



SÚPER RESOLUCIÓN EN IMAGENES DE ULTRASONIDO

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Departamento de Ingeniería Eléctrica y Computación,
Programa de Licenciatura en Ingeniería Biomédica.
Ibarra Gutierrez José Enrique, Mejía Muñoz José Manuel



RESUMEN

Se propone un método utilizando técnicas de aprendizaje profundo para lograr super resolución en imágenes de ultrasonido. El método propuesto fue entrenado con imágenes de baja y alta resolución. Tales imágenes fueron llevadas a través de un preprocesamiento para la simulación de las imágenes de baja resolución. Después se llevó a cabo el entrenamiento de la red, mediante el uso de redes neuronales convolucionales profundas (RNC) que toman las imágenes de baja resolución como la entrada y de salida las imágenes de alta resolución. El método propuesto, tiene una estructura básica que podemos observar en el apartado 3.6, pero a pesar de esto el método propuesto demostró una buena calidad de restauración de las imágenes estos resultados se pueden observar en el apartado 4.3 y al igual tiene una velocidad rápida de entrenamiento es decir solamente 100 segundos para la base de datos 1 y 400 segundos para la base de datos 2. Se utilizaron diferentes estructuras de red y ajustes de parámetros tales como la variación en los tamaños y cantidad de filtros por capa, al igual se utilizaron diferentes valores de épocas para el entrenamiento, esto para lograr los mejores resultados tomando en cuenta el rendimiento y la velocidad de entrenamiento. Al obtener resultados relativamente satisfactorios se compararon con técnicas existentes en la literatura para lograr super resolución esto por medio del uso de métricas de comparación explicadas a lo largo de la investigación.

INTRODUCCIÓN

En la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez dentro del cuerpo académico de Procesamiento Avanzado de Señales (PAS) se han estado desarrollando proyectos relacionados con la súper resolución (SR) de imágenes médicas. Las imágenes de ultrasonido (US) de manera particular sufren de baja resolución y ruido que disminuye la calidad de la imagen y puede dar lugar a diagnósticos incorrectos por parte de los profesionales [1], por lo que el cuerpo de la PAS, se vio interesado en aplicar SR a este tipo de imágenes. El aumento a la resolución de imágenes de US podría generar una herramienta de ayuda en el diagnóstico y caracterización de diferentes casos clínicos. En la década de 1960 la tecnología de SR fue propuesta por primera vez por Harris en [2] y Goodman en [3]. La SR es una tecnología de reconstrucción de imágenes digitales y consiste en un proceso de restauración de imágenes de alta resolución a partir de una sola imagen o varias imágenes de baja resolución [4]. El aprendizaje profundo se puede definir como un tipo de aprendizaje de máquina (machine learning en inglés), en el cual el modelo aprende a mejorar la clasificación de características de las imágenes, texto o sonido. El aprendizaje profundo usualmente utiliza una arquitectura de redes neuronales. El término "profundo" se refiere al número de capas en la red, entre más capas, más profunda será la red. Las redes neuronales tradicionales contienen solamente de 2 a 3 capas, mientras que las redes profundas pueden tener cientos de capas [5]. Las redes neuronales son modelos computacionales que surgieron como un intento de conseguir formalizaciones matemáticas acerca de las estructuras cerebrales. Las redes neuronales imitan la estructura hardware del sistema nervioso, centrándose en el funcionamiento del cerebro humano, basado en el aprendizaje a través de la experiencia, con la consiguiente extracción de conocimiento a partir de la misma.

