

ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES EN SEPARACIÓN DE FUENTES DE RUIDO DE TRÁFICO EN VÍAS INTERURBANAS

Fernando J. Mato Méndez ¹, Manuel Sobreira Seoane ²

Sonitum Ingeniería Acústica
E.T.S.I. Telecomunicación, Universidad de Vigo. C./ Maxwell S/N, 36310 Vigo (Spain)
fmato@tsc.uvigo.es ¹ msobre@gts.tsc.uvigo.es ²

Resumen

El ruido de tráfico se ha convertido últimamente en uno de los principales focos de contaminación acústica, donde la identificación y clasificación de fuentes de ruido pasa a ser un objetivo prioritario. Dentro del contexto de procesado de señales de audio, sin embargo, los algoritmos de separación ciega de fuentes se han aplicado tradicionalmente a señales de voz y música. En este escenario de aplicación, el papel jugado por las señales de ruido se identifica siempre con fuentes no deseadas cuya contribución se pretende sustraer de la señal captada.

Desde una perspectiva diferente, en cuanto al tratamiento de las señales de ruido se refiere, este artículo aborda las diferentes estrategias seguidas en la aplicación de técnicas de "Análisis de Componentes Independientes", orientadas a la separación ciega de fuentes de ruido de tráfico. El estudio llevado a cabo refleja interesantes resultados respecto a la calidad en los procesos de separación y posterior clasificación.

Palabras-clave: ruido de tráfico, separación de fuentes, BSS, análisis de componentes independientes.

Abstract

Traffic noise has turned lately into one of the principal focusses of acoustic pollution, where the identification and classification of noise sources becomes a priority goal. Inside the context of signal processing, nevertheless, the algorithms of blind source separation have been applied traditionally to voice and music signals. In this context of application, the role played by the noise signals is identified always by not wished sources, intending to suppress their contribution from the the acquired signal.

From a different point of view, respect to the treatment of the noise signals, this article approaches the different strategies followed in the application of "Independent Components Analysis" techniques, orientated to traffic noise sources blind separation. The study carried out reflects interesting results respects to the quality in the separation and later classification processes.

Keywords: traffic noise, source separation, BSS, independent components analysis.

1 Introducción

El ruido de tráfico es una de las fuentes de ruido que más preocupa a la sociedad actual. Por esta razón, durante los últimos años se están dedicando esfuerzos para combatirlo, siendo escasas sin embargo, el número de investigaciones enfocadas hacia la obtención de técnicas eficientes de detección y clasificación [2][12][13]. En este escenario, este trabajo tiene como objetivo presentar los principales resultados obtenidos en la separación de fuentes, como parte del diseño de un sistema automático para la detección y segmentación de señales de ruido de tráfico en vías interurbanas y la clasificación de las fuentes que las originan. Resultados parciales de este estudio han sido presentados recientemente en [14].

El estudio que se presenta a continuación comienza por una breve presentación acerca de la caracterización de las Fuentes de estudio, información necesaria para el posterior procesado de las señales adquiridas. A continuación, se describe el problema de la separación ciega de fuentes aplicado al ruido de tráfico mediante técnicas de “*Análisis de Componentes Independientes*” [3][6]. Por ultimo se lleva a cabo un análisis de los resultados obtenidos, donde se pone de manifiesto una elevada dependencia entre la definición de clases llevada a cabo en el clasificador y la calidad obtenida en el proceso de la separación.

2 Caracterización de fuentes

En términos de análisis espectral, el ruido generado por un vehículo a motor [7] puede ser caracterizado mediante su densidad espectral de energía. Un análisis en frecuencia de su distribución energética revela la existencia de una combinación de procesos estocásticos de banda ancha, causados principalmente por las turbulencias generadas en el motor, con procesos determinísticos de mayor importancia, caracterizados espectralmente mediante componentes armónicas de ruido generado en el proceso de combustión. La influencia espectral de este tipo de componentes se verá modificada, además, por cambios de marcha, velocidad y aceleración producidos en el vehículo, así como de la distribución espacial de todas las Fuentes de ruido localizadas en el motor.

