



UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA  
Departamento de Señales y Comunicaciones



[www.IDeTIC.eu](http://www.IDeTIC.eu)

## Tesis Doctoral



**Nuevos Algoritmos de Localización,  
Seguimiento e Identificación de Fuentes en  
Escenarios con Agrupaciones de Sensores  
Concentradas y Distribuidas**

**Julio de 2010**

**Autor: Eduardo Hernández Pérez**

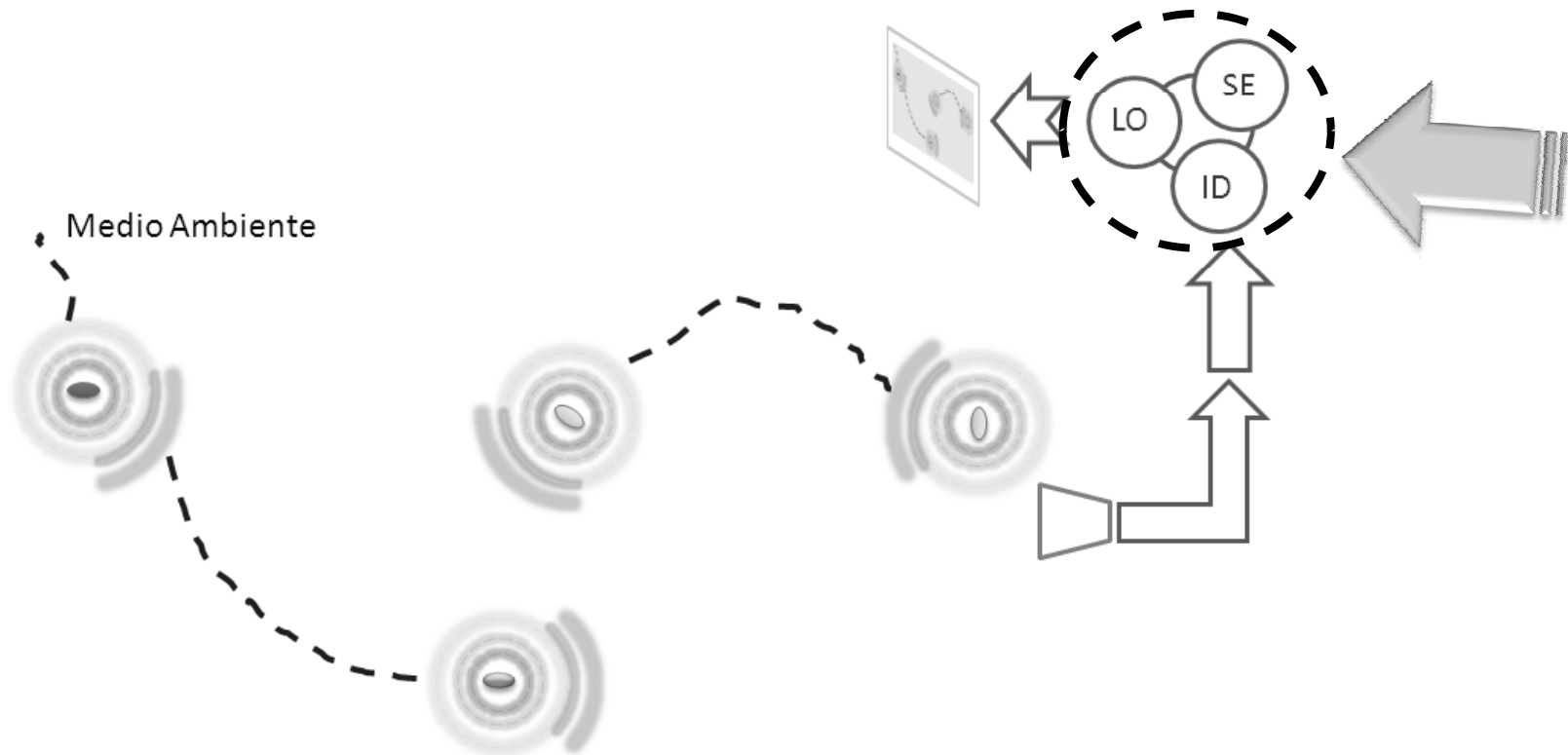
**Director: Dr. Juan Luis Navarro Mesa**

- **Introducción**
- Escenarios de Interés: Acústico Submarino y Electromagnético Aéreo  
Características, Sensores y Muestreo
- Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas  
Algoritmos de Localización, Seguimiento e Identificación
- Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas  
Algoritmo de Localización y Seguimiento
- Conclusiones y Líneas Futuras

# Introducción

## Contexto

Medio donde tienen lugar emisiones energéticas que pueden ser objeto de detección, localización, identificación, seguimiento, etc.

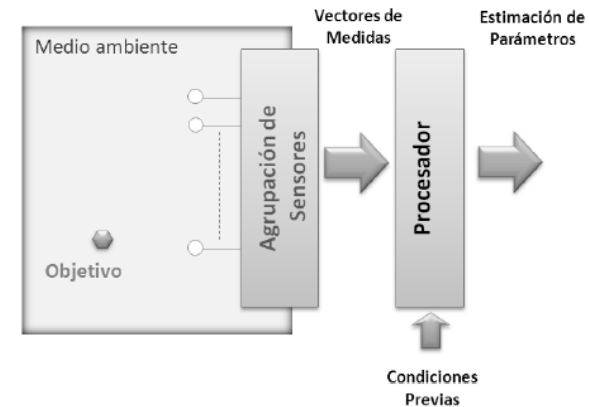
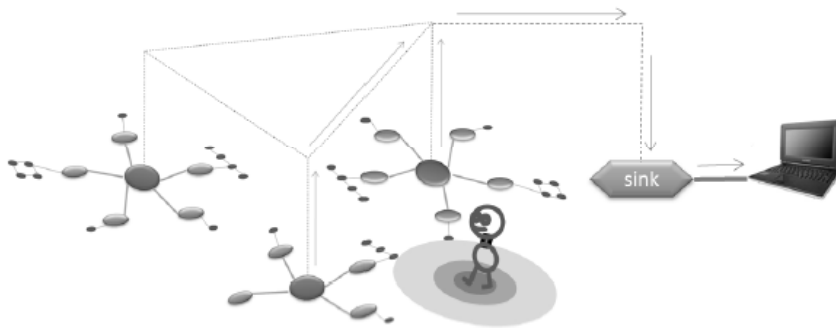


**LO → Localización, ID → Identificación, SE → Seguimiento**

# Introducción

## Muestreo del entorno

**Distribuidas:** conjunto de nodos-sensores desplegados en un área generalmente extensa.



**Concentradas:** sensores agrupados según una geometría regular con espaciado entre ellos que no excede, p.ej., una semilongitud de onda.

### Objetivos Particulares:

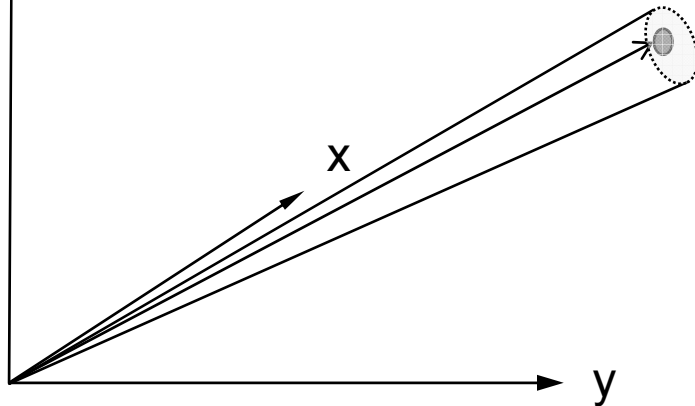
- Estudio de las fuentes: Naturaleza y modelado matemático.
- Estudio de los escenarios: Naturaleza de las señales.
- Información básica: Amplitud o potencia, fase y retardo.
- Medio de propagación: Estudio y caracterización.

# Introducción

## El problema canónico de la Localización

z

**Localizar:** fijar alguien o algo en un lugar o unos límites determinados.



En esta tesis la Información Básica depende de si trabajamos con agrupaciones Concentradas o Distribuidas. Concretamente nos centraremos en diferencias de fase o niveles de potencia.

### Objetivos Particulares:

- Nuevos algoritmos de localización mediante DOA.
- Estudiar la inclusión de parámetros que mejoren la DOA.
- Nuevos algoritmos de localización mediante niveles RSS.
- Incorporar la estimación de parámetros de propagación.

# Introducción

## El problema canónico del Seguimiento de fuentes

Cuando la velocidad de las fuentes a considerar no es muy grande (p.ej. persona caminando o cachalote en búsqueda de presas), podríamos:

1. Obtener una sucesión de localizaciones y conectarlas.
2. Aplicar algoritmos específicos de seguimiento, p.ej. Filtrado Kalman si el proceso es lineal.

### Objetivos Particulares:

- Patrones de evolución de fuentes móviles según naturaleza de las señales.
- Inclusión de medidas al proceso de seguimiento.
- Medidas de localización angular en el proceso de seguimiento.
- Nuevos algoritmos de seguimiento con agrupaciones.

# Introducción

## El problema canónico de la Identificación

Si conocemos el tipo de fuente y tenemos conocimiento del proceso de producción, sería factible realizar un modelado útil de las señales esperadas.

Por ejemplo, modelado ARMA o AR:

$$s(t) = \sum_{k=1}^N a_k s(t-kT) + \sum_{k=0}^M b_k u(t-kT) + n(t)$$

La información del modelo podría usarse como información básica en otras tareas.

Objetivos Particulares:

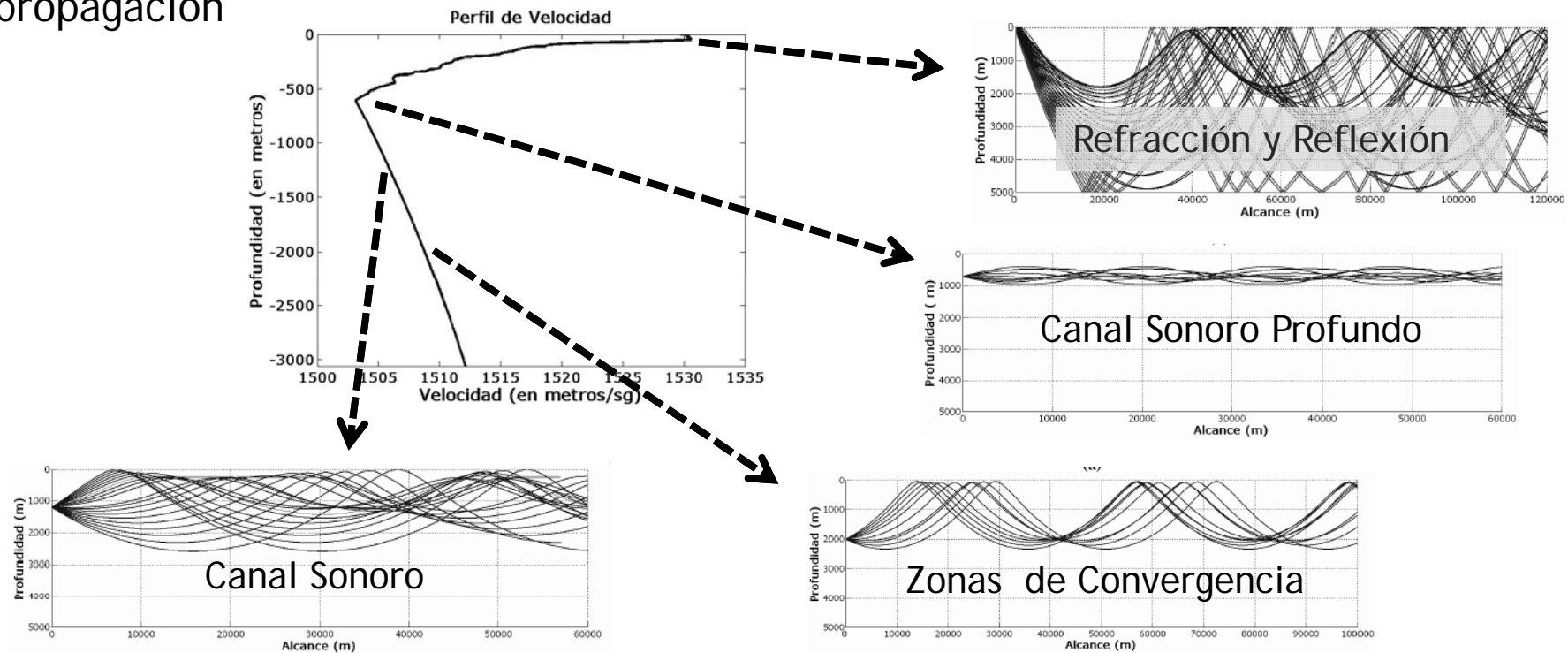
- Estudio de Técnicas de modelado y descripción de fuentes.
- Incorporación modelo de fuente al proceso de identificación.
- Estimación de la localización angular a partir del modelo de fuente.
- Identificación de individuos desde modelo y localización estimadas.
- Estimación e Identificación simultáneas desde el modelo de fuente.

- **Introducción**
- **Escenarios de Interés: Acústico Submarino y Electromagnético Aéreo**  
Características, Sensores y Muestreo
- **Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas**  
Algoritmos de Localización y Seguimiento con Identificación
- **Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas**  
Algoritmo de Localización y Seguimiento
- **Conclusiones y Líneas Futuras**

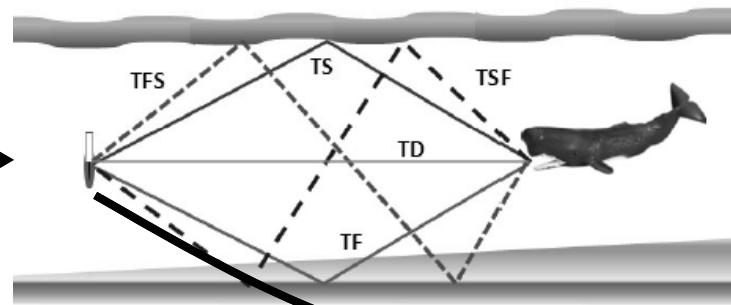
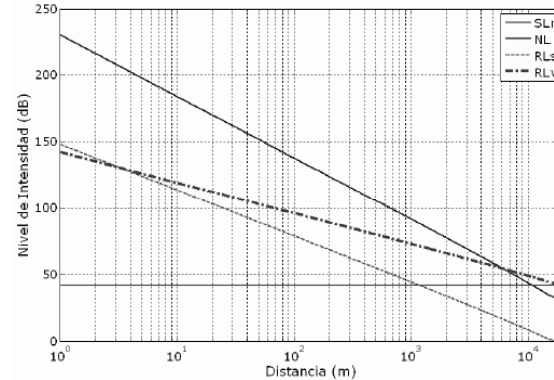
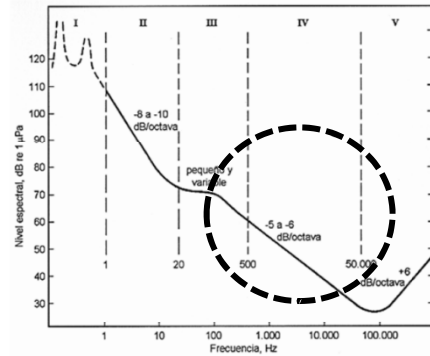


Medio fluido donde la propagación de las ondas acústicas se ve afectada por las características variables (composición, estado del mar, etc.) y las condiciones de contorno (límites, ruido, reverberación, etc.) también variables.

Consecuencia importante : la velocidad de propagación en el medio es variable en sentido vertical y horizontal, provocando la aparición de distintos modos de propagación

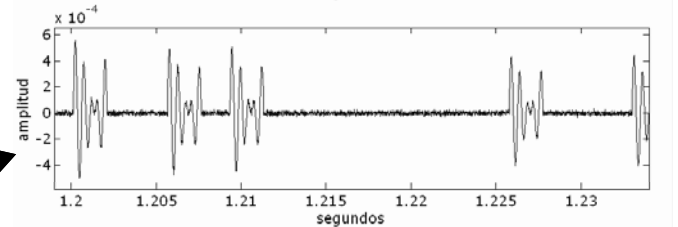
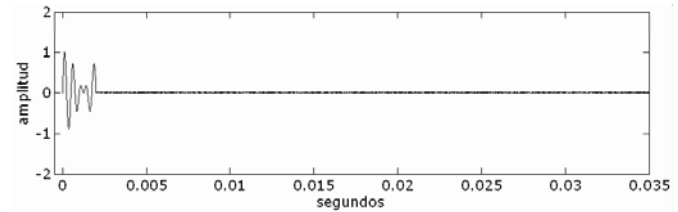


Otros fenómenos que intervienen son: el ruido, la reverberación y la propagación Multitrayecto.

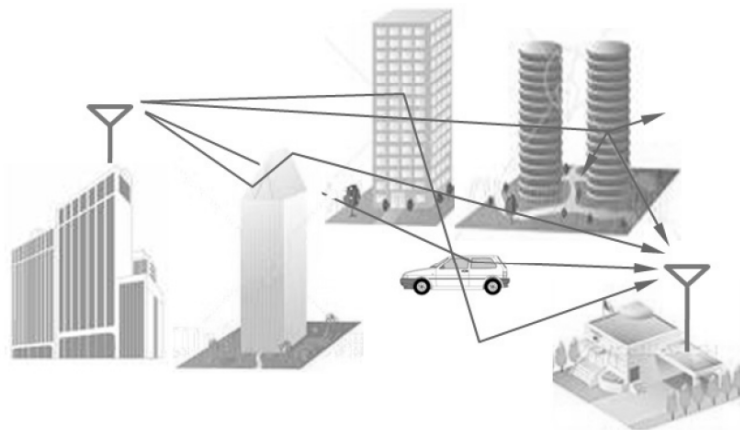


$$RL_s = S_s + SL - \frac{3}{2}TL + 10 \cdot \log \frac{c t_p \gamma_B}{2}$$

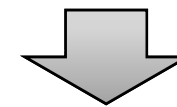
$$RL_v = S_v + SL - TL + 10 \cdot \log \frac{c t_p \Omega_B}{2}$$



El medio electromagnético permite el establecimiento de Canales Radioeléctricos a través de los cuáles se proporcionan diversos Servicios de Telecomunicación.



Fenómenos a considerar en la propagación:  
Directo (LOS), Reflexiones, Refracción,  
Difracciones y Dispersión.



**Multitrayecto:** Llegan varias réplicas de una misma señal debido a las reflexiones.

Las Redes Inalámbricas de Sensores (Wireless Sensor Network, WSN) operan en el área de las WPANs (Wireless Personal Area Networks) bajo el estándar IEEE 802.15.4 en el rango de frecuencias 2.400-2.483,5 GHz.

**Predicción de Cualidades de un Canal Radioeléctrica: Para ello se utilizan Modelos de Propagación (Físicos o Estadísticos)**

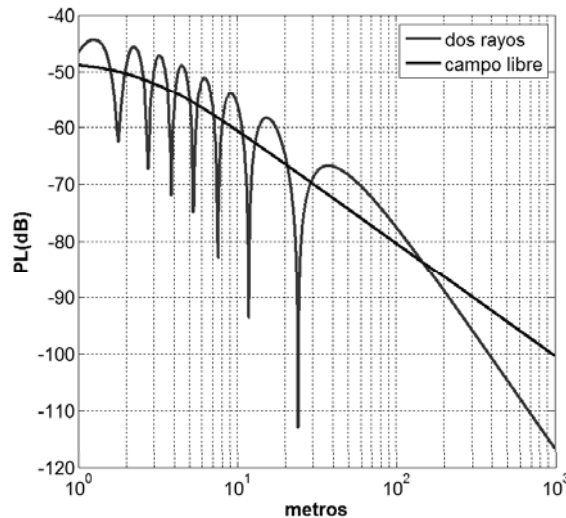
$$P_R(\text{dB}) = P_T(\text{dB}) + 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{\lambda}{4 \cdot \pi \cdot d} \right) = P_T(\text{dB}) - PL(\text{dB})$$

**Propagación en Espacio Libre**

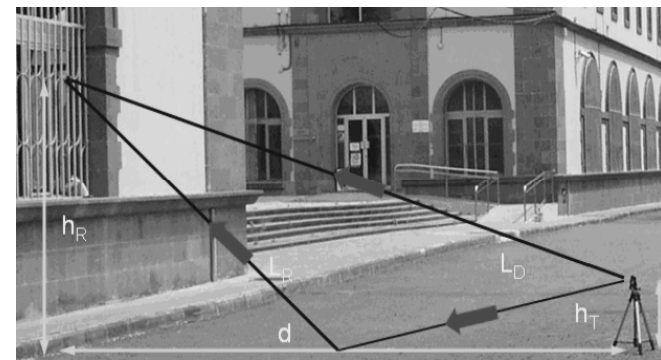
$$PL(\text{dB}) = 20 \cdot \log_{10} d + 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{4 \cdot \pi}{\lambda} \right)$$

$$PL(\text{dB}) = 10 \cdot \alpha \cdot \log_{10} d + 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{4 \cdot \pi}{\lambda} \right)$$

**constante de atenuación**



**Modelo de dos rayos**



Modelos deterministas o físicos y estadísticos o empíricos: Útiles para predecir la potencia de señal recibida a distancia. Exteriores, gran escala o pequeña escala, urbano, suburbano, campo abierto, interiores, etc.

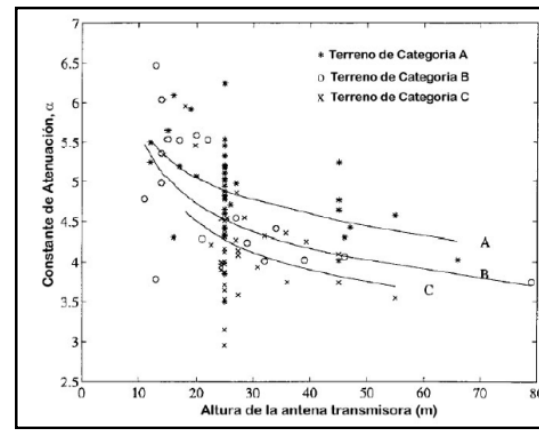
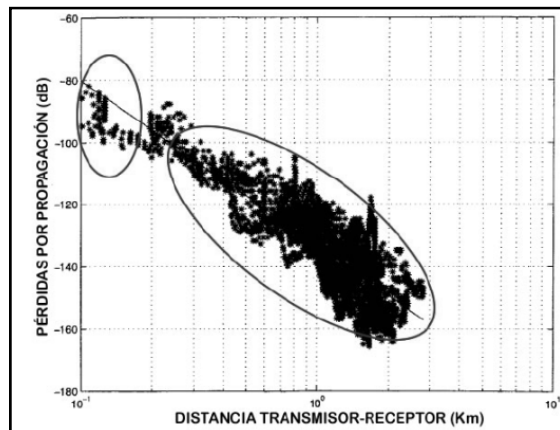
### Modelos deterministas

Basados en la simulación electromagnética del espacio considerado (FDTD, Ray Tracing)

### Modelos Empíricos

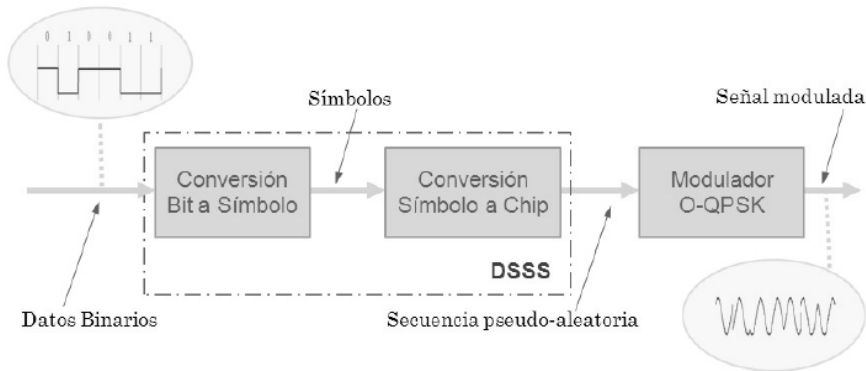
$$PL(\text{dB}) = 10 \cdot \alpha \cdot \log_{10} d + 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{4 \cdot \pi}{\lambda} \right) + X_{\sigma}(\text{dB})$$

Entorno	Frecuencia	$\alpha$	$\sigma$ (dB)
Fabrica de planta diáfana	1300 MHz	2,2	7,9
Matorrales secos de gran altura	1900 MHz	3,6	8,4
Edificio de oficinas de planta diáfana	1900 MHz	2,6	14,1
Playa de arena prácticamente plana	915 MHz	4,2	4,0
Edificio de oficinas con particiones no macizas	1900 MHz	3,8	12,7
Edificio de oficinas con particiones macizas	1500 MHz	3,0	7,0
Interior de una calle	900 MHz	3,0	7,0
Planta diáfana con LOS	914 MHz	1,9	6,5
Planta diáfana con NLOS	914 MHz	2,4	5,5

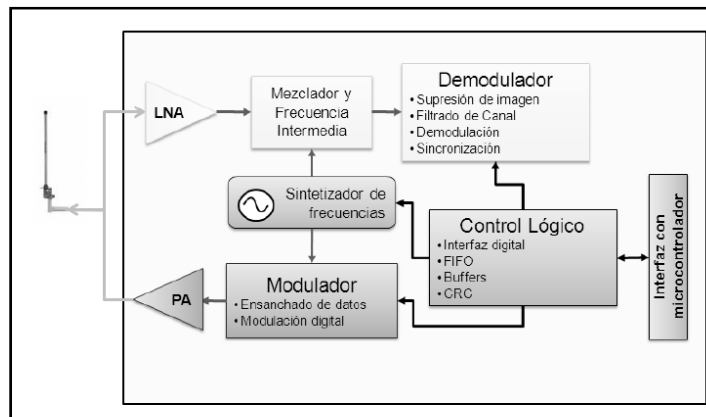


Técnicas de transmisión y modulación : Aportan fiabilidad frente a propagación multitrayecto, interferencias, etc.

La capa física del estándar IEEE 802.15.4 establece DSSS como técnica de espectro ensanchado y O-QPSK como modulación, en la banda de 2,450 GHz.



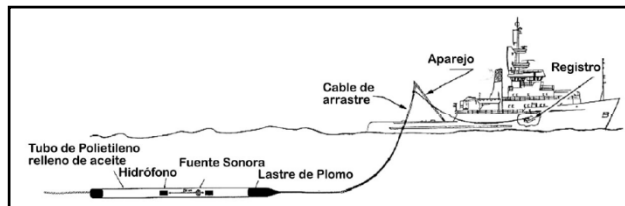
Soluciones integradas como el CC2420 de TI que proporciona recepción y transmisión en un único módulo son ideales para módulos inalámbricos de bajo consumo.



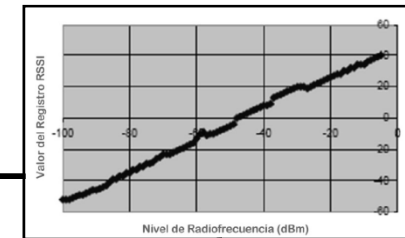
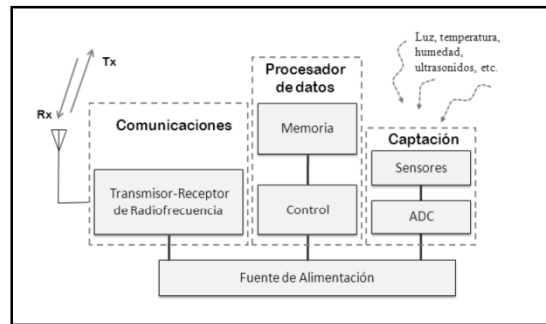
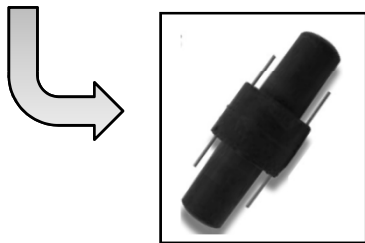
# Escenarios de Interés: Acústico Submarino y Electromagnético Aéreo

## Tipos de dispositivos sensores e información básica

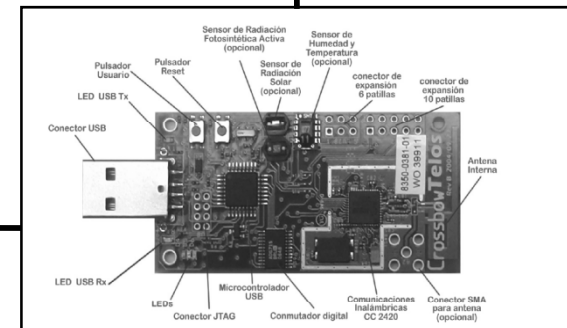
**Sensores y Nodos:** Según el tipo de agrupación concentrada o distribuida serán sensores o más ampliamente nodos (sensores inteligentes). En ambos casos se trata de captar alguna magnitud física de campo.



