

Detección, estimación y problemas inversos con sistemas sonar*

Detection, Estimation and Inverse Problems with Sonar Systems

Recibido: 14 de junio de 2017 - Aceptado: 25 de junio de 2017

Para citar este artículo: F. Vallejo, B. Rodríguez, M. Herrera «Detección, estimación y problemas inversos con sistemas sonar». *Ingenium*, vol18, n.º 36, pp. 67 -80, junio de 2017



Felipe A. Vallejo**
Belman Jahir Rodríguez***
Marcelo Herrera Martínez****

Resumen

El objetivo del presente trabajo es hacer una introducción a la teoría básica utilizada para extraer información y cómo hacer un procesamiento de señales óptimo para sistemas SONAR activos o pasivos. En especial, se revisa cómo se catalogan los problemas típicos que se tratan en sistemas tipo sonar. Se revisa la teoría estadística que se usa en el procesamiento de señal acústica y se estudia el comportamiento de las curvas características de operación cuando se varía la varianza de las distribuciones de probabilidad de ruido y de señal en presencia del ruido. Por último, se revisa la teoría de fondo de los problemas inversos y el procesamiento de campo ajustado para aplicarlo en un futuro a un sistema de visualización acuática en condiciones de poca visibilidad.

* Proyecto de Investigación *Desarrollo de sistemas de monitoreo bioacústico para el monitoreo de especies acuáticas*, Grupo de Investigación *Acústica Aplicada*

** Ms. y PhD. en física aplicada de University of Maryland, Baltimore County, físico y magister en ciencias, física, de la Universidad de los Andes, Profesor Titular de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Buenaventura, Sede Bogotá. E-mail: fvallejo@usbbog.edu.co.

*** Ingeniero de sonido, de la Universidad de San Buenaventura, Sede Bogotá. profesor asistente de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Buenaventura. E-mail: brodriguez@usbbog.edu.co.

**** PhD. en acústica de la Universidad Técnica de Praga, ingeniero electrónico, Ms. en Radioelectrónica y profesor titular de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Buenaventura, sede Bogotá. E-mail: mherrera@usbbog.edu.co.

Palabras clave

Sonar, Inversión Estadística, Procesamiento de Campo Ajustado, Tomografía Acústica Oceánica, Señales de audio.

Abstract

The present work introduces the reader to the basic theory used to optimally extract and process information in passive and active sonar systems. In particular, the typical problems addressed when implementing sonar technology systems are reviewed. The work also covers the basic statistical theory that is used in acoustic signal processing and the behavior of the receiving operating characteristics (ROC) when dealing with probability density functions for noise and signal in presence of noise with varying standard deviations. Finally, we review the underlying theory of inverse problems and model based matched field processing that will be implemented in a future visualization system for under water applications.

Keywords

Sonar, Statistical Inversion, Matched Field Processing, Ocean Acoustic Tomography, Audio signals.

1. Introducción

Los sistemas SONAR son dispositivos que se usan en los procesos de navegación, comunicación o detección de objetos en el aire o agua. En general, estos dispositivos se dividen de acuerdo con su construcción en sonares activos, sistemas que emiten y a la vez detectan ondas sonoras y los sonares pasivos, que únicamente pueden detectar perturbaciones sonoras [1], [2], [3], [4].

En el proceso de realización de estudios biológicos con especies acuáticas, los investigadores se ven limitados para visualizar las especies debido a las condiciones de turbidez y demás limitaciones que se presentan en medios acuáticos [5]. Por esto, es deseable tener un sistema de monitoreo de especies acuáticas que no esté limitado por las pobres condiciones visuales; un sistema de visualización con tecnología sonar es idóneo para este fin. Adicionalmente, al usar estos sistemas es posible extraer información de interés de los distintos especímenes al aplicar distintos modelos físicos y al estudiar las reflexiones de los pulsos generados por el sistema sonar. Para hacer el procesamiento de señales en sistemas sonar, ya sean pasivos o activos, es necesario estudiar la transferencia de información acústica que se da entre la fuente, el medio de propagación y el detector de las señales ultrasónicas. La información transmitida (la señal) es alterada por el medio y el ruido inherente a este y al proceso de captura de audio. Por este motivo, para hacer un procesamiento de señales adecuado es necesario describir el fenómeno de manera estadística, para incluir los fenómenos aleatorios propios del ruido en el medio de propagación u otros tipos de ruido.

El procesamiento de señales acústicas en el agua se suele clasificar en tres tareas principales: (1) detección de señal, (2) estimación de parámetros y (3) clasificación [2], [3]. En Detección, el objetivo principal es determinar si la señal recibida por el detector posee o no una señal deseada, esto se reduce a una decisión binaria (existe o no existe esta señal). En el problema de Estimación, lo usual es extraer los valores numéricos de ciertos parámetros físicos, ya sean propios a la señal detectada, la fuente de esta o algún parámetro del medio. A los problemas de estimación más complejos en los que se ven involucradas las propiedades del detector, el medio y de la fuente se les suele denominar *Problemas Inversos*; ejemplos de estos son la extracción de propiedades del fondo marino (densidad, temperatura, etc.) de la señal recibida o la caracterización de una fuente u objetivo. A este problema inverso a veces se le conoce como clasificación. En estos casos resulta conveniente tener en cuenta dos clases: los paramétricos y los no-paramétricos. Los paramétricos suelen ser problemas en los que se busca asignar valores a ciertas características ya sean de la señal, la fuente, o el medio.