OBJETIVOS

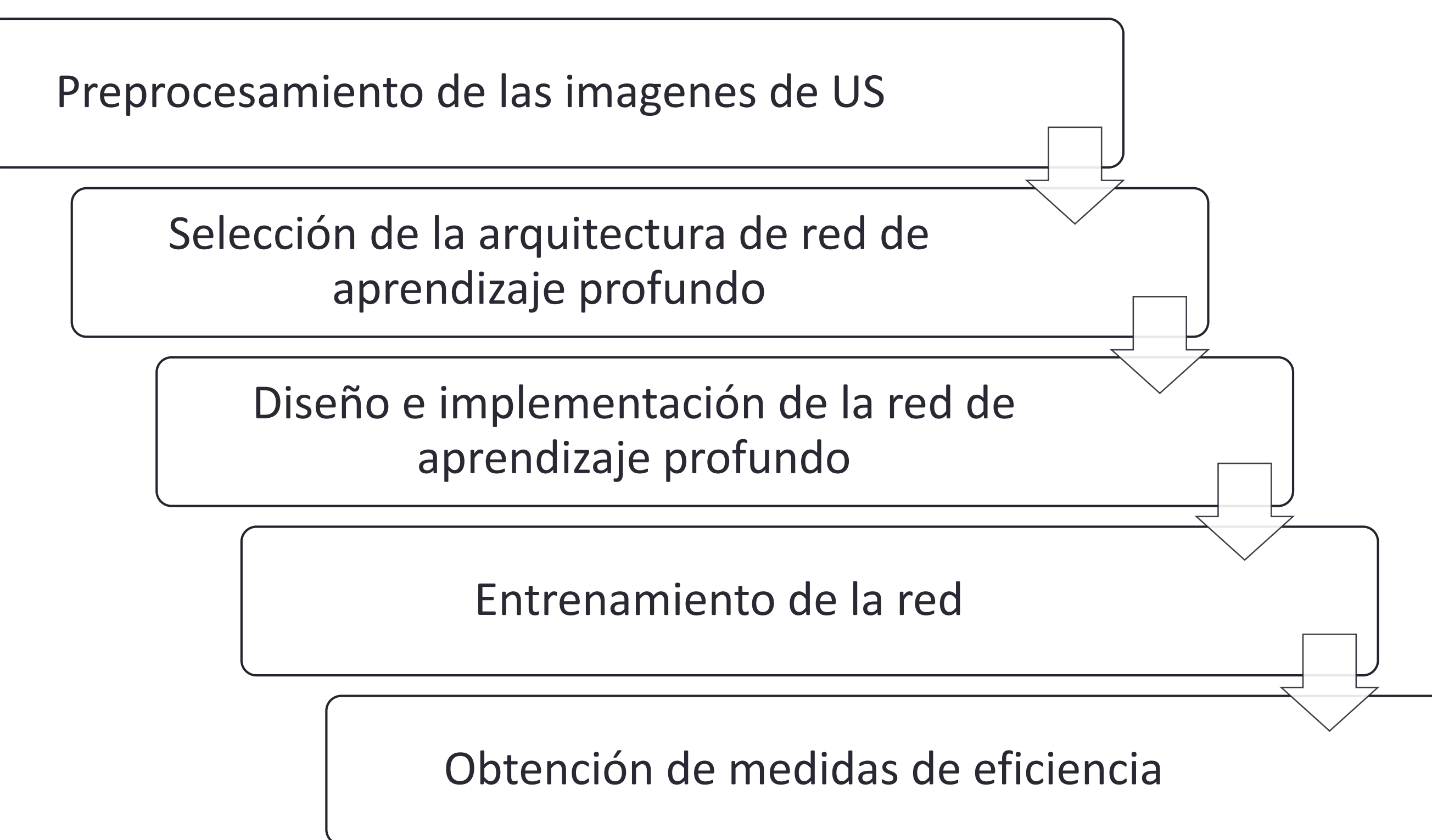
Objetivo general:

- Obtener imágenes de ultrasonido con super resolución a partir de varias imágenes de ultrasonido de baja resolución.

Objetivos específicos:

- Simular imágenes de baja resolución por medio de un cambio de tamaño en las imágenes, utilizando Python, partiendo de una imagen de alta resolución.
- Seleccionar e implementar una arquitectura de red de aprendizaje profundo que proporcione la mejor resolución en imágenes de ultrasonido.
- Valorar y comparar la eficiencia entre las principales técnicas de super resolución y la propuesta en imágenes de ultrasonido.

