



Revista Avances en Sistemas e Informática

ISSN: 1657-7663

avances@unalmed.edu.co

Universidad Nacional de Colombia

Colombia

Restrepo Girón, Andrés David; Loaiza Correa, Humberto; Caicedo Bravo, Eduardo Francisco
Revisión comparativa de técnicas de reconocimiento de formas 2D con ultrasonido en un ambiente
estructurado

Revista Avances en Sistemas e Informática, vol. 6, núm. 3, diciembre, 2009, pp. 15-32

Universidad Nacional de Colombia

Medellín, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=133112611002>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Revisión comparativa de técnicas de reconocimiento de formas 2D con ultrasonido en un ambiente estructurado

Comparative revision about 2D shape recognizing techniques with ultrasound in a structured environment

Andrés David Restrepo Girón, M.Sc.¹, Humberto Loaiza Correa, Ph.D.² y Eduardo Francisco Caicedo Bravo, Ph.D.²

1. Profesor Ingeniería Electrónica y Grupo de Instrumentación Electrónica (GIE),
Universidad Santiago de Cali, Colombia.

2. Profesor Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica,
Universidad del Valle, Colombia.

adareg378@gmail.com; (ecaicedo, hloaiza) @univalle.edu.co

Recibido para revisión 03 de Agosto de 2008, aceptado 23 de Octubre de 2009, versión final 20 de Noviembre de 2009

Resumen—El método clásico de exploración ultrasónica, consistente en la determinación de la distancia a partir del tiempo de vuelo en una simple emisión pulsada, se ha quedado corto en la capacidad de suministrar a un sistema robótico móvil la información pertinente para crear una idea clara y precisa del entorno que le rodea. En este artículo, se presenta una revisión de los sistemas más relevantes de ultrasonido que permiten sobreponerse a las limitaciones de la clásica configuración emisor-receptor y responder a las mayores exigencias de los robots como son la determinación de la forma y la posición de los objetos, necesarios para una posterior generación de mapas del entorno que les permitan navegar autónomamente. Igualmente, se presenta una descripción de un sistema de pseudovisión ultrasónica desarrollado por los autores que recoge varias características expuestas en la revisión.

Palabras Clave—Ultrasonido, Exploración Ultrasónica, Tiempo de Vuelo, Pseudovisión, Percepción, Ambiente Estructurado, Sistemas Inteligentes, Robots Móviles.

Abstract—Actually, the classic ranging ultrasonic method, which consists in determining distance based on time of flight measurement done in a single pulsed emitting, is not enough to give a complete and correct information for a mobile robot to create an accurate representation of its surrounding. In this paper, a revision about the most relevant ultrasonic perception systems that allow overcome several limitations of a simple pulser-receiver scheme and make a robot can determinate objects location and shape to generate environment maps for autonomous navigation, is presented. Likewise, an ultrasonic pseudovision system combining some features treated along the paper, and developed by the authors, is introduced.

Keywords—Ultrasound, Ultrasonic Ranging, Time of Flight, Pseudovision, Perception, Structured Environment, Smart Systems, Mobile Robots.

I. INTRODUCCIÓN

La exploración ultrasónica se fundamenta en emitir su radiación acústica hacia el medio de propagación en cierta dirección, y recibir luego de un tiempo de espera, el mismo frente de onda modificado por el ambiente que ha recorrido. En cuanto a la forma de recibir la señal, se puede estar interesado en captar una porción del haz de ultrasonido que no ha sido desviado de su ruta hacia el receptor, como es el caso de varios métodos de ensayo no destructivo de materiales, o en registrar los ecos reflejados en las discontinuidades del medio, que en robótica vendrían a ser las superficies de los obstáculos a evadir. Mientras tanto, en cuanto a la manera de transmitir estas perturbaciones acústicas puede uno encontrarse con la emisión continua de una onda acústica, o con la emisión pulsada [19] [7] que consiste en la excitación del transductor emisor mediante un tren de pulsos que originarán señales de duración finita en la recepción (señales de energía), siendo ésta la forma más empleada en el área que nos compete.

Si el tren de ondas choca contra un obstáculo que pueda considerarse plano, el eco que se recogerá en el receptor en forma de señal eléctrica $U(t)$ tendrá una forma similar a la de la Figura 1, generada por la multiplicación de una onda de igual frecuencia a la de resonancia del cristal, con una función envolvente exponencial [19] como lo expresa la Ecuación (1), en donde K es una constante, a es un parámetro propio del transductor, t_0 corresponde al tiempo de vuelo y f es la frecuencia del ultrasonido.

$$U(t) = K(t - t_0)e^{-a(t-t_0)} \text{sen}(2\pi f(t - t_0) + \theta) \quad (1)$$

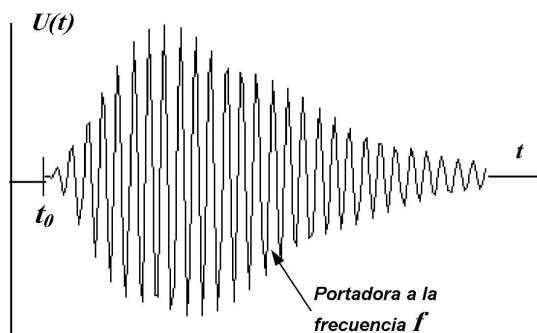


Figura 1. Señal de eco típica según el modelo matemático de la ecuación (1). Fuente: propia

La exploración ultrasónica más básica (Figura 2) consiste en la utilización de un único sensor que actúa como transmisor y receptor, o bien en un par transmisor - receptor en donde se espera obtener un eco semejante al de la Figura anterior al asumir que todos los obstáculos son planos, suposición en la que radica buena parte de sus desventajas. En este método fundamental se registra el tiempo que tarda el sistema en recibir un eco desde el instante en que se emitió el haz, tiempo conocido como tiempo de vuelo (**tof** por sus siglas en inglés), y con el cual se puede hallar la distancia al obstáculo que provocó el eco conociendo la velocidad del sonido c en el medio de propagación mediante la fórmula clásica de la Ecuación (2) [19][25]:

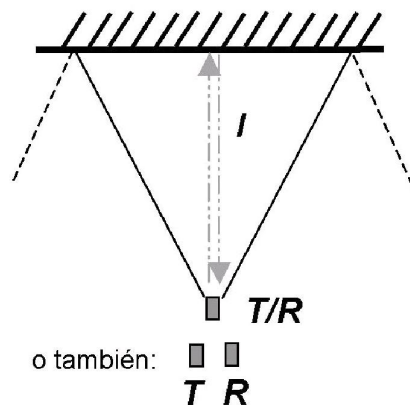


Figura 2. Idea Básica de Exploración. Fuente: propia

$$l = \frac{1}{2} c \cdot t_{of} \tag{2}$$

Con este esquema simple pueden presentarse, entre otras, las situaciones esquematizadas en las Figuras 3a, 3b, 3c y 3d que inducen la búsqueda de otros métodos de exploración. En la Figura 3a se muestra un caso extremo que tiene que ver con el fenómeno de especularidad [15] en donde los objetos actúan como espejos para la onda; en este caso existe un ángulo límite

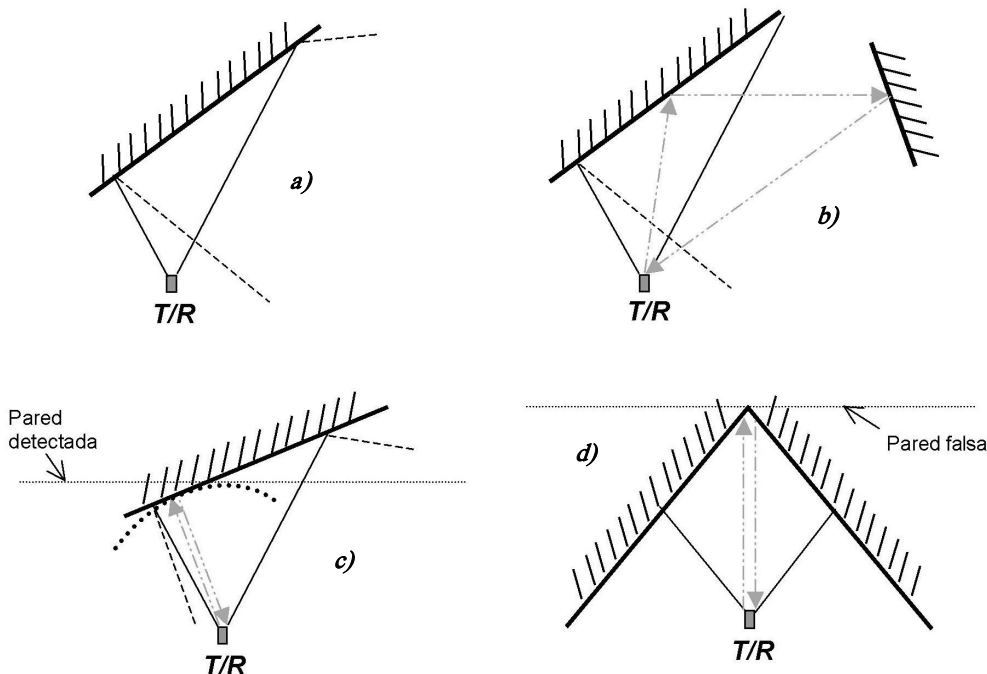


Figura 3. a) Caso extremo; b) Especularidad; c) Caso intermedio; d) Pared falsa. Fuente: propia

para el cual el eco se pierde debido al ancho del haz emitido (presentado por facilidad gráfica como una especie de cono que va abriéndose a causa de la difracción del haz). Este fenómeno se interpretaría erróneamente como una ausencia de obstáculos. Es oportuno anotar que la especularidad también incide en la posibilidad de captar un eco que provenga de varios rebotes sucesivos en diferentes objetos, y que puede confundirse con un eco proveniente de un obstáculo al frente y a una distancia mayor en comparación con la realidad, como lo señala la Figura 3b. En la Figura 3c se presenta un caso intermedio en el que la pared tampoco está perpendicular al eje de radiación, pero existe un eco captado por el transductor, a partir del cual, el sencillo sistema sensorial detectaría una pared frente al sensor. En realidad, el punto donde se refleja el rayo que llega hasta el receptor podría estar en cualquier lugar sobre el arco dibujado con puntos, pero el uso de un único receptor y la

medida del tiempo de vuelo no dan mayor información para decidir sobre la orientación del obstáculo. Por último en la Figura 3d aparece un caso general en el que el objeto es diferente a un plano, y sin embargo, el eco recibido sería traducido como tal, resultado que le daría al robot mucho más espacio de trabajo del que realmente tiene; esta situación no sólo sería confusa sino peligrosa para el robot.

Es importante citar que dentro de un ambiente estructurado los objetos pueden clasificarse bajo unas cuantas formas mucho más simples que los entornos naturales, pues ellos responderán por lo general a diseños funcionales desarrollados por el ser humano. De acuerdo al modelo acústico de Kuc y Siegel [16] para ambientes estructurados, los objetos pueden clasificarse en planos (paredes), filos y esquinas (Figura 4), o combinaciones de éstos; de allí que se conozcan estas clases como primitivas.