En detección, la calidad del detector se medirá con la probabilidad de detección de una señal para una probabilidad de falsa alarma dada, en el problema de estimación, un indicador importante de la calidad del valor estimado es la desviación estándar que arroje el proceso estadístico usado. Estos conceptos se contemplarán más en detalle en las siguientes secciones. En la sección 2 se explica el concepto de umbral de detección y se explica el problema de cómo detectar una señal en presencia de ruido; en la sección 3 se formula la teoría estadística necesaria para detectar señales en presencia de ruido y se introducen los conceptos de probabilidad de detección, probabilidad de falsa alarma, curvas características de operación y el índice de detectabilidad; en la sección 4 se introduce la función de máxima verosimilitud que sirve para estimar parámetros físicos de los datos experimentales captados por el detector usando la inversión estadística; en las secciones 5 y 6 se estudia el problema binario de detección y a partir de este se deducen las ecuaciones del sonar activo y pasivo; finalmente, en las secciones 7 y 8 se contextualizan los problema de inversión estadística y procesamiento de campo ajustado a la geometría propia del problema del sonar. Esta teoría y tipo de procesamiento serán implementadas a futuro en un sistema de visualización acuático que nos permitirá clasificar el lecho marino con base en sus propiedades constitutivas y detectar biomasa en condiciones acuáticas.

2. Umbral de detección

El concepto de umbral de detección es importante cuando se monitorean señales físicas reales provenientes de algún proceso físico. Normalmente, se registrarán señales de voltaje; dependiendo de la aplicación, el voltaje representará alguna cantidad física que se desea monitorear. En el caso del sonar, la señal de voltaje registra el nivel de presión sonora en el detector con el uso de transductores electro-acústicos. Estas señales experimentales se verán afectadas por algún tipo de ruido inherente al mecanismo de transducción física que se use o debido a ruido del medio de propagación de la onda. Se define entonces el umbral de detección [2], DT, como

$$DT = 10 \log \left(\frac{S}{N} \right) \text{ [dB]} = DT_1 - 10 \log(w) \text{ [dB]} \quad (1)$$

Acá **S** es la potencia de la señal, **N** es la potencia del ruido que están distribuidas en un ancho de banda w , que debe estar en HZ. También se define DT_1 como el umbral de detección cuando el ancho de banda es 1 HZ, esto es:

$$DT_1 = 10 \log \left(\frac{S/1\text{Hz}}{N/w} \right) \text{ [dB]} \quad (2)$$

Si la señal es conocida, el procesamiento de señales óptimo para estos casos se basa en la correlación cruzada, $F(T)$, que compara la señal conocida con la señal en presencia del ruido. Sea $s(t)$ la señal, con duración τ , y el ruido dado por $n(t)$. Así, la señal recibida estará dada por $r(t) = s(t - T') + n(t)$, donde T' es la suma del retraso entre la señal con el eco. La correlación cruzada viene dada por:

$$F(T) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)r(t+T)dt \quad (3)$$

donde T es un tiempo de retraso arbitrario. Insertando el valor de $r(t)$ queda

$$F(T) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)s(t+T-T')dt + \int_{-\infty}^{\infty} s(t)n(t+T)dt \quad (4)$$

La integral en la izquierda en la anterior ecuación se maximiza cuando $T = T'$. La segunda se anula pues las señales $s(t)$ y $n(t)$ se asumen independientes, es decir, con energía mutua igual a cero. Note que $F(T)$ es importante a la hora de detectar la salida A del sistema. El índice de detectabilidad, d (ver siguiente sección para una definición más detallada), para este caso se toma como:

$$d = (2w\tau S/N)^{1/2} \quad (5)$$

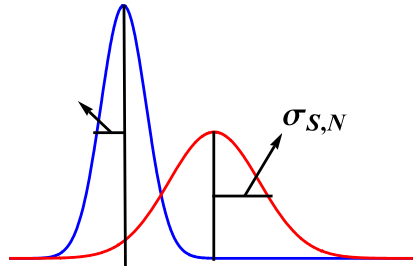
3. Detección de señales en presencia de ruido

La detección de una señal en presencia del ruido se reduce al proceso de filtrado de cierta información deseada, una señal, de la señal recibida que contiene ambos la señal y cierta información indeseada, el ruido. Denotamos con la variable $A(t)$ el valor instantáneo de la señal total; esto es independiente del mecanismo físico con el cual se obtiene la señal. Se observa en $\rho_N(A_i)$ la densidad de probabilidad de obtener el valor de A_i en presencia únicamente del ruido. De igual forma, definimos $\rho_{S,N}(A_i)$ la densidad de probabilidad de obtener el valor de A_i cuando existe una señal en presencia del ruido [2]. Suponga ρ_N y $\rho_{S,N}$ tienen una distribución normal con promedio μ_N y $\mu_{S,N}$ y con varianzas σ_N y $\sigma_{S,N}$ respectivamente. Las densidades probabilidad ρ_N y $\rho_{S,N}$ deben estar normalizadas, esto es:

$$\int_0^{\infty} \rho_N dA = \int_0^{\infty} \rho_{S,N} dA = 1 \quad (6)$$

En la figura 1 se muestran las densidades de probabilidad Gaussiano y (derecha) una señal en presencia de un ruido Gaussiano, note que σ_N y $\sigma_{S,N}$ se toman distintos.