**Agrupaciones Concentradas:** Estarán inmersas en el medio marino, dotadas con hidrófonos que captarán variaciones de presión acústica.

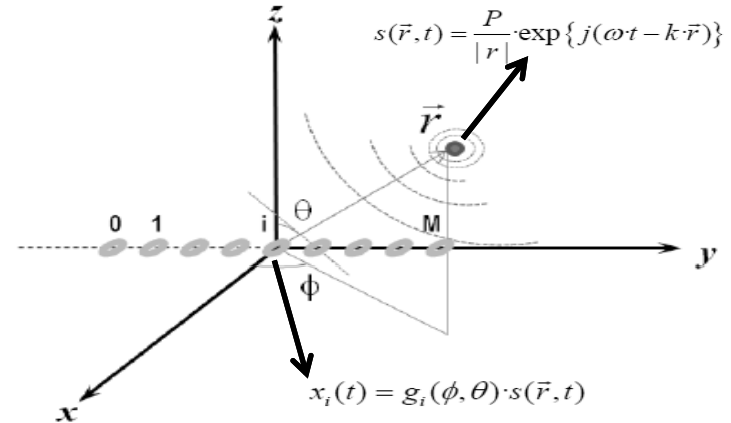


**Agrupaciones Distribuidas:** Desplegadas al aire, medirán diversos parámetros entre ellos los niveles de potencia electromagnética (RSSI).



### Condiciones:

- ▶ Sensores pequeños frente a longitud de onda.
- ▶ Sensores espaciados regularmente.
- ▶ Separación entre sensores del orden de una semilongitud de onda.
- ▶ Medio marino.



### Modelo de Señal en el dominio de la frecuencia:

En forma matricial:

Este será nuestro modelo base para la señal de las agrupaciones concentradas

Vector de las salidas (snapshot)

$$\mathbf{Y}(\omega_h) = [Y_1(\omega_h), \dots, Y_M(\omega_h)]^T$$

$$\mathbf{Y}(\omega_h) = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \omega_h) \cdot \mathbf{S}(\omega_h) + \mathbf{N}(\omega_h)$$

$$\mathbf{N}(\omega_h) = [N_1(\omega_h), \dots, N_M(\omega_h)]^T$$

Vector de ruido

$$\mathbf{S}(\omega_h) = [S_1(\omega_h), \dots, S_L(\omega_h)]^T$$

Vector de fuentes

Matriz de apuntamiento

$$\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}, \omega_h) = [g(\theta_1, \omega_h), \dots, g(\theta_L, \omega_h)] \quad \boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_L]$$

Vector de direcciones de fuentes



El despliegue (aleatorio o determinista) de una red sensores distribuida en el ámbito de las WSN debe conciliar cobertura y número óptimo de nodos-sensores, además de: consumo energético, fiabilidad, coste, escalabilidad, latencia, etc.

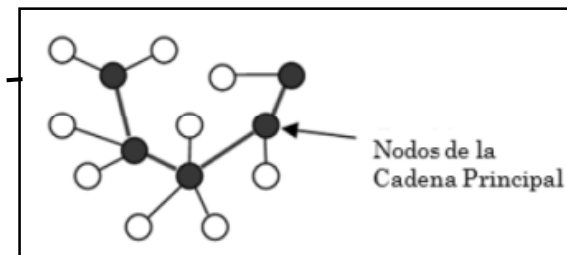
Importante incorporar métodos de:

- Localización.
- Seguimiento.

**Topología:** Entendida como el arte de organizar el conocimiento en red. Al ser inalámbrica:

- Red plana (acceso directo a todos los nodos en radio de comunicación).
- Noción más virtual de la topología.

**Topología Backbone**



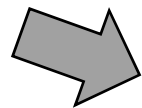
- **Introducción**
- **Escenarios de Interés: Acústico Submarino y Electromagnético Aéreo**  
**Características, Sensores y Muestreo**
- **Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas**  
**Algoritmos de Localización y Seguimiento con Identificación**
- **Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas**  
**Algoritmo de Localización y Seguimiento**
- **Conclusiones y Líneas Futuras**

## Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

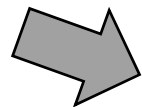
### Aplicaciones acústicas en el estudio de los cetáceos

Los cetáceos constituyen un numeroso grupo dentro de los mamíferos marinos, están distribuidos por ríos, zonas costeras y mar abierto de todo el planeta.

Emiten sonidos → Comunicación, ecolocalización e identificación.

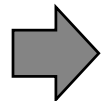
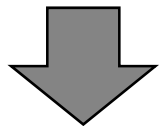


Medios técnicos acústicos → Complementan otras técnicas de observación.

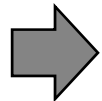


Cachalotes → Grandes periodos de inmersión.  
→ **Parlanchines (clicks, creaks, codas, clangs).**

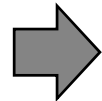
Interés por la conservación → Incremento tráfico marítimo ("Fast Ferrys").  
→ Maniobras militares.



Digital Signal Processing Passive Acoustic Monitoring Wokstation: CIBRA



Integrated Marine Mammal Monitoring and Protection System: IMAPS

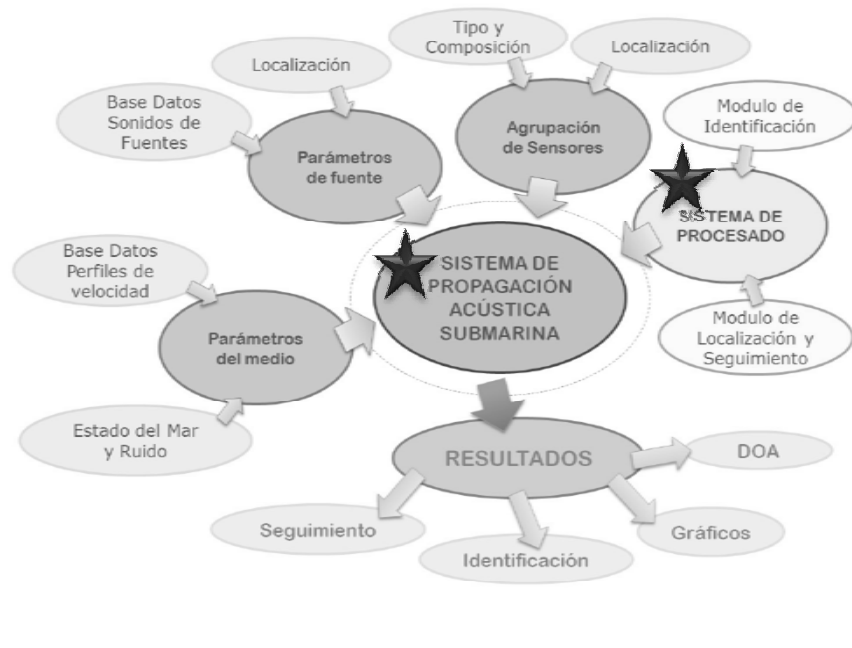


Whale Anti-Collision System: WACS

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Entorno de simulación

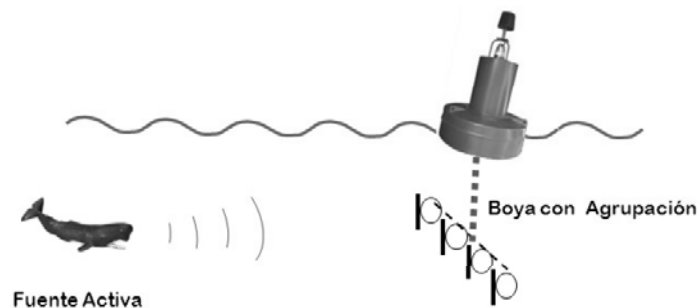
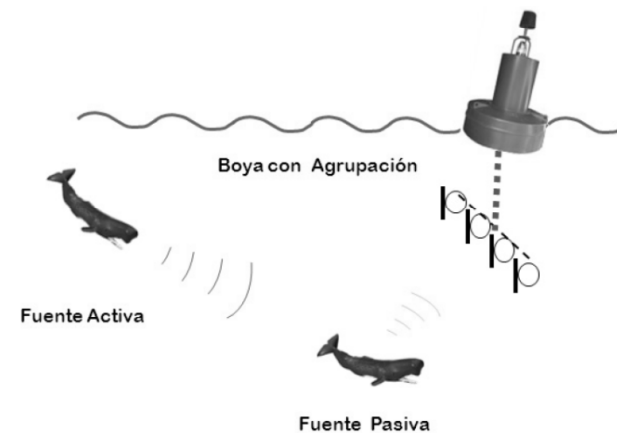
Cetus3D - Sistema de Propagación Submarina (estará disponible como Open Source).



Objetivo principal de Cetus3D

→ Disponer de señales sobre cualquier tipo de agrupación para alimentar a los algoritmos de localización, seguimiento e identificación.

### Dos escenarios típicos




Interfaz gráfica de Cetus3D:

**CETUS 3D - Sistema de propagación acústica submarina aplicado a la detección, localización e identificación de cachalotes**

**MÓDULO DE PROPAGACIÓN ACÚSTICA**

Activo -> Boya | Activo -> Pasivo -> Boya | Dibujar rutas 3-D | Dibujar potencia | Guardar



**Boya**

Eje X: 5000  
Eje Y: 28000  
Eje Z: -350

**Señales en la Boya**

**Perfil de velocidad**

Lat29°5' Lon15°35'

**Cargar** **Dibujar**

**Agrupación de Sensores**

Tipo: Lineal  
Azimut: 0  
Elevación: 0  
Radio: 1  
Separación: 0.5  
Lados: 1  
Sens/Lado: 4  
Personalizado: Custom

**Señales en los sensores**

**Dibujar sensores**

**Parámetros de Tolerancia**

Tol. grados: 10  
Tol. metros: 100  
Max. distancia hor.: 5000  
Mínima SNR: -100  
Búsqueda en Azimut: 0 0

**Pasivo**

Eje X: 5000  
Eje Y: 28300  
Eje Z: -30  
Azimut: 0  
Elevación: 0  
Diámetro del espermaceti: 1.5

**Clics**

**Cargar** clic001  
Nivel del clic (dB): 190  
Nº de clics: 1  
Radio: 500  
Banda min: 1000  
Banda max: 5000

**Espectro**

**Parámetros del escenario**

Rayos: Rectos-Curvos: R  
Relación presiones fondo: 2

**Ruido:**

Ruido genérico: Sin Ruido  
Nivel de ruido blanco(dB): 60  
Viento: Sin viento  
Tráfico: Sin tráfico  
Lluvia: Sin lluvia

**Activo**

Eje X: 5100 Azimut: 0  
Eje Y: 28100 Elevación: 0  
Eje Z: -350 Diámetro del espermaceti: 1.5

**MÓDULO DE LOCALIZACIÓN**

Método DOA: STMV

**DOA**

**MÓDULO DE IDENTIFICACIÓN**

Orden AR: 2  
Orden MA: 1

Modelos Óptimos

**Modelos**

**Clases**

**Identificar**

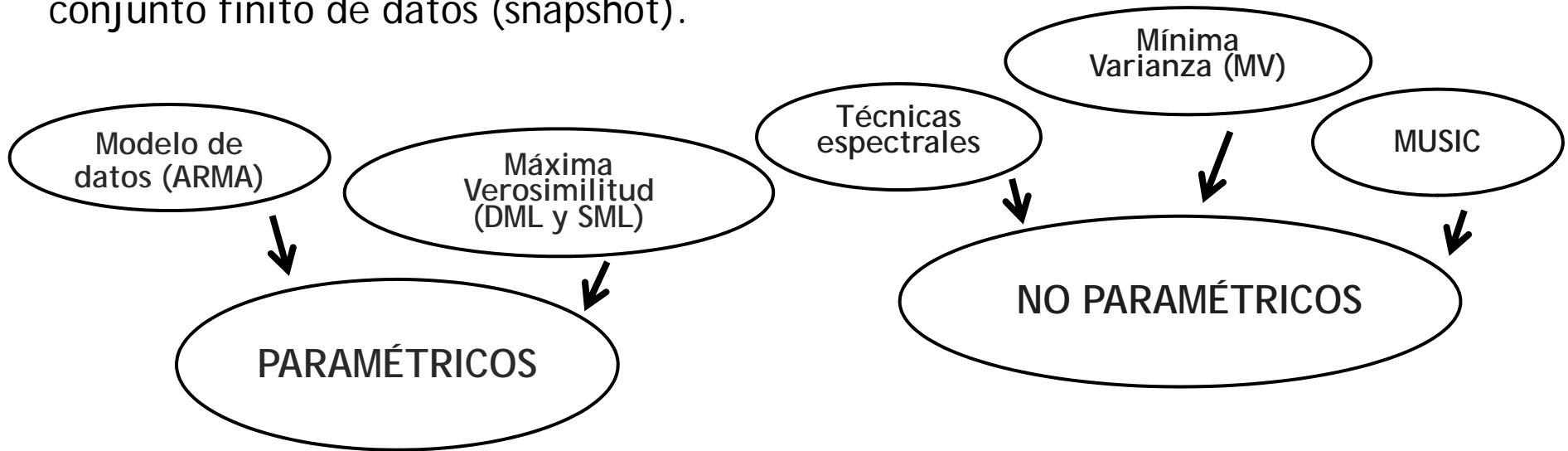
**Propagación Acústica Submarina**

**Localización e Identificación**

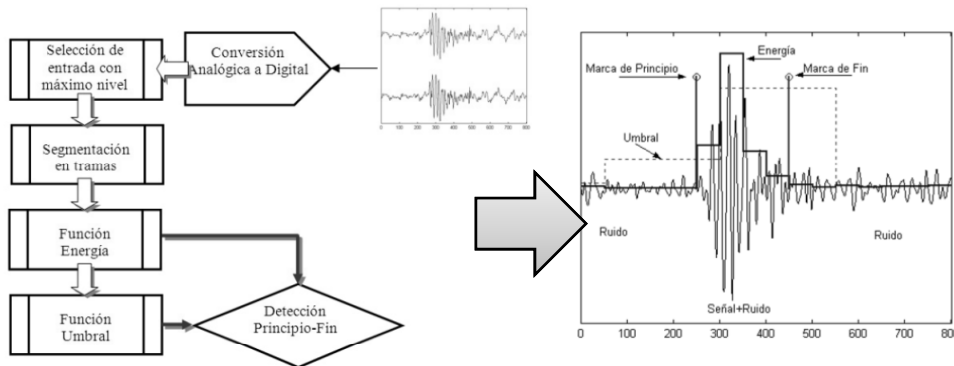
# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Estimación de DOA

Planteamiento central: Estimar las direcciones de llegada (DOA) a partir de un conjunto finito de datos (snapshot).



### Paso previo a la estimación DOA: LA DETECCIÓN

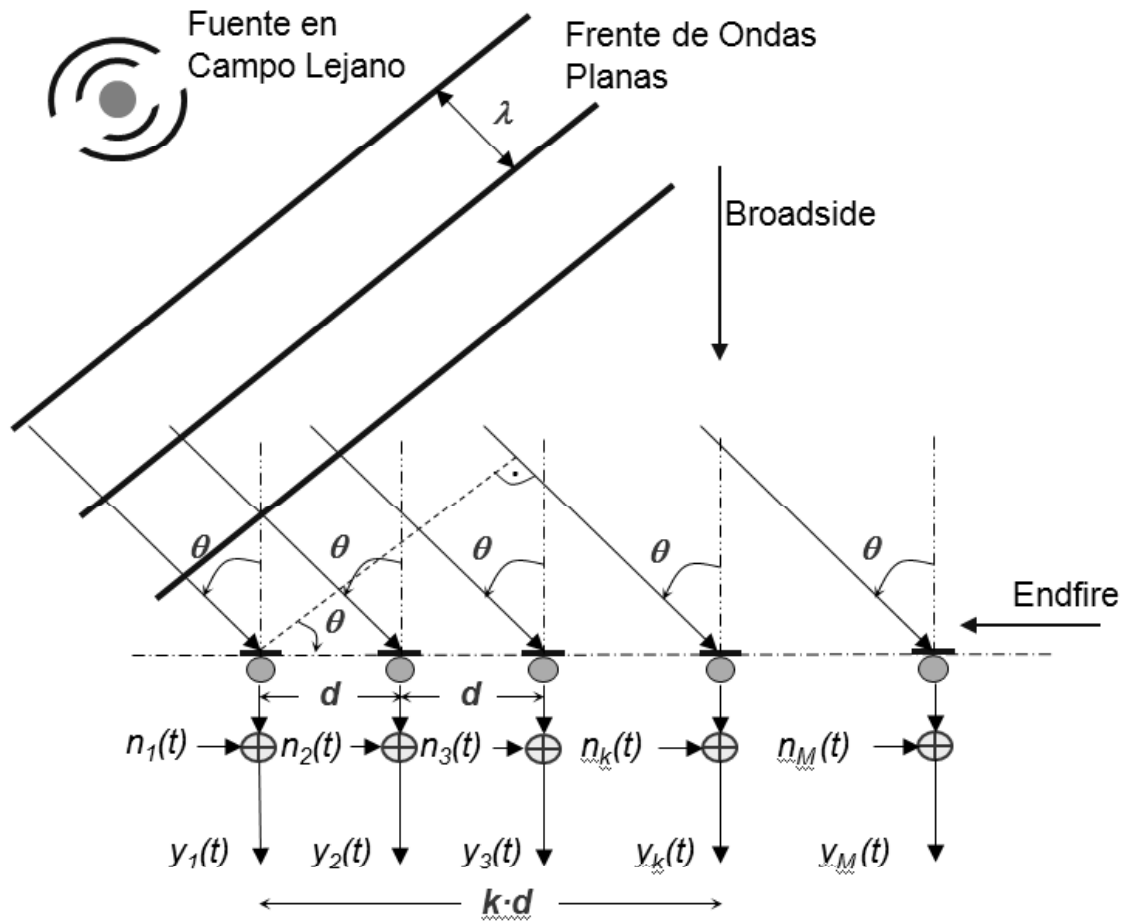


Los cachalotes emiten señales de naturaleza transitoria y de corta duración (fijar principio y fin) en un ambiente de ruido variable (umbral adaptativo).

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con Agrupaciones Concentradas

## Estimación de DOA

Escenario clásico : ULA de M sensores equiespaciados sobre la que inciden ondas planas procedentes de una fuente de banda ancha situada en campo lejano.

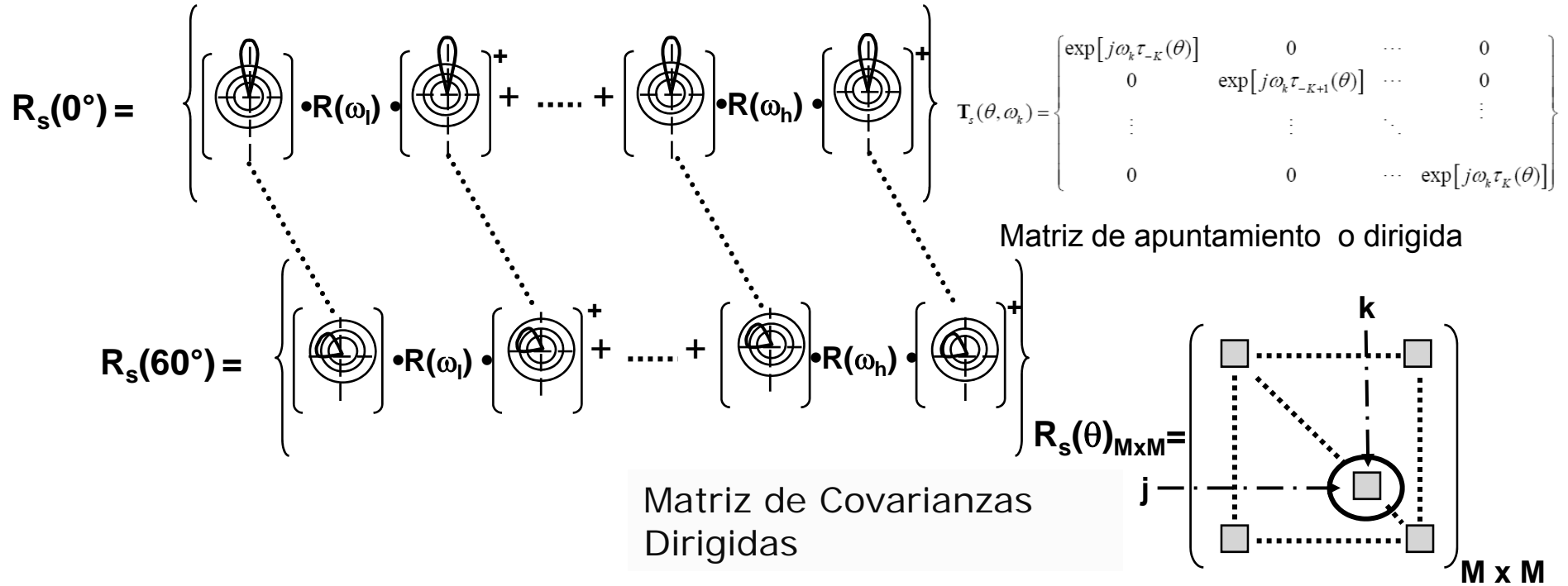


$$y_m(t) = \sum_{i=1}^L s_i [t - \tau_m(\theta_i)] + n_m(t)$$

Señal en el m-ésimo sensor

### STMV(Steered Minimum Variance):

Algoritmo DOA coherente para fuentes de banda ancha.



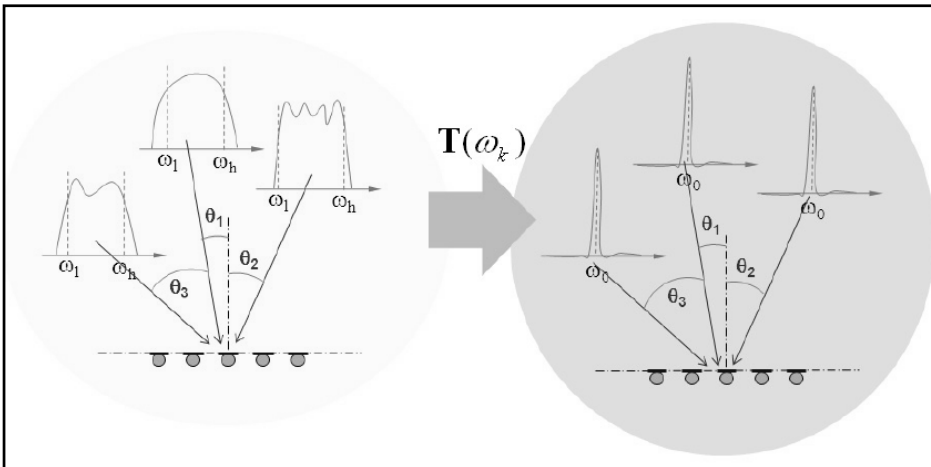
**Estimador STMV**

$$\hat{z}_{stmv}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{1}^+ \left[ \sum_{k=1}^h T_s(\omega_k, \theta) \cdot \hat{R}(\omega_k) \cdot T_s(\omega_k, \theta)^+ \right]^{-1} \mathbf{1}}$$



**SRMV (Spatially Resampled Minimum Variance):** Aplica una transformación capaz de centrar con precisión incidencias de todas las direcciones simultáneamente.

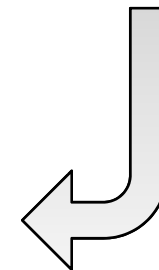
$$\tilde{\mathbf{A}}(\omega_k, \theta) \equiv \mathbf{T}_r(\omega_k) \mathbf{A}(\omega_k, \theta) = \mathbf{A}(\omega_0, \theta)$$



$$\{\mathbf{T}_r^{++}(\omega_k)\}_{pq} = \frac{1}{\pi} \frac{\text{sen} \left\{ \Psi_k \left[ \frac{\omega_0}{\omega_k} \cdot (p - \tilde{K} - 1) - (q - K - 1) \right] \right\}}{\left[ \frac{\omega_0}{\omega_k} \cdot (p - \tilde{K} - 1) - (q - K - 1) \right]}$$

$$\tilde{\mathbf{R}}(\omega_0) = \sum_{k=l}^h \mathbf{T}_r(\omega_k) \mathbf{R}(\omega_k) \mathbf{T}_r(\omega_k)^T$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{\text{srmv}}(\theta) = \frac{1}{\tilde{\mathbf{g}}(\omega_0, \theta)^+ \cdot \left[ \sum_{k=l}^h \mathbf{T}_t^{++}(\omega_k) \cdot \hat{\mathbf{R}}(\omega_k) \cdot \mathbf{T}_t^{++}(\omega_k)^+ \right]^{-1} \cdot \tilde{\mathbf{g}}(\omega_0, \theta)}$$



# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

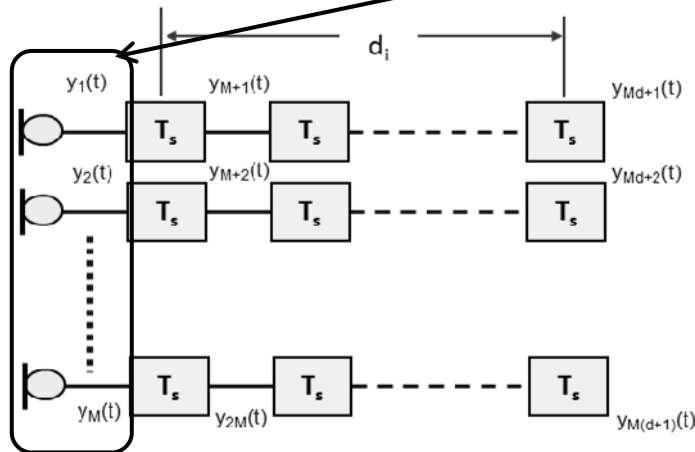
## Estimación de DOA

Localización de fuentes Autorregresivas de banda estrecha: Usa parámetros de las fuentes, sus coeficientes autorregresivos (AR) para reconstruir el modelo de señal.

$$y_0(t) = \sum_{k=1}^L \mathbf{g}(\theta_k) \cdot s_k(t) + \mathbf{n}_0(t)$$

Agrupación Normal

$$y_0(t) = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) \cdot \mathbf{s}_0(t) + \mathbf{n}_0(t)$$



$$s_i(t) = \sum_{n=1}^d a_{in} \cdot s_i(t - nT_s) + \varepsilon_i(t)$$

Fuente AR,  $\{a_{in}\}$

Agrupación Extendida

$$y_m(t) = \sum_{n=1}^d \sum_{i=1}^L g_m(\theta_i) \cdot a_{in} \cdot s_i(t - nT_s) + \sum_{i=1}^L g_m(\theta_i) \cdot \varepsilon_i(t) + n_m(t)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}(a, \boldsymbol{\theta}) \cdot \mathbf{s}_0(t) + \mathbf{B}(\boldsymbol{\theta}) \cdot \boldsymbol{\varepsilon}(t) + \mathbf{n}(t)$$

Ejemplo:  
2 fuentes,  
de orden  $d=2$ ,  
 $M=2$  sensores

$$\mathbf{A}(a, \boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} g_1(\theta_1) \cdot a_{11} & g_1(\theta_2) \cdot a_{21} & g_1(\theta_1) \cdot a_{12} & g_1(\theta_2) \cdot a_{22} \\ g_2(\theta_1) \cdot a_{11} & g_2(\theta_2) \cdot a_{21} & g_2(\theta_1) \cdot a_{12} & g_2(\theta_2) \cdot a_{22} \\ g_1(\theta_1) & g_1(\theta_2) & 0 & 0 \\ g_2(\theta_1) & g_2(\theta_2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_1(\theta_1) & g_1(\theta_2) \\ 0 & 0 & g_2(\theta_1) & g_2(\theta_2) \end{bmatrix}$$

**Matriz de direcciones y fuente**

Matriz de direcciones,  $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta})$

Validez del modelo

- A1.** Se conoce el número de fuentes y el orden de los procesos.
- A2.** Los  $M(d+1)$  vectores de apuntamiento de cada conjunto son linealmente independientes.
- A3.** El número de fuentes que es posible resolver está acotado:  $L \leq M(d+1)/2$ .
- A4.** Las muestras de ruido  $\{\mathbf{n}(t_1)\}$  son vectores complejos de media nula con varianza  $\sigma^2 \cdot \mathbf{I}$ .

