

**INGENIERÍA DE SONIDO**

**Dereverberación del habla a partir de algoritmos  
de aprendizaje profundo†**

**Autor: Martin Bernardo Meza**  
**Tutores: Ing. Leonardo Pepino**

(†) Tesis para optar por el título de ingeniero/a de Sonido.

Septiembre 2021

## Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Fundamentación . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	2
1.2.1. Objetivo general . . . . .	2
1.2.2. Objetivos específicos . . . . .	2
1.3. Estructura de la Investigación . . . . .	3
<b>2. Estado del Arte</b>	<b>3</b>
<b>3. Marco Teórico</b>	<b>6</b>
3.1. Representación temporal y frecuencial de señales . . . . .	6
3.2. Respuesta al impulso y reverberación . . . . .	7
3.2.1. Relación directo-reverberado . . . . .	10
3.3. Inteligibilidad y parámetros de calidad de percepción . . . . .	11
3.3.1. Relación energía de modulación de voz a reverberación . . . . .	11
3.3.2. Inteligibilidad objetiva de corto termino extendida . . . . .	12
3.3.3. Relación señal a distorsión . . . . .	12
3.4. Redes neuronales y algoritmos de aprendizaje . . . . .	12
3.4.1. Modelos basados en redes neuronales . . . . .	14
3.4.2. Redes neuronales convolucionales . . . . .	18
3.5. Curriculum Learning . . . . .	20
3.6. Dereverberación por filtrado temporal-frecuencial . . . . .	20
3.6.1. Máscaras de amplitud . . . . .	20
3.6.2. Síntesis de audio a partir de espectrogramas . . . . .	22
<b>4. Metodología</b>	<b>24</b>
4.1. Análisis de datos . . . . .	24
4.2. Base de datos de respuestas al impulso . . . . .	24
4.2.1. Respuestas al impulso reales . . . . .	24

4.2.2.	Respuestas al impulso generadas . . . . .	25
4.2.3.	Respuestas al impulso generadas por aumentación . . . . .	27
4.3.	Bases de datos de señales del habla . . . . .	30
4.3.1.	Pre-procesamiento de datos . . . . .	30
4.4.	Modelo propuesto . . . . .	32
4.5.	Especificaciones de la arquitectura implementada . . . . .	35
4.6.	Evaluación del modelo . . . . .	36
4.6.1.	Combinaciones de bases de datos . . . . .	37
4.6.2.	Ordenamiento de los datos durante el entrenamiento . . . . .	38
<b>5.</b>	<b>Resultados y Discusiones</b>	<b>39</b>
5.1.	Bases de datos de respuestas al impulso . . . . .	39
5.2.	Funcionamiento del sistema . . . . .	41
5.3.	Reconstrucción de audios dereverberados . . . . .	43
5.4.	Dereverberación del habla y manejo de datos . . . . .	45
5.5.	Aprendizaje por curriculum . . . . .	50
<b>6.</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>53</b>
<b>7.</b>	<b>Lineas futuras de investigación</b>	<b>53</b>
	<b>Bibliografía</b>	<b>54</b>
	<b>Anexos</b>	<b>59</b>
<b>A.</b>	<b>Aumentación de tiempo de reverberación</b>	<b>59</b>

## Índice de figuras

1.	Espectrograma de una señal de audio . . . . .	7
2.	Secciones temporales de una respuesta al impulso . . . . .	9
3.	Esquema de neurona artificial . . . . .	13
4.	Funciones de activación y sus derivadas . . . . .	13
5.	Esquema básico de red neuronal . . . . .	14
6.	Diagrama de flujo del bucle de entrenamiento de una sistema de red neuronal	16
7.	Curva de costo para un parámetro . . . . .	17
8.	Capas convolucionales con campos receptivos locales rectangulares . . . . .	18
9.	Representación de la aplicación de un filtro bidimensional sobre una imagen .	19
10.	Parámetros de procesamiento en capas convolucionales . . . . .	20
11.	Diagrama en bloques del algoritmo de Griffin-Lim. . . . .	23
12.	Recintos y puntos receptor-fuente generados para la simulación de respuestas al impulso . . . . .	26
13.	Señales involucradas en el proceso de aumentación de DRR . . . . .	28
14.	Estructura general de un autoencoder. . . . .	32
15.	Esquema básico de una red tipo 'U-NET'. . . . .	33
16.	Modelo de red neuronal convolucional implementado . . . . .	35
17.	Conjunto de respuestas al impulso reales. . . . .	39
18.	Conjunto de respuestas al impulso generadas. . . . .	40
19.	Conjunto de respuestas al impulso aumentadas. . . . .	40
20.	The average and standard deviation of critical parameters . . . . .	42
21.	Espectrogramas de magnitud y fase de los audios para entrenamiento . . . . .	43
22.	Influencia del numero de iteraciones del algoritmo de Griffin-Lim. . . . .	44
23.	Variaciones de SDR para el primer conjunto de pruebas. . . . .	46
24.	Variaciones de SRMR para el primer conjunto de pruebas. . . . .	46
25.	Variaciones de ESTOI para el primer conjunto de pruebas. . . . .	47
26.	Variaciones de SDR para el segundo conjunto de pruebas. . . . .	48
27.	Variaciones de SRMR para el segundo conjunto de pruebas. . . . .	48

28.	Variaciones de ESTOI para el segundo conjunto de pruebas. . . . .	49
29.	Respuestas al impulso generadas por aumentación. . . . .	50
30.	Comparacion de SDR entre tipos de ordenamiento de datos durante el entrena- miento. . . . .	51
31.	Comparacion de SRMR entre tipos de ordenamiento de datos durante el entre- namiento. . . . .	51
32.	Comparacion de ESTOI entre tipos de ordenamiento de datos durante el entre- namiento. . . . .	52
33.	Descomposición de la respuesta al impulso a procesar durante la aumentación temporal . . . . .	60
34.	Banco de filtros Butterworth . . . . .	61
35.	Sub-bandas obtenidas luego de aplicar el banco de filtros . . . . .	62
36.	Estimación paramétrica de la pendiente de caída. . . . .	64
37.	Respuesta original y extendida sin piso de ruido. . . . .	65
38.	Aumentación del tiempo de reverberación alterando la envolvente de caída ori- ginal. . . . .	65
39.	Resultado del proceso de aumentación del tiempo de reverberación de una res- puesta al impulso . . . . .	66

## Índice de tablas

1.	Configuración del primer conjunto de pruebas. . . . .	37
2.	Configuración del segundo conjunto de pruebas. . . . .	38
3.	Comparación de métodos de reconstrucción de espectrograma complejo para generar audio . . . . .	45
4.	Resultados de las metricas sobre los conjuntos reverberados . . . . .	46
5.	Medianas correspondientes a cada esquema de entrenamiento. . . . .	52

## 1. Introducción

### 1.1. Fundamentación

Las tecnologías que explotan el procesamiento digital de señales de voz mostraron grandes avances en las últimas décadas, llegando a ocupar roles de primera importancia en nuestro día a día. Las investigaciones realizadas en este campo fueron impulsando diversas aplicaciones basadas en el análisis de la voz humana [1][2]. Estas tareas, en mayor o menor medida, deben lidiar con una característica intrínseca a cualquier emisión sonora dentro de un recinto: la reverberación. Las señales de voz que reciben las aplicaciones anteriormente nombradas por lo general se obtienen a partir de un transductor que no siempre se encuentra cercano a la fuente que desea registrar, provocando que la señal resultante capte la reverberación propia del entorno de origen de la señal. Esta reverberación interfiere en detrimento la señal de voz, produciendo una reducción en el rendimiento de aquellas aplicaciones que dependen de la integridad de dicha señal, como ser:

- Reconocimiento del habla [3]
- Verificación del hablante<sup>1</sup> [4]
- Localización del hablante [5]
- Inteligibilidad de la palabra

Si bien esta problemática fue abordada desde el enfoque de diversas técnicas de procesamiento de señales, en los últimos años este campo de estudio tuvo grandes avances producto de la implementación de una tecnología emergente de amplio crecimiento en el ambiente científico: los algoritmos de aprendizaje profundo. La capacidad y robustez que esta técnica demostró a la hora de resolver problemas pertinentes al procesamiento de imágenes y detección de patrones frente a los enfoques clásicos la pusieron al frente de las herramientas utilizadas para resolver problemas de este ámbito. Sin embargo, las tareas relacionadas al procesamiento de audio aun son un campo de estudio reciente para estas tecnologías, en donde todavía se presentan obstáculos para lograr una implementación plena de estas técnicas como por ejemplo:

---

<sup>1</sup>Debe distinguirse entre reconocimiento del habla y verificación del hablante. Lo primero refiere a poder distinguir que palabras fueron dichas, y lo segundo refiere a identificar quien es el que esta pronunciando las palabras.

la falta de bases de datos masivas de señales acústicas, la selección de una manera de representación óptima de las señales que permita explotar sus características intrínsecas, las maneras de medir el rendimiento de los procesos, entre otros.

Por este motivo, esta investigación pretende realizar un análisis de esta problemática desde el punto de vista de la ingeniería de sonido, para comprender las limitaciones de los modelos actualmente utilizados en este campo de estudio, y poder aportar al progreso y mejora del rendimiento de dichos modelos.

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

El objetivo general de esta investigación es implementar un algoritmo de dereverberación de señales de voz a partir del uso de redes neuronales y algoritmos de aprendizaje profundo.

### **1.2.2. Objetivos específicos**

Los objetivos específicos son

- Realizar una revisión de las técnicas utilizadas para resolver el problema de dereverberación.
- Diseñar e implementar una estructura de red neuronal para dereverberación de señales de voz en lenguaje Python.
- Analizar las técnicas de pre y post procesamiento de datos, estudiando el impacto que tienen en el rendimiento del algoritmo.
- Optimizar el sistema propuesto, y comparar los resultados obtenidos con los modelos actuales de manera objetiva.
- Diseñar e implementar una interfaz gráfica en donde se permita visualizar los efectos del proceso de dereverberación aplicados a una señal particular.



### 1.3. Estructura de la Investigación

## 2. Estado del Arte

En los últimos años se ha registrado un marcado desarrollo y progreso en el campo de el procesamiento de señales del habla. En este campo, la dereverberación ocupa un rol crucial debido a que es una característica que influye en la mayoría de las aplicaciones del procesamiento de señales del habla.

Los primeros enfoques que apuntaron a resolver el problema de la dereverberación fueron aquellos referidos a las respuestas al impulso y la estimación de filtros inversos a partir de estas [6]. Como el efecto de la reverberación en una señal se puede pensar como el resultado de una convolución entre una señal anecoica y una respuesta al impulso, este enfoque apunta a estimar la respuesta al impulso con el fin de poder generar un filtro inverso que permita realizar una deconvolución de la señal para poder revertir el efecto de la respuesta del recinto, recuperando la señal en su estado anecoico. Sin embargo esta metodología presenta varios inconvenientes, como el hecho de considerar que las respuestas al impulso son lineales e invariantes en el tiempo, lo cual no siempre se cumple en la práctica [7], o bien el hecho de que la respuesta no siempre pueda ser deducida de manera directa y deba ser estimada.

También surgieron enfoques basados en los modelos matemáticos de la generación del habla [8]. Se implementaron algoritmos que se basaban en el estudio de la señal de residuo obtenida luego de la predicción lineal del habla. Se detectó que esta señal residuo contenía información sobre los efectos de la reverberación, por lo cual se la utilizó para excitar filtros variantes en el tiempo que al aplicarse sobre la señal del habla mostraban una mejora respecto a la eliminación de los efectos reverberantes [9]. También se realizaron análisis de dereverberación a partir del uso de varios transductores, aplicando técnicas de descomposición sobre el conjunto de señales captadas [10]. Otras características propias de la señal del habla fueron explotadas en pos de eliminar los efectos de la reverberación, tales como la estructura armónica [11], y el espectro de modulación [12].

Posteriormente, se aplicó la idea de la sustracción espectral [13] [14] que básicamente consiste en la estimación del espectro de potencia generado por la reverberación a partir de modelos estadísticos. En 2006, Wang et. al. aplicaron este enfoque combinado con el de la estimación

de filtros inversos logrando presentar avances importantes en la efectividad de los algoritmos [15].

A partir del año 2006 en el campo del estudio de la separación de fuentes se popularizó un enfoque al problema denominado Análisis Computacional de la Escena Auditiva [16] que está inspirado en la teoría perceptiva del Análisis de la Escena Auditiva [17] la cual intenta explicar la capacidad del sistema auditivo de descomponer una señal captada en varias señales correspondientes a diferentes fuentes de sonido. Este enfoque trajo consigo el uso de máscaras binarias ideales en el dominio temporal-frecuencial para extraer las señales buscadas [18]. Las máscaras se definen como ideales ya que su obtención requieren del conocimiento de la señal buscada y de la señal que interfiere. El uso de estas máscaras implica primero realizar una transformación de la señal de entrada de manera de trasladarla al dominio tiempo-frecuencia (por ejemplo un espectrograma, o un cocleograma) y luego asignarle a cada punto del espacio temporal-frecuencial un valor de 1 cuando su energía pertenece a la señal objetivo, y un valor de 0 en el caso contrario. Roman et. al. [19] aplicaron este concepto para tratar el problema de dereverberación, donde se busca estimar la máscara binaria ideal tomando como señal objetivo la señal del habla en condiciones anecoicas y como interferencia a la parte reverberante. Para conseguir la dereverberación, este método requiere seleccionar de manera correcta parámetros como el punto desde el cual se distingue la parte temprana y tardía de la reverberación, y el nivel del umbral en base al cual se identifica a un punto específico como parte de la señal deseada o de la interferencia [20]. Hazrati et al. [21] propusieron estimar la máscara binaria a partir de un parámetro dependiente de la varianza de la señal, la cual define un umbral adaptativo, obteniendo mejores resultados.

Los primeros antecedentes de la implementación de redes neuronales en la tarea de la dereverberación se encuentran desde el año 2007. Jin y Wang [22] aplicaron la estructura de perceptrón multicapa para estimar las mascarar binarias necesarias para la separación de la componente reverberante en una señal voz. La estructura de red neuronal debía realizar el mapeo entre características extraídas de la señal de entrada y cada unidad temporal-frecuencial de la señal de salida. Mas adelante, con el avance de los modelos de aprendizaje profundo, esta técnica se iría perfeccionando reflejándose en mejores resultados en la tarea de dereverberación. En 2014 Kun et al. [23] proponen el uso de redes neuronales profundas para aprender el mapeo

espectral de señales reverberantes hacia señales anecoicas. Esto quiere decir, en otras palabras, que se entrena una red neuronal profunda para que sea capaz de estimar el espectro anecoico de una señal reverberante. Nuevamente se vuelve al planteo de la búsqueda del filtro inverso que permita la deconvolución de la señal reverberante para obtener su versión anecoica, pero en este caso será la red quien aprenda la forma de ese filtro inverso. Entonces, esto se logra entrenando una red que tiene como entrada el espectro de la señal reverberante y como salida (es decir, como objetivo) el espectro de la señal anecoica. Se implementan soluciones desde el post-procesamiento para lograr reconstruir la fase de la señal estimada. Por otro lado, Weninger et al. [24] implementaron redes neuronales recurrentes bidireccionales de larga memoria de corto término en la tarea de la dereverberación en pos de conservar la continuidad del habla. Luego, se pasan a utilizar redes neuronales convolucionales [25]. Estas ofrecen una mayor habilidad de modelado, permitiendo considerar patrones locales presentes en la representación temporal-frecuencial. Además, utilizan menos parámetros y distribuyen de manera mas eficiente los pesos sinápticos, lo que se traduce en un menor costo computacional de procesamiento. Globalmente, los modelos de redes convolucionales logran ser mas eficientes y mas precisos en sus resultados. Por lo general se utilizan estructuras secuenciales, formando estructuras denominadas codificadores-decodificadores, en las cuales la información temporal-frecuencial de entrada sufre una compresión que disminuye su dimensión derivándose a un espacio latente, para luego a partir de este espacio poder estimar el espectro objetivo que corresponde a la señal dereverberada. Como este tipo de redes consideran cada punto de tiempo-frecuencia en un contexto de pocos puntos contiguos, el siguiente paso fue implementar redes completamente convolucionales [26], en las cuales se contempla el conjunto completo de puntos de tiempo-frecuencia. Este último presentó mejores resultados que los modelos mas acotados. Entre los estudios mas recientes, se encuentran enfoques que proponen la combinación de métodos utilizados previamente que demostraron un buen funcionamiento en algún aspecto para lograr que en conjunto logren minimizar el error que producen por separado [27].

### 3. Marco Teórico

#### 3.1. Representación temporal y frecuencial de señales

Fundamentalmente, el audio esta compuesto por formas de ondas. Cuando un objeto vibra genera ondas de presión que cuando alcanzan nuestros oídos son percibidas como sonido [28]. Si bien entonces podemos definir a una señal de audio como una variación continua, para su análisis digital nos interesa estudiar este tipo de señales en un dominio discreto. Para lograrlo, se toman muestras equiespaciadas de la señal continua, en un proceso que se denomina muestreo. La distancia temporal entre dos muestras contiguas es determinado según la frecuencia máxima que se desea representar, acorde al teorema de Nyquist [29]. Entonces, una señal continua  $x_a(t)$  que es muestreada a una frecuencia de  $f_s = 1/T_s$  muestras por segundo, produce la señal discreta  $x(n)$  que se puede definir a partir de la señal continua a partir de la ecuación 1, que equivale a la representación vectorial vista en la ecuación 2, siendo  $N$  el número de muestras tomadas.

$$x(n) = x_a(nT_s) \quad (1)$$

$$x_n = [x(0), x(1), \dots, x(N-1)]^T \quad (2)$$

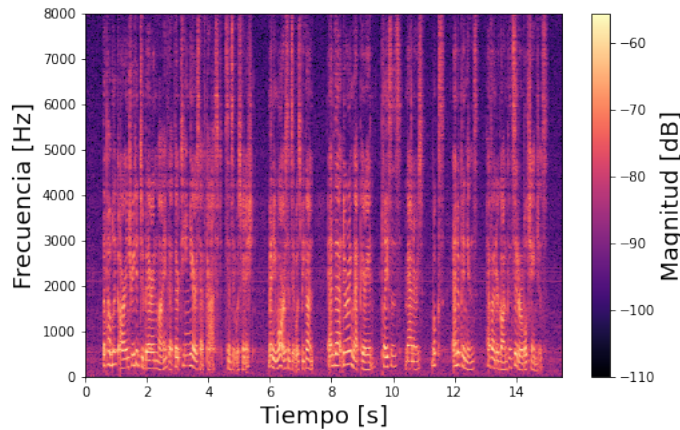
Partiendo de esta representación temporal de la señal, se puede obtener una representación frecuencial de la misma a partir de la Transformada Discreta de Fourier (DFT) [29] que matemáticamente equivale a la expresión 3, lo cual es útil para poder realizar un análisis mas profundo de la señal. La DFT permite entonces representar a la señal a partir de componentes frecuenciales complejas. Es decir que para cada punto se tiene un valor de amplitud y un valor de fase. A su vez, esta transformación supone un proceso reversible, por lo cual la señal temporal puede ser recuperada partiendo de la señal frecuencial, aplicando la expresión 4.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-jnk2\pi/N} \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3)$$

$$x[n] = 1/N \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{jnk2\pi/N} \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4)$$

El cálculo de esta transformación es costoso en términos computacionales, y hay un alto grado de redundancia en este proceso. Por esto, comúnmente se utiliza una implementación definida como transformada rápida de Fourier que permite optimizar el cómputo de esta transformación [30].

Cuando se trabaja con señales no estacionarias es de interés evaluar la variación del espectro de frecuencias en el tiempo. Para esto se utiliza una transformación denominada transformada de Fourier de corto plazo (STFT por sus siglas en inglés) la cual consiste en una representación tridimensional formada al calcular la transformada de Fourier para sub-intervalos temporales de la señal, y luego representarlos de manera contigua [28]. De esta manera se obtiene un gráfico con dimensiones de tiempo, frecuencia y amplitud en donde se puede ver la evolución del espectro en función del tiempo. Un ejemplo de un espectrograma donde se conserva solo la magnitud se puede ver en la Figura 1.