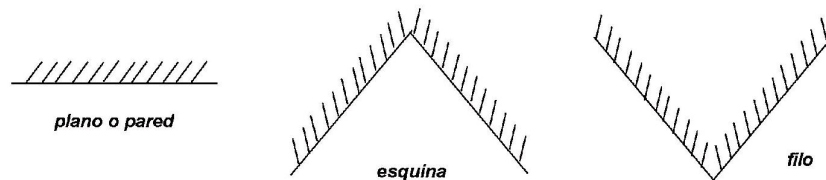


Figura 4. Formas primitivas de objetos. Fuente: propia

El siguiente paso que se dio fue intentar su reconocimiento. Las primeras soluciones consistieron en hacer girar el transductor ultrasónico o en construir una corona de transductores, cada uno apuntando hacia una dirección distinta tal como lo representa la Figura 5. De esta forma era posible al menos, hacer detectables obstáculos que hacían perder el eco en cierta posición (igual que en la Figura 3b), además de sobrellevar en cierta forma la imposibilidad de calcular la orientación real de los mismos. Para ello se define una cuadrícula virtual sobre el entorno del robot, en la cual cada casilla es etiquetada básicamente con el resultado lógico de si está "vacía" u "ocupada" por un objeto, construyendo así el mapa requerido.

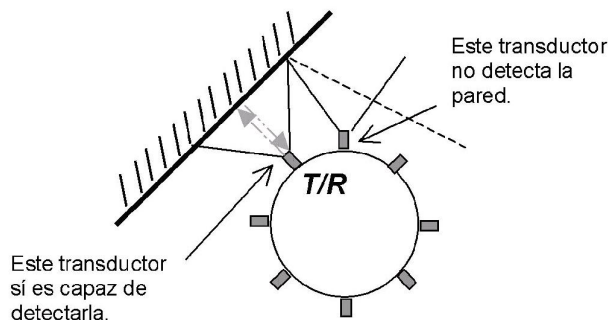


Figura 5. Soluciones iniciales. Fuente: propia

Esta solución mejoró con el desarrollo de técnicas como la de Beckerman y Obloz [5], en la que además de agregar otras dos posibles etiquetas (desconocido y conflictivo que en últimas equivalen a un ocupado), el mapa va redefiniéndose continuamente conforme el robot avanza, ya que los resultados de etiquetar cada celda de la cuadrícula pueden ser confirmados o alterados según las exploraciones hechas en posiciones distintas, posteriores a la inicial.

En los párrafos siguientes se enseñan algunas de las técnicas más relevantes de detección, ubicación y reconocimiento de formas de objeto con ultrasonido, usadas para la posterior generación de mapas de entorno en ambientes estructurados que le permitan a un robot móvil la navegación autónoma. Estas técnicas se han dividido en aquellas que solo emplean la información del tiempo de vuelo (por ser la medición principal en los sistemas ultrasónicos) y en las que emplean alguna otra información extraída de los ecos captados durante la exploración acústica.

II. MÉTODOS DE PSEUDOVISIÓN BASADOS EN LOS TIEMPOS DE VUELO O EN SUS DIFERENCIAS

Hasta este punto, cada pareja transductor - receptor capta el eco generado por la reflexión de su propia emisión o por la emisión de otro transmisor que únicamente se desempeña como tal. El otro enfoque de solución, dentro del que encaja el

presente estudio, difiere en ese aspecto. Así, se cuenta con un mínimo de dos receptores para captar los ecos generados por la reflexión del haz emitido por uno de ellos o por un tercer transductor; en otras palabras, se tienen varios receptores para una sola emisión. De esta forma se consiguen dos perspectivas de la misma área del obstáculo irradiada acústicamente. Lo anterior es análogo a como operarían dos dispositivos ópticos que entreguen dos imágenes bidimensionales diferentes pero complementarias de la misma zona enfocada, con lo que puede generarse un efecto tridimensional de estereoscopia [11]. La medición del *tof*, tan extendida en casi todas las aplicaciones de ultrasonido, halló obviamente un papel preponderante en este nuevo enfoque como lo demuestran los siguientes trabajos extraídos de entre las más importantes realizaciones en el campo.

A. Sensor de percepción tri-aural

Este importante trabajo de los holandeses Peremans, Audenaert y Campenhout [18] se ha constituido en una referencia casi obligada para todos los estudios posteriores sobre el tema de la exploración y reconocimiento de objetos con ultrasonido. En él se aprovechan las premisas que conforman el modelo acústico de Kuc y Siegel, en el cual se establece, además de los tres tipos básicos ya mencionados de objetos, la suposición de la propagación de la onda sobre un plano horizontal o de medida, y la definición de posición de un obstáculo como la intersección de la superficie del mismo con dicho plano horizontal.

La intención de los autores era brindar una solución a la ambigüedad en el cálculo de la distancia a un obstáculo mediante la determinación de su orientación y su radio de curvatura, y ampliar adicionalmente la exploración a más de un obstáculo a la vez, analizando todos los ecos recibidos en una emisión y no únicamente el primero. El esquema de percepción concebido se muestra en la Figura 6, donde se aprecian tres transductores receptores, de los cuales el del centro actúa también como el emisor a una frecuencia de 50KHz; tal arquitectura es la misma que con órganos biológicos presentan los murciélagos, a excepción de que en estos animales el dispositivo transmisor sólo funciona como tal.

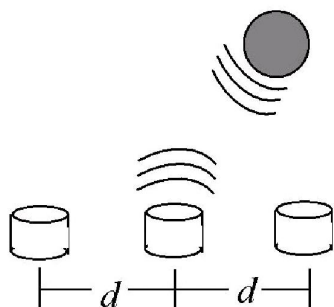


Figura 6. Arreglo de tres transductores. Fuente: propia

La operación es la siguiente: se emite el haz ultrasónico a través del elemento central y se registran todos los ecos de llegada a los tres receptores (de acuerdo con lo que el alcance máximo permita) a través de una tarjeta de adquisición de 200KHz. La señal captada por cada uno de los transductores, puede ser modelada de la siguiente forma:

$$s(t) = \sum_{i=1}^N a_i h(t - \tau_i) + n(t) \quad (3)$$

donde existen N ecos (de máximo N obstáculos posibles), a_i es la amplitud del eco i , $h(t - \tau_i)$ es la versión normalizada del pulso reflejado y captado luego de un tiempo τ_i y $n(t)$ es el ruido. Esta señal se hace pasar por un *filtro acoplado* (*matched filter*), un filtro con respuesta al impulso igual a $h(-t)$ cuya salida nos devuelve la *función de autocorrelación* (ACF) de los ecos recibidos. Entonces, los tiempos de vuelo suficientemente precisos se obtienen determinando los máximos locales de la ACF que entrega el filtro.

Puesto que uno de los objetivos es el de identificar varios obstáculos con una sola exploración, se forman *tripletas* o *ternas* de tiempos de vuelo (un tiempo por cada receptor), correspondiendo cada terna a un obstáculo distinto. La extracción de las ternas se hace de manera análoga a como en *estereovisión* se encuentran el filo (cambio abrupto de la imagen en función de dos coordenadas cartesianas) de la imagen izquierda y el filo de la imagen derecha que corresponden al mismo filo real (problema de *correspondencia*); en este caso, se usa un algoritmo de ajuste basado en un principio de máxima probabilidad, que funciona bien para ambientes estructurados no muy complejos.

Uno de los puntos fundamentales que se asume, es que los reflectores deben poderse aproximar a *reflectores curvos*, lo que para ambientes estructurados se cumple la mayoría de las veces, según los autores. La misma aproximación ha sido utilizada en un estudio más reciente [2] para reconocer y ubicar objetos en las tres dimensiones espaciales (3D). Analizando la idea desde un punto de vista geométrico y refiriéndonos a la Figura 7, se observa que la distancia total $m1$ recorrida por el haz $h1$ puede deberse a cualquier punto de la circunferencia centrada en el emisor $t1$.

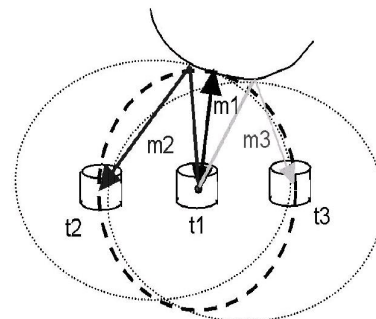


Figura 7. Análisis geométrico del método. Fuente: propia

Mientras tanto, las distancias $m2$ y $m3$ (constantes) describen elipses con focos en los transductores $t2$ y $t1$, y en $t1$ y $t3$ respectivamente. Debido al ancho del haz (ángulo de difracción ϕ), las elipses quedan restringidas a arcos; matemáticamente se tiene entonces la siguiente limitante para una separación d entre transductores:

$$|m2 - m3| \leq 2d \sin \phi \quad (4)$$

En la práctica, para simplificar los cálculos, se asume además que el rango mínimo de exploración es lo suficientemente mayor que la distancia d , por lo que las elipses pueden aproximarse a círculos; entonces el problema a resolver para hallar la posición y la orientación (r, θ) , es el de encontrar el círculo que sea *tangente* a los tres círculos anteriores. Los dos elipses quedan pues convertidas en círculos centrados a medio camino entre los sensores de los extremos y el de la mitad como se muestra en la Figura 8, con radios:

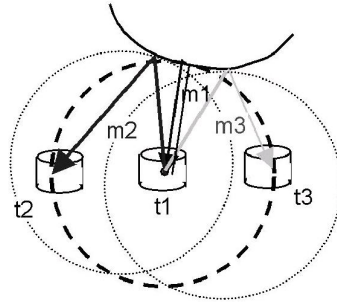


Figura 8. Análisis geométrico aproximado. Fuente: propia

$$r_1 = \frac{m_1}{2} \quad (5a); \quad r_2 = \frac{\left(\sqrt{m_2^2 - d^2}\right)}{2} \quad (5b);$$

$$r_3 = \frac{\left(\sqrt{m_3^2 - d^2}\right)}{2} \quad (5c)$$

De las relaciones geométricas se deduce en conclusión que:

$$r = r_1 \quad (6a); \quad y$$

$$\theta = \arcsen \left[\frac{r_3^2 - r_2^2 + 2r_c(r_3 - r_2)}{2d(r_1 + r_c)} \right] \quad (6b)$$

$$\text{donde: } r_c = \frac{2r_1^2 - r_2^2 - r_3^2 + \frac{d^2}{2}}{2(r_2 + r_3 - 2r_1)} \quad (6c)$$

Durante el desarrollo de su sistema, Peremans y su equipo evidenciaron lo demostrado por Barshan y Kuc [1] en lo referente a que las esquinas no pueden diferenciarse de los planos basándose exclusivamente en la medición de distintos *tof*; sin embargo, más adelante se demostraría que esto es cierto solo cuando se usa un único emisor. De hecho el sensor tri-aural únicamente es capaz de diferenciar entre planos y fillos, los que corresponderían a los dos casos extremos del radio de curvatura: $r_c \rightarrow \infty$ (o muy grande, para un plano) y $r_c \rightarrow 0$ (o muy pequeño, para un filo). Los resultados intermedios corresponden entonces a objetos cuyas superficies se pueden aproximar a curvas convexas.