Procedimiento de estimación de DOA's

Función de coste

$$\min_{\theta} \left\| E \left\{ \left[ \mathbf{y}(t) - \mathbf{A}(a, \theta) \cdot \mathbf{s}(t) - \mathbf{B}(\theta) \cdot \boldsymbol{\varepsilon}(t) \right] \left[ \mathbf{y}(t) - \mathbf{A}(a, \theta) \cdot \mathbf{s}(t) - \mathbf{B}(\theta) \cdot \boldsymbol{\varepsilon}(t) \right]^H \right\} \right\|_F$$

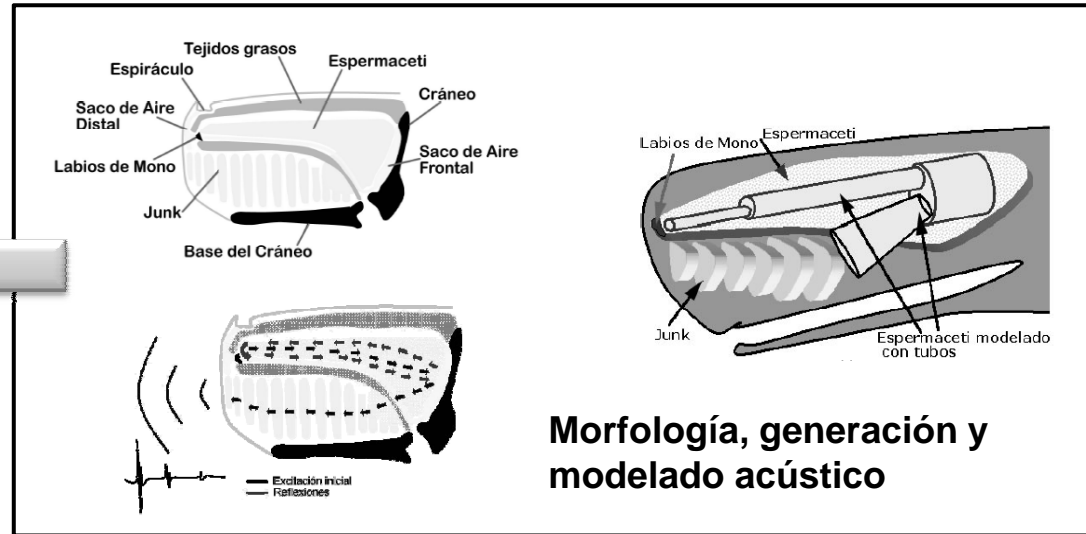
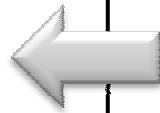
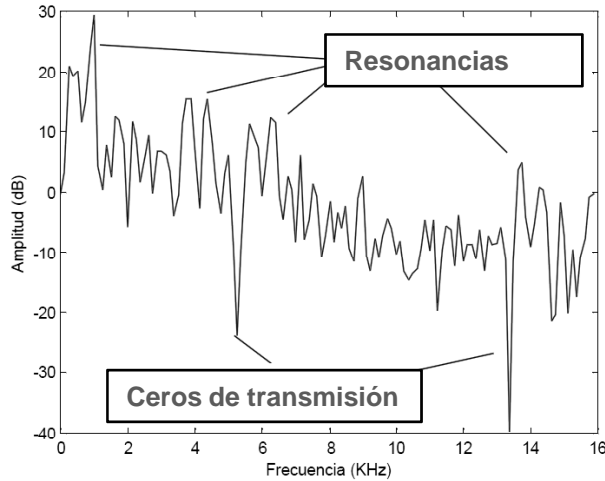
$$\min_{\theta} \left\| \left\{ \mathbf{R}_y - \mathbf{A}(a, \theta) \cdot \mathbf{P}_s \cdot \mathbf{A}^H(a, \theta) - \mathbf{B}(\theta) \cdot \mathbf{P}_{\varepsilon} \cdot \mathbf{B}^H(\theta) \right\} \right\|_F$$

$$\hat{\mathbf{R}}_y = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{y}(t_j) \cdot \mathbf{y}^H(t_j)$$

Matriz de covarianzas de las muestras

Matriz de covarianzas del modelo

### Fuente Específica: cachalotes



Cada individuo un sello propio, que podemos extraer mediante modelado ARMA

Algoritmos de Estimación del modelo ARMA:

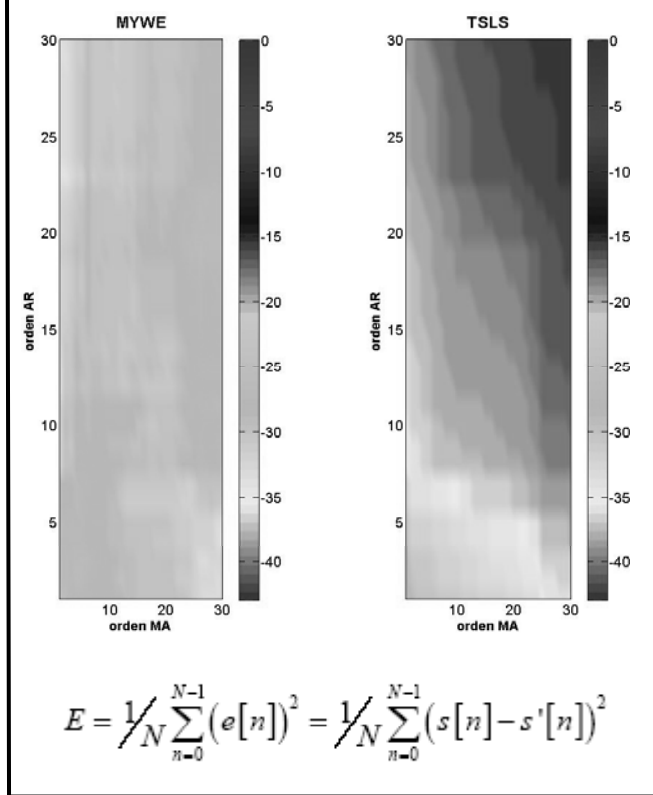
- MYWE (Ecuación Yule-Walker modificada) → primero AR y luego MA
- TSLS (Mínimos cuadrados en tres etapas) → primero  $u[n]$ , MA y luego ARMA

$$s[n] = -\sum_{k=1}^d a[k]s[n-k] + \sum_{k=0}^q b[k]u[n-k]$$

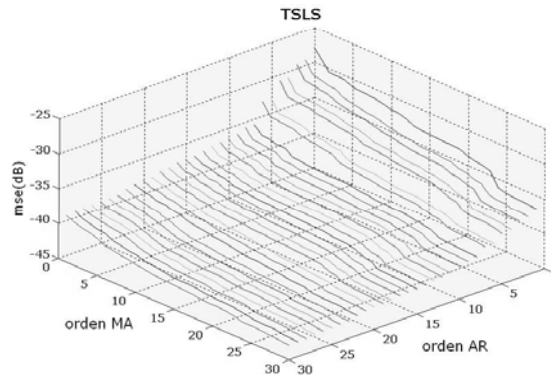
Parámetros AR y MA del modelado ARMA ←  $\hat{\Theta} = (\mathbf{H}^\dagger \cdot \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^\dagger (\mathbf{y} - \mathbf{z})$

### Experimentos y Resultados del modelado MYWE frente al TSLs (1)

#### Error de reconstrucción

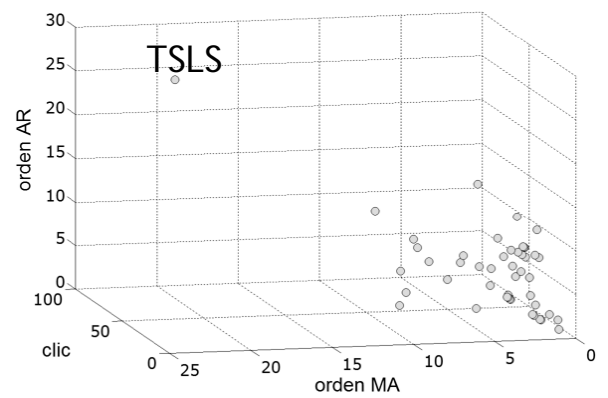
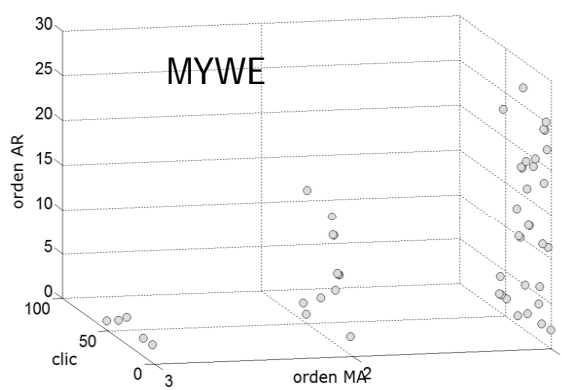


**TSLs muestra un error 10 dB por debajo de MYWE**



**Influencia de conjunta de los órdenes AR y MA sobre MSE**

**Órdenes AR y MA para el valor mínimo de MSE de varios clics**

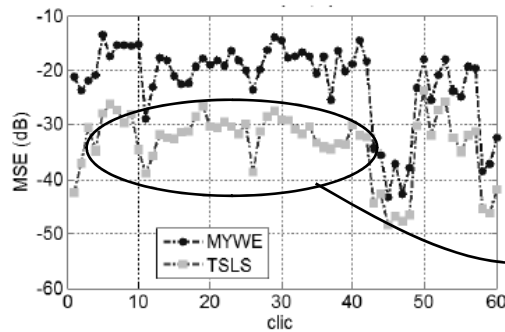


### Experimentos y Resultados del modelado MYWE frente al TSLs (2)

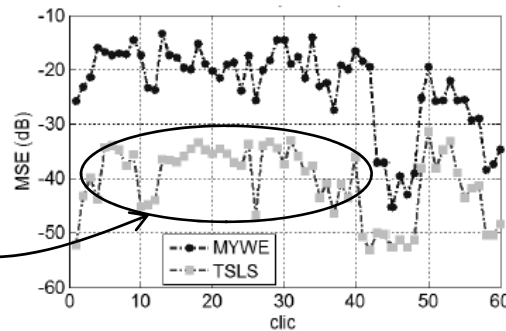
Orden AR                      Orden MA

   ↓                      ↓

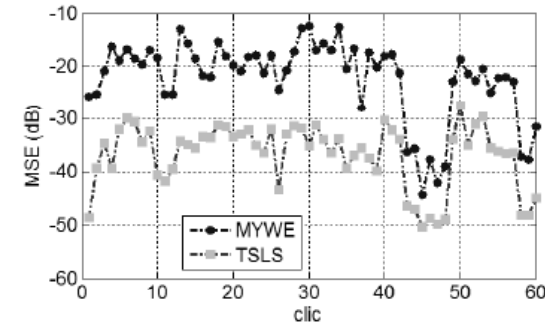
   ARMA(20,2)



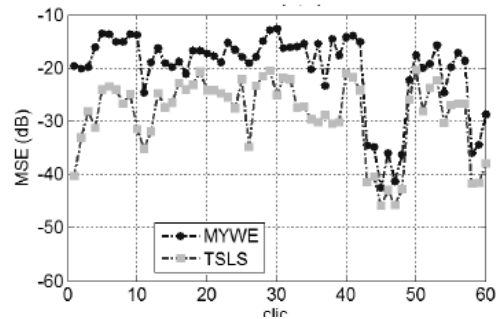
ARMA(20,20)



ARMA(10,10)



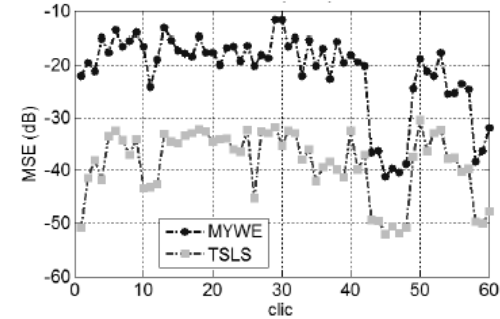
ARMA(2,2)



**MSE para distintos órdenes y ambos métodos**

El MSE siempre es menor con TSLs, aunque no del mismo orden para todos los clics.

ARMA(2,20)

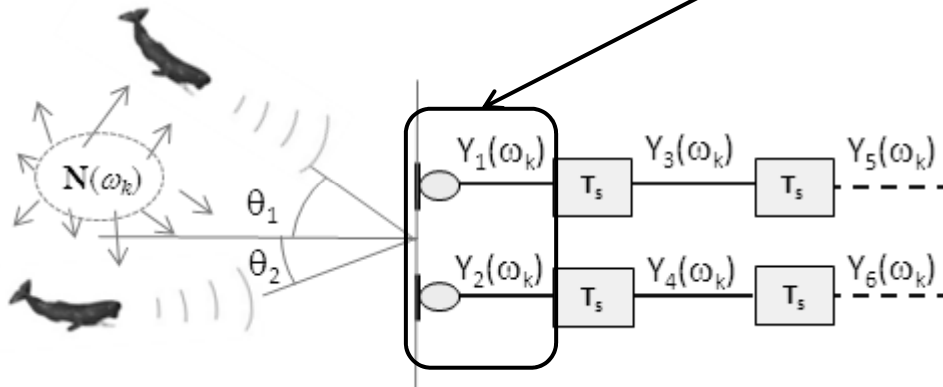


### Escenario para los Algoritmos de Estimación DOA Específico de Fuentes de Banda Ancha

Ejemplo: 2 fuentes, de orden  $d=2$ ,  
 $M=2$  sensores

Agrupación Normal

Agrupación Extendida



$$\mathbf{Y}(\omega_k) = \mathbf{A}(\omega_k, \alpha, \theta) \mathbf{S}(\omega_k) + \mathbf{A}'(\omega_k, \theta) \boldsymbol{\Sigma}(\omega_k) + \mathbf{N}(\omega_k)$$

$$\begin{pmatrix} a_{11} \cdot g_1(\theta_1, \omega_k) & a_{21} \cdot g_1(\theta_2, \omega_k) & a_{12} \cdot g_1(\theta_1, \omega_k) & a_{22} \cdot g_1(\theta_2, \omega_k) \\ a_{11} \cdot g_2(\theta_1, \omega_k) & a_{21} \cdot g_2(\theta_2, \omega_k) & a_{12} \cdot g_2(\theta_1, \omega_k) & a_{22} \cdot g_2(\theta_2, \omega_k) \\ g_1(\theta_1, \omega_k) & g_1(\theta_2, \omega_k) & 0 & 0 \\ g_2(\theta_1, \omega_k) & g_2(\theta_2, \omega_k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_1(\theta_1, \omega_k) & g_1(\theta_2, \omega_k) \\ 0 & 0 & g_2(\theta_1, \omega_k) & g_2(\theta_2, \omega_k) \end{pmatrix}$$

**Matriz de direcciones y fuente**

### ARExt: Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes AR de Banda Ancha (1)

$$S_i(\omega_k) = \sum_{n=1}^d a_{in} \cdot S_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) + \Sigma_i(\omega_k)$$

Espectro de la Señal de la fuente  $i$ -ésima de modelo AR conocido.

Suponemos una ULA de  $M$  sensores omnidireccionales equiespaciados  $\lambda_{\min}/2$  en un escenario con  $L$  fuentes autorregresivas.

**Señal recibida en el  $m$ -ésimo sensor :**

$$Y_m(\omega_k) = \sum_{i=1}^L g_m(\omega_k, \theta_i) \left[ \sum_{n=1}^d a_{in} \cdot S_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) \right] \quad \text{para } 1 \leq m \leq M$$

$$+ \sum_{i=1}^L g_m(\omega_k, \theta_i) \cdot \Sigma_i(\omega_k) + N_m(\omega_k)$$

Ruido en el sensor  $m$

$$Y_m(\omega_k) = \sum_{i=1}^L g_m(\omega_k, \theta_i) \cdot S_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k l T_s) + N_m(\omega_k)$$

$$\text{para } M < m \leq M(d+1) \text{ y } l = \left\lfloor \frac{m-1}{M} \right\rfloor$$

$$\tau_m(\theta_i) = m(D/c) \sin(\theta_i)$$

Respuesta del sensor  $m$  en la dirección de la fuente  $i \rightarrow$

$\exp[-j\omega_k \tau_m(\theta_i)]$



### ARExt: Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes AR de Banda Ancha (2)

**Vector de señal extendido en forma matricial**

$$Y_E(\omega_k) = A(\omega_k, \alpha, \theta)S(\omega_k) + A'(\omega_k, \theta)\Sigma(\omega_k) + N(\omega_k)$$

Matriz de dirección y fuentes

Error de predicción

Matriz de enfoque

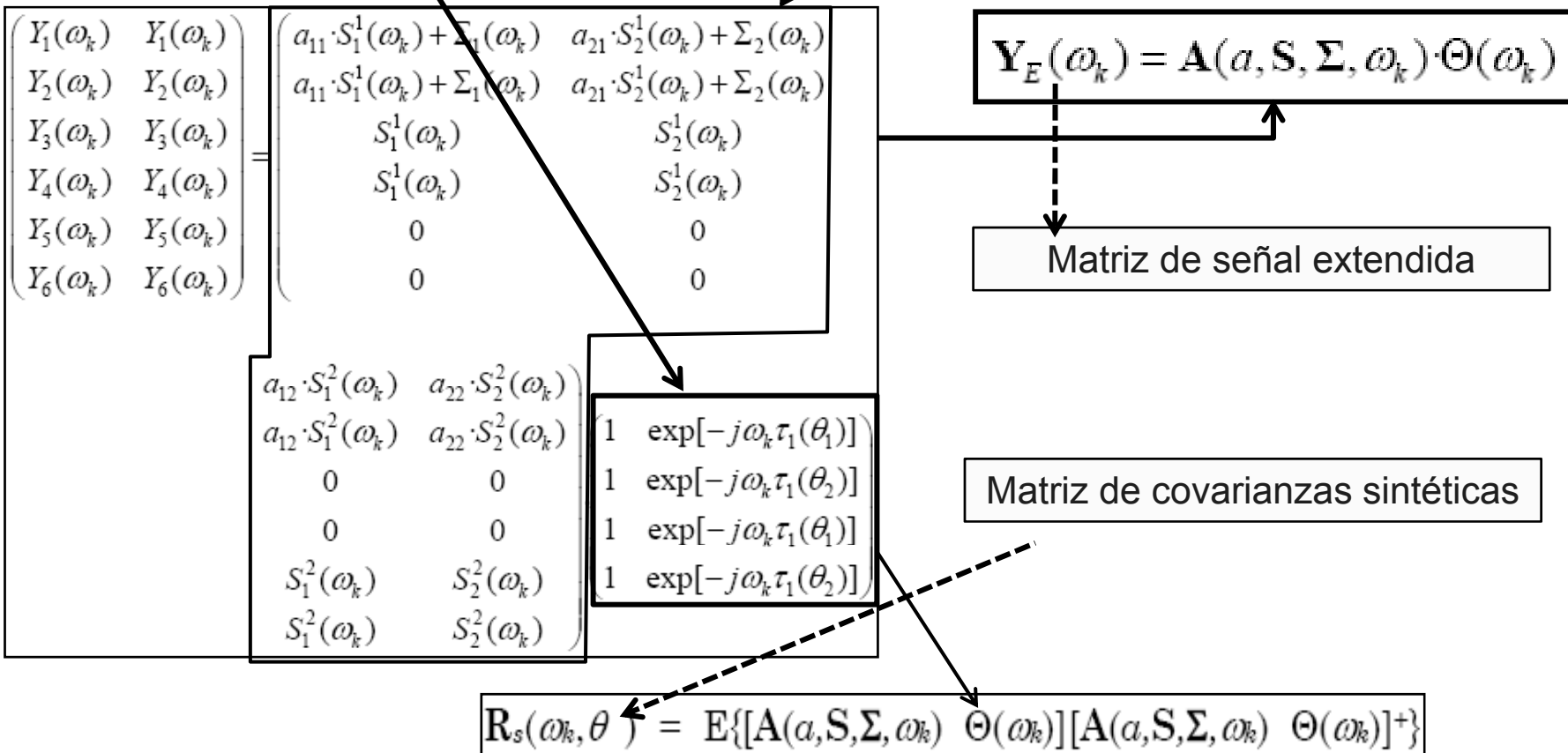
Agrupación de 2 sensores con 2 fuentes incidentes y dos coeficientes autorregresivos.

La búsqueda de DOA's se hace sobre el conjunto de parejas  $\{\theta_1, \theta_2\} \Rightarrow$  Excesiva carga computacional

$$\begin{pmatrix} Y_1(\omega_k) \\ Y_2(\omega_k) \\ Y_3(\omega_k) \\ Y_4(\omega_k) \\ Y_5(\omega_k) \\ Y_6(\omega_k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} \cdot g_1(\theta_1, \omega_k) & a_{21} \cdot g_1(\theta_2, \omega_k) & a_{12} \cdot g_1(\theta_1, \omega_k) & a_{22} \cdot g_1(\theta_2, \omega_k) \\ a_{11} \cdot g_2(\theta_1, \omega_k) & a_{21} \cdot g_2(\theta_2, \omega_k) & a_{12} \cdot g_2(\theta_1, \omega_k) & a_{22} \cdot g_2(\theta_2, \omega_k) \\ g_1(\theta_1, \omega_k) & g_1(\theta_2, \omega_k) & 0 & 0 \\ g_2(\theta_1, \omega_k) & g_2(\theta_2, \omega_k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_1(\theta_1, \omega_k) & g_1(\theta_2, \omega_k) \\ 0 & 0 & g_2(\theta_1, \omega_k) & g_2(\theta_2, \omega_k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} S_1^1(\omega_k) \\ S_2^1(\omega_k) \\ S_1^2(\omega_k) \\ S_2^2(\omega_k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_1(\theta_1, \omega_k) & g_1(\theta_2, \omega_k) \\ g_2(\theta_1, \omega_k) & g_2(\theta_2, \omega_k) \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \Sigma_1(\omega_k) \\ \Sigma_2(\omega_k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} N_1(\omega_k) \\ N_2(\omega_k) \\ N_1(\omega_k) \\ N_2(\omega_k) \\ N_1(\omega_k) \\ N_2(\omega_k) \end{pmatrix}$$

### ARExt Fast: Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes AR de Banda Ancha (3)

Aislando las direcciones en A y A' obtenemos la matriz de señal, excitación y coeficientes.



### ARMAExt: Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes ARMA de Banda Ancha (1)

$$S_i(\omega_k) = \sum_{n=1}^d a_{in} \cdot S_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) + \sum_{n=1}^q b_{in} \cdot U_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) + b_{i0} \cdot U_i(\omega_k)$$

Espectro de la Señal de la fuente i-ésima de modelo ARMA conocido

Señal en la salida del sensor  $m$

$$Y_m(\omega_k) = \sum_{i=1}^L g_m(\omega_k, \theta_i) \sum_{n=1}^d a_{in} S_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) \cdot \exp[-j\omega_k \tau_m(\theta_i)] +$$

$$+ \sum_{i=1}^L g_m(\omega_k, \theta_i) \sum_{n=1}^q b_{in} U_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) \cdot \exp[-j\omega_k \tau_m(\theta_i)] + N_m(\omega_k)$$

para  $1 \leq m \leq M$

$$Y_m(\omega_k) = \sum_{i=1}^L g_m(\omega_k, \theta_i) S_i(\omega_k) \cdot \exp(-j\omega_k n T_s) \cdot \exp[-j\omega_k \tau_m(\theta_i)]$$

$$+ N_m(\omega_k)$$

para  $M < m \leq M(d+1)$  y  $l = \left\lfloor \frac{m-1}{M} \right\rfloor$

orden MA →

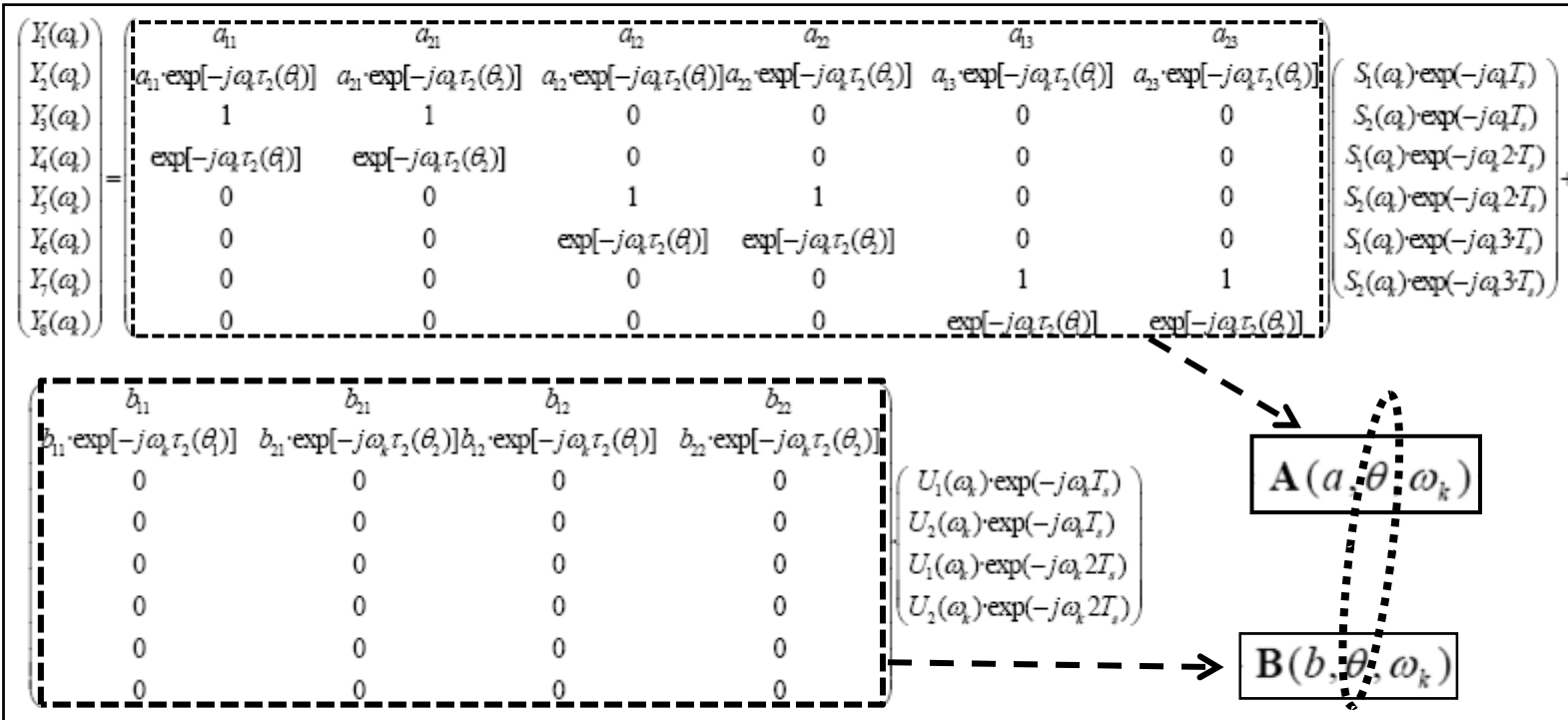
Excitación →

Coeficientes MA →

Vector Extendido →  $\mathbf{Y}_E(\omega_k) = \mathbf{A}(a, \theta, \omega_k) \cdot \mathbf{S}(\omega_k) + \mathbf{B}(b, \theta, \omega_k) \cdot \mathbf{U}(\omega_k) + \mathbf{N}(\omega_k)$

### ARMAExt: Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes ARMA de Banda Ancha (2)

Agrupación de 2 sensores 2 fuentes incidentes, orden 3 para AR y 2 para MA



**Matriz de Covarianzas Sintética**

$$\mathbf{R}_s(\omega_k, \theta) = E [A(a, \theta, \omega_k)S(\omega_k) + B(b, \theta, \omega_k)U(\omega_k)) (A(a, \theta, \omega_k)S(\omega_k) + B(b, \theta, \omega_k)U(\omega_k))^+ ]$$

La búsqueda de DOA's se hace sobre parejas  $\{\theta_1 \theta_2\} \Rightarrow$  Excesiva carga computacional

### ARMAExt Fast : Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes ARMA de Banda Ancha (3)

$$\begin{bmatrix} Y_1(\omega_k) & Y_1(\omega_k) \\ Y_2(\omega_k) & Y_2(\omega_k) \\ Y_3(\omega_k) & Y_3(\omega_k) \\ Y_4(\omega_k) & Y_4(\omega_k) \\ Y_5(\omega_k) & Y_5(\omega_k) \\ Y_6(\omega_k) & Y_6(\omega_k) \\ Y_7(\omega_k) & Y_7(\omega_k) \\ Y_8(\omega_k) & Y_8(\omega_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & a_{21}S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & a_{12}S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & a_{22}S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & a_{13}S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \\ a_{11}S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & a_{21}S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & a_{12}S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & a_{22}S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & a_{13}S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \\ S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & 0 & 0 & 0 \\ S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & 0 \\ 0 & 0 & S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & S_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a_{23}S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \\ a_{23}S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \\ S_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 3T_s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11}U_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & b_{21}U_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & b_{12}U_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & b_{22}U_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & 0 & 0 \\ b_{11}U_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & b_{21}U_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k T_s) & b_{12}U_1(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & b_{22}U_2(\omega_k)\cdot\exp(-j\omega_k 2T_s) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \exp[-j\omega_k \tau_1(\theta_1)] \\ 1 & \exp[-j\omega_k \tau_1(\theta_2)] \\ 1 & \exp[-j\omega_k \tau_1(\theta_1)] \\ 1 & \exp[-j\omega_k \tau_1(\theta_2)] \\ 1 & \exp[-j\omega_k \tau_1(\theta_1)] \\ 1 & \exp[-j\omega_k \tau_1(\theta_2)] \end{bmatrix}$$

Separación entre la contribución de la señal de las fuentes y las direcciones de incidencia

**Matriz de Covarianzas Sintética**

$$\mathbf{R}_s(\omega_k, \theta) = E[\left( (\mathbf{A}(\alpha, \mathbf{S}, \Sigma, \omega_k) + \mathbf{B}(b, \mathbf{U}, \omega_k)) \Theta(\omega_k) \right) \left( (\mathbf{A}(\alpha, \mathbf{S}, \Sigma, \omega_k) + \mathbf{B}(b, \mathbf{U}, \omega_k)) \Theta(\omega_k) \right)^+ ]$$

### Proceso de Estimación DOA con los **Algoritmos** Específicos de Fuentes AR y ARMA de Banda Ancha

La búsqueda del mínimo en todos los algoritmos se basa en el muestreo de la matriz de covarianzas en conjunto con la matriz de covarianzas de la señal sintética de fuente.

$$\min_{[\theta_1, \dots, \theta_L]} \sum_{\omega_k}^{\omega_h} \left\| \mathbf{R}_{Y_E}(\omega_k) - \mathbf{R}_S(\omega_k, \theta) \right\|_F^2$$

para  $\omega_k \in 2\pi B/F_s$

La matriz de covarianzas de la señal sintética de fuente será específica de cada algoritmo.