**Figura 1: Espectrograma de una señal de audio**

### 3.2. Respuesta al impulso y reverberación

Si en un recinto se tiene una fuente y un micrófono captando a una cierta distancia de la fuente, las ondas sonoras que emite la fuente se reflejarán en las paredes del recinto y alcanzarán el micrófono inmediatamente después que la onda sonora directa. Las reflexiones continúan

ocurriendo, y cada instancia de reflexión supone una disminución de la energía sonora de la onda, principalmente causada por el efecto de absorción acústica de las superficies que producen las reflexiones. En un determinado tiempo, la energía sonora decaerá en todo el recinto hasta ubicarse por debajo del ruido de fondo. A este proceso se lo denomina reverberación. Al camino mas corto entre la fuente y el punto de captura se denomina camino directo, y a la relación de nivel entre la presión sonora que genera la onda propia del camino directo y la presión que genera el efecto de reverberación se lo conoce como relación directo-reverberado.

Si el micrófono se ubica cerca de la fuente va a captar en mayor medida la señal correspondiente al camino directo, y una pequeña porción del sonido reverberado. Es decir, una relación directo-reverberado alta. A medida que el punto de captura se aleja de la fuente va a captar una menor cantidad del sonido correspondientemente al camino directo, mientras que el campo reverberado se mantendrá aproximadamente invariante. Esto se traduce en una disminución de la relación directo-reverberado.

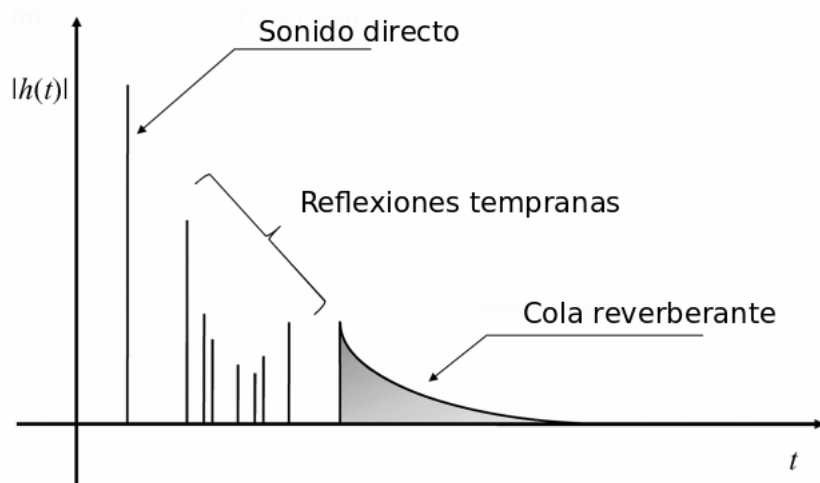
De esta manera, habrá una distancia específica para la cual el nivel de presión sonora generado por la fuente sera igual al nivel de presión sonora generado por el efecto de la reverberación. Esta distancia se conoce como distancia crítica. Esta depende tanto de las condiciones del recinto como de las características del micrófono.

La función de transferencia entre la fuente emisora y el micrófono se define como la respuesta al impulso del recinto y usualmente se denota como  $h(t)$ . Este será diferente para cualquier punto en el espacio dentro del recinto. Haciendo un análisis temporal de una respuesta al impulso, podemos identificar 3 partes: en primer lugar el nivel de sonido directo (producido por la onda que viaja a través de camino directo), las reflexiones tempranas (cuyo limite temporal vendrá definido por las características propias de cada recinto) y por último la cola reverberante. Esto se ve representado en la Figura 2. Se puede distinguir la parte de reflexiones tempranas y la cola reverberante partiendo de la suposición de que las reflexiones tempranas ocurren en un proceso determinístico, siendo altamente sensibles a pequeños cambios en la geometría del recinto, mientras que la cola reverberante es mas bien un proceso estocástico, y al depender de un mayor número de reflexiones no varia drásticamente frente a pequeños cambios de geometría. Analíticamente, la parte temprana y tardía de una respuesta al impulso se define segun las ecuaciones 5 y 6 respectivamente.

$$h_e(t) = \begin{cases} h(t) & t_d - t_0 \leq t \leq t_d + t_0 \\ 0 & e.o.c \end{cases} \quad (5)$$

$$h_l(t) = \begin{cases} h(t) & t < t_d - t_0 \\ h(t) & t > t_d + t_0 \\ 0 & e.o.c. \end{cases} \quad (6)$$

En donde,  $h(t)$  corresponde a la respuesta al impulso,  $h_e(t)$  corresponde a la parte temprana,  $h_l(t)$  corresponde a la parte tardía,  $t_d$  es el tiempo de retardo del camino directo y  $t_0$  es el parámetro que define el largo temporal de la ventana de tolerancia. Comúnmente se utiliza un valor de  $t_0 = 2,5ms$ .



**Figura 2: Secciones temporales de una respuesta al impulso**

Idealmente, el micrófono captura una señal que corresponde a la convolución entre la respuesta al impulso del recinto y la señal fuente, como se ve en la ecuación 7. Esto equivale a una multiplicación en el dominio de la frecuencia de acuerdo con la transformada de Fourier, como se ve en la ecuación 8.

$$x(t) = h(t) * s(t) \quad (7)$$

$$X(f) = H(f)S(f) \quad (8)$$

De esta manera se puede ver que la respuesta al impulso conserva toda la información sobre la influencia de la reverberación del recinto sobre la señal captada por el micrófono.

### 3.2.1. Relación directo-reverberado

Es un descriptor acústico que se aplica sobre respuestas al impulso. Se define según la ecuación 9 en la cual  $h(n)$  representa la respuesta al impulso discreta obtenida. Los índices desde cero hasta  $n_d$  representan las muestras correspondientes a la trayectoria directa, y las muestras que continúan luego de  $n_d$  representan solo la reverberación producida por las trayectorias reflejadas.

$$DRR[dB] = 10\text{Log}_{10}\left(\frac{\sum_{n=0}^{n_d} h^2(n)}{\sum_{n=n_d+1}^{\infty} h^2(n)}\right) \quad (9)$$

Este parámetro es dependiente de la distancia entre el punto emisor y receptor, y del tiempo de reverberación del recinto. Realizando un análisis energético [31] se puede obtener una expresión equivalente para este descriptor, la cual se muestra en la ecuación 10.

$$DRR[dB] = 10\text{Log}_{10}\left(\frac{QR}{16\pi D^2}\right) \quad (10)$$

Como esta definición inicialmente se piensa en un dominio continuo, la primera intuición es pensar que el camino directo está fielmente representado por la mayor magnitud en la parte temprana de la respuesta al impulso. Sin embargo, esto solo es correcto cuando el tiempo de propagación entre la fuente y el receptor es un múltiplo entero del período de muestreo. Por esto, trabajar con frecuencias de muestreo finitas (dominio discreto) en general deriva en que la representación del camino directo se produzca a través de una función seno cardinal (*Sinc*) correspondiente a la ventana de muestreo, centrada de acuerdo al retardo correspondiente al tiempo de propagación. En cambio, cuando se trata de respuestas al impulso sintéticas, el camino directo puede ser computado de forma separada del resto. Es decir, se puede determinar con exactitud el aporte del campo directo y del campo reverberado, lo que permite el cálculo del parámetro *DRR* con una mayor exactitud.



### **3.3. Inteligibilidad y parámetros de calidad de percepción**

Para caracterizar la señal del habla propagándose en condiciones reverberantes se utilizan métricas objetivas derivadas de la respuesta al impulso del recinto en cuestión, como por ejemplo el tiempo de reverberación o la relación energética entre la señal directa y el campo reverberado. En cambio, al considerar el proceso de dereverberación de estas señales las respuestas al impulso requieren ser estimadas, lo que usualmente conduce a una caracterización de baja calidad. Además, los algoritmos de dereverberación pueden introducir artefactos audibles a la señal voz, los cuales no son contemplados por las respuestas al impulso estimadas. Es por esto que es preciso utilizar métodos de medida de calidad basados en la señal dereverberada. Las pruebas subjetivas son el método más confiable para evaluar la calidad percibida de una señal de habla dereverberada. Sin embargo, este método es costoso y requiere mucho tiempo, por lo cual se vuelve inviable su aplicación para procesamientos en tiempo real. Para aplicaciones prácticas se definieron entonces métodos objetivos de medición de calidad basados en la señal dereverberada como reemplazo de las pruebas subjetivas. Estos métodos consisten en algoritmos que de manera objetiva y repetible buscan estimar la calidad percibida de la señal, por lo cual, un método resulta efectivo cuando logra obtener una alta correlación con las respuestas subjetivas. Estos métodos se clasifican en intrusivos o no intrusivos, dependiendo de si requieren o no una señal de referencia para realizar la estimación. Poder contar con una señal de referencia para realizar estas estimaciones es usualmente una dificultad, por lo cual se presta mayor interés en aquellos métodos no intrusivos.

#### **3.3.1. Relación energía de modulación de voz a reverberación**

Este parámetro de medida de calidad para señales dereverberadas se basa en obtener características de la reverberación partiendo del espectro de modulación de la señal [32]. La formulación de este parámetro se basa en el hecho de que la cola reverberante de cualquier respuesta al impulso puede ser modelada como ruido blanco Gaussiano exponencialmente amortiguado. Esta característica puede ser explotada en el análisis del espectro de modulación de la señal bajo análisis para obtener descriptores del efecto de la reverberación.

### 3.3.2. Inteligibilidad objetiva de corto termino extendida

Este parámetro está basado en características extraídas a partir de la correlación de corto término entre la señal limpia y la señal procesada. Es aplicable para evaluar aquellos procesos que realizan transformaciones no lineales [33]. Su funcionamiento se basa en aplicar una ventana de análisis de 384 *ms* en las envolventes de amplitud de las subbandas de la señal analizada. Estas ventanas temporales se aplican en pos de contemplar frecuencias de modulación que son relevantes para la inteligibilidad. En estos lapsos temporales se calculan coeficientes de correlación espectrales que son luego promediados. De esta manera, este parámetro puede ser interpretado en términos de una descomposición ortogonal de espectrogramas energéticamente normalizados que son luego ordenados de acuerdo a su contribución a la inteligibilidad estimada.

### 3.3.3. Relación señal a distorsión

Este descriptor fue ampliamente utilizado en tareas de separación de fuentes y refuerzo de señales de habla. Esta basado en el cómputo de la relación señal a interferencia (SIR), y en la relación señal a artefacto (SAR) [34]. En las tareas de dereverberación, estas medidas pueden ser interpretadas como proporcionales a la supresión de componentes reverberantes tardías e inversamente proporcionales a la distorsión en la señal del habla, respectivamente. Contemplando estos valores, el parámetro final contempla la calidad general de la señal dereverberada.

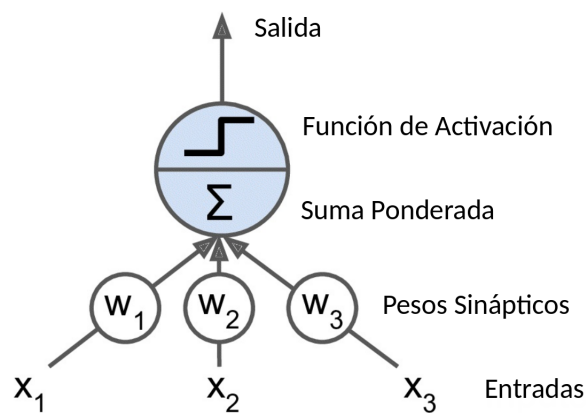
## 3.4. Redes neuronales y algoritmos de aprendizaje

La base de los algoritmos de aprendizaje profundo se encuentra en la neurona artificial. Esta consiste en un modelo que parte de los principios de funcionamiento de las neuronas biológicas [35]. El perceptrón [36] fue de las primeras arquitecturas formalmente implementadas y que se considera la unidad básica de estos algoritmos. Un esquema de una neurona artificial básica se puede ver en la Figura 3. Las componentes básicas de una neurona artificial son:

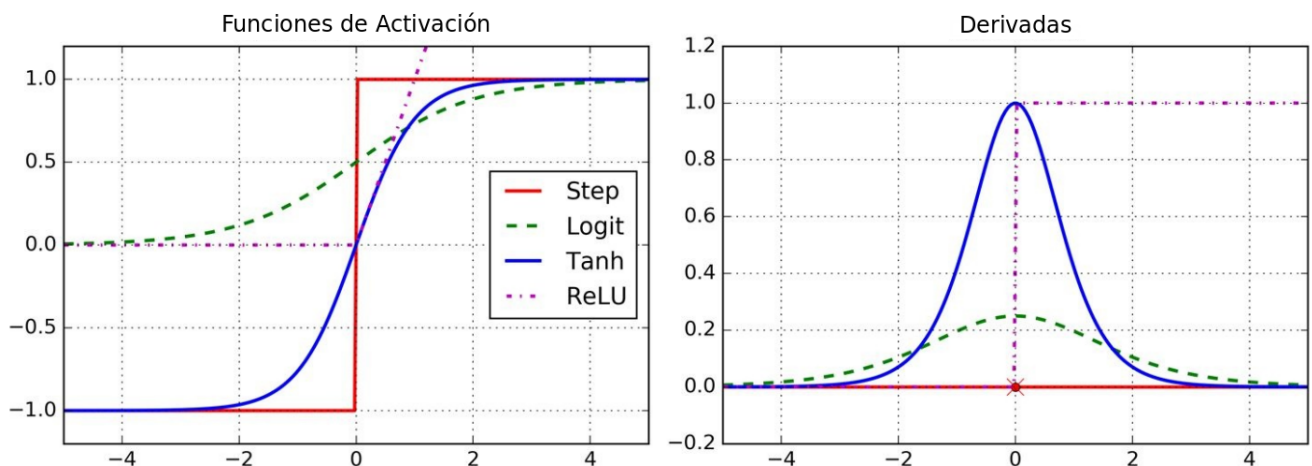
- **Entradas:** Recibe los datos que van a ser procesados en esta unidad.
- **Pesos sinápticos:** Parámetros de ponderación. Cada entrada se asocia a uno de estos

parámetros. Es el valor que se va ajustando cuando el modelo se encuentra en la etapa de entrenamiento. En ellos se ve reflejado la propagación del error.

- **Suma ponderada:** Los pesos sinápticos se asocian a cada entrada a partir de una regla de propagación que consiste en una suma ponderada.
- **Función de activación:** Función que se aplica a la salida de la suma ponderada, cuya salida representa la salida final de la unidad. Esta se determina de manera de poder agregar complejidad al modelo. Algunos ejemplos de funciones de activación se pueden ver en la figura 4.
- **Salida:** Es el resultado de aplicar el proceso completo al conjunto de entradas. En una estructura, esta salida puede ser la entrada de una o varias unidades subsiguientes.



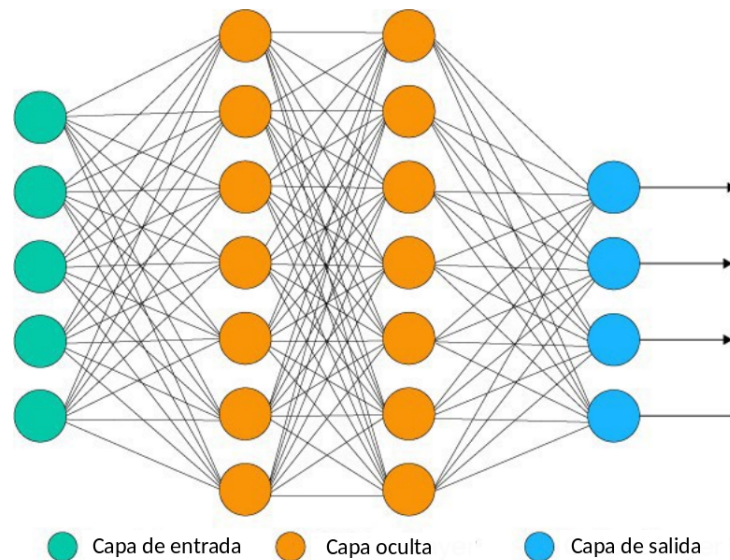
**Figura 3: Esquema de neurona artificial**



**Figura 4: Funciones de activación y sus derivadas**

### 3.4.1. Modelos basados en redes neuronales

Los modelos basados en redes neuronales son sistemas compuestos por capas que agrupan unidades computacionales (neuronas artificiales). En una capa, las entradas y salidas de las neuronas artificiales que la componen están agrupadas. Diferentes capas se relacionan formando sistemas de acuerdo al problema que se busque resolver. En general, un sistema se compone por una capa de entrada, una capa de salida, y un número finito de capas ocultas intermedias. De esta forma, el sistema recibe valores de entrada, los procesa a través de las distintas capas que componen la red, y otorga valores de salida. Un esquema de este funcionamiento se puede ver en la Figura 5.



**Figura 5: Esquema básico de red neuronal**

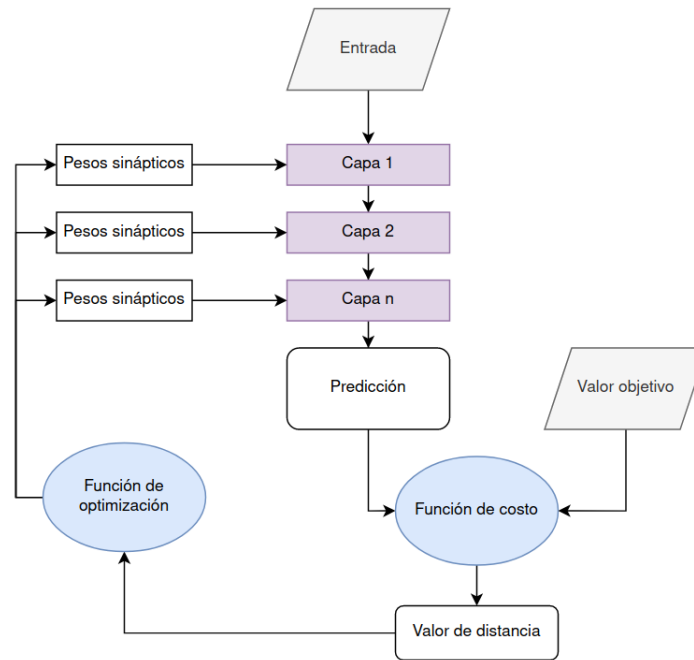
Catalogar a estos sistemas como de aprendizaje 'profundo' hace referencia al hecho de tener sucesivas capas de representación [37]. Cuando un modelo se compone de un mayor número de capas, se lo considera más 'profundo'.

Estas estructuras de redes neuronales aprenden automáticamente al ser expuestas a un conjunto de datos. El proceso de aprendizaje se puede pensar como la evaluación de un mapeo de valores de entrada a ciertos valores objetivos de salida. Esto es, se toman valores de entrada, se los transforman a lo largo de las capas que componen la red produciendo valores de salida, y se comparan estas salidas con los valores de salida objetivos. Entonces, la especi-

cación del proceso que está siendo implementado por el sistema se encuentra reflejado en los pesos sinápticos de las neuronas que componen cada capa. El aprendizaje se obtiene a partir de poder modificar estos pesos sinápticos acorde a las diferencias que se obtengan entre las salidas producidas por la red y las salidas que se tienen como objetivo. Para lograr esto último, los algoritmos de redes neuronales utilizan determinadas funciones:

- **Función de costo:** También denominada función objetivo, o función de pérdida. Recibe las salidas de la red y las salidas esperadas y evalúa que tanto difieren entre sí. Estas diferencias las traduce a una medida de distancia a partir de una expresión matemática que se define en función del problema que se busca resolver. Entonces, para cada estimación de la red, esta función otorga un puntaje que explica cuan lejos está el valor estimado del valor pretendido.
- **Función de optimización:** Esta función aplica el algoritmo de propagación del error hacia atrás, que es una parte fundamental de un algoritmo de aprendizaje profundo. Este cálculo permite estimar el aporte que tiene cada peso sináptico en el error final de la estimación de la red, y por lo tanto permite ajustar los valores de estos pesos sinápticos estratégicamente para conseguir minimizar la distancia computada por la función de costo.

Entonces, la salida de la función de costo se utiliza como realimentación del sistema a través de la función de optimización. De este modo, el entrenamiento consiste en un bucle en el cual en cada iteración el sistema evalúa una instancia de los datos de entrenamiento (valores de entrada y de salida), y ajusta los pesos sinápticos en pos de reducir el error calculado. Un esquema que expone este funcionamiento se ve en la Figura 6. Repetir este ciclo un número suficiente de veces conduce a la convergencia del valor de error.