Siendo uno de los pioneros, las ventajas que presenta este trabajo sobre la exploración clásica son la capacidad de diferenciar entre dos tipos de objeto brindando adicionalmente posición y orientación en una sola exploración, en lugar de varias para un sensor clásico, introduciendo así más incertidumbre en el resultado. Así mismo se tiene la importante habilidad de reconocer distintos obstáculos en cada exploración mediante la captura de todos los ecos que el alcance del sensor permita, evitando en buena parte el problema de que los objetos más cercanos tapen a los más lejanos cuando se registra únicamente el primer eco que llega. Por otro lado, la desventaja principal es la de no poder identificar esquinas, confundiénolas con un plano. Adicionalmente se tiene que cuando hay un objeto muy cerca de la trayectoria del haz que choca contra otro obstáculo más lejano, uno de los ecos de la terna puede llegar muy débil al receptor, siendo incapaz el sistema de formar entonces una tripleta, por lo que el objeto pasaría a ser catalogado como desconocido; este es el riesgo que se corre al intentar hacer la correspondencia entre ecos provenientes de diferentes receptores, cuando al menos uno de ellos no se logra captar adecuadamente. De cualquier manera este riesgo de tener correspondencias fallidas y el problema de especularidad, aunque en menor grado, siguen estando presentes en los sistemas que pretenden reconocer múltiples objetos en una exploración.

B. Sonar de Localización y Clasificación para Robots Móviles

En este trabajo de Kleeman y Kuc [13] se destacan principalmente dos puntos: el primero tiene que ver con el concepto usado para el análisis de las reflexiones ultrasónicas en las tres formas básicas; y el segundo, con el establecimiento de un requerimiento mínimo para un montaje de transductores ultrasónicos tendientes a ser parte de un *Sistema de Clasificación de Formas de Objeto*. En primer lugar, es muy interesante la incorporación del concepto de imagen virtual de la *teoría de espejos* propuesta primero por Barshan y Kuc en [1], y complementada por Kleeman y Kuc al examinar la situación con un filo.

Según sus análisis, la imagen virtual de un transductor frente a un plano (Figura 9) corresponde a la reflexión de su ubicación

real a través del plano, mientras que frente a una esquina corresponde a la reflexión de su ubicación real a través de uno de los planos, y luego a través del otro, lo que equivale a una reflexión a través del vértice de intersección entre los dos planos que forman la esquina (Figura 10). Este punto de vista no solo permite una vía de análisis para la deducción de las ecuaciones de cálculo de distancia y orientación para las diferentes formas de objeto básicas, sino que al demostrar que un plano y una

esquina son indistinguibles para un único par Transmisor – Receptor, lleva a los autores a declarar la siguiente afirmación: “*Dos Transmisores y dos Receptores son necesarios y suficientes para discriminar planos, esquinas y fillos en dos dimensiones*”, estableciendo entonces la estructura sensorial mínima para un sistema de este tipo, siempre y cuando se involucren únicamente como parámetros los *tof* medidos.

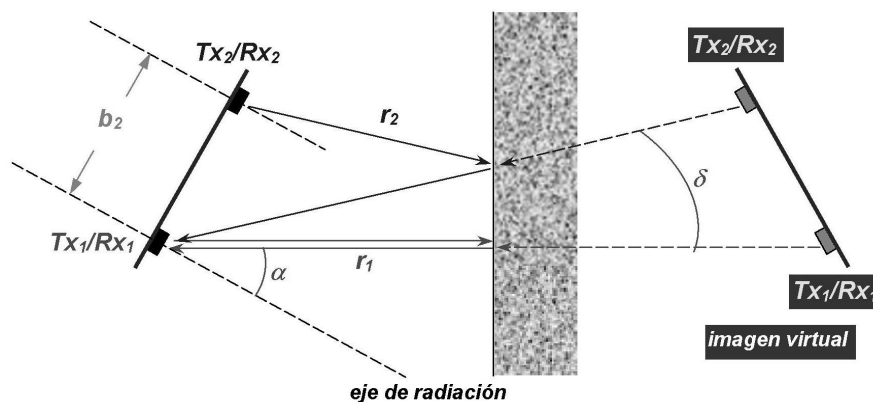


Figura 9. Imagen Virtual Acústica sobre un plano. Fuente: propia

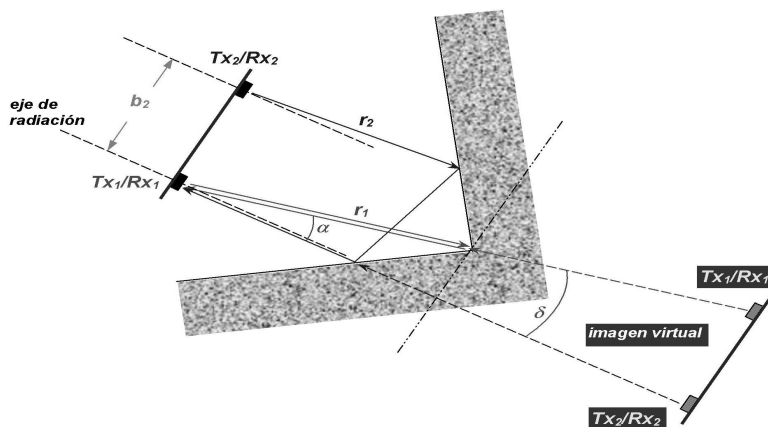


Figura 10. Imagen Virtual Acústica sobre una esquina. Fuente: propia

El montaje de transductores utilizado, que constituye un *sensor vectorial*, está formado por un transmisor y un receptor independientes y un transmisor-receptor como muestra la Figura 11, de tal forma que los dos receptores queden bastante cerca para disminuir la ocurrencia de ambigüedades. En la determinación del *tof* se usa también la técnica de *filtro acoplado*, que de acuerdo a la teoría del Radar, es el procedimiento que entrega el valor estimado de mayor probabilidad del tiempo de vuelo en presencia de ruido Gaussiano aditivo. A partir de allí el método de clasificación consiste en la evaluación de la diferencia entre los ángulos de orientación δ de los dos transductores de la imagen virtual con respecto a uno de los receptores: si $\delta > 0$, el objeto es un

plano; si $\delta < 0$, es una esquina; y si $\delta = 0$, se trata de un filo. El trabajo también presenta un detallado desarrollo de modelos de error en la determinación de la distancia y la orientación, y de la absorción del sonido en el medio.



Figura 11. Montaje Sensorial (Sensor Vectorial). Fuente: [13]

En uno de sus trabajos posteriores [14], Kleeman implementa un esquema sensorial de dos parejas transmisor-receptor independientes (Figura 12) acoplado a un sistema DSP con muestreo de 12 bits a 1 MHz, pero fundamentado en el anterior. No obstante, incorpora características como detección múltiple de objetos usando la capacidad de asociación que brinda el tener 4 señales de eco distintas (*estereoscopia acústica*), y la propiedad de *rechazo de interferencias* que permite reconocer los ecos generados por las emisiones del propio sistema de entre múltiples señales acústicas generadas por otros posibles sistemas coincidentes.

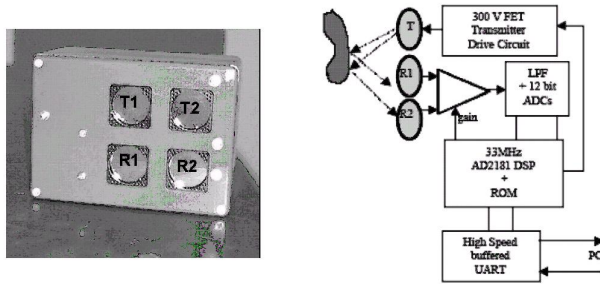


Figura 12. Montaje Sensorial y Diagrama del Hardware. Fuente: [14]

Este estudio muestra un desarrollo teórico y experimental que establece una premisa primordial en cuanto al requerimiento mínimo en el número y disposición de los transductores para la exploración y el reconocimiento de formas con ultrasonido, cuando se trabaja básicamente con los tiempos de vuelo de los ecos captados. De aquí mismo se desprende una característica muy ventajosa del método que es la de lograr el reconocimiento de una forma de objeto y el cálculo de su distancia y orientación, en una sola exploración, es decir en un único barrido de emisiones – detecciones que generen las cuatro señales de eco necesarias. Fue un avance muy importante porque hasta ese momento los anteriores trabajos lograban clasificar únicamente dos de las tres formas básicas de objeto sin mover el montaje de transductores. Mientras tanto puede considerarse como desventaja, aunque es más una limitación, el hecho de que la diferencia d entre los ángulos de orientación de acuerdo con cada transmisor es inversamente proporcional (haciendo una aproximación) a la distancia recorrida por el haz ultrasónico, de manera que a medida que el objeto se aleja de los transductores va deteriorándose la capacidad de diferenciar una forma de objeto de otra, hasta que se llega a un rango máximo de exploración en el cual d se hace comparable con la incertidumbre de las medidas realizadas y será imposible llevar a cabo una clasificación con un nivel de confianza aceptable.

C. Sensor de fusión de datos de sonar basada en triangulación

El eje central del desarrollo de Wijk y Christensen [26] es la aplicación del método de triangulación entre dos lecturas de tiempo de vuelo para cada par de mediciones posibles con m

transductores ubicados en diferentes posiciones, y en donde todos actúan como receptores mientras que consecutivamente cada uno lo hace como emisor. Teniendo en cuenta la Figura 13 y despreciando el efecto de los lóbulos laterales, el principio de la triangulación acústica se basa en el hecho de que tomando dos lecturas de distancia r_1 y r_2 generadas por la emisión de dos fuentes no coincidentes (ya sea por el mismo transductor que se traslada con el robot, o por distintos emisores a pesar de que el robot permanezca quieto) se tienen dos arcos de posibles puntos de reflexión de los ecos, determinados por la apertura del haz ultrasónico; si estos arcos se cortan en un punto común $T = (x_T, y_T)$ es probable que éste sea el punto o marca natural del entorno, pudiendo ser un filo o una esquina en la realidad.

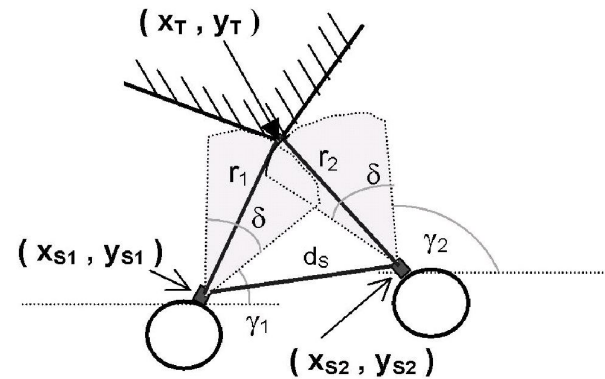


Figura 13. Fundamento de la Triangulación. Fuente: propia

De un estudio geométrico se extraen las siguientes ecuaciones:

$$(x_T - x_{s_i})^2 + (y_T - y_{s_i})^2 = r_i^2 \quad \text{con } i=1,2. \quad (7)$$

ajustadas a las restricciones:

$$\arctan\left(\frac{y_T - y_{s_i}}{x_T - x_{s_i}}\right) \in \left[\gamma_i - \frac{\delta}{2}, \gamma_i + \frac{\delta}{2}\right] \quad \text{con } i=1,2. \quad (8)$$

Se dijo anteriormente que el punto de intersección entre los arcos *podría ser* el origen común de los ecos que se triangulan, porque a pesar de que las soluciones de (7) son:

$$\hat{x}_T = x_{s_1} + \frac{1}{d_s} \left(d_{xs} d_r^2 \pm |d_{ys}| \sqrt{r_2^2 d_s^2 - d_r^4} \right) \quad (9)$$

$$\hat{y}_T = y_{s1} + \frac{1}{d_s^2} \left(d_{ys} d_r^2 \pm |d_{xs}| \sqrt{r_2^2 d_s^2 - d_r^4} \right) \quad (10)$$

donde: $d_{xs} = x_{s1} - x_{s2}$; $d_{ys} = y_{s1} - y_{s2}$; $d_s^2 = d_{xs}^2 + d_{ys}^2$;

$$d_r^2 = \frac{r_1^2 - r_2^2 - d_s^2}{2}$$

pueden llevar a resultados falsos, por lo que hay que confrontar la validez de las soluciones evaluando la ecuación (7) con la restricción (8) en el punto (\hat{x}_T, \hat{y}_T) ; es decir, es posible que aunque los arcos imaginarios se intersecten, los ecos provengan de dos puntos de reflexión apartados entre sí.