METODOLOGÍA



RESULTADOS

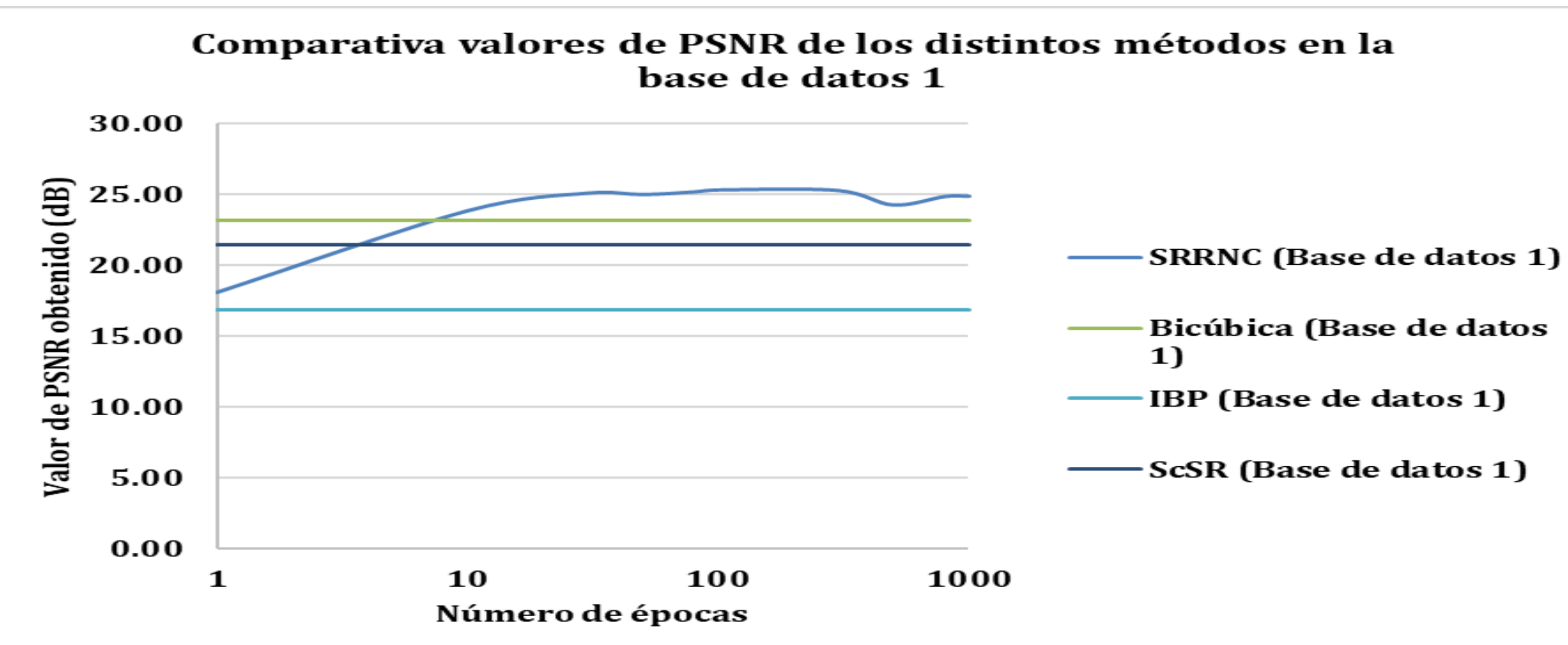


Figura 4.2. Valores de PSNR obtenidos en los distintos métodos de SR utilizados en la base de datos 1.

Tabla 4.4. Valores de PSNR y SSIM obtenidos en los distintos métodos utilizados en la base de datos 1.

Métrica de evaluación	SRRNC	Bicúbica	IBP	ScSR
PSNR (dB)	25.31	23.15	16.87	21.44
SSIM	0.78	0.73	0.30	0.67