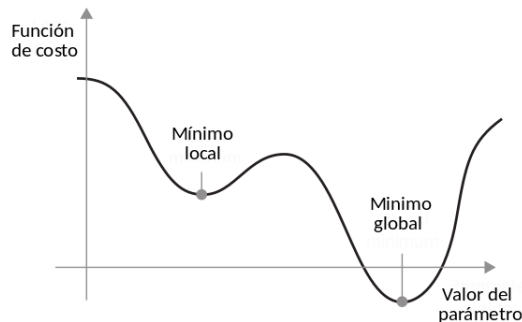
**Figura 6: Diagrama de flujo del bucle de entrenamiento de una red neuronal**

Por último, la manera en que el sistema de red neuronal recibe y procesa los datos también influye en el desempeño de la misma. El objetivo final del sistema es alcanzar un grado de generalización que le permita procesar adecuadamente instancias de datos que no hayan sido reveladas ante la red en la etapa de entrenamiento. Por esto, el conjunto total de los datos se divide en tres subgrupos:

- **Conjunto de entrenamiento:** Este conjunto de datos es el que se utiliza en la etapa de entrenamiento para optimizar los parámetros de la red. Aquí se concentra el mayor volumen de datos.
- **Conjunto de validación:** Sobre este conjunto se mide el desempeño del sistema a lo largo de su entrenamiento. Los resultados obtenidos del procesamiento de este conjunto sirven para ajustar variables que requieren ser especificadas de manera previa al entrenamiento. Estos parámetros se denominan hiper parámetros.
- **Conjunto de prueba:** Este conjunto es el que se utiliza para medir el rendimiento final del sistema. Como contiene instancias que no fueron utilizadas en las etapas de entrena-

miento y ajuste de parámetros, el análisis del procesamiento de este conjunto sirve para medir el nivel de generalización que el sistema logró alcanzar.

El conjunto de datos de entrenamiento se segmenta en lotes. En cada iteración de entrenamiento la red neuronal recibe un lote, lo procesa, aplica la función de costo y ajusta los pesos sinápticos de cada capa. Cuando la red procesó todos los lotes que componen el conjunto de datos de entrenamiento se dice que transcurrió una época. El proceso de entrenamiento depende en cierta medida del tamaño de los lotes [37]. Si consideramos la curva de la función de costo de un parámetro como la de la Figura 7, vemos que existen mínimos locales y mínimos globales a lo largo de la misma. En el proceso de entrenamiento se busca minimizar este valor de costo. Si se toman lotes muy pequeños, lo que se traduce en desplazamientos pequeños a lo largo de esta curva, se corre el riesgo de quedar confinado en un mínimo local. De igual manera, un conjunto demasiado grande produciría saltos demasiado grandes en comparación a las fluctuaciones de esta curva, haciendo que se obtengan valores de costo aleatorios.



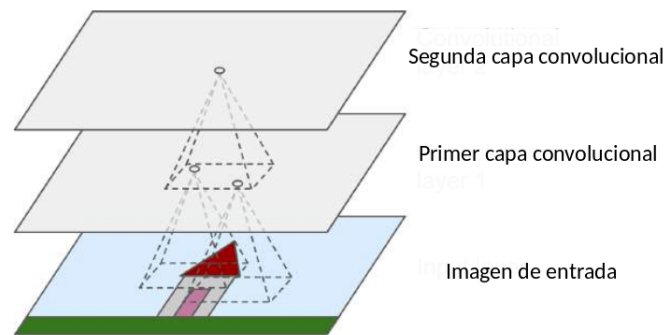
**Figura 7: Curva de costo para un parámetro**

El orden en el que los datos son presentados ante el modelo puede influenciar positiva o negativamente en el resultado final del entrenamiento. Existen técnicas de optimización que se desarrollaron partiendo de cualidades propias del aprendizaje en seres humanos y animales, como el hecho de que el aprendizaje resulta mejor cuando las instancias de aprendizaje están organizadas en un orden significativo, añadiendo gradualmente mayor cantidad de conceptos y por ende una mayor complejidad. Esta idea se traslada al entrenamiento de algoritmos de aprendizaje profundo con el desarrollo de una estrategia denominada aprendizaje por currículum [38]. La misma consiste en seleccionar cuales datos y en que orden presentarlos al sistema

durante el aprendizaje, de manera de guiar el entrenamiento para que inicialmente se aprendan los conceptos mas sencillos del problema, e ir gradualmente aumentando el grado de complejidad de la tarea. El aprendizaje por curriculum se define como una estrategia de optimización global. Dependiendo de la tarea sobre la que se aplica, puede lograr en menor o mayor medida que un sistema logre un mejor nivel de generalización así como también llegar al punto de convergencia en un menor tiempo de entrenamiento.

### 3.4.2. Redes neuronales convolucionales

Las redes neuronales convolucionales emergen del estudio de la corteza visual del cerebro. En los últimos años, estas estructuras fueron utilizadas para resolver tareas visuales complejas (análisis de imágenes). El componente principal es la capa convolucional. Para el análisis de imágenes, estas capas se concatenan de manera que la primera capa no contempla cada píxel de la imagen, sino que solo se enfoca un número acotado de píxeles que caen dentro de su campo perceptivo. De igual manera, las capas subsiguientes se enfocan en las salidas de un conjunto acotado de neuronas de la capa precedente. Este funcionamiento se ilustra en la Figura 8.



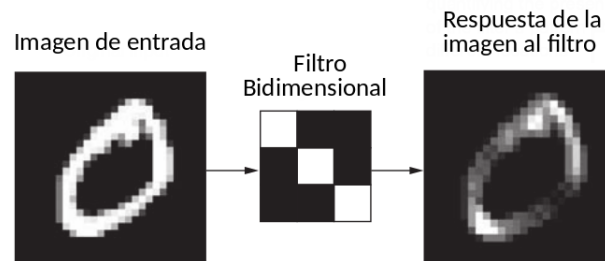
**Figura 8: Capas convolucionales con campos receptivos locales rectangulares**

Formar esta estructura le permite a la red aprender diferentes patrones estructurales locales de manera jerárquica [39]. Estas capas se distinguen por dos propiedades fundamentales:

- Los patrones que se aprenden son invariantes al desplazamiento. Esto quiere decir, que si se aprende de un patrón ubicado en un lugar específico de una imagen, este mismo patrón puede ser identificado en cualquier otra ubicación dentro de la imagen.



- Cuando estas capas se concatenan formando redes logran aprender jerarquías espaciales de patrones. Esto les permite aprender de manera eficiente conceptos visuales cada vez más complejos y abstractos.



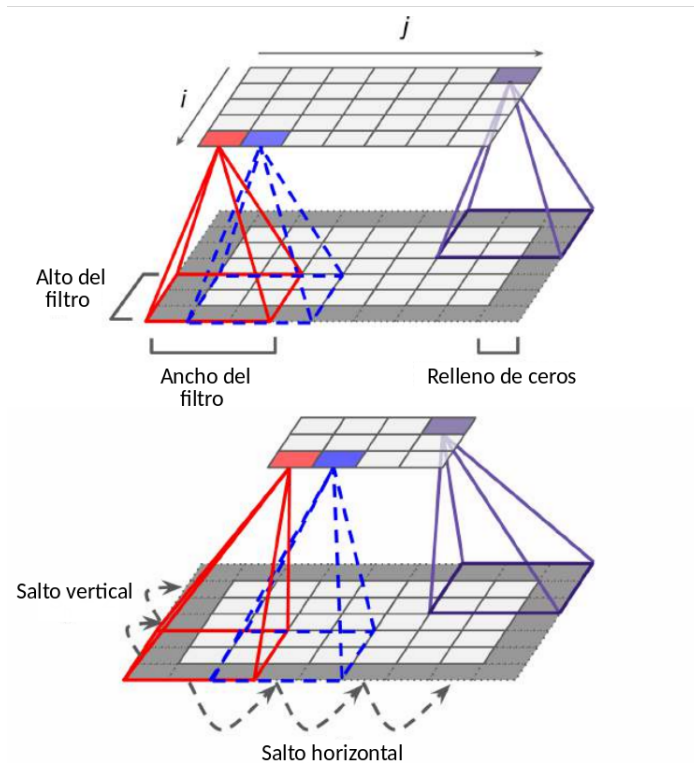
*Figura 9: Representación de la aplicación de un filtro bidimensional sobre una imagen*

El procesamiento que ocurre en una capa convolucional consiste en la aplicación de uno o varios filtros bidimensionales sobre la imagen de entrada, lo cual genera mapas de respuestas que representan la presencia del patrón del filtro a lo largo de la imagen, como se puede apreciar en la Figura 9. En este tipo de capas, el aprendizaje se traduce en determinar la forma de los filtros que se deben aplicar para conseguir los resultados esperados. Teniendo en cuenta este proceso, las variables que se deben definir en cada capa son:

- **Tamaño del filtro:** Define el tamaño del campo perceptivo de cada unidad de procesamiento de la capa. Valores comunes son  $3 \times 3$  o  $5 \times 5$ . En la Figura 10 se ve un ejemplo de un filtro de tamaño  $3 \times 3$ .
- **Tamaño del salto:** Determina la distancia horizontal y vertical entre campos perceptivos de dos unidades contiguas. Hacer que este valor sea mayor a uno permite reducir las dimensiones de la imagen de entrada al atravesar la capa convolucional. Esto se puede apreciar en la Figura 10 en donde se aplica un tamaño de salto igual a dos (tanto en sentido vertical como horizontal).
- **Relleno de ceros:** Cuando se pretende mantener invariables las dimensiones de entrada y salida de una capa convolucional, se suele aplicar un relleno con ceros en los contornos de la imagen. La cantidad de ceros agregados dependerá de las características del filtro a

aplicar. Aplicar un relleno de ceros produce un fenómeno denominado efecto de borde [39].

- **Cantidad de filtros aplicados:** El número de filtros computados por la convolución.



**Figura 10: Parámetros de procesamiento en capas convolucionales**

De esta manera, las capas convolucionales permiten construir modelos con menos cantidad de parámetros a entrenar, distribuidos adecuadamente para conseguir la generalización de conceptos visuales complejos.

### 3.5. Curriculum Learning

### 3.6. Dereverberación por filtrado temporal-frecuencial

#### 3.6.1. Máscaras de amplitud

Entre los numerosos métodos estudiados para abordar la tarea de la dereverberación, en la actualidad el análisis del espectro temporal-frecuencial ha tomado una importancia central

debido a la posibilidad de explotar este enfoque utilizando herramientas como redes neuronales convolucionales y otros algoritmos de aprendizaje profundo. Partiendo de una señal con reverberación, se extrae una representación en tiempo-frecuencia a partir de transformaciones como la transformada de corto término de Fourier (STFT). Una vez obtenido este espectrograma, lo que se busca es descifrar el proceso necesario para obtener un nuevo espectro que se corresponda con la señal anecoica (descartando el efecto de la reverberación). Entonces, el proceso de dereverberación se puede resumir a la estimación de un filtro variable con el tiempo que se aplica sobre el espectrograma con reverberación. Estudios previos demostraron que la fase no aporta información significativa para estas tareas [40][41], por lo cual se pueden realizar estos procesos únicamente sobre la magnitud de los espectrogramas, descartando la información de fase. Considerando esto, el proceso de dereverberación se reduce a la expresión de la ecuación 11, en donde  $STFT_Y$  es el espectrograma de amplitud la señal anecoica,  $STFT_X$  es el espectrograma de amplitud de la señal con reverberación y  $M$  es la máscara ideal que representa el filtrado en el dominio tiempo-frecuencia. En otras palabras, el espectro de amplitud de la señal dereverberada se obtiene aplicando la máscara ideal sobre el espectro de amplitud con reverberación.

$$STFT_Y(t, f) = M(t, f)STFT_X(t, f) \quad (11)$$

$$M(t, f) = \frac{STFT_Y(t, f)}{STFT_X(t, f)} \quad (12)$$

Por otro lado, de la ecuación 12 se puede inferir que la máscara ideal puede tomar valores en el dominio  $[-\infty, +\infty]$ . Esto puede ser un contraproducente para la utilización de algoritmos de aprendizaje supervisado, donde lo conveniente es trabajar con instancias acotadas en un rango de valores del dominio  $[-1, +1]$ . Para conseguir cambiar el dominio de las máscaras se realiza una compresión de los valores a través de una función tangencial hiperbólica. La misma se expresa en la ecuación 13, en donde  $M'(t, f)$  corresponde a la máscara comprimida. Luego de aplicar esta transformación, el dominio resultante pasa a ser  $[-Q, +Q]$ . El parámetro  $C$  controla la pendiente de la tangente hiperbólica.

$$M'(t, f) = Q \frac{1 - e^{CM(t, f)}}{1 + e^{CM(t, f)}} \quad (13)$$

De igual manera, partiendo de una máscara comprimida se puede recuperar la máscara original a través de la ecuación 14.

$$M(t, f) = \frac{-1}{C} \log\left(\frac{Q - M'(t, f)}{Q + M'(t, f)}\right) \quad (14)$$

### 3.6.2. Síntesis de audio a partir de espectrogramas

Para realizar procesamiento de audio a partir de modificar espectros temporales-frecuenciales es necesario poder pasar de información de audio temporal a un dominio temporal-frecuencial (utilizando una transformación como la transformada de corto término de Fourier) y también poder recuperar información de audio partiendo de un espectrograma que ha sido modificado. Esto último puede ser un problema, porque ciertos procesos pueden generar espectrogramas que no sean consistentes, es decir, que no haya ninguna señal en el dominio temporal que se condiga con el espectrograma generado. Para solucionar esta cuestión se desarrollaron algoritmos que buscan estimar una señal temporal cuyo espectrograma sea el mas cercano posible al espectrograma que se quiere antitransformar. Este es el caso del algoritmo propuesto por Griffin et. al. [42]. El algoritmo consiste en un bucle iterativo que busca minimizar el error cuadrático medio entre la señal estimada y el espectrograma modificado. En la figura 11 se muestra un diagrama de bloques que explica el funcionamiento básico del algoritmo.

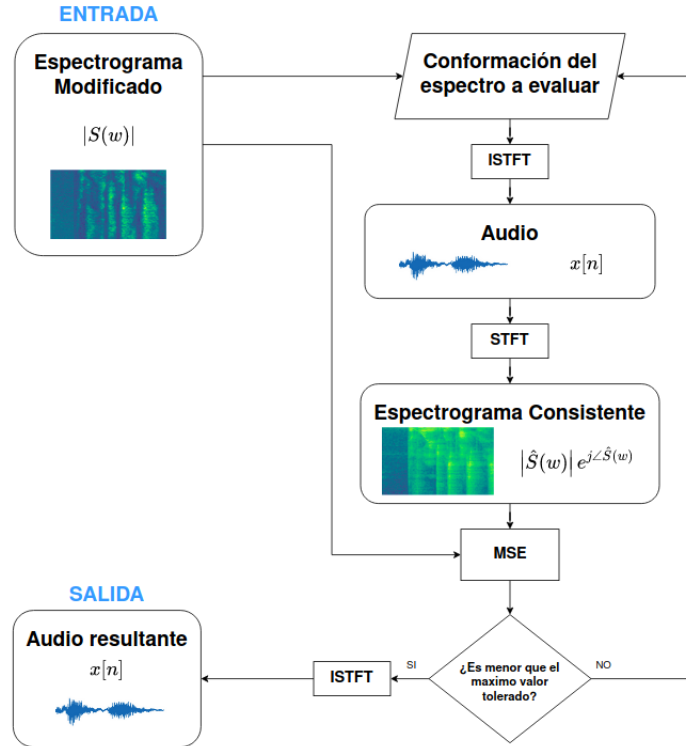


Figura 11: Diagrama en bloques del algoritmo de Griffin-Lim.

El espectrograma de entrada  $|S(w)|$  inicialmente se combina con una fase aleatoria para formar un espectrograma complejo. Este se antitransforma obteniendo una señal de audio, la cual vuelve a ser transformada obteniéndose un nuevo espectrograma complejo  $|\hat{S}(w)| e^{j\angle\hat{S}(w)}$ . Este espectrograma es consistente, pues deriva de la transformación de una señal de audio real. Se puede probar que combinar esta fase resultante  $\angle\hat{S}(w)$  con el espectrograma modificado de entrada  $|S(w)|$  disminuye el error cuadrático entre los espectrogramas evaluados (es decir, entre el espectrograma consistente y el inconsistente). De esta manera, este proceso se repite hasta lograr que el error cuadrático medio descienda hasta un cierto valor deseado. Cuando esta condición se cumple, el espectrograma complejo que causa esta condición se antitransforma generando la señal de audio resultante final.

## **4. Metodología**

### **4.1. Análisis de datos**

Para poder entrenar un algoritmo de aprendizaje profundo se requiere un conjunto de datos extensos. Este conjunto debe poder representar de la mejor manera posible el fenómeno que se quiere procesar. Además, se debe poder asegurar que todas las instancias que componen la base de datos tengan características homogéneas que se adecuen a los procesos subsiguientes.

Para este trabajo, es necesario partir de un conjunto de datos conformados por dos tipos de elementos principales: Respuestas al impulso, y grabaciones de voz. Con estos elementos, es posible generar instancias que comprendan información de audio con reverberación y su correspondiente versión anecoica, siendo esta última la que un sistema de dereverberación tiene como objetivo.

Además, se debe tener en cuenta que se busca formar tres grandes conjuntos de datos: conjunto de entrenamiento, conjunto de validación y conjunto de prueba. Las características de estos conjuntos deberán variar de acuerdo al propósito de cada uno para lograr optimizar cada etapa, o bien, para evaluar ciertos aspectos de estos procesos.

### **4.2. Base de datos de respuestas al impulso**

Para este trabajo se utilizan respuestas al impulso reales y simuladas. A su vez, también se trabaja con un tercer conjunto formado a partir de la aumentación de respuestas al impulso reales. Esto es, partiendo de un subconjunto de respuestas al impulso reales, se alteran estas señales de manera controlada para producir nuevas respuestas al impulso con diferentes características acústicas.

#### **4.2.1. Respuestas al impulso reales**

Las respuestas al impulso reales se obtienen del conjunto de datos C4DM [43]. Este conjunto consiste en una colección de respuestas al impulso que fueron medidas en tres recintos: una sala multipropósito con aproximadamente 800 asientos, un edificio victoriano construido en 1988 originalmente diseñado para ser una biblioteca, y una sala de clases de una universidad. Las mediciones fueron realizadas utilizando la técnica del barrido frecuencial [44]. Para todas

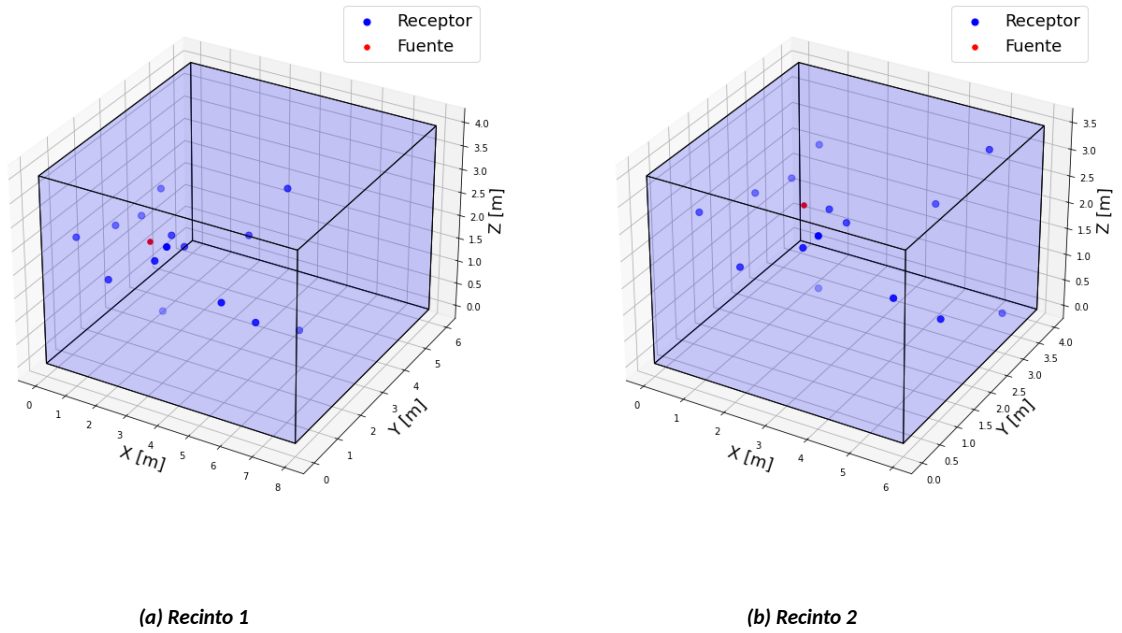
estas respuestas al impulso, el tiempo de reverberación es de aproximadamente 2 segundos.