En el dominio temporal, por otro lado, resulta más adecuado llevar a cabo una caracterización estadística de las series adquiridas. Desde esta perspectiva, la evolución temporal de la señal de ruido generado por un vehículo aislado queda caracterizada como un proceso claramente no estacionario pero que, a través de un análisis temporal localizado, da lugar a la generación de secuencias temporales que pueden ser consideradas *cuasi estacionarias*.

3 Separación de fuentes de ruido de tráfico mediante BSS-ICA

El problema de Separación Ciega de Fuentes (*Blind Source Separation*), más conocido como BSS, fue planteado por [9] a partir de la necesidad de recuperar, desde una mezcla de señales, las fuentes originales que la componen. Dicha extracción se caracteriza como ciega al no disponer de información tanto de la caracterización de las fuentes como del número de ellas presentes en el momento de la mezcla, ni del modo en que ésta ha sido llevada a cabo. Aunque este tipo de información sea desconocida, desde el punto de vista matemático existe solución al problema planteado siempre que las señales de entrada al proceso sean estadísticamente independientes. La idea es sencilla: Si los vectores observados son una combinación lineal de componentes independientes, estas componentes deberían poder ser unívocamente separadas.

En el contexto de separación automática de ruido de tráfico, las señales originales no pueden ser observadas y se desconoce el modo en que han sido mezcladas, por lo que la extracción de las señales que componen la mezcla resultante puede ser caracterizada a priori como un proceso de separación ciega.

3.1 Análisis de componentes independientes

Más conocida como ICA (*Independent Components Analysis*), esta técnica ha demostrado ser muy eficiente [8] [9] [11] en la búsqueda de la solución al problema de BSS descrito anteriormente, mediante el cálculo de la estimación de la matriz de mezcla que minimice la dependencia estadística entre componentes de las señales originales. Para ello, es necesario disponer, al menos, del mismo número de mezclas que de fuentes y que, como mucho, solamente una de las fuentes presente una distribución gaussiana.

Para mezclas lineales, la extracción de componentes independientes se plantea como un problema equivalente al de separación ciega de fuentes.

3.2 Datos de entrada

La aplicación de las técnicas descritas se ha llevado a cabo sobre una base de datos determinada por tres clases de fuentes de ruido de tráfico: motocicletas, turismos y camiones.

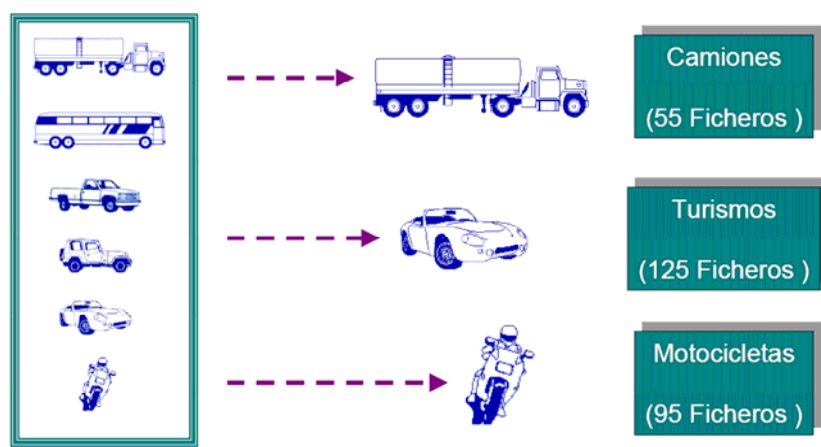


Figura 1 – Definición de clases en la base de datos constuida.

La adquisición de señales fue llevada a cabo a 50 cm del suelo y a una distancia de 4 m del centro de la calzada, en una vía interurbana de doble carril con tráfico esporádico y en condiciones meteorológicas favorables.

