

DPTO. INGENIERÍA ELECTRÓNICA
ÁREA DE TEORÍA DE LA SEÑAL Y COMUNICACIONES
ESCUELA SUPERIOR DE INGENIEROS
INGENIERO DE TELECOMUNICACIÓN
UNIVERSIDAD DE SEVILLA

PROYECTO FIN DE CARRERA

**IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA
LA SEPARACIÓN CIEGA DE FUENTES CON
PEQUEÑOS RETARDOS**

AUTOR: JUAN ANTONIO LEÑERO BARDALLO

TUTOR: DR. SERGIO A. CRUCES ÁLVAREZ

SEPTIEMBRE DE 2005

PROYECTO FIN DE CARRERA

TÍTULO: Implementación de un algoritmo para la separación ciega de fuentes con pequeños retardos

TRIBUNAL CALIFICADOR:

PRESIDENTE:

VOCAL:

SECRETARIO:

CALIFICACIÓN:

FECHA DE LECTURA:

A mis padres

Resumen

El modelo clásico de ICA para la separación ciega de fuentes (BSS) considera que las mezclas de fuentes recibidas en los receptores se producen de forma instantánea. Esta suposición, aunque en la mayoría de los casos es aceptable, no es del todo cierta, ya que las señales siempre sufrirán un retardo en su propagación hacia los receptores.

En el caso de que las mezclas recibidas en los receptores sean de señales de voz, no es correcto considerar que no se producen retardos en la propagación de las fuentes porque éstas se propagarán a la velocidad del sonido y un mínimo desplazamiento entre los receptores, las fuentes o ambos hará que se produzcan retrasos apreciables. Para la separación de señales de voz, es más correcto emplear un modelo ICA que tenga en cuenta los retardos que se producen.

En el presente proyecto, se pretende abordar el estudio del comportamiento de un algoritmo para la separación de fuentes recibidas con pequeños retardos. Veremos que cuando los retardos son pequeños, es posible tener en cuenta su efecto sin necesidad de utilizar el modelo ICA convolutivo, de gran complejidad matemática, que considera el efecto de la respuesta impulsiva del canal.

Para la resolución del problema de separación teniendo en cuenta los retardos, se realizará un estudio un modelo ICA que considera que las mezclas se producen de forma instantánea. El modelo también considera que dichas mezclas están formadas por las fuentes de interés y sus derivadas primeras. Así se tiene en cuenta el efecto de los retardos. Para que el modelo sea válido, los retardos introducidos deben estar acotados, ya que de lo contrario, las hipótesis en las que se basa el algoritmo no se cumplirán.

Además, en el modelo analizado, se introduce ruido para modelar de forma más precisa las mezclas de señales que se recibirían en una situación real.

En definitiva, se propone el estudio de un método de separación que, como novedad, considera el efecto de los retardos de las fuentes en su propagación y el efecto del ruido existente en el medio.

AGRADECIMIENTOS

Llegados a este punto, me gustaría hacer constar mi más profunda gratitud a mi tutor Sergio Cruces por la inestimable ayuda prestada para la elaboración del presente documento. He de agradecerle sus valiosos consejos, su total disponibilidad siempre que he necesitado su ayuda y su interés por la consecución de los objetivos marcados en el proyecto.

También me gustaría agradecer a mis padres y hermanos el apoyo y comprensión prestado durante mis años de estudiante. Sin ellos, la realización de este proyecto no hubiera sido posible.

Por último, me gustaría hacer referencia a mis compañeros de carrera durante estos últimos cinco años. Gracias a ellos, mi estancia en la universidad me ha resultado francamente grata y creo que nunca olvidaré los buenos momentos que hemos pasado juntos.