#### 4.2.2. Respuestas al impulso generadas

En cuanto a las respuestas al impulso generadas, se utiliza la librería de Python 'PyRoomAcoustics' [45] para sintetizarlas. Esta librería brinda un software de generación de respuestas al impulso basado en el método de fuente imagen [46]. El algoritmo está implementado en el lenguaje de programación C, permitiendo una rápida simulación de la propagación del sonido en recintos poliédricos. Los parámetros que se deben indicar a la hora de generar una respuesta al impulso son:

- Dimensiones del recinto (largo, ancho y alto).
- Posiciones de fuente y receptor, en coordenadas tridimensionales.
- Coeficientes de absorción de las superficies.
- Orden máximo de reflexiones a computar.

Para generar los datos se proponen dos recintos, el primero de dimensiones  $8m \times 6m \times 4m$  que se denominará 'Recinto 1', el segundo de dimensiones  $6m \times 4m \times 3,5m$  que se denominará 'Recinto 2'. En la figura 12 se pueden visualizar ambos recintos generados.



**Figura 12: Recintos y puntos receptor-fuente generados para la simulación de respuestas al impulso**

Para controlar los demás parámetros que refieren a las condiciones del recinto, se subordina el orden máximo de reflexiones y los coeficientes de absorción a un tiempo de reverberación esperado. Esto es, teniendo un cierto recinto se determina un valor de tiempo de reverberación  $T_{60}$  inicial. Este se utiliza para estimar un valor de un coeficiente de absorción promedio mediante la ecuación de Sabine y también en base a este tiempo se determina el orden de reflexiones necesario para poder representar la reverberación. Por último, las posiciones de fuente y receptor se generan aleatoriamente para poder generar diferentes respuestas al impulso a partir de un mismo recinto. De esta manera, los datos que se deben determinar son las dimensiones del recinto, un tiempo de reverberación inicial y la cantidad de respuestas al impulso que se busca generar.

Con esto, para formar el conjunto de respuestas al impulso generadas de entrenamiento se utiliza el recinto 1 para 3 tiempos de reverberación principales:  $0,5s$  como reverberación baja,  $0,75s$  como reverberación media y  $1,0s$  como reverberación alta. Partiendo de estos tiempos, se generan 30 respuestas al impulso para cada uno, variando aleatoriamente los puntos de fuente y receptor. Esto resulta en un total de 90 respuestas al impulso con tiempos de reverberación de entre aproximadamente  $0,5$  segundos a  $1,0$  segundos. Para generar las respuestas destinadas



a evaluación se realiza el mismo procedimiento pero utilizando el recinto 2 y generando 15 respuestas por cada tiempo de reverberación, formando un total de 45 respuestas al impulso generadas.

#### 4.2.3. Respuestas al impulso generadas por aumentación

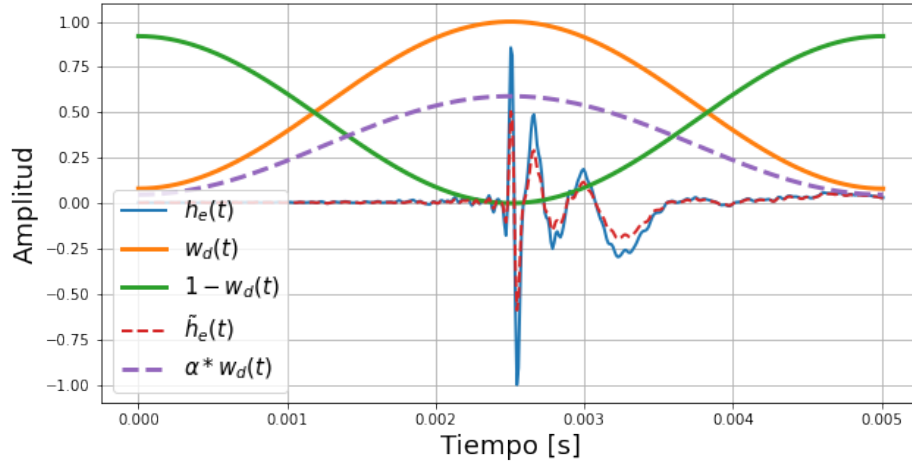
Este conjunto se genera partiendo de un subconjunto de respuestas al impulso reales. El proposito de este proceso es partir de un conjunto de impulsos escasos con determinadas características, y generar un conjunto mucho mas grande de respuestas al impulso controlando de manera paramétrica ciertos descriptores acústicos como el tiempo de reverberación  $T60$  y la relación directo-reverberado  $DRR$ , de manera tal que se pueda asegurar un cierto balance en el conjunto conformado [47]. El proceso de aumentación entonces se divide en dos procesos principales: una alteración de amplitud en la parte temprana de la respuesta al impulso para controlar la relación directo-reverberado, y una alteración de envolvente de caída para controlar el tiempo de reverberación.

Para el primer proceso, a la parte temprana de la respuesta al impulso  $h_e(t)$  se le aplica una ganancia definida por un factor  $\alpha$  el cual se calcula para obtener el valor de  $DRR$  deseado generando una nueva señal  $\tilde{h}_e(t)$ . Para evitar generar discontinuidades durante el proceso, se aplican ventanas complementarias a la parte temprana obteniendo una parte temprana ventaneada y un residuo ventaneado. A partir de esto, la parte temprana se puede definir segun la ecuación 15.

$$h_e(t) = \alpha w_d(t) h_e(t) + [1 - w_d(t)] h_e(t) \quad (15)$$

En donde  $w_d(t)$  corresponde a una ventana Hann de  $5ms$  de longitud. De esta manera, partiendo de esta ultima definición junto con la expresión del parámetro  $DRR$  expresado en la ecuación 9 se plantea un sistema de ecuaciones a partir del cual se puede definir un valor pretendido de  $DRR$  y despejar el correspondiente valor de  $\alpha$ . En la figura 13 se puede observar una representación de una parte temprana  $h_e(t)$ , las ventanas aplicadas, el efecto del factor de ganancia  $\alpha$  y la nueva señal  $\tilde{h}_e(t)$  generada. Finalmente, esta parte temprana modificada se concatena con el resto de la respuesta al impulso completando así el proceso de aumentación

referido a la relación directo-reverberado. Se debe tener en cuenta que para tiempos de reverberación cortos, puede ser un problema generar relaciones directo-reverberado demasiado bajas, ya que la energía de la parte tardía ya es de por sí muy baja. Para esos casos, se define valores límites para la ganancia aplicada a la parte temprana.



**Figura 13: Señales involucradas en el proceso de aumentación de DRR**

Luego, para la modificación del tiempo de reverberación  $T_{60}$  se trabaja únicamente con la parte tardía de la respuesta al impulso. Esta puede ser modelada como ruido Gaussiano con una caída de nivel exponencial dependiente de la frecuencia, sumado a un determinado piso de ruido. Como esta pendiente de caída varía con la frecuencia, se analiza la respuesta al impulso en bandas de tercio de octava para contemplar esta dependencia frecuencial. Este modelo se expresa en la ecuación 16.

$$h_m(t) = A_m e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_m}} n(t) u(t - t_0) + \sigma_m n(t) \quad (16)$$

En donde  $A_m$  es la amplitud inicial,  $\tau_m$  es la tasa de caída,  $\sigma_m$  es el nivel del piso de ruido,  $n(t)$  es ruido Gaussiano de media cero y desvío estándar unitario,  $t_0$  es el instante temporal en donde comienza la parte tardía de la respuesta al impulso,  $m$  es el índice que indica una sub-banda frecuencial y  $u(t)$  es un escalón unitario. En este modelo, el tiempo de reverberación  $T_{60}$  se relaciona directamente con el parámetro  $\tau$  según la ecuación 17.

$$T_{60} = \ln(1000) \tau T_s \quad (17)$$

En donde  $T_s$  es el período de muestreo. Dado este modelo, se aplican métodos de optimización no lineales para estimar el conjunto de parámetros  $\{\hat{A}_m; \hat{\tau}_m; \hat{\sigma}_m\}$  que mejor aproximen la envolvente de caída de la respuesta al impulso. Con estos parámetros sumados a la tasa de caída deseada  $\tau_{m,d}$  calculada a partir del tiempo de reverberación deseado, se modifica la parte tardía de la respuesta al impulso inicial multiplicandola por una envolvente exponencial creciente o decreciente según corresponda como se muestra en la ecuación 18.

$$h_m'(t) = h_m(t) e^{-\frac{(t-t_0)(\hat{\tau}_m - \tau_{m,d})}{\hat{\tau}_m \tau_{m,d}}} \quad (18)$$

En donde  $h_m'(t)$  representa a la nueva parte tardía de la respuesta al impulso generada para obtener el tiempo de reverberación deseado. En terminos generales, el proceso consiste en modificar la pendiente de caída para obtener la pendiente de caída deseada por cada banda de frecuencia. Al final, las sub-bandas generadas se suman para obtener el resultado final que contemple todo el espectro de la señal. Hasta aquí este proceso funciona satisfactoriamente cuando se generan tiempos de reverberación menores al de la respuesta al impulso inicial, es decir, siempre que se multiplica la respuesta al impulso por envolventes exponenciales decrecientes. En cambio, cuando se busca generar tiempos de reverberación mayores la envolvente por la que se multiplica la respuesta inicial es creciente, lo que produce una amplificación de la parte tardía de la respuesta al impulso. Esto muchas veces equivale a amplificar el piso de ruido presente en la señal, lo que puede producir pendientes de caída inestables que no se corresponden con el comportamiento propio de la respuesta al impulso ya que no es información del sistema acústico sino simplemente ruido. Para evitar este efecto adverso del proceso de aumentación anteriormente propuesto se debe estimar el piso de ruido de la respuesta al impulso. Esto se realiza a través del método iterativo propuesto por Lundeby et. al. [48]. Una vez estimado el piso de ruido de la señal, la respuesta final se obtiene haciendo un cross-fade en el inicio del piso de ruido entre la parte tardía generada y una cola reverberante sintética creada a partir de multiplicar ruido Gaussiano con una envolvente exponencial decreciente, utilizando los parámetros previamente calculados. Una explicación mas detallada de este proceso se

puede encontrar en el anexo A.

Para realizar este proceso se determinan límites de relación directo-reverberado y tiempo de reverberación medio. La relación directo-reverberado va desde  $-3\text{ dB}$  a  $10\text{ dB}$  con saltos de  $1\text{ dB}$ , lo que se considera una diferencia de nivel promedio acorde a la mínima perceptible por el oído humano. Con respecto al tiempo de reverberación, se generan desde  $0,1\text{ s}$  a  $1,2\text{ s}$  para estar dentro del rango de las respuestas al impulso generadas, con un paso de  $0,05\text{ s}$  basado en estudios previos realizados sobre la mínima diferencia perceptible entre tiempos de reverberación [49]. Una vez obtenido el conjunto de respuestas al impulso aumentadas, se seleccionan aleatoriamente 135 respuestas para equiparar al número de respuestas al impulso generadas.

### **4.3. Bases de datos de señales del habla**

Las señales del habla necesarias para formar los pares anecoico-reverberados se obtienen de la librería LibriSpeech [50] la cual consiste en un conjunto de datos que reúne 100 horas de audio correspondientes a lecturas en idioma inglés. Los datos corresponden a programas tipo audiolibros. Las señales poseen bajo nivel de reverberación, y provienen de una aplicación en la cual la inteligibilidad es primordial, lo cual hace que esta base de datos sea adecuada para utilizarse en este trabajo.

#### **4.3.1. Pre-procesamiento de datos**

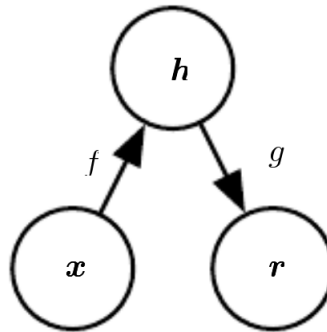
Partiendo de audios de voz y respuestas al impulso, el modelo de red neuronal propuesto requiere generar instancias de espectrogramas de magnitud y máscaras ideales para poder entrenarse. Para conseguir esto, se programa una cadena de procesamiento automatizada que realice esta transformación de los datos de entrada. En primer lugar se controla la uniformidad de frecuencias de muestreo aplicando las transformaciones de aumentación o decimado cuando sean requeridas. Se decide trabajar con una frecuencia de muestreo de 16000 muestras por segundo, considerando que se tratan con señales de voz que concentran su información por debajo del límite de representación frecuencial de  $8000\text{ Hz}$  impuesto por esta decisión. Luego, los audios de voz se convolucionan con las respuestas al impulso para formar pares de señales con y sin reverberación. El resultado de la convolución se recorta para descartar el retardo generado por la convolución, haciendo que los pares de señales sean sincrónicas. Luego, se to-

man ventanas rectangulares de 32640 muestras, lo que equivale a segmentos de audio de 2,04 segundos para la frecuencia de muestreo utilizada. Lo siguiente es aplicar la transformada de corto término de Fourier tanto a la señal limpia como a la señal convolucionada. La transformada se aplica con una ventana de 512 muestras y un salto de 128 muestras lo cual equivale a un solapamiento del 75 %. Esto permite la correcta reconstrucción de la señal al antitrasformar. Se obtienen espectrogramas complejos, a los cuales se les calcula la magnitud, descartando la información de fase. Además, se aplica una normalización para acotar el dominio en valores que sean convenientes para el algoritmo de aprendizaje posterior. Con las magnitudes de los espectros anecoicos y reverberados, se calculan máscaras de amplitud ideales y luego se comprimen aplicando una función tangencial hiperbólica para la cual se definen los parámetros  $Q = 1$  y  $C = 0,5$ . Finalmente, las instancias finales de este proceso son en el espectro de magnitud de la señal con reverberación (que corresponde a la variable de entrada de la red neuronal) y la máscara de magnitud ideal comprimida (que corresponde a la salida de la red, es decir, el objetivo que el modelo busca estimar). Ambas instancias tienen las mismas dimensiones, que corresponden a 256 cuadros temporales y 257 valores posibles de frecuencia (se conserva solo la parte positiva del espectro frecuencial simétrico). Por último, se descartan los puntos correspondientes al valor máximo de frecuencia. Esto se realiza para obtener dimensiones finales de  $256 \times 256$  lo cual facilita el proceso de compresión y expansión de los espectros al ser dimensiones múltiplos de 2. Se descarta la frecuencia más alta ya que por la característica de la fuente no contendrá información crucial para la representación.

Cabe destacar que debido a este preprocesamiento aplicado, a la hora de evaluar el modelo se deberán aplicar una serie de procesos previos sobre el audio a procesar. Mas precisamente, se deberá segmentar el audio y obtener espectros de magnitud de la STFT respetando los mismos parámetros que en el preprocesamiento. Luego, como la salida de la red es una máscara de amplitud comprimida, se debe descomprimir esta máscara, aplicarla sobre el espectro reverberado y luego combinar el espectro de amplitud modificado resultante con la fase original de la señal para poder finalmente obtener la información de audio de salida a través de la aplicación del algoritmo de Griffin-Lim.

#### 4.4. Modelo propuesto

El modelo propuesto se basa en una arquitectura de red neuronal completamente convolucional tipo 'autoencoder' inspirada en el trabajo de Ernst et. al.[26]. Más precisamente, un autoencoder es una estructura que tiene como objetivo aprender niveles de representación de la información de entrada, para luego poder reconstruir una instancia similar descartando la información no deseada o considerada ruido". En este caso, la señal no deseada corresponde a la reverberación. El esquema básico del algoritmo se puede observar en la figura 14, donde la variable  $x$  representa a las variables de entrada, e  $y$  representa la variable de salida.



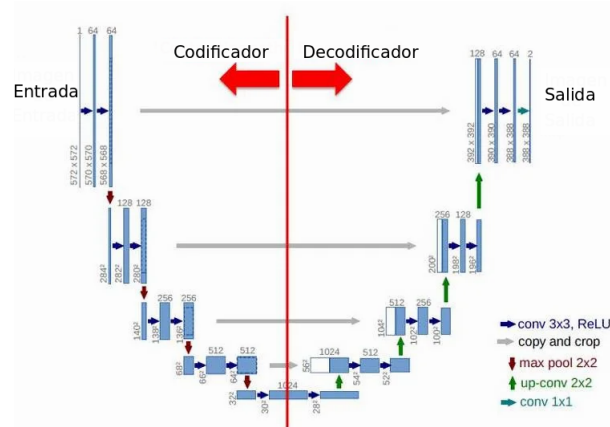
*Figura 14: Estructura general de un autoencoder.*

El esquema se compone de tres partes fundamentales:

- Una función de codificación  $f$  en donde las dimensiones de la variable de entrada se comprimen y las características más relevantes son aprendidas. Esta función realiza el mapeo de la variable de entrada al espacio latente.
- Un espacio latente  $h$  (o espacio de representación), en donde se concentran las representaciones internas aprendidas a partir de la compresión de la variable de entrada.
- Una función de decodificación en donde se aplica el proceso inverso que en la codificación, expandiendo las dimensiones tomadas del espacio latente para formar una representación que minimice el error de reconstrucción.

El sistema propuesto consiste en la estimación del espectro de la señal anecoica a partir del espectro de la señal reverberada. Para conseguirlo, en lugar de hacer un mapeo directo

entre ambos espectros, se opta por estimar una máscara de amplitud. Se decidió trabajar con máscaras ya que estudios previos demostraron que con este método se obtienen mejores resultados que realizando estimaciones de mapeos directos entre dos espectros. Para trabajar con espectros, las señales de entradas se transforman al dominio temporal-frecuencial a partir de la transformada de Fourier de corto término. Se utiliza una ventana temporal de 512 muestras, con un solapamiento del 75%. La estructura de red neuronal utilizada consiste en una U-NET con conexiones de saltos, inspirada inicialmente en [26]. Este tipo de estructuras consiste en tomar mapas bidimensionales de entrada y a partir de la aplicación sucesiva de capas convolucionales con valores de salto mayor a 1, reducir la dimensionalidad del mismo e ir aumentando el número de filtros utilizados por la capa convolutiva. Un esquema básico de está estructura se puede ver en la figura 15, en donde se puede ver que las dimensiones de las capas siguen una forma de 'U', lo cual le da el nombre a estas estructuras.



**Figura 15: Esquema básico de una red tipo 'U-NET'.**

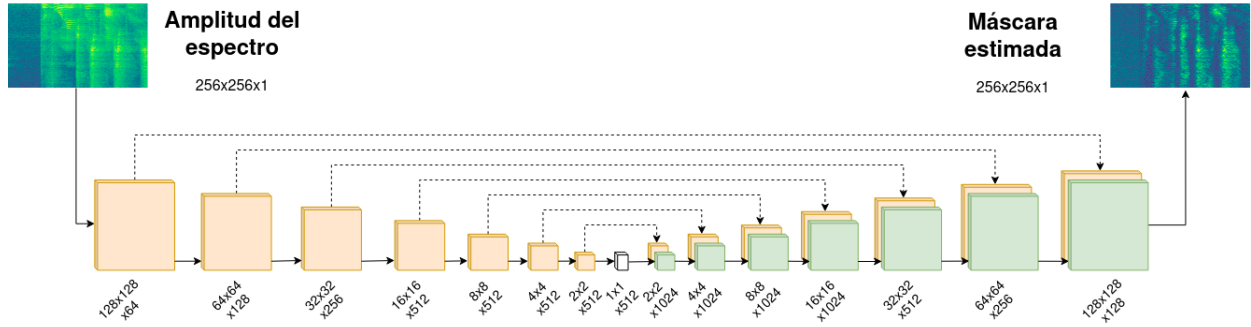
A medida que se avanza en el modelo, el tamaño del espectro de entrada va disminuyendo y la cantidad de filtros utilizados va aumentando. Esta primera parte se puede pensar como un codificador, ya que el sistema está tomando información del espectro de manera jerárquica. Este proceso se realiza sucesivamente hasta que la imagen de entrada alcanza una dimensión de  $1 \times 1$ . Luego, prosigue una etapa de decodificación en la cual se aplica el proceso inverso. Esto es, la dimensión del espectro se va aumentando con capas convolutivas transpuestas de saltos mayores a 1, y la cantidad de filtros utilizados va disminuyendo. Esto se repite hasta que las dimensiones del espectro sean las mismas que tenía a la entrada del codificador. Mediante

este esquema de U-NET y el efecto del cuello de botella de las dimensiones, se consigue que la estimación de cada pixel de la imagen resultante esté condicionado por todos los pixeles que componen la imagen de entrada. Se puede decir entonces que la estimación de cada punto del espectro final depende de todo el espectro de entrada, y no solo de una región determinada.