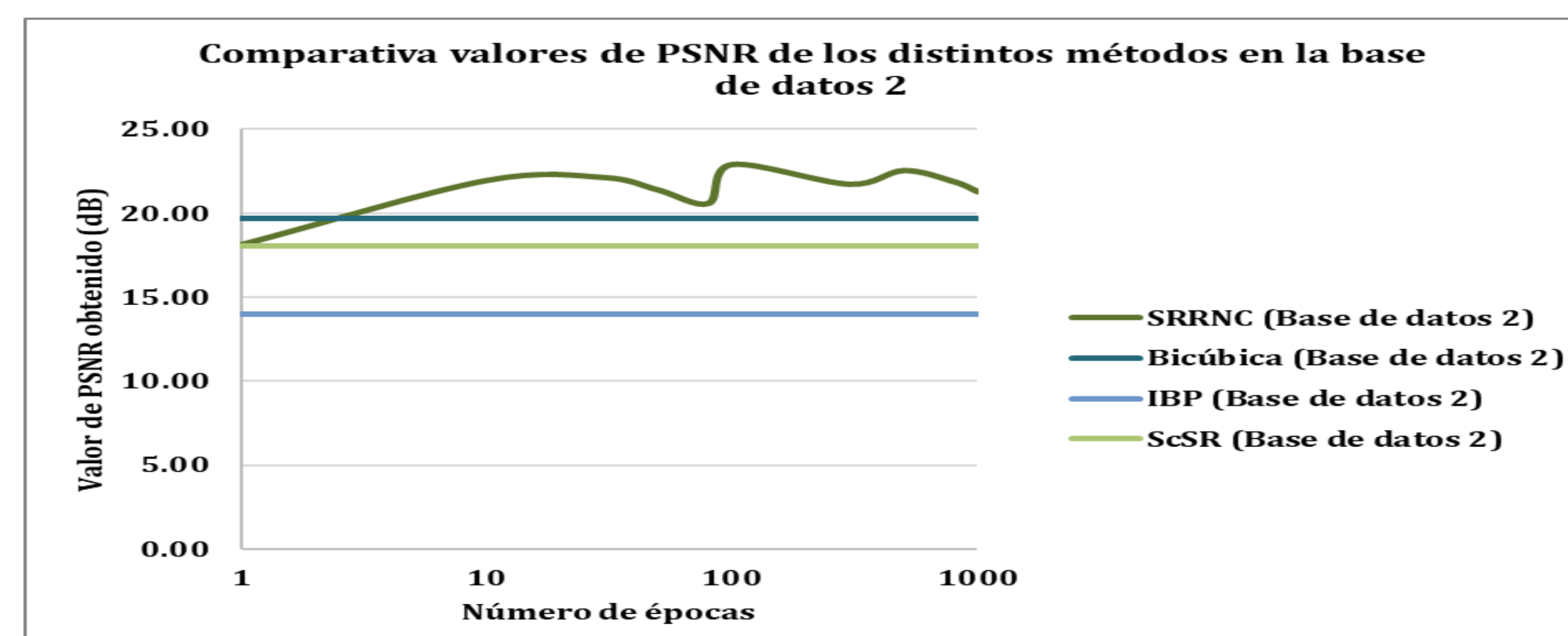


Figura 4.3. Valores de PSNR obtenidos en los distintos métodos de SR utilizados en la base de datos 2.

Tabla 4.5. Valores de PSNR y SSIM obtenidos en los distintos métodos utilizados en la base de datos 2.

Métrica de evaluación	SRRNC	Bicúbica	IBP	ScSR
PSNR (dB)	22.89	19.65	13.95	18.01
SSIM	0.70	0.55	0.02	0.50