El algoritmo de fusión basada en triangulación (TBF) se fundamenta en una matriz \mathbf{R} de m filas (igual al número de sensores) por n columnas. Cada columna representa una exploración completa compuesta por las lecturas de los m receptores cuando previamente uno de ellos ha actuado como emisor; y cada lectura $\mathbf{R}_{ij} = (x_{sij}, y_{sij}, \gamma_{ij}, r_{ij})$ contiene los datos necesarios para la triangulación: posición del receptor i en la exploración j : (x_{sij}, y_{sij}) , orientación del receptor γ_{ij} ; y distancia calculada r_{ij} con base en el tiempo de vuelo y bajo las mismas circunstancias.

La matriz va llenándose a la manera de una *ventana corrediza*: cada vez que el transductor que debe emitir se encuentra a mínimo 5mm de aquél que lo hizo con anterioridad, se lleva a cabo una nueva exploración que arrojará las lecturas \mathbf{R}_{in} hasta \mathbf{R}_{mn} , para luego ubicarlas en la última columna de la matriz, habiendo desplazado previamente todas las columnas existentes hacia la izquierda. Al hacer esto, la columna del extremo izquierdo, correspondiente a la exploración más antigua, se desecha conservando el número de columnas. En el desarrollo de la investigación se utilizó un $n = 10$.

El proceso de cómputo de las triangulaciones con el fin de identificar marcas naturales y lo que podrían ser planos, continúa así: una vez que se comprueba que r_{in} no excede el alcance máximo (5m), se empieza por una hipótesis inicial para la posición de $\hat{T} = (\hat{x}_T, \hat{y}_T)$ donde:

$$\begin{aligned} \hat{x}_T &= x_{sin} + r_{in} \cos(\gamma_{in}) \\ \hat{y}_T &= y_{sin} + r_{in} \sin(\gamma_{in}) \end{aligned} \quad (11)$$

Luego comienza a triangularse la distancia r_{in} con todas las demás distancias exceptuando las de la columna n , o sea, todas las r_{kj} con $1 < j < n-1$ y $1 < k < m$. Para dichas r_{kj} se comprueba que tampoco excedan el alcance máximo, y que la diferencia entre la distancia esperada:

$$r_e = \sqrt{(\hat{x}_T - x_{skj})^2 + (\hat{y}_T - y_{skj})^2} \quad (12)$$

y la registrada r_{kj} no sobrepase el valor de $d_i / (n_t + 1)$, donde d_i se determinó experimentalmente como igual 0.3m, y n_t es el número de triangulaciones exitosas. Si lo anterior se cumple, se emplean las ecuaciones (9) y (10) para encontrar las soluciones redefinidas como x_T^{tri} y y_T^{tri} . Si éstas se ajustan a las restricciones (7) y (8), la triangulación es exitosa, y entonces la nueva estimación $\hat{T} = (\hat{x}_T, \hat{y}_T)$ se calcula así:

$$\begin{aligned} \hat{x}_T &= \frac{1}{n_t + 1} (n_t \hat{x}_T + x_T^{tri}) \\ \hat{y}_T &= \frac{1}{n_t + 1} (n_t \hat{y}_T + y_T^{tri}) \end{aligned} \quad (13)$$

Es notable que para obtener una buena precisión tanto en la identificación de una marca natural como en su posición, son necesarias varias exploraciones porque entre más triangulaciones exitosas se obtengan, menor desviación habrá entre una estimación y otra. Si a pesar de tener algunas triangulaciones exitosas esta desviación no es suficientemente pequeña ($< 0.1m$ en el prototipo implementado), el reflector no resulta bien definido por una marca (fillo o esquina), pudiendo ser una pared o segmento plano probablemente. La segunda parte del algoritmo trata con el problema del cálculo de la posición del robot y su seguimiento (*tracking*) con respecto a un sistema de referencia escogido dentro del ambiente estructurado.

La principal ventaja de este desarrollo es la capacidad que se consigue de filtrar la información errónea proveniente de ecos espúreos originados ya sea por *crosstalk* entre el emisor y alguno de los receptores, o por el fenómeno siempre presente de la especularidad del ultrasonido. Puesto que los posibles puntos de reflexión se revalidan con cada exploración (en posiciones diferentes entre sí), los puntos que indiquen los ecos sospechosos terminarán por ser rechazados, mientras que los verdaderos muy probablemente serán aceptados como tales. Por otra parte, dentro de la premisa de navegar en un mundo estructurado estático, cualquier objeto que se mueva no influirá en el mapa definitivo al que el robot llegará (a menos que choque con él).

Una desventaja potencial radica en el mismo hecho de tener que realizar varias exploraciones mientras el robot se mueve antes de poder decidir con cierto nivel de confianza sobre si se ha detectado un punto de reflexión o si es una pared lo que está haciendo rebotar al haz ultrasónico; los propios autores proponen como mejora, aunque ya para su algoritmo de exploración (no para la detección), el uso de un detector de planos complementario. Por otro lado, el punto común de reflexión en cuestión que arroja la triangulación puede representar una esquina o un fillo, y será la organización de la información compuesta por los anteriores puntos y planos detectados lo que permitirá la navegación posterior del robot,

sin que exista una diferenciación real entre los dos tipos de obstáculo.

D. Mapas de Arcos Ultrasonicos

En [8] se expone un método mediante el cual se explota la capacidad de los sensores ultrasónicos para detectar obstáculos y medir su distancia, pero teniendo en cuenta al mismo tiempo la incertidumbre en la determinación de la orientación del punto principal de reflexión del haz ultrasónico debida al ángulo de dispersión del haz, y que se hace mayor a medida que se utilizan frecuencias relativamente más bajas de ultrasonido con el fin de aumentar el rango de sentido.

La idea consiste en que cuando se capta un eco proveniente de la reflexión en una superficie, la distancia calculada a través del tiempo de vuelo y de la velocidad del sonido no corresponde a un punto específico sino a una sucesión de puntos posibles que forman un arco de circunferencia o de elipse según la configuración sensorial (Figura 14). Este arco representa realmente la incertidumbre en la ubicación del punto de reflexión.

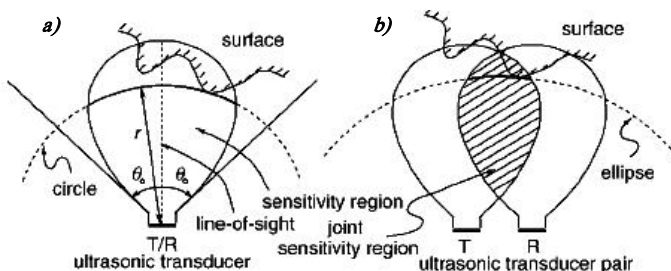


Figura 14.

- a) Un único transductor transmisor-receptor.
- b) Dos transductores transmisor y receptor independientes. Fuente: [4]

Cuando se realizan diferentes mediciones los arcos resultantes se van cruzando entre sí, dando forma al contorno de las superficies reflectoras. En la Figura 15 se muestra el resultado de la determinación de los contornos en tres ambientes diferentes, comparado con los contornos generados mediante un sistema láser de detección y medición de distancia.

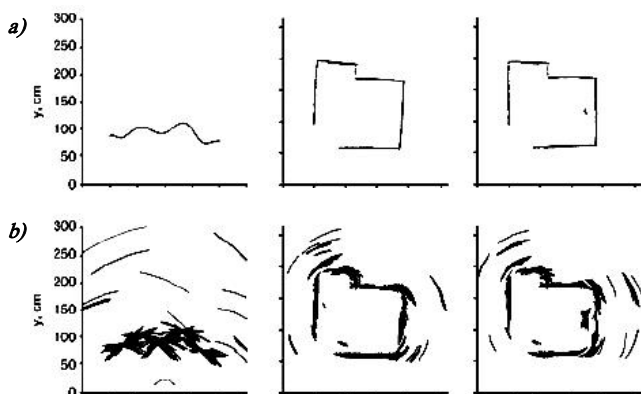


Figura 15. a) Contornos reales. b) Mapas de arcos ultrasónicos. Fuente: [4]

Un refinamiento posterior del algoritmo introducido en [4] propone la construcción de una imagen espacial a partir de los arcos generados dinámicamente de manera tal que el número de arcos que crucen cada pixel sea almacenado, para luego analizar los conteos en los pixeles a lo largo de cada dirección de interés; aquellos pixeles que sobrepasen un umbral y exhiban un máximo de cruces de arcos a lo largo de la dirección de interés, son categorizados como puntos de la superficie reflectora. Realizando este procedimiento con los contornos mostrados anteriormente se obtiene finalmente la situación mostrada en la Figura 16.

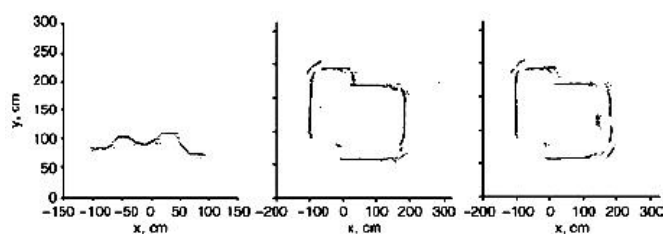


Figura 16. Contornos generados a partir de los mapas de arcos ultrasónicos y el refinamiento propuesto. Fuente: [4].

Los resultados reseñados indican que las discrepancias entre los contornos generados y los reales son menores con este último método que con el procedimiento original reportado en [8] (50% por debajo), estando los porcentajes de detección correcta por encima del 90%.

E. Algoritmo para diferenciación de esquinas con un único sensor

En este trabajo [6] se propone un procedimiento algorítmico para diferenciar esquinas y planos con un solo elemento sensor (transmisor/receptor) y basado exclusivamente en la información del tiempo de vuelo, de manera muy similar a lo hecho en [15], lo que contrasta con la conclusión de Kleeman y Kuc [13] de que un único sensor ultrasónico y el tiempo de vuelo como dato medido no bastan para diferenciar entre estos dos tipos de formas; sin embargo es de anotar que esta premisa es cierta cuando el sensor está estático en cada exploración, mientras que en [6] uno de los detalles clave radica en que el sensor debe barrer los 360° de su entorno en una exploración.

El procedimiento consiste básicamente en identificar los planos existentes y las intersecciones entre ellos que formarían las esquinas. La primera parte del algoritmo que se encarga de la detección y ubicación de planos se fundamenta en la recolección de tiempos de vuelo, uno por cada orientación del sensor, con el fin de hallar patrones continuos en los valores de tiempo de vuelo (Figura 17) y entre ellos los patrones de reflexión para los planos (Figura 18); una vez identificados se calcula el punto central de cada patrón de reflexión que corresponderá al punto principal de reflexión en el plano irradiado (Punto encerrado en un círculo en la Figura 18).