Para poder pasar información de manera más directa desde el decodificador hacia el codificador, se implementan conexiones de salto. La conexión de salto consiste en concatenar la salida de una capa del codificador con una capa del decodificador. Para poder hacerlo, la dimensión de concatenación (en este caso, las dimensiones del espectrograma) deben ser las mismas. De esta manera se logran decodificaciones más precisas.

Una representación gráfica del modelo final implementado se puede apreciar en la figura 16. En cada capa se indican tres valores, donde el primero representa la dimension temporal, el segundo la dimension frecuencial y el tercero el numero de canales. En las primeras capas, las dimensiones se reducen a la mitad en cada instancia debido al uso de un desplazamiento de paso 2 en los filtros convolucionales, lo que realiza la compresión de la información. En las capas subsiguientes, las dimensiones sufren el efecto contrario hasta volver a obtener las dimensiones originales. Este tipo de estructura tiende a perder información importante de bajo nivel durante el proceso de compresión. Como por lo general las variables de entrada y de salida comparten información estructural, se puede mejorar el funcionamiento de estas estructuras implementando conexiones entre las capas del codificador y el decodificador. Esto quiere decir que los mapas de características de las capas que conforman el codificador se van a concatenar directamente con los mapas de características en el decodificador, es decir, la salida de la capa  $i$  se concatena con la salida de la capa  $N - i$  donde  $N$  es el número de capas. Estos saltos evitan que las activaciones pasen por el cuello de botella permitiendo la propagación de esta información estructural que estas estructuras tienden a perder.





**Figura 16: Modelo de red neuronal convolucional implementado**

De esta forma, el modelo realiza una compresión de los datos de entrada, buscando minimizar el error en la reconstrucción al comparar con las instancias que se le presentan como objetivo. Para este caso particular, las entradas del modelo son espectrogramas, es decir, valores en el dominio tiempo-frecuencia. Las dimensiones del espectrograma de entrada son comprimidas hasta llegar a dimensiones de  $1 \times 1$  y luego son expandidas nuevamente, lo que produce un aumento de los campos perceptivos que permite propagar información global tanto en tiempo como en frecuencia. Esto significa que el cómputo de cada pixel de salida se verá influenciado por la totalidad del espectrograma de entrada. Estudios previos demostraron que la estimación directa de espectros, o lo que es equivalente, el mapeo frecuencial-temporal genera resultados menos precisos comparado con aquellos modelos que en lugar de estimar espectros estiman máscaras espectrales[51]. Por esto, las entradas del modelo son espectrogramas correspondientes a señales con reverberación, y las salidas u objetivos son máscaras de amplitud previamente calculadas en una etapa de preprocesamiento.

#### 4.5. Especificaciones de la arquitectura implementada

Como se indicó anteriormente, esta arquitectura se basa en el entrenamiento de un modelo completamente convolucional. Sin embargo, la etapa de codificación y decodificación requieren evaluar ciertos detalles a la hora de su implementación.

En la etapa de codificación, la primera capa consiste en una capa convolucional utilizando una activación del tipo Leaky-Relu con una pendiente de 0,2. Se escoge esta activación por sobre la rectificación lineal debido a que es favorable frente al problema de desvanecimiento de gradiente, lo cual puede ser un problema al trabajar con una arquitectura de red tan profunda.

Luego, las seis capas subsiguientes son también capas convolucionales con la misma función de activación pero con el agregado de que implementan normalización por lotes. Finalmente, la última capa de esta etapa es convolucional con normalización por lotes y función de activación ReLU.

En la etapa de decodificación es importante tener en cuenta que el tamaño de los campos perceptivos de las capas deben ser un múltiplos enteros del tamaño de salto para que no se produzcan artefactos indeseados durante el proceso inverso al cuello de botella que ocurre al utilizar capas deconvolutivas con tamaño de salto mayor a 1. Sin embargo, aun teniendo esto en consideración, las capas de deconvolución pueden generar artefactos indeseados. En lugar de utilizar capas convolutivas se opta por implementar una combinación de dos capas consecutivas: en primer lugar una capa que aumente las dimensiones del espectrograma generando nuevos puntos a partir de una interpolación entre los valores mas cercanos, y luego una capa convolutiva. De esta manera se obtiene el efecto del aumento de dimensiones junto con el análisis convolutivo. Esta deconvolución se combina con un drop-out del 50% y una función de activación ReLU en las primeras tres capas del decodificador. Luego, continúan 4 capas idénticas pero omitiendo el drop-out. Finalmente, la última capa del decodificador que a la vez es la capa de salida de la red consiste también en una deconvolución sin drop-out pero utilizando una función de activación tangencial, lo que significa que los valores de salida estarán acotados en el intervalo  $[-1, 1]$ . En todas las capas convolucionales y deconvolucionales se utiliza un tamaño de filtro de  $6 \times 6$  y un tamaño de salto igual a 2. Finalmente, la función de costo utilizada para evaluar las predicciones realizadas por el modelo frente a las máscaras ideales en la salida es el error cuadrático medio (MSE) el cual se expresa en la ecuación 19 y para la optimización se utilizó el algoritmo de estimación adaptativa de momento (ADAM) [52] con un valor de tasa de aprendizaje de 0,001.

$$L_{MSE} = \sum_{i=1}^{N-1} \frac{(M_i(t, f) - \hat{M}_i(t, f))^2}{2} \quad (19)$$

#### 4.6. Evaluación del modelo

En este trabajo se ponen a prueba cuestiones relativas al manejo, generación y aumentación de datos utilizados para el entrenamiento del modelo. Las evaluaciones se diferencian entre

combinaciones entre datos simulados o reales, y en el ordenamiento de la complejidad de los datos durante el entrenamiento.

#### 4.6.1. Combinaciones de bases de datos

En primer lugar, como se cuenta con respuestas al impulso reales, simuladas o generadas, y aumentadas, se prueban combinaciones de estos datos a la hora de formar los diferentes conjuntos de entrenamiento y validacion. Es decir, se entrena el modelo utilizando un determinado conjunto, y luego se evalua su funcionamiento sobre el total de los conjuntos. Esto desemboca en 3 pruebas, en donde los conjuntos de entrenamiento y evaluación quedan determinados segun la tabla 1.

*Tabla 1: Configuración del primer conjunto de pruebas.*

	Prueba 1	Prueba 2	Prueba 3
Conjunto de entrenamiento	Reales	Generadas	Aumentadas
Conjuntos de evaluacion	Reales	Reales	Reales
	Generadas	Generadas	Generadas
	Aumentadas	Aumentadas	Aumentadas

Luego, se evalua el rendimiento del modelo propuesto al utilizar combinaciones de conjuntos en la etapa de entrenamiento. Como el objetivo principal es lograr extender la variedad presente en las respuestas al impulso reales, las combinaciones propuestas consisten en combinar las respuestas reales con las generadas y aumentadas como se indica en la tabla 2.

**Tabla 2: Configuración del segundo conjunto de pruebas.**

	<b>Prueba 1</b>	<b>Prueba 2</b>	<b>Prueba 3</b>
Conjunto de entrenamiento	Reales + Aumentadas	Reales + Generadas	Reales + Aumentadas + Generadas
Conjuntos de evaluacion	Reales Generadas Aumentadas	Reales Generadas Aumentadas	Reales Generadas Aumentadas

#### **4.6.2. Ordenamiento de los datos durante el entrenamiento**

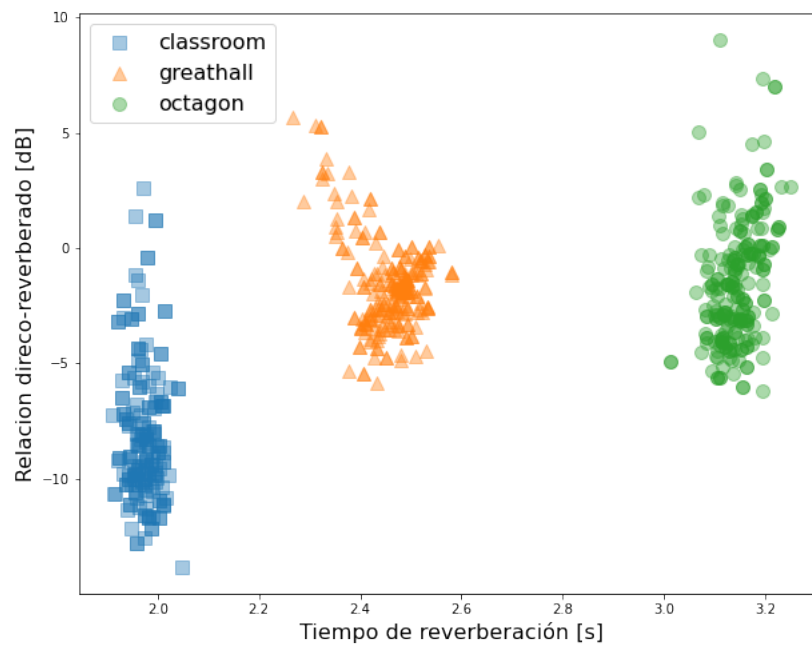
Por otro lado, se evalua la influencia del orden de complejidad con el que las instancias de entrenamiento se le presentan a la red, siguiendo los lineamientos de la técnica de aprendizaje por curriculum. En este caso se considera que una instancia de audio es más compleja de reverberar cuando posee un mayor tiempo de reverberación, debido a que esto equivale a una mayor distorsión de la señal original que se quiere recuperar. Entonces, se decide comparar el rendimiento del sistema final al ser entrenado con instancias en las cuales los tiempos de reverberación esten ordenados en forma creciente (curriculum), ordenados en forma decreciente (anti-curriculum) y ordenados aleatoriamente.

Para esta evaluación del orden de los datos en el entrenamiento, es necesario generar un conjunto de datos anecóicos-reverberados de manera controlada, asegurando una distribución homogénea de los tiempos de reverberación presentes en el conjunto final. Para conseguir esto se decide conformar el conjunto de datos a partir de respuestas al impulso aumentadas, ya que estas se pueden generar controlando paramétricamente el tiempo de reverberación medio y la relación directo-reverberado. Se busca cubrir el rango de tiempo de reverberación medio desde 0,1 s hasta 3,5 s con variaciones de relación directo-reverberado desde  $-10\text{ dB}$  a  $10\text{ dB}$ .

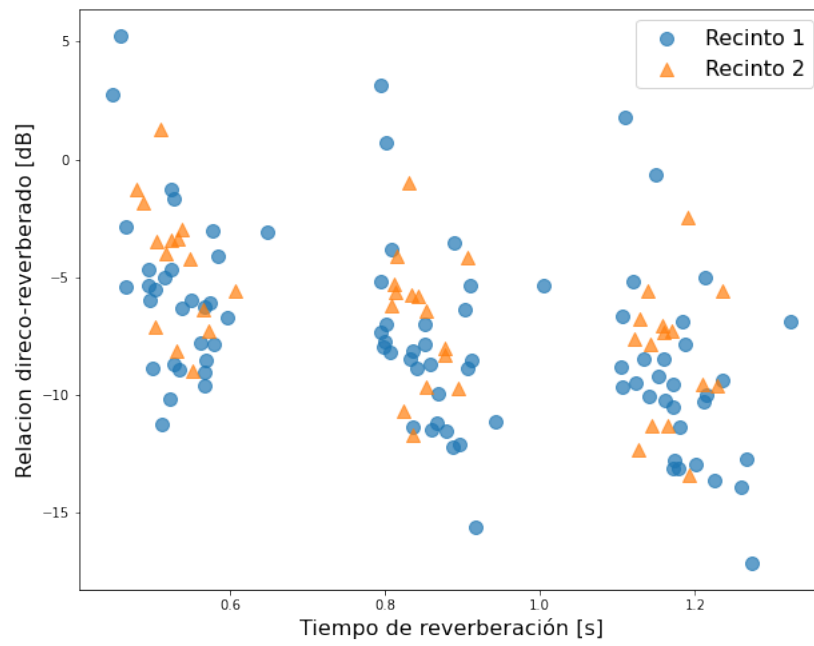
## 5. Resultados y Discusiones

### 5.1. Bases de datos de respuestas al impulso

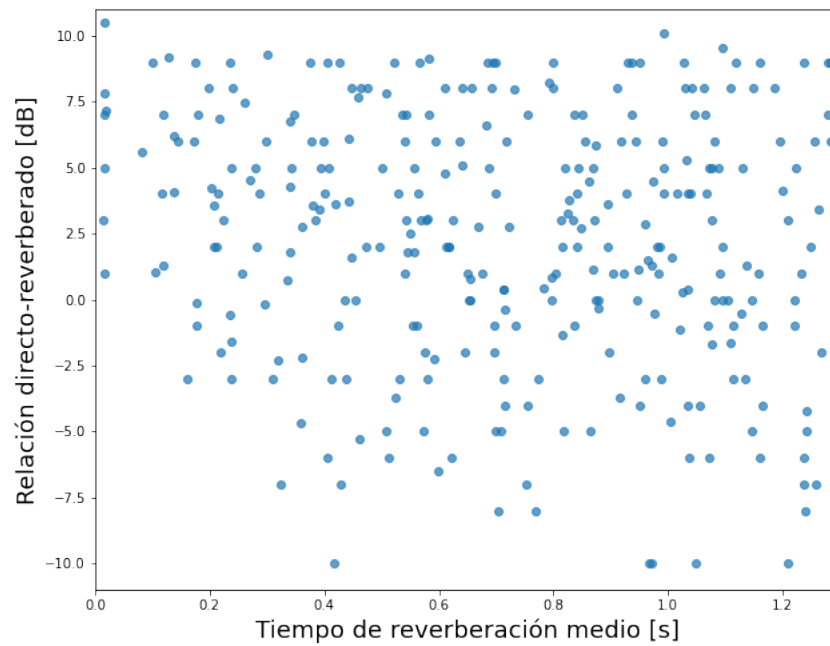
Para tener una medida de la variedad de reverberación presente en los conjuntos de respuestas al impulso reales, generadas y aumentadas, se utilizaron los parámetros  $TR_{mid}$  y  $DRR$ . En las figuras 17, 18, y 19 se muestran los parámetros acústicos anteriormente mencionados para cada conjunto de respuestas al impulso utilizado.



**Figura 17:** Conjunto de respuestas al impulso reales.



**Figura 18: Conjunto de respuestas al impulso generadas.**



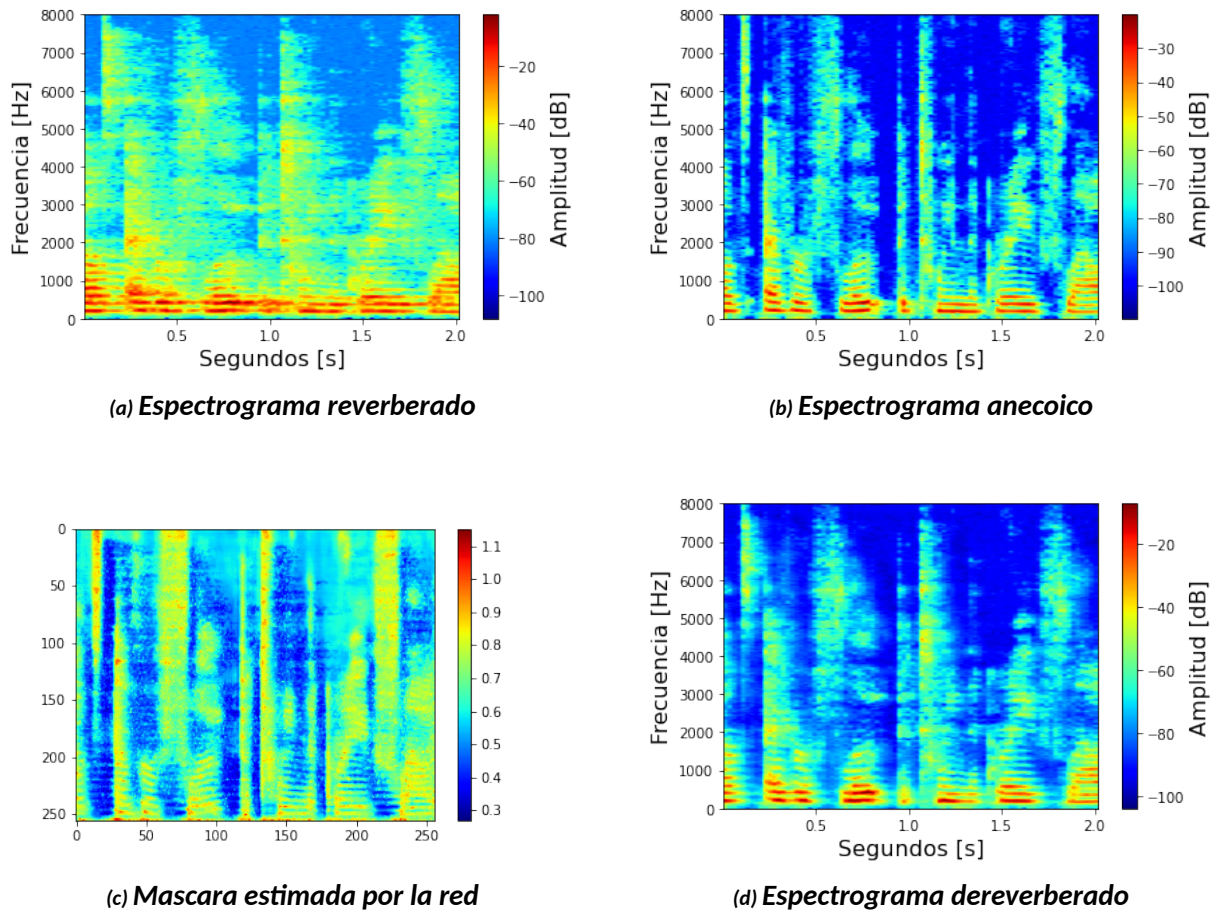
**Figura 19: Conjunto de respuestas al impulso aumentadas.**

Del análisis de estos conjuntos utilizando como medida la relación directo reverberado y el tiempo de reverberación medio se pueden observar algunas particularidades. Respecto a las respuestas al impulso reales, en la figura 17 se pueden distinguir tres grandes grupos de puntos de acuerdo a los tres recintos de los cuales fueron obtenidas dichas respuestas. Las variaciones de ambos parámetros acústicos ocurren debido a las diferentes posiciones de microfono que han sido utilizadas en cada recinto, produciendo variaciones de DRR en un rango de  $10dB$  y de tiempo de reverberación de  $2s$  aproximadamente. Pese a estas variaciones, la distribución de los puntos no es uniforme ni abarcativa, sin mencionar que no existen respuestas para tiempos de reverberación menores a  $1,8s$ . Algo similar ocurre con las respuestas al impulso generadas que se muestran en la figura 18. Si bien en este caso se tiene control sobre los puntos centrales de los conjuntos de puntos (se generaron para tiempos de reverberación de  $0,5s$ ,  $0,75s$  y  $1,0s$ ) ocurre el mismo fenómeno que con las respuestas al impulso reales, en donde se forman grupos de puntos que no se dispersan uniformemente en el plano. Esto cambia para el tercer conjunto que corresponde a las respuestas al impulso generadas a partir del proceso de aumentación. La dispersión de estas respuestas se observa en la figura 19. A primera vista se observa una mayor uniformidad de los puntos en el plano, ya que no se aprecian conjuntos separados sino mas bien una aleatoriedad uniforme a lo largo del rango del rango generado. La uniformidad de la dispersion la podemos atribuir al control que se tiene sobre estos parámetros a la hora de generar las respuestas aumentadas, y la aleatoriedad entre los puntos se debe al hecho de que siempre se parte de una respuesta al impulso real diferente para realizar la aumentación, lo cual produce que el margen entre los parametros deseados y los obtenidos sea variable. Por otro lado, parece haber una menor cantidad de puntos en la esquina inferior izquierda del grafico, es decir, tiempos de reverberación bajos con relaciones directo-reverberado bajos. Esta es una limitación tanto propia del algoritmo de aumentación como tambien de la naturaleza de las respuestas al impulso reales, en donde para tiempos de reverberación bajos la energia de la parte tardia de la respuesta es de por si baja.