3.3 Formulación del problema

Bajo las hipótesis de aplicación de ICA, el planteamiento matemático del problema puede ser expresado como sigue:

$$\begin{aligned}
 x_1(t) &= a_{11} \cdot s_1(t) + \dots + a_{1n} \cdot s_n(t) \\
 x_2(t) &= a_{21} \cdot s_1(t) + \dots + a_{2n} \cdot s_n(t) \\
 &\vdots \\
 x_m(t) &= a_{m1} \cdot s_1(t) + \dots + a_{mn} \cdot s_n(t)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

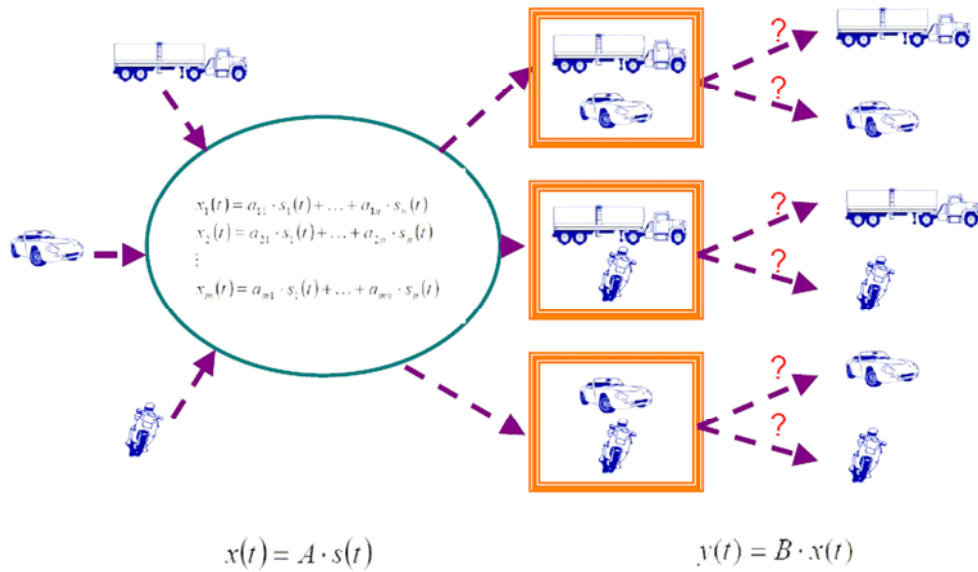


Figura 2 – Esquema del problema de separación de fuentes planteado.

El problema no convolutivo, por tanto, puede ser expresado mediante un sistema lineal de m ecuaciones de mezcla con n incógnitas, donde A caracteriza a la matriz de mezclas, y $s(t)$ y $x(t)$ son los vectores de fuentes y observaciones respectivamente.

$$x(t) = A \cdot s(t) \tag{2}$$

La solución al problema planteado se traduce entonces en encontrar la matriz de separación B , estimación de la inversa de la matriz de mezclas A , solución a la Eq. (3), donde $y(t)$ será a su vez un vector de estimación de $x(t)$.

$$y(t) = B \cdot x(t) \tag{3}$$

3.4 Hipótesis de aplicación

Si bien la existencia de una única solución, no lo es desde un estricto planteamiento matemático, sí que lo es desde el punto de vista de la independencia de las señales extraídas. En dicho contexto, la

existencia de solución pasa por establecer una serie de condiciones sobre las hipótesis de aplicación que garanticen la separabilidad de las fuentes.

3.4.1 Separabilidad de la mezcla

Por un lado, el proceso de separación será viable [10], siempre y cuando la aplicación lineal resultante de la mezcla sea biyectiva o, lo que es lo mismo, que la matriz de mezclas sea regular y con ello poder estimar B^{-1} . Por otro lado, en relación a la independencia de las fuentes [10], si todas menos una presentan una fdp no gaussiana, se garantiza la independencia dos a dos de las componentes independientes extraídas y, en consecuencia, la separación de las fuentes originales. Por último, se puede demostrar también, cómo la presencia conjunta de fuentes gaussianas y no gaussianas, en el momento de la mezcla, permite la separación de estas últimas imposibilitando, al mismo tiempo, dicho proceso para las primeras.

3.4.2 Blanqueado de los datos de entrada

Mediante un proceso de decorrelación se consigue la proyección ortogonal de las mezclas de entrada, simplificando el problema de la mezcla a una rotación. En este caso, la matriz de separación puede ser factorizada como el producto de dos matrices, siendo W la matriz de blanqueado y R la matriz de rotación:

$$B = RW \tag{4}$$

El proceso de blanqueado se lleva a cabo mediante la eliminación de la componente continua de las muestras provenientes de la mezcla, y un posterior proceso de ortonormalización de Gram-Schmidt, utilizándose en la implementación una factorización SVD. De este modo, se consigue que la matriz de covarianza C de la Eq. 5 coincida con la matriz identidad.