NOTACIÓN

A continuación, se muestran los símbolos más usados:

$\ \cdot \ , \cdot $	Operadores norma y módulo
$(\cdot)^H, (\cdot)^T$	Operadores hermítico y de transposición
$(\cdot)^*$	Operador de conjugación
δ_{ij}	Función de Kronecker
$\delta(t)$	Función impulso unitario
λ	Autovalores de una matriz
σ^2	Varianza de la señal de ruido en los receptores
τ_{ij}	Retardo desde la fuente j al receptor i
c	Velocidad de propagación de las fuentes en el medio
c_{ij}	Atenuación desde la fuente j hasta el receptor i
f_{max}, f_{min}	Frecuencias máxima y mínima de las fuentes transmitidas
$h(t)$	Filtro auxiliar utilizado para obtener la matriz de autocovarianzas filtrada
$\mathbf{n}, \mathbf{n}(t)$	Vector de ruido recibido en los receptores
$pinv(\cdot)$	Matriz pseudoinversa
$\mathbf{s}, \mathbf{s}(t)$	Vector de fuentes
$\dot{\mathbf{s}}, \dot{\mathbf{s}}(t)$	Vectores de derivadas primeras de las fuentes de interés
$\ddot{\mathbf{s}}, \ddot{\mathbf{s}}(t)$	Vectores de derivadas segundas de las fuentes de interés
\mathbf{v}	Autovectores de una matriz
$\mathbf{x}, \mathbf{x}(t)$	Vector de observaciones recibidas en los receptores
$\mathbf{y}, \mathbf{y}(t)$	Vector de estimaciones de las fuentes originales
\mathbf{A}	Matriz de mezclas instantáneas
$\mathbf{C}_{xx}, \mathbf{R}_{xx}(0)$	Matriz de autocovarianzas de las observaciones
$\mathbf{C}_{\tau}^x, \mathbf{R}_{xx}(\tau)$	Matriz espacial de autocovarianzas de las observaciones evaluada en τ
\mathbf{I}	Matriz identidad
$\mathbf{FT}[\cdot]$	Transformada de Fourier
\mathbf{G}	Matriz global de transferencia sin memoria
M	Número de receptores

N	Número de fuentes
N_{Fil}	Número de filtros utilizados en la versión avanzada del algoritmo
\mathbf{P}	Matriz de Permutación
$\mathbf{P}_{\mathbf{A}^\perp}$	Matriz de proyección sobre el subespacio ortogonal a las columnas de \mathbf{A}
T	Número de observaciones
\mathbf{R}_{xx}^h	Matriz de autocovarianzas de las observaciones filtradas con $h(t)$
\mathbb{R}^n	Espacio n-dimensional de los números reales
SNR	Relación señal a ruido recibida en los receptores
\mathbf{V}	Matriz de preblanqueo
\mathbf{W}	Matriz de separación instantánea

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN	1
1.1	SEPARACIÓN Y EXTRACCIÓN CIEGA DE FUENTES.....	2
1.2	ALGORITMOS Y SOFTWARE.....	3
1.3	PLANTEAMIENTO Y ESTRUCTURA DEL PROYECTO.....	3
2	INTRODUCCIÓN A ICA Y A PCA	5
2.1	ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES.....	5
2.1.1	Introducción.....	5
2.1.2	Descripción del método.....	7
2.2	ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES.....	9
2.2.1	Introducción.....	9
2.2.2	Planteamiento del modelo en presencia de ruido.....	9
2.2.3	Ilustración del funcionamiento de los métodos ICA.....	11
2.2.4	Restricciones de los métodos ICA.....	13
2.2.5	Comparación entre ICA y PCA.....	15
2.3	RESUMEN DEL CAPÍTULO.....	16
3	SEPARACIÓN DE SEÑALES CON ESTRUCTURA TEMPORAL Y ESTUDIO DE LOS MODELOS PARA ICA	18
3.1	MÉTODOS DE SEPARACIÓN BASADOS EN LA ESTRUCTURA TEMPORAL.....	18