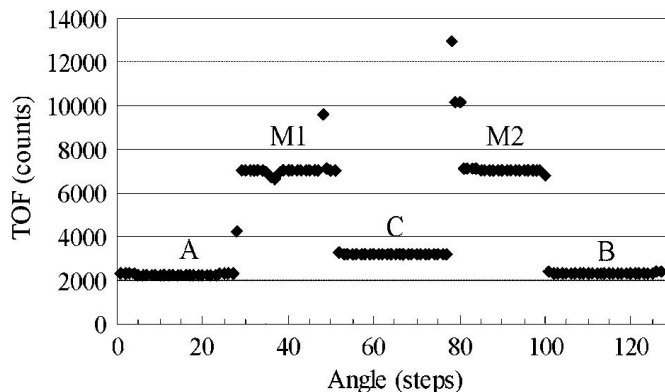
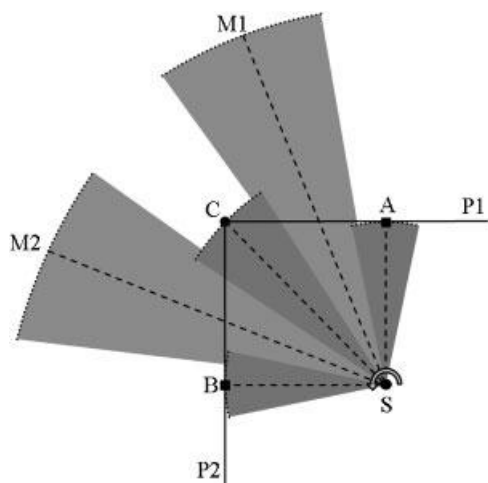


Figura 17. a) Esquina modelo típica. b) Patrones de reflexión hallados a partir de la exploración en barrido de la esquina modelo. Fuente: [6].

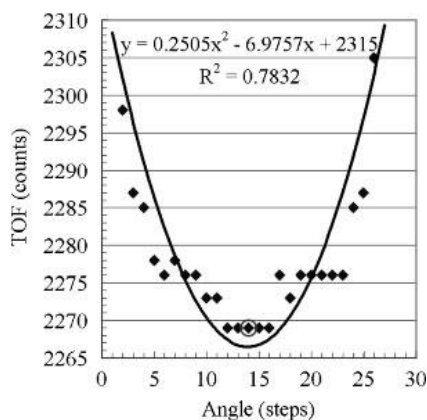


Figura 18. Ejemplo de Patrón de Reflexión para un plano. Fuente: [6].

La segunda parte del algoritmo, por su parte, consiste en la aplicación del concepto de triangulación al esquema de la Figura 19, a partir de la cual se deducen las ecuaciones 14 y 15:

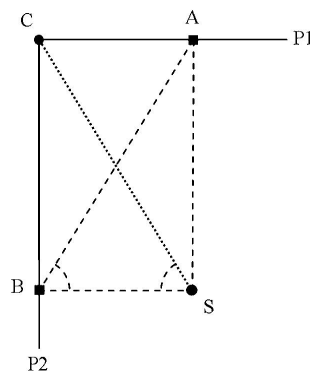


Figura 19. Esquema de triangulación usado para el modelo de esquina. Fuente: [6].

$$\overline{AB} = \sqrt{\overline{SA}^2 + \overline{SB}^2} \tag{14}$$

$$\angle ABS = \sin^{-1}\left(\frac{\overline{SA}}{\overline{SB}}\right) \tag{15}$$

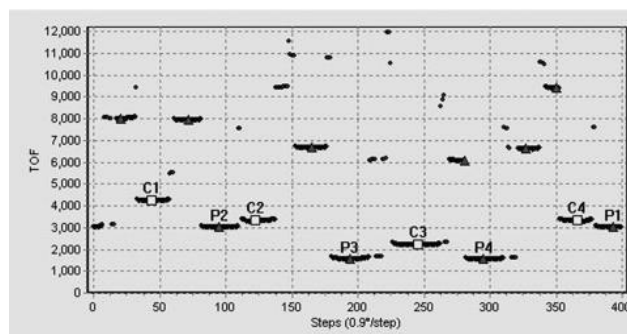
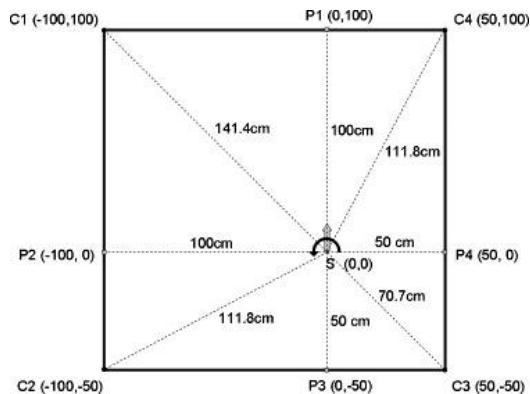


Figura 20. a) Ambiente de prueba. b) Patrones de reflexión encontrados a partir del barrido del ambiente estructurado de la izquierda. Fuente: [6].

Si después de encontrar los puntos de reflexión A y B de los dos planos, y calcular el ángulo $\angle ABS$

y el segmento \overline{AB} , existe un tercer punto de reflexión C tal que $\angle ABS = \angle CSB$ y $\overline{AB} = \overline{CS}$, entonces C es el punto correspondiente al vértice de una esquina formada por los planos anteriores. Como ejemplo de los resultados obtenidos se muestran en la Figura 20 los patrones de reflexión (b) obtenidos en un ambiente de prueba formado por cuatro paredes (a); y en la Figura 21, los planos y esquinas detectadas (superpuestas en las líneas correspondientes al entorno real) que forman el mapa del entorno generado por el algoritmo.

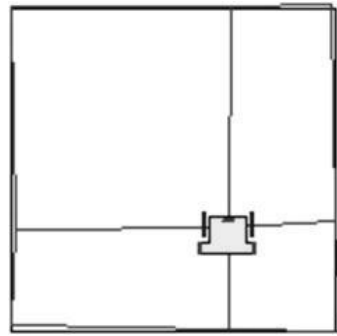


Figura 21. Esquema de triangulación usado para el modelo de esquina. Fuente: [6].

La ventaja de este método sobre el trabajo presentado en [15] y sintetizado más adelante en este artículo, yace en la utilización exclusiva del tiempo de vuelo como información discriminante.

III. MÉTODOS BASADOS EN OTRAS CARACTERÍSTICAS DE LA SEÑAL O COMBINACIONES DE ELLAS

A continuación se muestran algunos métodos que involucran características diferentes a la del tiempo de vuelo.

A. Sensor ultrasónico de evasión basado en “campos de potencial”

El sistema propuesto por Veelaert y Bogaerts [24] corresponde a un interesante esquema que usa el concepto desarrollado previamente por algunos investigadores de *campos de potencial artificiales* (APF). Consisten éstos en una función vectorial de orden 2, compuesta generalmente por la suma de dos términos:

$$\vec{f}(q) = \vec{f}_0(q) + \vec{f}_g(q) \quad (16)$$

en donde la variable q representa la posición del obstáculo, $f_g(q)$ una función que crece conforme el robot se encuentra

más cerca a un obstáculo, y $f_0(q)$ otra función que crece entre más lejano se encuentre del punto a donde debe llegar.

Una diferencia radical entre ésta y otras propuestas es el hecho de que aquí no se pretende construir un mapa del entorno, por lo que no es necesario entonces reconocer formas de objetos. La explicación es que los obstáculos pueden verse como rodeados por líneas equipotenciales, más densas entre más cercanas estén a sus superficies (Figura 22), por lo que entonces la estrategia de *evasión* consiste en dirigir el robot perpendicularmente al gradiente de $f_g(q)$, es decir, en dirección perpendicular a aquélla hacia donde el campo aumenta (hacia donde el robot se acercaría más al obstáculo). De esta manera, el objetivo de la navegación radica directamente en la evasión adoptando por acción el desvío de la ruta que probablemente llevaría a una colisión.

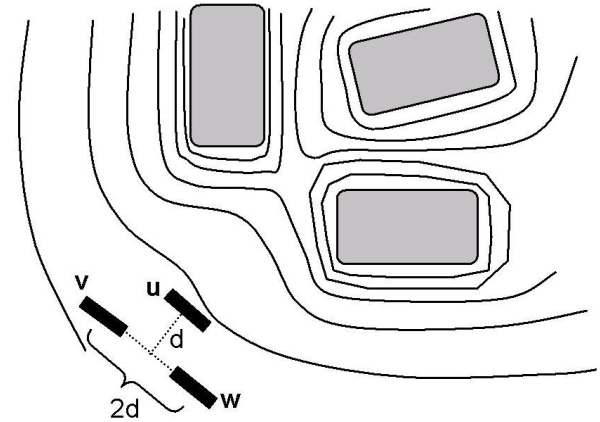


Figura 22. Gradiente de Potencial de Obstáculo. Fuente [24]

Ya en la práctica se utiliza una estructura de tres transductores de 50KHz cuya operación se parece a la del sensor *tri-aural*. Los tiempos de vuelo obtenidos para todos los ecos (muestreados a 200KHz) se convierten en distancias r_{ur} , r_{vr} , r_{wr} para un objeto i . Entonces el gradiente se calcula como indica (17), donde γ equivale a la constante de atenuación del ultrasonido determinada experimentalmente para el transductor utilizado; γ se constituye en el parámetro adicional al *tof* introducido en el método de exploración ultrasónica.

$$\nabla \vec{f}_0 = \frac{1}{2d} \left(\sum_i r_{wi}^{-\gamma} - \sum_i r_{vi}^{-\gamma}, \sum_i 2r_{ui}^{-\gamma} - \sum_i r_{vi}^{-\gamma} - \sum_i r_{wi}^{-\gamma} \right) \quad (17)$$

La principal ventaja del sistema propuesto es la de poder recibir todos los ecos provenientes de los obstáculos reales (y usar sus tiempos de vuelo para determinar el gradiente del campo) como si conformaran en conjunto un gran objeto difuso, en lugar de tratar de obtener la posición de diferentes obstáculos, lo que en ocasiones se dificulta por la presencia

de ecos espúreos o la imposibilidad de hacer correspondencias entre receptores cuando falta alguno de los ecos necesarios.

Mientras tanto, sus limitaciones radican en el hecho de usar un único transmisor, lo cual hace que los tiempos de vuelo medidos en los otros dos receptores (\mathbf{v} y \mathbf{w} en la Figura) redunden en distancias un tanto mayores que las que en realidad hay entre el obstáculo y dichos transductores, generando un error de pocos grados en la determinación del gradiente. Lo anterior también limita el alcance; sin embargo, tampoco resulta aconsejable aumentar el alcance si fuera posible, porque en este caso lo más probable es que se tendrían demasiado en cuenta objetos que no están lo suficientemente cerca al robot como para desear que afecten considerablemente el valor del gradiente.

B. Sonar de diferenciación de objetos basado en redes neuronales

El trabajo de Barshan, Ayrulu, y Utete [3], muestra un esquema de solo dos transductores \mathbf{a} y \mathbf{b} actuando cada uno como emisor y receptor alternativamente: los dos están habilitados para recibir ecos paralelamente en cada emisión, pero primero emite el transductor \mathbf{a} y luego lo hace el \mathbf{b} , con lo que se consigue ampliar el campo de visión en comparación a los sistemas con un único transmisor ultrasónico.