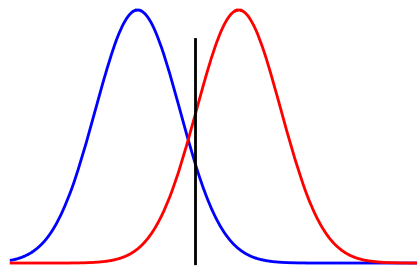
Figura 1. Funciones de densidad de probabilidad (izquierda) de un ruido



Fuente: elaboración propia 2017

El criterio estadístico para detectar que una señal deseada está presente en la señal medida es seleccionar un valor umbral AT y si el valor medido AI de la señal supera dicho umbral, esto es $AI > AT$, se dirá que la señal está presente. De igual forma, si $AI < AT$, diremos que la señal está ausente. Al aplicar dicho criterio cada decisión que se tome tendrá una probabilidad de ser correcta o incorrecta. A la probabilidad de una detección verdadera la denotamos con el valor $P(D)$ y la probabilidad de falsa alarma la denotamos con el valor $P(FA)$.

Figura 2. Funciones de densidad de probabilidad mostrando la probabilidad de detección verdadera $P(D)$, la probabilidad de falsa alarma $F(FA)$ y el valor del umbral de detección AT . Note de la ecuación (7) que para el caso en la gráfica $P(D)$ incluye el $P(FA)$.



Fuente: elaboración propia 2017

En la figura 2, $P(D)$ sale de calcular el área bajo la curva de PS,N a la derecha de AT y $P(FA)$ sale de calcular el área bajo la curva de PN a la derecha de AT , esto es:

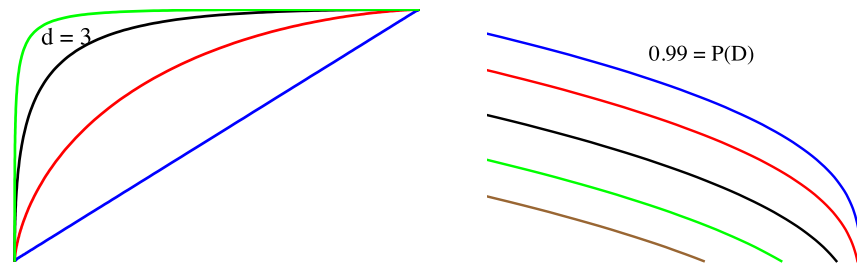
$$P(D) = \int_{A_T}^{\infty} \rho_{S,N} dA \quad \text{y} \quad P(FA) = \int_{A_T}^{\infty} \rho_N dA \quad (7)$$

Se define como el índice de detectabilidad d a la separación entre las medias μ_N y $\mu_{S,N}$ en desviaciones estándar [2], [4]. En el caso particular en el que ambas distribuciones son Gaussianas con igual desviación estándar, σ , tendremos que:

$$d = (\mu_{S,N} - \mu_N) / \sigma \quad (8)$$

Si las desviaciones σ_N y $\sigma_{S,N}$ son diferentes, se reemplaza $\sigma \sqrt{(\sigma_{S,N}^2 + \sigma_N^2) / 2}$ por en la ecuación (8). La escogencia de A_T define el criterio de detección. Para escoger un A_T válido hay que encontrar un balance adecuado entre la probabilidad de detección, $P(D)$, y la probabilidad de falsa alarma, $P(FA)$, y esto a su vez depende de la separación entre las medias μ_N y $\mu_{S,N}$, y el tipo las dos distribuciones de probabilidad ρ_N y $\rho_{S,N}$. Es de gran utilidad generar una gráfica que permita analizar estas diferencias de manera visual. Esta representación gráfica se le denomina *Características de Operación del Recibidor* o ROC (con sus siglas en inglés), ver figura 3 y 4.