3.1.1	Introducción.....	18
3.1.2	Ilustración de las técnicas de separación mediante matrices de autocovarianzas.....	19
3.1.3	El algoritmo AMUSE.....	20
3.1.4	Limitaciones del algoritmo.....	22
3.2	ESTUDIO DE LOS DIFERENTES MODELOS DE SEÑAL EN ICA.....	22
3.2.1	Modelo de señal para mezclas instantáneas.....	22
3.2.2	Modelo de señal para mezclas convolutivas.....	23
3.2.3	Modelo de señal para pequeños retardos.....	25
3.3	RESUMEN DEL CAPÍTULO.....	26
4	DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO DE SEPARACIÓN DE MEZCLAS DE FUENTES CON RETARDOS	28
4.1	INTRODUCCIÓN.....	28
4.2	CONSIDERACIONES PREVIAS Y NOTACIÓN EMPLEADA.....	29
4.3	MODELADO MATEMÁTICO PARA N FUENTES Y M RECEPTORES.....	31
4.4	RESOLUCIÓN MATEMÁTICA DEL MODELO.....	34
4.5	ALGORITMO PARA LA OBTENCIÓN DE LA MATRIZ DE SEPARACIÓN.....	38
4.6	MEJORA DEL COMPORTAMIENTO FRENTE A LOS RETARDOS MEDIANTE UNA EXPANSIÓN EN SERIE DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN.....	39
4.7	AMPLIACIONES Y MEJORAS DE LA VERSIÓN BÁSICA DEL ALGORITMO.....	42
4.7.1	Introducción.....	42
4.7.2	Descripción del método de extracción de fuentes usando varias matrices de autocovarianzas.....	42
4.7.3	El método de deflación.....	45
4.8	RESUMEN DEL CAPÍTULO.....	47

5	SIMULACIONES Y ESTUDIO DEL COMPORTAMIENTO DEL ALGORITMO	48
5.1	ILUSTRACIÓN DEL FUNCIONAMIENTO DE LA VERSIÓN BÁSICA DEL ALGORITMO.....	48
5.1.1	Introducción.....	48
5.1.2	Ejemplo de separación de mezclas de fuentes con retardos.....	48
5.1.3	Obtención de las derivadas de las fuentes originales.....	54
5.1.4	Comportamiento del algoritmo frente al ruido.....	58
5.1.4.1	Respuesta ante el ruido.....	58
5.1.4.2	Elección del filtro utilizado para la obtención de la segunda matriz de autocovarianzas.....	61
5.1.4.3	Comportamiento del algoritmo al variar el número de receptores.....	62
5.1.5	Comportamiento frente a los retardos de las fuentes.....	65
5.2	ESTUDIO DEL FUNCIONAMIENTO DE LA VERSIÓN AMPLIADA DEL ALGORITMO.....	70
5.2.1	Introducción.....	70
5.2.2	Ejemplo de separación de fuentes con retardos.....	70
5.2.3	Obtención de las derivadas de las fuentes originales.....	72
5.2.4	Comportamiento frente al ruido.....	73
5.2.4.1	Respuesta ante el ruido.....	73
5.2.4.2	Comportamiento del algoritmo al variar el número de receptores.....	77
5.2.5	Elección de los filtros utilizados y estudio del comportamiento del algoritmo al variar el número de filtros.....	78
5.2.6	Comportamiento frente a los retardos de las fuentes.....	80
5.3	COMPARACIÓN ENTRE LAS DOS VERSIONES DEL ALGORITMO.....	82
5.4	RESULTADOS OBTENIDOS AL UTILIZAR LA EXPANSIÓN EN SERIE DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN.....	83
5.4.1	Introducción.....	83
5.4.2	Simulaciones realizadas y resultados obtenidos.....	84
5.4.3	Conclusiones sobre el método de separación propuesto.....	88

5.5	RESUMEN DEL CAPÍTULO Y CONCLUSIONES.....	89
6	CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS	90
6.1	CONCLUSIONES.....	90
6.2	LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN.....	91
A	DEMOSTRACIONES	92
A.1	DEPENDENCIAS ENTRE UN PROCESO ESTACIONARIO DE PRIMER ORDEN Y SU DERIVADA PRIMERA.....	92
A.2	LIMITACIONES DEL MÉTODO DE SEPARACIÓN PROPUESTO PARA EL CASO DE UN MEDIO QUE NO INTRODUCE ATENUACIÓN.....	94
B	RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS ADICIONALES	96
B.1	CÁLCULO DE LOS AUTOVECTORES DE UNA MATRIZ.....	96
	BIBLIOGRAFÍA	98