$$C = E[s \cdot s^t] \tag{5}$$

3.4.3 Rotación y gaussianidad

Si bien es cierto que el estudio de estadísticos de segundo orden, y más en concreto el análisis suministrado por la decorrelación, permiten llevar a cabo un blanqueado de las muestras, ésta es una condición necesaria pero no suficiente para garantizar su independencia debido a la indeterminación que introduce la posible rotación de las mismas. Ésta es la razón por la que, como mucho, solamente una de las fuentes originales puede presentar una fdp gaussiana, ya que, de existir más, la fdp conjunta presenta simetría circular imposibilitando con ello la separación.

4 Resultados

Para evaluar las prestaciones del proceso de separación planteado, se lleva a cabo un análisis [5] [6] de los resultados obtenidos para las tres clases de categorías de vehículos definidas. Las señales separadas son comparadas con las originales, tras aplicar una normalización en energía de los valores de las muestras, mediante el cálculo de la densidad espectral de energía, la dispersión de las muestras y el error cuadrático medio cometido en el proceso.

4.1 Separación Interclase

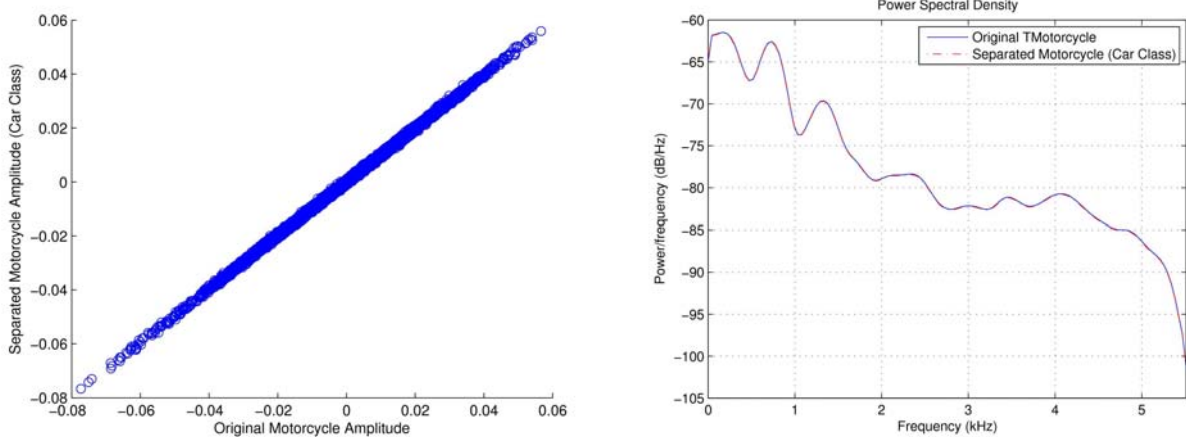


Figura 3 – Scattering y densidad espectral de energía (motocicletas vs turismos).

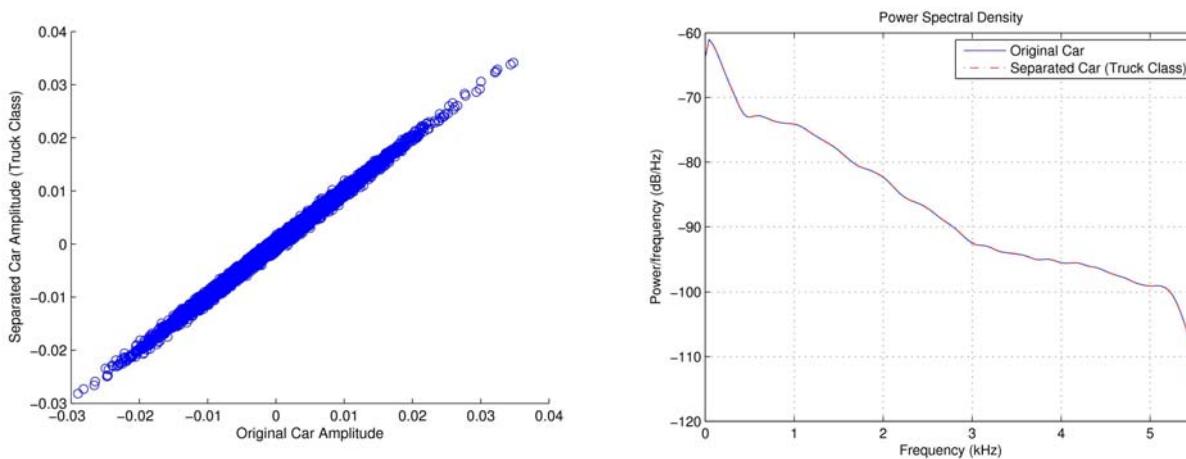


Figura 4 – Scattering y densidad espectral de energía (turismos vs camiones).