**ARExt** →  $\mathbf{R}_s(\omega_k, \theta) = E\{[\mathbf{A}(\omega_k, a, \theta)\mathbf{S}(\omega_k) + \mathbf{A}'(\omega_k, \theta)\boldsymbol{\Sigma}(\omega_k)] [\mathbf{A}(\omega_k, a, \theta)\mathbf{S}(\omega_k) + \mathbf{A}'(\omega_k, \theta)\boldsymbol{\Sigma}(\omega_k)]^+\}$



**ARExt Fast** →  $\mathbf{R}_s(\omega_k, \theta) = E\{[\mathbf{A}(a, \mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}, \omega_k) + \boldsymbol{\Theta}(\omega_k)] [\mathbf{A}(a, \mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}, \omega_k) + \boldsymbol{\Theta}(\omega_k)]^+\}$

**ARMAExt** →  $\mathbf{R}_s(\omega_k, \theta) = E\{[\mathbf{A}(a, \theta, \omega_k)\mathbf{S}(\omega_k) + \mathbf{B}(b, \theta, \omega_k)\mathbf{U}(\omega_k)] [\mathbf{A}(a, \theta, \omega_k)\mathbf{S}(\omega_k) + \mathbf{B}(b, \theta, \omega_k)\mathbf{U}(\omega_k)]^+\}$



**ARMAExt Fast** →  $\mathbf{R}_s(\omega_k, \theta) = E\{([\mathbf{A}(a, \mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}, \omega_k) + \mathbf{B}(b, \mathbf{U}, \omega_k)] + \boldsymbol{\Theta}(\omega_k)) ((\mathbf{A}(a, \mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}, \omega_k) + \mathbf{B}(b, \mathbf{U}, \omega_k)) + \boldsymbol{\Theta}(\omega_k))^+\}$

### ARMAPol : Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes ARMA y Descomposición de Polos de Banda Ancha (1)

Partiendo del modelado ARMA de las fuentes formamos una matriz virtual de datos que factorizamos mediante técnicas basadas en el subespacio para estimar la DOA

$$s_i[n] = -\sum_{k=1}^{d_i} a_{ik}s_i[n-k] + \sum_{k=0}^{q_i} b_{ik}u_i[n-k] \quad \xrightarrow{\text{TZ}} \quad S_i(z) = \frac{B_i(z)}{A_i(z)} U_i(z)$$

- Función apropiada  $q_i \leq d_i$
- Casual y Estable

Salida en el sensor m-ésimo

$$Y_m(z) = \sum_{i=1}^L C_m \exp\{-j\omega_k \tau_m(\theta_i)\} \frac{B_i(z)}{A_i(z)} U_i(z) + N_m(z)$$

└─ ganancia del sensor m-ésimo

La secuencia de covarianza cruzada entre salidas de sensores  $m$  y  $n$ :

$$R_{mn}(z) = \sum_{i=1}^L \sum_{l=1}^L \alpha_{il} C_m C_n \exp\{-j\omega_k (\tau_m(\theta_i) - \tau_n(\theta_l))\} \times \frac{B_i(z) B_l^*(1/z^*)}{A_i(z) A_l^*(1/z^*)} + N_{mn}(z)$$

**Lema:** Sea  $\lambda_{pq}$  el polo q-ésimo de fuente p-ésima, si  $B_i(z)/A_i(z)$  distintos polos y no tienen polos comunes de igual multiplicidad

$$\lim_{z \rightarrow \lambda_{pq}} \frac{R_{mk}(z)}{R_{nk}(z)} \lim_{z \rightarrow \lambda_{pq}} \frac{R_{mk}^*(z)}{R_{nk}^*(z)} = \exp\{j2\omega_k (\tau_m(\theta_p) - \tau_n(\theta_p))\}$$

### ARMAPol : Algoritmo de Estimación DOA Específico de Fuentes ARMA y Descomposición de Polos de Banda Ancha (2)

**Matriz virtual de Datos:** matriz  $Y_{M \times M}$  cuyos elementos  $mn$ -ésimos vienen dados por:

$$y_{mn} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^L \frac{1}{P_i} \sum_{r=1}^{P_i} \sum_{k=1}^M \lim_{z \rightarrow \lambda_r} \frac{R_{mk}(z)}{R_{nk}(z)} \frac{R_{nk}^*(z)}{R_{mk}^*(z)}$$

**Lema:**

$$\lim_{z \rightarrow \lambda_{pq}} \frac{R_{mk}(z)}{R_{nk}(z)} \lim_{z \rightarrow \lambda_{pq}} \frac{R_{mk}^*(z)}{R_{nk}^*(z)} = \exp\{j2\omega_k(\tau_m(\theta_p) - \tau_n(\theta_p))\}$$

$$y_{mn} = \sum_{i=1}^L \exp\{j2\omega_k(\tau_m(\theta_i) - \tau_n(\theta_i))\}$$

**Matriz virtual de Datos:**

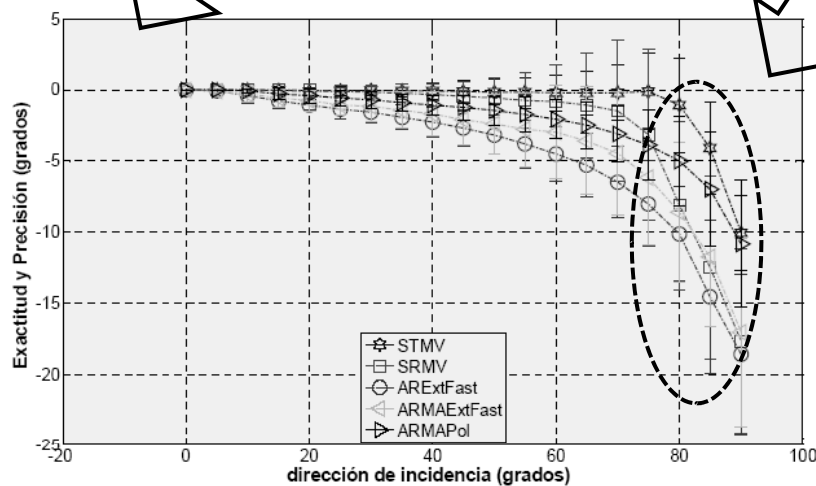
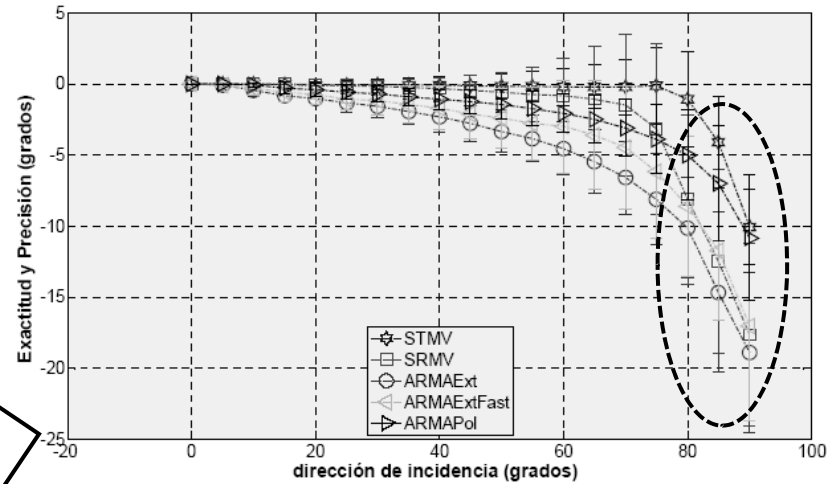
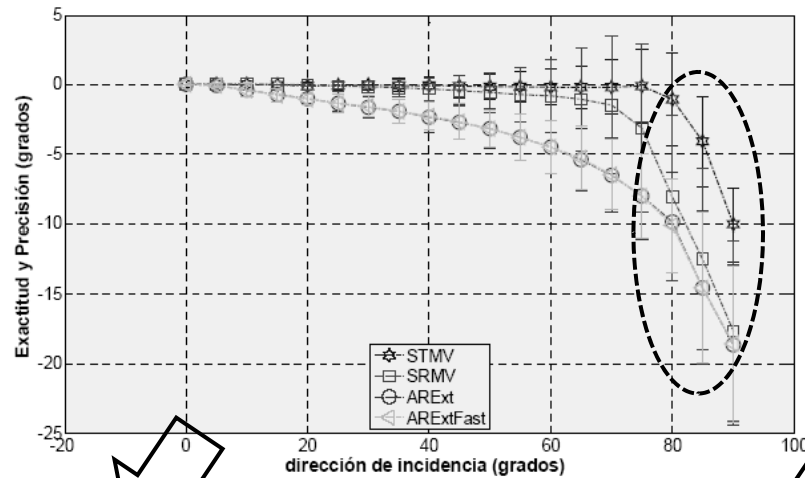
$$Y = A \cdot A^+ = \begin{bmatrix} \exp(j2\omega_k \tau_1(\theta_1)) & \exp(j2\omega_k \tau_1(\theta_2)) & \cdots & \exp(j2\omega_k \tau_1(\theta_L)) \\ \exp(j2\omega_k \tau_2(\theta_1)) & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \exp(j2\omega_k \tau_M(\theta_1)) & \cdots & \cdots & \exp(j2\omega_k \tau_M(\theta_L)) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \exp(-j2\omega_k \tau_1(\theta_1)) & \exp(-j2\omega_k \tau_2(\theta_1)) & \cdots & \exp(-j2\omega_k \tau_M(\theta_1)) \\ \exp(-j2\omega_k \tau_1(\theta_2)) & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \exp(-j2\omega_k \tau_1(\theta_L)) & \cdots & \cdots & \exp(-j2\omega_k \tau_M(\theta_L)) \end{bmatrix}$$

Cada columna esta asociada con una fuente

$$\Theta = [\alpha, \beta]^T \quad a(\Theta_k) = [\exp(j2\omega_k \tau_1(\theta_1)), \exp(j2\omega_k \tau_2(\theta_1)), \dots, \exp(j2\omega_k \tau_M(\theta_1))]^T$$



### Experimentos y resultados con los algoritmos de estimación DOA (1)

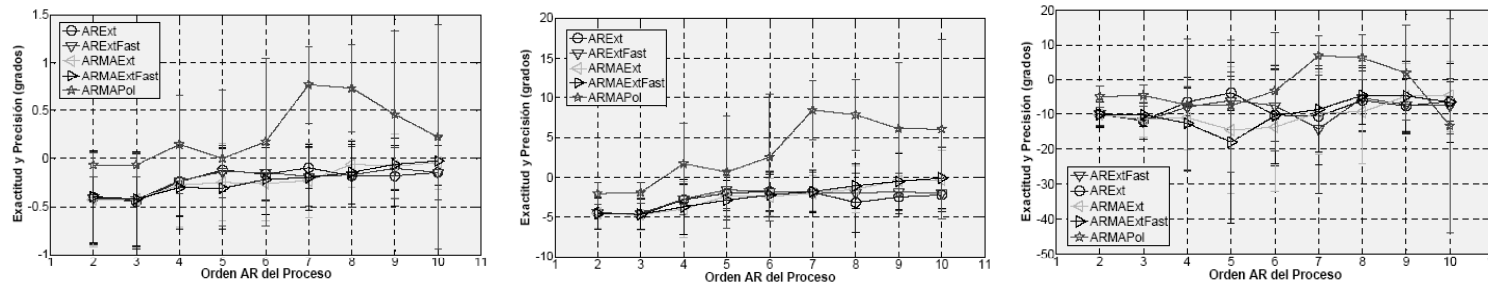


Una sola fuente con DOA de  $0^\circ$  a  $90^\circ$  de  $5^\circ$  en  $5^\circ$ , AR(2) y ARMA(2,1) y SNR de 100 dB. Sólo 2 sensores espaciados una semilongitud de onda de la frecuencia máxima.

STMV se muestra en este contexto como el más exacto y preciso, le siguen SRMV y ARMAPol en exactitud aunque menos preciso.

### Experimentos y resultados con los algoritmos de estimación DOA (2)

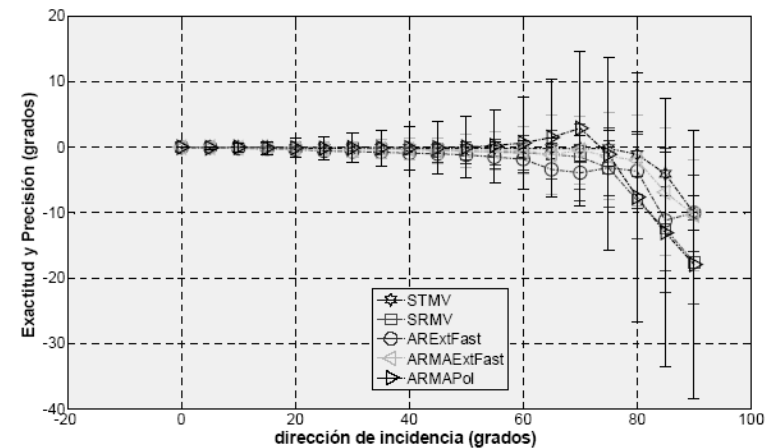
**ORDEN DEL PROCESO:** una sola fuente con DOA de  $10^\circ$ ,  $60^\circ$  y  $80^\circ$  ahora el orden varía de 2 a 10 para coeficientes AR y uno menor para los MA. La SNR es de 100 dB. Sólo 2 sensores espaciados una semilongitud de onda de la frecuencia máxima.



**ARMAExt y ARMAExtFast mejoran alcanzando exactitud y precisión comparables al STMV.**

**ORDEN ÓPTIMO DEL PROCESO:** repetimos el primer experimento, sólo que ahora usamos los algoritmos ARExtFast, ARMAExtFast y ARMAPol con sus órdenes óptimos obtenidos experimentalmente.

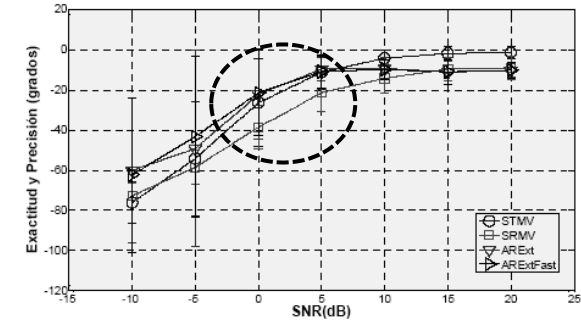
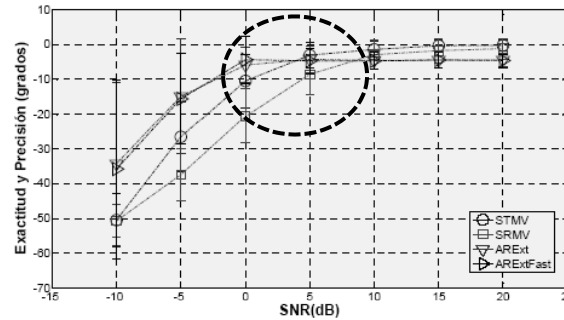
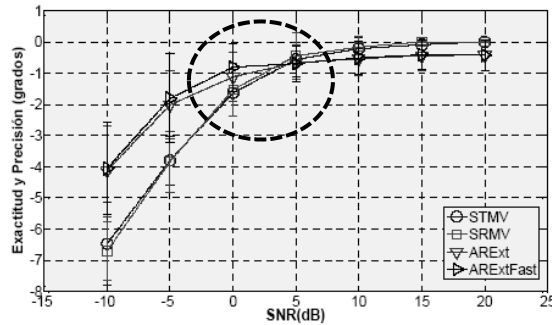
Ahora ARMAExtFast e incluso ARExtFast compiten con STMV, SRMV y ARMAPol.



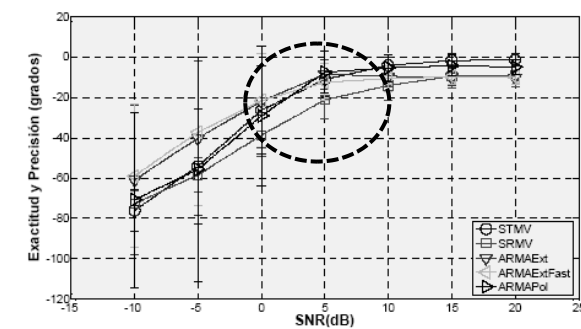
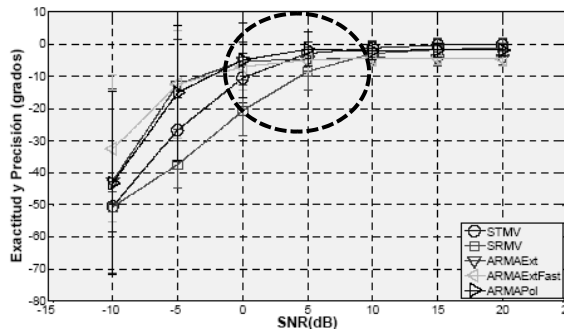
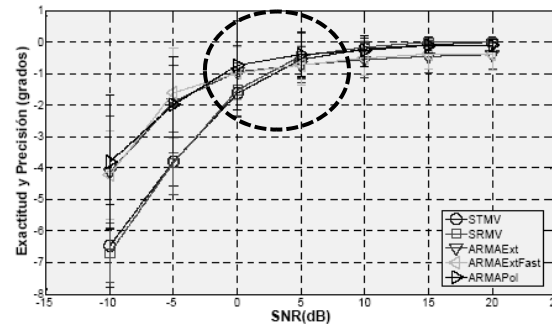
### Experimentos y resultados con los algoritmos de estimación DOA (3)

**SNR VARIABLE:** mismo escenario, sólo tres direcciones de incidencia y modelos con órdenes óptimos.

**AR**



**ARMA**



**10°**

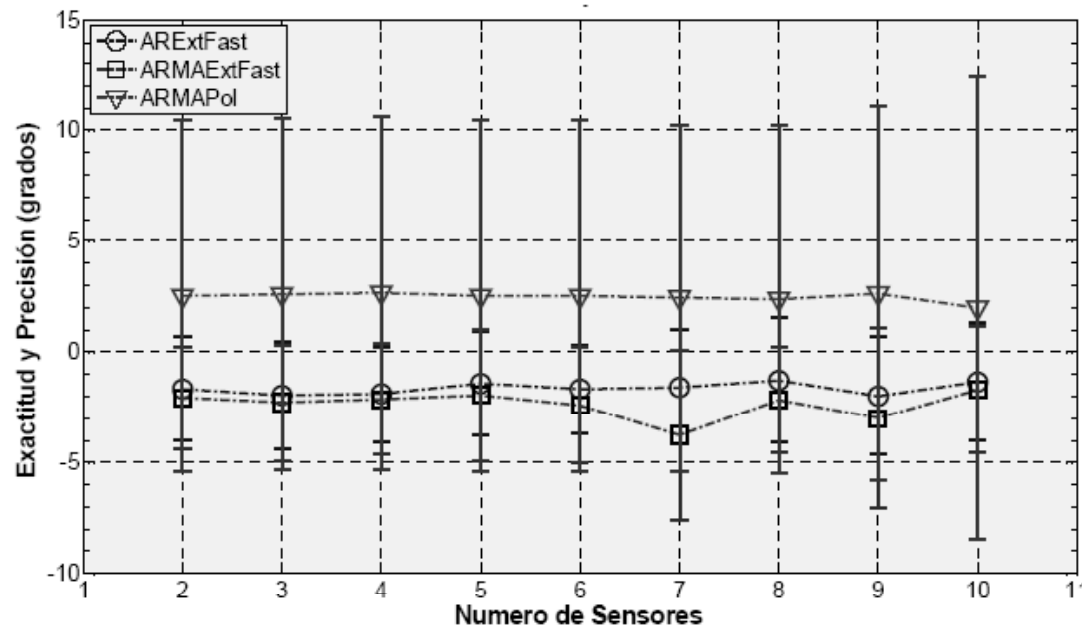
**60°**

**80°**

Se aprecia una clara degradación de las prestaciones de los algoritmos STMV y SRMV para SNR de 0 dB e inferiores. Para los basados en AR y ARMA es menos significativa.

### Experimentos y resultados con los algoritmos de estimación DOA (4)

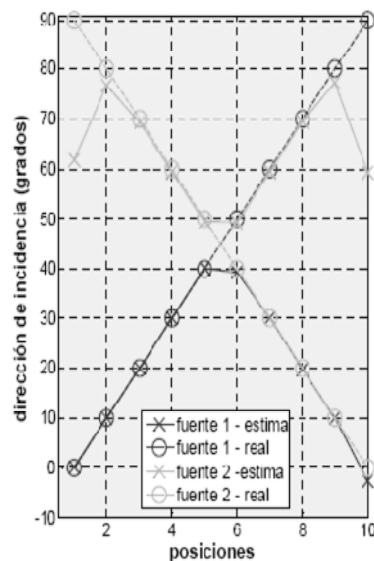
**NUMERO DE SENSORES:** mismo escenario, sólo ángulo incidente de 60° y modelos con órdenes óptimos.



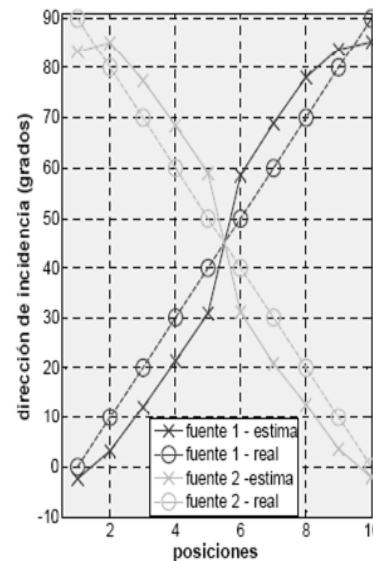
**No hay efecto alguno destacable sobre la exactitud y precisión de estos algoritmos.**

### Experimentos y resultados con los algoritmos de estimación DOA (5)

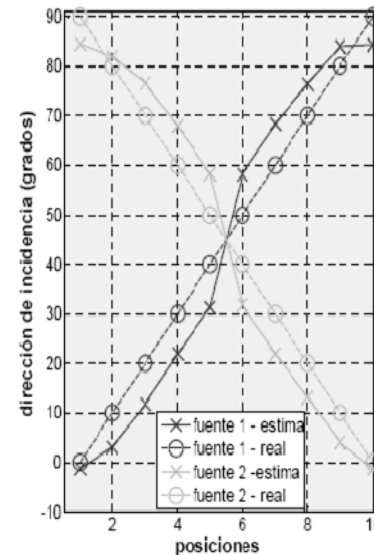
**ESCENARIO CON DOS FUENTES:** inicialmente una fuente con incidencia desde  $90^\circ$  y la otra desde  $0^\circ$ , luego  $80^\circ$  y  $10^\circ$ , y así sucesivamente. Ambas del mismo nivel y SNR de 100 dB, agrupación con sólo dos sensores, excepto para STMV que lleva 4 sensores.



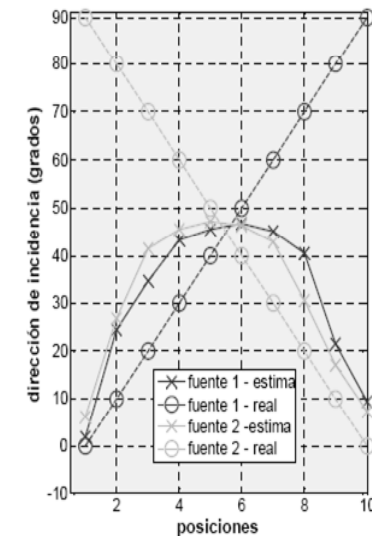
**STMV**



**ARExtFast**



**ARMAExtFast**

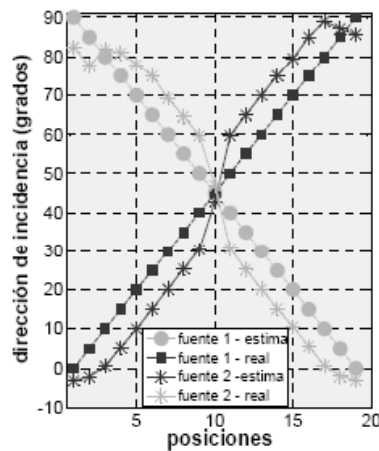


**ARMAPol**

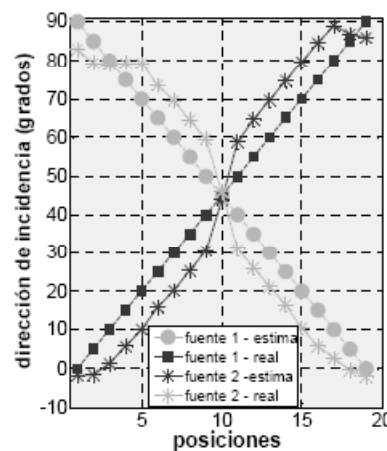
**STMV es muy preciso pero no sabe quién es quién, ARExtFast y ARMAExtFast lo saben intrínsecamente.**

### Experimentos y resultados con los algoritmos de estimación DOA (9)

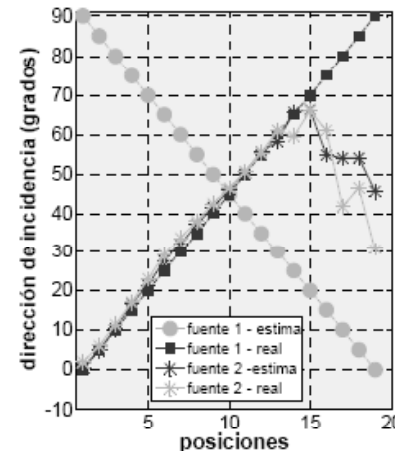
**ESCENARIO CON DOS FUENTES DE DISTINTO NIVEL:** inicialmente una fuente con incidencia desde  $90^\circ$  y la otra desde  $0^\circ$ , luego  $80^\circ$  y  $10^\circ$ , y así sucesivamente. Una fuente tienen un nivel 10 dB superior a la otra y SNR de 100 dB, agrupación con sólo dos sensores.