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

De manera natural, las personas somos capaces de seleccionar en un entorno ruidoso, en el que existen varias conversaciones, aquella que nos interesa. Se trata de un claro ejemplo de separación ciega de fuentes (BSS) conocido como *cocktail-party problem*. Entre las muchas aplicaciones de ICA, se encuentra la resolución del *cocktail-party problem* o separación de hablantes. El procedimiento de identificación de hablantes se lleva a cabo a partir de una serie de mezclas de fuentes recogidas en micrófonos dispersos e inmersos en un entorno ruidoso.

En el modelo básico de ICA se supone que las mezclas de las fuentes de interés, que se reciben en los receptores, se producen de forma instantánea y en ausencia de ruido. Un modelo más realista debería considerar la presencia de ruido y el hecho de que las mezclas no se producen de forma instantánea, porque las fuentes siempre sufrirán retardos en su propagación hacia los receptores. Por tanto, el modelo clásico de ICA, ya no será válido. Si queremos un modelo más próximo a la realidad, tendremos que recurrir al modelo de ICA para mezclas convolutivas, que tiene en cuenta la respuesta impulsiva del canal en el que se propagan las fuentes. Este modelo es mucho más exacto, pero tiene el inconveniente de que su resolución es mucho más compleja.

Veremos que si los retardos que sufren las señales en su propagación son pequeños, es posible tener en cuenta su efecto sin necesidad de utilizar el modelo de ICA convolutivo. Se demostrará que la resolución del problema de separación teniendo en cuenta los retardos puede llevarse a cabo con el modelo de mezclas instantáneas, lo cual facilitará la resolución del problema de forma considerable. Para ello, se considerarán las derivadas de las fuentes originales como nuevas fuentes que intervienen en el proceso de mezclas.

1.1 Separación y extracción ciega de fuentes

La separación ciega de fuentes (BSS) consiste en la identificación de un conjunto de N fuentes, de las que no se disponen datos a priori, a partir de un conjunto de mezclas de las mismas que se recogen en M sensores distintos. Ésta será la técnica utilizada en la versión básica del algoritmo propuesto.

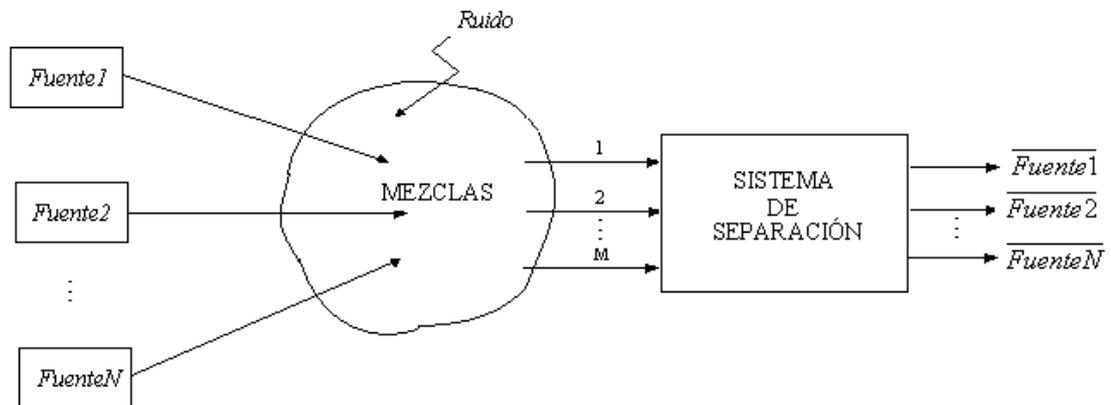


Figura 1.1: Esquema del proceso de separación ciega de fuentes

Las mezclas de fuentes que se recogen en los sensores pueden ser de diversos tipos. En función del tipo de mezcla recibida en los sensores, se utilizará un modelo u otro para la resolución del problema de separación ciega.