## 5.2. Funcionamiento del sistema

En la figura 20 se muestra una instancia de ejemplo del funcionamiento del algoritmo de dereverberación implementado. Durante el entrenamiento, el espectrograma reverberado in-

gresa a la red neuronal para procesarse y generar una máscara de amplitud. En la salida, esta máscara se aplica sobre el mismo espectrograma reverberado de entrada para generar el espectrograma dereverberado. Esta es la salida de la red, la cual se compara contra el espectrograma anecoico dentro de la función de costo para poder propagar el error a lo largo de los pesos sinápticos de la red neuronal. Luego, a la hora de hacer predicciones, solo se necesita ingresar un espectrograma reverberado para que la red estime una máscara de amplitud con la cual pueda generarse el espectrograma dereverberado. Cabe aclarar que a lo largo de estos procesos se trabaja únicamente sobre la magnitud de la STFT, a lo que se hace referencia como espectrograma.



**Figura 20: Ejemplo de procesamiento de audio reverberado**

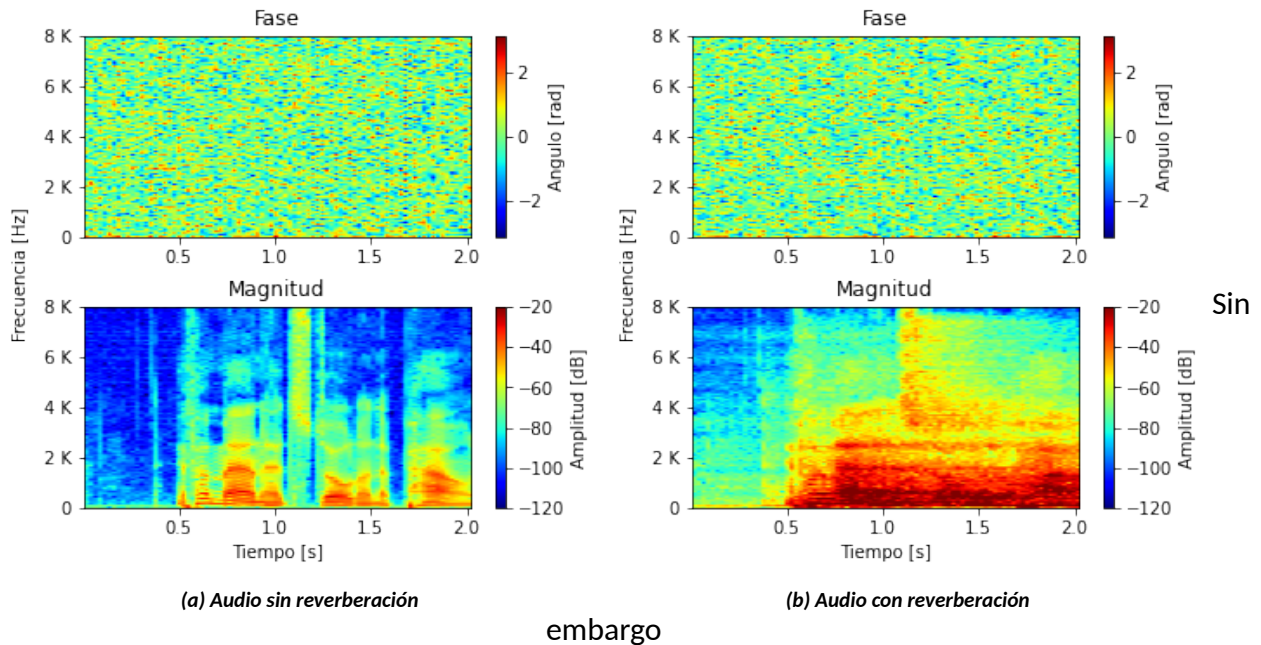
Se puede observar que el aprendizaje de la red neuronal desemboca en la generación de máscaras de amplitud que mantienen la ganancia de las componentes propias del habla anecoica y atenúan las componentes introducidas por el fenómeno de la reverberación. La atenuación



de las componentes reverberantes ocurre con mayor precisión para frecuencias bajas, en donde hay mas energía. A pesar de esto, se pueden observar rasgos del espectro reverberado aun presentes en el espectro dereverberado, lo que es de esperarse debido a que el proceso únicamente esta aplicando un filtro de amplitud por sobre la magnitud del espectro reverberado.

### 5.3. Reconstrucción de audios dereverberados

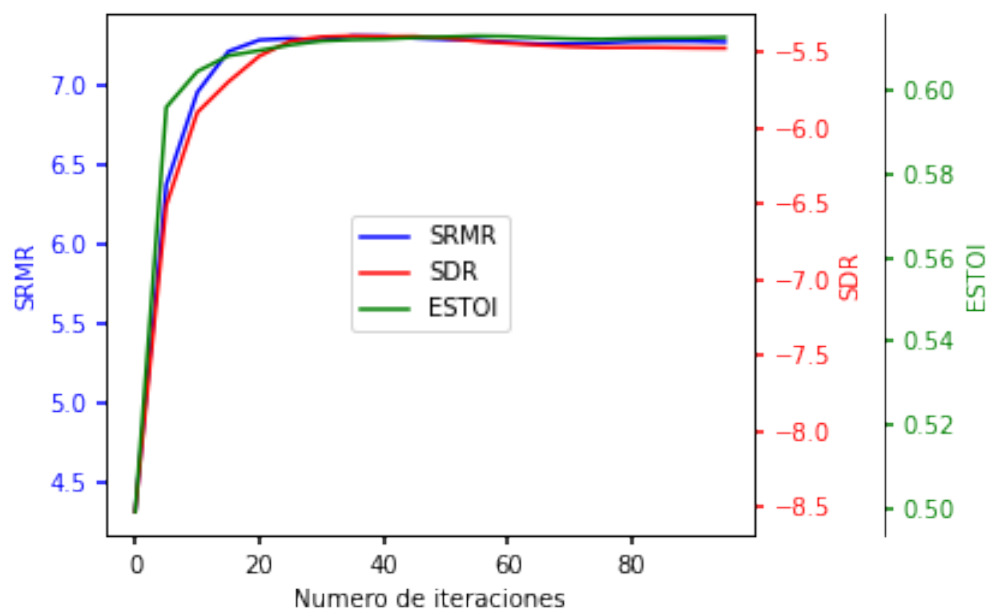
El proceso de dereverberación de los audios sucede sobre la magnitud de los espectros STFT de los audios con reverberación. Una vez estimada la magnitud del espectro dereverberado, es necesario combinar esta magnitud con información de fase, para poder conformar un espectrograma complejo apto para antitransformarse y pasar del dominio temporal-frecuencial al dominio temporal (información de audio). Un ejemplo de los espectros de magnitud y fase para un audio con reverberación y sin reverberación se muestra en la figura 21.



**Figura 21: Espectrogramas de magnitud y fase de los audios para entrenamiento**

Para determinar la fase del nuevo espectro de magnitud estimado por la red (dereverberado), se consideraron dos alternativas: utilizar directamente la fase del espectro con reverberación o bien utilizar el método iterativo de Griffin-Lim para estimar la fase a partir de la magnitud pretendida. Este último método iterativo puede inicializarse con una fase determinada (como la fase del audio reverberado) para aprovechar información existente de manera de mejorar la

estimación o puede inicializarse de manera aleatoria. Para determinar el número necesario de iteraciones a utilizar en el algoritmo de Griffin-Lim se evaluó la evolución de las métricas utilizadas en este trabajo (SDR, SRMR y ESTOI) en relación al número de iteraciones en la obtención de la fase. En la figura 22 se pueden observar estas relaciones para cada métrica, teniendo en cuenta que se utilizó el algoritmo inicializado desde una fase aleatoria. Se puede apreciar que los valores se estabilizan al aproximarse a 100 iteraciones, siendo este el número de iteraciones que se utilizó para las pruebas subsiguientes.



**Figura 22: Influencia del número de iteraciones del algoritmo de Griffin-Lim.**

En la tabla 3 se muestra el resultado de la comparación entre las distintas alternativas para la determinación de la fase del espectro dereverberado. Para hacer esta comparación se utilizó audio reverberado como referencia, sobre el cual se calculan las métricas objetivas SDR, SRMR y ESTOI. Luego, se implementó cada alternativa de obtención de fase para el espectro de magnitud dereverberado con el fin de generar información de audio y calcular estas mismas métricas. En la tabla se expresan las variaciones de las métricas para cada alternativa con respecto al audio reverberado. Se puede observar que la principal diferencia ocurre sobre el parámetro SDR. La reconstrucción de fase utilizando el algoritmo de Griffin-Lim inicializado de manera aleatoria empeora el resultado de esta métrica, lo cual es un efecto contrario al deseado. Sin embargo,

utilizando este algoritmo inicializándolo con la fase reverberada genera una mejora. Finalmente, la dereverberación utilizando directamente la fase reverberada produce una mejora mucho mayor que los metodos iterativos previamente mencionados. Para las otras dos métricas, SRMR y ESTOI, los métodos iterativos producen mejores resultados que la utilización directa de la fase reverberada, pero las diferencias entre las alternativas son menores.

**Tabla 3: Comparación de métodos de reconstrucción de espectrograma complejo para generar audio**

	SDR	SRMR	ESTOI
<i>Audio reverberado (referencia)</i>	- 3.11	1.73	0.29
$\Delta$ Dereverberación con fase reverberada	+4.27	+4.53	+0.31
$\Delta$ Dereverberación Griffin-Lim iniciado con fase reverberada	+1.38	+5.13	+0.33
$\Delta$ Dereverberación Griffin-Lim iniciado con fase aleatoria	-2.92	+5.24	+0.33

Entonces, de los resultados obtenidos sobre las distintas alternativas estudiadas para obtener el espectro de fase que complementa a la magnitud dereverberada generada se puede remarcar en primer lugar que las métricas utilizadas no siempre reflejan con fidelidad lo que ocurre en la percepción auditiva de los resultados. Durante la realización de estas pruebas, ocurrió que el método que arrojaba mejores resultados sobre las métricas no era el que mejor se percibía auditivamente. También, ocurrió que sobre determinados ejemplos ambas alternativas generaban distorsiones subjetivamente similares pero producían resultados notoriamente distantes sobre las métricas. De igual manera, la utilización de la fase reverberada de manera directa resultó ser el método mas robusto frente a las métricas. Esto, sumado a su utilización en otros trabajos del estado del arte AGREGAR REFERENCIA hizo que esta alternativa sea la escogida a lo largo de este trabajo.

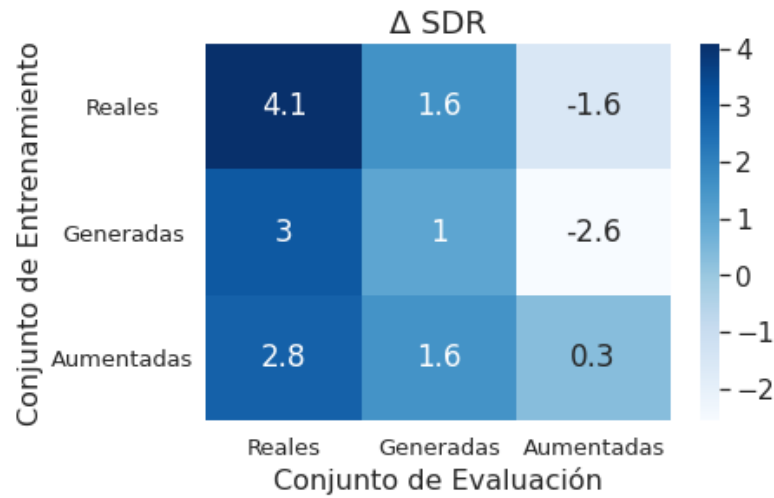
#### 5.4. Dereverberación del habla y manejo de datos

Para las evaluaciones se tuvieron en cuenta tres conjuntos de datos de acuerdo al tipo de respuestas al impulso utilizadas para generar la reverberación: reales, generadas y aumentadas. Para medir el desempeño de la tarea de dereverberación, las métricas se evalúan sobre los conjuntos reverberados y luego sobre sus correspondientes resultados dereverberados. Los resultados de estas métricas para los conjuntos reverberados se puede observar en la tabla 5.

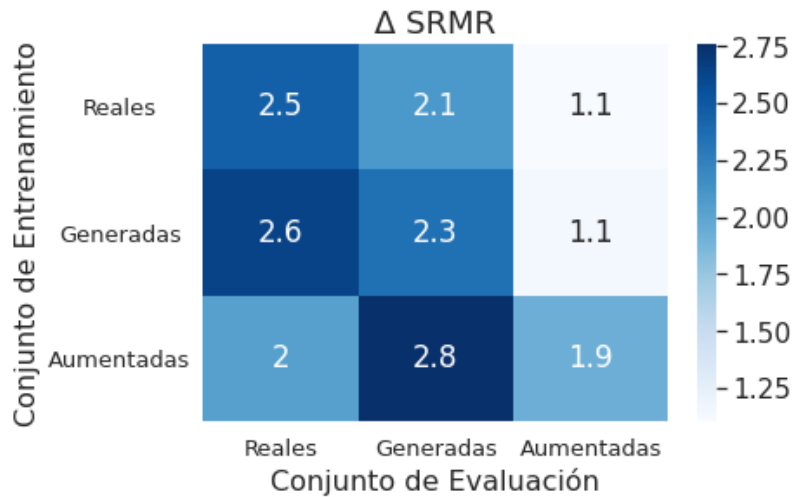
**Tabla 4: Resultados de las métricas sobre los conjuntos reverberados**

Conjunto	SDR	SRMR	ESTOI
Reales	-3.94	1.22	0.28
Generadas	2.89	2.53	0.46
Aumentadas	8.09	3.19	0.64

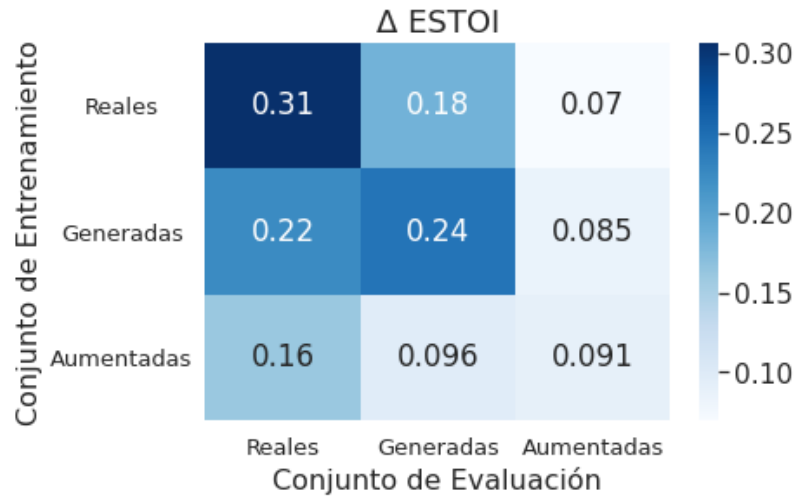
Los resultados obtenidos para el primer conjunto de pruebas definidos en la tabla 1 se expresan en las figuras 23, 24 y 25 para las variaciones de las métricas SDR, SRMR y ESTOI respectivamente.



**Figura 23: Variaciones de SDR para el primer conjunto de pruebas.**



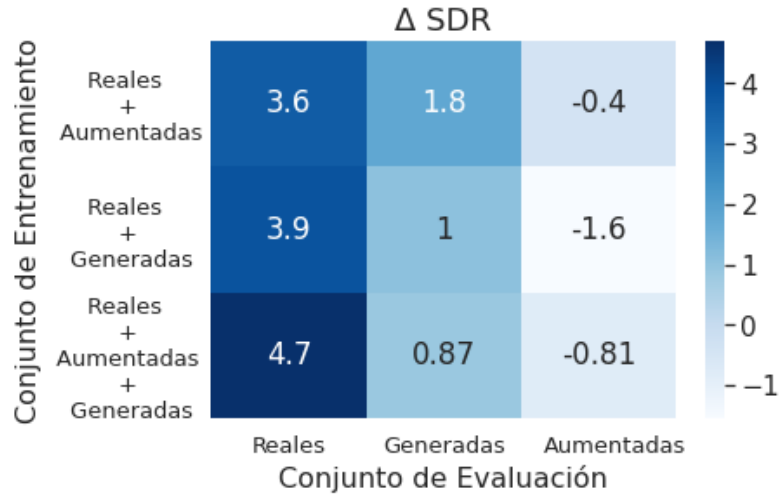
**Figura 24: Variaciones de SRMR para el primer conjunto de pruebas.**



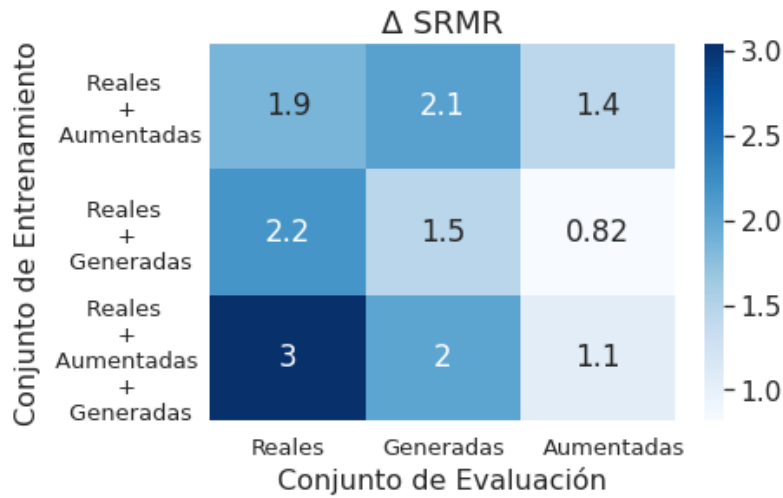
**Figura 25: Variaciones de ESTOI para el primer conjunto de pruebas.**

Del primer conjunto de pruebas, se esperaba obtener los mejores resultados para aquellos casos en los que el conjunto de entrenamiento y el conjunto de evaluación coincidían. Esto ocurrió para la evaluación con la métrica ESTOI. Para las otras métricas, el comportamiento esperado ocurrió en general para los conjuntos formados con respuestas al impulso reales y aumentadas, pero no para las generadas. Particularmente, utilizar respuestas al impulso aumentadas durante el entrenamiento produjo mejores resultados al evaluar sobre respuestas al impulso generadas que usando respuestas al impulso generadas durante el entrenamiento. Esto puede deberse al hecho de que, si bien ambos conjuntos contienen tiempos de reverberación del mismo rango, las respuestas al impulso aumentadas tienen una distribución más uniforme a lo largo de este rango.

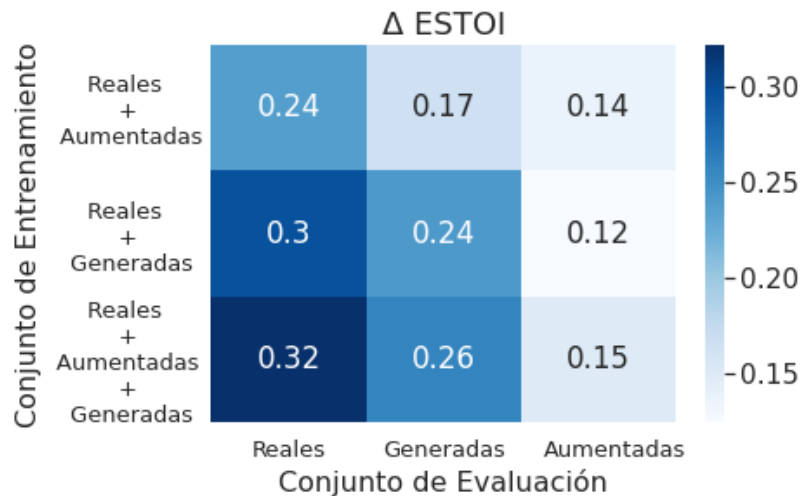
Los resultados correspondientes al segundo conjunto de pruebas definido en la tabla 2 se muestran en las figuras 26, 27 y 28 para las variaciones de las métricas SDR, SRMR y ESTOI respectivamente.