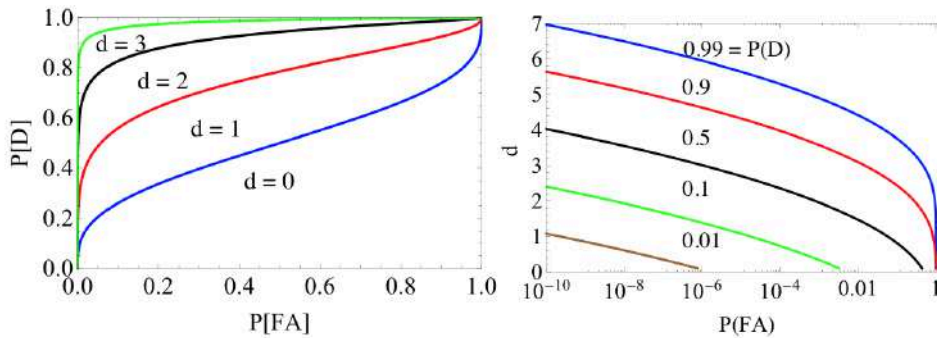
Figura 3. Características de Operación del recibido ROC para distribuciones independientes Gaussianas con $\sigma_N = \sigma_{S,N}$. (izquierda) $P(D)$ vs. $P(FA)$ para distintos índices de detectabilidad d . (Derecha) d vs. $P(FA)$ para distintas probabilidades de detección.



Fuente: elaboración propia 2017

Se puede observar en la figura 2 que al incrementar el valor de A_T de cero a un valor arbitrario $P(D)$ y $P(FA)$ decrecen de la unidad a cero. En las figuras 3 y 4 (izquierda) se muestran las gráficas del ROC que surgen de graficar $P(D)$ vs. $P(FA)$ cuando se varía el umbral A_T . Este comportamiento depende la separación entre μ_N y $\mu_{S,N}$, esto es del valor de d , y en las figuras 3 y 4 (izquierda) se presentan varias de estas curvas con distinto d . En las gráficas de la derecha de las figuras 3 y 4 se muestra como varía d vs. $P(FA)$ tomando $P(D)$ constante. Esto se logra fijando los valores de A_T y $\mu_{S,N}$, y se varía el μ_N para variar $P(FA)$ (Ver figura 2). Determinar las curvas ROC para un proceso de detección arbitrario es un proceso laborioso ya que toca determinar $P(D)$ y $P(FA)$, que ya de por si es complicado, para distintos valores de d .

Figura 4. Características de Operación del recibido ROC para distribuciones independientes Gaussianas con $2\sigma_N = \sigma_{s,N}$. (Izquierda) $P(D)$ vs. $P(FA)$ para distintos índices de detectabilidad d . (Derecha) d vs. $P(FA)$ para distintas probabilidades de detección.



Fuente:

elaboración propia 2017

Las características de operación varían bastante dependiendo del par receptor-emisor y no necesariamente ρ_N y $\rho_{s,N}$ tendrán una distribución normal ni la misma varianza. Para estudiar el efecto de variar la varianza entre las distribuciones mostramos las características de operación que obtuvimos utilizando el software Mathematica® y asumiendo distribuciones normales. En la Figura 3 mostramos las características de operación para el caso en el $\sigma_N = \sigma_{s,N}$. En la Figura 4 mostramos las características de operación para el caso en que las desviaciones estándar, $2\sigma_N = \sigma_{s,N}$. Para este último observamos un comportamiento distinto al visto en la figura 3, en la gráfica izquierda de $P(D)$ vs. $P(FA)$ por ejemplo y se observa que las curvas crecen más rápido al incrementar el valor de $P(FA)$ de 0 a 1, mientras que separación entre las curvas vistas en la figura de la derecha de d vs. $P(FA)$ aumentan. Esto quiere decir que se tendrá una $P(FA)$ baja y una $P(D)$ alta para índices de detectabilidad menores que los observados en la figura 3. Los resultados para el caso $\sigma_N = 2\sigma_{s,N}$ no se muestran acá pero como es de esperarse cuando, $\sigma_N = 2\sigma_{s,N}$ se observa el efecto es contrario al de la figura 4. Esto es, en el caso de las curvas de $P(D)$ vs. $P(FA)$ se observó que las curvas crecen más lentamente al incrementar el valor de $P(FA)$ que lo visto en la gráfica izquierda de las figuras 3 y 4. De igual forma, se observó que la separación entre las curvas de d vs. $P(FA)$ disminuye respecto a lo observado en las figuras 3 y 4 (derecha).

4. La función de Verosimilitud e Inferencia Estadística.

En los problemas de inversión en acústica submarina se busca estimar parámetros físicos a partir de los datos obtenidos de medir señales acústicas [1]. La función de verosimilitud nos permite hacer esto con el uso de probabilidades condicionales y el Teorema de Bayes. El Teorema de Bayes puede enunciarse de la siguiente forma:

$$P(M|D) = P(D|M) \frac{P(M)}{P(D)} \quad (13)$$

Acá M es el valor de cierto(s) parámetro(s) acústico, D es el resultado de la medición acústica, $P(M|D)$ es la probabilidad condicional que el parámetro valga M , dado que la medición arrojó D , $P(M)$ es la probabilidad de que M sea verdadero, $P(D)$ es la probabilidad que la medición sea válida y arroje un resultado D y, $P(D|M)$ es la probabilidad condicional que una medición arroje un resultado D , dado que M sea cierto. De la estructura de la ecuación (13) definimos la función de verosimilitud, $L(M)$, de la siguiente forma [6]:

$$\sigma(M) = L(M)p(M) \quad (14)$$

Acá $\sigma(M)$ se le denomina la *probabilidad a posteriori* que el valor M sea verdadero dado que el experimento dio D , acá se omite D en esta notación. Note que $\sigma(M)$ debe ser proporcional a $P(M|D)$; $p(M)$, se le denomina la *probabilidad a priori* que el valor M sea válido antes de la medición y es proporcional a $P(M)$. Las ecuaciones (13) y (14) son equivalentes, pero como $P(D)$, que representa la probabilidad global que el experimento y el modelo sean válidos, es en general desconocida la ecuación (14) suele ser usada en la práctica y es entonces necesario normalizar $L(M)$.