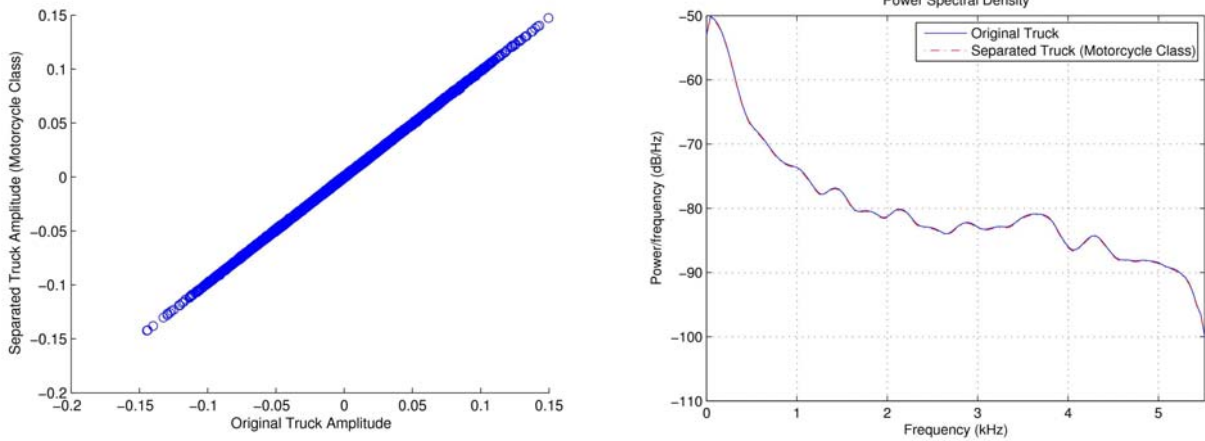


Figura 5 – Scattering y densidad espectral de energía (camiones vs motocicletas).

4.2 Separación Intraclase

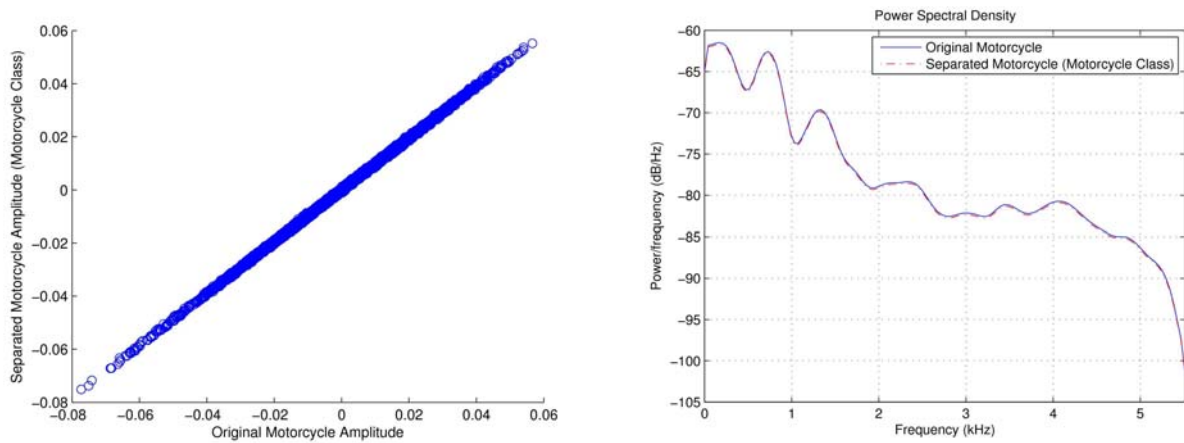


Figura 6 – Scattering y densidad espectral de energía (motocicletas).