Una primera clasificación¹ de las mezclas es en mezclas lineales y no lineales. En las mezclas lineales, las observaciones son combinaciones lineales de las fuentes de interés. A su vez, las mezclas lineales pueden ser de dos tipos, instantáneas y convolutivas. En el presente proyecto, nos centraremos en las mezclas lineales e instantáneas. Se verá que, aunque el modelo instantáneo de mezclas no es adecuado para la identificación de fuentes cuando éstas son recibidas con retardos, bajo ciertas circunstancias esta aproximación puede ser válida. En los sistemas de mezclas lineales e instantáneas, la separación se realiza gracias a que las fuentes se combinan en cada sensor de forma diferente y aprovechando la independencia de las mismas. Esto es lo que se denomina diversidad espacial.

¹ Para una descripción más detallada, véase [4]

Por último, las mezclas pueden clasificarse también en mezclas con y sin ruido. En nuestro caso, se trabajará con mezclas con ruido, para modelar de forma más exacta el problema. El ruido con el que se reciben las fuentes se supondrá que es gaussiano e independiente de las fuentes.

La extracción ciega de fuentes (BSE) consiste en la separación ciega de sólo un conjunto de las N fuentes que producen las mezclas, a partir de dichas mezclas. La idea es extraer sólo las fuentes de interés que se encuentran en las mezclas recibidas. Una forma alternativa de obtener todas las fuentes de interés de una mezcla, es extraer las fuentes de la mezcla una a una y luego realizar la deflación sobre el vector de mezclas de la fuente extraída. En la versión ampliada del algoritmo propuesto para la separación de fuentes, se empleará esta técnica, ya que, tal como se verá, permite obtener ciertas ventajas sobre la BSS clásica.

1.2 Algoritmos y software

Para la separación de fuentes con pequeños retardos, se implementó un algoritmo en el lenguaje de programación MATLAB. Dicho algoritmo realiza la separación ciega de todas las fuentes recibidas en los sensores. Además se implementó una mejora del mismo, que extrae de las mezclas recibidas, una a una, las fuentes de interés. Cuando se extrae una fuente, se realiza la operación de deflación de la fuente extraída, eliminándola de las mezclas, para volver a extraer la siguiente fuente.

También se programó una función encargada de generar las mezclas de fuentes con retardos, con las que trabajan los algoritmos de separación implementados.

El código de las dos versiones del algoritmo implementadas y el de la función que genera las mezclas se adjuntan en la documentación anexa a este proyecto.

1.3 Planteamiento y estructura del proyecto

El objetivo del presente proyecto es la implementación y el estudio de un algoritmo que utiliza un modelo de mezclas lineales e instantáneas para la separación de fuentes, que se reciben con pequeños retardos. En las diversas simulaciones y estudios realizados, se considerará que se las mezclas recibidas son voces de distintos hablantes

(cocktail-party problem), aunque el algoritmo propuesto, puede ser extendido para el caso de otro tipo de señales que sean recibidas con distintos retardos.

El proyecto ha sido estructurado en 6 capítulos. En el capítulo 2, se presentan los fundamentos teóricos de PCA e ICA, necesarios para la comprensión de los algoritmos de separación que se explicarán en capítulos sucesivos.

En el capítulo 3, se analizará el caso de mezclas de señales con una estructura temporal, frente al caso de mezclas de variables aleatorias estadísticamente independientes. También se hará un análisis más detallado de los distintos modelos de mezclas lineales en ICA y se expondrá el modelo que se utilizará para modelar los retrasos de las fuentes.

En el capítulo 4, se explicará con detalle el algoritmo de separación propuesto. Así como de las hipótesis en las que se basa. También se explicarán las ampliaciones propuestas para la versión básica del algoritmo.

En el capítulo 5, se recogen y analizan todos los resultados obtenidos en las diversas simulaciones realizadas en distintas condiciones.

Finalmente, las conclusiones y posibles líneas futuras de investigación se recogen en el capítulo 6.