Este concepto es muy importante pues nos permite estimar el(los) parámetro(s) de cierto modelo matemático encontrando el valor de M_{MAX} que maximice el valor de $\sigma(M)$. De la ecuación (14) se ve que esto es equivalente a maximizar $L(M)$. El M_{MAX} que resulta de esta optimización es el valor de parámetros que maximiza la función de verosimilitud para cierto resultado, D , de una medición acústica. Esto es, el valor de parámetros que más se ajusta a los datos obtenidos. Es por este motivo que a estos problemas se les denomina estimación por máxima verosimilitud.

5. Problema binario de detección.

En general, los problemas de detección en sistemas sonares se abordan aplicando la hipótesis binaria que es un tema bien conocido en estadística [1], [3]. En el contexto del sonar, los problemas binarios se resumen en determinar la existencia o no existencia de una señal incidiendo sobre el detector del sistema. A este tipo de detector se le denomina el detector Neyman-Pearson (NP) [1]. El detector NP entrega la máxima probabilidad de detección para una probabilidad de falsa alarma dada, el desempeño de dicho detector se determina estudiando las características de operación que se mencionaban anteriormente.

El problema de hipótesis binario se formula comúnmente de la siguiente forma [1]. Sea μ el nivel DC de la señal, se n un ruido tipo Gaussiano con varianza σ^2 y sea y la señal recibida en el detector. Se manejan dos hipótesis H_0 , no hay señal en el detector solo ruido, y H_1 , hay señal y ruido en el detector.

$$\begin{aligned} H_0 : y &= n \\ H_1 : y &= \mu + n \end{aligned} \quad (8)$$

Las funciones de probabilidad asociada a cada hipótesis vienen dadas por

$$P(Y|H_0) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} e^{-y^2/2\sigma^2} \quad (9)$$

y

$$P(Y|H_1) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} e^{-(y-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (10)$$

Así, el ratio de verosimilitud del detector N-P esté dado por

$$L = \frac{P(Y|H_1)}{P(Y|H_0)} = e^{(y^2 - (y-\mu)^2)/2\sigma^2} \quad (11)$$

El detector NP determina que H_1 es verdadero si $L > \beta$, acá β se relaciona con el umbral de detección mencionado en la sección 2 y está determinado por la probabilidad de falsa detección asociada al detector. Entonces H_1 será verdadero si:

$$\frac{y\mu}{\sigma^2} > \frac{\mu^2}{\sigma^2} + \ln(\beta) \quad (12)$$

La ecuación (12) relación el nivel de la señal buscada μ con la señal recibida en el detector y y la probabilidad de falsa detección asociada al detector. Aplicando esta misma idea se puede aplicar este mismo concepto a distintos sistemas sonares y distintas condiciones. A estas relaciones se les conoce popularmente con el nombre de ecuaciones del sonar y se tratarán en la siguiente sección.

6. Las ecuaciones del sonar

En la mayoría de las aplicaciones de sistemas sonar acuáticos la principal función es detectar una señal en presencia de ruido. La ecuación del sonar relaciona a la señal recibida por el detector, SL , con el nivel de ruido detectado, NL , y el umbral de detección, DT , mencionado anteriormente, de la siguiente forma

$$SL \geq NL + DT \quad (13)$$

Nótese que la ecuación (13) tiene la misma estructura de la ecuación (12). La señal medida por el detector, SL , debe superar la señal de ruido presente, NL , más un nivel de umbral, DT , para que se pueda decir que hay una señal presente en detector para cierta $P(FA)$. Adicionalmente, al estudiar sistemas sonar hay que tener en cuenta otros factores que son de importancia como los son las pérdidas en señal debido a la transmisión, la geometría del sistema de detección, reverberación, entre otras. Estos factores dependerán del sistema en particular que se use y el medio en donde este se encuentre.

6.1. Sonar pasivo

Los sistemas de sonar pasivo constan de un único receptor que capta el sonido de alguna fuente externa. Como la fuente de sonido se encuentra separada del receptor del sistema sonar y como habrá pérdidas acústica por absorción, es necesario agregarle un

término de pérdidas por transmisión, TL , del lado derecho de la ecuación (13). Adicionalmente, los transductores electroacústicos receptores (y emisores) son direccionales, esto es, responden mejor a incidencia normal que oblicua. Por este motivo, si la fuente no está en incidencia normal la señal captada por el detector se verá reducida por un factor que equivalente al índice de directividad de la fuente, $DI(\theta)$, que varía con el ángulo de incidencia, θ , y la ecuación del sonar pasivo resulta