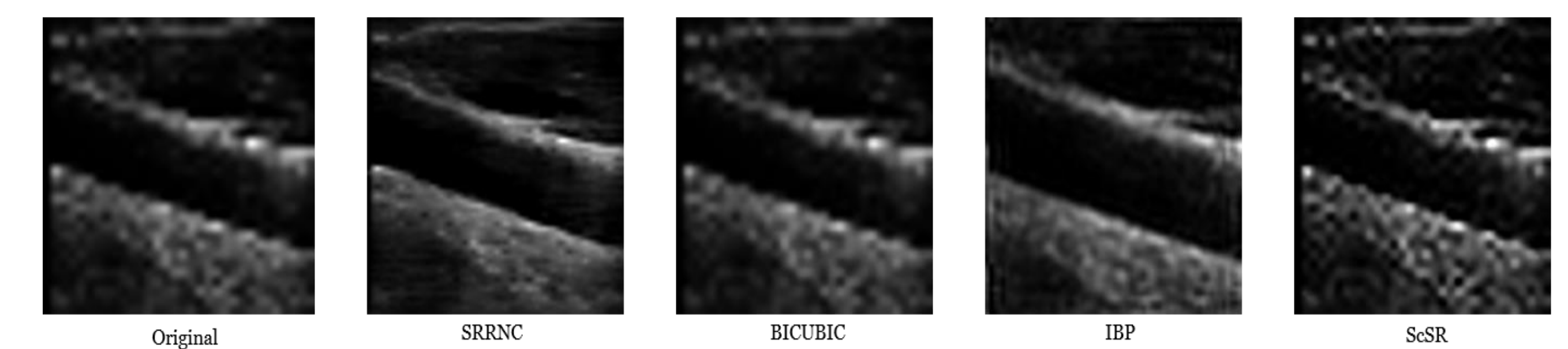


Figura 4.4. Resultados de las imágenes obtenidas en los distintos métodos de SR utilizados en la base de datos 1.

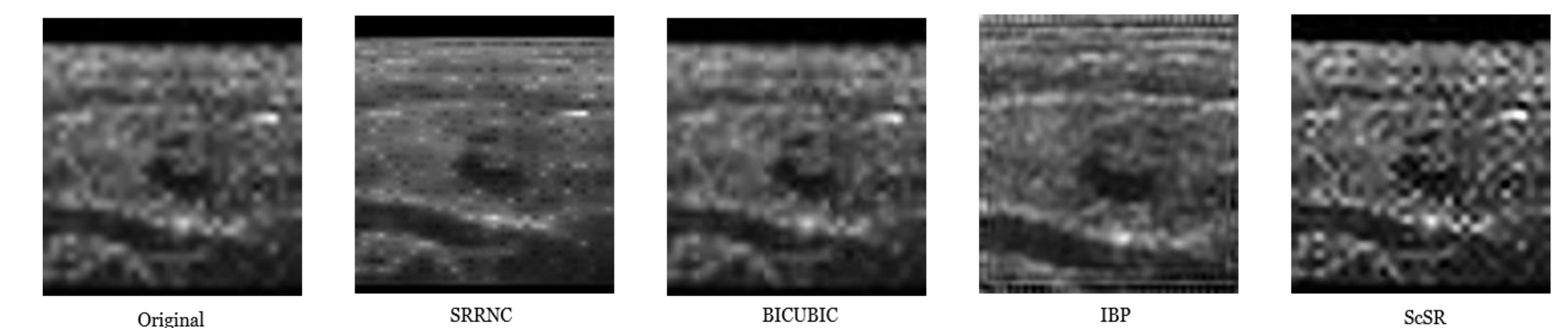


Figura 4.5. Resultados de las imágenes obtenidas en los distintos métodos de SR utilizados en la base de datos 2.

CONCLUSIONES

Se lograron simular imágenes de baja resolución a partir del preprocesamiento de imágenes de alta resolución, al igual se presentó un enfoque basado en aprendizaje profundo para lograr SR de imágenes de US por medio del uso de las imágenes de baja resolución. Se demostró que los métodos convencionales pueden ser mejorados con el uso de las redes neuronales convolucionales profundas esto basándonos en los resultados mostrados en el Capítulo 4. Con nuestra estructura SRRNC se logró un alto rendimiento obteniendo valores de PSNR de 25.31 dB para la base de datos 1 y 22.89 dB para la base de datos 2, incluso superior al de los otros métodos que obtuvieron valores bajos de PSNR en comparación al método propuesto, los resultados de PSNR de los métodos con los que nos comparamos se pueden observar en la Tabla 4.4. Se propone que el rendimiento adicional de nuestro algoritmo pueda ser obtenido mediante la experimentación con distintos parámetros, ya sea el uso de distintas capas, entrenamientos, filtros, etc. Esto se puede observar en el apartado 4.2.2 obtuvimos un valor de PSNR de 25.72 al utilizar un menor tamaño de los filtros, es decir un valor relativamente más alto que al utilizar un tamaño de filtro mayor, al igual esto nos aporta una ventaja de tener un menor tiempo de entrenamiento por lo tanto al experimentar con los parámetros de la red propuesta podríamos disminuir el tiempo de entrenamiento y obtener valores de PSNR mayores. Al igual es importante mencionar que debido a que nuestra implementación al tener ventajas de simplicidad, podrían implementarse otro tipo de ayudas como eliminación de ruido o incluso el aumento o disminución de otros factores a las imágenes.

REFERENCIAS

- [1] R. Morin, A. Basarab, and D. