la curvatura).

Modelos funcionales

Los modelos funcionales se basan en la utilización de familias de funciones matemáticas para aproximar una nube de puntos 3D. Estas funciones pueden ser:

- Los polinomios paramétricos.
- Los splines 3D.
- Las sumas de gaussianas.

Los parámetros de estas funciones se modifican iterativamente para obtener la convergencia deseada. Este método es muy similar al anterior, pero posee una gama de aplicaciones más amplia: no necesita la hipótesis *a priori* de la curvatura de los objetos. Por el contrario, necesita cálculos más complejos en cada etapa.

Las principales ventajas de este método son las de trabajar con funciones simples y bien conocidas matemáticamente, las de obtener una continuidad implícita C^∞ , y por último, las de trabajar directamente con los datos medidos.

Por el contrario, la mayoría de los problemas proceden de los métodos iterativos, problemas de convergencia y de necesidad de una potencia de cálculo importante.

Superficies deformables/Modelado para interfaces

Las superficies deformables son mallas regulares (superficiales o volumétricas) que se deforman con el fin de converger hacia una superficie u objeto,

cuando se le aplican un cierto número de fuerzas (interiores para obtener una superficie elástica y exteriores para obtener la convergencia).

Utilizado para el análisis de imágenes en medicina, este método permite hacer converger una malla sin importar el tipo de objeto o superficie. Sin embargo, para algunas superficies como un toro, el modelado se complica al añadir reglas relativamente complejas para reducir las mallas.

Desafortunadamente, este método no es muy útil para la robótica; pues a pesar de obtenerse mediante un cálculo relativamente simple en cada etapa, necesita numerosas iteraciones (con los problemas asociados: tiempos de cálculo, convergencia, inestabilidad numérica, etc.), y depende fuertemente del modelo inicial. Además, es necesario un conocimiento *a priori* del objeto, y la propiedad de localidad no está realmente presente, ya que al unir nuevos puntos obligamos a recalcular toda la superficie. Para terminar, poseen todos los inconvenientes de la utilización de mallas regulares, es decir, una resolución fija y los vértices calculados por interpolación.

Estos modelos apenas se utilizan en el campo de la robótica, salvo en casos especiales de manipulación y obtención de realidad virtual para tareas de teleoperación o inspección. Thrun construye corredores utilizando VRML (*Virtual Reality Modelling Language*) [107, 75]. Estos métodos necesitan mucha información sensorial, fusión de datos y algoritmos de modelado con tiempos de cálculo elevados.

2.6 Modelos topológicos

Como se ha visto en la sección anterior (sección 2.5), las representaciones geométricas se basan en los datos métricos como modo de representación. Desafortunadamente, estos datos pueden estar contaminados por el ruido del sensor, produciendo unos modelos que no representan fielmente al entorno real. Con el modelado topológico se suaviza este problema, ya que no se busca el detalle y no se trabaja con información geométrica precisa. En espacios de grandes dimensiones, los seres humanos utilizan modelos topológicos para la localización y desplazamiento en el área en el que deben desenvolverse. Las indicaciones que se utilizan son normalmente de la forma "*ve recto por el corredor, gira a la derecha en la primera esquina, abre la segunda puerta de la izquierda...*", más que de forma geométrica (posición y orientación de un punto en el espacio) [5].

El modelo topológico se basa en la representación explícita de la conectividad entre las regiones u objetos. En su forma más pura, esto puede involucrar una ausencia completa de los datos métricos. Una representación topológica

está basada en una abstracción del entorno en términos de lugares discretos (llamados nodos) con bordes conectados entre ellos (llamados arcos); por ejemplo, el grafo $G = (V, E)$, donde V es un conjunto de nodos o vértices y E es el conjunto de bordes que los conectan, es un mapa topológico [42]. Los nodos en estos grafos se corresponden a distintas situaciones, lugares o marcas (como puertas o corredores). Los nodos se conectan por arcos si existe un camino directo entre ellos. Los modelos topológicos basados en grafos han sido explotados por muchos sistemas robóticos para representar el entorno, tanto en el campo de la robótica móvil de entornos interiores [111, 41], como en la robótica industrial [4, 19].

No se ha encontrado en la literatura aplicación de este tipo de mapas para entornos exteriores, a pesar de su efectividad en el modelado de entornos de grandes dimensiones. La representación topológica genera un modelo compacto que permite hacer una planificación de caminos rápida y reduce tanto la cantidad de datos acumulados como el tiempo de cálculo. Además, es más adecuado para situaciones en las que un conocimiento muy preciso de las posiciones no es necesario, y es suficiente para la navegación del robot, el reconocimiento de lugares de referencia, más que el cálculo de su posición exacta.

La estructura de grafo que presentan los modelos topológicos, hace necesario la existencia de elementos repetitivos en el entorno, con características claramente diferenciadas, que permitan la obtención sencilla de los nodos con sus correspondientes arcos. Por ejemplo, para Dedeoglu et al. en [41] los nodos serán uniones en T, esquinas, puertas, y en general elementos de entornos tipo corredores. Otros autores representan el mundo como una colección de marcas interconectadas [100], donde la posición del robot y la interconexión entre las marcas ha de ser modelado por una distribución de probabilidades.

Por todo ello, se ha desechado esta técnica para los entornos exteriores, que en general, presentarán una distribución de obstáculos no uniforme.

2.7 Modelos híbridos

Los modelos híbridos ofrecen una buena alternativa al modelo anterior (topológico). Con este nuevo método se combinan diferentes técnicas de modelado, con el fin de aprovechar las ventajas de cada método y tratar de resolver sus inconvenientes.

Thrun en [104] construye un grafo topológico a partir de una representación basada en celdillas de ocupación, dividiendo el mapa en regiones adya-

centes separados por pasillos. Estos pasajes estrechos, llamados *líneas críticas*, se obtienen analizando el esqueleto del entorno. El mapa, así dividido, se convierte en un grafo isomórfico, donde los nodos corresponden a regiones y los arcos conectan esas regiones. Este trabajo se resume en la figura 2.11.

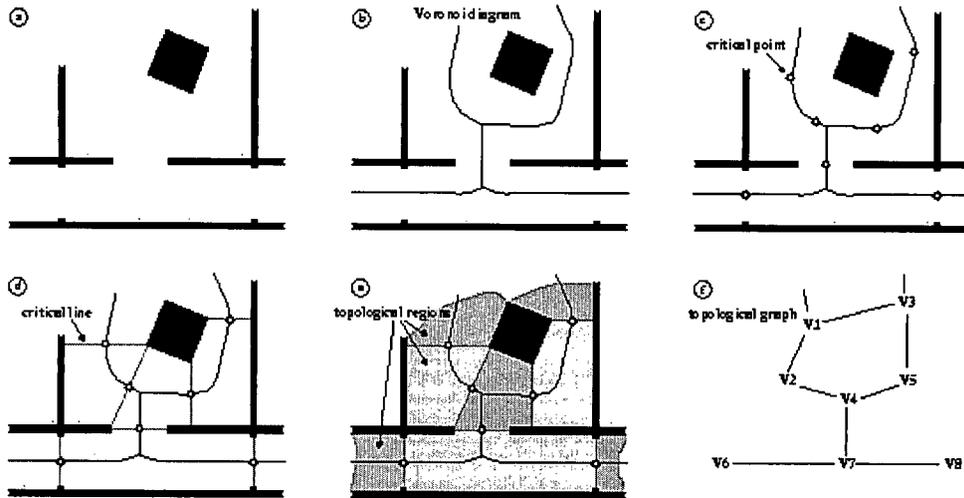


Fig. 2.11: Extracción de los mapas topológicos. (a) Mapas de celdas, (b) diagrama de Voronoi, (c) puntos críticos, (d) líneas críticas, (e) regiones topológicas, y (f) grafo topológico.

Betgé-Brezetz [9] lleva a cabo una descripción topológica a partir del modelado geométrico de los lugares. Utiliza planos para modelar el suelo y supercuádricas para los obstáculos, ya que, en el tipo de entorno que modela, los únicos obstáculos son piedras, de forma determinada, sobre el suelo. Mediante técnicas de visión artificial y extracción de bordes separa el entorno de los obstáculos y construye el modelo topológico con estos dos elementos. Esta descripción está limitada por la incapacidad de generar tipos de superficies no previstas en la segmentación.

Otros autores que tratan de construir modelos topológicos directamente de la información geométrica de los sensores son:

- Simhon y Dudeck, que proponen en [101] un modelo híbrido topológico global, formado por mapas locales llamados *Islands of reliability*, donde cada mapa local contiene una información cuantitativa del entorno utilizando una información métrica que proviene de sónares.

- Choset, que en [33] describe la exploración basada en sensores mediante la extracción del diagrama de Voronoi obtenido con la información de un sónar. El sistema construye incrementalmente un grafo conectando puntos de unión que se encuentran en los bordes de Voronoi. Esta misma técnica se utiliza en [11] empleando un telémetro láser bidimensional.

2.8 Conclusión de las técnicas de modelado

Como conclusiones del estudio de las diferentes metodologías de modelado se ha comprobado que debe existir un compromiso entre el tiempo de obtención del modelo y la cantidad de información. El modelo siempre dependerá de la aplicación posterior para la que ha sido construido. Se ha observado que los modelos geométricos de aproximación por funciones generan un modelo bastante preciso y similar al del entorno real, pero los tiempos de cálculo son muy elevados y es necesario algún tipo de intervención humana en el cálculo de las superficies. Además, no resulta útil para posteriores etapas de tratamiento. Si que son interesantes en el caso de obtención de realidad virtual, interfases gráficas en exploraciones por guiado, y juegos de ordenador. Los modelos topológicos puros van a requerir, en una primera instancia, información geométrica, y sus tiempos de cálculo aumentan con el detalle del modelo. Será interesante la utilización de modelos topológicos para la creación de mapas de entornos interiores, donde existen una serie de objetos comunes, que le permiten al robot localizarse y desplazarse a partir de ellos (por ejemplo, puertas, ventanas o marcas). Pero en el caso de entornos exteriores y desconocidos *a priori* no van a ser óptimos.

3. PERCEPCIÓN DEL ENTORNO

Un robot autónomo debe tener capacidad de acción y reacción en un entorno que puede ser desconocido *a priori*. Por ello, es necesario modelar el entorno a partir de la información obtenida por los sensores. Esta etapa es fundamental, ya que será la base de las decisiones futuras que deberán realizarse para cumplir una tarea específica. Para alcanzar esta funcionalidad, el robot obtendrá la información referente al mundo exterior a través del **sistema de percepción**.

En el siguiente capítulo se presenta la plataforma experimental utilizada en la presente tesis, así como el sistema de percepción y proceso de captura de datos del entorno.

3.1 Plataforma Experimental

Las tendencias y necesidades de la robótica móvil a la hora de diseñar una plataforma es conseguir una autonomía cada vez mas robusta, aunque siempre dependerá de las tareas que vaya a realizar y del entorno en el que ejecuten esas tareas.

Existen una serie de criterios a tener en cuenta a la hora de diseñar o elegir una plataforma de experimentación. Estos criterios son:

- Operación flexible y robusta. Un robot debe elegir su comportamiento basándose en el entorno de ejecución.
- Utilización de recursos. Recursos tales como la potencia, el almacenamiento de datos, y el ancho de banda de comunicación son restricciones con las que el robot se va a encontrar. Para representar sus objetivos científicos y completar las misiones con éxito, el robot necesita hacer uso completo de los recursos disponibles, incluso cuando cambian los valores esperados.

Los sistemas que se instalan en la plataforma deberán ser robustos para que puedan adaptarse a las diferentes condiciones y cambios del entorno.

Además de ser resistentes a tensiones mecánicas y térmicas. También es necesario una interfaz hombre-máquina amigable.

Para el desarrollo de la presente tesis se utilizará el robot de exteriores *GOLIAT* del proyecto *Sistema de percepción y modelado del entorno para vehículos autónomos de entornos exteriores*, de referencia TAP1997-0296. Este robot ha sido desarrollado en la Universidad Carlos III de Madrid en el Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática.

GOLIAT es un robot autónomo capaz de trabajar en un terreno natural no estructurado, y puede desplazarse con un alto grado de autonomía y un conocimiento mínimo previo del entorno de trabajo (ver figura 3.1). La plataforma del robot es un vehículo con tracción por orugas de 1.5 Ton MD-15 de la empresa Modulaire. Este vehículo, con motor diesel, se mueve gracias a los motores hidráulicos que hacen rotar las cadenas de las orugas. Sobre la plataforma se han colocado diferentes dispositivos sensoriales que forman su sistema de percepción. El sistema de percepción está formado por tres subsistemas: un telémetro láser tridimensional (que se utilizará para la captura de datos y que detallamos en secciones posteriores), y dos sistemas de visión estéreo; un sistema tricámara TICLOPS de Pointgrey Ltd. y una cabeza binocular con dos cámaras en blanco y negro.

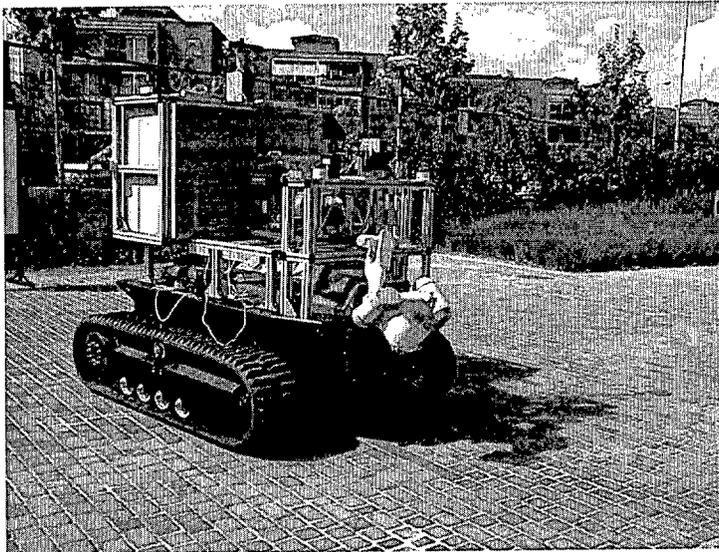


Fig. 3.1: Robot de exteriores *GOLIAT*.

Para el control de todos los dispositivos que se encuentran a bordo del robot, se le ha dotado de una arquitectura hardware y software, capaz de procesar la información que recibe del sistema sensorial.

3.1.1 Arquitectura hardware

La mejora en los sistemas informáticos, tanto a nivel de coste económico de adquisición como de potencia de procesamiento, hacen que la mayoría de las arquitecturas hardware de los robots móviles estén formadas por computadores personales. Son sistemas baratos, que se adaptan con sencillez a los cambios, y que pueden ejecutar prácticamente todas las tareas.

La arquitectura hardware sobre la que se ha desarrollado el robot *GOLIAT* se compone de tres ordenadores embarcados en el robot, y un cuarto ordenador que realizará las funciones de estación base. Está previsto la incorporación de un cuarto ordenador a bordo, dedicado al control del manipulador. La comunicación entre computadores se realiza gracias a un conmutador (para la comunicación a bordo del robot) y un enlace de radio para comunicar al robot con el exterior, donde se encontrará la estación base. Los equipos que se disponen, así como sus características son los siguientes:

- Conmutador. Empleado para la interconexión de los equipos dentro del robot. Es un conmutador FastEthernet dual, de la casa Compaq, con un ancho de banda en el crossbar interno de 1.6 Gbps, lo que permite un ancho de banda por puerto de 200 Mbps. Una característica de los conmutadores es que el tráfico, que va dirigido a un ordenador de un puerto, sólo sale por el puerto por el que está conectado el ordenador al que va dirigida la información, con lo que se pueden realizar comunicaciones simultáneas a través del conmutador entre varios equipos.
- Enlace de radio. Empleado para la comunicación entre el robot y la estación base. Es un punto de acceso Ethernet de la marca Aironet con una tasa de transferencia bruta de 2 Mbps. La tasa de transferencia sostenida (empleando Ethernet y TCP/IP) conseguida es de 850 Kbps. Para conectar la estación base con el robot se ha implementado un router (Pentium a 75 Mhz) entre el robot y el acceso a la red corporativa. Este router se encarga de gestionar el enlace de radio.
- PC1. Equipo dedicado al procesamiento de imágenes. En él se encuentran conectados una tarjeta de procesamiento de imágenes Matrox Meteor RGB y una cámara de visión estereoscópica Triclops. El equipo

se compone de un Pentium MMX a 200 Mhz con 32 MB, con sistema operativo Windows NT.

- PC2. Equipo encargado de la parte de control del sistema. Es también un Pentium MMX a 200 Mhz con 32 MB. El sistema operativo que posee es Linux. Para las tareas de control dispone de una tarjeta PC-LAB PCL-812, para la que se ha realizado un driver. A través de esta tarjeta se obtienen las entradas de velocidad de las orugas y se producen salidas que activarán las orugas cerrándose el bucle de control, el cual se gestiona por medio de un controlador PID realizado por software.
- PC3. Encargado principalmente de las tareas de procesamiento tales como las de modelado. Tiene asociado una torreta PAN/TILT para el control en posición del sistema estéreo y un telémetro láser SICK, además de una tarjeta controladora de dos ejes DMC-1000 de la casa GALIL. Es un ordenador biprocesador Pentium MMX II a 266 Mhz con 128 MB de memoria RAM. Este equipo funciona bajo sistema operativo Linux con soporte *SMP* (*Symmetric Multi-Processors*) para el multiprocesamiento simétrico.

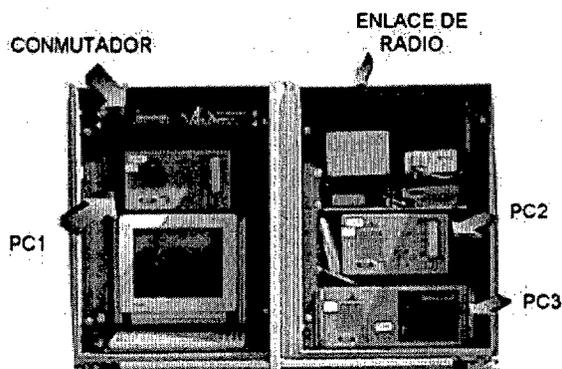


Fig. 3.2: Equipos de *GOLLIAT*.

- Estación Base. Se encarga principalmente de las tareas de representación de los datos adquiridos y procesados por el robot. Se trata de una estación Silicon Graphics modelo O2, 256 MB de memoria RAM y un monitor de 19". Todos los equipos poseen tarjetas de comunicaciones

FastEthernet a 100 Mbps Duales de la empresa 3Com que permiten tasas de transferencia de 100 Mbps simultáneas tanto en transmisión como en recepción.

Los equipos anteriores se encuentran embarcados en el robot dentro de unos armarios con rack de 19". Para la sujeción de estos armarios se ha diseñado una estructura realizada con perfiles de Nikae. En la imagen 3.2 se muestran los equipos montados en la plataforma, y en la figura 3.3 se muestra el esquema de la arquitectura.

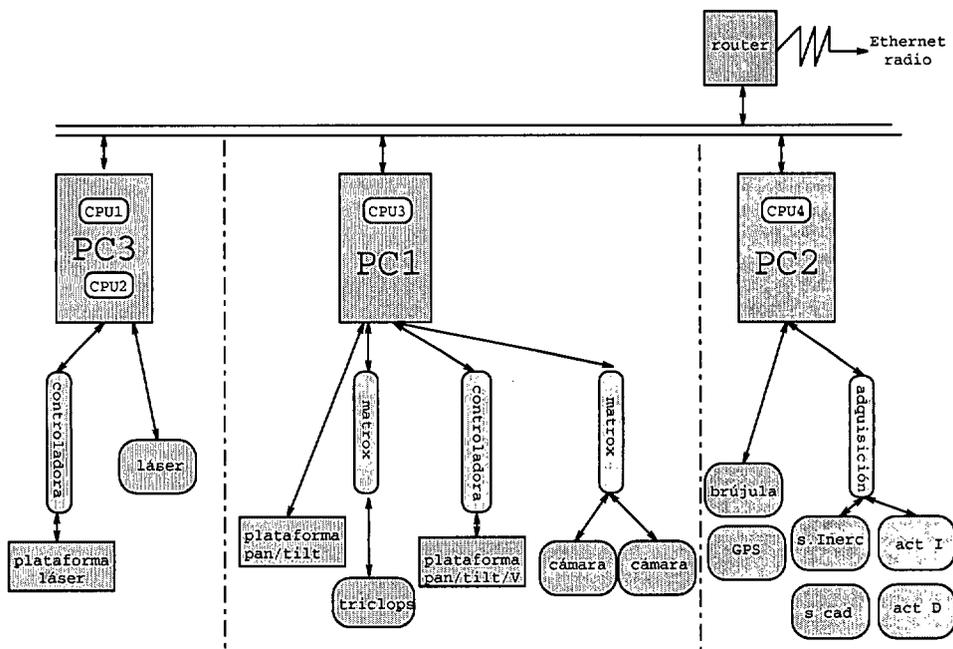


Fig. 3.3: Arquitectura Hardware.

En cuanto a la alimentación de los equipos, se ha empleado un generador electrógeno de 4 KW de potencia. En la actualidad se están utilizando también dos sistemas de alimentación ininterrumpida (SAI), uno para cada armario, debido al tiempo necesario para poner en marcha el sistema y la corta autonomía del generador eléctrico. Este último será sustituido por uno nuevo de la marca Honda de mayor autonomía.

3.1.2 Arquitectura software

La arquitectura software del robot, tiene una estructura modular. Ha sido diseñada dentro del grupo de investigación, donde para cada elemento del robot (sensores, tareas) se ha preparado un módulo y un conjunto de librerías comunes entre los módulos, realizadas por diferentes desarrolladores. Es un sistema distribuido con computadores heterogéneos. Se utiliza PVM como software de comunicaciones, y el compilador de interfases GlueSoft para los módulos. La finalidad de esta herramienta es la de enlazar, pegar y unir distintos módulos software.

3.2 Sistemas de percepción para el modelado de entornos exteriores

Existe una gran variedad de técnicas y tecnologías de sensores (sistemas infrarrojos, sensores láser, sónar, cámaras CCD o giróscopos). Cada una de ellas tiene sus ventajas e inconvenientes. En aplicaciones tales como el modelado del entorno, los sistemas de percepción más convenientes son aquellos que proporcionan imágenes de profundidad, ya sea por medio de sensores de profundidad activos (telémetro láser, sónares) o pasivos (visión, estereovisión) [72]. Y en particular, cuando la necesidad es modelar entornos exteriores, será conveniente utilizar información tridimensional para detectar y evitar obstáculos, en lugar de la información bidimensional y unidimensional utilizada en entornos interiores. La información tridimensional ayudará a resolver el problema de desconocimiento de la irregularidad del terreno y de la geometría de los obstáculos, que presentan la mayoría de los entornos exteriores.

Existe un gran desarrollo tecnológico de sensores de profundidad. Sin embargo, estos desarrollos han sido realizados para aplicaciones industriales tales como metrología, topografía o inspección. Por tanto, se hace necesario identificar los requerimientos que son específicos en aplicaciones robóticas, para conocer el verdadero estado de desarrollo en este campo, para la aplicación específica de la presente tesis. Estos requerimientos son los siguientes:

- La existencia de una **dinámica**, ya sea porque el robot está en movimiento, o porque está observando un entorno que cambia dinámicamente. En cualquiera de los dos casos, la velocidad de adquisición de datos será crítica, y muchos de los conceptos desarrollados por las áreas de metrología y topología no pueden ser aplicados a la robótica móvil de forma directa.

- El **conjunto físico** del sistema sensorial. Los sensores generalmente van integrados en la plataforma del robot, por lo que sus características físicas influirán considerablemente en el diseño del sistema sensorial. Sobre todo, teniendo en cuenta que la tendencia actual es la de construir pequeños robots, con una capacidad de almacenamiento muy limitada (los problemas de peso y combustible son críticos). Como resultado la mayoría de los sistemas sensoriales, existentes en el mercado, no pueden ser utilizados, a menos que se hagan serios avances en la integración sensorial.
- Finalmente, la capacidad para la **operación en entornos difíciles**, tales como condiciones de iluminación malas, contaminación, niebla, etc., se hace crítica en muchas aplicaciones de campo. Así, serán necesarios nuevos desarrollos orientados a la robustez de los sensores, antes de que muchas de las tecnologías propuestas puedan ser utilizadas en los robots.

En los trabajos comentados en la sección 2.1 se observa el especial interés en el desarrollo de los sistemas sensoriales para una navegación específica. Se ha demostrado que el telémetro láser [81, 66, 36] y la visión estéreo [65, 72, 38], son los sistemas más eficientes para la navegación en entornos exteriores a grandes distancias [80].

En los siguientes apartados de este capítulo se describen detalladamente los sistemas y tecnologías empleados para el modelado de entornos exteriores encontrados en la literatura, comentando las ventajas e inconvenientes de cada dispositivo.

3.3 El láser como sistema de percepción

Los sistemas láser, también conocidos como *láser radar* o *lidar*, aparecieron por primera vez en el Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, en los años 70 [44].

Básicamente, son sensores activos que dirigen temporalmente una radiación láser modulada hacia una superficie distante. El haz láser choca contra esa superficie, reflejando la radiación de nuevo al sensor, que la recoge por medio de un receptor óptico situado próximo al emisor [23]. Por lo general, los sensores láser radar o telémetro láser (laser range-finders LRF) miden la distancia d entre el sensor y la superficie.

Considerando v la velocidad de la onda propagada en el medio, la distancia d puede ser calculada con la fórmula 3.1:

$$2d = v \cdot \Delta t \quad (3.1)$$

Donde Δt es el tiempo transcurrido entre la emisión y recepción del rayo. Dependiendo del tipo de radiación, la profundidad puede ser obtenida de tres modos diferentes: Si la radiación es pulsada, se utiliza el tiempo de vuelo (Time of Flight TOF) y, si la radiación es una onda continua (CW Continuous Wave) y modulada, se utiliza una medida de la modulación. La modulación de la radiación láser CW puede ser en amplitud (AMCW) o en frecuencia (FMCW). Las técnicas más comunes para aplicaciones en robótica son TOF y AMCW. Los LRF TOF emiten un pulso corto de luz y miden el tiempo transcurrido en recibir la señal reflejada, mientras que los láseres AMCW envían una onda continua de amplitud modulada, y utilizan el desfase entre la onda emitida y reflejada para calcular la distancia [76].

3.3.1 Utilización del sensor

Con independencia de la tecnología láser empleada, para su utilización como sensor de medida de profundidad, es necesario definir los sistemas de referencia del espacio cartesiano y del espacio de la imagen.

Se definirá el sistema de coordenadas cartesiano de la escena $\{(x, y, z)\}$, aquél cuya componente vertical es z y (x, y) defina la posición horizontal.

Se define el sistema de coordenadas de la imagen, aquél formado por $\{(\phi, \theta, \rho)\}$, donde ϕ y θ son los ángulos de barrido vertical y horizontal respectivamente y definen la posición en el espacio de la imagen, y ρ denota la medida de profundidad en (ϕ, θ) .

Existe una correspondencia, uno a uno, entre un punto de la escena (x, y, z) y un punto de la imagen correspondiente (ϕ, θ, ρ) (ver figura 3.4), esta correspondencia básica está reflejada en las ecuaciones 3.2:

$$\begin{aligned} x &= \rho \cdot \sin \theta \\ y &= \rho \cos \phi \cdot \cos \theta \\ z &= \rho \cdot \sin \phi \cdot \cos \theta \end{aligned} \quad (3.2)$$

Puede observarse a partir de la ecuación 3.2 la no linealidad existente entre las coordenadas del espacio de la imagen y las del espacio cartesiano. Es decir, la captura de una imagen con ángulos de barrido horizontal (θ) y vertical (ϕ) constantes, introduce muestras no uniformes en el espacio cartesiano. El

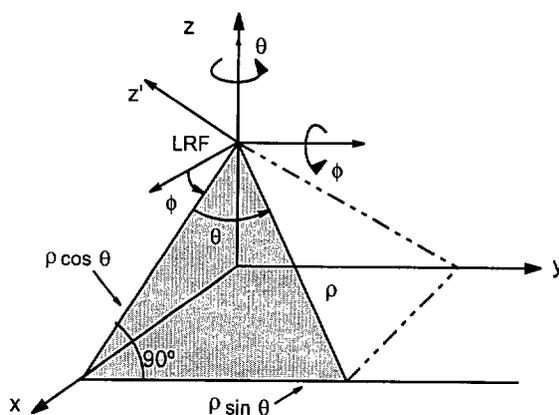


Fig. 3.4: Transformación de polares a cartesianas.

mapa cartesiano será, por tanto, progresivamente más disperso en los puntos alejados del sensor. Este problema lo desarrolla Lacroix en su tesis [69] al tratar la resolución angular del captador.

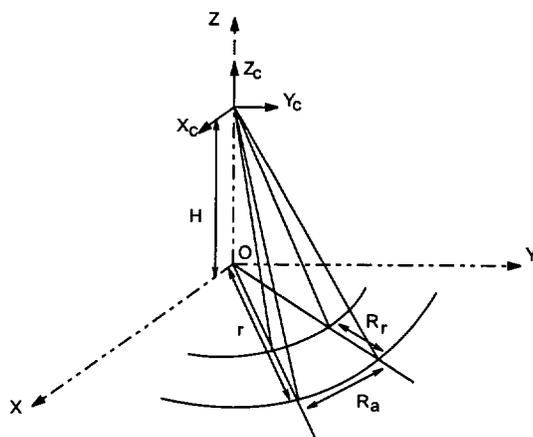


Fig. 3.5: Definición de la resolución radial y angular.

En la figura 3.5 y la ecuación 3.3 se observa que la resolución angular disminuye notablemente con la distancia de los puntos al captador, y depende de la orientación de las superficies percibidas. Tanto la resolución angular como la radial son temas muy importantes a tener en cuenta, en la medida

en que afectan notablemente a la interpretación de los datos percibidos.

De la figura 3.5 se deducen las fórmulas de resolución angular y radial:

$$\begin{aligned} R_a &= 2r \tan \frac{\Delta\theta}{2} \\ R_r &= \tan \Delta\theta \left(\frac{r^2 + H^2}{H + r \tan \Delta\theta} \right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

3.3.2 Errores en las medidas

Se produce un error en las medidas tomadas por el sensor cuando éste devuelve datos erróneos o no detecciones.

Se producen **no detecciones** cuando el ángulo de incidencia entre el haz láser y la superficie percibida es muy pequeño, o cuando la superficie es húmeda, produciéndose una reflexión de la energía en diferentes direcciones.

La transmisión del haz láser en la atmósfera puede ser un factor significativo en aplicaciones de robótica en exteriores. Por ejemplo, en caso de niebla el haz se transmite de forma difusa. En estos casos, el diámetro no es despreciable y aumenta con la distancia al captador (por difracción con el aire y el agua) [23], y es frecuente que intersecten dos entidades diferentes del entorno en el mismo rayo (ver figura 3.6).

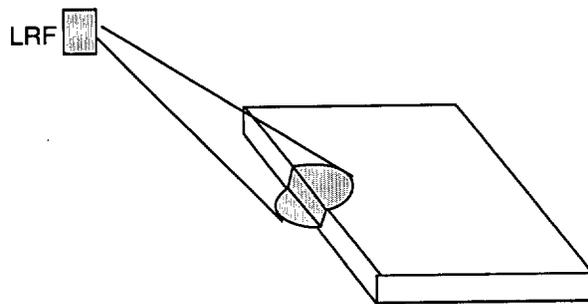


Fig. 3.6: Errores en los datos del telémetro.

El valor que devolvería en este caso sería el primer eco que el receptor recoge del haz láser, que no corresponde a los valores reales.

A continuación, se detallan algunos de los problemas a tener en cuenta, que plantean los sensores láser.

A. Sombras de profundidad

Las sombras corresponden a un borde oculto en la imagen. En la figura 3.7, por ejemplo, el punto c del mapa está en un área de sombra (en la figura 3.7 la zona sombreada). El problema que se plantea es la falta de información explícita de las alturas de los puntos de la zona sombreada. Una vez que se obtiene el mapa cartesiano, a partir de las ecuaciones 3.2, es muy difícil detectar esas zonas ocultas. Kweon en [66] utiliza el algoritmo Locus (ver sección 2.4.1) para detectar las posiciones de sombra en un mapa de elevación, a partir de una detección de bordes en la imagen de profundidad.

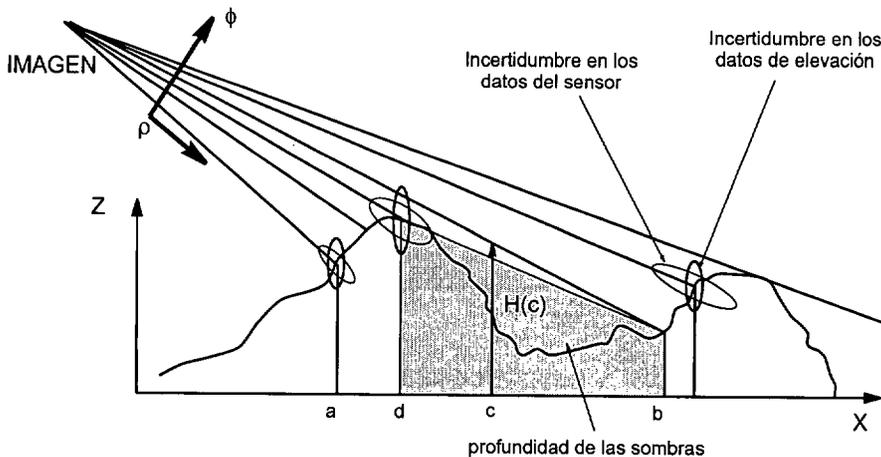


Fig. 3.7: Muestras no uniformes, profundidad de sombras, e incertidumbres en el espacio cartesiano.

Además de detectar las áreas de sombras, el método locus puede calcular el límite superior de sus valores de elevación. En la figura 3.7, por ejemplo, el valor de elevación en el punto c , no puede ser mayor que $H(c)$, porque tenemos una medida de profundidad ρ_b a partir del sensor.

B. Incertidumbre

Si bien las incertidumbres de los valores θ y ϕ no dependen más que del captador, y pueden ser determinadas por un procedimiento de calibración estadística, las incertidumbres de ρ son más delicadas de estimar. Esta incertidumbre va a depender del ángulo de incidencia, del haz que incide en

la superficie percibida, del color y de la materia de esta superficie, de la temperatura del captador, etc..

Kweon en [66] ha desarrollado un modelo probabilístico de incertidumbre de las medidas del sensor. Los errores de profundidad medidos son modelados por una distribución normal, con desviación típica proporcional al cuadrado de la profundidad medida. El cálculo de la incertidumbre del valor de elevación en cada punto (x,y) no es trivial. Se puede obtener a partir de la incertidumbre de la medida del sensor que está orientada a lo largo del eje ρ (ver figura 3.7). El modelo propuesto por Kweon para el cálculo de la incertidumbre utiliza la naturaleza del método locus. El modelo de incertidumbre de elevación es, aproximadamente, una distribución Gaussiana de desviación típica σ_H :

$$\sigma_H \propto H \cdot \rho^2 \quad (3.4)$$

donde H es la elevación y ρ la medida de profundidad.

3.3.3 Ventajas e inconvenientes del telémetro láser

La gran ventaja de un captador basado en datos de telemetría es su poca dependencia de las condiciones de iluminación de la escena, y que obtiene las coordenadas de los puntos sin necesidad de hacer un cálculo previo. Además, debido a su excelente colimación, se obtienen datos muy exactos para un gran rango de distancias. Otra gran ventaja es la de no tener (o tener pocos) lóbulos laterales (comparado con otros sensores como pueden ser los ultrasonidos), esto hace que el haz láser no pierda intensidad en otras direcciones, permitiendo medir distancias mucho mayores.

Como desventajas de este sensor puede decirse que, al ser un sensor activo, consume mucha más energía que un captador pasivo basado en imágenes estereoscópicas, es perjudicial para el hombre y, por otra parte, la obtención de medidas correctas dependerá del tipo de superficie que estemos detectando y de las condiciones atmosféricas. Presentará problemas de detección en superficies de materiales reflectantes según el ángulo de incidencia, o en superficies de materiales muy absorbentes.

Además, presenta cierta sensibilidad a las condiciones del entorno como niebla o polvo. En los últimos años se han introducido técnicas de "medida del último pulso" [52] para resolver este problema de sensibilidad. El concepto básico consiste en detectar el último eco recibido de un pulso o de un tren de pulsos. El eco de la superficie del objeto que deseamos detectar es el que está más lejos y el que se usará para el cálculo (ver figura 3.8). Cuando

operamos en entornos hostiles tales como niebla, polvo o humo, está técnica garantiza que la distancia medida de retorno es la de la superficie en lugar de la producida por la dispersión del medio.

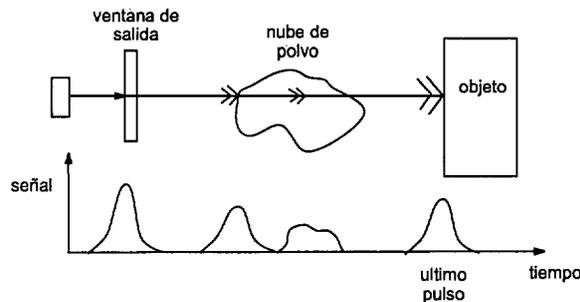


Fig. 3.8: Sensibilidad del láser.

3.4 Triangulación activa/Luz estructurada

La triangulación activa se basa en la utilización de un sensor activo, llamado emisor, que produce una iluminación de forma estructurada sobre una superficie o escena, y un sensor (normalmente una cámara CCD) que adquiere la imagen del patrón distorsionado, reflejado por la superficie o escena. Existen tecnologías muy diferentes para la generación de patrones de luz: emisores láser, proyectores de luz blanca y proyectores de video. La posibilidad de poder elegir entre una gran variedad de patrones diferentes (puntos de luz, líneas o mallas regulares), permiten realizar modelos geométricos muy precisos, siendo sus aplicaciones más comunes en medicina, y en general, para modelado y diseño de objetos. Por ejemplo, Rocchini et al. en [93] construyen un scanner 3D, basado en luz estructurada, con un proyector de video y una cámara digital. El proyector de video se utiliza para generar los patrones de luz, y la cámara adquiere las imágenes. Este sistema global permite obtener un mapa de profundidades denso para modelar obras de arte con precisión geométrica.

3.4.1 Principio básico

El principio básico es el siguiente: un patrón de luz (que puede ser un único punto) es proyectado sobre la escena, y un sensor, normalmente una



cámara CCD, ve dicha escena [52]. Las coordenadas (X, Y, Z) de un punto de la escena respecto a un sistema de coordenadas situado en el centro óptico de la cámara, pueden obtenerse por triangulación con la ecuación 3.5 obtenida a partir de la figura 3.9:

$$(X, Y, Z) = \frac{B}{f \cos \theta - u} \cdot (u, v, f) \quad (3.5)$$

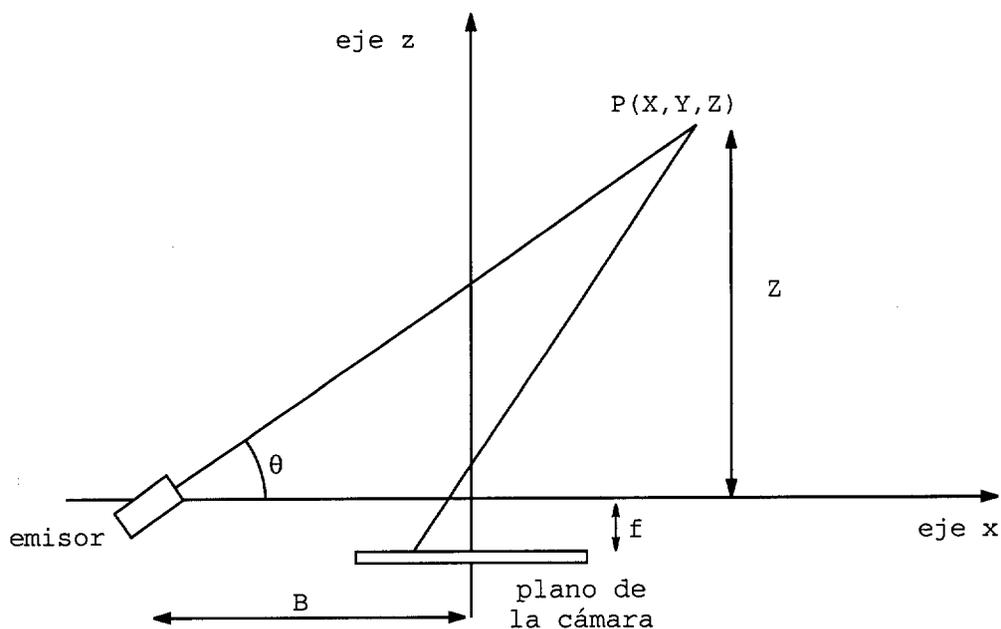


Fig. 3.9: Obtención de profundidad mediante luz estructurada.

donde B es la línea base o distancia de separación entre los centros ópticos del emisor y la cámara, f es la distancia focal de la lente de la cámara, u y v corresponden a la posición del punto en el plano de la imagen, y θ es el ángulo de proyección del haz respecto al eje x .

3.4.2 Ventajas e inconvenientes

Un aspecto atractivo de esta técnica es la simplicidad de su implementación. Es muy útil para el modelado y reconocimiento de objetos y, la posibilidad de elegir diferentes patrones de luz, permite adaptarse a cualquier superficie.

Sin embargo, en el campo de la robótica de entornos exteriores presenta varios inconvenientes. Como puede observarse en la ecuación 3.5, la resolución del sistema de triangulación es directamente proporcional a la línea base. Esto implica que la obtención de medidas de profundidad para grandes distancias sólo puede ser alcanzada incrementando la línea base. Con ello también se incrementa la aparición de oclusiones y la pérdida de datos, y hace que el tamaño del sistema sensorial sea impracticable para sistemas que se encuentran a bordo del robot. Otro aspecto a destacar es el incremento de ruido que introduce el emisor en entornos exteriores [37].

Además, para facilitar la detección del patrón en la imagen, las condiciones de iluminación deben ajustarse para que el patrón proyectado genere la característica más brillante de la escena [63]. Por ello esta técnica se aplica fundamentalmente en entornos interiores, donde la iluminación puede controlarse.

3.5 La visión estéreo como sistema de percepción

El término *estéreo* o *visión estéreo*, literalmente *visión de sólidos*, se utiliza para definir al proceso de combinar múltiples imágenes de una escena, para obtener información geométrica tridimensional. Es decir, la visión estéreo permite extraer información de profundidad a partir de dos o más imágenes.

Existen aplicaciones de visión estéreo para robots móviles autónomos, que navegan en entornos desconocidos estructurados [83], parcialmente estructurados [82] o naturales [73]. También tienen aplicación en la detección de obstáculos a partir de mapas generados con datos estéreo [51, 82].

3.5.1 Fundamentos de la visión estéreo

Con la visión estéreo se recupera la información de la posición tridimensional de los objetos (información no contenida en una simple imagen) a partir de dos o más imágenes diferentes, tomadas de una misma escena. Las diferencias en las imágenes se originan: por un movimiento relativo del sensor, por desplazamiento relativo en dos o más sensores, o por movimiento de los objetos de la escena. Estas diferencias contienen la suficiente información para reconstruir la estructura de la escena tridimensional a partir de imágenes bidimensionales.

El análisis general de un algoritmo de visión estéreo puede resumirse en los pasos siguientes [55, 54]:

- Detección de las características adecuadas en cada imagen (primitivas).
- Emparejamiento de las características.
- Estimación de la profundidad, es decir, determinación de la posición tridimensional asociada a los correspondientes pares de características.

El principio general de la visión estéreo, es la de establecer un conjunto de emparejamientos entre las primitivas extraídas de las imágenes, con el fin de llegar a construir una representación tridimensional del espacio. A continuación, se detallan las etapas de la visión estéreo.

A. Detección de características

La elección de los elementos (o primitivas) puestos en correspondencia es una de las fases más importantes: la primitiva ideal será aquella cuyas propiedades intrínsecas le permita tener una medida de similitud fuertemente discriminativa, y permita determinar el valor tridimensional de una posición a partir de la geometría del sistema. Las técnicas de segmentación de imágenes permiten extraer una gama muy variada de primitivas. Al Haddad en [51] clasifica las posibles primitivas de emparejamiento en tres grupos:

- Puntos característicos como son: puntos de interés, elementos de contorno, uniones, etc.
- Segmentos como los segmentos rectos, arcos de círculo, etc..
- Regiones, es decir, zonas homogéneas que siguen un cierto criterio.

Los algoritmos de visión estéreo se clasifican por el tipo de primitiva que se busca para el emparejamiento. La elección de las primitivas depende del entorno considerado y de la potencia de cálculo disponible.

Salvo excepciones, las regiones se adaptan mal en entornos exteriores. Una región tridimensional que se encuentre en la superficie de un objeto generará, en las dos imágenes, dos regiones de tamaño y forma diferentes. Por el contrario, los segmentos rectos tienen mayor rango de aplicación, pero siempre en entornos estructurados. En un medio natural, que es normalmente no estructurado, los puntos (o pixels en el caso de imágenes) resultan ser las primitivas mejor adaptadas para la visión estéreo. El único problema que impone la utilización de puntos, como primitivas de base para el emparejamiento, es la elección de una medida de similitud. Las diferentes medidas

para conseguir la correspondencia se desarrollan en esta misma sección, en el apartado B..

En resumen, se debe decidir primero la naturaleza de las características a emparejar en las diferentes vistas. Esta elección es muy importante, ya que influirá en la fase de emparejamiento, y por lo tanto, en la obtención de la información tridimensional.

Información detallada sobre los tipos de primitivas con las que diferentes autores han trabajado, y los algoritmos propuestos para su detección y emparejamiento, puede encontrarse desarrollada con claridad por Hemayed y Farag en [54].

B. Fase de emparejamiento

Una vez que las características han sido detectadas en las imágenes, es necesario establecer la correspondencia. Si las características tienen un significado semántico rico (regiones o segmentos), este significado puede utilizarse para restringir todos los emparejamientos posibles. Sin embargo, estas características suelen ser escasas en las imágenes. Lo más usual es utilizar en el emparejamiento primitivas de bajo nivel, como el pixel de imagen. El método de correspondencia buscará una medida de similitud, basado en el valor de su intensidad o nivel de gris. A continuación se explican los principios básicos de este método de correspondencia, que aparece con frecuencia en la literatura de visión estéreo [83, 82, 51, 78, 73, 60].

Métodos de correspondencia estéreo basados en la intensidad

Las primitivas que se buscan para el emparejamiento son los pixels de las imágenes: sus intensidades son la única información utilizada para efectuar la correspondencia [85]. Esta estrategia supone que todos los puntos de la escena deben tener la misma intensidad en cada imagen. Como es evidente, en la mayoría de los casos no ocurre así, ya que las imágenes se toman desde distintos puntos de vista, y no captan la imagen con la misma iluminación.

Por otra parte, en una misma imagen, existe un gran número de puntos con intensidades similares. Es decir, el establecimiento de la correspondencia por emparejamiento de intensidades, pixel a pixel, claramente no es factible. Para poder minimizar la búsqueda y evitar falsos emparejamientos, es necesario elegir una medida de similitud entre patrones de intensidad. Estos patrones, generalmente, son regiones de la imagen, definidas como pequeñas ventanas alrededor del pixel (ver figura 3.10).

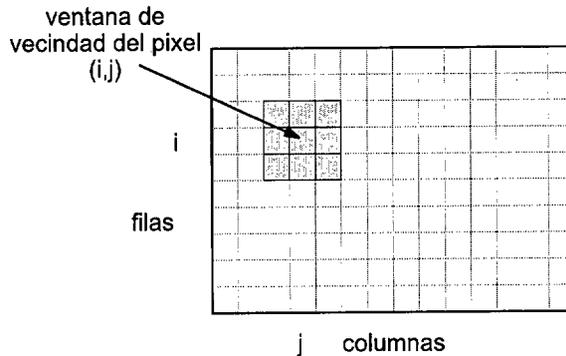


Fig. 3.10: Patrón de emparejamiento, ventana de vecindad de un píxel.

Considerando que el sistema estéreo capta dos imágenes representadas por $I_i(i, j)$ (imagen izquierda) e $I_d(i, j)$ (imagen derecha), el principio general de la búsqueda de emparejamientos es el de comparar una cierta vecindad de un píxel de la imagen $I_i(i, j)$, con una vecindad del mismo tamaño alrededor de cada uno de los píxeles de la correspondiente imagen $I_d(i, j)$. La comparación se realiza, en el caso más general, con los siguientes **criterios de similitud**:

- la **suma de las diferencias cuadradas (SDC)**, que entre dos imágenes se define mediante la ecuación 3.6:

$$SDC(\Delta m, \Delta n) = \sum_{i,j} [I_l(i, j) - I_r(i - \Delta m, j - \Delta n)]^2 \quad (3.6)$$

- y la **correlación cruzada (CC)**, que se define con la ecuación 3.7:

$$CC(\Delta m, \Delta n) = \sum_{i,j} I_l(i, j) \cdot I_r(i - \Delta m, j - \Delta n) \quad (3.7)$$

donde $(\Delta m, \Delta n)$ es la disparidad entre las posiciones de las imágenes de dos regiones emparejadas, en las direcciones i y j del plano de la imagen respectivamente. Entendemos por **disparidad** la diferencia en posición (número de filas y columnas en el caso de las imágenes) existente entre un punto de la imagen $I_i(i, j)$ y el punto homólogo en la imagen $I_d(i, j)$.

Esta operación de comparación se aplica a cada píxel de la primera imagen, determinando el emparejamiento para cada una de las disparidades evaluadas en la segunda imagen. Se obtiene, para cada píxel, una curva de

resultados en función de las disparidades; la disparidad que se almacena será aquella que corresponda al valor máximo en el caso de CC y al valor mínimo en el de SDC. En la práctica se evita recorrer toda la segunda imagen, fijando un intervalo de disparidades suficientemente grande para asegurarse de cubrir la amplitud de profundidad suficiente. La restricción del intervalo de búsqueda permite no solamente ganar tiempo a nivel de cálculos, sino también disminuye el riesgo de obtener un emparejamiento malo.

El resultado de esta operación es una imagen de niveles de gris, donde se representa la disparidad. En la figura 3.11 se observa el resultado de aplicar la correlación cruzada a dos imágenes. Se comprueba en la imagen de profundidades (o de disparidad) que los niveles de gris más claros corresponden a los objetos más cercanos.

En el caso de realizar una etapa previa de rectificación de las imágenes, y considerando el caso de dos cámaras iguales y paralelas, separadas entre sí una distancia B (denominada línea base), sólo será necesario realizar la búsqueda sobre la misma fila en las imágenes, es decir, considerar $\Delta n = 0$. Modificaciones o mejoras en la formulación de las definiciones previas incluyen: sumas ponderadas en lugar de sumas planas (en el caso de SDC), y en el caso de la correlación cruzada (CC), normalización de la suma dividiendo entre la raíz del producto de las intensidades al cuadrado, de cada región emparejada. Puede encontrarse información más detallada sobre algoritmos de correlación en [45].

Para terminar, una de las mayores limitaciones de este tipo de algoritmos es su alto coste computacional, debido a la cantidad de operaciones que debe procesar para toda la imagen. Un camino obvio para mejorar los tiempos de ejecución, es desarrollar un hardware específico o realizar un procesamiento paralelo como el propuesto por Majumdar en [78]. Faugeras en [45] propone también una implementación del algoritmo de correlación que reduce considerablemente los tiempos de cálculo.

C. Obtención de los datos tridimensionales

Tras completar la fase de emparejamiento, la última fase es el proceso de interpolación de la superficie. Se efectúa a partir de la imagen de disparidad utilizando una relación de triangulación. Con la triangulación pasiva, las imágenes tomadas desde distintos puntos de vista son analizadas para extraer el mapa de profundidades de la escena.

Las relaciones de la triangulación de base para dos cámaras perfectamente

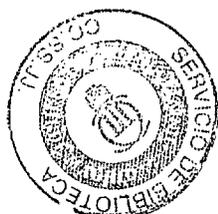




Imagen izquierda



Imagen derecha



Imagen de profundidades

Fig. 3.11: Imagen de disparidad, resultado del emparejamiento.

alineadas son las siguientes (notaciones definidas a partir de la figura 3.12):

$$\frac{X}{Z} = \frac{x_1}{F} \quad (3.8)$$

$$\frac{Z}{B} = \frac{F + Z}{B + (x_1 - x_2)} \quad (3.9)$$

La profundidad Z se hace por relación de referencia (C_1, x, y, z) para la ecuación 3.10:

$$Z = \frac{BF}{d(x_1, y_1)} \quad (3.10)$$

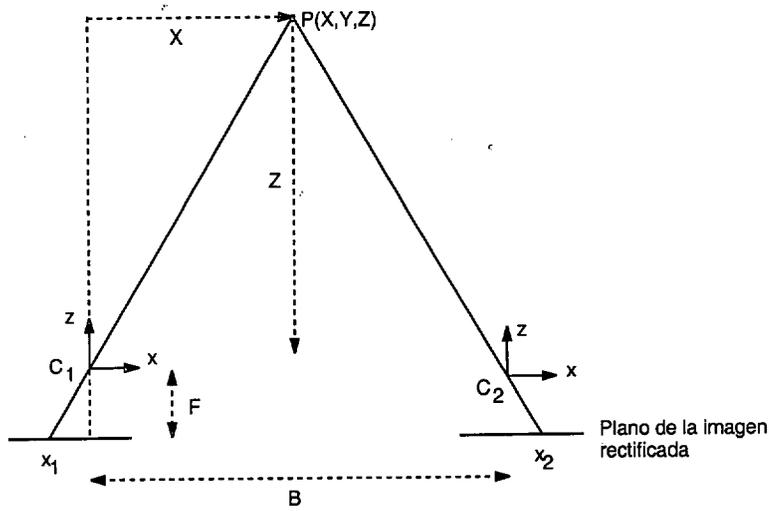


Fig. 3.12: Triangulación.

donde

- B es la distancia entre los dos centros C_1 y C_2 , definida como línea base.
- F es la distancia focal.
- $d(x_1, y_1)$ es la disparidad asociada al punto (x_1, y_1) .
- (x_1, y_1) es la proyección del punto P en el plano de la imagen rectificada número 1.

Las coordenadas X e Y se deducen a partir del modelo *pin-hole* de la cámara (detallado en la figura 3.13) por las siguientes ecuaciones:

$$X = x_1 \cdot \frac{Z}{F} \quad (3.11)$$

$$Y = y_1 \cdot \frac{Z}{F} \quad (3.12)$$

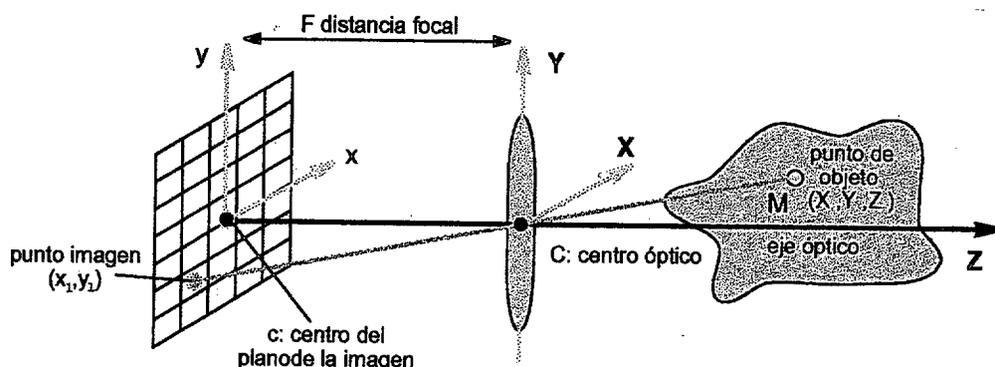


Fig. 3.13: Modelo *pin-hole*. La lente de la cámara se representa como un punto.

3.5.2 Ventajas e inconvenientes de la visión estéreo

Los robots autónomos actuales que navegan en entornos no estructurados, utilizan sónares y telémetros láser como sensores espaciales primarios.

Como ventajas de los sistemas estéreo frente a estos sistemas tradicionales podemos citar los siguientes:

- Permiten producir mapas de profundidad densos, y la imagen de barrido se representa con una velocidad interesante para las aplicaciones de la robótica móvil.
- Los objetos pequeños y estrechos se detectan mejor que con otros sensores como los sónares o el telémetro láser.
- Por otra parte, aunque el láser proporciona un alto grado de exactitud en las medidas, requiere una gran cantidad de tiempo para recorrer una escena, cosa que no ocurre en el caso de sistemas estéreo.
- La visión estéreo es un sensor pasivo, por ello, en muchas aplicaciones será más interesante que los sensores activos, ya que no es necesario utilizar una iluminación especial o fuentes de energía.
- Adquieren los datos de forma no invasiva, no alterando el entorno.
- Por último, puede usarse en aplicaciones más específicas en las que la información visual juega un papel básico, sin requerir ninguna modificación.

A pesar de estas ventajas, en la actualidad muy pocos robots móviles utilizan la visión estéreo para adquirir datos en tiempo real. Fundamentalmente se debe a lo siguiente:

- Son menos robustos a condiciones de niebla o iluminación que los telémetros.
- Son sistemas difíciles de calibrar.
- Requieren un elevado coste computacional para obtener datos de profundidad densos y exactos en tiempo real [83].
- No son capaces de detectar profundidades en superficies sin textura. Por ejemplo, el robot Nomad de la CMU utilizó inicialmente un equipo estéreo para la detección de obstáculos, que fue posteriormente sustituido por un telémetro láser debido a la falta de textura del hielo [109].

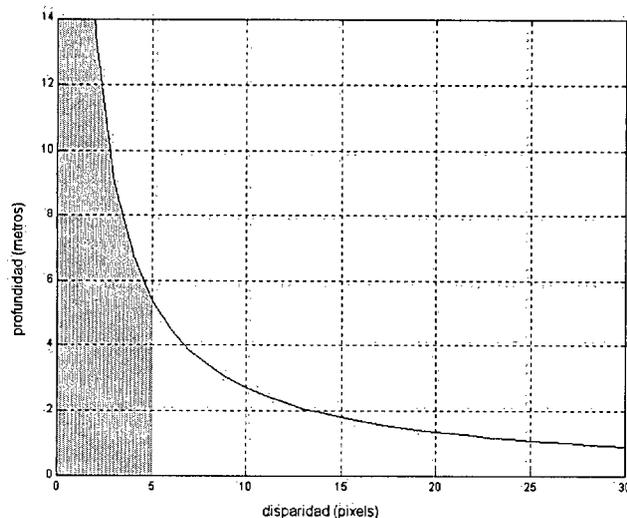


Fig. 3.14: Correspondencia entre la disparidad y la profundidad en el equipo estéreo TRICLOPS.

- El hecho de trabajar con imágenes en niveles de gris, hace que sólo se disponga de 256 niveles para representar las profundidades de un entorno. El reparto de estos niveles no es lineal. En la ecuación 3.10

se observa que la disparidad (profundidad en niveles de gris) es inversamente proporcional a la profundidad en metros. En la figura 3.14 se ha representado la correspondencia entre la disparidad y la profundidad que mide el equipo estéreo TRICLOPS montado sobre el robot *GOLIAT*. Puede observarse que las disparidades comprendidas en el intervalo (0, 5) niveles de gris se corresponden con el intervalo de distancias (5, 14) metros, dejando los otros 250 niveles de gris para representar el intervalo de (0, 5) metros. Esto provoca una cierta aberración esférica por encima de los 5 metros.

Para comprobar la viabilidad del sensor, trabajando en entornos exteriores, se realizaron una serie de pruebas con el equipo estéreo TRICLOPS montado sobre una torreta pan/tilt que permite realizar un barrido del entorno, en nuestro caso horizontal, y obtener así una información similar a la del láser tridimensional. Los resultados se muestran a continuación:



Fig. 3.15: Imagen real. Laboratorio de Robótica.

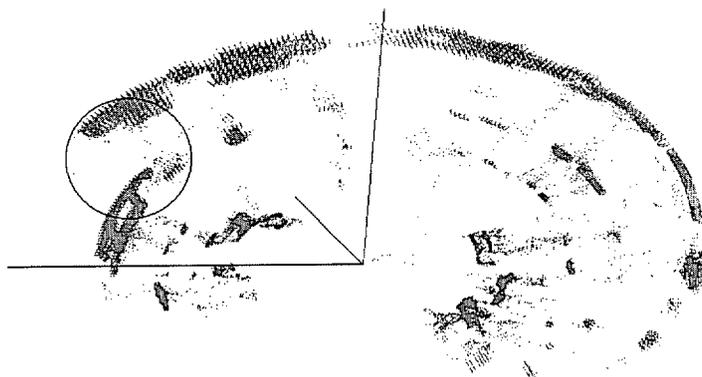


Fig. 3.16: Información tridimensional obtenida con el equipo estéreo TRICLOPS.

En la imagen 3.16 se muestran los puntos tridimensionales obtenidos de la imagen real 3.15 con el equipo estéreo. Puede observarse claramente como a grandes distancias existe muy poca discriminación en las profundidades. Por ejemplo, la pared del fondo del laboratorio, aparece en el mapa de profundidades como circular, a unos 13 m. del sensor. También se observa que para objetos continuos con gran variación de profundidades, como es el caso de la pared lateral, se produce una rotura (en la figura 3.16 rodeado con un círculo) al no ser capaz de realizar una discretización más homogénea.

Interpolación sub-píxel

Para conseguir mejoras significativas en la precisión de un mapa de profundidades estéreo y resolver el problema de discretización planteado, puede utilizarse en el cálculo de las disparidades una precisión sub-píxel. La precisión sub-píxel se basa en la estimación, a partir de la interpolación de una función, de los valores de emparejamiento [45]. Una estimación de la disparidad óptima se obtiene, por ejemplo aproximando los valores de emparejamiento con un modelo parabólico; el valor óptimo se encontraría resolviendo un problema de mínimos cuadrados para los coeficientes, y encontrando el valor máximo de la función parabólica (figura 3.17).

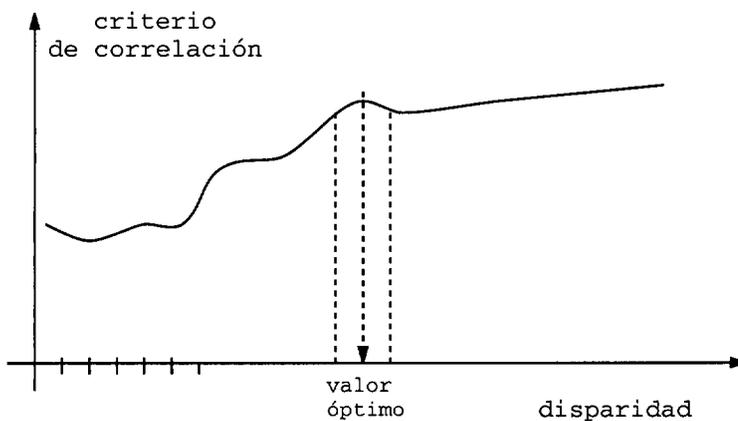


Fig. 3.17: Estimación del valor de disparidad óptimo con interpolación sub-píxel.

En la figura 3.18 se muestra el cálculo de los puntos tridimensionales de la figura 3.15 utilizando la interpolación sub-píxel. Se resuelve así el problema

anterior; las paredes de la nave ya no adoptan apariencia circular y los objetos no quedan cortados en trozos a distinta distancia.

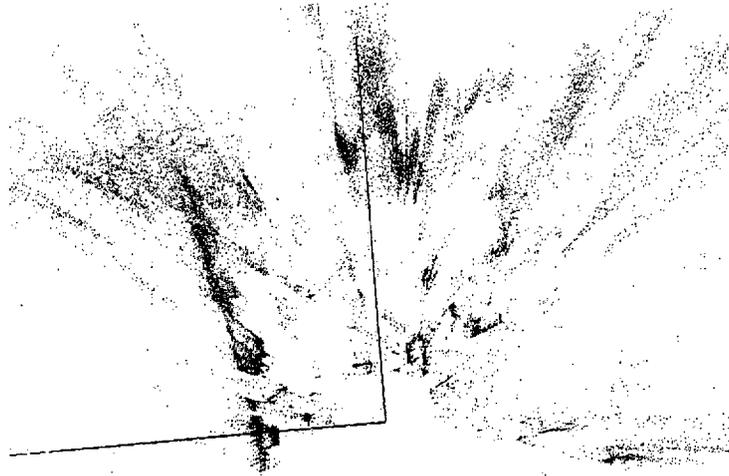


Fig. 3.18: Información tridimensional obtenida con el equipo estéreo TRICLOPS, utilizando interpolación sub-píxel.

Con el progreso de las técnicas informáticas y electrónicas se espera un aumento significativo de la explotación de este tipo de captadores, sobre todo para entornos naturales, ya que se resuelve una de las mayores limitaciones, que es su alto coste computacional.

3.5.3 Sistema sensorial utilizado en esta tesis

Dado el escaso desarrollo tecnológico en los sensores tridimensionales para el modelado en entornos exteriores sobre robots móviles autónomos, ha sido necesario diseñar una plataforma sensorial propia. Se ha construido un telémetro láser tridimensional presentado en la figura 3.19. Se ha elegido la tecnología láser frente a otras metodologías, tales como la visión estéreo, por su independencia a las condiciones de iluminación y porque proporciona información tridimensional del entorno para distancias de hasta 25 m con gran fiabilidad.

La plataforma sensorial está formada por un scanner láser bidimensional PLS de Sick preparado para capturar 361 medidas en un barrido horizontal de 180 grados (se tomarán medidas cada 0.5°) y un motor de corriente continua más una reductora que se encarga de realizar el barrido vertical.

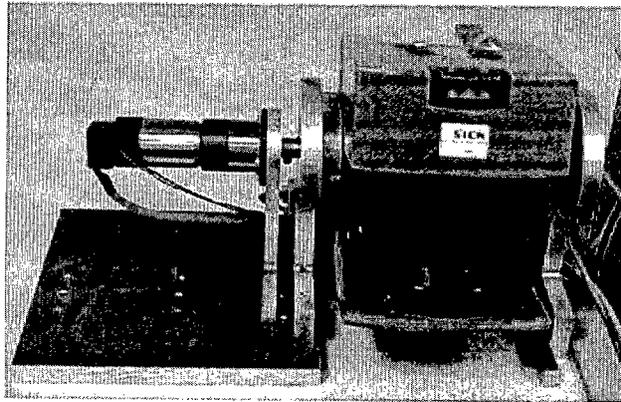


Fig. 3.19: Sistema sensorial utilizado.

El PLS garantiza unos errores en la medida de profundidad que no superan los 20 milímetros. Este error se va a ver influenciado por dos parámetros, la distancia a medir y el ángulo de disparo del haz láser (de 0° a 180°).

En cuanto al conjunto motor+reductora, el motor es de corriente continua (Motor DC 3557K048CR de MINIMOTOR) con una masa de 290 gramos, potencia de salida de 72.7 Watios y velocidad de giro máxima de 5300 rpm. A este motor se le añade un reductor planetario 38/1S(43:1) con coeficiente de reducción 1/43 y un encoder incremental HEDS 5540A14 de MINIMOTOR que mide 2000 pulsos por vuelta (ver figura 3.20).

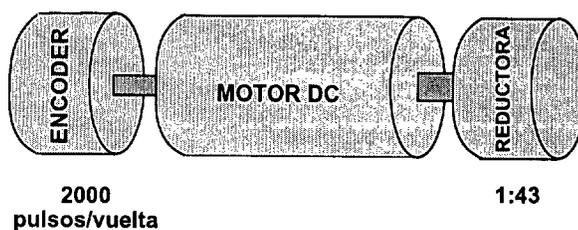


Fig. 3.20: Sistema motor.

Todo el sistema motor es controlado desde el PC3 en Linux con una tarjeta controladora de 2 ejes DMC-1000 de GALIL. Para encontrar la posición inicial del sistema (HOME) se utiliza un sensor de proximidad CONTRINEX DW-AD-613-M8 unido a la plataforma y conectado a la tarjeta.



3.6 Obtención de la información tridimensional

Para la obtención de la información del entorno, en la presente tesis, se dispone de un sensor láser tridimensional montado sobre la plataforma del robot, que proporciona una imagen de profundidad. Para cada ángulo vertical ϕ (proporcionado por el motor acoplado al telémetro) y cada ángulo horizontal θ (de barrido del láser) se obtiene una distancia a los objetos ρ utilizando la medida del tiempo de vuelo (TOF) del haz láser. Se consigue así una imagen tridimensional del entorno, formada por puntos $P(\rho, \theta, \phi)$ como el de la figura 3.21.

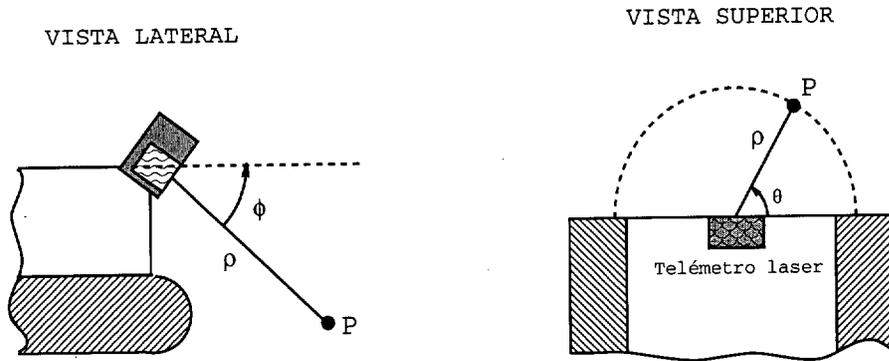


Fig. 3.21: Información obtenida por el láser.

La información en coordenadas polares se transfiere al ordenador de control mediante comunicación puerto serie RS-232 a una velocidad de 9600 baudios.

En las siguientes secciones se obtendrá una representación del entorno percibido por el robot, en coordenadas cartesianas, referidas a un sistema de referencia (SDR) local situado en la base del robot. Se realizará también la transformación de la información a un sistema de referencia global, para su integración con la información del entorno, almacenada por el robot en percepciones sucesivas.

3.7 Cambio en el sistema de referencia

El sistema telémetro láser tridimensional produce una imagen esférica del entorno de la forma $f(i, j) = (\rho, \theta, \phi)$. Para poder obtener una representación

del entorno, en el sistema de referencia de la base del robot, es necesario realizar las transformaciones que se muestran a continuación.

3.7.1 Transformación de coordenadas polares a cartesianas en el sistema de referencia del láser

El sensor mide la distancia de un haz de luz que se desplaza en barridos verticales y horizontales. Los barridos se producen por el giro en torno a los ejes z (barrido horizontal proporcionado por el propio sensor) y eje x proporcionado por el movimiento que le da un motor de corriente continua.

El funcionamiento de los dos ejes es independiente (el barrido horizontal se realiza para un ángulo vertical fijo) por lo que se considera que el sistema trabaja en modo correlado, como se representa en la figura 3.23. Es decir, el barrido horizontal se realiza alrededor del eje z' , y no alrededor del eje z .

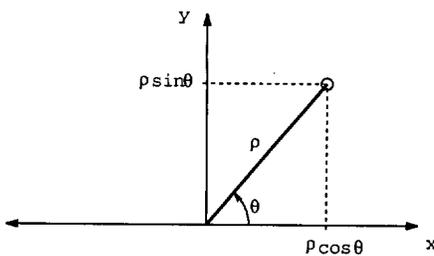


Fig. 3.22: Transformación de polares a cartesianas en sistemas bidimensionales.

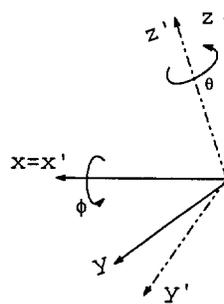


Fig. 3.23: Rotación de los ejes del sistema sensor.

La transformación a coordenadas cartesianas en el SDR del sensor se realiza de la forma siguiente:

1. En primer lugar, se considera el caso plano de láser bidimensional, y se realiza la transformación a coordenadas cartesianas. Se considera la transformación para el plano $z = 0$. Las ecuaciones deducidas de la figura 3.22 son las siguientes:

$$\begin{aligned} x &= \rho \cdot \cos \theta \\ y &= \rho \cdot \text{sen} \theta \\ z &= 0 \end{aligned} \tag{3.13}$$

2. Esto es cierto para cada barrido horizontal, considerando que no existe el barrido vertical ($\phi = 0$). En el caso de láser tridimensional con barrido vertical ϕ , para conseguir la tercera dimensión, es necesario realizar una rotación en el eje x un ángulo de barrido vertical ϕ (figura 3.23). Con ello se obtienen las coordenadas cartesianas en el sistema de referencia del sensor que se representa en la figura 3.24.

La matriz de rotación (R_x) a utilizar es en este caso:

$$R_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi & 0 \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

y la transformación se realiza con la ecuación 3.15:

$$v' = R_x \cdot v \quad \text{donde} \quad v = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3.15)$$

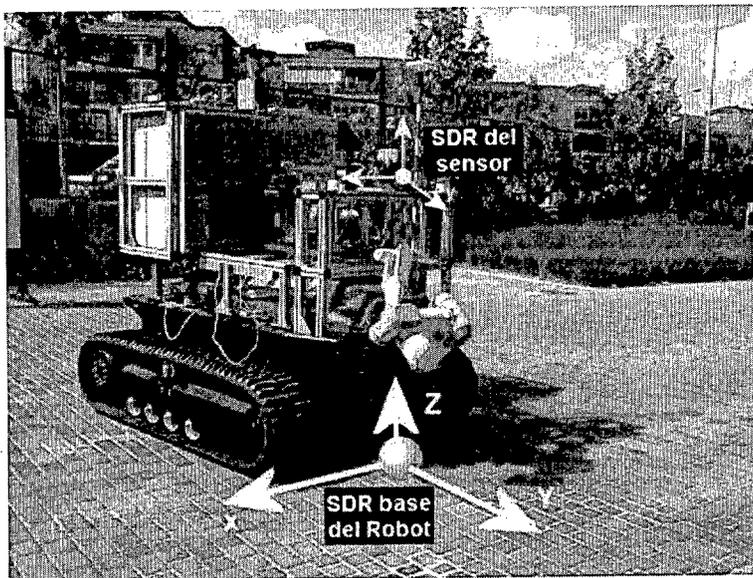


Fig. 3.24: Sistemas de referencia del sensor y del robot.

3.7.2 Transformación de coordenadas cartesianas del sistema de referencia del láser al sistema de la base del robot

Para poder obtener la información sensorial en el sistema de referencia del robot, situado en la base (figura 3.24) necesitamos realizar una traslación en el eje z una distancia H , igual a la existente entre el sistema de referencia del láser y el de la base del robot. Las traslaciones en el eje x e y no se consideran por encontrarse ambos sistemas en la misma vertical. También es necesario incorporar los ángulos de cabeceo (*pitch*, β) y alabeo (*roll*, γ) del robot, es decir, sus inclinaciones laterales y frontales (ver figura 3.25). Esta información es proporcionada por una brújula magnética instalada en el robot cuyas especificaciones y funcionamiento se encuentran detallados en el anexo C. Para obtener los datos en función del nuevo sistema de referencia,

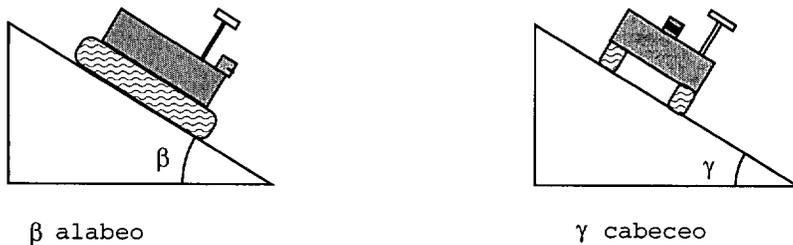


Fig. 3.25: Ángulos de cabeceo y alabeo del robot medidos con la brújula.

es necesario realizar una rotación un ángulo γ igual al valor del alabeo, en el eje y y una rotación un ángulo β igual al valor del cabeceo en el eje x , además de la traslación H en el eje z .

Las matrices de transformación utilizadas para este caso son:

$$\begin{aligned}
 T_z(H) &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & H \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & R_y(\gamma) &= \begin{pmatrix} \cos \gamma & 0 & -\text{sen} \gamma & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \text{sen} \gamma & 0 & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 R_x(\beta) &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \beta & -\text{sen} \beta & 0 \\ 0 & \text{sen} \beta & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{3.16}$$



y la ecuación de transformación:

$$v'' = R_y(\gamma) \cdot R_x(\beta) \cdot T_z(H) \cdot v' \quad (3.17)$$

En la figura 3.24 se representan los sistemas de referencia locales utilizados en esta tesis, y en la figura 3.26 se muestran los resultados obtenidos al realizar la transformación de los datos del láser al sistema de referencia de la base del robot.

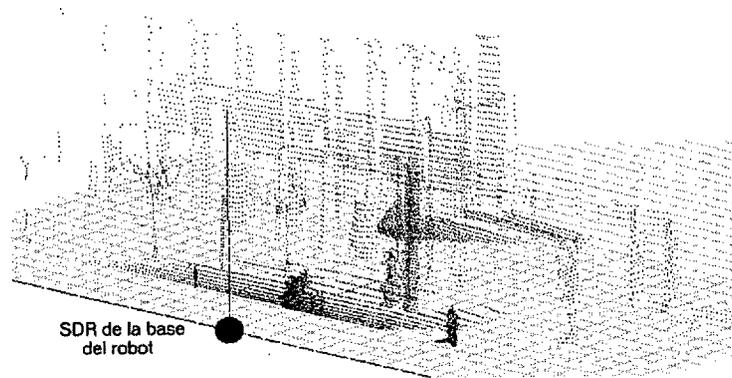


Fig. 3.26: Coordenadas cartesianas tridimensionales en el SDR de la base del Robot.

3.8 Tratamiento de la información para un modelo global

El modelo local del entorno permite al robot evolucionar e interactuar con el mundo real más próximo a él. Pero para que un robot sea capaz de realizar una tarea completa, en un entorno de grandes dimensiones y desconocido, éste necesita construir de manera incremental, y a partir de percepciones sucesivas, un modelo global del entorno que le permita tener una *memoria* para construir su mundo. Este paso se consigue trasladando los diferentes mapas locales a una base de datos global. Para ello es necesario la información de dos sensores: la brújula y el GPS. Además de la brújula, utilizada en el apartado anterior para la transformación de coordenadas a un sistema de referencia local, disponemos de un sistema de posicionamiento

global por satélite (GPS) que proporciona el sistema de referencia Global. El sistema de referencia global está formado por tres ejes ortogonales (XYZ), con el eje X positivo en la dirección ESTE y el eje Y positivo en la dirección NORTE. Información detallada sobre el sistema GPS utilizado, se encuentra en el anexo D. En la figura 3.27 pueden observarse los diferentes sensores utilizados, su ubicación en el robot y las posiciones de los ejes en cada uno de ellos.

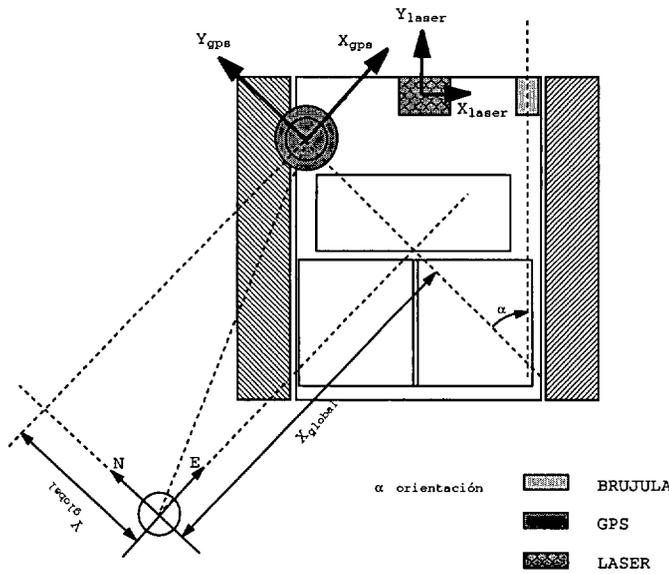


Fig. 3.27: Sistemas de referencia y localización de los sensores a bordo del robot.

Las matrices de transformación son las siguientes:

$$T_{xyz}(x_g, y_g, z_g) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & x_g \\ 0 & 1 & 0 & y_g \\ 0 & 0 & 1 & z_g \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad R_z(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\text{sen} \alpha & 0 & 0 \\ \text{sen} \alpha & \cos \alpha & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.18)$$

y la transformación:

$$v''' = T_{xyz}(x_g, y_g, z_g) \cdot R_z(\alpha) \cdot v'' \quad (3.19)$$

Donde (x_g, y_g, z_g) son las distancias en los ejes del GPS (XYZ respectivamente) entre el origen del sistema de referencia de la base del robot y

el origen del sistema global, y α es el ángulo formado entre el robot y la dirección Norte.

Se han realizado los cambios de coordenadas de una base de datos de imágenes tomadas en la parte exterior de la Universidad Carlos III para poder llevar a cabo las pruebas. En las figuras 3.28 y 3.29 se muestra la fusión de tres imágenes utilizando la información de la brújula y del GPS.

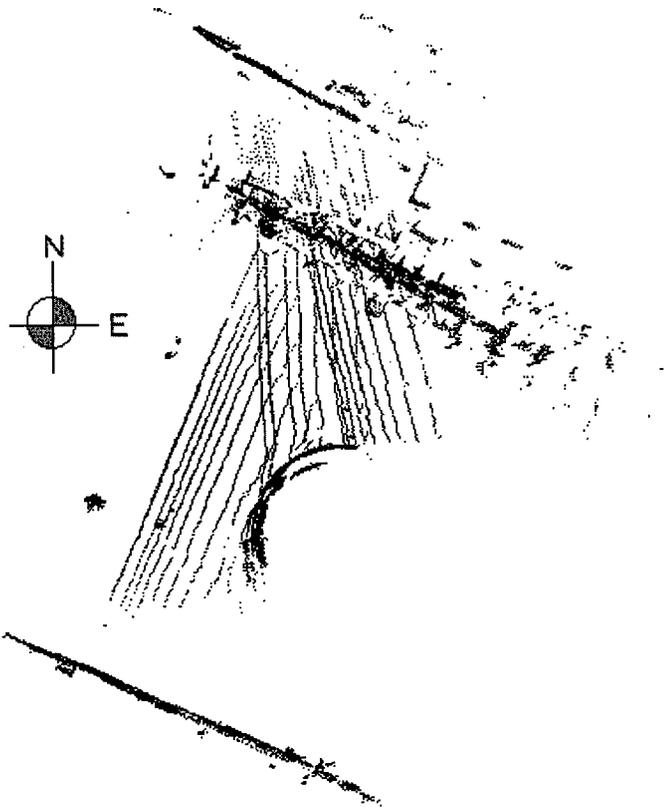


Fig. 3.28: Fusión de datos tridimensionales captados con el telémetro láser tridimensional en percepciones sucesivas. Vista superior.

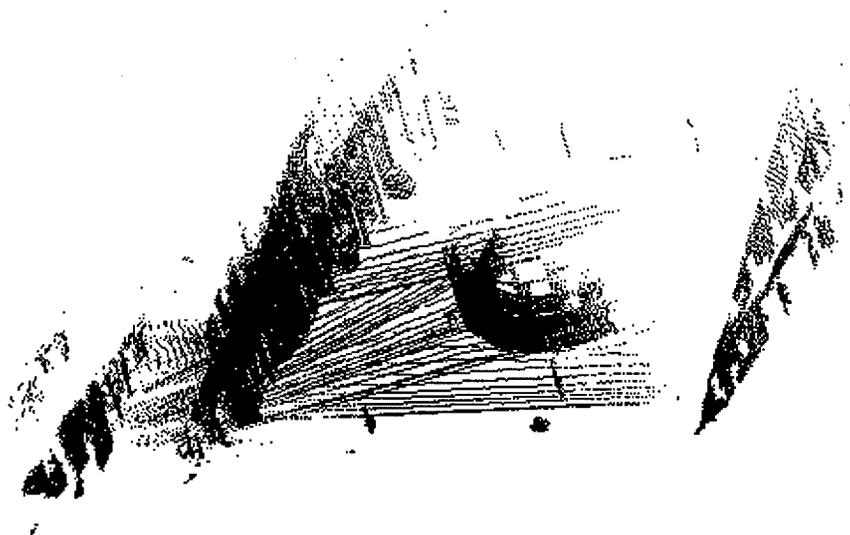


Fig. 3.29: Fusión de datos tridimensionales captados con el telémetro láser tridimensional.

4. MODELO NUMÉRICO DE CRUZABILIDAD (MNC)

En el presente capítulo se estudia el concepto de cruzabilidad. Como se verá en la sección 4.2, donde se desarrolla este concepto, muchos de los trabajos relacionados utilizan la cruzabilidad (denominada por algunos autores *traversability*) para conseguir que el robot se desplace de forma segura, por un entorno de grandes dimensiones, no estructurado, y *a priori* desconocido. Es en este contexto donde se desarrolla el Modelo Numérico de Cruzabilidad (MNC), definido como el modelo instantáneo tridimensional enriquecido, donde cada punto tridimensional tiene una característica de cruzabilidad. La cruzabilidad puede obtenerse de muy diversas formas, mediante el análisis de las propiedades del terreno y de las del propio robot. En la construcción del MNC, el proceso de segmentación será primordial y básico para la extracción de propiedades. Así, las definiciones de segmentación y cruzabilidad, y las diferentes aproximaciones llevadas a cabo para la obtención del modelo, se detallan a lo largo del capítulo.

4.1 Segmentación del terreno

Dentro del modelado del entorno, los procesos de segmentación realizan la difícil tarea de extraer, a partir de una imagen numérica, una información útil que permita al robot localizar e interpretar las entidades que se referencian en la escena [26]. Existen múltiples definiciones referentes al término *segmentación*, en función del objetivo buscado con su utilización. De forma general, la segmentación consiste en descomponer un conjunto de entidades elementales, adquiridas de una superficie o volumen, en regiones (o en los contornos que delimitan las regiones) gracias a unos criterios de homogeneidad y conectividad.

Definición 4.1.1: Segmentación

Sea una imagen $I = f(x, y, z)$ captada de la escena, se define la segmentación como una partición de I en n subconjuntos S_1, S_2, \dots, S_n tales que:

$$I = \bigcup_{i=0}^n S_i \quad (4.1)$$

donde los subconjuntos S_i cumplen los siguientes criterios:

$$S_i \cap S_j = 0 \text{ para todo } i \neq j \quad (4.2)$$

$$S_i = \text{homogéneo para todo } i, \quad (4.3)$$

$$S_i \cup S_j = \text{no homogéneo para todo } i \neq j, \quad (4.4)$$

S_i y S_j son adyacentes en I

Desde el punto de vista de la robótica móvil, la segmentación se utiliza como herramienta para la simplificación de la información obtenida por los sensores, y para la construcción de modelos del entorno útiles para el robot. No debe olvidarse que el tratamiento de la información completa dispara la carga computacional, no siendo útil para trabajos en tiempo real. Se trata entonces, de dividir una imagen inicial en regiones, con el fin de extraer de los datos elementales una información semántica mas rica, de un nivel simbólico más elevado.

La utilización de los métodos de segmentación, ya sea a partir de la información bruta obtenida de los sensores, o mediante el tratamiento de la información como imágenes digitales, permite construir modelos a un nivel entre geométrico y topológico, que facilitan la tarea de navegación. En este capítulo, se realizará una segmentación del modelo instantáneo local, obtenido en el capítulo 3). El resultado será un mapa de cruzabilidad, donde las regiones accesibles para la navegación y las no accesibles aparecen claramente diferenciadas.

4.2 Concepto de cruzabilidad

El concepto de cruzabilidad introducido por Langer en [71], hace referencia a la capacidad de una region del entorno de ser accesible o no por un robot.

La mayoría de los trabajos realizados para la navegación en entornos exteriores, tratan de dividir de alguna manera el terreno percibido en regiones

con características determinadas (proceso de segmentación). Langer en [72] realiza una segmentación del terreno, representado por imágenes de profundidad, generando una lista de regiones no cruzables por el robot. Clasifica el terreno utilizando la información captada por un sistema de visión estéreo, ordenada en un mapa de elevación. Para esta clasificación, utiliza un criterio de análisis de variación de la altura del terreno en celdas, la orientación del vector normal y la presencia de discontinuidades en el mapa. Esta clasificación permite al robot utilizado en [71] navegar por carreteras y caminos, es decir, por entornos sencillos, parcialmente estructurados.

Piat y Lacroix en [69, 90] utilizan un clasificador Bayesiano para segmentar el terreno natural. Realizan la discretización del entorno en celdas, y calculan los siguientes atributos para cada una de ellas: desviación típica de la elevación, máxima diferencia de elevación, normal media de la celda y varianzas. Con estos atributos, el clasificador etiqueta las zonas como: suelo con pendiente admisible, accidentado y obstáculo. Este algoritmo supervisado requiere una etapa previa de entrenamiento, siendo necesario para ello, la introducción de prototipos de celda mediante un operador humano.

Betgé-Brezetz en [10] divide la escena en regiones, definiendo cada una de ellas como:

- Suelo: superficie con orientación y curvatura uniforme.
- Objetos: regiones homogéneas de la imagen que emergen del suelo.
- Fondo: el resto de la imagen de profundidad.

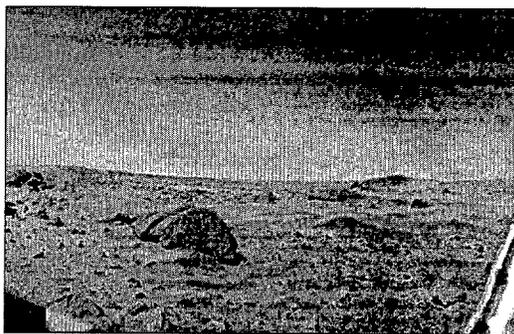


Fig. 4.1: Vista de Marte desde el Viking Lander 1.

En su trabajo, realiza el cálculo de las normales en cada punto para la obtención del suelo, y el tratamiento de imágenes digitales en niveles de gris

para obtener los objetos. Este algoritmo sólo es válido para entornos poco rugosos y con obstáculos sobre el suelo, entornos denominados planetarios, similares a la superficie de Marte (ver figura 4.1).

Para este mismo tipo de entornos planetarios, Seraji en [98] introduce el concepto de *índice de cruzabilidad* (*traversability index*). El índice expresa la adecuabilidad de un terreno para ser atravesado, basado en propiedades físicas tales como la pendiente y la rugosidad. Gennery en [49] utiliza este mismo concepto, y un conjunto de reglas fuzzy para clasificar el terreno en grados de dificultad (bajo, medio, alto) a partir de las reglas presentadas en la tabla 4.1 de clasificación del terreno, basado en las dos características comentadas anteriormente.

		PENDIENTE		
		PLANO	INCLINADO	ESCALÓN
RUGOSIDAD	SUAVE	alto	medio	bajo
	RUGOSO	medio	bajo	bajo
	ROCOSO	bajo	bajo	bajo

Tab. 4.1: Tabla lógica del índice de cruzabilidad.

En la tabla 4.2 se presenta un cuadro comparativo de las técnicas de análisis de cruzabilidad más destacadas, encontradas en la literatura.

Trabajos	Tipo de entorno	¿Discretización?	Clasificador	Regiones segmentadas
Langer [72]	Caminos	Si	Umbrales	Cruzable. no cruzable
Piat et al. [90]	Natural	Si	Bayesiano supervisado	Suelo con pendiente admisible, accidentado, obstáculos
Betgé-Brezetz [9]	Planetario	No	Análisis de normales y visión	suelo, objetos, fondo
Seraji et al. [98]	Planetario	No	Lógica borrosa	grado de dificultad: bajo, medio, alto

Tab. 4.2: Tabla resumen de técnicas de análisis de cruzabilidad.

En la presente tesis, el modelo numérico de cruzabilidad permitirá realizar una segmentación del terreno en zonas cruzables y no cruzables para

el robot. Debe tenerse en cuenta que la característica de cruzabilidad no depende únicamente de las propiedades del terreno, sino que depende también de las limitaciones físicas del propio robot y de la tarea que le haya sido encomendada. Teniendo en cuenta tanto el terreno en el que el robot va a trabajar como sus características, a continuación se describen las siguientes aproximaciones consideradas para la obtención del modelo de cruzabilidad.

4.3 Primera aproximación: Análisis de elevación (Test 1)

Definición 4.3.1: *Zona no accesible*

Dada una imagen de puntos tridimensional $I = \{p_i(x_i, y_i, z_i)\}$ definimos ZNA (Zona No Accesible) como el subconjunto de I , tal que cumple la siguiente propiedad de cruzabilidad

$$ZNA = \{p_i(x_i, y_i, z_i) / U_{min} < z_i < U_{max}\} \quad (4.5)$$

Definiendo ZA la Zona Accesible, deberá cumplirse que:

$$ZNA \cup ZA = I \quad (4.6)$$

$$ZNA \cap ZA = \emptyset \quad (4.7)$$

Es decir, se define una región no cruzable como la formada por un conjunto de puntos p_i , cuya elevación z_i se encuentra dentro de unos límites, que dependerán de las características físicas del robot [23]. En la figura 4.2 se representa la ZNA para el robot *GOLIAT*.

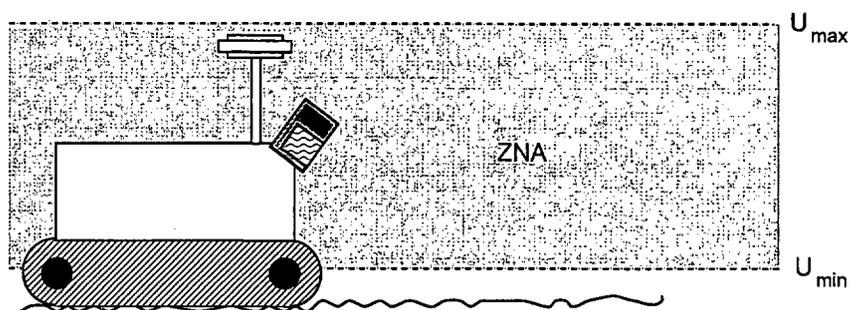


Fig. 4.2: Definición de ZNA.

El resto de los puntos captados por el sensor serán accesibles para el robot:

- Si $z_i < U_{min}$ el robot puede pasar por encima. Este umbral depende del sistema de locomoción utilizado. El sistema de locomoción de *GOLIAT* está formado por unas orugas de goma con accionamiento hidráulico, que le permite superar alturas de 15 cm sin esfuerzo.
- Si $z_i > U_{max}$ el robot puede pasar por debajo. Este umbral viene dado por la altura del robot, se ha considerado (con un margen de confianza) un valor de umbral de 300 cm, para salvar la altura de 219.50 cm del robot.

La consideración exclusiva de este parámetro permite detectar obstáculos que se encuentran en el suelo, así como obstáculos aéreos tipo vigas, marcos de puertas, etc.. Un resultado de este análisis de cruzabilidad se muestra en la figura 4.3.

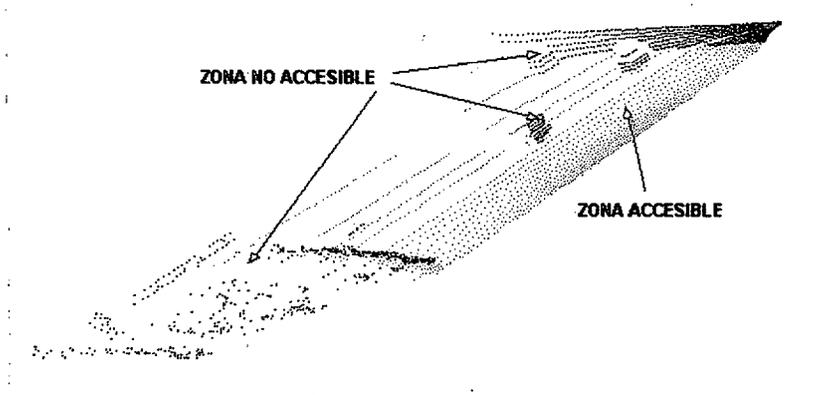


Fig. 4.3: Análisis de cruzabilidad para una imagen real.

Sin embargo, este análisis de alturas queda restringido a entornos generalmente planos, con un cierto grado de rugosidad, pero sin pendiente. Por ejemplo, no es válido para situaciones similares a la presentada en el caso de la figura 4.4, donde el robot se encuentra con una pendiente del terreno capaz de subir, pero considerada ZNA debido a la altura medida por el láser. Es decir, el algoritmo considera una región como no accesible cuando en realidad es accesible.

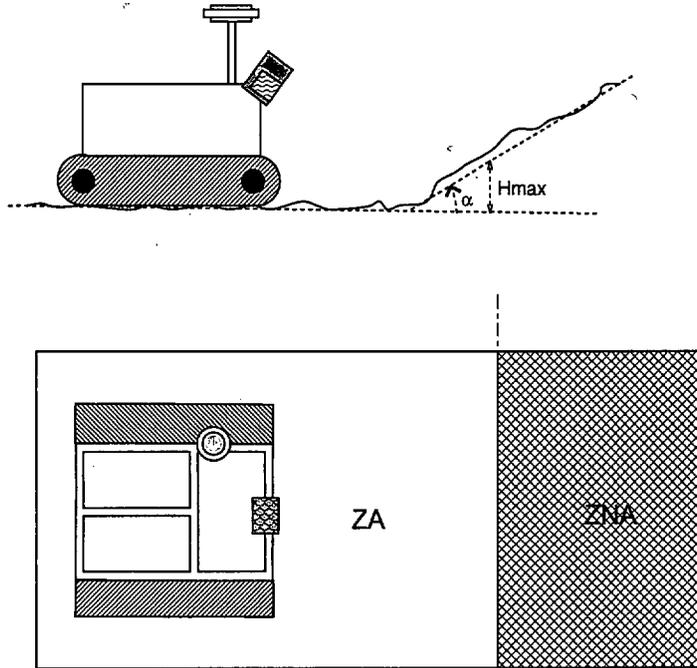


Fig. 4.4: Situación caso 1.

En las figuras 4.5 y 4.6 se muestran los resultados de este algoritmo aplicado a una imagen sintética, que representa un terreno no rugoso con pendiente de 30° (accesible para *GOLIAT*, ver anexo E de especificaciones), puede comprobarse la franja considerada como ZNA errónea.

El problema de no detección de la inclinación del terreno se resuelve realizando un análisis previo de las pendientes, como se verá en la siguiente sección.

4.4 Segunda aproximación: análisis de la inclinación del terreno (Test 2)

La pendiente en un punto del terreno, se define como el ángulo existente entre el vector normal a la superficie en ese punto y la vertical. Existen muchos métodos para su estimación, a continuación se muestran algunos de estos métodos, comentando sus ventajas e inconvenientes, y describiendo en detalle el método elegido. En la elección del método deberá tenerse en cuenta el compromiso entre exactitud de cálculo y velocidad de procesamiento.

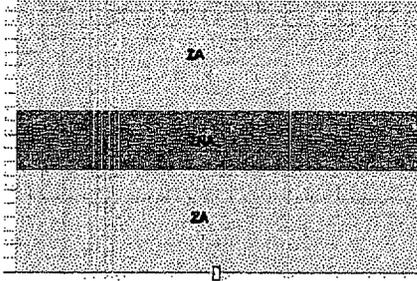


Fig. 4.5: Situación caso 1, pendiente 30° vista superior.

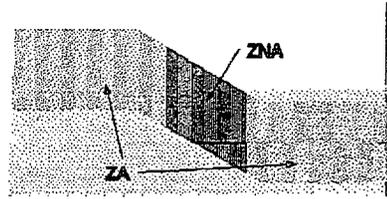


Fig. 4.6: Situación caso 1, pendiente 30°.

En la mayoría de los métodos presentados, la pendiente se obtiene del vector característico de un plano construido a partir de las medidas del mapa instantáneo.

4.4.1 Aproximación de planos en celdas

En el método de aproximación de planos en celdas se distribuyen los datos tridimensionales del mapa instantáneo en las celdas correspondientes al entorno discretizado, y se calcula por el método de mínimos cuadrados el plano que mejor se aproxime a los puntos en dicha celda. El método de mínimos cuadrados [39] obtiene los tres parámetros representativos de un plano (por ejemplo A , B y C del plano $z = A \cdot x + B \cdot y + C$). Sin embargo, el método como tal, falla en el caso de planos paralelos a los del triedro ortogonal, es decir, en el cálculo de planos que sean paralelos a los planos XY , YZ o XZ . Teniendo en cuenta que en la mayoría de los entornos, sobre todo los estructurados, la mayoría de los planos son paralelos a éstos (paredes y suelos), se hace necesario resolver el problema. En la figura 4.7 se muestra un esquema de un posible método, donde se calculan por mínimos cuadrados tres planos que se aproximan a una celda. El objetivo del cálculo de cada plano es el de minimizar el error en una de las tres direcciones del triedro. Se calcula el error cometido en las aproximaciones y se elige como plano óptimo el de menor error.

La aproximación por mínimos cuadrados, para el caso de minimización del error en el eje z , se detalla a continuación.

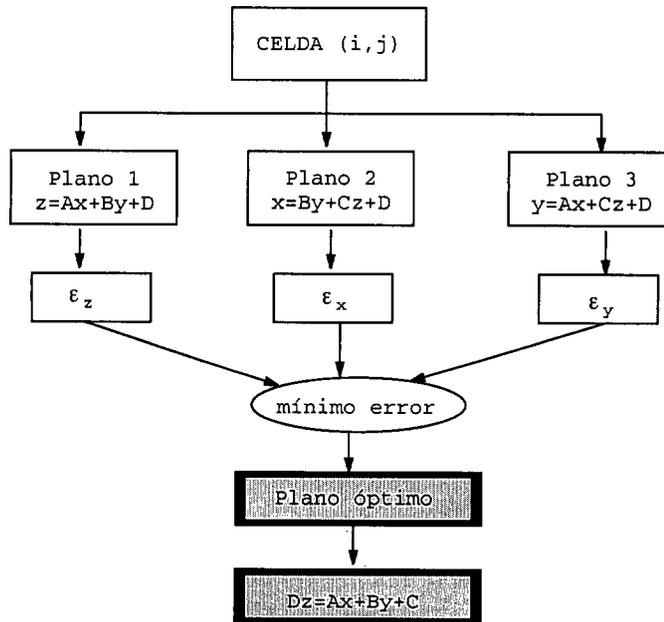


Fig. 4.7: Algoritmo de aproximación de planos con celdas.

Método de mínimos cuadrados

La interpolación de una nube de puntos a un plano de ecuación 4.8 se obtiene mediante una regresión múltiple, estimando los parámetros del plano de manera que se minimize el error cuadrático.

Se trata de aproximar los datos al plano representado por la ecuación 4.8:

$$z = A \cdot x + B \cdot y + D \quad (4.8)$$

donde $\Gamma = [A \ B \ C]^T$ es el vector de parámetros. Si se denomina al vector de parámetros estimados $\hat{\Gamma} = [\hat{A} \ \hat{B} \ \hat{C}]^T$, se tiene que el error cuadrático es:

$$\Xi = \varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N [z_i - \hat{z}_i]^2 \quad (4.9)$$

de la ecuación 4.8 se sustituye \hat{z}_i en la ecuación 4.9, obteniendo:

$$\Xi = \varepsilon^2 = \sum_{i=1}^N \left[z_i - \left(\hat{A} \cdot x_i + \hat{B} \cdot y_i + \hat{D} \right) \right]^2 \quad (4.10)$$



donde N es el número de puntos que se pretende aproximar. Los parámetros estimados se calculan minimizando la función error Ξ . Para ello, se deriva Ξ respecto a cada uno de los parámetros a estimar, y se iguala a cero (ecuación 4.11).

$$\begin{aligned}\frac{\partial \Xi}{\partial \widehat{D}} &= 2 \sum_{i=1}^N \left[z_i - \left(\widehat{A} \cdot x_i + \widehat{B} \cdot y_i + \widehat{D} \right) \right] \cdot (-1) = 0 \\ \frac{\partial \Xi}{\partial \widehat{A}} &= 2 \sum_{i=1}^N \left[z_i - \left(\widehat{A} \cdot x_i + \widehat{B} \cdot y_i + \widehat{D} \right) \right] \cdot (-x_i) = 0 \\ \frac{\partial \Xi}{\partial \widehat{B}} &= 2 \sum_{i=1}^N \left[z_i - \left(\widehat{A} \cdot x_i + \widehat{B} \cdot y_i + \widehat{D} \right) \right] \cdot (-y_i) = 0\end{aligned}\quad (4.11)$$

los sumandos se ordenan para obtener:

$$\begin{aligned}\sum_{i=0}^N z_i &= \sum_{i=0}^N \left(\widehat{A} \cdot x_i + \widehat{B} \cdot y_i + \widehat{D} \right) \\ \sum_{i=0}^N z_i &= \sum_{i=0}^N \left(\widehat{A} \cdot x_i + \widehat{B} \cdot y_i + \widehat{D} \right) \cdot x_i \\ \sum_{i=0}^N z_i &= \sum_{i=0}^N \left(\widehat{A} \cdot x_i + \widehat{B} \cdot y_i + \widehat{D} \right) \cdot y_i\end{aligned}\quad (4.12)$$

y se representan los resultados en forma matricial:

$$\begin{pmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & \cdots & x_N \\ y_1 & \cdots & y_N \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & \cdots & x_N \\ y_1 & \cdots & y_N \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & y_1 & x_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & y_N & x_N \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \widehat{A} \\ \widehat{B} \\ \widehat{D} \end{pmatrix}\quad (4.13)$$

$$\Phi^T \cdot Z = \Phi^T \cdot \Phi \cdot \hat{\Gamma}\quad (4.14)$$

donde

$$\Phi^T \cdot \Phi = \begin{pmatrix} 1 & \sum x_i & \sum y_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i y_i \\ \sum y_i & \sum x_i y_i & \sum y_i^2 \end{pmatrix}\quad (4.15)$$

y despejando se obtiene, en la ecuación 4.16, el vector de parámetros estimados que minimiza el error cuadrático:

$$\hat{\Gamma} = (\Phi^T \cdot \Phi)^{-1} \cdot \Phi^T \cdot Z \quad (4.16)$$

La inclinación del terreno se puede obtener a partir de la pendiente en cada una de las celdas, con el vector normal al plano óptimo, mediante la ecuación 4.17:

$$\xi = \arctan \left(\sqrt{A^2 + B^2} \right) \quad (4.17)$$

donde A y B son los coeficientes del plano de la ecuación 4.8.

Además de la pendiente, este modelo de mapas en celdas permite obtener otros parámetros interesantes para el modelo de cruzabilidad.

El cálculo de la pendiente a partir de planos en celdas es muy interesante en entornos interiores. Son entornos estructurados, fáciles de modelar con planos. Para entornos exteriores de grandes dimensiones, este estudio no es factible, por los elevados tiempos de cálculo invertidos en obtener tres planos diferentes por celda. Además, el tamaño de las celdas dependerá del grado de dificultad del terreno que se pretende analizar y, en muchos casos, no se consigue un número de puntos por celda lo suficientemente representativo como para poder realizar la interpolación. En entornos con un cierto grado de rugosidad, se hace necesaria la utilización de un tamaño de celda muy pequeño, para obtener una buena medida de pendiente, y el número de puntos por celda no es muy elevado.

4.4.2 Interpolación con cuatro puntos contiguos

La interpolación por cuatro puntos contiguos fue propuesto por Nashas-hibi en [86] como solución al complejo método de locus para la obtención de un mapa de elevación, utilizando un láser tridimensional correlado. Se basa en la construcción de un plano con cuatro puntos contiguos captados directamente del sensor. El método es el siguiente:

Se seleccionan cuatro puntos contiguos $\{P_1, P_2, P_3, P_4\}$, en el sentido del barrido del láser (de abajo a arriba y de izquierda a derecha), y se calcula el plano con tres de los puntos, obteniendo la ecuación general del plano a partir de la resolución de la ecuación 4.18,

$$\begin{vmatrix} x - a_1 & y - b_1 & z - c_1 \\ a_2 - a_1 & b_2 - b_1 & c_2 - c_1 \\ a_3 - a_1 & b_3 - b_1 & c_3 - c_1 \end{vmatrix} = 0 \quad (4.18)$$

siendo $P_1 = (a_1, b_1, c_1)$, $P_2 = (a_2, b_2, c_2)$ y $P_3 = (a_3, b_3, c_3)$ tres de los cuatro puntos que forman el plano. Posteriormente, se obtiene otro plano con tres puntos incluyendo el cuarto $P_4(a_4, b_4, c_4)$ con la ecuación 4.18, y se comparan estos dos planos mediante el análisis del vector director (o normal al plano). Sólo si el análisis realizado resulta positivo, se construye el plano representativo del conjunto de puntos (ver figura 4.8). En el caso de construir

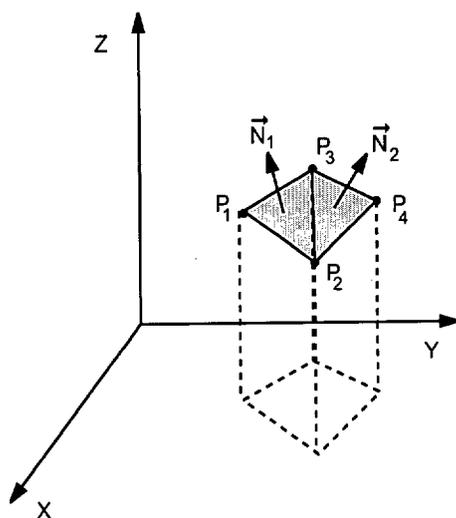


Fig. 4.8: Interpolación de planos con cuatro puntos contiguos.

un plano representativo, el cálculo de la inclinación se obtiene, como en el caso anterior, a partir de la ecuación 4.17.

Al igual que el método anterior, la aproximación por planos es muy efectiva en entornos interiores, ya que se presuponen superficies planas. Sin embargo, no es válido para entornos exteriores, donde el cálculo de los numerosos planos redundaría en aumentos de tiempo de cálculo, y el exceso de información obtenida es poco interesante para la navegación.

4.4.3 Pendiente general del terreno con sistema de visión estéreo

Howard et al. en [57] obtienen la pendiente del terreno a partir de un par de imágenes estéreo. En primer lugar se calculan las componentes cartesianas (x, y, z) correspondientes a la línea del horizonte y se determina la pendiente media utilizando la ecuación 4.19.

$$\xi = \frac{1}{N} \sum_i^N \text{atan2}(z_i, x_i) \quad (4.19)$$

donde N es el número de puntos de la línea del horizonte, vista desde las dos imágenes, ξ es la pendiente y (x_i, z_i) son las coordenadas cartesianas (x, z) de cada punto de la línea del horizonte.

La pendiente obtenida de la ecuación 4.19 se corresponde con el gradiente del plano geométrico que mejor se aproxima al plano de interés. En otras palabras, es la inclinación media de la superficie del terreno a cruzar.

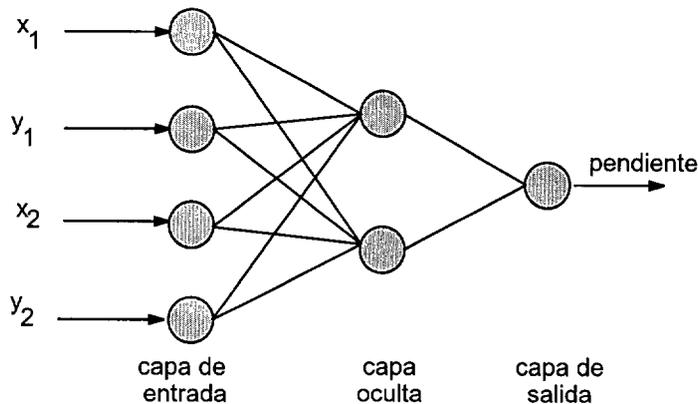


Fig. 4.9: Determinación de la pendiente con una red neuronal.

Basado en este algoritmo, los mismos autores aplican redes neuronales para la determinación de la pendiente [58]. El proceso consiste en la obtención, por medio de visión artificial, de la línea del horizonte y de las dos rocas de mayor tamaño que se encuentran sobre esta línea, y que son captadas por un sistema de cámaras estéreo. Los puntos de corte entre las rocas y la línea del horizonte, determinan los pixels de entrada a una red neural de tipo *feedforward*, como la mostrada en la figura 4.9. Se trata de una red

neuronal de tres capas, con una capa oculta y un único nodo de salida, que es la pendiente del terreno. Esta red es entrenada con el algoritmo retropropagación (*backpropagation* en la literatura anglosajona), que consiste en la presentación de unos pares entrada/salida conocidos, para proceder al ajuste de los pesos de las neuronas a partir de esos prototipos.

Con estos dos métodos se consigue obtener la pendiente media de un terreno de características muy determinadas. Este algoritmo sólo es aplicable a terrenos esencialmente planos, y con un número de obstáculos no muy elevado y sobre el suelo (el algoritmo no detectará obstáculos aéreos).

4.4.4 Simplificación con técnicas de visión artificial. Algoritmo utilizado

En el algoritmo utilizado en la presente tesis se obtiene la pendiente en cada punto mediante el cálculo de la normal con un método sencillo propuesto por Betgé-Brezetz en [10]. Consiste en aplicar, sobre una imagen ordenada de datos, un filtro Sobel horizontal y vertical que proporciona las tangentes de cada punto a lo largo de las dos direcciones de barrido del telémetro.

Cada punto tridimensional (P) está expresado en un sistema de referencia cartesiano relativo a la escena:

$$P = \begin{pmatrix} x(\rho, \theta, \phi) \\ y(\rho, \theta, \phi) \\ z(\rho, \theta, \phi) \end{pmatrix} \quad (4.20)$$

El principio del método se muestra en la figura 4.10. El barrido horizontal a lo largo de la coordenada θ (para ϕ constante) define una curva llamada "línea ϕ ".

De manera similar, un barrido vertical a lo largo de la coordenada ϕ (para θ constante) define una curva llamada "línea θ ". Los vectores tangentes \vec{P}_θ y \vec{P}_ϕ a las dos curvas en el punto P pueden ser estimados fácilmente, utilizando los clásicos operadores derivativos aplicados a las tres componentes (x, y, z) de la imagen tridimensional. Su producto vectorial define la dirección del vector normal \vec{N}_P .

$$\vec{N}_P(\theta, \phi) = \frac{\vec{P}_\theta \wedge \vec{P}_\phi}{\|\vec{P}_\theta \wedge \vec{P}_\phi\|} \quad (4.21)$$

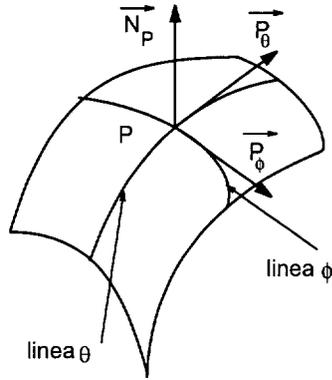


Fig. 4.10: Principio de la estimación de la normal.

con

$$\vec{P}_\theta = \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial \theta} \\ \frac{\partial y}{\partial \theta} \\ \frac{\partial z}{\partial \theta} \end{pmatrix}; \quad \vec{P}_\phi = \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial \phi} \\ \frac{\partial y}{\partial \phi} \\ \frac{\partial z}{\partial \phi} \end{pmatrix} \quad (4.22)$$

A partir de aquí, la orientación de la superficie depende del signo del producto vectorial; esta orientación se selecciona de forma que \vec{N}_P se dirija siempre hacia el sensor.

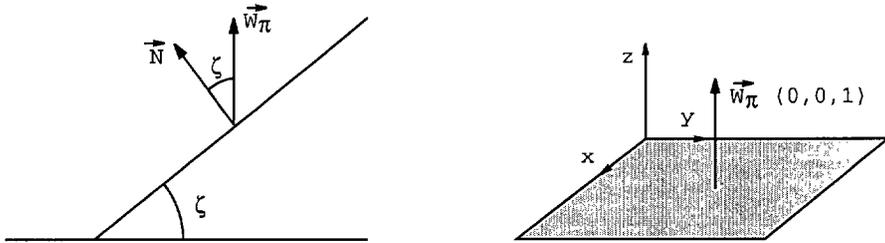


Fig. 4.11: Obtención de la pendiente en el punto.

Como se aprecia en la figura 4.11, la pendiente del terreno coincide con el ángulo que forma la normal del punto, y el vector perpendicular al plano XY de la base del robot. Por ello, el ángulo que determina la pendiente en ese punto (P) se obtiene del producto escalar:

$$\vec{N} \cdot \vec{W}_\pi = |\vec{N}| \cdot |\vec{W}_\pi| \cdot \cos \xi \quad (4.23)$$

donde

$$\cos \xi = \frac{\vec{N} \cdot \vec{W}_\pi}{|\vec{N}| \cdot |\vec{W}_\pi|} \quad (4.24)$$

y por tanto

$$\xi = \arccos \frac{\vec{N} \cdot \vec{W}_\pi}{|\vec{N}| \cdot |\vec{W}_\pi|} \quad (4.25)$$

Este es el algoritmo elegido en la presente tesis para la obtención de las pendientes. El método permite calcular la normal en cada punto de forma rápida y simple. Es muy adecuado para un entorno exterior desconocido y no estructurado, ya que se realiza el cálculo de manera local atendiendo únicamente a los cuatro puntos vecinos. Además, aunque los valores de pendiente obtenidos no son muy exactos (debido al tipo de filtro utilizado), para un análisis de cruzabilidad es suficiente. En el capítulo 5 se detallan los diferentes filtros, utilizados en tratamiento digital de imágenes, que representan los operadores derivados.

Por limitaciones físicas de la masa del robot y su sistema de locomoción, existe un valor de pendiente máxima y mínima que el robot es capaz de subir y bajar (ver anexo E). Estos valores se corresponden con la situación en la que el agarre de las orugas se contrarresta con la acción, o fuerza de deslizamiento, producida por el peso del robot.

Teniendo en cuenta las limitaciones del robot, el análisis de cruzabilidad en esta aproximación se realiza como sigue:

Definición 4.4.1: *Pendiente*

Dada una imagen de puntos tridimensional, $I = \{p_i(x_i, y_i, z_i)\}$, se define la pendiente ξ_i de p_i , como el ángulo que forma la normal en cada punto (\vec{N}_{p_i}) con el vector perpendicular al plano horizontal del robot. Su cálculo se realiza a partir de la ecuación 4.25.

Definición 4.4.2: Se define ZA como el subconjunto de puntos, $p_i \in I$, tal que la pendiente en cada punto ξ_i cumple la propiedad de cruzabilidad siguiente:

$$ZA = \{p_i(x_i, y_i, z_i) / \xi_{min} < \xi_i < \xi_{max}\} \quad (4.26)$$

Es decir, en el análisis de la pendiente, se consideran zonas no cruzables (ZNA) aquellas regiones en las que la inclinación, en cada punto tridimensional, supera unos umbrales máximos y mínimos (ξ_{max} y ξ_{min} , respectivamente)

de pendiente. Las relaciones entre ZNA y ZA coinciden con la aproximación anterior en las ecuaciones 4.6 y 4.7.

Se han realizado pruebas de este algoritmo en imágenes sintéticas. En la figura 4.12 se muestra el análisis de cruzabilidad de pendiente para un terreno con inclinación de 30° , fácilmente cruzable por el robot, y en la figura 4.13 se muestra el mismo terreno con una inclinación de 60° . En este caso, el algoritmo detecta correctamente la zona de pendiente como ZNA . Los umbrales máximo y mínimo vienen determinados en el anexo E.

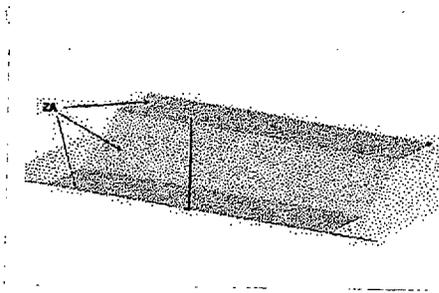


Fig. 4.12: Análisis de pendiente con 30° .

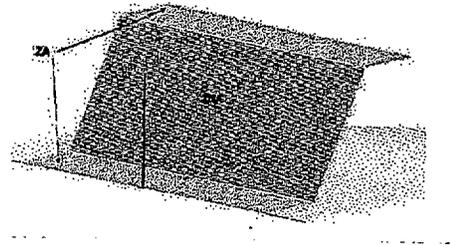


Fig. 4.13: Análisis de pendiente con 60° .

En la figura 4.14 se presenta el resultado del algoritmo en una imagen real. Se observa la buena detección de las paredes como pendientes no admisibles, así como la mayoría de los bordes de los obstáculos. Sin embargo, un análisis exclusivo de la pendiente no es suficiente para definir la cruzabilidad de un entorno. En esta misma figura se comprueba, que zonas con una cierta elevación, difíciles de cruzar por el robot son consideradas zonas cruzables por ser paralelas a la base del robot.

Se hace necesario, por tanto, buscar otra característica del terreno que permita estimar, junto con la pendiente, la cruzabilidad. En las siguientes aproximaciones se considera el análisis de la rugosidad del terreno como complemento al análisis de pendientes realizado en este apartado.

4.5 Análisis de rugosidad

La mayoría de las definiciones de rugosidad encontradas en la literatura, hacen referencia a la medida de irregularidades a partir de las variaciones en altura. Esta medida puede realizarse mediante el cálculo del gradiente [85, 70], el análisis de las distancias verticales de los puntos percibidos del

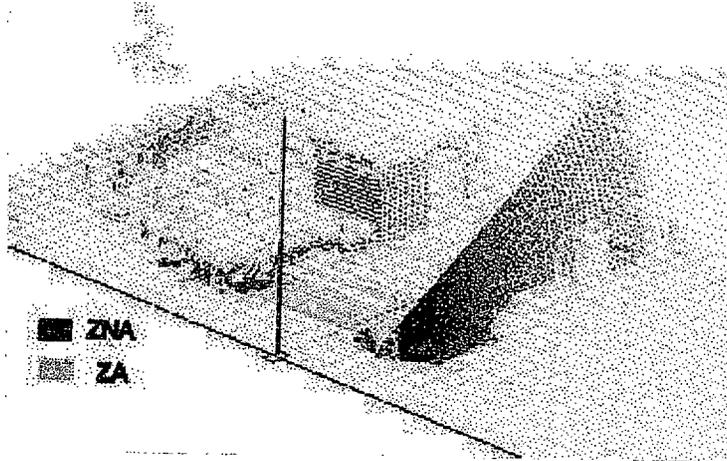


Fig. 4.14: Análisis de pendiente en una imagen real.

entorno, respecto a un hipotético plano que se ajusta a ellos [48], o mediante el análisis global de la rugosidad, a partir del estudio del tamaño y densidad de rocas presentes en una escena [98]. En el campo de la topografía, la rugosidad de un terreno se ha estudiado en profundidad, Gadelmawla et al. en [47] presentan todos los posibles parámetros que, de alguna manera, miden esta característica. En las secciones siguientes se presentan algunos parámetros de rugosidad utilizados en la robótica móvil.

4.5.1 Análisis de la rugosidad con el error cuadrático

Aquellos autores, como Gennery en [48], que trabajan con aproximaciones de planos en celdas, realizan el estudio de la rugosidad con la estimación del error cuadrático, entre el plano interpolado y las medidas reales percibidas. Según se considere el concepto de rugosidad, existen dos formas de evaluar el error cuadrático medio:

- Si se considera la rugosidad como la variación de la elevación de los puntos en una vecindad, entonces, se calcula el error cuadrático en altura. Su cálculo se realiza por medio de la ecuación 4.27 considerando un plano de tipo $z = A \cdot x + B \cdot y + D$ como en la sección 4.4.1

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=0}^N \left[z_i - (\hat{A} \cdot x_i + \hat{B} \cdot y_i + \hat{D}) \right]^2 \quad (4.27)$$

- En el caso de considerarse la rugosidad como la característica que define a las superficies no planas, entonces, se calcula el error cuadrático como la suma del cuadrado de las distancias Euclídeas al plano (ecuación 4.28).

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=0}^N [d_E(p_i, \Pi)]^2 \quad (4.28)$$

Un valor elevado del error ε^2 implica que los puntos de la celda no pueden ser aproximados a un plano con precisión, y entonces esa celda se dice que tiene un cierto grado de rugosidad. En la figura 4.15 se muestra la representación geométrica de los errores calculados en ambos casos, donde puede observarse las desviaciones de los puntos respecto al plano interpolado.

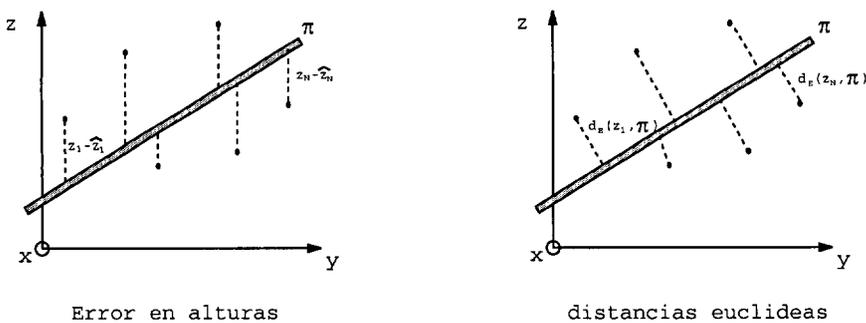


Fig. 4.15: Distancias de los puntos al plano interpolado por mínimos cuadrados.

Estos métodos son sensibles a los errores de medida. Los datos atípicos producen planos que se alejan de la aproximación real. El cálculo de los planos sólo es justificable en trabajos donde se utilicen para la creación de un modelo.

4.5.2 Obtención del gradiente de alturas local (Test 3)

En la obtención del gradiente de alturas local se analizan los valores de elevación de los puntos de una vecindad para comprobar la rugosidad del terreno. A partir de la información ordenada que proporciona un telémetro láser, el gradiente se obtiene como la diferencia de alturas en una vecindad. Los cambios bruscos en la altura de los puntos indican la existencia de un

obstáculo o de una irregularidad del terreno. Esta diferencia puede realizarse de dos formas:

- Calculando las diferencias de alturas en el eje z con sus vecinos. Es decir:

$$\begin{aligned}
 z_{ij} - z_{i-1j-1} \\
 z_{ij} - z_{i-1j} \\
 z_{ij} - z_{i-1j+1} \\
 z_{ij} - z_{ij-1} \\
 z_{ij} - z_{ij+1}
 \end{aligned} \tag{4.29}$$

Este método no es aconsejable debido a que sus resultados son muy sensibles a los errores en las medidas del sensor.

- Con un tratamiento de la información como una imagen digital. El análisis de rugosidad puede realizarse aplicando máscaras como la presentada en la ecuación 4.30:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{matrix} - & - & - \\ \otimes & \odot & \otimes \\ \otimes & \otimes & \otimes \end{matrix} \tag{4.30}$$

donde se evalúa de manera conjunta las elevaciones de los cinco vecinos más próximos a un punto, en el sentido de la toma de datos (de abajo hacia arriba y de izquierda a derecha).

Este método es menos sensible al ruido del sensor que el anterior, puesto que se realiza una evaluación conjunta en cada punto con sus vecinos. Además, los algoritmos clásicos de visión artificial ofrecen una gran robustez. Este método ha sido probado en imágenes reales. El umbral de rugosidad, que determina si una región puede ser atravesada o no, depende del sistema de locomoción del robot. Estos umbrales serán los U_{max} y U_{min} considerados en la sección 4.3 ya que, diferencias de alturas pequeñas pueden ser sobrepasadas por el robot, y en diferencias de alturas muy grandes el robot podrá pasar entre los dos puntos (por ejemplo, caso en el que existan obstáculos aéreos). Por tanto:

Definición 4.5.1: *Rugosidad*

Dada una imagen de puntos tridimensional $I = \{p_i(x_i, y_i, z_i)\}$ se define r_i , o rugosidad en el punto p_i , al resultado de aplicar la máscara de la ecuación 4.30 a una vecindad de ese punto.

Definición 4.5.2: *Dada una imagen de puntos tridimensional $I = \{p_i(x_i, y_i, z_i)\}$ definimos ZA (Zona Accesible) como el subconjunto de I , tal que cumple la siguiente propiedad de cruzabilidad*

$$\begin{aligned}
 ZA &= \{p_i(x_i, y_i, z_i) / \xi_{min} < \xi_i < \xi_{max}\} \\
 \text{AND } &\{p_i(x_i, y_i, z_i) / r_i < U_{min} \text{ AND } r_i > U_{max}\}
 \end{aligned}
 \tag{4.31}$$

Los resultados de aplicar este nuevo estudio se presentan en la figura 4.16

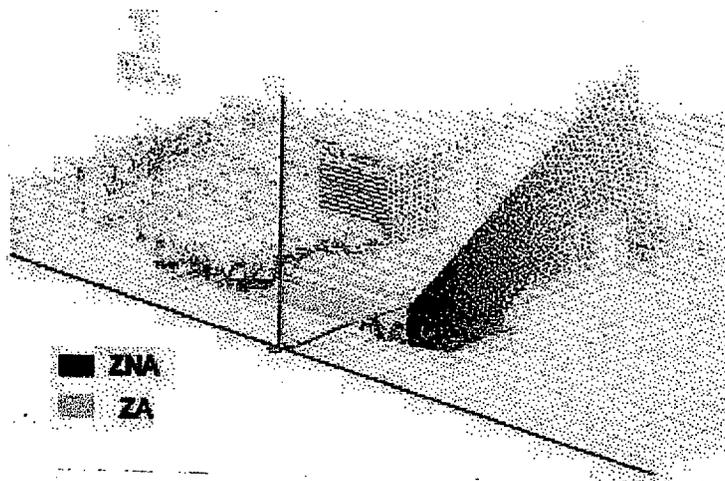


Fig. 4.16: Gradiente de alturas local con análisis de pendiente.

4.6 Análisis topográfico, estudio de la variación de las pendientes (Test 4)

En esta sección, se utiliza el concepto de varianza esférica [79] para realizar un análisis de la rugosidad local, a partir de la medida de dispersión del vector normal en una vecindad. El planteamiento, propuesto por Felicísimo en [46], es el siguiente:

En un terreno uniforme (poco rugoso), los vectores perpendiculares a la superficie del mismo serán aproximadamente paralelos y en consecuencia, presentarán una dispersión baja. Al contrario, en un terreno rugoso los cambios de pendiente y orientación harán que dichos vectores presenten una dispersión mayor.

Definición 4.6.1: Varianza Esférica

Dado un conjunto de vectores $\{\vec{N}_i\}$, correspondientes a las normales en una vecindad, contenida en el espacio percibido, se define la varianza esférica como el estadístico ω , complementario al módulo medio normalizado del conjunto.

$$\omega = 1 - \frac{R}{n} \quad (4.32)$$

Es decir, ω mide la dispersión de una muestra formada por vectores, elementos definidos por una longitud (módulo) y un sentido, en el espacio tridimensional. El desarrollo para la obtención del estadístico se detalla a continuación:

1. Dado un conjunto de n vectores normales a la superficie, definidos por sus tres componentes $\vec{N}_i = (x_i, y_i, z_i)$, el módulo del vector suma del conjunto se calcula a partir de la ecuación 4.33:

$$R = \sqrt{\left(\sum_{i=0}^n x_i\right)^2 + \left(\sum_{i=0}^n y_i\right)^2 + \left(\sum_{i=0}^n z_i\right)^2} \quad (4.33)$$

2. El valor medio se normaliza dividiendo entre el número de datos n , de manera que su resultado se encuentra en un rango de valores entre 0 y 1.

$$\frac{R}{n} \in [0, 1] \quad (4.34)$$

3. Para terminar, se obtiene el complementario del valor medio normalizado para dar sentido al estadístico en la ecuación 4.32.

De esta manera, los valores están estandarizados y se distribuyen en un rango teórico entre 0 y 1. Cuando $\omega = 0$ existe una dispersión máxima y puede considerarse el terreno con rugosidad máxima, y cuando $\omega = 1$ existe un alineamiento completo, y el terreno será completamente plano.

El valor del umbral que determina la cruzabilidad de un terreno se ha establecido, en este caso, en $\omega_{umbral} = 0.2$. Se ha realizado este análisis de rugosidad en una vecindad, constituida por ventanas de 5×5 alrededor de cada punto. Los resultados se muestran en la figura 4.17.

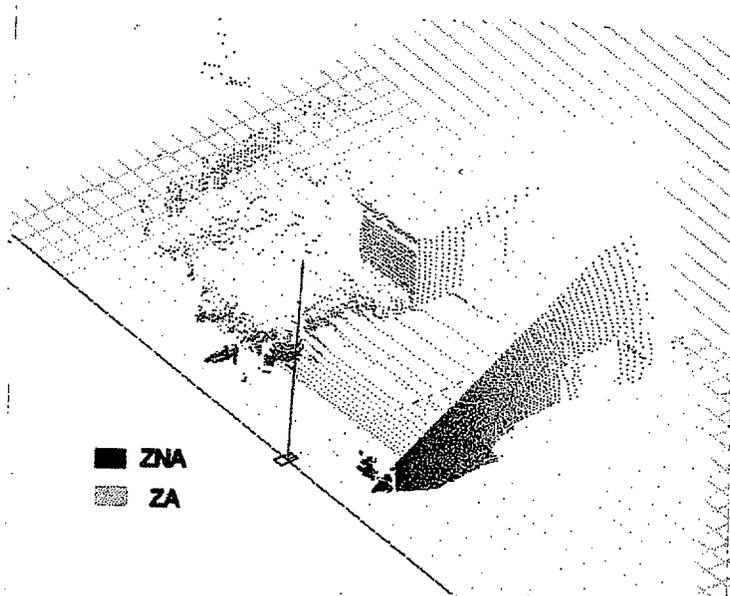


Fig. 4.17: MNC con análisis de la Varianza Esférica.

4.7 Conclusión al análisis de cruzabilidad

De los diferentes estudios desarrollados a lo largo del capítulo, se llega a la conclusión de que en el caso de entornos exteriores no conocidos, ni estructurados, el análisis del terreno mediante aproximación de planos resulta poco interesante. La interpolación de los planos consume muchos recursos computacionales, además de ser sensibles a errores en las medidas. No será posible la aproximación de una zona a un plano cuando:

- Existan muy pocos datos en la región a interpolar. Para la construcción de un plano son necesarios, al menos tres puntos. Cuanto mayor es el número de puntos, mejores aproximaciones pueden obtenerse. Sin embargo, a mayor número de datos, mayor será el tiempo de cálculo.
- No es posible aproximar planos cuando existen dentro de una misma región diferentes obstáculos. En el entorno en el que se desenvuelve el robot pueden existir obstáculos aéreos. Por lo tanto, si en una región existe un obstáculo aéreo, la interpolación de planos carece de sentido.

Por lo tanto, es adecuado un análisis tridimensional de la información captada directamente por el sensor. Es un análisis rápido computacionalmente

y, la posibilidad de utilizar algoritmos clásicos de visión artificial, hace que sea más robusto.

5. SEGMENTACIÓN DEL MODELO DE CRUZABILIDAD

El modelo numérico de cruzabilidad obtenido en el capítulo anterior proporciona una información geométrica útil. Sin embargo, la gran cantidad de datos obtenidos por el sensor, hace que el modelo no sea manejable. La información es demasiado densa para un tratamiento en tiempo real y además, no permite la integración de regiones homogéneas de cruzabilidad.

En este capítulo se detallan los pasos realizados para la obtención de un mapa bidimensional, donde se representan las zonas cruzables y no cruzables para un robot móvil. Partiendo del modelo numérico de cruzabilidad, se reduce y ordena la información en un mapa de elevación, y se procesa para poder tratar el mapa como una imagen digital. Posteriormente, se realiza un filtrado y una detección de bordes para extraer las fronteras que delimitan el espacio libre del robot.

El modelo final obtenido en el presente capítulo, almacena como única información, las fronteras en coordenadas (x, y) , entre las zonas cruzables y no cruzables.

5.1 Análisis de imágenes digitales

La visión por computador comenzó a desarrollarse con eficacia a partir de los años 80, gracias a los avances en los procesadores que permitían realizar cálculos complejos. Los algoritmos desarrollados específicamente para el tratamiento de imágenes digitales, han sido utilizados para todo tipo de información numérica. Pueden encontrarse muchos ejemplos en el campo de la robótica; Blanco et al. en [11] representan el espacio libre de un robot como una imagen digital para obtener diagramas de Voronoi locales, Betgé-Brezetz en [10] utiliza los filtros de derivadas de Sobel para calcular los vectores normales en cada punto captado del entorno, Suda et al. en [102] representan un mapa de caminos como imagen binaria, y no debe olvidarse la frecuente utilización de los filtros de suavizado (*smooth* en la literatura anglosajona)

para filtrar los datos obtenidos directamente de los sistemas sensoriales (laser, sonar, etc.) [71].

Definición 5.1.1: *Imagen Digital*

Una imagen digital es una matriz bidimensional $I(i, j)$ ($1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$), donde la entrada $I(i, j)$ representa alguna propiedad de la imagen en el punto de coordenada (i, j) .

*Cada punto (i, j) se denomina **pixel**, y su valor en esa posición $I(i, j)$ se denomina **valor del pixel**.*

La consideración de un mapa del entorno como imagen digital permite ordenar la información en una matriz, simplificando las operaciones y permitiendo realizar etapas de preprocesamiento que mejoren la calidad de la imagen o mapa. Es el caso general de la visión estéreo, donde el resultado del algoritmo produce un mapa de profundidades representado por una imagen. Cada pixel (i, j) de la imagen de profundidades proporciona las coordenadas (x, y) de un punto respecto al sistema de referencia del sensor, y el valor de cada pixel $I(i, j)$, en niveles de gris, indica la profundidad medida (llamada disparidad). En la figura 5.2 se muestra la imagen de disparidad del entorno representado en la figura 5.1, donde se observa una gradación en los niveles de gris que indica la profundidad de los objetos captados por el sensor estéreo. Los pixels con nivel de gris más claro corresponden a distancias más próximas al sensor que los de niveles de gris más oscuros.

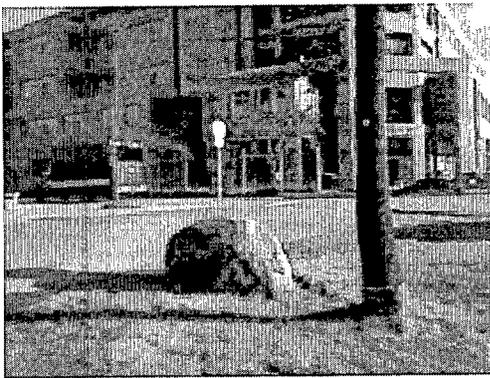


Fig. 5.1: Imagen real.

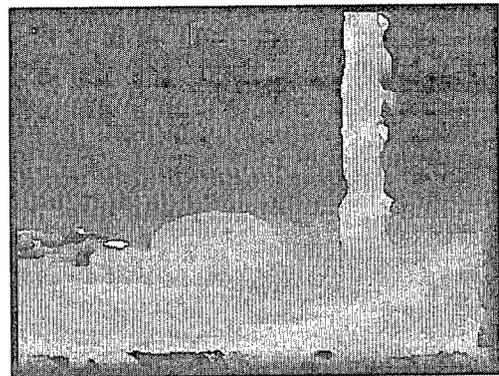


Fig. 5.2: Imagen de profundidad.

5.2 Construcción de un Mapa de Elevación

El Mapa de Elevación es la representación de la superficie continua del terreno, por un número de puntos seleccionados con coordenadas (X, Y, Z) conocidas, en un sistema de referencia arbitrario. Por definición, la construcción de un mapa de elevación consiste en la división del espacio de trabajo en celdas de tamaño determinado donde, en cada una de ellas se almacena el valor de la altura máxima o media de los puntos que pertenecen a la celda. Al tamaño de la celda se le denomina *resolución*, y su valor puede ser constante o variable, y a la altura de la celda se le denomina *elevación*. Suele decirse que los mapas de elevación son una representación de dimensión $2\frac{1}{2}$ ($2\frac{1}{2}D$) en lugar de $2D$ o $3D$, ya que a la representación bidimensional de celdas se le incorpora la característica de elevación.

En la presente tesis, el mapa de elevación permite ordenar la información tridimensional del modelo numérico de cruzabilidad (obtenido en el capítulo 4) en celdas sobre el plano XY , almacenando en cada una de ellas sólo aquella información necesaria para representar el entorno. Su estructura en forma de matriz permite la utilización de los algoritmos clásicos de visión artificial, algoritmos rápidos y muy robustos. Los parámetros o atributos necesarios para la construcción del modelo del entorno son los siguientes:

- número de celda,
- información de accesibilidad,
- número de obstáculos por celda,
- medida de elevación.

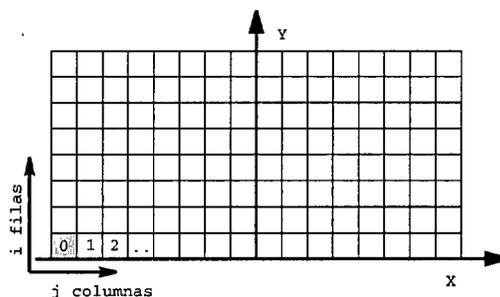


Fig. 5.3: Asignación de número de celdas.

Las celdas del mapa se ordenan en un vector de datos, y el número asignado, junto con la resolución, proporciona su posición espacial. Se empiezan a contar las celdas de izquierda a derecha y de abajo a arriba, según la representación mostrada en la figura 5.3.

La información de cruzabilidad y la medida de elevación dependerán del número de obstáculos presentes en la celda. El sensor proporcionará información del suelo, de los objetos que hay sobre el suelo y de objetos aéreos (o suspendidos del techo). Se dice que en una celda existe un único objeto cuando todos los datos de la celda se distribuyen de manera continua. En el caso de existir además obstáculos aéreos, se rompe la continuidad y se considera que en la celda existen dos objetos. En la figura 5.4 se representan las diferentes posibilidades que pueden encontrarse al buscar el número de objetos presentes en la celda. Su determinación se realiza con el algoritmo de las distancias encadenadas [39].

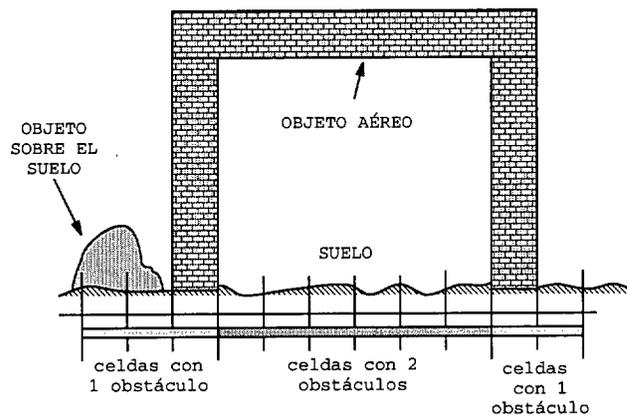


Fig. 5.4: Número de obstáculos por celda.

5.2.1 Algoritmo de las distancias encadenadas.

El algoritmo de las distancias encadenadas es un método de clasificación no supervisado que permite separar la información en clases u objetos. Este algoritmo parte de los vectores característicos de la muestra de datos que se quiere clasificar. Los vectores característicos (\mathbf{X}), agrupan en sus elementos todas aquellas características discriminantes (x_i), que permiten distinguir a

una clase. Representando al vector característico como:

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N) \quad (5.1)$$

con $N \in \mathbb{N}$ y $x_i \in \mathbb{R}$ para todo $i = 1, \dots, N$, el algoritmo de las distancias encadenadas se lleva a cabo de la manera siguiente:

Dado un conjunto de vectores característicos $\{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_p\}$,

1. se toma un vector al azar \mathbf{X}_i ,
2. se ordenan los vectores según la sucesión:

$$\mathbf{X}_i(0), \mathbf{X}_i(1), \mathbf{X}_i(2), \dots, \mathbf{X}_i(P-1)$$

donde esta sucesión es tal que el siguiente vector de la cadena es el más próximo al anterior. Es decir $\mathbf{X}_i(1)$ es el más próximo a $\mathbf{X}_i(0)$, $\mathbf{X}_i(2)$ es el más próximo a $\mathbf{X}_i(1)$, etc., siendo $\mathbf{X}_i(0) = \mathbf{X}_i$.

3. Finalmente, se elige un valor umbral. El primer elemento pertenece a la clase 0. Si la distancia entre dos elementos consecutivos de la sucesión es superior al umbral, entonces en ese punto de la sucesión comienza una nueva clase. En otro caso, el elemento analizado pertenece a la misma clase que el elemento anterior.

Este algoritmo tiene la ventaja de no precisar información sobre el número de clases, además de realizarse en un solo paso, por lo que el tiempo de procesado es bajo. Como inconvenientes presenta la dificultad de fijar el valor del umbral, y que la solución final puede depender del punto de inicio del algoritmo, ya que éste ha sido elegido de manera aleatoria.

Algoritmo de las distancias encadenadas modificado

Se ha elegido un método basado en el algoritmo de las distancias encadenadas para la obtención del número de objetos presentes en la celda, por las ventajas comentadas anteriormente, y porque dada la simplicidad de la información que se dispone, no plantea los inconvenientes también comentados. En el caso que se presenta en esta tesis, el vector de características utilizado para realizar la clasificación, está formado únicamente por la característica de elevación, conociendo perfectamente el valor del umbral. Por otra parte, en el algoritmo modificado, se selecciona como primer punto aquél de característica de elevación menor, en lugar de seleccionar uno al azar, consiguiendo

siempre la misma solución final. El algoritmo, entonces, se desarrolla de la siguiente manera:

Dado un conjunto de puntos $P = \{p_1, p_2, \dots, p_p\}$ con características de elevación $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_p\}$,

1. se elige como primer punto z_i el de menor elevación, $z_i = \min(Z)$,
2. se forma una cadena ordenando los datos por distancia en elevación,
3. se aplica el valor del umbral para la separación de las clases.

En las figuras 5.5 y 5.6 se muestran los pasos 2 y 3 del algoritmo. En la figura 5.6 se observa el caso en que $d_{34} > Umbral$, produciendo la separación de los datos en dos objetos, ya que se considera que se rompe la continuidad. Se ha supuesto un $Umbral$ igual al valor U_{max} de la sección 4.3 ($Umbral = U_{max}$), ya que se romperá la continuidad cuando la separación entre dos puntos consecutivos sea mayor que la altura del robot, para que éste pueda pasar entre ellos.

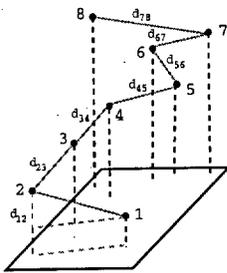


Fig. 5.5: Ordenación de datos (paso 2).

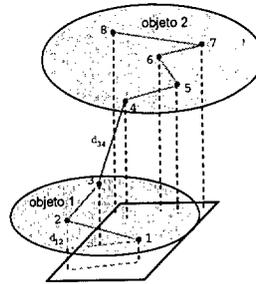


Fig. 5.6: Determinación de dos obstáculos (paso 3).

5.2.2 Algoritmo de construcción del mapa de elevación propuesto

Una vez determinado el número de objetos en la celda, se procede con el siguiente algoritmo para la obtención del mapa de elevación:

1. Se divide el espacio XY percibido por el robot en celdas de tamaño constante (ver figura 5.3).

2. Se distribuyen los puntos tridimensionales en las celdas correspondientes.
3. Para cada celda con información, es decir, con un número suficientemente representativo de puntos:
 - (a) Se aplica el algoritmo de las distancias encadenadas modificado, determinando el número de objetos presentes en la celda, que será 1 o 2.
 - (b) Se asigna un valor de elevación. Si sólo se ha detectado un objeto, el valor de elevación corresponde a la altura máxima, es decir, la elevación del último punto de la cadena en la celda. Si se han detectado dos objetos, significa que el robot puede pasar entre el objeto número uno y el número dos, por lo que se desecha el objeto número dos y se asigna la elevación del valor máximo del primer objeto.
 - (c) Se añade a la celda un valor de cruzabilidad correspondiente al objeto considerado en cada caso.

En la figura 5.7 se representa el mapa de elevación de una imagen real tomada por el robot *GOLIAT*, con una resolución constante de 20 cm.

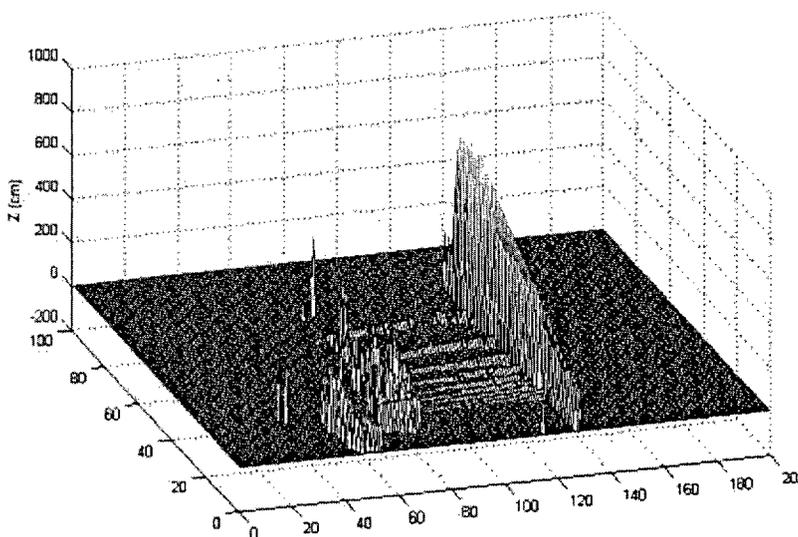


Fig. 5.7: Mapa de Elevación de una imagen real con tamaño de celda 20 cm.

5.2.3 Mapa de Visibilidad

Con el mapa de elevación sólo se consiguen etiquetar aquellas celdas donde el sensor capta alguna información. Sin embargo, en el entorno discretizado existirán celdas sin información, debido a que aparecen ocultas al sensor por los objetos del entorno, o porque se ha superado su rango máximo de medida (denominado *alcance máximo*). A partir del mapa de elevación se construye el mapa de visibilidad para completar la información de todas las celdas que representan el entorno. La elevación de la celda oculta se obtendrá mediante la extrapolación del segmento que une el sensor con la celda que lo oculta (ver figura 5.8). Por cada celda visible, se construye una recta en el espacio tridimensional (r en la figura 5.8) de ecuaciones 5.3 que pasa por dos puntos, uno es el origen del sistema de referencia del laser y el otro es el centro de cada una de las celdas visibles.

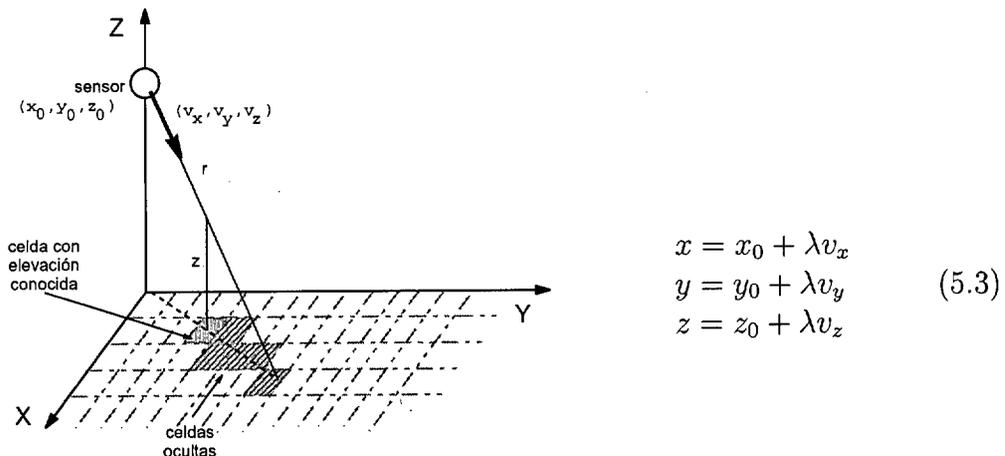


Fig. 5.8: Construcción del mapa de visibilidad.

En las ecuaciones 5.3, (x_0, y_0, z_0) es el punto de origen de coordenadas del sistema de referencia del laser desde el punto de vista del sistema de referencia de la base del robot, y (v_x, v_y, v_z) son las componentes del vector director de r . Con las ecuaciones 5.3 de la recta y las coordenadas (x, y) de cada una de las celdas, se obtiene la aproximación del valor de la elevación z de la celda oculta. En la figura 5.9 se muestra el mapa de visibilidad obtenido a partir del mapa de elevación representado en la figura 5.7.

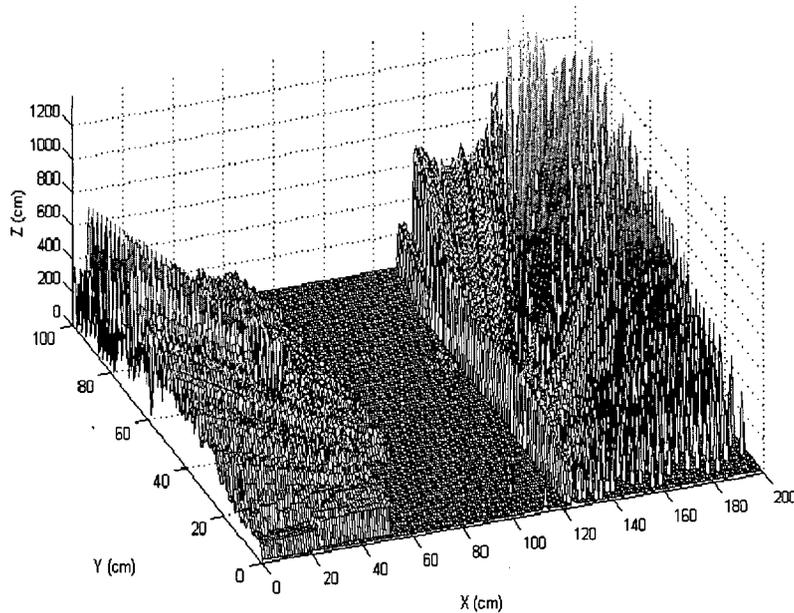


Fig. 5.9: Mapa de visibilidad.

Para el tratamiento de celdas ocultas existen otros estudios igualmente válidos, algunos de los cuales son:

- La duplicación de la celda que oculta sobre las ocultadas, es decir, a cada celda sin información se le asigna la misma altura que la de la celda que se encuentra entre ella y el sensor,
- el análisis de la sombra que genera una celda con elevación sobre otras. Se calculan dos rectas formadas por los dos vértices más externos de la celda y el sensor (rayos límites). Estos dos rayos generan una sombra sobre las celdas ocultas. Se construye un plano formado por los rayos límites y se obtiene como altura de cada celda oculta el valor de intersección entre la perpendicular de la celda y el plano formado.

El primero de los dos métodos es una aproximación grosera, aunque rápida de obtener, mientras que con el segundo se obtienen resultados más reales, pero a costa de un aumento del tiempo de cálculo. Estos dos métodos aparecen reflejados en la figura 5.10.

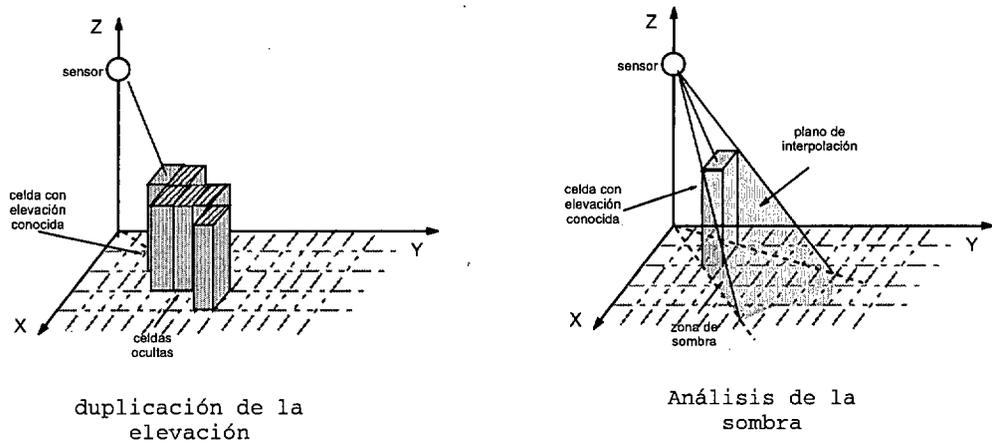


Fig. 5.10: Diferentes métodos de construcción de un mapa de visibilidad.

5.3 Utilización de técnicas de visión artificial

El objetivo de este capítulo es la preparación de la información del entorno para un constructor de modelos de Voronoi. Para conseguir separar las regiones cruzables de las no cruzables se van a utilizar algoritmos desarrollados en el campo de la visión por computador. El módulo encargado de generar el mapa de caminos (*roadmap*) necesita como entrada los bordes o fronteras de las regiones obtenidas en el análisis de cruzabilidad. Como paso previo, es necesario realizar una binarización del mapa de visibilidad. Se obtiene así una imagen binaria donde se almacena, como valor de pixel, la cruzabilidad correspondiente a la celda asociada. Sobre esta imagen se realizan dos tipos de procesamiento utilizando técnicas de visión artificial:

- En una primera etapa se realiza un preprocesamiento de la información para suavizar las regiones y eliminar ruido,
- posteriormente, se realiza una detección de bordes para poder obtener las fronteras entre las zonas accesibles y no accesibles, necesarias para la futura obtención del *roadmap*.

5.3.1 Etapa de Preprocesamiento

En general, el objetivo del preprocesamiento en una imagen digital, es el de mejorar o destacar algún elemento de la imagen, de manera que simplifi-

que o posibilite etapas posteriores. Por ello, las etapas de preprocesamiento suelen ser etapas de filtrado. En la presente tesis se comparan dos metodologías diferentes. La primera consiste en aplicar un filtro de la mediana, muy utilizado en visión por computador para eliminar el ruido en la imagen, y en la segunda, se utilizan transformaciones morfológicas que afectan a la forma de los objetos presentes en la imagen.

Filtro de la Mediana

La mediana se aplica en las etapas de preprocesamiento de las imágenes digitales como filtro no lineal [96]. Puede definirse de la siguiente manera:

Definición 5.3.1: Mediana.

Dada una secuencia de elementos ordenados $\{x_1, \dots, x_n\}$, con $n \in \mathbb{N}$, se define la mediana como aquel elemento que ocupa la posición central, en el caso de tener una secuencia impar de datos (n impar), y la media de los dos elementos centrales si el número de elementos de la secuencia es par (n par) (ver figura 5.11).

$\{3, 7, 9, 5, 2, 5, 9\}$

$\{7, 6, 8, 5, 2, 7, 8, 1\}$



mediana = 5



mediana = $(6+7)/2 = 6,5$

Fig. 5.11: Definición de la mediana.