$$SL \geq NL - DI(\theta) + TL + DT \quad (14)$$

6.2. Sonar activo

Los sistemas de sonar activo constan de dos transductores electroacústicos, un emisor, que genera una señal acústica y un receptor que capta las reflexiones causadas por cualquier obstáculo que se interponga al paso de la señal generada por el emisor. Como la señal reflejada tiene que volver al sonar para ser captada por el receptor las pérdidas por transmisión se duplican a $2TL$, acá asumimos que el emisor y el receptor tienen la misma ubicación. Adicionalmente, como el sonido perderá energía al ser reflejado por algún obstáculo dispersor, es necesario agregarle un término de pérdidas por dispersión, TS , del lado derecho de la ecuación (14). Con estas modificaciones la ecuación del sonar activo se plantea como

$$SL \geq NL - DI(\theta) + 2TL - TS + DT \quad (15)$$

Existe otro fenómeno que ayuda afecta la señal recibida por el receptor esto es la reverberación. La reverberación en sonares acuáticos se da típicamente en aguas de poca profundidad cuando hay condiciones que favorecen múltiples reflexiones. En este caso, como la señal en el detector será captada por múltiples direcciones no habrá un efecto directivo sobre el sensor y por esto se omite el término, $DI(\theta)$. Por último, reemplazamos en nivel de ruido por el nivel de reverberación, RL , y la ecuación del sonar para este caso es

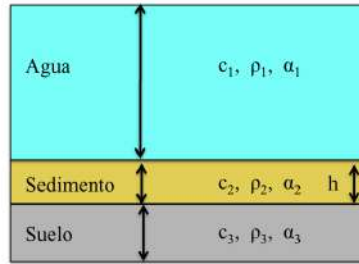
$$SL \geq RL + 2TL - TS + DT \quad (16)$$

7. Problemas de Inversión

El problema de inversión consiste en inferir información acerca de un sistema de una medición de alguna cantidad física que sea obtenida de alguna interacción con el sistema [1]. En el contexto de un sistema sonar activo en medio acuoso podemos inferir propiedades del medio acuático al emitir pulsos acústicos con el emisor y monitorear el sonido reflejado por el medio con el receptor. Para poder extraer algún parámetro físico es necesario partir de un modelo físico que prediga la interacción del sonido con el agua, esto varía con la aplicación. Al comparar los datos medidos por el receptor con el valor simulado con el modelo se pueden extraer los parámetros físicos que ajusten mejor la simulación con el experimento.

La definición formal del problema de inversión relaciona los parámetros a extraer del modelo $\mathbf{m} = [m_1, m_2, \dots, m_n]^T$ y los datos medidos con el receptor $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T$. En el problema del sistema sonar en medio acuático, los parámetros \mathbf{m} podrían depender de densidades, velocidad del sonido y atenuaciones de las distintas capas que formen el modelo, ver Figura 5.

Figura 5. Ejemplo de un modelo acústico de una capa de agua, una capa de sedimento de altura h , y una capa de piso. Parámetros del modelo del i -ésimo medio densidad ρ_i , atenuación α_i , velocidad del sonido c_i .



Fuente: elaboración propia 2017

Dado un modelo $F(\mathbf{m})$ la relación entre los datos medidos y los parámetros del modelo se puede expresar por

$$\mathbf{d}_0 = F(\mathbf{m}). \quad (17)$$

Este es el problema directo, el caso ideal (en ausencia de ruido) en el que los datos son perfectamente reproducidos por un set de parámetros dado \mathbf{m} . El problema de estimar los parámetros de un conjunto de datos medidos \mathbf{d} es el problema inverso, esto es

$$\mathbf{m} = F^{-1}(\mathbf{d}). \quad (18)$$

Este problema es, en general, complejo y difícil de resolver. Lo que se hace es construir un modelo y se ajusta los datos experimentales por medio de técnicas estadísticas. Desafortunadamente, la solución a este problema generalmente no es única y variaciones pequeñas en los datos pueden generar grandes cambios en el ajuste de los parámetros. Ya que en cada medición real habrá efectos de ruido y el valor medido \mathbf{d} vendrá dado por

$$\mathbf{d} = \mathbf{d}_0 + \mathbf{n}. \quad (19)$$

Acá \mathbf{d}_0 es el valor real de la medición y \mathbf{n} es la contribución del ruido. El ruido puede tener dos tipos de origen: (1) debido a mediciones imprecisas o ruido y (2) debido a una incompleta caracterización del sistema por parte del modelo. Por esto, es necesario hacer un modelo estadístico para poder extraer la mayor cantidad de información de las mediciones y darle un trato adecuado al efecto del ruido. Desafortunadamente, esto normalmente desencadena en problemas no-lineales difíciles de resolver. En general, el espacio de pa-

rámetros del sistema es multi-dimensional y posee múltiples máximos locales, es causa que los algoritmos estándar de optimización fallen al caer en un mínimo local.