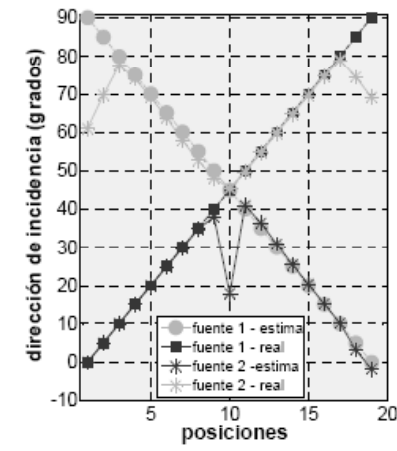
**ARExtFast**



**ARMAExtFast**



**ARMAPol**



**STMV**

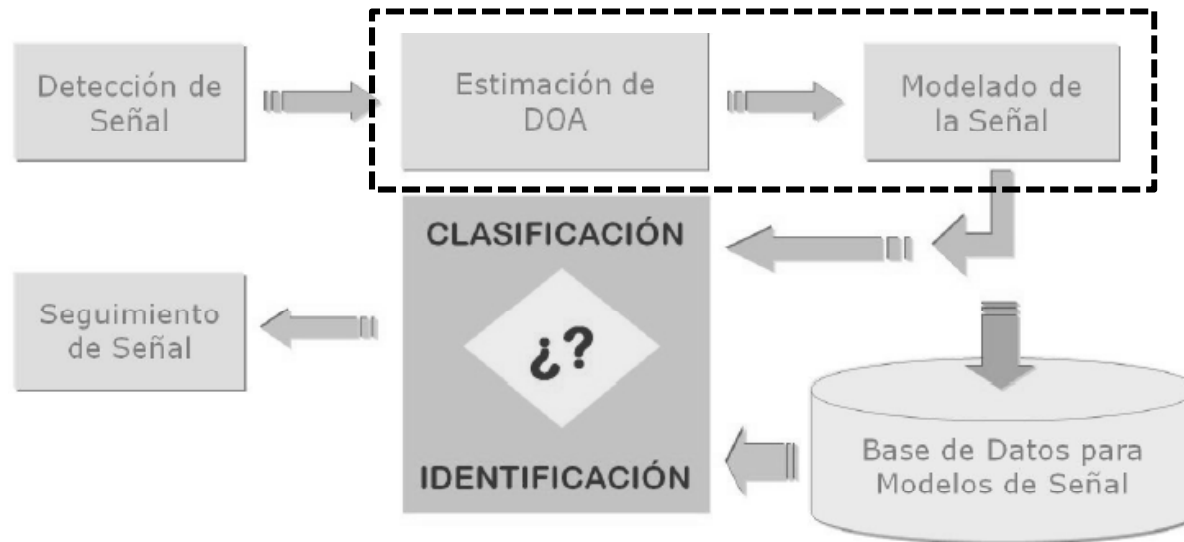
Nuestros algoritmos prácticamente se comportan igual, sólo ARMAPol parece experimentar alguna mejoría en el seguimiento de la fuente más potente.

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Algoritmo de identificación

**ENFOQUE:** identificación de individuos de una misma especie

**REQUISITO:** que los sonidos puedan caracterizarse mediante procesos autorregresivos y de medidas móviles



Contexto: ULA de M sensores de banda ancha espaciados media longitud de onda

$$\text{Vector extendido} \rightarrow \mathbf{Y}(\omega) = \mathbf{A}(a, \theta, \omega)\mathbf{S}(\omega) + \mathbf{A}'(\theta, \omega)\mathbf{E}(\omega) + \mathbf{N}(\omega)$$

Matriz de coeficientes y apuntamiento
Matriz de apuntamiento
Vector de ruido

Vector excitación

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Algoritmo de Identificación

**Asumiendo que:**

1. Número de señales y sus correspondientes direcciones de incidencia son conocidas.
2. Número de sensores no restringido a ser mayor que el número de fuentes.
3. El orden AR y los coeficientes son conocidos.
4. Las fuentes podrían ser estadísticamente dependientes (p.ej. mismo individuo).
5. El conjunto de los  $M(d+1)$  vectores de apuntamiento son linealmente independientes.
6. Ruido Gaussiano, ergódico de segundo orden y estacionario, de media nula, además es un proceso con matriz de covarianzas  $C$ . Condición que consideramos valida durante cada observación de  $T_0$  segundos.

$$\mathbf{N}(\omega) = \mathbf{Y}(\omega) - \mathbf{Y}'(\omega) \longrightarrow f(N) = \frac{1}{\pi^L |\mathbf{C}|} \exp[-\mathbf{N}(\omega)^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{N}(\omega)]$$

Función densidad de probabilidad

$$\mathbf{L}(a, \theta) = - \sum_{\omega \in 2\pi B/F_s} \log |\mathbf{C}| + \sum_{\omega \in 2\pi B/F_s} [-\mathbf{N}(\omega)^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{N}(\omega)]$$

Identificador de máxima verosimilitud

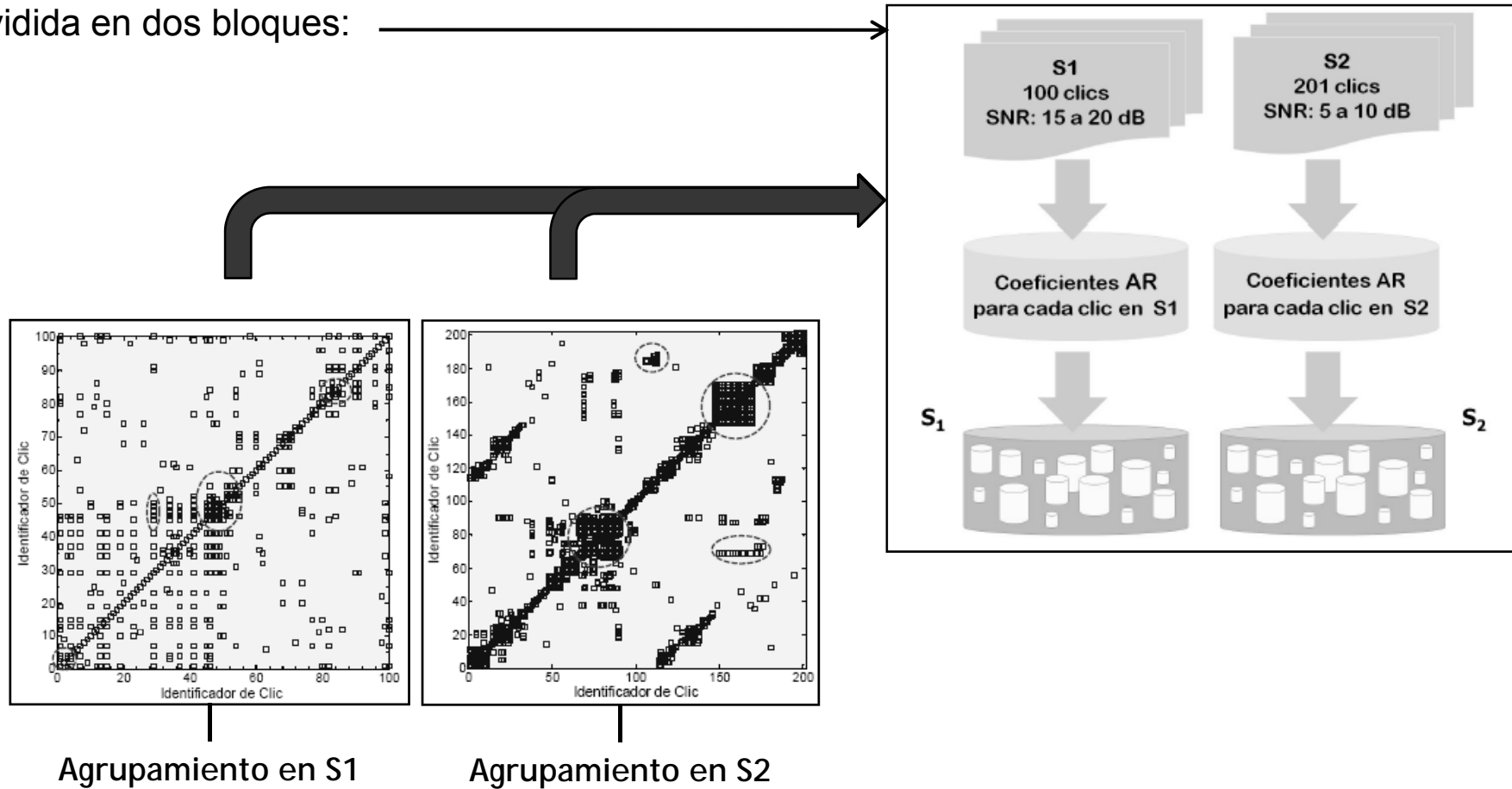
$$a_{opt} = \arg \min_a \sum_{\omega \in 2\pi B/F_s} \{ \log(|\mathbf{C}|) + \mathbf{N}(\omega)^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{N}(\omega) \}$$

Los  $a_{opt}$  que minimizan determinan las fuentes presentes en el escenario



### Experimentos y resultados con el algoritmo de indentificación (1)

Para los experimentos hemos construido un base de señales dividida en dos bloques:

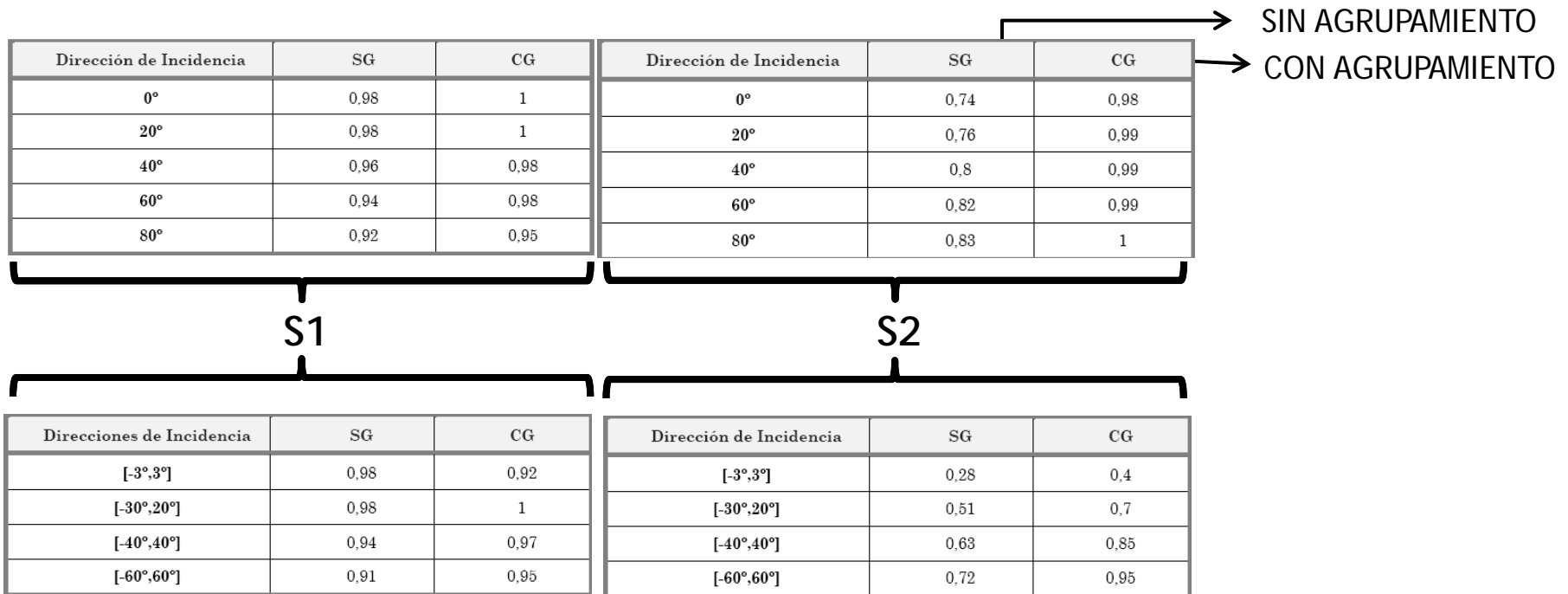


# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Algoritmo de identificación

### Experimentos y resultados con el algoritmo de indentificación (2)

**PROBABILIDADES DE ACIERTO EN LA IDENTIFICACIÓN PARA UNA SOLA FUENTE INCIDIENDO DESDE DISTINTOS ÁNGULOS: la señal la captamos desde una ULA con sólo dos sensores.**



**PROBABILIDADES DE ACIERTO CON PAREJAS DE SEÑALES CON DISTINTA SEPARACIÓN ANGULAR: la señal la captamos desde una ULA con sólo dos sensores.**

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Algoritmo de identificación

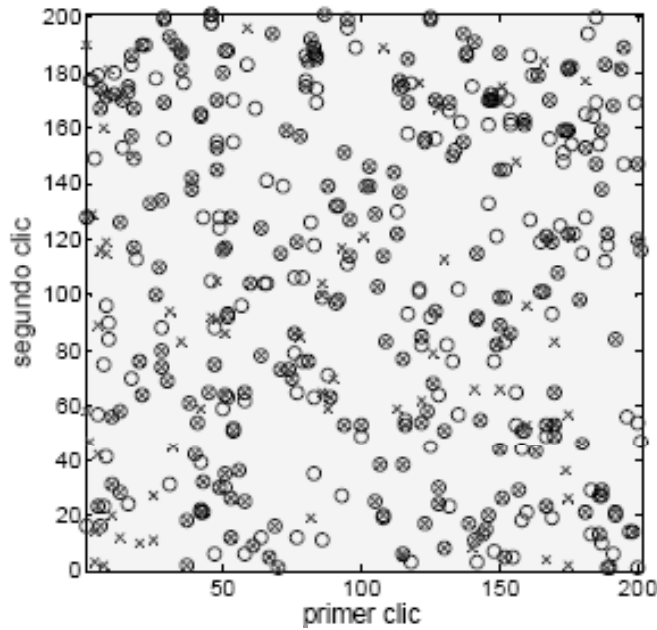
### Experimentos y resultados con el algoritmo de indentificación (3)

**PROBABILIDADES DE ACIERTO EN LA IDENTIFICACIÓN DE PAREJAS ALEATORIAS CON INCIDENCIAS DE ASIGNACIÓN ALEATORIA Y ERROR ALEATORIO EN LA ESTIMA DE LA DOA DE  $\pm 5^\circ$ : la señal la captamos desde una ULA con sólo dos sensores.**

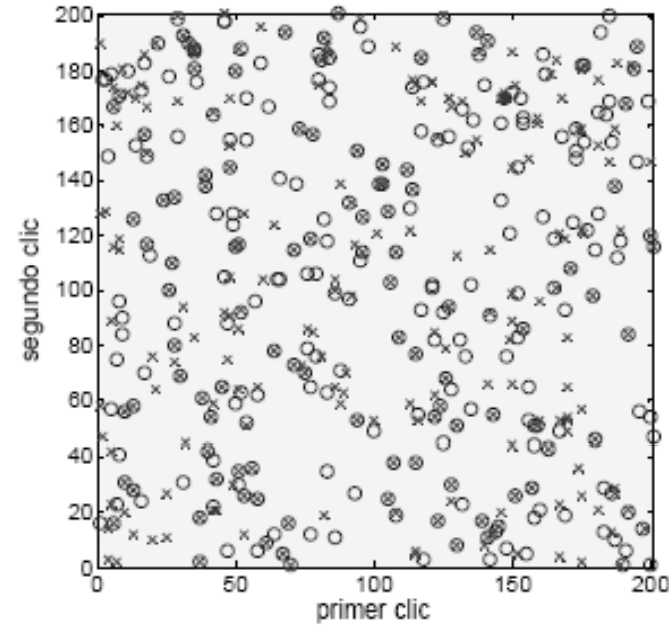
Bloque de Señales	SG	CG
S1	0,93	0,95
S2	0,37	0,75

→ SIN AGRUPAMIENTO

→ CON AGRUPAMIENTO

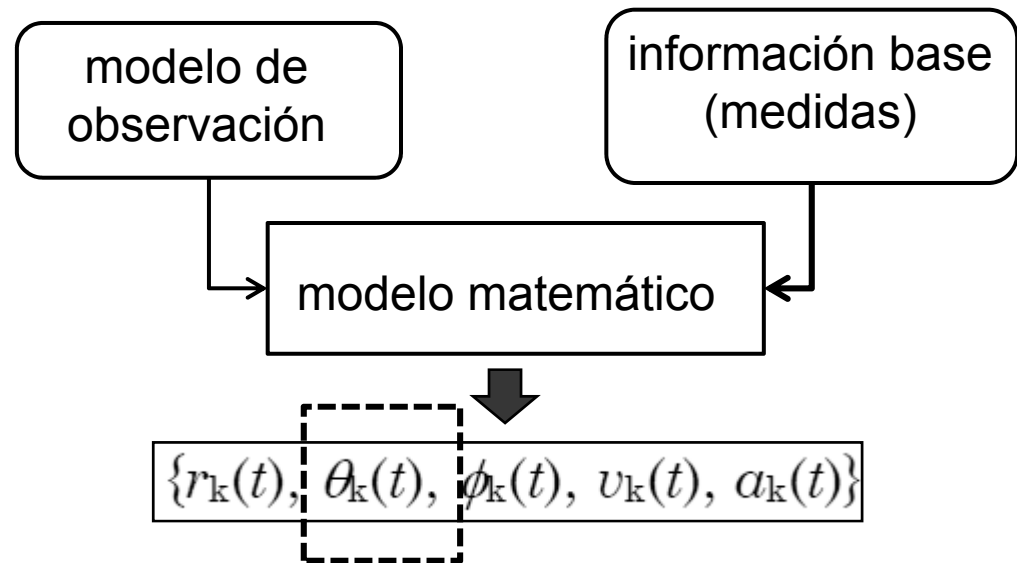
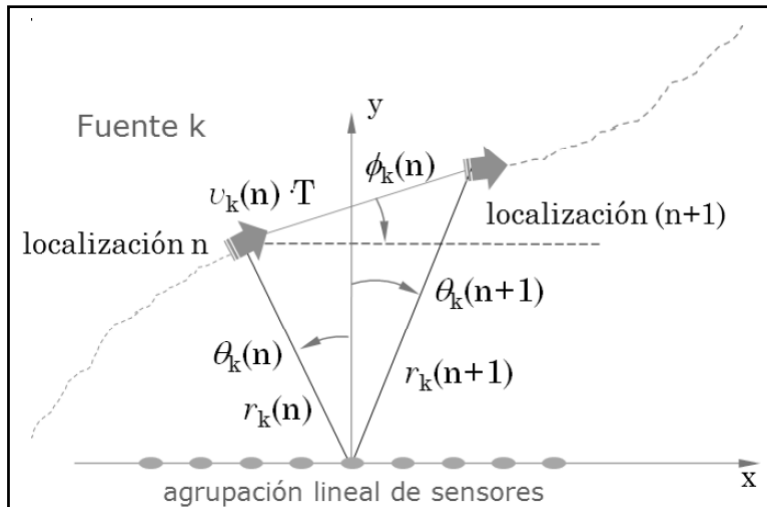


CON AGRUPAMIENTO



SIN AGRUPAMIENTO

Planteamiento: describir el movimiento de una fuente emisora y de esta descripción obtener una evolución de las localizaciones de la fuente.



Modelo de Observación:  $\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}[\boldsymbol{\theta}(t)] \cdot \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t)$

Enfoque: vector de estados y medidas de ángulo de incidencia.

Modelado del movimiento

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x}_i(k) = \begin{bmatrix} \theta_i(k) \\ \dot{\theta}_i(k) \\ \ddot{\theta}_i(k) \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, L$$

$$\mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{F} \cdot \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{w}_i(k)$$

Ecuación de medidas

$$\hat{\theta}_i(k) = \theta_i(k) + \eta_i(k),$$

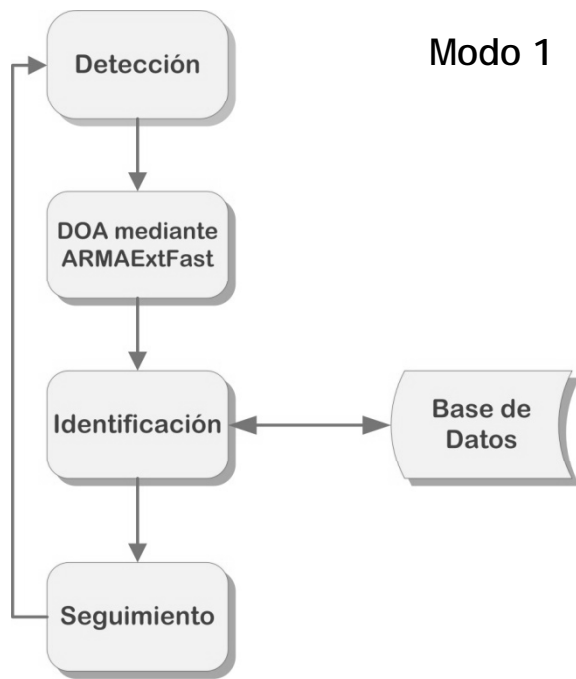
**SOBRE ESTE ESCENARIO APLICAMOS UN MODELO MATEMÁTICO, PARA ELLO UTILIZAMOS UN MODELADO O FILTRADO DE KALMAN**

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

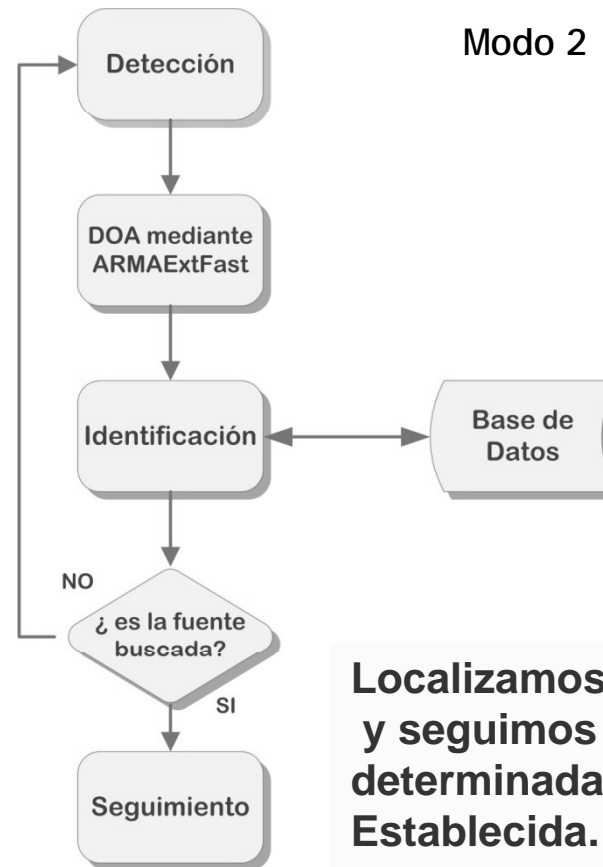
## Algoritmo conjunto

### Algoritmo conjunto de localización, identificación y seguimiento

Algoritmos desarrollados por separado que se unen para una tarea conjunta. Usan Información básica común y trabaja de dos modos.



**Localizamos, identificamos y seguimos fuentes presentes en el escenario.**



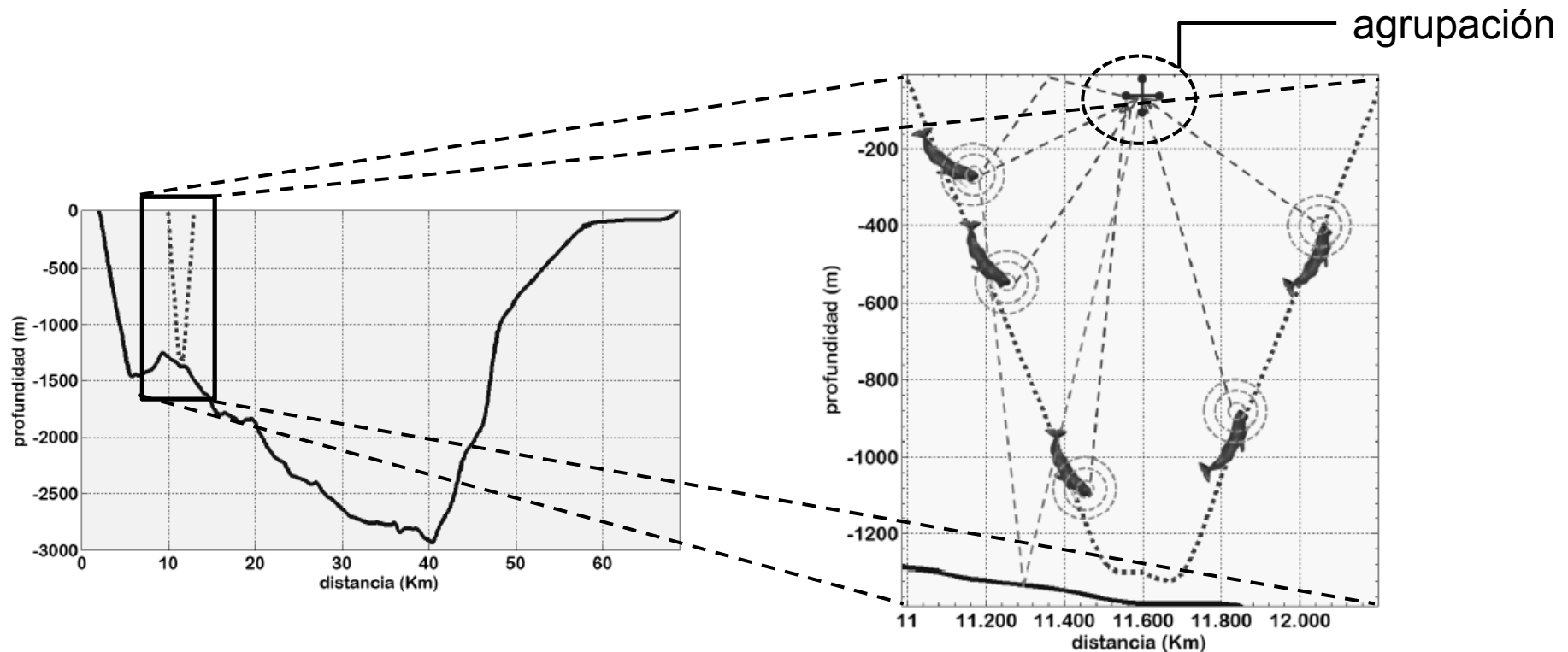
**Localizamos, identificamos y seguimos una fuente determinada previamente Establecida.**

# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

## Algoritmo conjunto

### Experimentos y resultados con el algoritmo de seguimiento (1)

Trayectoria de inmersión y vuelta a la superficie de una fuente **simulada en Cetus3D**. Usamos una ULA de dos sensores con despliegue horizontal ("paralelo al fondo) y vertical (perpendicular al fondo). Nivel de emisión de 190 dB ref 1 $\mu$ Pa y SNR 20 dB.



# Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas

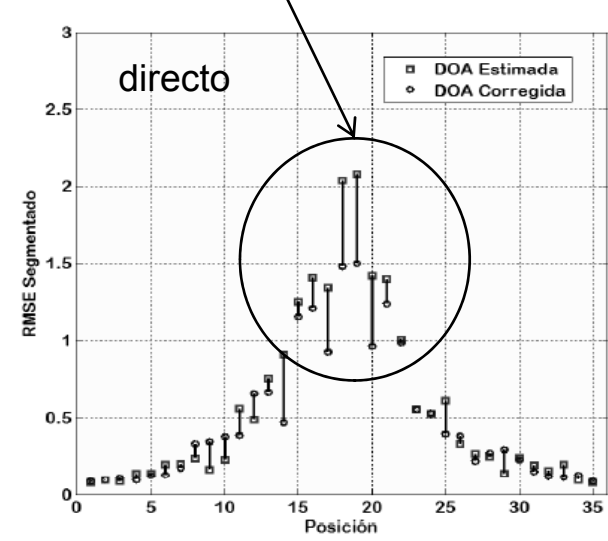
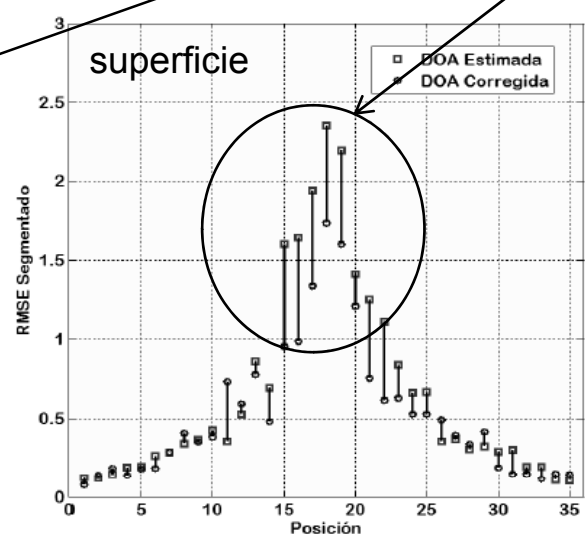
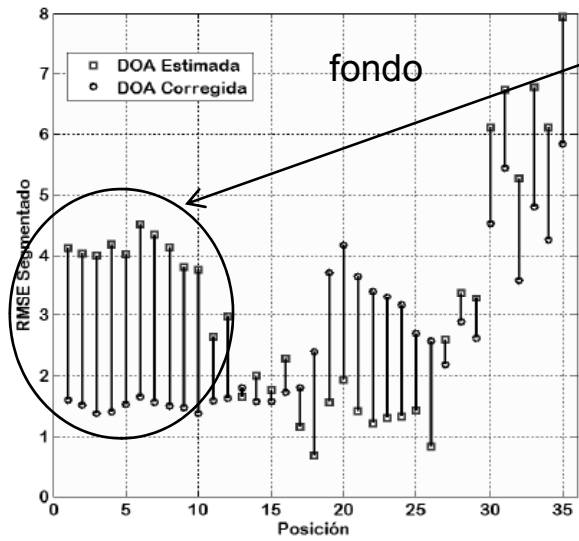
## Algoritmo conjunto

### Experimentos y resultados con el algoritmo de seguimiento (3)

**AGRUPACIÓN CON DESPLIEGUE VERTICAL (PERPENDICULAR A LA SUPERFICIE):** empleamos el algoritmo ARMAExtFast en el modelo de observación.

algoritmo	RMSE Directo	RMSE Superficie	RMSE Fondo
ARMAExtFast	0,1334	0,1513	0,6413
ARMAExtFast con Filtrado de Kalman	0,1072(19%)	0,1120(26%)	0,4924(23%)

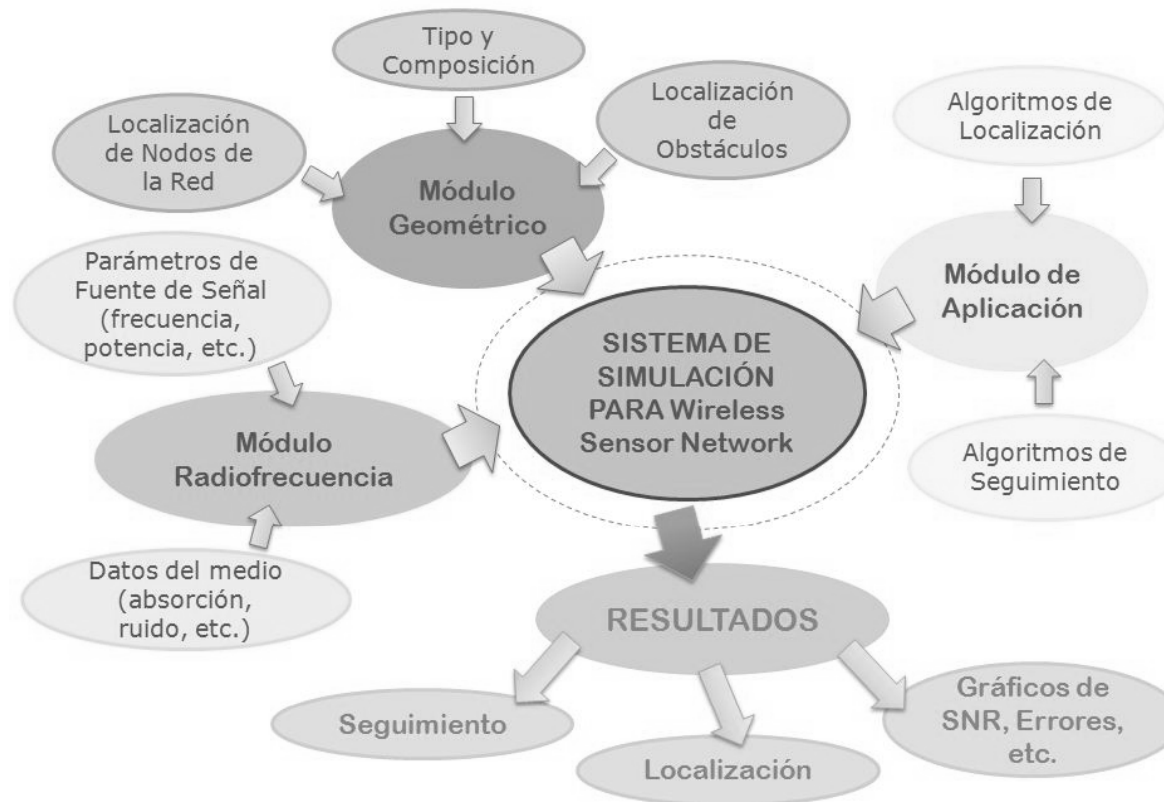
Las incidencias cercanas al endfire provocan errores mayores en la estimación que se corrigen claramente





- **Introducción**
- **Escenarios de Interés: Acústico Submarino y Electromagnético Aéreo -  
Características, Sensores y Muestreo**
- **Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas  
Algoritmos de Localización y Seguimiento con Identificación**
- **Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas  
Algoritmo de Localización y Seguimiento**
- **Conclusiones y Líneas Futuras**

### El Entorno de Simulación LoTrackS-WSN (estará disponible como Open Source)



### Objetivo principal de LoTrackS-WSN

→ Disponer de las señales de RF para tasas binarias de error, RSS, SNR, etc. por paquete recibido.

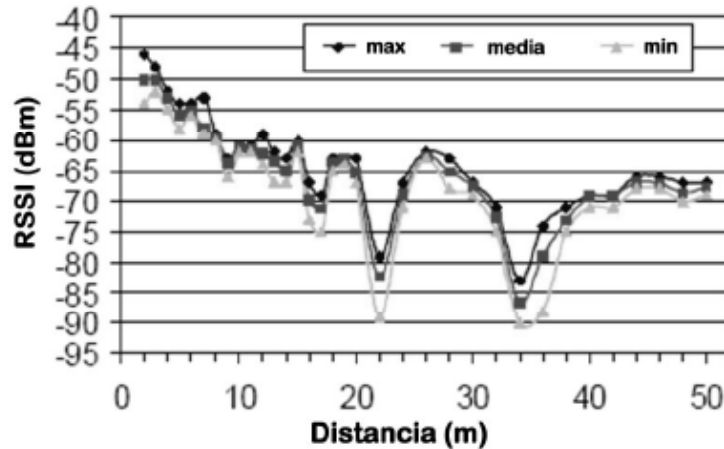
# Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas Entorno de Simulación



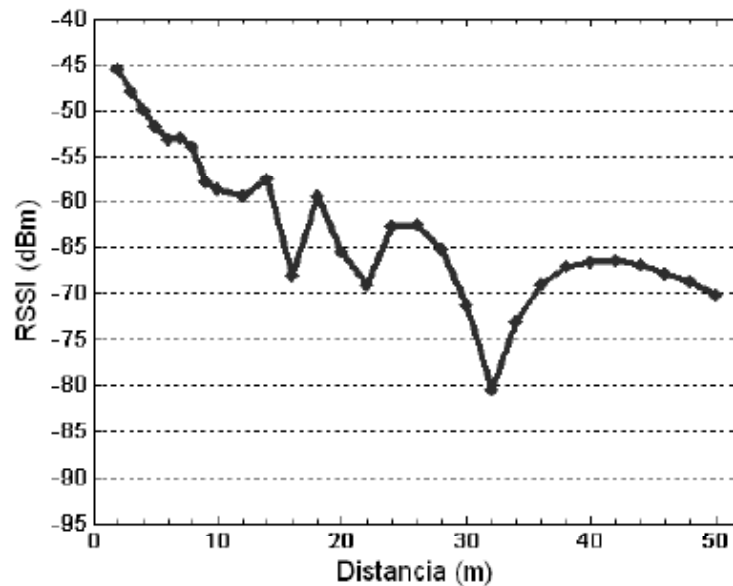
**Imprescindible**  
→ En los casos donde el acceso a la zona de despliegue no es posible con facilidad (p.ej., uSWN).

**Condiciones de los experimentos**

**Zona de despliegue**



**Niveles de RSS experimentales.**



**Niveles de RSS simulados.**

**Es muy importante que los niveles simulados sean realistas pues con frecuencia no disponemos de acceso directo al escenario de trabajo.**

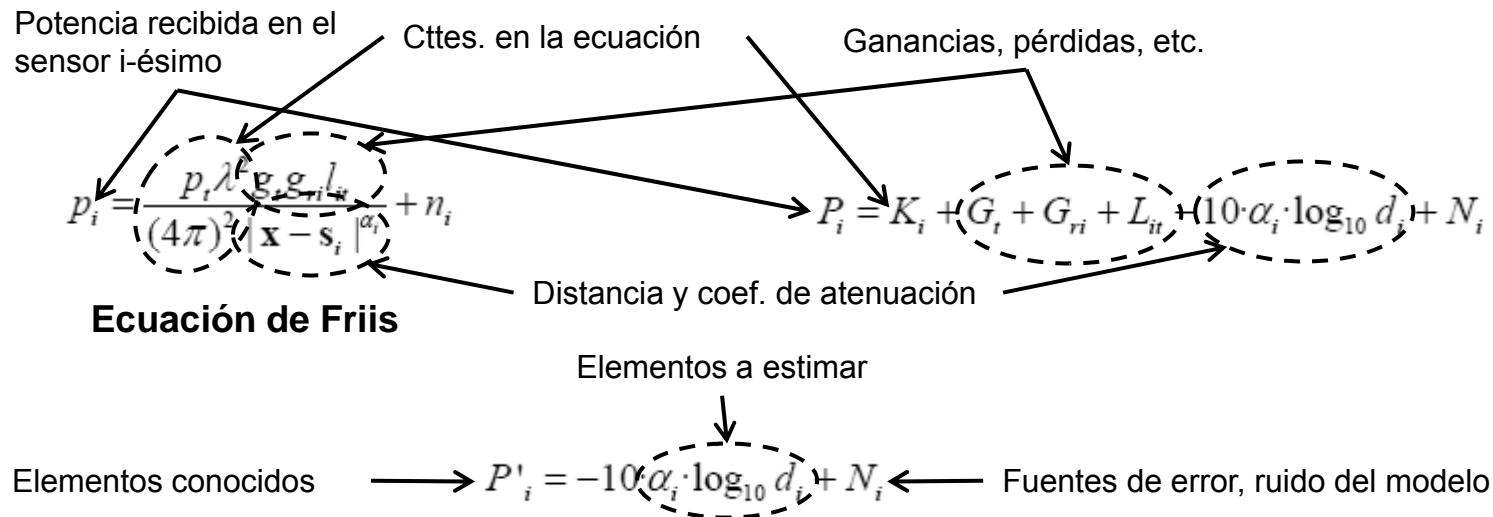
### Una Perspectiva de los métodos de localización con WSN.

#### Restricciones de trabajo:

**No HW añadido, bajo coste, distancia entre nodos fijos <40 metros, precisión del orden de 4 metros.**

Método	Precisión	Máxima Distancia	Hardware Extra	Retos
RSSI	Metros (2-4m)	Alcance de Comunicación	Ninguno	Variación de RSSI e interferencias
TOA	Centímetros (2-3 cm)	Alcance de Comunicación	Ninguno	Sincronización de nodos
TDOA	Centímetros (2-3 cm)	Unos pocos metros (2-10 m)	Transmisor de ultrasonidos	Máxima distancia de trabajo
AOA/DOA	Unos pocos grados(5°)	Alcance de Comunicación	Conjunto de receptores	Trabajar sobre nodos de pequeñas dimensiones
Alcance en Comunicación entre nodos	Mitad del Alcance en Comunicación	Alcance de Comunicación	Ninguno	-

### Un Modelo de Propagación en Exteriores



### Consideraciones sobre el modelo

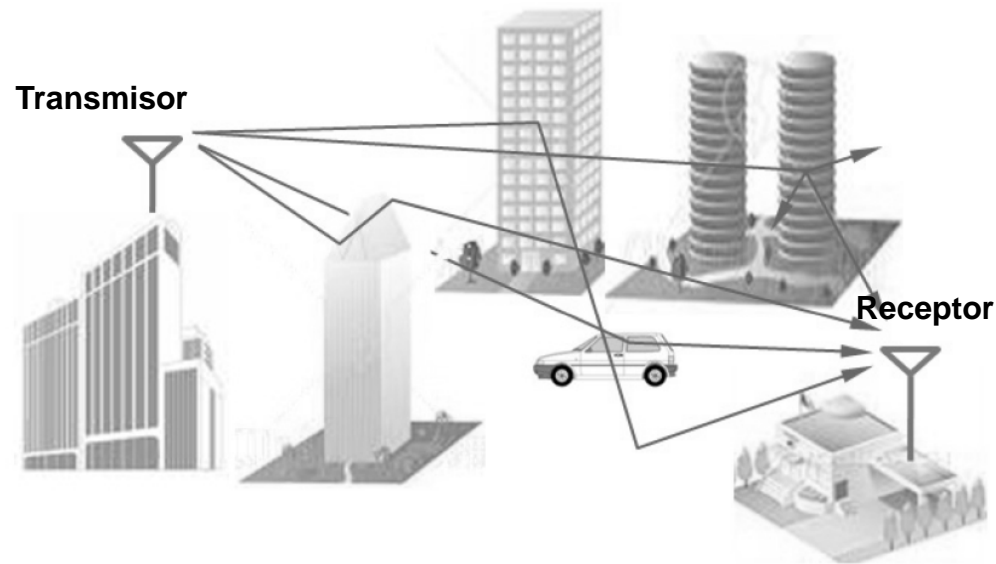
- A1.** Normalmente, las ganancias ( $G_t$  y  $G_r$ ) no son conocidas. Usaremos un valor medio efectivo calculado a partir de los diagramas del fabricante.
- A2.** Las pérdidas  $L_{it}$  tampoco son conocidas y varían también entre dispositivos.
- A3.** El ruido interferente es causa de posible error en el modelo.
- A4.** El término  $N_i$  adquiere un valor importante pues englobará todas las causas de posible error en el modelo.
- A5.** Para el término  $N_i$  se asume una estadística de tipo Gaussiano.

### Problemática Particular

### Distancia FIJA transmisor-receptor

Normalmente:

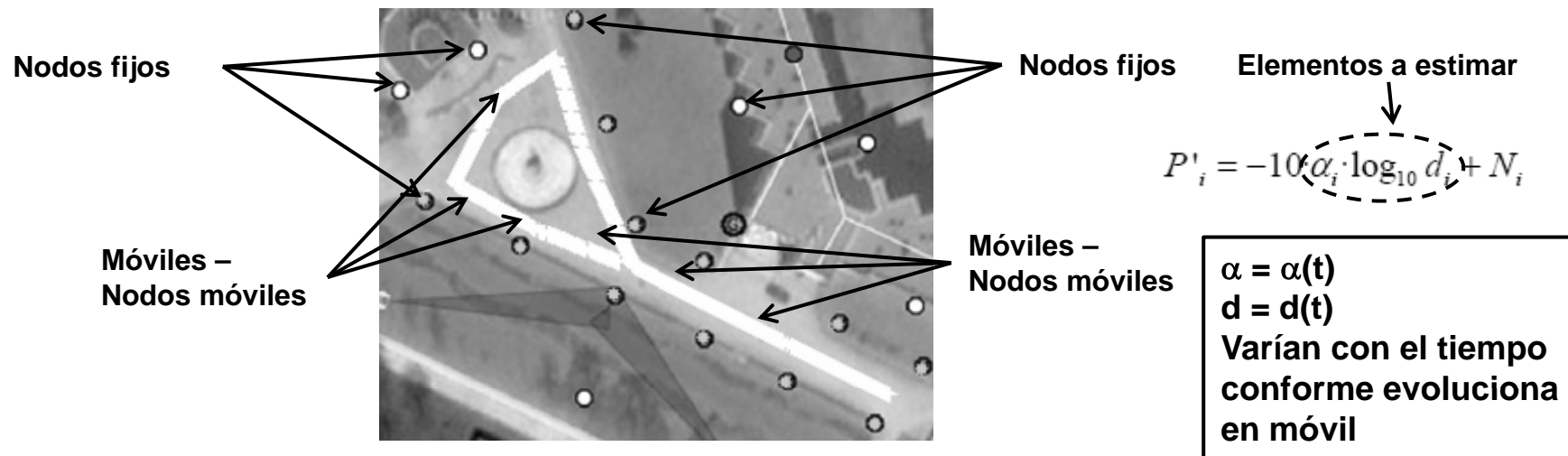
- A1.** Hay pocos emisores y receptores, y sus características son conocidas en su mayoría (p.e., ganancias, pérdidas).
- A2.** Ni el transmisor ni el receptor cambian de posición.
- A3.** La distancia entre el transmisor y el receptor es conocida.
- A4.** La constante de atenuación se puede medir mediante campañas de medidas.



### Problemática Particular (WSN)

#### Distancia VARIABLE transmisor-receptor

- A1.** Hay muchos (p.ej.: centenares) emisores y receptores.
- A2.** Las características varían de unos a otros (p.ej.: ganancias, pérdidas) por factores dispares como diferencias de los circuitos, efecto de las ganancias, etc.
- A2.** Tanto los transmisores como los receptores cambian de posición.
- A3.** La distancia entre transmisores y receptores es desconocida.
- A4.** La constante de atenuación cambia en función de la velocidad del móvil, obstáculos en el escenario → Las reflexiones predominan mucho.





### Los Algoritmos de Localización y la Constante de Atenuación

#### Algoritmo de multilateralización

$$p_i = \frac{k_i}{|\mathbf{x} - \mathbf{s}_i|^{\alpha_i}} \longrightarrow |\mathbf{x} - \mathbf{s}_i|^{\alpha_i} = \frac{k_i}{p_i} \longrightarrow \|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{s}_i\|^2 - 2 \cdot \mathbf{x}^T \mathbf{s}_i = \left(\frac{k_i}{p_i}\right)^{2/\alpha_i} \longrightarrow \|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{s}_i\|^2 - 2 \cdot \mathbf{x}^T \mathbf{s}_i = d'_i$$

#### Algoritmo de los baricentros

$$\mathbf{x}_e = \frac{\sum_1^N \mathbf{w}_i \cdot \mathbf{s}_i}{\sum_1^N \mathbf{w}_i} \quad \mathbf{w}_i = \frac{(\|\mathbf{x} - \mathbf{s}_i\|)^{-1}}{\sum_{j=1}^N (\|\mathbf{x} - \mathbf{s}_j\|)^{-1}} \quad \mathbf{w}_i = \frac{\left(\frac{k_i}{p_i}\right)^{(-2/\alpha_i)}}{\sum_{j=1}^N \left(\frac{k_j}{p_j}\right)^{(-2/\alpha_j)}} = \frac{(d'_i)^{-1}}{\sum_{j=1}^N (d'_j)^{-1}}$$

#### Algoritmo de iteración vectorial ratiométrica

$$\mathbf{g}_i = \frac{p_i^{(-1/\alpha_i)}}{\sum_{j=1}^k p_j^{(-1/\alpha_j)}}$$

#### Algoritmo basado en un modelo de muelles

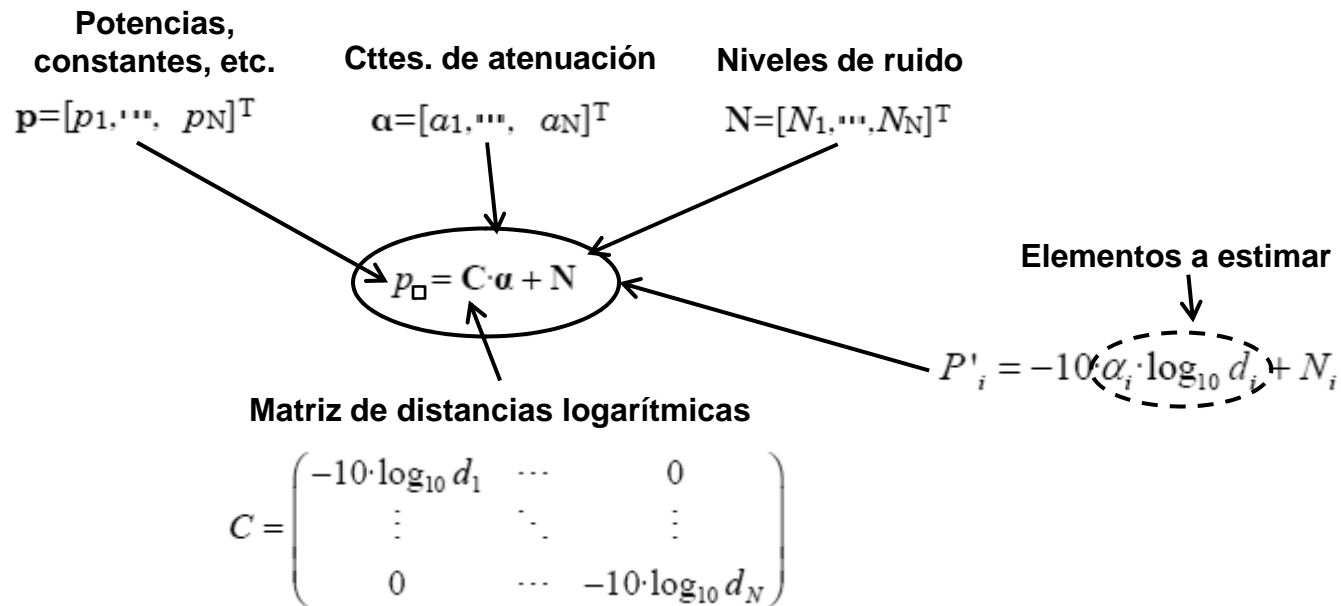
Distancia entre nodos

Dependencia indirecta con la constante de atenuación

$$\mathbf{a}_i = \frac{1}{m_i} \sum_{s_{ij} \in S} -k_{ij} (l_{ij} - l_{ij0}) - \eta \cdot \mathbf{v}_i$$

$$\mathbf{r}_i(t + \Delta T) = \mathbf{r}_i(t) + \mathbf{v}_i(t) \cdot \Delta T; \quad \mathbf{v}_i(t + \Delta T) = \mathbf{v}_i(t) + \mathbf{a}_i(t) \cdot \Delta T$$

### Estimación de la Constante de Atenuación



Asumimos que el ruido es Gaussiano

$$p_N \propto \exp\left\{-(\mathbf{p} - C \cdot \boldsymbol{\alpha})^T Q^{-1} (\mathbf{p} - C \cdot \boldsymbol{\alpha})\right\}$$

Media cero  
Matriz de covarianzas, Q

### Minimización del Error

$$p_N \propto \exp\left\{(\mathbf{p} - \mathbf{C}\cdot\boldsymbol{\alpha})^T \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{p} - \mathbf{C}\cdot\boldsymbol{\alpha})\right\} \longrightarrow \boldsymbol{\alpha}_0 = \mathbf{C}^{-1}\cdot\mathbf{p} \quad \text{Aproximación directa}$$

$$f(\boldsymbol{\alpha}) = (\mathbf{p} - \mathbf{C}\cdot\boldsymbol{\alpha})^T \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{p} - \mathbf{C}\cdot\boldsymbol{\alpha}) \quad \text{Función de coste}$$

#### Método iterativo de primer orden (steepest descent)

$$\boldsymbol{\alpha}_k = \boldsymbol{\alpha}_{k-1} - \lambda \cdot \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f(\boldsymbol{\alpha}) \quad \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f(\boldsymbol{\alpha}) = 2(\mathbf{p} - \mathbf{C}\cdot\boldsymbol{\alpha})^T \mathbf{Q}^{-1}$$

#### Método iterativo de segundo orden (Newton-Ralphson)

$$\boldsymbol{\alpha}_k = \boldsymbol{\alpha}_{k-1} - \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f(\boldsymbol{\alpha}) \cdot \mathbf{H}(\boldsymbol{\alpha})^{-1} \quad \mathbf{H}(\boldsymbol{\alpha}) = 2 \cdot \mathbf{C}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{C}$$

#### Restricciones a considerar

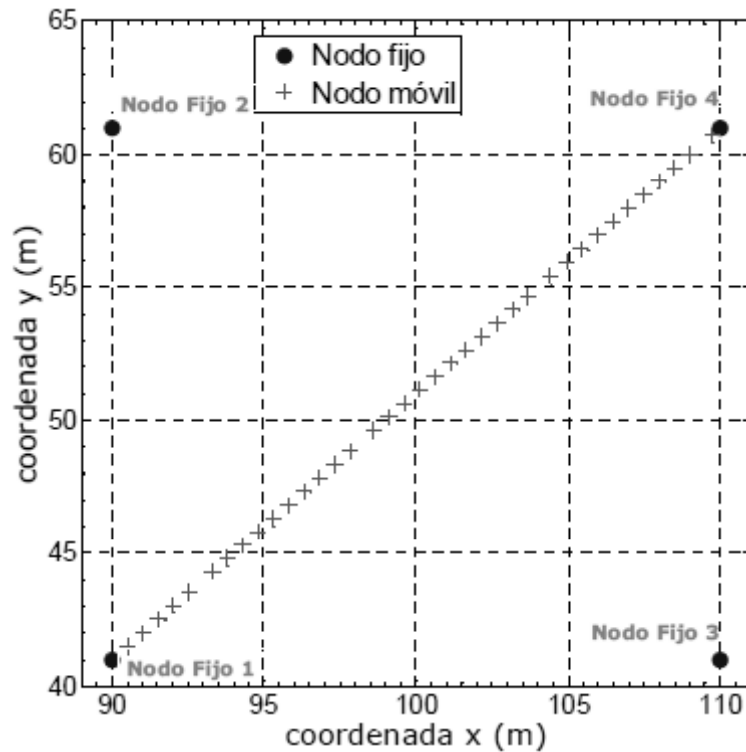
$$\alpha_i \leq 5, \forall i$$

$$1 \leq \alpha_i, \forall i$$

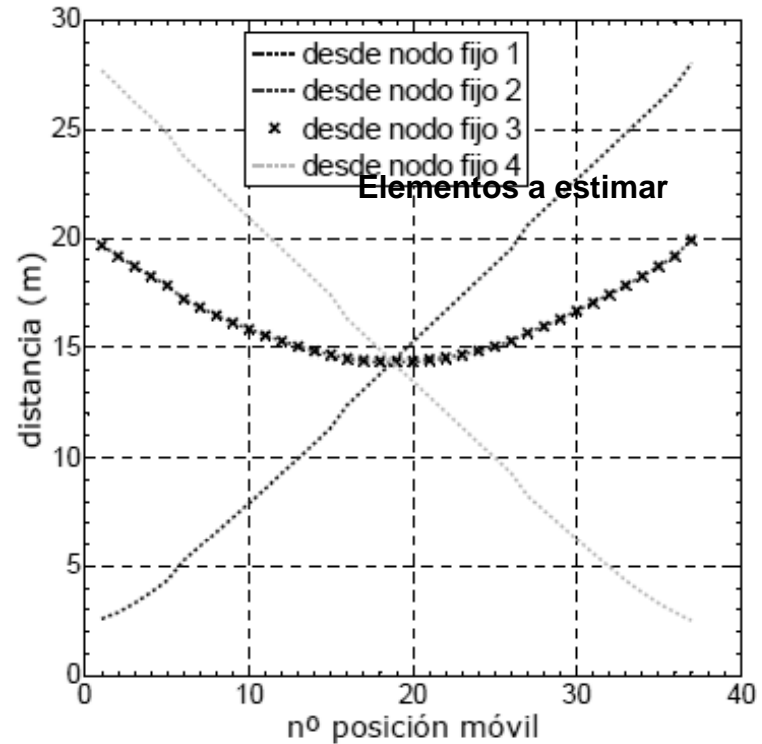
#### Consideraciones sobre la estimación de distancias:

- A1.** Sólo dispondremos de estimaciones de las distancias.
- A2.** En cada iteración estimaremos nuevamente las distancias y las constantes de atenuación hasta llegar a un mínimo de error.

### Un Escenario para las Simulaciones

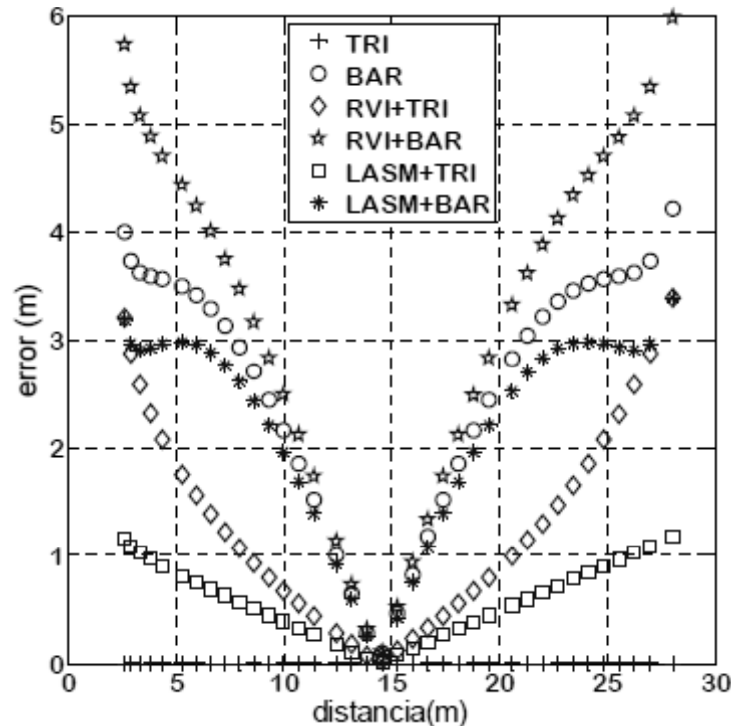


Despliegue de 4 nodos fijos y trayectoria del móvil



Distancia de cada posición en la trayectoria a los nodos fijos

### Importancia sobre la Localización de la Información sobre la Distancia Correcta



**TRI.** Algoritmo de trilateralización.

**BAR.** Algoritmo de los baricentros.

**RVI.** Algoritmo de iteración vectorial ratiométrica.

**RVI+TRI** ó **BAR.** Algoritmo de iteración vectorial ratiométrica inicializado con TRI ó BAR.

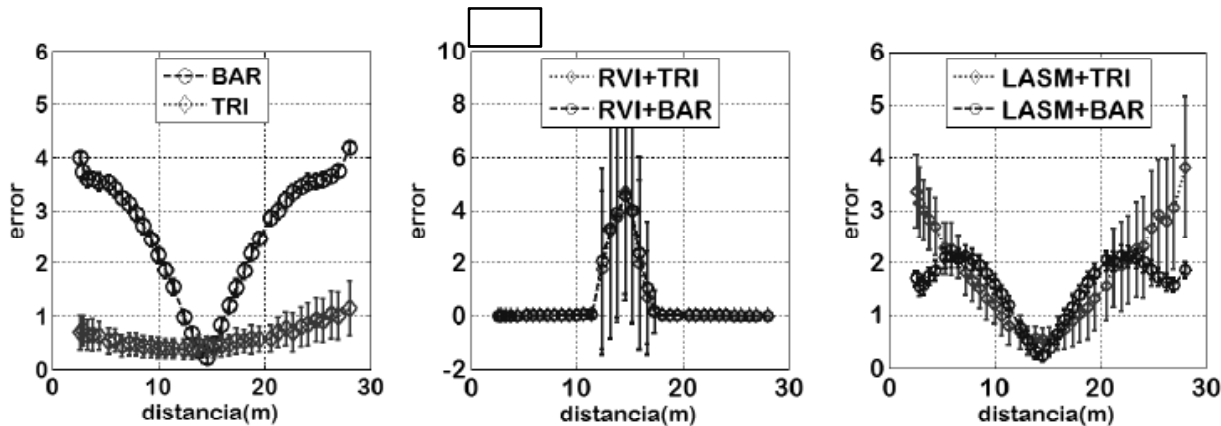
**LASM.** Algoritmo de basado en un modelo de muelles.

