

8. Conclusiones y líneas futuras de investigación

8.1 Conclusiones

El *Análisis de Componentes Independientes (ICA)* y la *Factorización No Negativa de Matrices (NMF)* representan las técnicas de procesamiento de información que han sido objeto de estudio en este proyecto. Ambas, dentro de su campo de aplicación se corresponden con herramientas de gran utilidad, como se pone de manifiesto en este documento.

Tras un capítulo introductorio en el que se presentaban algunas aplicaciones relacionadas con este proyecto, en las secciones 2 y 3 se describen los fundamentos teóricos sobre los que se construye el Análisis de Componentes Independientes. Por un lado planteamos el problema de la *Separación Ciega de Fuentes (BSS)* de forma matemática a partir de un modelo matricial y se consideró su resolución mediante consideraciones basadas en la independencia de las señales originales. Seguidamente se introdujo el *Análisis de Componentes Principales (PCA)* una técnica de preprocesado de los datos que sería de gran utilidad de cara a la posterior resolución del modelo ICA.

Una vez estudiados las herramientas matemáticas básicas, se definió el modelo ICA ilustrándolo a partir del conocido como *cocktail-party effect*. Posteriormente se plantearon las restricciones (de no gaussianidad e independencia entre otras) que han de cumplir las componentes que se desean estimar. La no gaussianidad por tanto es un aspecto crítico dentro de ICA por lo que se consideró la *kurtosis* como una medida que permite clasificar las componentes según su grado de gaussianidad.

Ya en el capítulo 3, dedicado al estudio de diferentes técnicas de resolución del problema ICA, centramos nuestra atención en el método de obtención de las componentes independientes basado en la *maximización de la no gaussianidad*, en el que se introdujo el método del gradiente en sus dos variantes (ya sea a partir de la kurtosis o de la entropía negativa) y un algoritmo de resolución de punto fijo conocido como *FastICA*. Por último, se estudió un método de resolución del modelo ICA a partir de la matriz de covarianzas, que da lugar al algoritmo de estimación de componentes independientes denominado *AMUSE*.

El capítulo 4 se dedicó en su integridad al estudio teórico de una técnica de representación de datos relativamente novedosa que se conoce como Factorización No Negativa de Matrices. NMF se caracteriza por ser un sistema de representación de datos que permite un considerable ahorro de información a almacenar, a la vez que permite poner de manifiesto ciertas características ‘ocultas’ que aparecen en el conjunto de los datos. Para comenzar, se formuló el modelo matemático que gobierna esta factorización, definiendo las matrices que lo conforman y sobre todo aclarando el sentido que tienen sus dimensiones. Seguidamente se realizó una comparación de la Factorización No Negativa de Matrices con otras técnicas de representación de datos tales como el Análisis de Componentes Independientes, el Análisis de Componentes Principales o la Cuantización de Vectores.

El algoritmo que permite resolver el problema de la Factorización No Negativa de Matrices es del tipo *iterativo* por lo que se definieron unas reglas de actualización de

las variables a determinar (tanto aditivas como multiplicativas) y una función objetivo a optimizar. Por tratarse un proceso iterativo, el resultado que se obtendrá nunca será exacto y estará siempre supeditado al grado de aproximación de la función objetivo a su punto de convergencia. Esto provocará que si deseamos tener una gran precisión sea necesario ejecutar un número bastante elevado de iteraciones, lo cual provocará un considerable aumento de la carga computacional final.

Una vez desarrollada la parte teórica de este proyecto, pasamos a las aplicaciones implementadas en relación con ICA y NMF. Comenzando con el Análisis de Componentes Independientes, en el capítulo 5 se planteó la necesidad de contar con un método más robusto que permitiera separar señales de audio en ambientes reales. Hasta el momento sólo se habían planteado modelos de Separación Ciega de Fuentes donde el canal era *lineal*, si bien este hecho no se ajusta a la realidad en la mayoría de los entornos de estudio (pueden ocurrir retardos, reflexiones en las paredes del recinto, etc). Por ello se planteó un modelo de estima de las componentes independientes aprovechando la *estructura temporal* que presentan las señales de voz (estacionaridad y no estacionaridad intrínseca). La resolución del problema se basa en la aplicación de la Transformada Localizada de Fourier y el posterior tratamiento del espectrograma resultante. La principal dificultad del problema radicó en que antes de volver al dominio temporal era necesario realizar una reordenación de las componentes frecuenciales en función de una serie de criterios dados. Como se puede comprobar a raíz de los resultados obtenidos, el proceso de separación arrojó unos resultados satisfactorios logrando separar las componentes independientes a partir de las señales de mezcla.

Los capítulos 6 y 7 contienen las aplicaciones dedicadas a la Factorización No Negativa de Matrices. En primer lugar se trató el problema de la reconstrucción de imágenes ruidosas mediante técnicas NMF, para lo cual se establecieron los fundamentos teóricos que permiten eliminar el ruido a partir de las proyecciones sobre las bases. Dado que las dimensiones de las imágenes no permitían trabajar sobre ellas directamente sin que se disparara el tiempo de procesamiento, se optó por su división en regiones de menor tamaño, que denominamos *patches*. Consideramos dos formas de reconstruir la imagen, por *patches* o por píxeles, tomando la segunda opción por arrojar mejores resultados. Por último se realizó una comparación de resultados con los obtenidos al aplicar técnicas basadas en el Análisis de Componentes Independientes.

Como última aplicación dentro del proyecto, se estudió la utilización de la Factorización No Negativa de Matrices para la clasificación de textos por temáticas. Como se ha comentado previamente, NMF permite obtener características subyacentes u ocultas a partir del conjunto de los datos. En este caso, dichas características serán las temáticas asociadas a cada uno de los documentos que conforman la base de datos. A tenor de los resultados obtenidos, que se sitúan en la línea de los expuestos en multitud de artículos relacionados con la materia, pudimos comprobar que es posible realizar una clasificación correcta de la mayoría de las temáticas, aunque en aquellas que aportan un menor número de palabras al diccionario tenían bastantes dificultades para lograr obtener una base propia que las representara.

8.2 Líneas futuras de investigación

Dado que los temas y aplicaciones abordados permitirían tratar multitud de aspectos que no han sido desarrollados en este proyecto, a continuación se plantean algunas cuestiones abiertas y líneas de investigación que podrían ser objeto de estudio en un futuro.

8.2.1 Sobre el Análisis de Componentes Independientes

8.2.1.1 Separación Ciega de Fuentes cuando el número de observaciones es menor que el número de componentes independientes a estimar

Una de las restricciones que se supusieron se estableció que el número de sensores debía ser al menos igual que el número de componentes independientes que se quisieran estimar. Este hecho provocaría que para algunas aplicaciones en las que se dispone de menos sensores que señales a separar el problema no tuviera solución. Por tanto, una posible vía de investigación podría consistir en estudiar la documentación que al respecto han publicado numerosos autores como [TeWonLee], [Lewicki] y [Bach] e implementar un algoritmo en Matlab que realice la separación.

8.2.1.2 Generalización del problema de la Separación Ciega de Fuentes basada en la estructura temporal de las señales de voz

En la aplicación desarrollada en el capítulo 4 de este proyecto, se han tenido en cuenta unas condiciones de trabajo que posiblemente no se adecuen a un entorno real. Por un lado, tan sólo se consideró la existencia de dos señales de voz, de forma que una posible vía de trabajo podría consistir en ver cómo se comporta el algoritmo de separación cuando existen tres o más fuentes a extraer, a partir de la determinación del número máximo de señales a separar para una SNR mínima dada.

Por otro lado, no se ha tenido en cuenta la hipotética presencia de ruido, de forma que habría que estudiar si es posible eliminarlo y si es así tratar de encontrar un método que permita llevar a cabo esta tarea.

En la aplicación desarrollada, la elección de los parámetros se hacía mediante prueba y error, por lo que otra posible línea de trabajo consistiría en encontrar un método que permita encontrar de forma automática unos valores adecuados, en función de las características de las señales de voz observadas.

8.2.1.3 Otras aplicaciones del Análisis de Componentes Independientes

Dada la enorme versatilidad de ICA, existen multitud de campos de aplicación en los que se podría llevar a cabo un estudio más detallado.

1. Aplicaciones biomédicas

Existen multitud de aplicaciones que se podrían desarrollar con fines médicos a partir del Análisis de Componentes Independientes, que van desde la detección y clasificación de tumores cerebrales a partir de radiografías hasta la interpretación de las señales eléctricas que se generan en el estómago del paciente.

2. Aplicaciones relacionadas con las telecomunicaciones

Se podría pensar en adaptar el modelo ICA para implementar un sistema *CDMA* (*Code-Division Multiple Access*) aplicado a la telefonía móvil de tercera generación o para el procesado de las señales que proporciona el conocido como *GPR* (*Ground Penetrating Radar*).

3. Aplicaciones financieras

El Análisis de Componentes Independientes puede ser gran utilidad de cara al estudio de las características que describen ciertos modelos financieros y predicción de variaciones en los parámetros que los constituyen.

4. Otras aplicaciones

Por último, destacamos otras aplicaciones que podrían ser desarrolladas mediante técnicas ICA tales como el *reconocimiento* facial o la detección de *texturas defectuosas*. En esta última, la clasificación de la imagen de una cierta textura, se podría realizar mediante la obtención de bases a partir de imágenes de entrenamiento representativas de texturas en correcto estado y defectuosas y la posterior aplicación de un clasificador de mínima distancia.

8.2.2 Sobre la Factorización No Negativa de Matrices

8.2.2.1 Disminución de la carga computacional del algoritmo de obtención de bases NMF

Existen algunas referencias bibliográficas como [González] que plantean una variación al algoritmo desarrollado en este proyecto para el cálculo de las bases NMF en el que se reduce el tiempo total de procesamiento, por lo que una posible línea de investigación podría consistir en estudiar e implementar dicho algoritmo.

8.2.2.2 Aplicación de la Factorización No Negativa de Matrices a la clasificación de sonidos

Como es bien sabido, la aplicación de técnicas NMF tan sólo es posible cuando los datos son *no negativos*, por lo que de cara a la clasificación de señales de audio sería necesario extraer ciertas características que cumplieran dicha restricción. De este modo, se podría pensar en utilizar la *energía* a partir de la obtención del espectrograma de la señal para obtener las bases y realizar la clasificación de los sonidos según sean voz de hombre o mujer, música, etc.

8.2.2.3 Transformación de Harwell-Boeing

En la aplicación relativa a la clasificación de documentos del capítulo 7 de este proyecto, se puede comprobar como la mayor parte de los términos de las matrices **V**, **W** y **H** son nulos por lo que se estarán realizando una gran cantidad de operaciones cuyo resultado a priori se sabe que es cero. Una posible ampliación de dicha aplicación podría consistir en emplear la transformación de *Harwell-Boeing* de forma que se pudieran comprimir las matrices y así reducir la carga computacional en un porcentaje muy elevado.