El algoritmo de reconocimiento se basa en el desarrollado diez años antes por Roman Kuc y Billur Barshan [1], que usa las diferencias en la amplitud máxima de los ecos obtenidos para identificar planos y esquinas. El nuevo algoritmo desarrollado por los autores incluye además las diferencias entre los tiempos de vuelo correspondientes a los ecos captados por separado en cada receptor, y puede resumirse en las siguiente reglas:

- a) $[t_{aa} - t_{ab}] > k_t \sigma_t$ y $[t_{bb} - t_{ba}] > k_t \sigma_t \Rightarrow$ **Esquina aguda.**
- b) $[A_{aa} - A_{ab}] > k_A \sigma_A$ y $[A_{bb} - A_{ba}] > k_A \sigma_A \Rightarrow$ **Plano.**
- c) $[\max\{A_{aa}\} - \max\{A_{bb}\}] < k_A \sigma_A$ y $[\max\{A_{bb}\} - \max\{A_{aa}\}] < k_A \sigma_A \Rightarrow$ **Esquina.**
- d) Ninguna de las anteriores condiciones \Rightarrow **F i l o , cilindro, o desconocido.**

Aquí los términos A_{ij} denotan los valores máximos de los ecos recogidos, mientras que los t_{ij} denotan los tiempos de

vuelo correspondientes; los índices se refieren a que el dato se tomó con el transductor i como emisor, y el j como receptor. Similarmente, σ_t y σ_A son las desviaciones estándar de los valores de tiempo y amplitud para diferentes exploraciones, y k_t y k_A son constantes determinadas experimentalmente para darle robustez al proceso de identificación.

Por otra parte, los tipos de obstáculo reconocibles son: *esquina*, *esquina aguda* (esquina con un ángulo menor a 90°), *plano*, y *filo* o *cilindro* o *desconocido*; nótese que el algoritmo, aunque reconoce las tres primitivas básicas, no puede diferenciar directamente un filo de un cilindro a menos que se combine con el *método tri-aural* que se comentó anteriormente. De allí que los autores decidieron utilizar una red neuronal de 232 neuronas de entrada al usar 58 muestras de cada una de las cuatro señales de diferencia siguientes: $A_{aa} - A_{ab}$, $A_{bb} - A_{ba}$, $t_{aa} - t_{ab}$, $t_{bb} - t_{ba}$, las cuales se generan al barrer la zona de exploración (Figura 23) de izquierda a derecha entre dos ángulos límite. Además, se completa la red con 100 neuronas ocultas, y 21 de salida, de las cuales, 7 codifican el *tipo de obstáculo*, otras 7 la *distancia* al obstáculo, y las últimas 7 la *orientación* del mismo. El entrenamiento se llevó a cabo escogiendo como patrones los distintos tipos de objetos a identificar, uno a la vez, ubicándolos en distintas posiciones dentro del rango de exploración común a los sensores, como se detalla en la Figura 15. Con este entrenamiento se consiguió una resolución angular de 0.5° y una resolución en distancia de 2.5 mm.

Implementando todo el algoritmo en un PC 486, y usando una tarjeta A/D de 1MHz y 12 bits, se consiguieron unos resultados mucho mejores que empleando únicamente el *algoritmo extendido* (61% de exactitud), o su *combinación con el método tri-aural* (80%) y con otros métodos estadísticos como el de *voto* (90%) o el de razonamiento por *evidencias* (87%), demostrando así que un buen uso de las RNA redundan en una eficacia excelente (95% de exactitud) a la hora de abordar la diferenciación de formas diversas de obstáculos, pues se aprovecha sobre todo su capacidad de generalización.

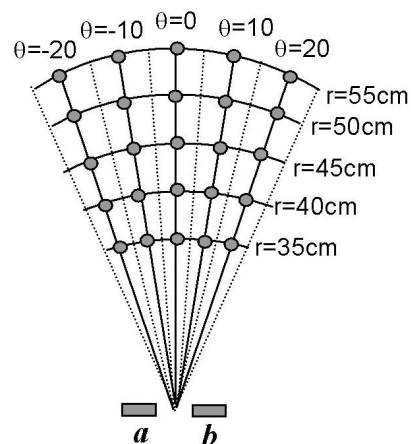


Figura 23. Detalle de los puntos de Entrenamiento. Fuente: [3]

Por encima de cualquier otra consideración, lo demostrado en este trabajo es el hecho bastante significativo de la considerable superioridad que las redes neuronales son capaces de alcanzar en el tema del reconocimiento de patrones, con respecto a otros métodos estadísticos como los de voto y razonamiento por evidencias. Si a esto se suma la integración de la información sensorial proveniente de la determinación del tiempo de vuelo y de la amplitud de los ecos, se tiene un sistema capaz de desenvolverse eficientemente en un ambiente con estructuras semejantes a aquéllas con las que fue entrenado, porque ni siquiera es necesario llevar a cabo un entrenamiento de la red dentro de dicho ambiente en especial. El aspecto que tal vez podría reprochársele es el carácter dispendioso del entrenamiento como se esbozó en los párrafos anteriores, donde el número de puntos en el espacio, en los que se ubicarán los diferentes objetos por identificar, debe crecer conforme se requiera mayor precisión en la ubicación de los mismos, porque la red entregará aproximaciones a las posiciones aprendidas cada vez que éstas no coincidan con las posiciones reales. De otra parte, el hecho de requerir hacer un barrido angular del montaje sensorial para obtener las señales de diferencia entre amplitudes y tiempos de vuelo durante el entrenamiento, implica tener que hacer el mismo

procedimiento de barrido durante la operación del sistema, lo que hace lento al mismo.

En [17] se retoma el anterior algoritmo de procesamiento de la información de sonar, y se propone una estructura para el clasificador neuronal semejante a la utilizada en [20] en cuanto al uso de redes neuronales en paralelo dedicadas cada una a reconocer una sola primitiva, seguidas de un sistema de voto en el cual el mayor valor de las salidas de las tres neuronas es el veredicto definitivo. La diferencia estriba en que se utilizan *Redes de Recursos Mínimos (Minimal Resources Artificial Network, MRAN)*, consistentes en Redes de Función de Base Radial (RBF) gaussianas (Figura 24a) entrenadas mediante un algoritmo de aprendizaje adaptativo que además de cambiar los pesos de la red adiciona o *purga* neuronas de la capa oculta dependiendo de si se requiere mayor dimensionalidad o de si la contribución de alguna neurona al entrenamiento es despreciable, respectivamente. A pesar de que los resultados no superan aquéllos obtenidos con MLPs (como en [20]) o con Redes Probabilísticas (PNN), se destaca el hecho de que las MRAN (por ser RBFs en estructura) son redes más simples que a pesar de tender a ser menos estables que las dos anteriores, pueden llegar a resultados de desempeño comparables cuando trabajan en paralelo.

a)

b)

Figura 24. a) Estructura sensorial. b) Arquitectura de una red RBF gaussiana genérica. Fuente: [17]

C. Método acústico de extracción de marcas de entorno

Este interesante trabajo realizado por Ko, Kim y Chung [15] se aparta del modelo hasta ahora visto de varios receptores operando al mismo tiempo, para acercarse a uno de exploración clásica; sin embargo, aunque estrictamente hablando no reconozca formas a la manera del sensor del punto anterior, su originalidad radica en la incorporación apropiada de conceptos y análisis novedosos a dicho esquema básico para tratar de extraer mayor información sobre el entorno, y por otro lado, resolver el problema de la correspondencia entre receptores cuando al menos un eco no llega o lo hace muy débilmente como para ser detectado.

Teniendo en cuenta que el sistema utiliza un único transductor que actúa como emisor y receptor, y gira alrededor de un eje vertical (sobre el plano horizontal de medida [18]), se introduce el concepto de *Punto de Reflexión (RP)* como un

extremo local de la función continua a tramos que relaciona la distancia a un obstáculo detectado y la orientación del sensor, como se ejemplifica en la Figura 25.

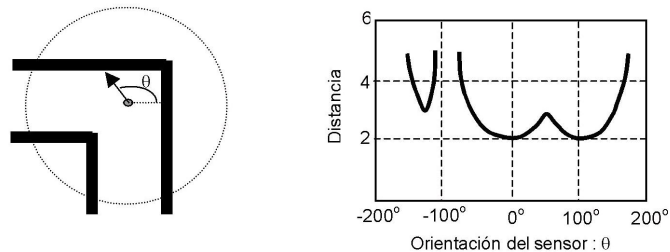


Figura 25. Función distancia Vs. orientación del sensor. Fuente: [15]

El modelo matemático de radiación usado como aproximación sin tener en cuenta el efecto de la absorción del sonido es el siguiente:

$$P(r, \theta) = \frac{P_0}{r} e^{-\frac{2\theta^2}{\theta_0^2}} \quad (18)$$

donde r es la distancia al punto que origina el eco, y θ es el *azimuth* u orientación del punto en cuestión con respecto al sensor, mientras que θ_0 es una constante experimental que define el patrón de *difracción* del transductor empleado. Si se elimina la atenuación debida a la difracción, y apelando al *principio de reciprocidad* [12], la sensibilidad de recepción con respecto a la orientación $S(\theta)$ tiene el mismo comportamiento que la transmisión $P(\theta)$. Entonces la amplitud del eco proveniente de un *RP* está determinada por la presión incidente en él y lo que llega al sensor. De esta manera, al producto:

$$P(\theta)S(\theta) = e^{-\frac{4\theta^2}{\theta_0^2}} \quad (19)$$

se le denominó *Patrón de Amplitud de Eco (EAP)*, patrón que relaciona la amplitud del eco de interés con la orientación del sensor. Utilizando transductores de 50KHz, un osciloscopio digital de 200KHz y 8 bits de resolución, y un *filtro acoplado* en la recepción como en el método *tri-aural*, se recogieron las amplitudes de las *funciones de autocorrelación* de los ecos obtenidos al rotar el sensor, y para los tres tipos de obstáculos primitivos. Entonces se calculan los *EAPs* correspondientes, se ajustan y aproximan a una *curva gaussiana* con la que puede extraerse el valor de la constante θ_0 . En este punto se halla la orientación del *RP* encontrando el ángulo d que *minimiza* la siguiente sumatoria:

$$\sum_{i=1}^N \{a(\theta_i - d) - y_i\} \quad (20)$$

donde $a(\theta_i)$ representa el modelo del *EAP*, y y_i denota la amplitud de la función de autocorrelación correspondiente al eco de la emisión i (recordando que cada emisión presenta una orientación distinta a sus inmediatas). Mientras tanto, la distancia al mismo *RP* se encuentra mediante el tiempo de vuelo equivalente al tiempo en el que se presenta el *pico de correlación (CP)* a la salida del filtro acoplado. Es de anotar que el modelo de eco proveniente de un reflector ideal (plano) fue extraído a través de la respuesta de un receptor al pulso emitido desde un transmisor idéntico y ubicados entre sí frente a frente.

Por consiguiente, el procedimiento de operación puede resumirse en estos pasos:

1. Se emite un pulso en cierta orientación del sensor, se recogen todos los ecos detectables con el fin de percibir múltiples objetos, y se identifican todos los *CPs* a la salida del filtro.
2. Se encuentran todos los *CPs* provenientes de varias orientaciones que tengan los mismos tiempos de vuelo dentro de un intervalo de tolerancia, y se reúnen en un *Grupo de Picos de Correlación (GCP)*.
3. Rotar y repetir los pasos anteriores hasta irradiar el área de interés.
4. Descartar los *GCPs* inválidos (reglas en [15], pág. 483).
5. Estimar las orientaciones de los *RPs* minimizando:

$$\sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{j=1}^M \left[a_j e^{-\frac{4}{\theta_0^2}(\theta_i - d_j)^2} - y_i \right] \right\}^2 \quad (21)$$

donde M es el número de *RPs*.