**LASM+TRI/BAR.** Algoritmo de basado en un modelo de muelles inicializado con TRI ó BAR.

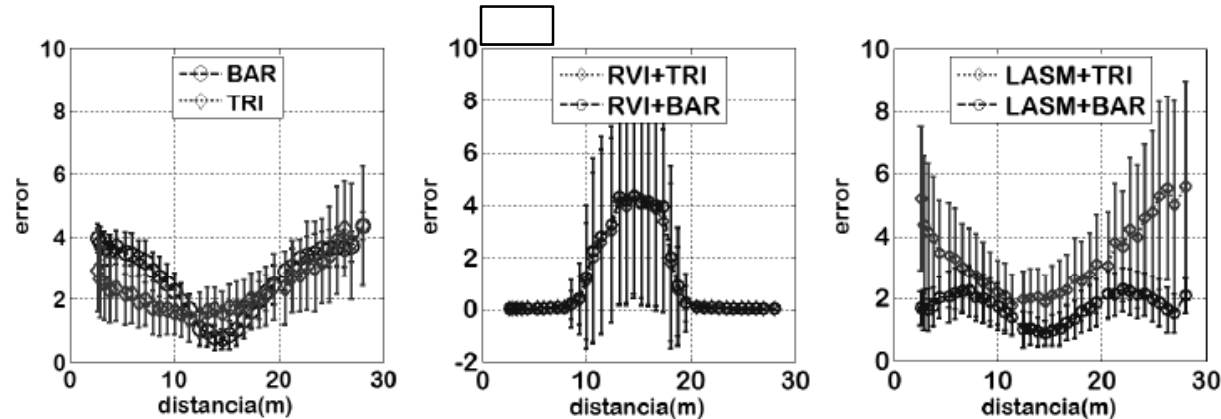
- Cuando conocemos con exactitud las distancias entre los nodos fijos y el móvil la Trilateralización es el mejor algoritmo.

- Los demás cometen errores apreciables y compiten bien con Trilateralización.

### Importancia sobre la Localización de los Errores en las Medidas de Distancia



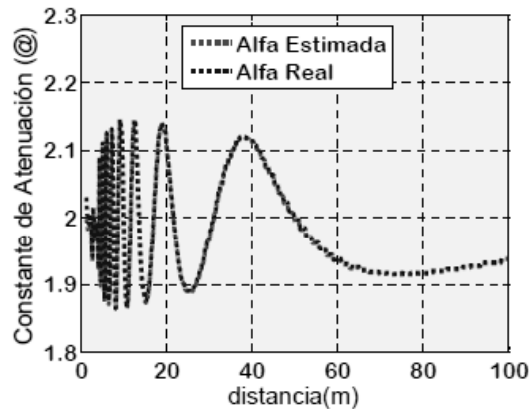
Error del orden de un 5% en las estimaciones de distancias



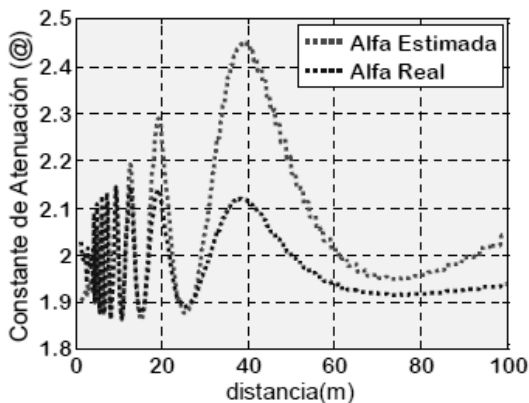
Error del orden de un 20% en las estimaciones de distancias

**Todos los algoritmos cometen errores de localización cuando la estimación de distancias de las que se nutren llevan error.**

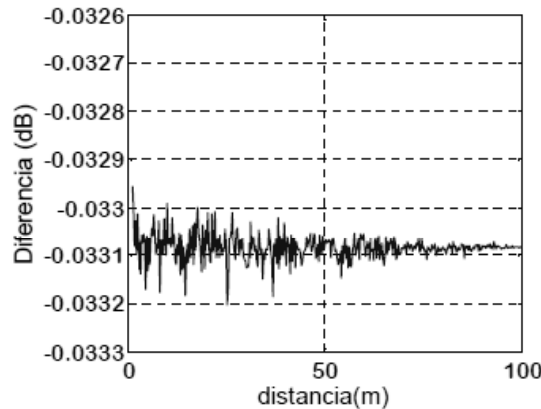
### Estimación de la Constante de Atenuación - 1 Rayo reflejado



Estimación con el método de Newton-Ralphson



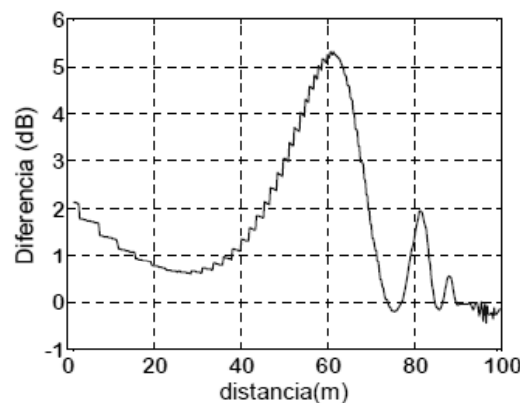
Estimación con el método steepest-descent



**ESCENARIO CON 1 TRANSMISOR Y 1 RECEPTOR: Distancias y constantes de atenuación conocidas.  $P_t = -10$  dBm**

$$P_i = R_i - \underbrace{10 \cdot \alpha_i \cdot \log_{10} d_i + 10 \cdot \alpha_i^e \cdot \log_{10} d_i}_{\text{Desviación respecto del campo libre}}$$

Desviación respecto del campo libre



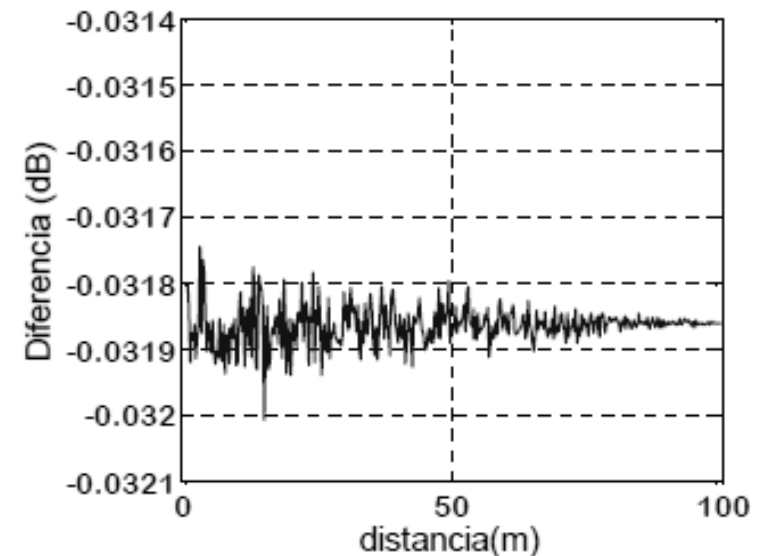
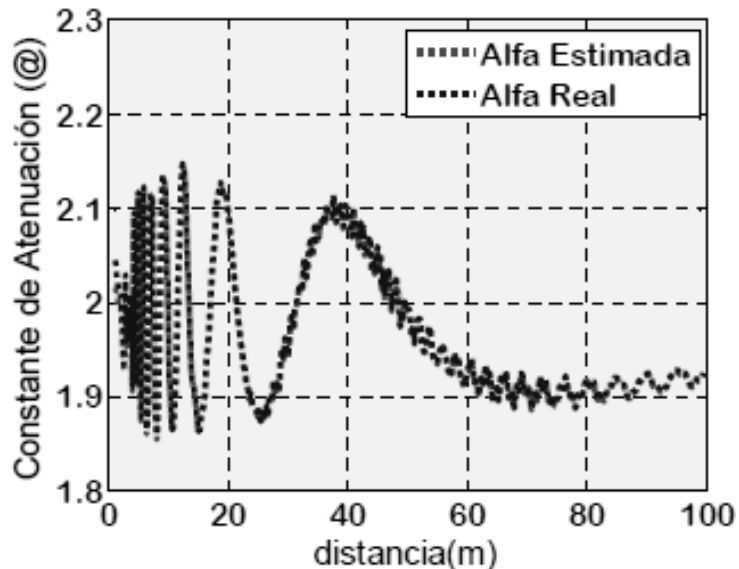
Con el método de segundo orden los errores son despreciables.

El método de primer orden da estimaciones con errores.

### Estimación de la Constante de Atenuación - 3 Rayos simultáneos

**ESCENARIO CON 1 TRANSMISOR Y 1 RECEPTOR : Distancias y constantes de atenuación conocidas.  $P_t = -10$  dBm**

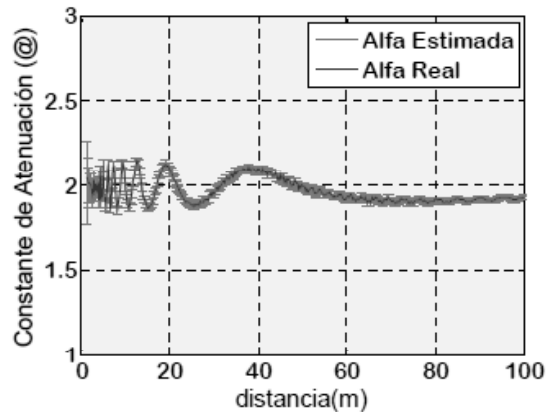
$$P_i = R_i - \underbrace{10 \cdot \alpha_i \cdot \log_{10} d_i + 10 \cdot \alpha_i^e \cdot \log_{10} d_i}_{\text{Desviación respecto del campo libre}}$$



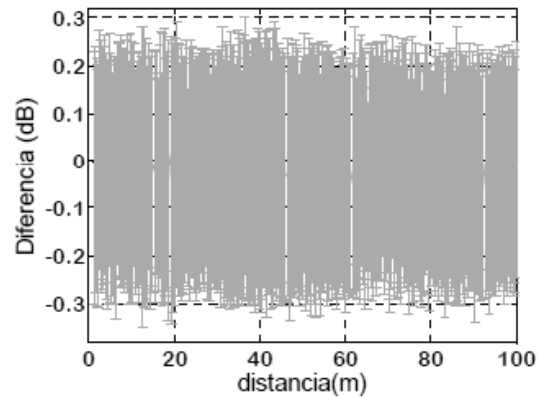


### Estimación de la Constante de Atenuación - Error en las Distancias

**ESCENARIO CON 1 TRANSMISOR Y 1 RECEPTOR : Distancias y constantes de atenuación conocidas**

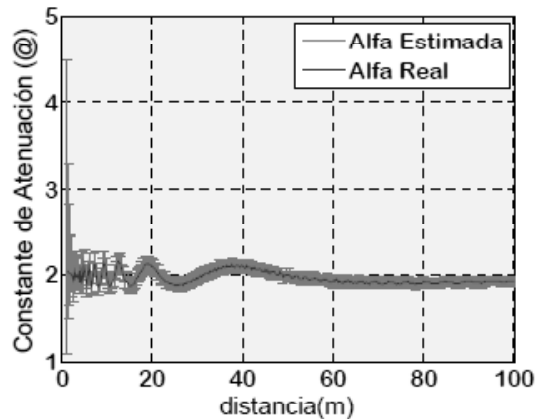


**Error del orden de un 5% en las estimaciones de distancias**

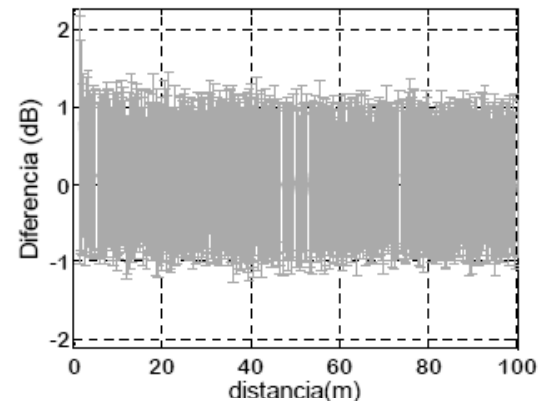


**-Conforme aumenta el error en la distancia se aprecian errores sensiblemente mayores para distancias menores de 10 metros.**

**- En general las desviaciones respecto del campo libre para errores en la distancia del 20% o menos son de 1 dB.**



**Error del orden de un 20% en las estimaciones de distancias**

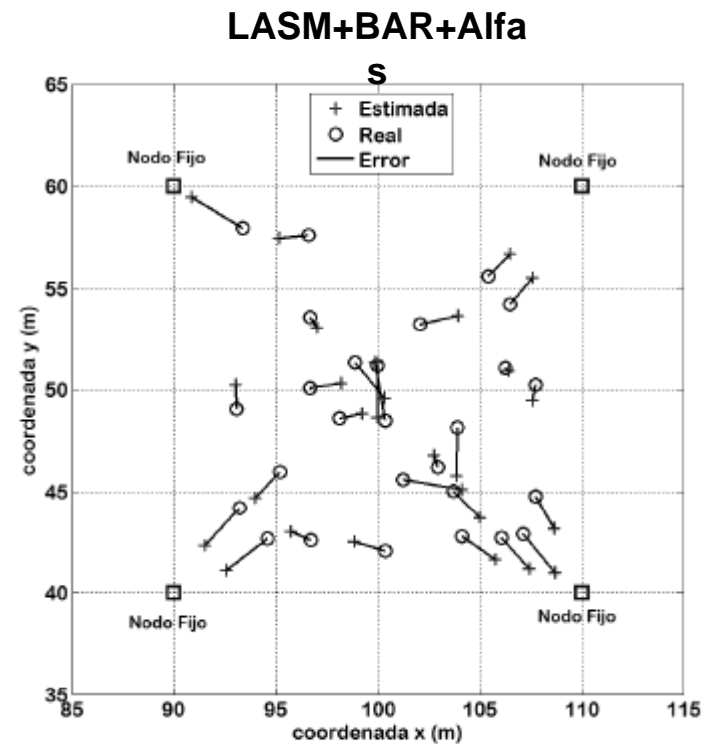
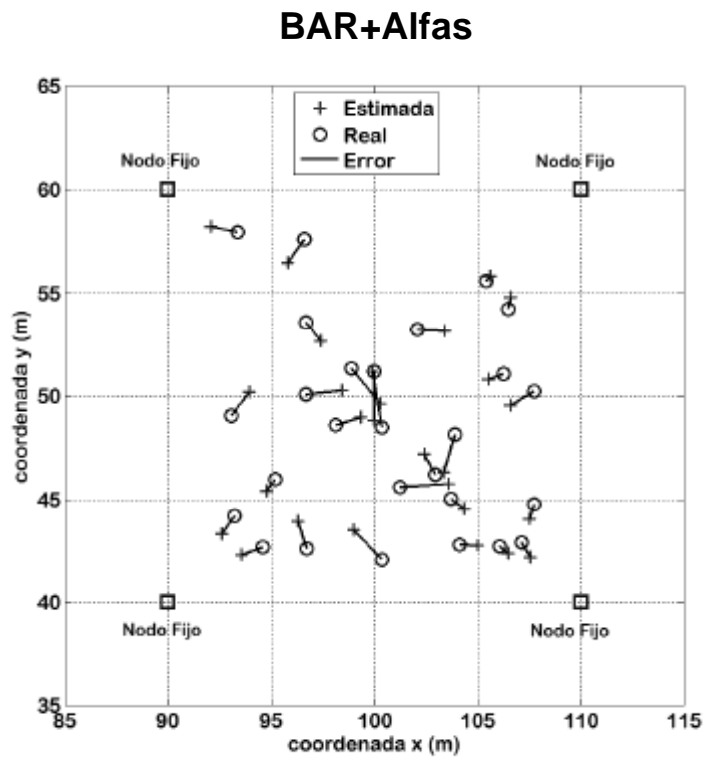


# Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas

## Algoritmos de Localización - Simulaciones y Experimentos

### Localización con BAR+Alfas y LASM+BAR+Alfas

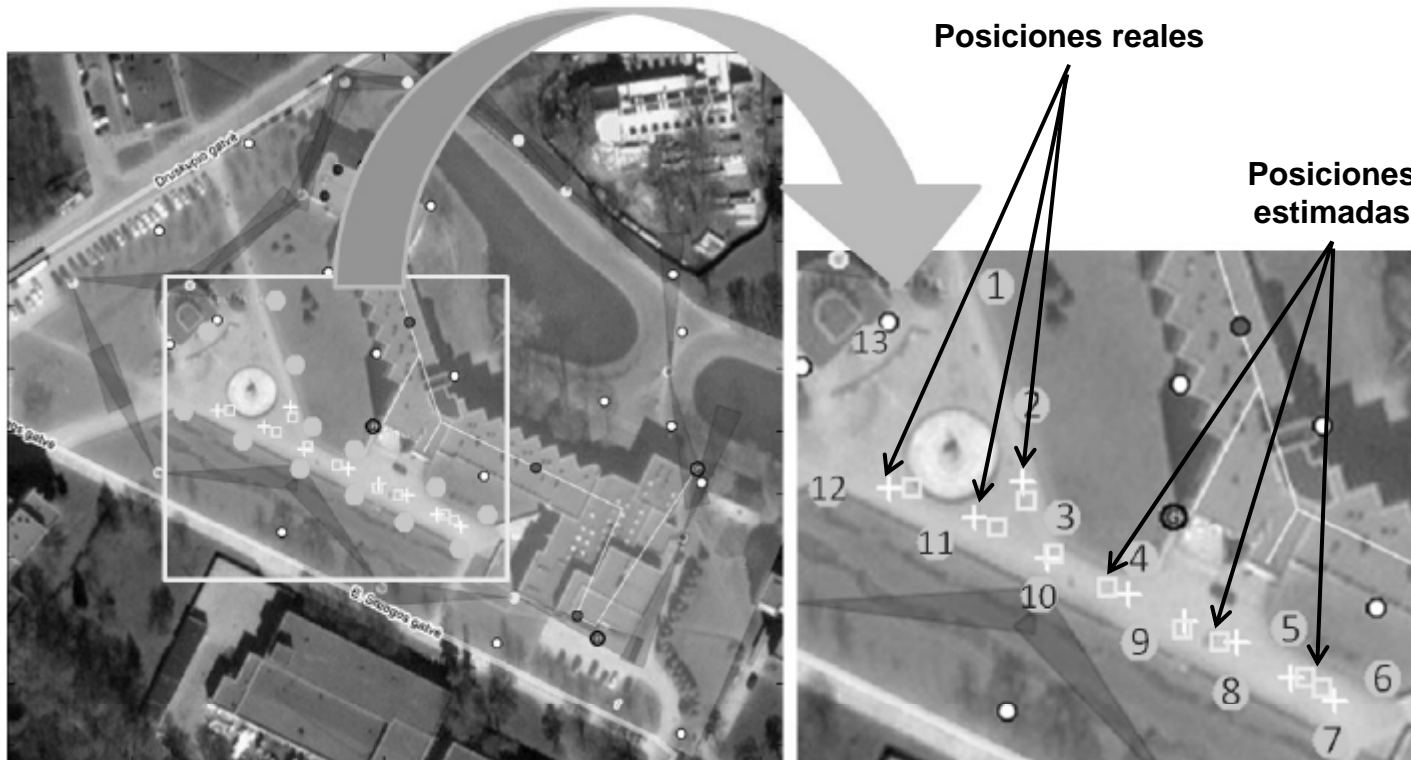
ESCENARIO CON 1 MÓVIL Y 4 FIJOS:  $P_t = -10$  dBm



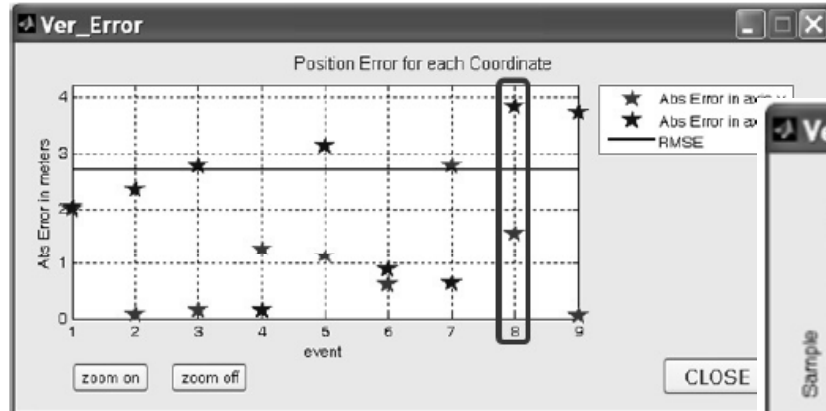
### Simulación en un Escenario Realista - Localizaciones Estimadas

**ESCENARIO CON 1 MÓVIL Y 4 FIJOS (a seleccionar):**

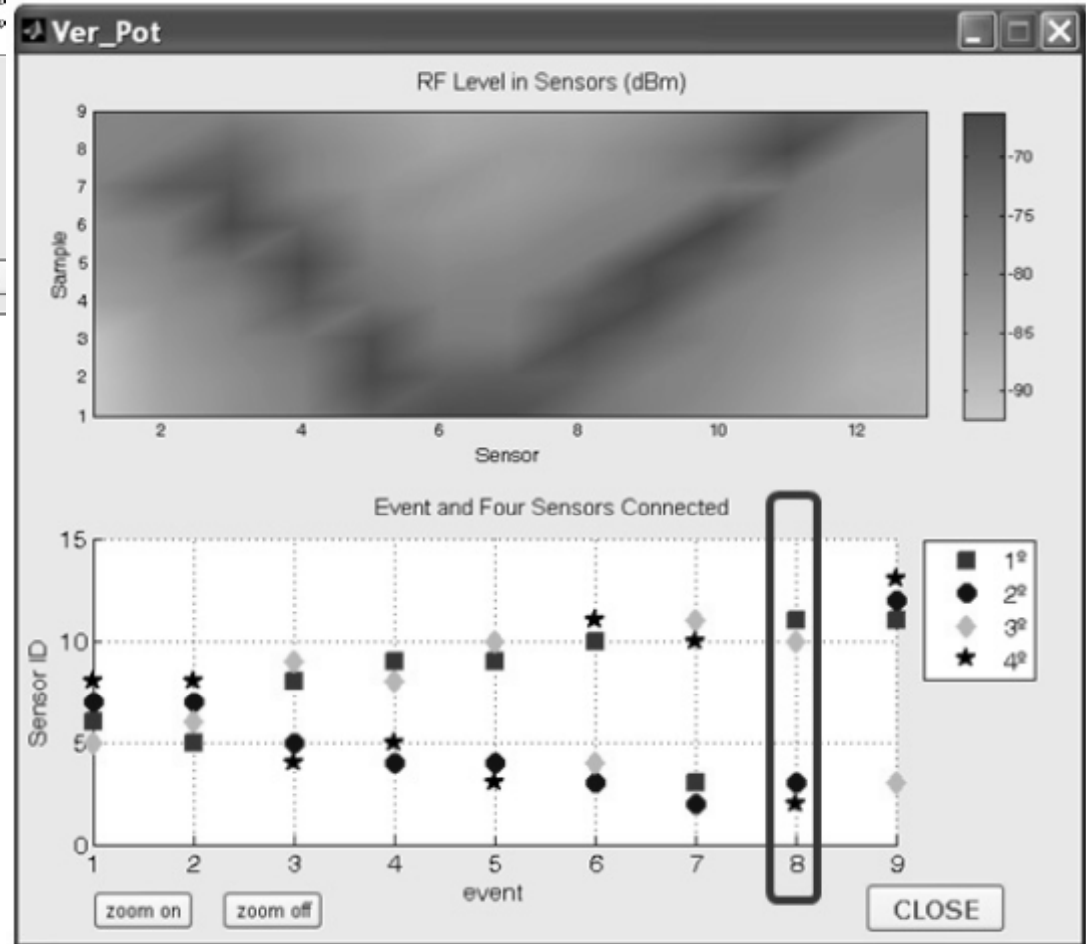
- Simulación con LoTrackS-WSN.
- $P_t = 0$  dBm.
- Altura de los nodos fijos 2'5 m y el móvil (una persona) 0'5 m.
- Algoritmo de localización, BAR+Alfa.