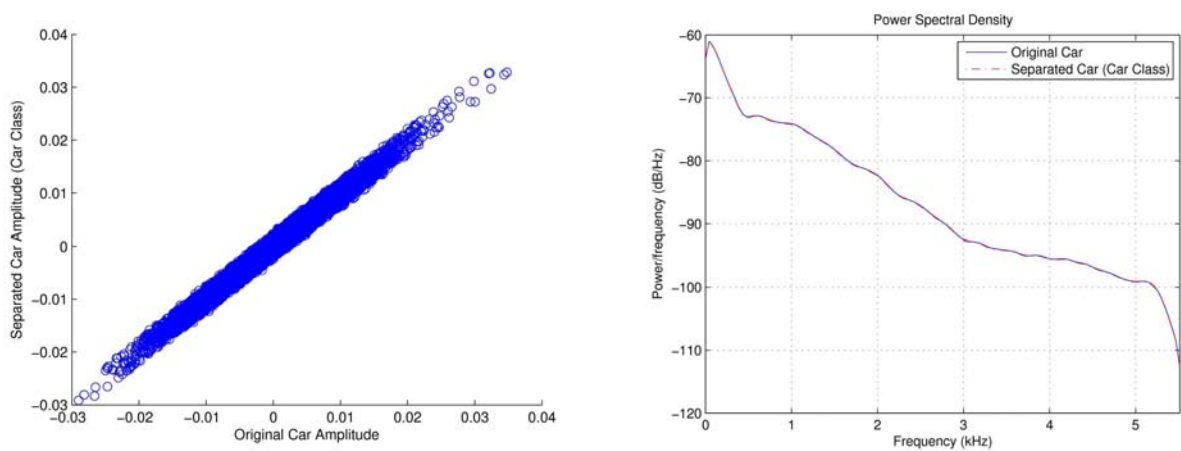


Figura 7 – Scattering y densidad espectral de energía (turismos).

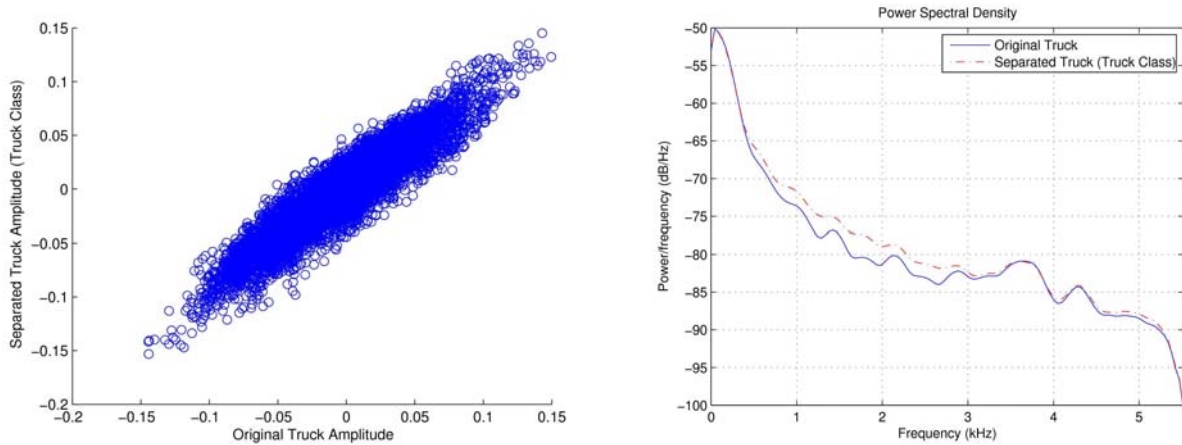


Figura 8 – Scattering y densidad espectral de energía (camiones).

4.3 Error cuadrático medio

Error Cuadrático Medio		Clases		
		Motocicletas	Turismos	Camiones
Señal extraída	Motocicletas	$5,4908 \cdot 10^{-6}$	$1,0698 \cdot 10^{-6}$	$3,8165 \cdot 10^{-7}$
	Turismos	$2,8623 \cdot 10^{-6}$	$4,4961 \cdot 10^{-5}$	$3,7199 \cdot 10^{-6}$
	Camiones	$1,1101 \cdot 10^{-7}$	$1,6830 \cdot 10^{-6}$	$2,9287 \cdot 10^{-4}$

Tabla 1 – Error cuadrático medio en la separación de señales para el proceso BSS-ICA aplicado.