6. Calcular las distancias a los *RPs* promediando los tiempos de vuelo de los *CPs* dentro de cada *GCPs*.
7. Entregar la posición: $(r, \theta) = (\text{distancia}, \text{orientación})$.

La ventaja fundamental es que no hay que lidiar con el problema de correspondencia entre varios receptores, utilizando el esquema mucho más simple de un único transmisor-receptor con capacidad de giro. Sin embargo, aunque el sistema encuentra efectivamente ciertos puntos de reflexión, estos pueden usarse como marcas siempre y cuando se asuma que todos los objetos están hechos de segmentos planos entre las marcas. Además, según el ejemplo de aplicación que consignan los autores, no todos los puntos de reflexión necesarios para una óptima navegación pueden extraerse en una sola exploración, de modo que habría de hacerse varias desde otras posiciones del robot para ir completando los *RPs* faltantes y aclarar el mapa del entorno. Por otro lado, las limitaciones experimentalmente determinadas se traducen en una separación mínima de 10.9° entre obstáculos, y axialmente, una distancia de separación de 5.5 cm por lo menos.

A partir de aquí cabe pensar que un sistema más complejo de múltiples receptores, incluyendo uno dedicado a la extracción de marcas mediante el método de *EAPs*, podría decidir sobre la forma de un obstáculo entre dos o más marcas sucesivas gracias a las correspondencias entre receptores, al mismo tiempo que con el uso de dichas marcas se tendría un salvavidas en la probable situación de ser imposible llevar a cabo la correspondencia entre los ecos de los diferentes receptores.

D. Método Ultrasonico de Reconocimiento de Formas basado en Técnicas Frecuenciales e Inteligencia Computacional

Esta propuesta [16], considera parámetros extraídos del dominio frecuencial adicionales a las características en el dominio del tiempo de las ondas ultrasónicas. El sistema consta de dos emisores y dos receptores manejados por un microcontrolador con interfaz a un PC. El microcontrolador gestiona la emisión y adquisición de ecos, mientras que el PC procesa la información para obtener distancia, orientación e identificación de los objetos. En la Figura 26 se muestra un diagrama de bloques general del hardware del *Sistema Ultrasonico de Reconocimiento de Formas (SURF)*, en el cual se destacan los *módulos de Emisión y Recepción* basados en los transductores 40T12B y 40R12B de 40 KHz usándose excitación pulsada con un tren de 4 pulsos de 15V aproximadamente; la *etapa de Control y Adquisición* de muestras, desarrollada alrededor del microcontrolador de 8 bits 68HC11 de MOTOROLA con un ADC a 125 kS/s; y la *Interfaz Serial* con el PC. El mando general del sistema y la lectura de datos corre por cuenta directamente de funciones en MATLAB [10], [22].

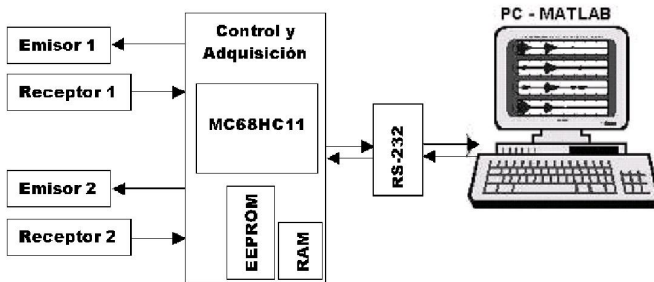


Fig. 26. Esquema General del Hardware del Sistema SURF. Fuente propia

Los transductores ultrasónicos están ubicados en las esquinas de un rectángulo imaginario, similar al implementado en [14]. A través de los dos receptores en la parte inferior del montaje se obtienen dos *puntos de vista* del eco producido por la reflexión en el objeto irradiado de la onda generada en *uno solo* de los emisores en la parte superior, y ya que se tienen dos emisores en el montaje, se recogen en total *cuatro perspectivas o cuatro señales de eco*. Durante la exploración y en cada emisión se toman y se almacenan 2000 muestras de la señal de eco captada por la línea de recepción activa, más una muestra del nivel de DC con el propósito de compensar el *offset* introducido por los circuitos.

Como paso siguiente se desarrolló una metodología para distinguir y discriminar los diferentes ecos contenidos en toda la extensión de la señal captada y registrada, sin importar demasiado los cambios en la forma de los mismos y sin requerir de una operación de *enventanado*, llevando posteriormente a la discriminación del eco de interés [21]. El método consiste básicamente en utilizar el cruce por cero de la función derivada aplicada a la envolvente del eco principal (tomando la idea en [9]) con el fin de aproximarse a su punto de inicio; pero en esta oportunidad, con la derivación discreta y su signo se detectan todos los ecos contenidos en la señal captada encontrando las pendientes de subida de sus envolventes. De esta manera, fue posible dividir la señal en *segmentos* delimitados por los puntos de inicio de cada eco identificado, pudiéndose así estimar sus *tiempos de inicio y puntos máximos*. A partir de allí es viable definir el eco completo (uno único o varios superpuestos) proveniente del obstáculo más cercano (Figura 27). La detección de lóbulos, la definición de los segmentos, la determinación de los ecos de interés y el cálculo de sus características en el tiempo, se reúnen en un procedimiento basado en *criterios y parámetros heurísticos*.

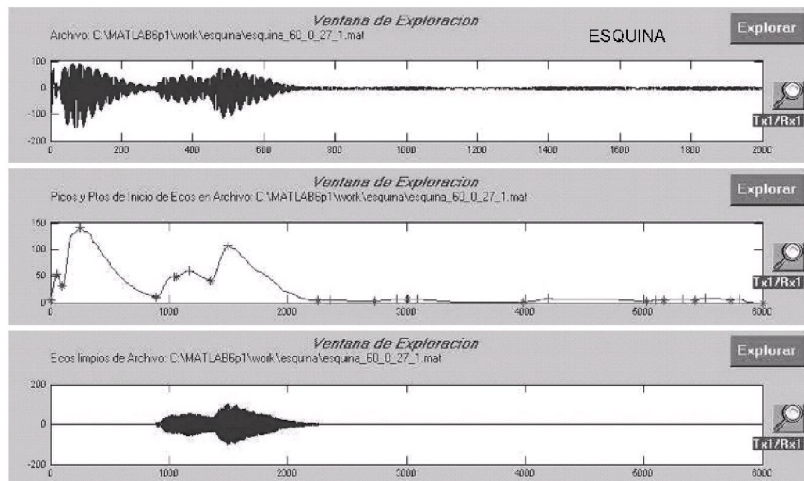


Fig. 27. Ejemplo de Discriminación automática de ecos para una señal captada a partir de la exploración de una esquina. a) Señal de eco completa. b) Segmentación de la señal mediante la detección de lóbulos. c) Eco de interés discriminado. Fuente: propia

En cuanto a las características empleadas se tiene:

- *Características en el Tiempo*: se eligieron 6 variables que guardan analogía con aquéllas que más frecuentemente se han usado en otros estudios y sistemas: *punto de inicio* (equivalente al tiempo de vuelo), *amplitud del pico siguiente al punto de inicio*, *instante del pico siguiente al punto de inicio*, *amplitud del pico máximo del eco principal* (en los casos de ecos superpuestos), y el *instante del pico máximo del eco principal*.

- *Características en el Espectro de Fourier*: se eligieron como variables características los primeros cuatro momentos estadísticos usualmente empleados en tratamiento de imágenes; específicamente se tomaron: la *media*, la *desviación estándar* (en lugar de la varianza que es el 2º momento), el 3º *momento* y el 4º *momento* alrededor de la media. De otra parte, se tomaron dos puntos de vista para realizar el análisis: tomando las muestras $F(w_n)$ del espectro de magnitud de Fourier de longitud $N/2$ como observaciones estadísticas, en cuyo caso y a manera de ejemplo, la media estaría definida por (22); y tomando el espectro como un *histograma*, caso en el cual la media sería como se enseña en (23):

$$media = \sum_{\frac{N}{2}} F(w_n) / \frac{N}{2} \quad (22);$$

$$media_h \approx \sum_{\frac{N}{2}} w_n \cdot F(w_n) / \frac{N}{2} \quad (23)$$

- *Características en las Envolventes Wavelet*: para el análisis con la *Transformada Wavelet Discreta* (DWT) se definieron y utilizaron 7 niveles de descomposición de los ecos ultrasónicos; con los coeficientes Wavelet resultantes se generaron envolventes Wavelet al tomar sus valores absolutos, y a partir de ellas se calcularon los mismos cuatro momentos estadísticos citados anteriormente. De igual manera que con

los espectros de Fourier, se adoptaron los dos puntos de vista para el análisis anteriormente explicado.

Para afrontar el problema del elevado número de características disponibles, se eligió la técnica del *Análisis en Componentes Principales* o *ACP* como herramienta para determinar la relevancia de las variables. Puesto que en cualquier proceso de eliminación de variables se perderá información, se debe encontrar cuántos ejes o características principales N_c se requieren para satisfacer un porcentaje dado de información P_{info} que desea conservarse. A partir de aquí, se desarrolló un procedimiento para la selección y eliminación de variables características que de manera automática es capaz de determinar y desechar aquéllas que son redundantes [23]. El algoritmo consiste fundamentalmente en definir *racimos* de variables suficientemente correlacionadas entre sí a través de todos los círculos de correlación generados con los N_c *ejes principales consecutivos* necesarios para conservar el porcentaje P_{info} . Posteriormente, se ordenan los *racimos* de acuerdo a dos criterios establecidos, y se eligen los más importantes como aquéllos que aglutinan racimos más pequeños, o que no están contenidos dentro de otro más grande; entonces, se toma de cada racimo sobreviviente la variable alrededor de la cual se formó, a la que se le dio el nombre de *cabeza de racimo*. Estas cabezas corresponden a las características elegidas. Al combinar varios análisis se adoptó la estrategia de llevar a cabo un proceso individual de reducción de variables asociadas con cada análisis para luego concatenar las que sobrevivieron y formar nuevos patrones combinados, a los cuales se somete a un nuevo proceso de reducción.

Por su parte, el clasificador empleado en el proyecto se compone de un banco de *MRNAs* y un algoritmo sencillo de decisión como muestra la Figura 28. Cada RNA se especializa en reconocer una forma de objeto distinta, por lo que su respuesta r_k es un valor entre 0 y 1 para indicar el grado de semejanza entre la forma del objeto explorado (caracterizado por el patrón presentado a dicha red) y la forma aprendida por la red.

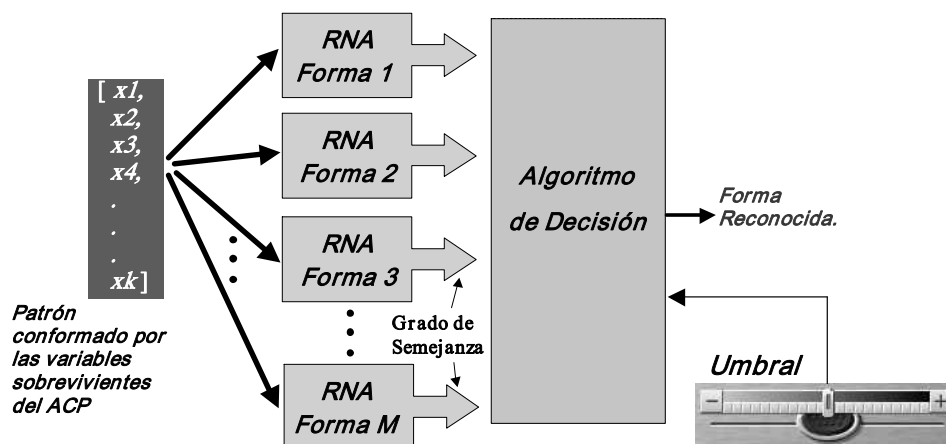


Figura 28. Etapa Neuronal de Reconocimiento. Fuente: propia

El algoritmo de decisión puede resumirse en la siguiente regla:

Si $\max\{r_m | m=1,2,\dots,M\} = r_k$ y $r_k \geq \text{umbral}$

\Rightarrow veredicto = forma k reconocida

Si $r_k < \text{umbral} \Rightarrow$ veredicto = forma desconocida

Los objetos utilizados en las pruebas fueron *plano*, *filo*, dos tipos de *esquina* y dos tipos de *cilindro* (4 formas diferentes). Cada objeto se ubicó en un total de 98 posiciones diferentes (menos para el filo) y definidas mediante distancia radial y orientación con respecto al centro de la arquitectura sensorial, la cual permaneció fija. La mitad de dichas posiciones se usó para obtener los ecos de entrenamiento, y el resto para conseguir los ecos de validación de las redes. En general, el desempeño del sistema logró superar el 95% de éxito en el reconocimiento para ciertas configuraciones de entre las más de 35 que se probaron durante la fase de experimentación.

La principal ventaja encontrada en este sistema tiene que ver con el hecho de que al complementar la información que en el dominio del tiempo se puede extraer de las señales estudiadas, con características calculadas en el dominio de la frecuencia, se logra un muy buen porcentaje de aciertos con solo cuatro señales de eco tomadas con un montaje estático de transductores, es decir, sin necesidad de girar o trasladar la arquitectura sensorial como en otros sistemas. Tal vez sea más interesante el hecho de que con este aumento importante de información pudo reducirse el montaje a 1 emisor y 2 sin reducirse el porcentaje de éxito en el reconocimiento. De hecho para algunas configuraciones del clasificador el comportamiento mejoró con respecto a la arquitectura inicial de 2 emisores y 2 receptores. Precisamente, una de las desventajas que se vislumbra es que al mismo tiempo, en algunas configuraciones del sistema, la inflación en la información obtenida conduce a confusiones del mismo (véase [20]). De cualquier manera, el éxito en el reconocimiento depende bastante del éxito en la discriminación del eco (de entre toda la señal captada) que proviene del obstáculo más cercano. De otro lado, el sistema no puede detectar múltiples obstáculos, al menos por ahora.

IV. CONCLUSIONES

Del estudio de los métodos de exploración anteriores es posible extraer cuatro conclusiones fundamentales en cuanto a la filosofía desarrollada en ellos. *La primera* se resume en lo siguiente: con una mayor cantidad de información recolectada de las señales ultrasónicas captadas, es posible conseguir un mayor número de formas de objeto reconocibles; sin embargo no es lícito excederse, pues se puede caer en la *maldición de la dimensionalidad*. No es necesario analizar demasiado el asunto en cuestión para darse cuenta de que entre dos objetos distintos basta con una diferencia

identificable entre ellos para reconocer a cada uno; pero con un conjunto más grande de objetos es muy probable que una sola característica no baste. En segundo lugar, el incremento en la información necesaria puede darse mediante dos vías diferentes: medir o calcular más características inherentes a los ecos registrados con el fin de detectar y reconocer una forma de objeto en cada exploración, o llevar a cabo varias exploraciones antes de que el sistema sea capaz de dar un veredicto sobre la posición y la forma del objeto; aunque también pueden combinarse estas dos maneras de proceder [3].

Como tercer punto, la capacidad de un sistema ultrasónico para detectar y reconocer varios objetos a la vez, ya sea mediante una o más exploraciones, depende claramente de su habilidad para hacer correspondencias entre ecos captados en receptores diferentes pero generados en la misma emisión. No obstante, el problema con la correspondencia, es que al necesitar mínimo dos ecos provenientes aproximadamente del mismo punto en el entorno, si alguno de ellos es demasiado débil para ser detectado, la correspondencia no es posible realizarla; si por el contrario es posible, subyace aún la probabilidad de que los ecos captados sean el resultado de varias reflexiones sucesivas sobre distintos obstáculos (efecto de *especularidad*) que van a ser interpretados como un obstáculo quizás más lejano de lo que en realidad están los primeros.

Como cuarta conclusión, cabe decir que si bien la información extraída de los ecos es fundamental para el reconocimiento de los objetos, es el algoritmo de clasificación quien determina el desempeño final del reconocedor. Es muy interesante el estudio hecho en [3] con distintos métodos estadísticos de clasificación de patrones, y en el que las RNA debido a su capacidad de generalización y carácter no lineal permiten alcanzar un éxito de más del 95%. Lo anterior también se evidencia en el Sistema Ultrasónico para el Reconocimiento de Formas de [16] que emplea características en el tiempo, características provenientes de los espectros de Fourier y otras extraídas de las envolventes Wavelet, e involucra para su procesamiento la técnica del ACP y varias RNA especializadas como herramientas de clasificación, consiguiendo así unos porcentajes de acierto suficientemente altos y comparables con los resultados exhibidos en otros trabajos, a pesar de que el montaje sensorial permanezca estático a diferencia del sistema en [3]. También hay que resaltar el hecho notable de que al combinar los tres grupos de características y someterlos a un algoritmo de reducción de variables, se conservan características provenientes de los tres análisis, y como consecuencia adicional de la información complementaria que ofrecen dichas variables, se tiene la posibilidad ventajosa de reducir el montaje sensorial a *un único emisor y dos receptores*, en contraste con la tesis expuesta en [13] para una configuración sensorial mínima de transductores ultrasónicos.

REFERENCIAS

- [1] Barshan B., Kuc R. (1990), Differentiating Sonar Reflections from corners and planes by employing an Intelligent Sensor. En: IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Junio de 1990, pp. 560-569.
- [2] Barshan B. (1999), Location and Curvature Estimation of Spherical Targets Using Multiple Sonar Time – of – Flights Measurements. En: IEEE transactions on Instrumentation and Measurement, Vol 48, No.6 Junio de 1999, pp. 1212-1223.
- [3] Barshan B., Ayrulu B., Utete S. (2000), Neural Network-Based Target Differentiation Using Sonar for Robotics Applications. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol 16, No.4 Agosto de 2000, pp. 435-442.
- [4] Barshan B. (2007), Accurate Profile Extraction And Mapping By Intelligent Processing Of Ultrasonic Range Data. En: Electronic Letters, Noviembre de 2007, Vol.43, No.24.
- [5] Beckerman M., Oblow M. (1990), Treatment of systematic Errors in the Processing of Wide Angle sonar Sensor Data for Robotic Navigation. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol. 6, No.2, Abril de 1990, pp.137-145.
- [6] Bo Chang C., Jung-Hua C. (2008), A Corner Differentiation Algorithm By A Single Sonar Sensor For Mobile Robots. En: Asian Journal of Control, Vol. 10, No. 4, Julio de 2008, pp. 430-438.
- [7] Carlin B. (1979), Ultrasonía. Ed. Urmo. España.
- [8] Choset, H., Nagatani, K., and Lazar, N.A. (2003), The Arc-Transversal Median Algorithm: A Geometric Approach To Increasing Ultrasonic Sensor Azimuth Accuracy. En: IEEE Trans. Robot. Autom., 2003, Vol 19, No.3, pp. 513–522.
- [9] Ebisawa Y. (2002), A Pilot Study on Ultrasonic Sensor – Based Measurement of Head Movement. En: IEEE transactions on Instrumentation and Measurement, Vol 51, No.5 Octubre de 2002, pp. 1109-1115.
- [10] Instrument Control Toolbox, Version 1. Mathworks, 2000.
- [11] Kelly A. (1996), Introduction to Mobile Robots. The Robotics Institute. Enlace: <http://www.frc.ri.cmu.edu/~alonzoc/course/course.html>
- [12] Kinsler L., Frey A., Coppens A., Sanders J. (1995), Fundamentos de Acústica. Ed. Limusa Noriega Editores, 3ª. Edición, México.
- [13] Kleeman L., Kuc R. (1995), Mobile Robot Sonar for Target Localization and Classification. En: International Journal of Robotics Research, Vol. 14, No. 4, Agosto 1995, pp. 295-318.
- [14] Kleeman L. (2001), Advanced Sonar Sensing. En: Proceedings 10th International Symposium Robotics Research, Noviembre 2001, Lorne Victoria Australia, pp. 286-295.
- [15] Ko J., Kim W., Chung M. (1996), A Method of Acoustic Landmark Extraction for Mobile Robot Navigation. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol 12, No.3 Junio de 1996, pp. 478-485.
- [16] Kuc R., Siegel M. (1987), Physically Based Simulation Model for Acoustic Sensor Robot Navigation. En: IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol PAMI-9, No.6 Noviembre de 1987, pp. 766-778. Citado por [14].
- [17] Lim W.S., Rao M.V.C. (2006), Effective Sonar Target Classification via Parallel Structure of Minimal Resource Allocation Network. En: International Journal of Computational Intelligence, primavera de 2006. Disponible en: <http://www.waset.org/journals/ijci/v2/v2-2-16.pdf>
- [18] Peremans H., Audenaert K., Campenhout J. (1993), A High-Resolution Sensor Based on Tri-Aural Perception. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol 9, No.1 Febrero de 1993, pp. 36-48.
- [19] Restrepo A. D., Millán J. C. (1999), Medición de Nivel en Líquidos Inmiscibles con un Sensor Ultrasonico Inteligente. Tesis de Ingeniería Electrónica, Escuela de Ing. Eléctrica y Electrónica, Universidad del Valle.
- [20] Restrepo G. Andrés D., Loaiza C. Humberto, Caicedo B. Eduardo F. (2008), Sistema Ultrasonico de Reconocimiento de Formas basado en Analisis Frecuencial e Inteligencia Computacional. En: Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de IA. Vol. 12, No. 38, año 2008, pp. 27-38.
- [21] Restrepo A. D., Loaiza H., Caicedo E. F. (2005), Procedimiento de Discriminación de Ecos Relevantes en una Señal de Sonar. En: Revista de la Escuela Colombiana de Ingenieros (ECI), Año 15, No. 60, octubre – diciembre de 2005, pp. 36-41.
- [22] Restrepo A. D., Loaiza H., Caicedo E. F. (2006), Control y Adquisición Serial de Señales Ultrasonicas con Matlab. Ingeniería e Investigación, Revista de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Colombia, Vol.26, No.1, abril de 2006, pp. 103-109.
- [23] Restrepo A. D., Loaiza H., Caicedo E. F. (2007), Procedimiento de Reducción Automática de Variables en Patrones Característicos. En: Tecnura, Revista Institucional Facultad Tecnológica Universidad Distrital F.J.C., No. 20, I semestre de 2007, pp. 19-30.
- [24] Veelaert P., Bogaerts W. (1999), Ultrasonic Potential Field Sensor for Obstacle Avoidance. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol 15, No.4, Agosto de 1999, pp. 774-779.
- [25] Wehn H., Bélanger P. (1997), Ultrasound-Based Robot Position Estimation. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol 13, No.5, Octubre de 1997, pp. 682-692.
- [26] Wijk O., Christensen H. (2000), Triangulation-Based Fusion of Sonar Data with Application in Robot Pose Tracking. En: IEEE transactions on Robotics and Automation, Vol 16, No.6, Diciembre de 2000, pp. 740-752.