Para aplicar el filtro de la mediana en una imagen digital, se genera una ventana de vecindad en cada pixel (denominada máscara o *kernel*) y se aplica la mediana matemática al conjunto de puntos que se encuentran en esa ventana. El resultado se almacena en el pixel central. El filtro de la mediana se aplica a las imágenes digitales, generalmente para eliminar ruido de tipo impulsional, definido como aquellos valores en la imagen muy altos o muy bajos, que no guardan relación con el resto de los valores de la imagen. El filtro coloca estos valores al principio y al final de la lista, eliminándolos al calcular la mediana. La aplicación del filtro en una imagen binaria consigue

suavizar las fronteras entre las zonas y eliminar celdas con valores diferentes a sus vecinos. El procedimiento que se sigue para aplicar este filtro es el siguiente:

Para cada celda (i, j) representada como pixel en la imagen $I(i, j)$,

1. se define una ventana de vecindad de dimensión 3×3 alrededor de la celda,
2. se aplica la mediana entre todos los elementos de la ventana de vecindad,
3. y por último, se almacena el resultado en el pixel (i, j) .

En la figura 5.13 se muestra el resultado de aplicar el filtro de la mediana a la imagen binaria representada en la figura 5.12, resultado de la binarización del mapa de visibilidad de la figura 5.9.

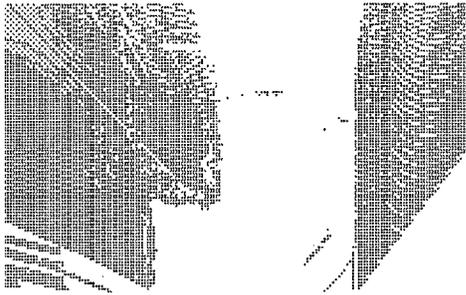


Fig. 5.12: Mapa de visibilidad binarizado.

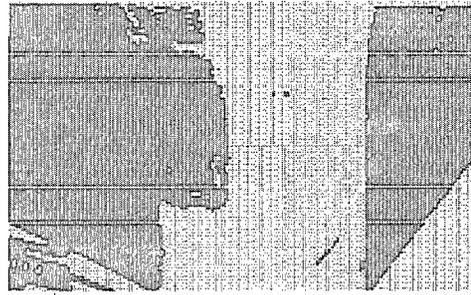


Fig. 5.13: Resultado de aplicar el filtro de mediana.

5.3.2 Utilización de transformaciones morfológicas

Las transformaciones morfológicas son una poderosa herramienta para la descripción y análisis de formas geométricas a partir de elementos estructurales. Modifican la estructura o forma de los objetos presentes en una imagen, son útiles para la extracción de características, y permiten eliminar el ruido en todo proceso de segmentación [92]. Inicialmente estas técnicas fueron desarrolladas para imágenes binarias, donde el valor de cada pixel pertenece a un campo (0 o 1), pero posteriormente se hicieron extensivas a imágenes con niveles de gris. Las transformaciones morfológicas se basan en la teoría de conjuntos, aplicando diferentes operaciones a dos conjuntos determinados:

- La imagen binaria B definida por la ecuación 5.4:

$$B(i, j) = \{ \forall b / b = 0 \text{ ó } b = 1 \} \quad (5.4)$$

es decir, los valores de pixel que toma una imagen binaria pertenecen al campo 0 o 1,

- el elemento estructural X , que se define como un conjunto de puntos con una forma definida, que interacciona con otro conjunto (B). El resultado de las operaciones morfológicas dependerá siempre de la forma del elemento estructural. Los elementos estructurales más comunes son los que aparecen en la figura 5.14 [91]:

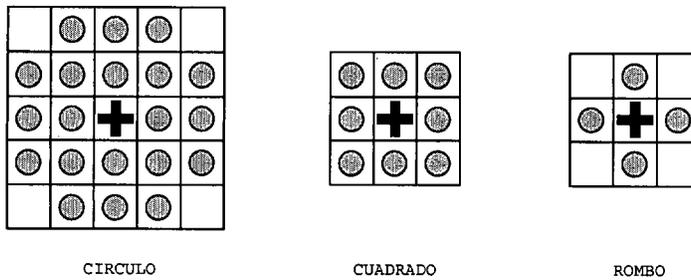


Fig. 5.14: Elementos estructurales más comunes.

Las operaciones más simples que pueden realizarse con estos dos conjuntos son las erosiones y dilataciones.

Erosión

Una erosión es la degradación progresiva de uno de los dos campos (0 o 1). Un elemento del campo a degradar seguirá perteneciendo al mismo campo si está rodeado de elementos iguales a él. En caso contrario, pasará al otro campo. Es un proceso iterativo que termina por destruir la imagen. Matemáticamente, y utilizando la teoría de conjuntos se expresa de la siguiente forma:

Definición 5.3.2: *Erosión*

Dados dos conjuntos, B imagen binaria y X elemento estructural, si se define \tilde{X} como el elemento simétrico de X , la erosión de un conjunto B al aplicar X se define como:

$$B \ominus \tilde{X} = \{ b | X_b \subset B \} \quad (5.5)$$

donde X_b es el elemento estructural desplazado para todo pixel $b \in B$.

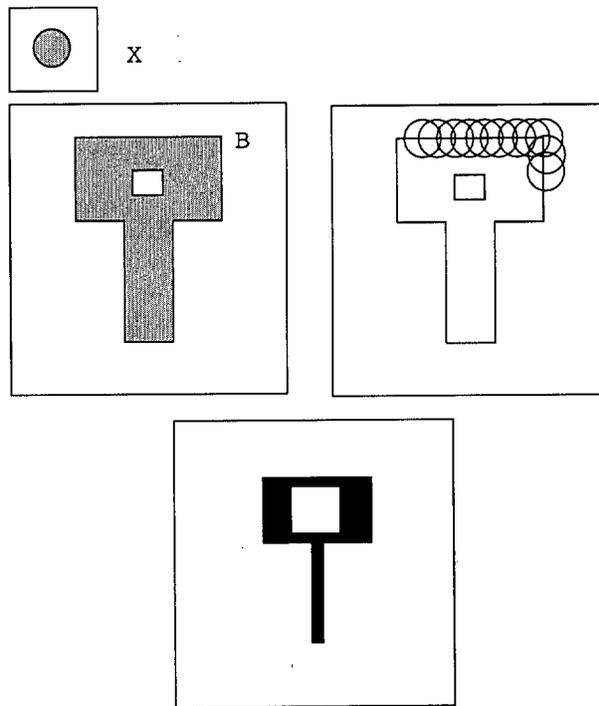


Fig. 5.15: Operación de erosión de B .

En la figura 5.15 se muestra gráficamente la operación. Puede observarse que la erosión adelgaza la imagen, expande los agujeros de los objetos y separa objetos cercanos.

Dilatación

Es el crecimiento progresivo de uno de los dos campos (0 o 1). Un elemento del campo contrario a crecer será convertido si posee algún vecino que pertenece al campo que lo expansiona. En caso contrario, permanecerá igual. Los elementos que pertenecen al campo a expansionar, evidentemente no se modifican. Matemáticamente la dilatación se define como:

Definición 5.3.3: *Dilatación*

Dados dos conjuntos B , imagen binaria y X elemento estructural, siendo \tilde{X} el elemento simétrico de X , se define la dilatación de un conjunto B al

aplicar el elemento estructural X como:

$$B \oplus \tilde{X} = \{b \mid \tilde{X}_b \cap B^c \neq \emptyset\} = (B^c \ominus \tilde{X})^c \quad (5.6)$$

donde B^c es el complementario del conjunto B .

En la figura 5.16 se muestra gráficamente la transformación. La dilatación cierra los agujeros de los objetos, engorda los objetos y puede llegar a unir dos objetos diferentes cercanos.

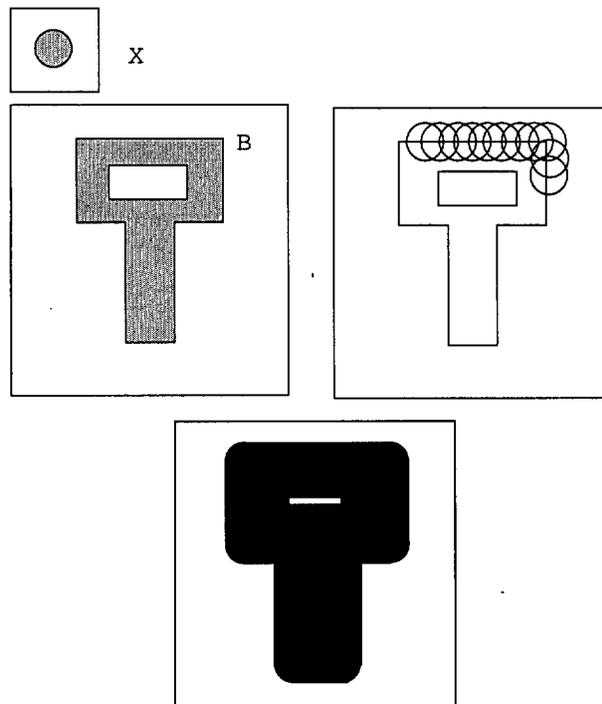


Fig. 5.16: Operación de dilatación de B .

La utilización combinada de erosiones y dilataciones permite realizar un filtrado de la imagen binaria. Estas operaciones se denominan apertura y cierre (*opening* y *closing* en la literatura anglosajona). Como aplicación específica, en la presente tesis se utiliza la operación de cierre para la eliminación de ruido de celdas con información aislada, y para definir claramente los bordes de las regiones.

Cierre

Consiste en una operación de dilatación seguida de una erosión para recuperar las dimensiones. Esta operación aprovecha la propiedad de no reversibilidad de las operaciones de dilatación y erosión para modificar la forma de la imagen. Matemáticamente se expresa como:

Definición 5.3.4: *Cierre*

Dado un elemento estructural X y una imagen binaria B , la aplicación de una operación de cierre es equivalente a obtener el conjunto siguiente:

$$B \bullet X = (B \oplus \tilde{X}) \ominus X \quad (5.7)$$

Esta operación suaviza los contornos y rellena las fisuras y pequeños agujeros. En la siguiente figura 5.17 se muestran los resultados obtenidos al aplicar esta transformación sobre la imagen 5.12.

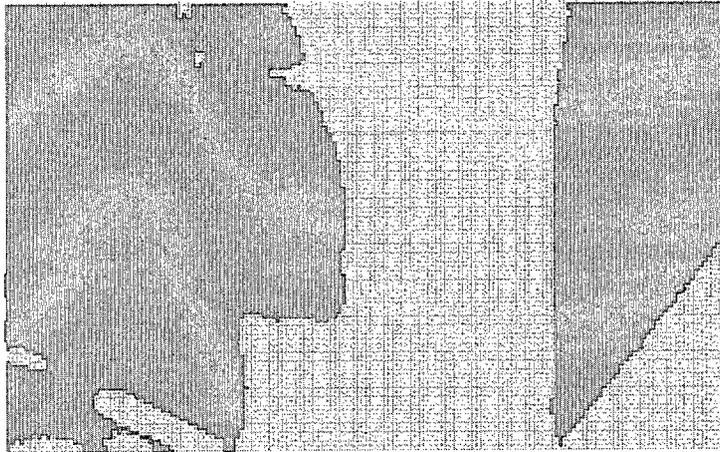


Fig. 5.17: Resultado de aplicar una operación de cierre.

5.3.3 Detección de bordes

Los bordes en una imagen se definen como curvas donde se producen cambios rápidos en la intensidad o en su derivada. El ruido en las medidas limita la habilidad para obtener la información del borde, por ello, es aconsejable siempre realizar una etapa previa de filtrado.

De manera intuitiva, puede decirse que un borde es una frontera entre dos regiones, cada una de las cuales tiene unas características más o menos uniformes. El proceso de detección de bordes, en el caso de la visión artificial, consiste en encontrar aquellos puntos en los que se produce una variación de intensidad (valor $I(i, j)$). Por ello, los métodos utilizados se basan en los operadores de la derivada. Existen dos técnicas diferenciadas:

- **Técnicas basadas en el gradiente.** Consisten en aplicar la primera derivada. Al producirse un cambio entre dos regiones uniformes, la primera derivada obtiene un máximo en esa variación. Por lo tanto, esta técnica detecta los bordes evaluando los picos (máximos) de la imagen resultante. Los métodos basados en el gradiente no suelen ser muy exactos en su detección y presentan ruido en sus resultados.
- **Técnicas basadas en la laplaciana.** Consisten en aplicar la segunda derivada. La detección de bordes, es el resultado de buscar pasos por cero (*zero-crossing*). Son métodos muy exactos, pero la búsqueda no es simple y los algoritmos presentan unos tiempos de cálculo elevados.

En la figura 5.18 se muestran gráficamente los dos métodos utilizados para la detección de bordes, donde se observa el tipo de búsqueda a realizar para la localización del borde en imágenes de niveles de gris y binarias. Se observa que en el caso de una imagen de niveles de gris, los bordes entre dos zonas diferentes pueden aparecer difuminados y ser más difíciles de detectar. En el caso de una imagen binaria se busca el cambio de 0 a 1, siendo su derivada teórica un impulso infinito, al igual que la segunda derivada teórica son dos impulsos infinitos. Sin embargo, el hecho de trabajar con imágenes discretas implica que el cambio de un campo a otro no se realiza con pendiente infinita, y por tanto las derivadas tampoco lo son.

Dado que nos encontramos con un entorno de grandes dimensiones, donde la precisión no es excesivamente importante, y dado que el mapa debe poder obtenerse en tiempo real, se utiliza como método de detección de las fronteras la primera técnica. Además, con la etapa previa de filtrado se obtienen mejores resultados.

Métodos basados en el gradiente

El operador derivada aplicado al caso bidimensional es el siguiente:

$$\nabla I(i, j) = \left[\frac{\partial I}{\partial i} \quad \frac{\partial I}{\partial j} \right] \quad (5.8)$$

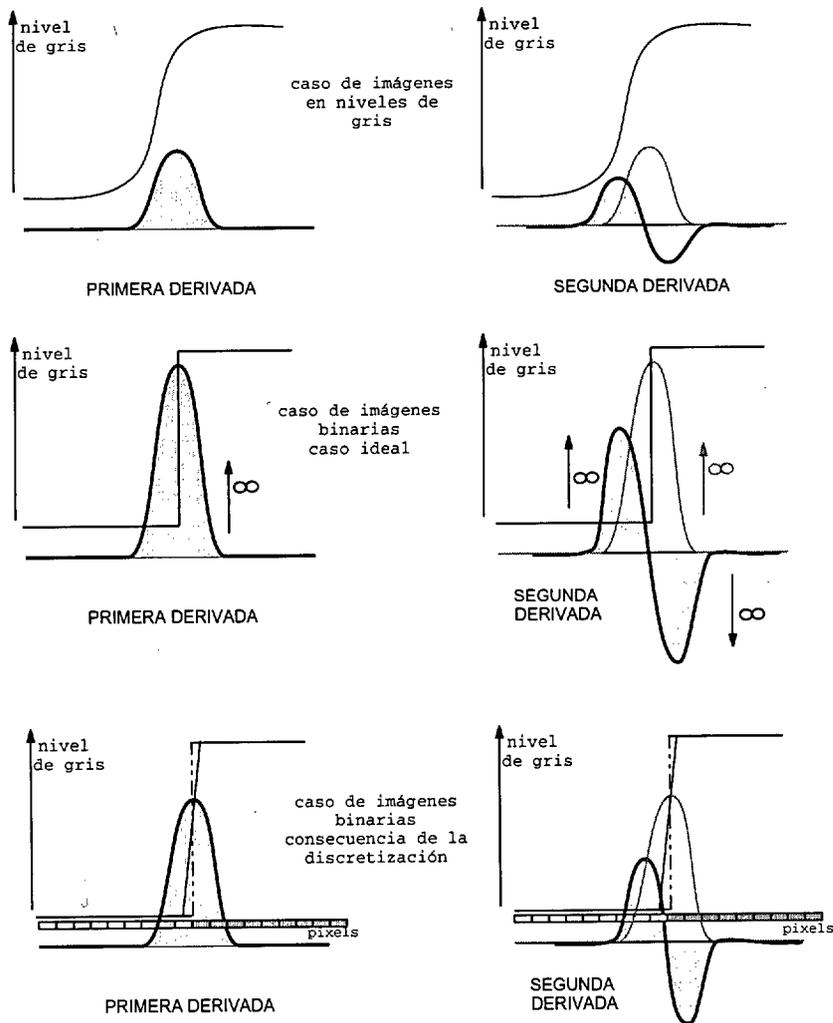


Fig. 5.18: Método del gradiente y de la laplaciana aplicado a imágenes con niveles de gris y binarias.

Al tratarse de una imagen digital, y trabajar por lo tanto con señales discretas, la expresión del gradiente para imágenes es:

$$\nabla I(i, j) = \begin{bmatrix} \frac{\Delta I}{\Delta i} & \frac{\Delta I}{\Delta j} \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

Estas derivadas pueden representarse con las máscaras A del figura 5.19. Sin embargo, las máscaras A son muy sensibles al ruido y normalmente se

utilizan otros filtros clásicos, desarrollados en su lugar, como los que aparecen en la misma figura 5.19.

A	$\begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \frac{\Delta I}{\Delta i}$	$\begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \frac{\Delta I}{\Delta j}$
Operador de Roberts	$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
Operador de Prewitt	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Operador de Sobel	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Operador de isotrópico	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -\sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix}$

Fig. 5.19: Máscaras de detección de bordes.

Entre ellas, las máscaras de dimensiones 3×3 son más inmunes al ruido que las de dimensión inferior, Sobel da más importancia a los pixels centrales y detecta mejor los bordes diagonales que Prewitt, que detecta mejor los bordes horizontales y verticales. El operador isotrópico intenta llegar a un equilibrio entre ellos.

Estos filtros se aplican sobre ventanas de la imagen multiplicándolas elemento a elemento en la derivada de i y en la derivada de j . El resultado se obtiene sumando los elementos de cada derivada, calculando el valor absoluto de cada una de ellas y por último sumando los valores absolutos:

$$|\nabla I| = \left| \frac{\Delta I}{\Delta i} \right| + \left| \frac{\Delta I}{\Delta j} \right| \quad (5.10)$$

En la figura 5.20 se presenta el resultado de aplicar un detector de bordes isotrópico a la imagen 5.17.

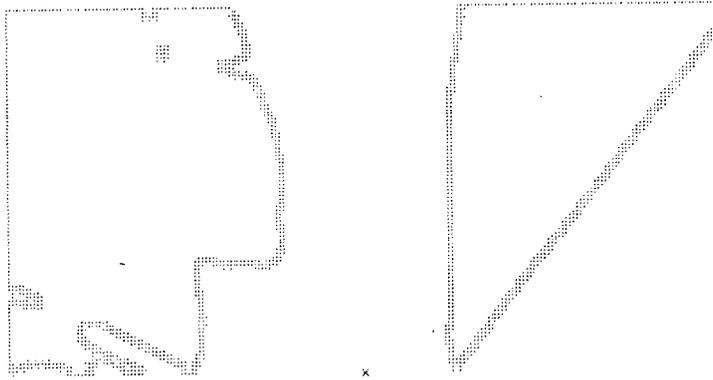


Fig. 5.20: Resultado de la detección de bordes.

Con esta operación se consiguen las fronteras entre las zonas cruzables y las no cruzables para el robot.

En las figuras 5.22 a 5.28 se muestran los resultados obtenidos de realizar las operaciones descritas en el capítulo presente sobre el entorno de la figura 5.21. En ellas pueden observarse los resultados del análisis de cruzabilidad, así como el proceso de reducción de la información hasta conseguir una segmentación de las zonas cruzables del entorno para el robot.

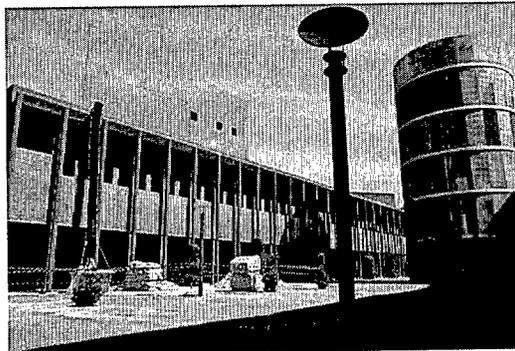


Fig. 5.21: Imagen real.

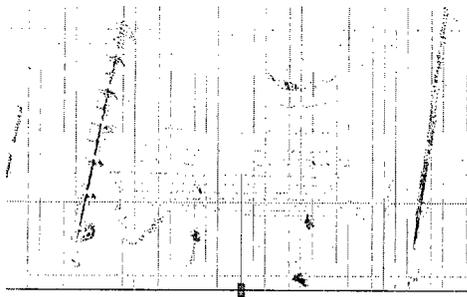


Fig. 5.22: Modelo numérico de cruzabilidad. Vista superior.

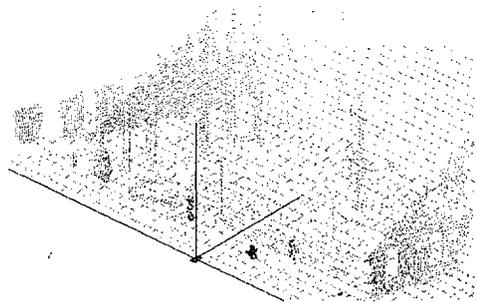


Fig. 5.23: Modelo numérico de cruzabilidad.

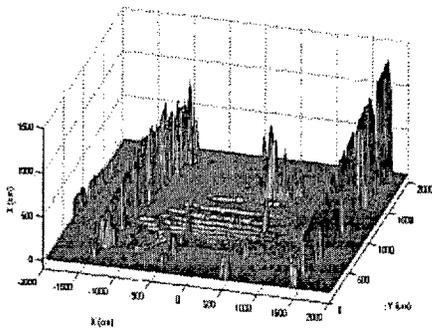


Fig. 5.24: Mapa de elevación.

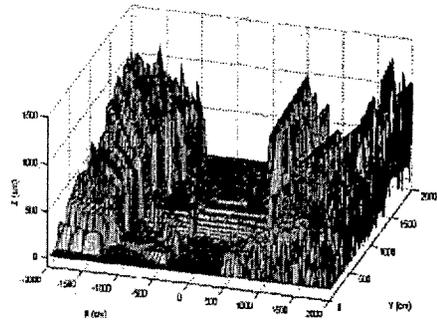


Fig. 5.25: Mapa de visibilidad.

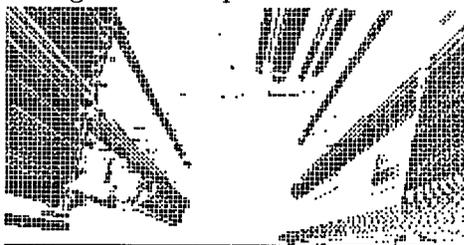


Fig. 5.26: Regiones no accesibles. Imagen binarizada.

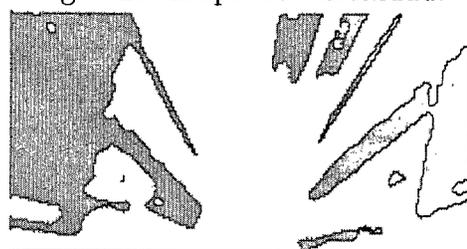


Fig. 5.27: Operación morfológica de cierre.



Fig. 5.28: Obtención de las fronteras. Detección de bordes.