5 Conclusiones

Se ha aplicado por primera vez la técnica de *Separación Ciega de Fuentes*, mediante *Análisis de Componentes Independientes*, a ruido de tráfico en condiciones de ausencia de reverberación. Del análisis llevado a cabo se desprenden interesantes resultados:

Por un lado, los resultados obtenidos en separación interclase muestran un comportamiento correcto en la aplicación de técnicas ICA, dando lugar a una separación ciega con suficiente grado de independencia entre señales, caracterizada por una marcada diferencia en su distribución espectral de energía, como se muestra en las Fig. 3-5. Como resultado, se observan un alto nivel de correlación estadística y un reducido error cuadrático medio entre ambas series temporales, Tabla 1.

Por otro lado, la variabilidad en la distribución de componentes armónicas, para cada tipo de vehículo, refleja una menor separación entre la clase de turismos y el resto de clases, traduciéndose este hecho en una pequeña dependencia estadística de las señales a separar. De este hecho se concluye que la calidad en la separación es altamente dependiente de la definición de clases en el clasificador.

Por último, la similitud en la densidad espectral de energía de las señales a separar en el análisis intraclase, disminuye los beneficios obtenidos en la aplicación de ICA, como se deduce de las Fig. 6-8 y la Tabla 1. El peor caso se obtiene para la clase de camiones, caracterizados por una mayor concentración espectral en LF.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el MEC, ref. TEC2006-13883-C04-02, bajo el proyecto AnClaS3 "Sound source separation for acoustic measurements".

Referencias

- [1] Manolakis and Proakis. *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms and Applications*. 3rd edition, Prentice-Hall.
- [2] Wu, H.; Siegel, M.; Khosla, P. Vehicle Sound Signature Recognition by Frequency Vector Principal Component Analysis. Submitted to *IEEE Instrumentation and Measurement*, 1998.
- [3] Prasad, R.; Saruwatari, H; Lee, A.; Shikano, K. A Fixed-Point ICA Algorithm for Convolved Speech Signal Separation. *ICA2003 4th Int. Symp.*Nara, Japan, April 2003, pp. 579-584.
- [4] Vincent, E.; Gribonval, R; Févotte, C. Performance Measurement in Blind Audio Source Separation. *IEEE Trans. on Speech and Audio Procc*, vol. 14 (4), 2006, pp. 1462-1469.
- [5] Févotte, C.; Gribonval, R.; Vincent, E. BSS_EVAL Toolbox User Guide. *IRISA Technical Report 1706.*, Rennes, France, April2005.
- [6] Carlos, G. Procedimientos y Aplicaciones en Separación de Señales (BSS-ICA). *URSI 2003*. Departamento de Arquitectura y Tecnología de los Computadores, Universidad de Granada.
- [7] Miyara, F. Modelización del Ruido del Tránsito Automotor. Universidad Nacional de Rosario, Argentina.
- [8] Comon, P. Independent Component Analysis, a new concept ?. *Signal Processing*, vol. 36 (3), 1994, pp. 287-314.
- [9] Cardoso, J.F. Blind Signal Separation: Statistical Principles. Submitted to *IEEE* vol. 86 (10), 1998, pp. 2009-2025.
- [10] Cao, X.R.; Liu, R.W. General Approach to Blind Source Separation. Submitted to *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 44 (13), 1996, pp. 562-571.
- [11] Oja, E. ; Hyvärinen, A. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications. *Neural Networks* vol. 13 (4-5), pp. 411-430, 2000.
- [12] Cevher V.; Chellapp R.; McClellan J.H. Vehicle Speed Estimation using Acoustic Wave Patterns. Submitted to *IEEE Transactions on Signal Processing*.
- [13] Amman, S.A; Das M. An efficient technique for modelling and synthesis of automotive engine sounds. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.48, February 2001, pp. 225-234.
- [14] Mato-Méndez, F.J. Automatic Segmentation of Traffic Noise. *International Congress on Acoustics - Acoustics'08*. París, July 2008.