8. Procesamiento de Campo Ajustado

En esta técnica de procesamiento se compara el campo acústico que los sensores detectan con el valor modelado al calcular la propagación que sufre el campo que produce el emisor, bajo el efecto de la teoría física que se use en el modelo. Esto se hace optimizando el modelo con técnicas estadísticas numéricas que busquen el conjunto parámetros, \mathbf{m} , que más ajusten los valores calculados a los valores experimentales. Debido a los efectos no-lineales inherentes al proceso de optimización es necesario usar métodos avanzados de búsqueda basados en algoritmos genéticos y estadísticos. En estos modelos la solución al problema inverso es dada por el Teorema de Bayes en términos probabilidades condicionales y la función de máxima verosimilitud $L(\mathbf{m}, \mathbf{d})$. Así el problema se reduce a maximizar la probabilidad condicional $P(\mathbf{m} | \mathbf{d})$ y extraer el conjunto de parámetros óptimos \mathbf{m}_{max} que maximice esta probabilidad, esto es que $P(\mathbf{m}_{max} | \mathbf{d}) \geq P(\mathbf{m} | \mathbf{d})$. De la ecuación (13) tenemos que

$$P(\mathbf{m} | \mathbf{d}) \propto L(\mathbf{m}, \mathbf{d})P(\mathbf{m}). \quad (20)$$

La función de máxima verosimilitud se puede construir de la siguiente forma

$$L(\mathbf{m}, \mathbf{d}) \propto e^{-E(\mathbf{m}, \mathbf{d})}. \quad (21)$$

A $E(\mathbf{m}, \mathbf{d})$ se le conoce como la función objetivo y depende del tipo de algoritmo de optimización que se use. Un ejemplo que asume distribuciones gaussianas es considerar la siguiente función objetivo (CITA)

$$E(\mathbf{m}, \mathbf{d}) = \frac{1}{2} \sum (d_i - d_i(\mathbf{m}))^2 / \sigma_i \quad (22)$$

Acá d_i es el i -ésimo valor medido, es el i -ésimo valor producido por el modelo y es la desviación estándar que corresponde a la i -ésima medición. El procesamiento de campo ajustado consiste en generar un función objetivo apropiada y maximizar la función de máxima verosimilitud para obtener el \mathbf{m}_{max} que resulte de este proceso de optimización. Métodos como el de thermal annealing [1], algoritmos genéticos [7] y el algoritmo de Gibbs [8] han probado ser efectivos para este fin. Nuestro plan a futuro es estudiar dichos métodos para poder extraer la mayor cantidad posible de información posible de los valores medidos por nuestro sistema sonar activo con sensores de ultrasonido acuáticos.

9. Conclusiones

El presente trabajo realizó una descripción inicial acerca de los sistemas sonar. Los sistemas sonar se pueden clasificar en dos grandes categorías, sonares activos y pasi-

vos. Los tres problemas básicos que se encuentran durante el procesamiento de señales con sistemas sonar son: detección, estimación y clasificación. Estos problemas se suelen tratar de manera estadística debido a la naturaleza aleatoria típicamente encontrada en los problemas sonar. Se estudió el efecto de cambiar la varianza entre las distribuciones ρ_N y $\rho_{S,N}$ sobre las curvas características de operación del detector asumiendo distribuciones normales. Cuando $2\sigma_N = \sigma_{S,N}$ se tendrá una $P(FA)$ baja y una $P(D)$ alta para índices de detectabilidad menores que los observados cuando $\sigma_N = \sigma_{S,N}$, esto mejora la capacidad del detectar señales en presencia del ruido cuando se trabaja con índices de detectabilidad bajos. El problema de detección se trata con la detección binaria y el detector de NP. El problema de estimación se trata con herramientas de estadística descriptiva y finalmente el problema de clasificación –también llamado Problemas de Inversión- se trabaja con elementos probabilísticos como la función de verosimilitud y la inferencia estadística. El procesamiento de señales de campo ajustado es una herramienta idónea para implementar un sistema de visualización acuática con sistemas sonar, pero debido a la naturaleza no-lineal del proceso de optimización al maximizar la función de verosimilitud es necesario implementar métodos avanzados como algoritmos genéticos, el algoritmo de Gibbs, y métodos con que involucren técnicas compresión de audio y wavelets [9], entre otros.

Bibliografía

- David Havelock, Sonoko Kuwano, and Michael Vorländer, "Handbook of signal processing in acoustics". Springer Science & Business Media, 2008, pp. 1665-1700.
- Lawrence E. Kinsler, Austin R. Frey, Alan B. Coppens, James V. Sanders, "Fundamentals of Acoustics", 4th Edition, Wiley-VCH, 1999, pp. 323-465.
- Harry L. Van Trees, "Detection, estimation, and modulation theory", John Wiley & Sons, 2004, pp. 255-322.
- Jean-Paul Marage and Yvon Mori. "Sonars and Underwater Acoustics". John Wiley & Sons, 2013. pp. 77-90.
- J. Burczynski, "Introducción al uso de sistemas sonar para la estimación de la biomasa de peces", No. 191, Food & Agriculture Org., (1982).
- Peter Gerstoft and Christoph F. Mecklenbräuker, "Ocean acoustic inversion with estimation of a posteriori probability distributions", The Journal of the Acoustical Society of America, 104(2), (1998), 808-819.
- Caglar Yardim, Z. H. Michalopoulou and P. Gerstoft, "An overview of sequential Bayesian filtering in ocean acoustics", IEEE Journal of oceanic engineering, 36(1), (2011), pp. 71-89.
- S. E. Dosso and P.L. Nielsen, "Quantifying uncertainty in geoacoustic inversion. II. Application to broadband, shallow-water data", The Journal of the Acoustical Society of America, 111(1), (2002), pp. 143-159.
- Marcelo Herrera M. "Digital Radio, Part I: Perceptual Audio Compression", Ed. Bonaventuriana, Bogotá, (2016).
- O. V. Rudenko and V. I. Timoshenko. "Nonlinear Underwater acoustics". In: The Journal of the Acoustical Society of America, Vol. 84 (1). DOI: 10.1121/1.396924.
- R. P. Hodges. Underwater Acoustics, Design and Performance of Sonar. Ed. John Wiley & Sons, 2011, 366 pags.
- M. Herrera Martínez and M. Pérez Pereira, „Simulation of the OFDM Technique for the transmission of Digital Radio“. En: Tecciencia, ISSN: 1909-3667, Ed. V.7 fasc. 14, p.65 -70, 2013.
- X. Lurton, An Introduction to Underwater Acoustics: Principles and Applications. Ed. Springer Science and Business Media, 2002. 374 págs.
- R. J. Vaccaro. The past, present and the future of underwater acoustic signal processing. In: IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 15, Issue 4. p.21 -51, 1998.
- M. Herrera, A. Ortega, C. Vargas. Bandas críticas y el cálculo de potencia espectral de barks en el rango de frecuencia lineal y por tercios de octava. En: Ingenium, Universidad de San Buenaventura, 2012.
- I. F. Akyildiz, D. Pompili, T. Melodia. "Underwater acoustic sensor networks: research challenges". In: Ad Hoc Networks, Vol. 3 (3), May, 2005, Pages 257-279.

- D. R. Jackson and D. Dowling. Phase conjugation in underwater acoustics. In: Journal of Acoustical Society of America. Agosto 1990. DOI: 10.1121/1.400496.
- Underwater Sensor Networks at BWN Laboratory Georgia Institute of Technology. Available from: <http://www.ece.gatech.edu/research/labs/bwn/UWASN/>>.
- J. A. García, S. Rodríguez, V. J. Fernández. "Theory of bit allocation analysis". Universidad de Granada, E. T. S. de Ingeniería Informática, Departamento de Ciencias de la Computación e I. A., Granada, Spain. 2006
- R. P. Hinton. Statistics Explained. Routledge, New York, 2004.
- A. B. Baggeroer, W. A. Kuperman, P. N. Mikhalevsky. "An overview of matched field methods in ocean acoustics". In: IEEE Journal of Oceanic Engineering. Vol 18 (4). 2010
- T. W. Anderson, An introduction to Multivariate Statistical Analysis, 2nd Edition. New York: John Wiley, 1984.
- V. C. Anderson, "DICANNE, a realizable adaptive process". In: J. Acoustical Soc. of Amer., 45, pp. 398-405, 1966.
- A. B. Baggeroer, W. A. Kuperman and H. Schmidt, "Matched field processing: Source localization in correlated noise as an optimum parameter estimation problem". J. of the Acoustical Soc. of Amer., vol 83, No. 2, pp. 571-587, 1988.
- C. W. Bogart and T. C. Yang, "Comparative performance of matched mode and matched-field localization in a range-dependent environment", J. of the Acoustical Soc. of Amer., vol 92(4), pp. 2051-2068 (1992).
- V. V. Borodin, "Solution of inverse problems on a point sound source in an ocean", personal correspondence from V. V. Borodin, Jan. 1992.
- G. V. Gorgiotti and L. J. Kaplan, "Superresolution of uncorrelated interference sources by using adaptive array techniques", IEEE Trans. Antennas Propagat., vol. AP-27, pp. 842-845, 1979.
- L. M. Brekhovskikh and Y. P. Lysanov, Fundamentals of Ocean Acoustics, 2nd Edition, New York: Springer- Verlag, 1990.
- L. Brennan, J. Mallet and I. Reed, "Rapid convergence rate of adaptive arrays", IEEE Trans. Aerospace Electron. Syst., vol. AES-10, pp. 853-863, Nov. 1974.
- J. P. Burg, D. Luenenberger and D. Wagner, "Estimation of structured covariance matrices", In: Proc. IEEE, vol. 75 (7), pp. 892-907, July, 1982.
- H. P. Bucker, "Use of calculated sound fields and matched field detection to locate sound sources in shallow water", J. of the Acoustical Soc. of Amer., vol. 59 (2), pp. 368-373, 1976.
- S. Flatte et al. "Sound Transmissions Through a Fluctuating Ocean". New York: Cambridge University Press, 1979.
- L. N. Frazier and P. I. Pecholcs, "Single hydrophone localization". J. of the Acoustical Soc. of America, vol. 88 (2), pp. 995-1002, 1990.