**Figura 26: Variaciones de SDR para el segundo conjunto de pruebas.**



**Figura 27: Variaciones de SRMR para el segundo conjunto de pruebas.**

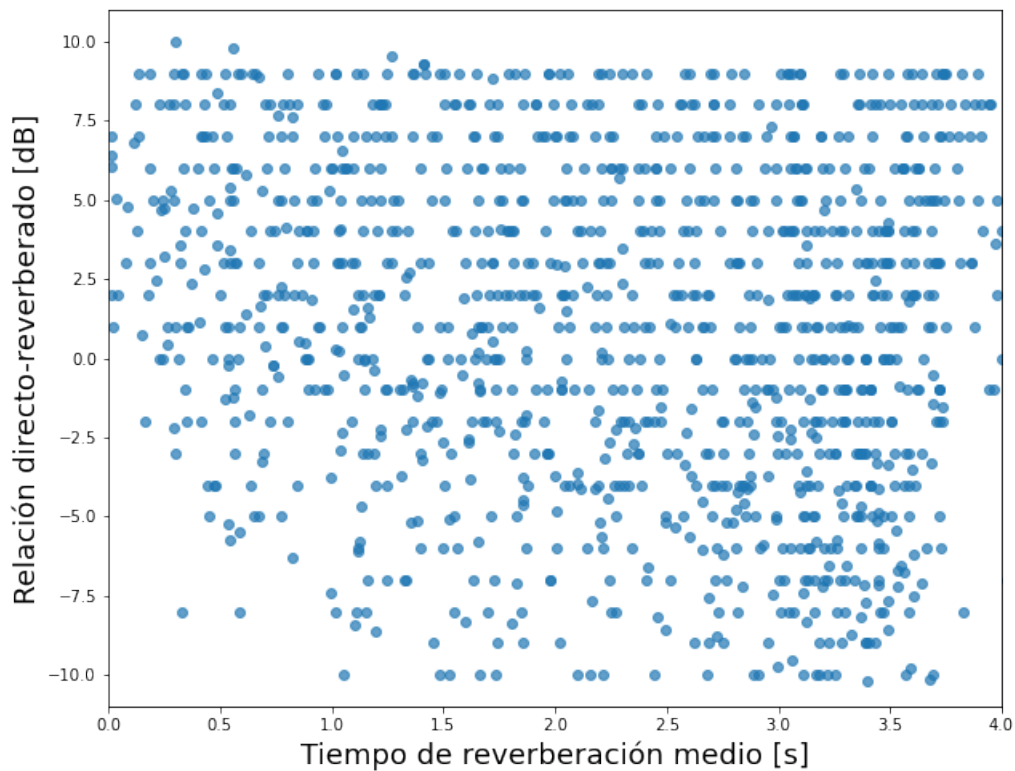


**Figura 28: Variaciones de ESTOI para el segundo conjunto de pruebas.**

Para el segundo conjunto de pruebas se combinaron tipos de respuestas al impulso en la conformación de los datos de entrenamiento y se volvió a evaluar en los mismos conjuntos de la primera prueba, asegurándose que el número de instancias de entrenamiento se mantenga fijo en todas las pruebas. Se debe tener en consideración que es de mayor importancia para éste trabajo evaluar el rendimiento al evaluar sobre respuestas al impulso reales, que es la finalidad del sistema implementado. En esta prueba, para todas las métricas los mejores resultados se obtuvieron al combinar los tres tipos de datos en la conformación del conjunto de entrenamiento. Es decir, una mayor diversidad de impulsos presentes a la hora de generar los datos de entrenamiento desemboca en una mejora en el rendimiento del sistema. Además, la combinación de respuestas al impulso reales-generadas arrojó mejores resultados que la combinación reales-aumentadas para todas las métricas. Esto puede deberse al hecho de que las respuestas al impulso aumentadas si bien varían la pendiente de caída de la cola reverberante, mantienen el mismo perfil frecuencial que las respuestas al impulso reales de las que provienen. En este aspecto, las respuestas al impulso generadas pueden enriquecer en mayor medida la diversidad de los datos utilizados aportando nuevos perfiles de tiempo de reverberación, lo cual puede llevar a mejores resultados generales.

### 5.5. Aprendizaje por curriculum

Para evaluar la influencia del ordenamiento de los datos en el proceso de entrenamiento en primer lugar se generó una base de datos de respuestas al impulso asegurando una adecuada dispersión de los parámetros acústicos de relación directo-reverberado y tiempo de reverberación medio. Para poder conseguir esto, se partió de la base de datos de respuestas al impulso reales C4DM y se aplicó el método de aumentación. Esta vez se generaron tiempos de reverberación medio desde  $0,1\text{ s}$  a  $3,5\text{ s}$  y relaciones directo-reverberado de  $-10\text{ dB}$  a  $10\text{ dB}$ . En la figura 29 se puede observar la dispersión de los parámetros acústicos mencionados en el conjunto de respuestas al impulso conformado.

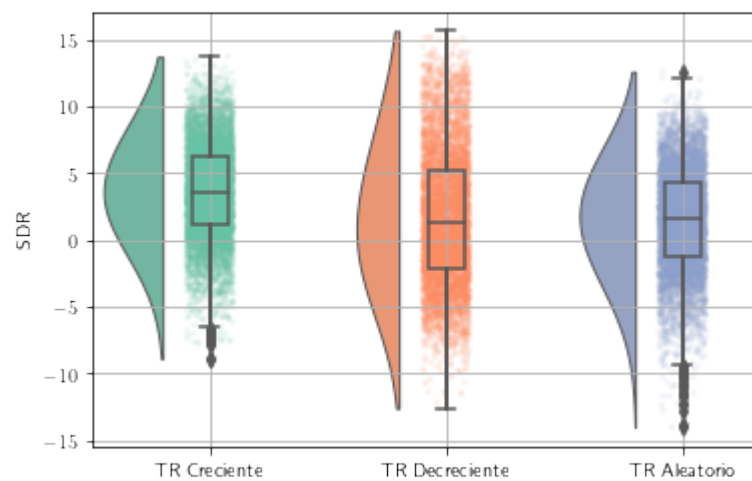


*Figura 29: Respuestas al impulso generadas por aumentación.*

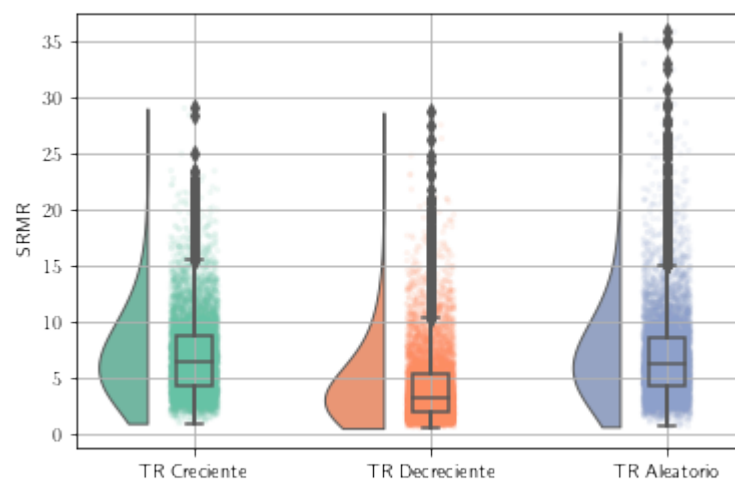
Partiendo de la información del tiempo de reverberación medio de cada respuesta al impulso, se generaron pares de audios anecoicos-reverberados junto con un registro que indicaba



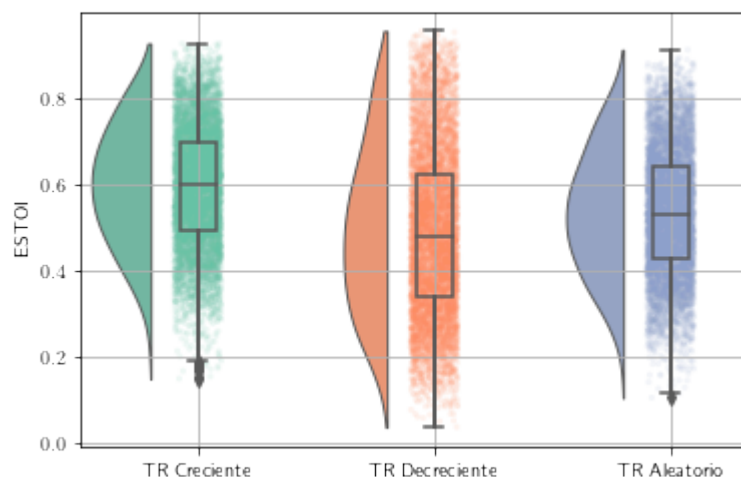
que tiempo de reverberación medio correspondía con cada audio reverberado. Este registro se utilizó para conformar los esquemas de entrenamiento que fueron evaluados. Entonces, se organizaron los datos de entrenamiento de tres maneras: con tiempos de reverberación crecientes, decrecientes y aleatorios. Cabe aclarar que la red se entrenó por una sola época sobre estos conjuntos de datos. Una vez realizado el entrenamiento, se utilizó el modelo entrenado para hacer predicciones sobre audios reverberados y se calcularon las métricas objetivas sobre los resultados de cada variante. En las figuras 30, 31, y 32 se muestran los resultados obtenidos para las métricas SDR, SRMR y ESTOI respectivamente.



**Figura 30: Comparación de SDR entre tipos de ordenamiento de datos durante el entrenamiento.**



**Figura 31: Comparación de SRMR entre tipos de ordenamiento de datos durante el entrenamiento.**



**Figura 32: Comparacion de ESTOI entre tipos de ordenamiento de datos durante el entrenamiento.**

A primera vista se puede percibir que para todas las métricas el resultado obtenido para el entrenamiento con tiempos de reverberación crecientes es el mejor, el resultado obtenido para el entrenamiento con tiempos de reverberación decrecientes es el peor, y el resultado para el entrenamiento con tiempos de reverberación aleatorios esta en un punto medio entre los dos anteriores, en ocasiones mas cerca del mejor y en ocasiones mas cerca del peor. Para ilustrar mejor este comportamiento, en la tabla 5 se muestran las medianas de las metricas obtenidas para cada esquema de entrenamiento.

**Tabla 5: Medianas correspondientes a cada esquema de entrenamiento.**

	$\tilde{X}_{SDR}$	$\tilde{X}_{SRMR}$	$\tilde{X}_{ESTOI}$
TR Creciente	3.54	6.37	0.59
TR Decreciente	1.24	3.25	0.47
TR Aleatorio	1.61	6.24	0.53

Finalmente, con estos resultados se pudo corroborar el impacto del ordenamiento de los datos de entrenamiento en el rendimiento final del sistema. En este caso, la complejidad de los datos se asoció al tiempo de reverberación de cada instancia. Con esto, al entrenar con datos ordenados por tiempo de reverberación de manera creciente, es decir, iniciando con tiempos de reverberación bajos y aumentando progresivamente el tiempo de reverberación se obtuvieron mejores resultados para todas las métricas. También se comprobó que el ordenamiento inverso

produce el peor resultado de los tres, y el orden aleatorio cae en un punto medio entre estos dos casos. Esto es consistente con la teoría de la técnica de aprendizaje por curriculum. En primera instancia, para tiempos de reverberación bajos, es sencillo para la red neuronal mantener el sonido directo que es predominante en la señal debido a la escasa reverberación (la máscara ideal se asemeja a una máscara unitaria). Esta información aprendida un primer momento guía en cierta medida al algoritmo ir aprendiendo de instancias progresivamente más complejas en donde la energía proveniente de la reverberación es cada vez mayor.

## **6. Conclusiones**

A lo largo de este trabajo se implementó un algoritmo de aprendizaje profundo para la tarea de dereverberación de señales de habla. Se utilizó una estructura de tipo autoencoder, la cual se entrenó para estimar máscaras de amplitud que al aplicarse sobre un espectro reverberado generen un espectro dereverberado, que luego de procesarse pueda desembocar en información de audio dereverberado. Particularmente se estudió la influencia del manejo de datos para el entrenamiento de este algoritmo, manipulando y generando respuestas al impulso de diversas maneras.

## **7. Líneas futuras de investigación**

## Bibliografía

- [1] L. Deng, G. Hinton y B. Kingsbury. "New types of deep neural network learning for speech recognition and related applications: An overview". En: *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Process (ICASSP)* (2013).
- [2] H. Chung y col. "Noise-adaptive deep neural network for single-channel speech enhancement". En: *Proc. Int. Workshop on Machine Learning for Signal Process. (MLSP)* (2018).
- [3] Pearson J. y col. "Robust distant-talking speech recognition". En: *IEEE International Conference on. Vol. 1* (1996). Acoustics, Speech, and Signal Processing.
- [4] Castellano Pierre J., S. Sradharan y David Cole. "Speaker recognition in reverberant enclosures". En: *IEEE International Conference on. Vol. 1* (1996). Acoustics, Speech, and Signal Processing.
- [5] DiBiase Joseph H., Harvey F. Silverman y Michael S. Brandstein. "Robust localization in reverberant rooms". En: *Springer Berlin Heidelberg* (2001). Microphone Arrays.
- [6] Masato Miyoshi y Yutaka Kaneda. "Inverse Filtering of Room Acoustics". En: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* (1988).
- [7] Stephen T. Neely y Jont B. Allen. "Invertibility of a room impulse response". En: *Acoustics Research Department, Bell Laboratories, Murray Hill, New Jersey* (1997).
- [8] Laurence R. Rabiner y W. Schafer Ronald. *Digital Speech Processing*. Prentice- Hall, 1975.
- [9] Yegnanarayana B. y Satyanarayana P. "Enhancement of Reverberant Speech Using LP Residual Signal". En: *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* (2000).
- [10] Gannot S. y Moonen M. "Subspace Methods for Multimicrophone Speech Dereverberation". En: *EURASIP journal on advances in signal processing* (2003).
- [11] N. Roman y D. L. Wang. "Pitch-based monaural segregation of reverberant speech". En: *Journal of Acoustical Society of America* (2006).
- [12] M. Avendano y H. Hermansky. "Study on the dereverberation of speech based on temporal envelope filtering". En: *Proc. of ICSLP* (1996).

- [13] K. Lebart y J. M. Boucher. "A New Method Based on Spectral Subtraction for SpeechDe-reverberation". En: *Acta Acustica united with Acustica* (2001).
- [14] K. Lebart, J.-M. Boucher y P. Denbigh. "A new method based on spectral subtraction for speech dereverberation". En: *Acta Acustica united with Acustica* (2001).
- [15] M. Wu y D. L. Wang. "A two-stage algorithm for one-microphone reverberant speech enhancement". En: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* (2006).
- [16] D. L. Wang y G. J. Brown. "Computational Auditory Scene Analysis: Principles, Algorithms, and Applications". En: *Proc. of ICSLP* (1996).
- [17] A. S. Bregman. "Auditory Scene Analysis". En: *Cambridge, MA: MIT Press* (1990).
- [18] D. Wang. *On ideal binary mask as the computational goal of auditory scene analysis*. Kluwer, 2005, págs. 181-197.
- [19] Nicoleta Roman y John Woodruff. "Intelligibility of reverberant noisy speech with ideal binary masking". En: *Journal of Acoustical Society of America* (2011).
- [20] Nicoleta Roman y John Woodruff. "Speech intelligibility in reverberation with ideal binary masking: Effects of early reflections and signal-to-noise ratio threshold". En: *Journal of Acoustical Society of America* (2013).
- [21] O. Hazrati, J. Lee y P. C. Loizou. "Blind binary masking for reverberation suppression in cochlear implants". En: *Journal of Acoustical Society of America* (2013).
- [22] Z. Jin y D. L. Wang. "A supervised learning approach to monaural segregation of reverberant speech". En: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing* (2009).
- [23] Kun Han, Yuxuan Wang y DeLiang Wang. "Learning spectral mapping for speech dereverberation". En: *IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing* (2014).
- [24] F. Weninger y col. "Deep recurrent de-noising auto-encoder and blind de-reverberation for reverberated speech recognition". En: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (2014).

- [25] D. S. Wang, Y. X. Zou y W. Shi. "A Deep Convolutional Encoder-Decoder Model for Robust Speech Dereverberation". En: *22nd International Conference on Digital Signal Processing* (2017).
- [26] Ori Ernst y col. "Speech Dereverberation Using Fully Convolutional Networks". En: *22nd International Conference on Digital Signal Processing* (2017).
- [27] Chunlei Liu, Longbiao Wang y Jianwu Dang. "Deep Learning-Based Amplitude Fusion for Speech Dereverberation". En: *Discrete Dynamics in Nature and Society* (2020).
- [28] Joshua D. Reiss y Andrew P. McPherson. *Audio Effects: Theory, Implementation and Application*. CRC Press, 2014.
- [29] Alan V. Oppenheim, Ronald W. Shafer y John R. Buck. *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice- Hall, 1989.
- [30] E. Oran Brigham. *The Fast Fourier Transform And Its Aplications*. Prentice- Hall, 1988.
- [31] Patrick A. Naylor y Nikolay D. Gaubitch. *Speech Dereverberation - Signals and Communication Technology*. ACUSTICA Vol. 81, 2010.
- [32] Tiago H. Falk y Wai-Yip Chan. "A Non-intrusive Quality Measure of Dereverberated Speech". En: *Department of Electrical and Computer Engineering* (2008). Queen's University, Kingston, Ontario, Canada.
- [33] Tiago H. Falk y Wai-Yip Chan. "A Non-intrusive Quality Measure of Dereverberated Speech". En: *Department of Electrical and Computer Engineering* (2008). Queen's University, Kingston, Ontario, Canada.
- [34] Emmanuel Vincent, Rémi Gribonval y Cédric Févotte. "Performance Measurement in Blind Audio Source Separation". En: *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing* (2006).
- [35] Chunlei Liu, Longbiao Wang y Jianwu Dang. "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity". En: *Bulletin of Mathematical Biophysics* (1943).
- [36] Frank Rosenblatt. "The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton". En: *Cornell Aeronautical Laboratory* (1957).
- [37] Francois Chollet. *Deep Learning with Python*. Manning Publications, 2017.

- [38] Y. Bengio y col. "Curriculum Learning". En: *Proceedings of the 26th International Conference on Machine Learning* (2009).
- [39] Aurélien Géron. *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. O'reilly media, 2019.
- [40] D. L. Wang y J. S. Lim. "The unimportance of phase in speech enhancement". En: *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process* (1982).
- [41] Y. Ephraim y D. Malah. "Speech enhancement using a minimum mean-square error short-time spectral amplitude estimator". En: *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process* (1984).
- [42] Daniel W. Griffin y Jaa S. Lim. "Signal Estimation for Modified Short-Time Fourier Transform". En: *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process* (1984).
- [43] R. Stewart y M. Sander. "Database of omnidirectional and B-format impulse responses". En: *Proc. IEEE Int. Conf. Acous-tics, Speech, and Signal Process. (ICASSP)* (2010).
- [44] Farina Angelo. "Simultaneous measurement of impulse response and distortion with a swept sine technique". En: *108th AES Convention* (2000).
- [45] R. Scheibler, E. Bezzam e I. Dokmanić. "Pyroomacoustics: A Python package for audio room simulations and array processing algorithms". En: *Proc. IEEE ICASSP* (2018).
- [46] J. B. Allen y D. A. Berkley. "Image method for efficiently simulating small-room acoustics". En: *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 65 (1979).
- [47] Nicholas J. Bryan. "Impulse response data augmentation and deep neural networks for blind room acoustic parameter estimation". En: *Adobe Research* (2019). San Francisco, CA, USA.
- [48] A. Lundeby, T. E. Vigran H. Bietz y M. Vorlander. "Uncertainties of Measurements in Room Acoustics". En: *Acta Acustica united with Acustica*, (1995).
- [49] Matthew G. Blevins y col. "Quantifying the just noticeable difference of reverberation time with band-limited noise centered around 1000 Hz using a transformed up-down adaptive method". En: *International Symposium on Room Acoustics* (2013). Toronto, Canada.

- [50] Panayotov V. y col. "Libris-peech: an asr corpus based on public domain audio books". En: *In Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (2015).
- [51] Yuxuan Wang, Arun Narayanan y De Liang Wang. "On Training Targets for Supervised Speech Separation". En: *IEEE/ACM Trans Audio Speech Lang Process* (2014).
- [52] Kingma D. P. y Ba J. "Adam: A Method for Stochastic Optimization". En: *ICLR* (2014).



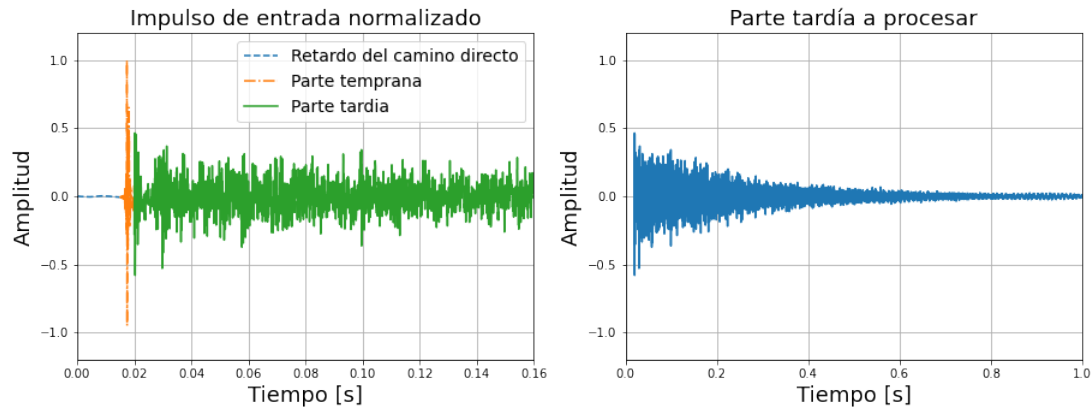
# Anexos

## A. Aumentación de tiempo de reverberación

El proceso de aumentación de respuestas al impulso puede realizarse tomando como parámetros del proceso ciertos descriptores temporales como el tiempo de reverberación  $TR_{60}$ . Esto es, partiendo de una respuesta al impulso con un  $TR_{60}$  determinado, se busca generar nuevas respuestas al impulso cuyo  $TR_{60}$  pueda ser controlado paramétricamente para ocupar de manera homogénea y balanceada un rango de valores de interés. El  $TR_{60}$  se relaciona directamente con la forma de la envolvente de caída de nivel exponencial presente en la parte tardía de las respuestas al impulso. El proceso de aumentación equivale a modificar esta pendiente de caída, multiplicando la señal original por una nueva envolvente que produzca el efecto deseado en la envolvente resultante. Los pasos a seguir para realizar este proceso son:

- Acondicionamiento de la respuesta al impulso de entrada.
- Filtrado por bandas de octava o bandas de tercio de octava.
- Estimación de piso de ruido.
- Estimación de envolvente de caída.
- Sintetizar una señal aplicando la envolvente estimada con piso de ruido cero a una señal de ruido Gaussiano.
- Realizar el cross-fade entre la señal sintetizada y la señal original en el punto inicial del piso de ruido.
- Aumentación de la envolvente de caída multiplicando la señal por la correspondiente envolvente exponencial creciente/decreciente.
- Suma de las sub-bandas para obtener la señal resultante en su espectro completo.
- Integración de la parte tardía aumentada con la parte temprana de la respuesta al impulso inicial.

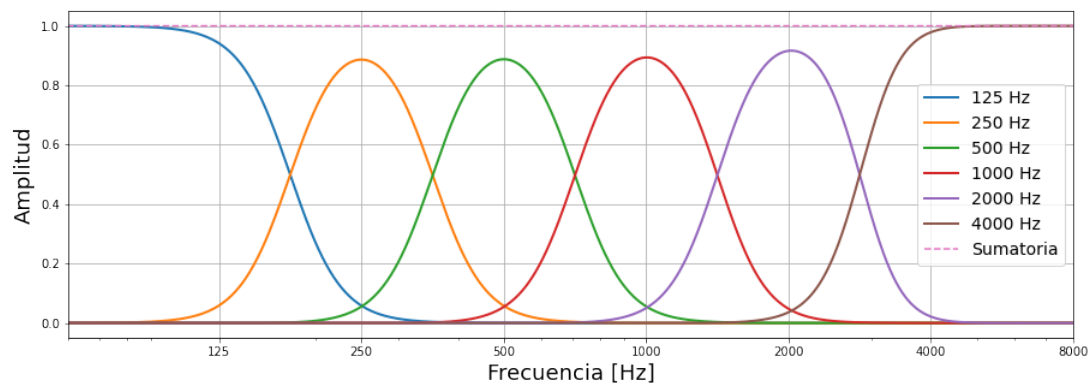
A continuación se explica cada paso del algoritmo con mayor profundidad. En primer lugar, se define una determinada frecuencia de muestro y profundidad de bits para trabajar con la señal de entrada, en este caso una respuesta al impulso real. Una vez asegurada la homogeneidad de estas características, la señal se normaliza para trabajar en un rango de amplitud acotado en el intervalo  $[-1, 1]$  y luego se separa la parte temprana de la parte tardía de la respuesta al impulso. Esto ultimo se realiza aplicando ventanas temporales de acuerdo a lo que indican las ecuaciones 5 y 6, utilizando una ventana de tolerancia de  $t_0 = 2,5ms$ . Para los pasos siguientes se trabaja únicamente modificando la parte tardía, y la parte temprana se almacena para ser utilizada en el paso final a la hora de reconstruir la respuesta completa. En la figura 33 se muestra la respuesta al impulso desde la que se parte, distinguiendo la descomposición temporal de la misma y luego la parte tardía de la respuesta al impulso aislada con la que se va a trabajar durante el proceso.



**Figura 33: Descomposición de la respuesta al impulso a procesar durante la aumentación temporal**

Luego, el siguiente paso consiste en descomponer la señal en bandas de octava o tercios de octava. En esta demostración se trabaja con bandas de octava desde  $125\text{ Hz}$  hasta  $4000\text{ Hz}$  teniendo en cuenta que se trabaja con una frecuencia de muestreo de 16000 muestras por segundo. Es necesario trabajar en sub-bandas frecuenciales para contemplar la dependencia del tiempo de reverberación con la frecuencia, y mantener esa característica en las señales a generar en este proceso. Para conseguir esta descomposición en sub-bandas frecuenciales se crea un banco de filtros. El mismo se compone de filtros Butterworth que van siendo creados a partir de las frecuencias centrales que se quiera obtener en cada banda. El proceso consiste en

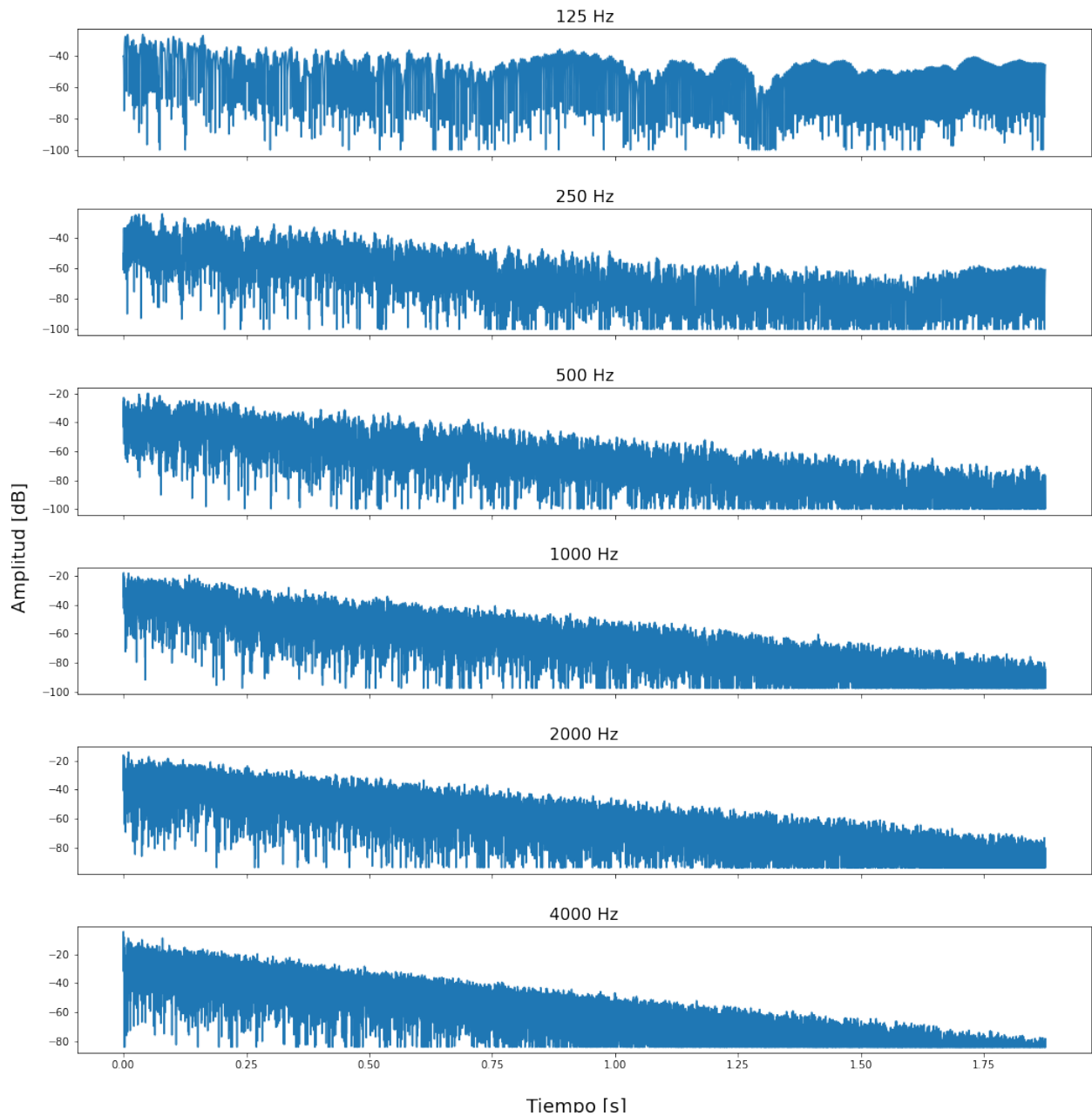
crear filtros pasa-banda para generar una banda de paso alta y una banda de paso baja. Luego, se toma la banda de paso alta y se la vuelve a dividir en banda de paso alta y baja aplicando un nuevo par de filtros pasa-banda. Esto se repite hasta completar todas las frecuencias de corte necesarias. De esta forma se obtiene el prototipo IIR de cada filtro que compone el banco de filtros. Una vez obtenido esto, se crean respuestas de tipo FIR para cada filtro a través de pasar un impulso ideal por cada filtro. En la figura 34 se puede observar la respuesta en frecuencia del banco de filtros. Un detalle importante a considerar es que la suma del efecto de todos los filtros es unitaria para todo el rango frecuencial analizado, siendo esta una característica necesaria para poder descomponer la señal en bandas y luego re-componer la señal sumando las bandas sin generar ningún tipo de distorsión en el proceso. Para lograr esto, los coeficientes de los filtros deben ser elevados al cuadrado (lo que equivale poner dos filtros en cascada) para lograr que en las intersecciones entre los filtros la suma de amplitud sea unitaria (en la frecuencia de corte se genera una caída de 6 dB en lugar de los 3 dB que presentaría un filtro Butterworth simple).



**Figura 34: Banco de filtros Butterworth**

A partir de aplicar este banco de filtros, la señal de entrada se descompone en 6 sub-bandas como se muestra en la figura 35. En este gráfico se puede apreciar cómo la pendiente de caída varía según la banda de frecuencia que se observa. Todos los procesos subsiguientes se aplican de manera independiente para cada banda, y luego al final las bandas se suman para volver a tener una señal correspondiente al espectro completo original. De ahora en adelante, por una cuestión de simplicidad se muestran los gráficos pertenecientes a la banda de  $1000\text{ Hz}$  de

manera ilustrativa.

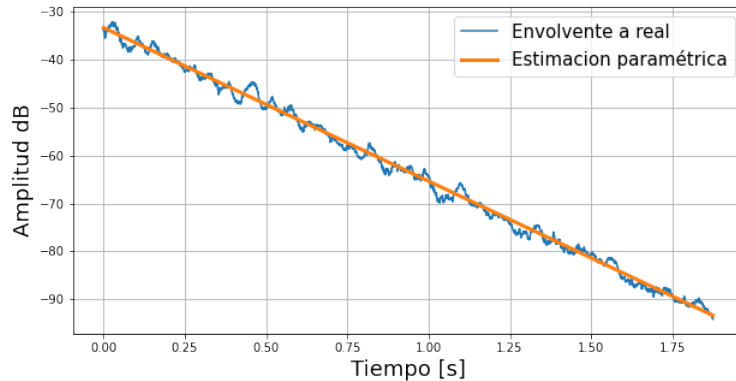


**Figura 35: Sub-bandas obtenidas luego de aplicar el banco de filtros**

El paso siguiente consiste en determinar el piso de ruido de la señal. Detectar el piso de ruido permite asegurar que el metodo de aumentación no amplifique ruido cuando se busca obtener un tiempo de reverberación mayor al inicial propio de la respuesta al impulso de entrada. Para determinar el punto donde predomina el ruido en la respuesta al impulso se utiliza el metodo iterativo de Lundeby [48]. El mismo consta de los siguientes pasos:

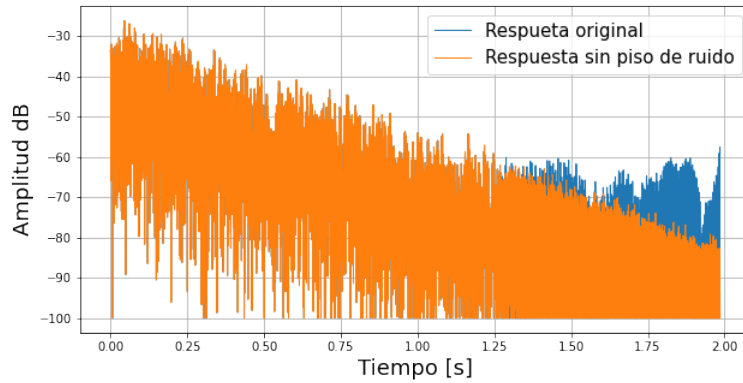
1. La respuesta al impulso al cuadrado es promediada en intervalos de tiempo locales de entre  $10\text{ ms}$  y  $50\text{ ms}$  para obtener una curva 'suavizada', es decir, disminuir las variaciones instantaneas sin perder las pendientes cortas.
2. Se hace una primera estimacion del piso de ruido. Para hacerlo se toma el segmento correspondiente al ultimo  $10\%$  de la respuesta al impulso.
3. La pendiente de caida se estima aplicando una regresión lineal sobre el intervalo de tiempo que contiene la respuesta entre el pico de  $0\text{ dB}$  y el primer intervalo  $5 - 10\text{ dB}$  por encima del ruido de fondo.
4. Se determina un punto de cruce provisorio en la intersección entre la pendiente de caida estimada y el nivel de piso de ruido.
5. Se obtiene un nuevo intervalo de tiempo de acuerdo a la pendiente calculada, de manera que haya entre 3 y 10 intervalos por cada  $10\text{ dB}$  de caida
6. Se vuelve a promediar localmente el impulso al cuadrado de acuerdo al nuevo intervalo temporal calculado previamente
7. Se estima el ruido de fondo nuevamente. El segmento a evaluar debe corresponder a  $5 - 10\text{ dB}$  luego del punto de cruce (siguiendo la curva estimada previamente), o bien, un minimo del  $10\%$  de la señal total (en el caso de tener que optar por el  $10\%$  de nuevo, el resultado seria el mismo que antes, y el punto encontrado previamente seria el definitivo).
8. Se estima la pendiente de caida para un rango dinamico de entre  $20\text{ dB}$  y  $10\text{ dB}$ , empezando desde un punto  $5 - 10\text{ dB}$  por encima del nivel de ruido.
9. Se encuentra un nuevo punto de cruce.
10. Los pasos 7-9 se repiten hasta que el valor del piso de ruido converja, tolerando un maximo de 6 iteraciones.

El paso siguiente es estimar la pendiente paramétrica que mejor se aproxime a la pendiente de caída real. La estimación se basa en el modelo de la ecuación 16. Por lo tanto, los parámetros que se busca estimar son la amplitud inicial, la tasa de caída y el nivel de piso de ruido. La estimación se realiza aplicando un algoritmo de ajuste no lineal por cuadrados mínimos. El resultado de la estimación para la banda de  $1000Hz$  se muestra en la figura 36.



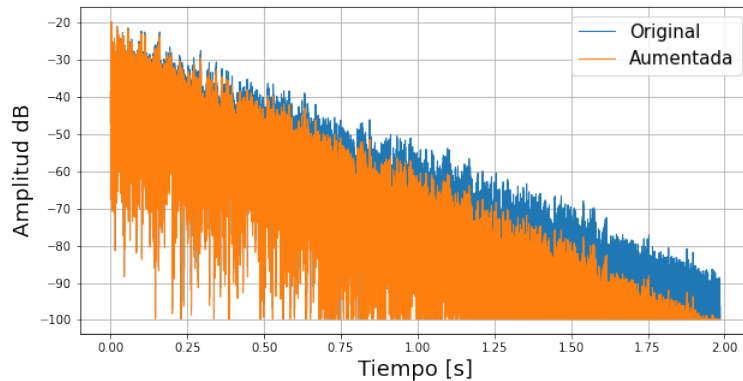
**Figura 36: Estimación paramétrica de la pendiente de caída.**

Con estos parámetros estimados se genera una nueva envolvente de caída pero llevando el nivel de piso de ruido a cero, y se aplica esta envolvente sobre una señal de ruido Gaussiano de media cero y desvío estándar unitario. Con esta señal sintética y la señal original se hace una transición cruzada en el punto estimado del piso de ruido. De esta manera se elimina el ruido de la señal original, reemplazándolo por la caída exponencial determinada por la envolvente paramétrica. En la figura 37 se puede observar como se extiende la respuesta luego del punto de inicio del piso de ruido de la señal original.



**Figura 37: Respuesta original y extendida sin piso de ruido.**

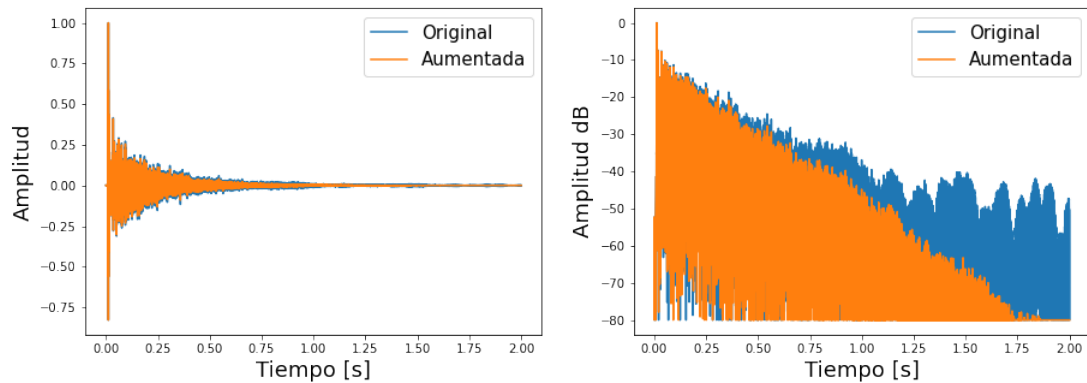
Finalmente, teniendo las bandas extendidas habiéndose eliminado el piso de ruido, se prosigue con el proceso de aumentación del tiempo de reverberación para cada sub-banda, multiplicando cada respuesta por la correspondiente envolvente exponencial creciente o decreciente según corresponda, para obtener la envolvente de caída necesaria para generar el tiempo de reverberación deseado, como se indica en la ecuación 18. Un ejemplo del resultado de la aumentación sobre una sub-banda de frecuencia se muestra en la figura 38, en donde el tiempo de reverberación objetivo es menor que el tiempo de reverberación de la respuesta original, por lo cual la pendiente aumentada resulta más atenuada que la pendiente original.



**Figura 38: Aumentación del tiempo de reverberación alterando la envolvente de caída original.**

Una vez realizada la alteración de la envolvente de caída para todas las bandas frecuenciales, estas se suman para conformar nuevamente la parte tardía de la respuesta al impulso de espectro completo. El paso final consiste en concatenar los segmentos de la respuesta al impul-

so original que no fueron alterados, es decir, el delay del camino directo y la parte temprana de la respuesta. Con esto, el proceso de aumentación termina, y se obtiene como resultado una nueva respuesta al impulso con el tiempo de reverberación deseado. En la figura 39 se muestra la respuesta al impulso original comparada con la nueva respuesta generada a partir del proceso anteriormente descrito.



**Figura 39: Resultado del proceso de aumentación del tiempo de reverberación de una respuesta al impulso**