### Simulación en un Escenario Realista - Errores en las Localizaciones Estimadas



**Errores en X e Y en las localizaciones estimadas**



**Niveles de potencia recibida en los sensores y nodos participantes en la localización según un criterio de máxima RSSI**

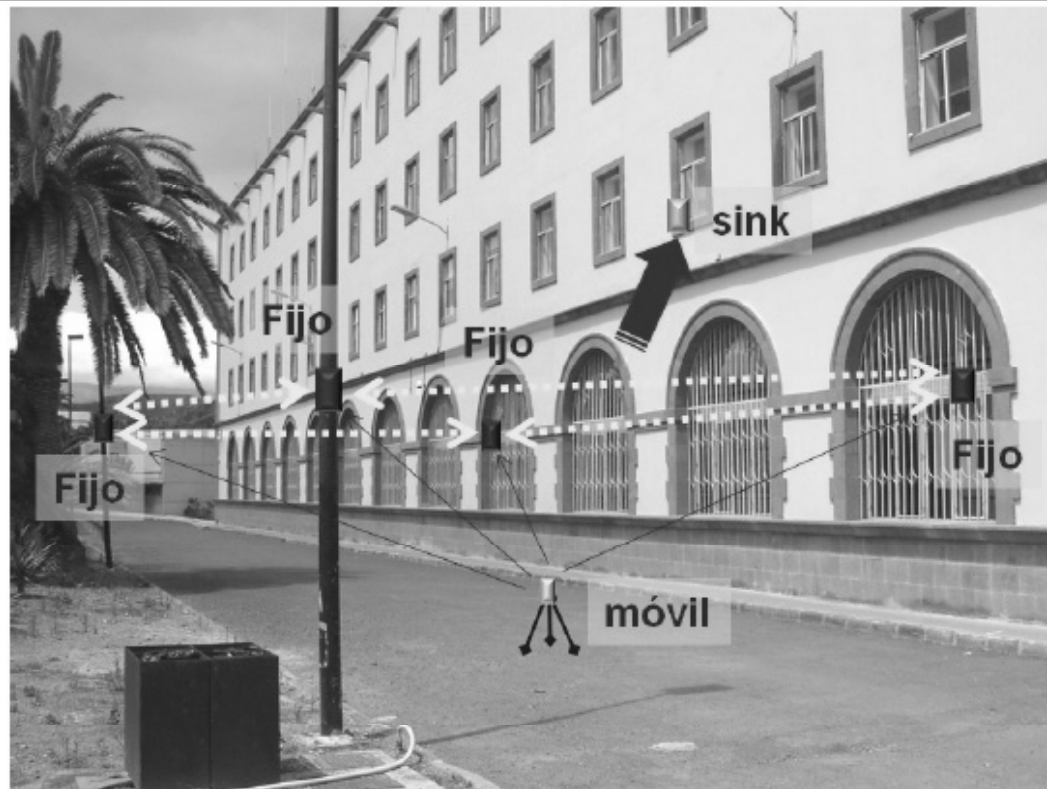
# Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas

## Algoritmos de Localización - Simulaciones y Experimentos

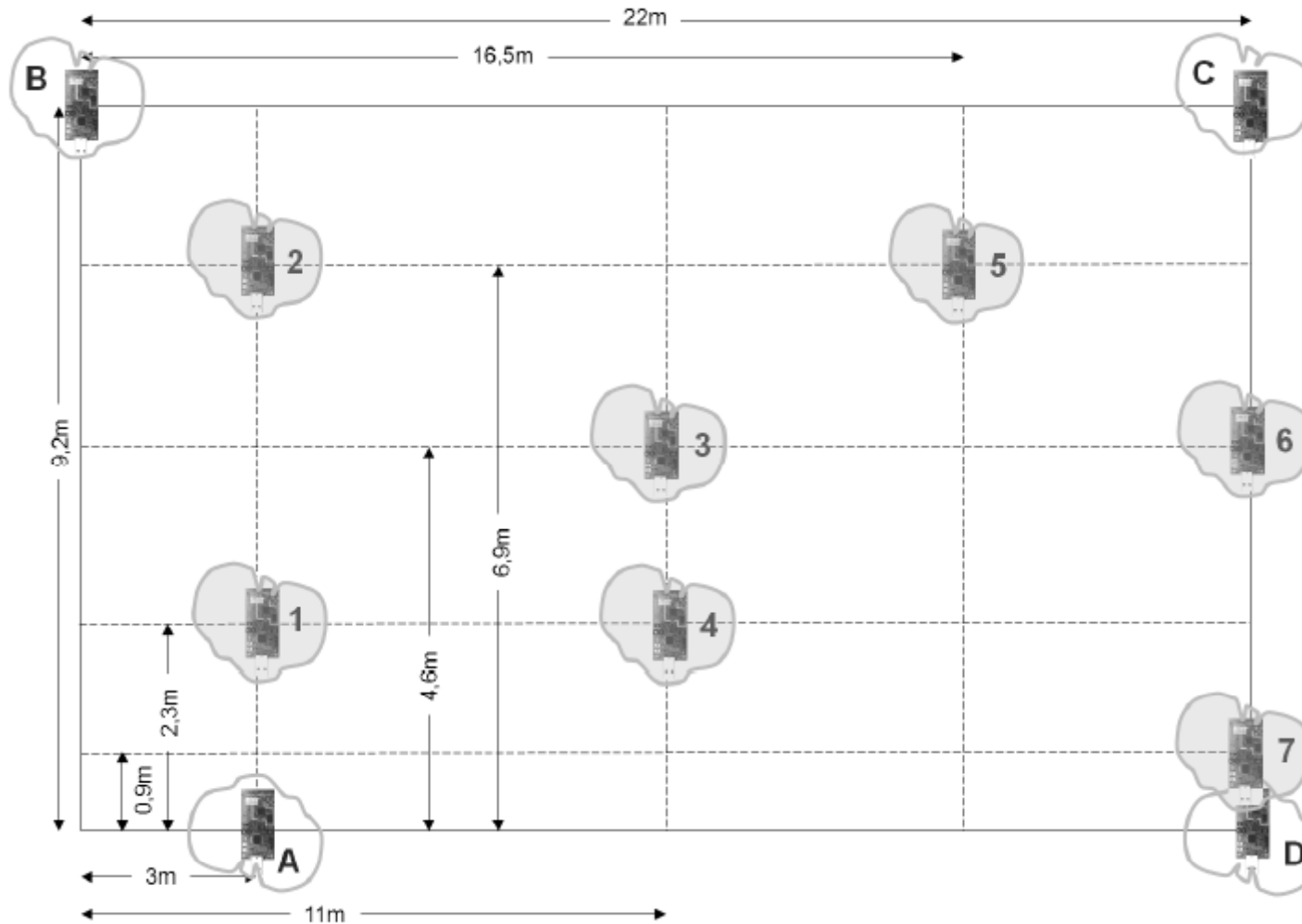
### Experimentos en un Escenario Realista

#### ESCENARIO CON 1 MÓVIL Y 4 FIJOS + 1 NODO 'SINK'

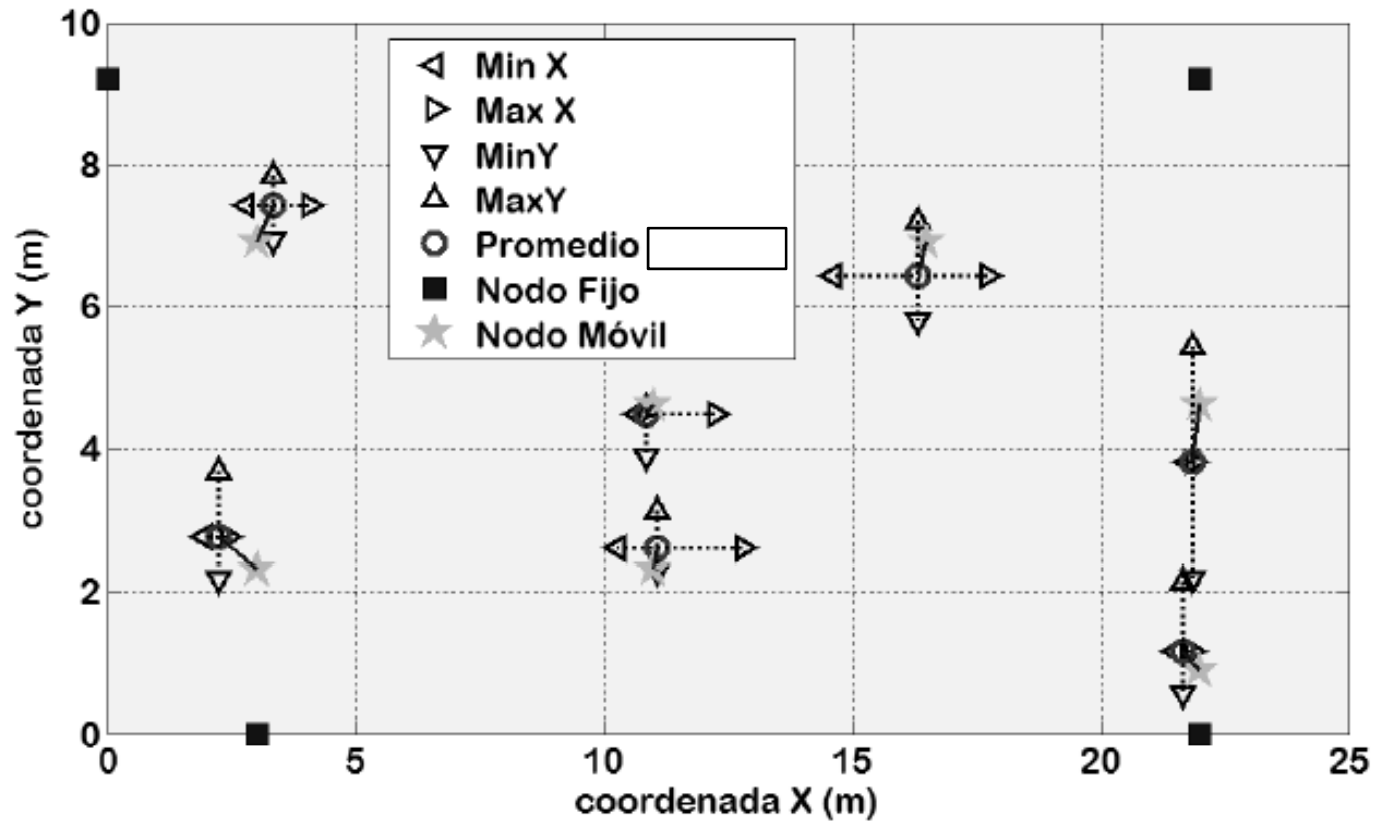
- $P_t = 0$  dBm.
- Altura de los nodos fijos 2'5 m y el móvil (una persona) 0'5 m.
- Algoritmo de localización, BAR+Alfa.
- Se realizaron 300 medidas por posición.



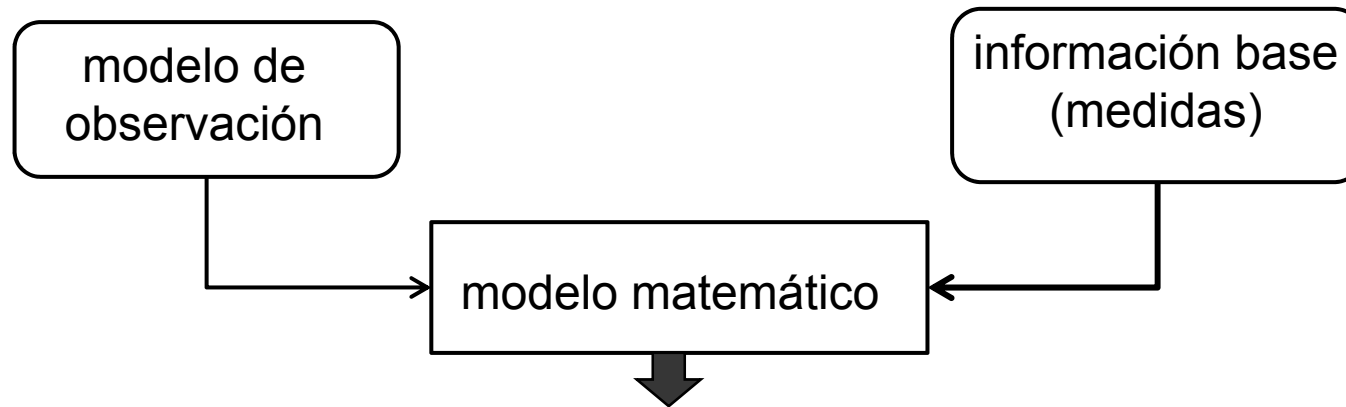
Experimentos en un Escenario Realista



### Experimentos en un Escenario Realista - Errores de Localización



Planteamiento: describir el movimiento de una fuente emisora y de esta descripción obtener una evolución de las localizaciones de la fuente.



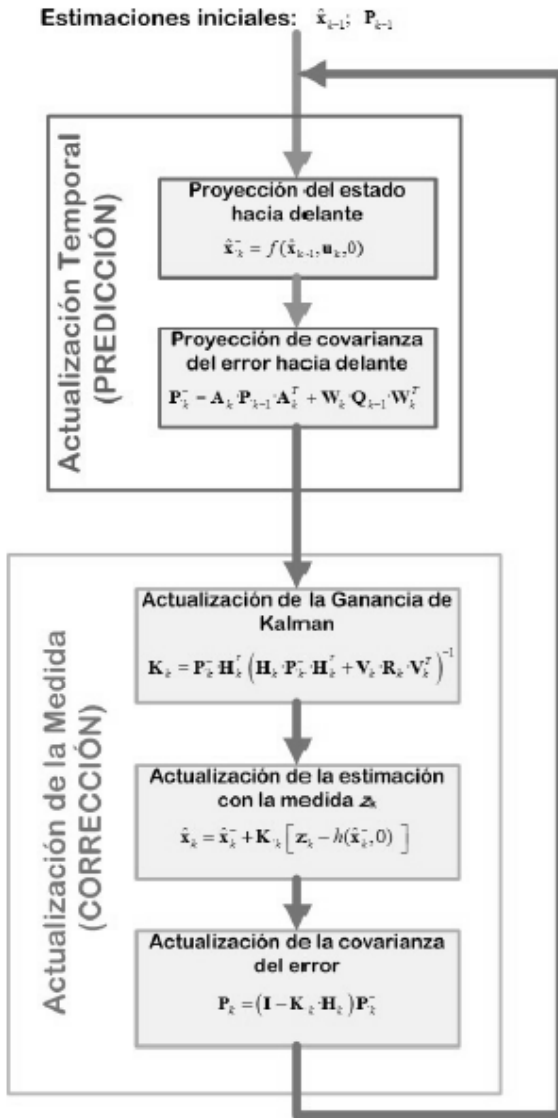
$$x_k = f(x_{k-1}, u_k, w_{k-1}) \longrightarrow x_k = A \cdot x_{k-1} + B \cdot u_{k-1} + (w_{k-1}) \longleftarrow p(w) \sim N(0, Q)$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \longrightarrow z_k = H \cdot x_k + (v_k) \longleftarrow p(v) \sim N(0, R)$$



# Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas

## Seguimiento de Fuentes y Aproximación Mediante Distancias



Conjunción del EKF y medidas de distancia

Modelo de Singer

$$a(k+1) = \rho_m a(k) + \sqrt{1 - \rho_m^2} \sigma_m r(k) \quad \rho_m = \exp(-\beta T)$$

Aceleración

$$\mathbf{x} = [x, u_x, y, u_y]^T$$

Ecuaciones de estado,  $T_s$  período de muestreo

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T_s & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} T_s^2/2 & 0 \\ 0 & T_s^2/2 \\ T_s & 0 \\ 0 & T_s \end{bmatrix}$$

$$z_{nk} = [d_1, \dots, d_N]$$

Ecuaciones de medida

$$d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$$

$$z_k = H \cdot x_k + \eta = \begin{bmatrix} \frac{\partial d_1}{\partial x} & 0 & \frac{\partial d_1}{\partial y} & 0 \\ \frac{\partial d_2}{\partial x} & 0 & \frac{\partial d_2}{\partial y} & 0 \\ \frac{\partial d_3}{\partial x} & 0 & \frac{\partial d_3}{\partial y} & 0 \end{bmatrix} x_k + \eta$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\beta^2}(-1 + \beta T + \rho_m) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\beta}(1 - \rho_m) \\ 0 & 0 & \rho_m \end{bmatrix}$$

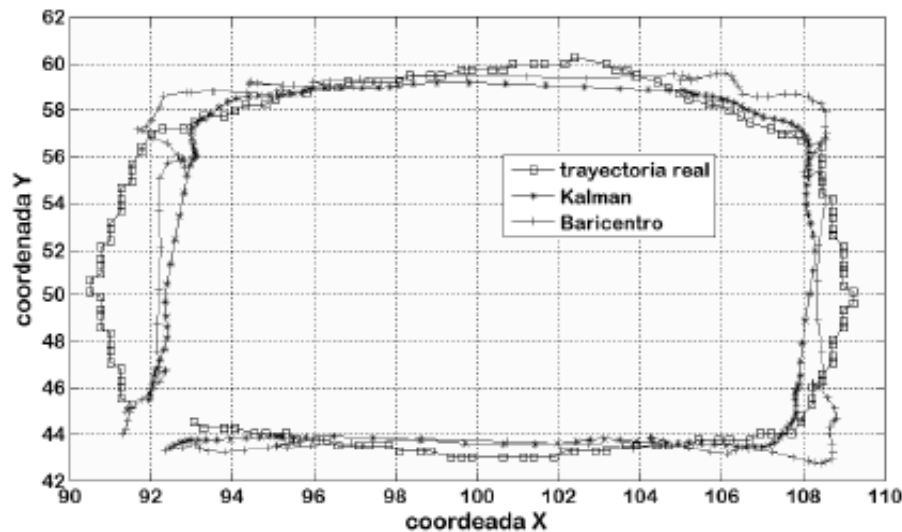
# Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas

## Seguimiento de Fuentes y Aproximación Mediante Distancias

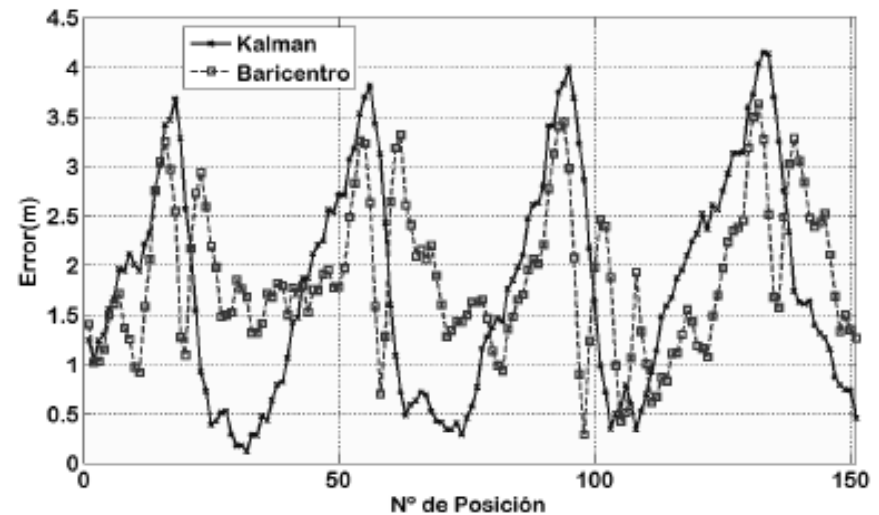
### Simulación con 1 Fuente Móvil

#### ESCENARIO CON 1 MÓVIL Y 4 FIJOS + 1 NODO 'SINK'

- $P_t = 0$  dBm.
- Altura de los nodos fijos 2'5 m y el móvil (una persona) 1 m.
- Reflexiones en el suelo, 2 rayos (directo + reflejado).
- Algoritmo de localización, BAR+Alfa.
- Velocidad del móvil, 1 m/s.



Despliegue de nodos y trayectorias



Errores con y sin EKF en X e Y

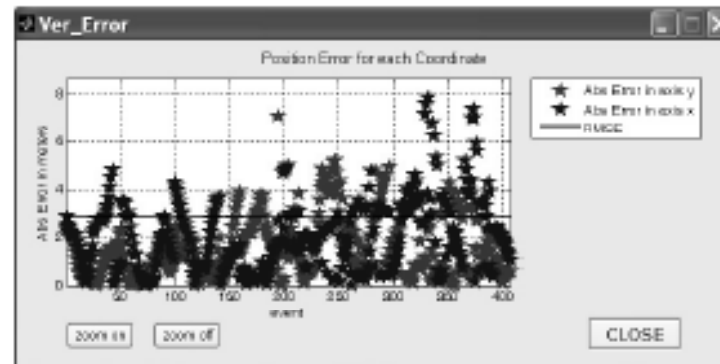
# Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas

## Seguimiento de Fuentes y Aproximación Mediante Distancias

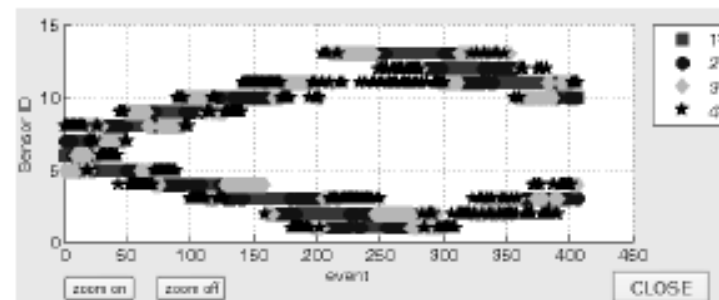
### Simulación en un Escenario Realista

#### ESCENARIO CON 1 MÓVIL Y 4 FIJOS + 1 NODO 'SINK'

- $P_t = 0$  dBm.
- Altura de los nodos fijos 2'5 m y el móvil (una persona) 0'5 m.
- Reflexiones múltiples.
- Algoritmo de localización, BAR+Alfa.
- Velocidad del móvil, 1 m/s.



Errores en X e Y en las localizaciones estimadas



Nodos fijos activos para el seguimiento

- **Introducción**
- **Escenarios de Interés: Acústico Submarino y Electromagnético Aéreo -  
Características, Sensores y Muestreo**
- **Procesado de Fuentes Acústicas Submarinas con agrupaciones concentradas  
Algoritmos de Localización y Seguimiento con Identificación**
- **Fuentes Electromagnéticas Aéreas con agrupaciones distribuidas  
Algoritmo de Localización y Seguimiento**
- **Conclusiones y Líneas Futuras**

- Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones concentradas (1)

### 1. Modelado AR y ARMA de clics de cachalotes

- Los resultados refrendan lo adecuado del modelado de esas señales, mejor mediante modelado ARMA que AR, siendo el método más adecuado el TSLS.

Hernández,E.;Rodríguez, B.;Navarro, J. L.;“*Modelado de la Función de Transferencia del Sistema de Producción de Clics en Cachalotes*”. Actas del XVII Simposium Nacional de la Union Científica Internacional de Radio, URSI 2002, Sesión V, pags. 41-42. Madrid-Alcalá de Henares, 11 al 13 Septiembre 2002.

Hernández-Pérez,E.; Navarro-Mesa, J.L.;Delory, E.;Degollada,E.;André, M."ARMA Model of the Sperm Whale Sound Production System," 17<sup>th</sup> Conference of the European Cetacean Society, Las Palmas de Gran Canaria, España, 9-13 march, 2003.

### ● Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones concentradas (2)

#### 2. Algoritmos de estimación DOA específico de fuentes AR y ARMA

##### Una Fuente

- Con órdenes AR y MA adecuados los algoritmos ARExtFast y ARMAExtFast prácticamente igualan en exactitud al STMV.
- Con señales de baja SNR los algoritmos ARExtFast y ARMAExtFast superan claramente en exactitud y precisión al STMV.

##### Dos Fuentes

- Nuestros algoritmos de estimación DOA si asignan adecuadamente a las fuentes su DOA.
- Los algoritmos ARExtFast y ARMAExtFast, de manera intrínseca, asignan la DOA a su fuente correspondiente de manera correcta.
- Las diferencias de niveles de hasta 10 dB entre fuentes no afectan a las prestaciones de ARExtFast y ARMAExtFast.
- La mayor o menor separación entre fuentes no mejora ni empeora los resultados obtenidos con ARExtFast y ARMAExtFast.

### ● Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones concentradas (3)

#### 2. Algoritmos de estimación DOA específico de fuentes AR y ARMA

- Los algoritmos ARExtFast y ARMAExtFast son capaces de obtener la DOA de dos fuentes con una agrupación de sólo dos sensores.

Hernández,E.; Delory, E.;André, M.;Navarro, J. L.;“*Incorporación de un Modelo de Fuente a la Localización de Cachalotes*”. Actas del XVII Simposium Nacional de la Union Científica Internacional de Radio, URSI 2002, Sesión IV, pags. 41-42. Madrid-Alcalá de Henares, 11 al 13 Septiembre 2002.

Navarro-Mesa, J.L.; Millan-Munoz, M.J.; Hernandez-Perez, E.;“*An approach to DOA estimation of wide-band sources based on AR signal modeling.*” 3rd IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM 2004), Page(s): 323- 326, Sitges (Spain), July 18-21, 2004.

#### 3. Algoritmo de Identificación

- Para DOAs por debajo de  $60^\circ$  las probabilidades de acierto (admitiendo grupos) están prácticamente por encima del 98%, 95% para DOAs próximas al endfire.
- Si no usamos agrupamiento las probabilidades de acierto bajan, p.ej. en el caso del señales con SNR por debajo de 10 dB caen hasta el 74%.

### ● Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones concentradas (4)

#### 3. Algoritmo de Identificación

- El algoritmo de identificación se presenta robusto frente a errores en la estimación de la DOA, mejor si se considera agrupamiento.

Hernandez-Perez, E.; Navarro-Mesa, J.L.; Millan-Munoz, M.J.;"*An approach to maximum likelihood identification of autoregressive marine mammal sources by passive sonar.*"  
Proceedings IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS 2004. Volume 2, Page(s): 1435 - 1438, 20-24 Sept. 2004.

#### 4. Algoritmo conjunto de localización, identificación y seguimiento

- Sin una herramienta de simulación como Cetus3D o de iguales prestaciones, hubiera sido imposible realizar el estudio de un algoritmo de estas características.
- Para nuestra aplicación una agrupación de sensores desplegada en una única dirección es menos útil que cuando se usan varias direcciones. En cualquier caso siempre será preferible un despliegue vertical de la misma.
- Para poder diferenciar el modo directo del modo superficial de propagación sólo será posible mediante el concurso de una agrupación vertical (normal a la superficie).



- Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones concentradas (5)
  4. **Algoritmo conjunto de localización, identificación y seguimiento**
    - La aplicación del Filtrado de Kalman, en promedio mejora los resultados.
    - El algoritmo conjunto demuestra estimar con gran exactitud y precisión las trayectorias según los modos de propagación directo y por reflexión en la superficie.

- **Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones distribuidas (1)**

- 1. Algoritmos de localización y distancias conocidas**

- El algoritmo Baricentros no tan exacto como Multilateralización, si más robusto que este, ya que no empeora hasta con valores de distancia erróneos en un 50%.

- 2. Estimación de la Constante de Atenuación**

- El Método Iterativo de Segundo Orden presenta error muy pequeño en la estimación de la constante de atenuación.
- El error cometido por el Método Iterativo de Segundo Orden, aunque ínfimo, presenta una mayor magnitud para distancias cortas, mejorando ostensiblemente para distancias grandes por encima de los 50 metros.
- Las estimaciones alcanzadas con el Método Iterativo de Segundo Orden no pierden ni exactitud ni precisión al someterlo a escenarios con rayos directo y reflejados.
- Cuando las distancias empleadas en la estimación de la constante de atenuación presentan desviaciones sobre las reales de hasta el 20%. Las estimaciones realizadas con el Método Iterativo de Segundo Orden alcanzan derivas muy pequeñas.

- Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones distribuidas (2)

### 3. Algoritmos de localización mediante medidas de potencia

- El algoritmo Baricentros con estimación de las constantes de atenuación, que hemos denominado también como “alfas” (BAR+Alfas) la mejor cota media de error.

#### Simulación LoTrackS-WSN

- Cuando los nodos fijos forman un polígono más o menos regular el error cometido se encuentra dentro unos valores razonables.
- El error esta fundamentalmente influido por las posiciones de los dos nodos más potentes (primero y segundo en nivel RSSI).
- Cuando el polígono resultante al unir los cuatro nodos que más nivel RSSI reciben resulte con tres de ellos alineados (retícula de forma triangular), el error se dispara.

#### Situación Real

- Se confirma en la práctica que el error siempre depende de la diferencia entre las coordenadas  $x$  e  $y$ , a mayor diferencia entre estas mayor es la magnitud del error.

### ● Nuevos algoritmos aplicados en agrupaciones distribuidas (3)

#### 4. Algoritmo de seguimiento

- El algoritmo de seguimiento corrige muy bien los errores en las medidas realizadas con el algoritmo Baricentro, llevándolo a valores bastante por debajo de los propios de este algoritmo.
- El algoritmo de seguimiento presenta un problema y es que en los cambios de dirección sus errores superan a los resultantes de la medida (algoritmo de Baricentros), pero esta situación se corrige rápidamente.

Navarro-Mesa, J.L.; Hernández-Pérez, E.; "Final  $\mu$ SWN prototype for deployment in real scenario (Annex C. Multi-Tracking In-Mote Agents V3: Description And Implications)". Proyecto de Investigación Solving Major Problems in MicroSensorial Wireless Networks – uSWN. ). Specific targeted research project. FP6/2005/IST/5/034642. Unión Europea. VI Programa Marco. Consorcio participado por la ULPGC y otros nueve socios de España, Lituania, Francia y Grecia. Documento confidencial del proyecto. Agosto, 2009.

Navarro-Mesa, J.L.; Hernández-Pérez, E.; Sánchez-Rodríguez, D.; "Material Delivery for Multitracking Demonstrator (Multitracking Application – Installation and configuration guide)". Proyecto de Investigación Solving Major Problems in MicroSensorial Wireless Networks – uSWN. ). Specific targeted research project. FP6/2005/IST/5/034642. Unión Europea. VI Programa Marco. Consorcio participado por la ULPGC y otros nueve socios de España, Lituania, Francia y Grecia. Documento confidencial del proyecto. Agosto, 2009.

- **Integración de agrupaciones concentradas y distribuidas**
  1. En ambientes submarinos y aéreos para llegar a estimar la posición cartesiana en el espacio.
  2. Introducir redundancia en los nodos fijos para mitigar el efecto del multicamino.
  
- **Obtención de información básica**
  1. Desarrollo de nuevos algoritmos de estimación de las constantes de Atenuación (p.ej.: incluyendo restricciones en los valores).
  2. Extensión de los algoritmos de estimación de la constante de atenuación a escenarios interiores.
  3. Uso de los algoritmos de estimación de la constante de atenuación a escenarios acústicos.
  4. Uso de los retardos entre sensores.
  
- **Nuevos algoritmos de Identificación**
  1. Estudio de sensores y técnicas de procesado para identificación de tipos de fuentes e individuos con agrupaciones distribuidas.

- **Modelado de fuente**

1. Modelado de polos y ceros comunes aprovechan clics replicados en cachalotes.
2. Desarrollo de modelos para otros cetáceos como delfines, belugas, zifios, etc.

- **Nuevos algoritmos para localización y seguimiento**

1. Ampliación del Filtrado de Kalman mediante un abanico de matrices de transición de estados con direcciones preferidas.
2. Introducción de PF (Particle Filtering) al problema del seguimiento de fuentes.
3. Introducción de técnicas HMM (Hidden Markov Model) para la localización y seguimiento en espacios cerrados.
4. Estimación de la distancia a un emisor submarino mediante la identificación de tres modos básicos de propagación.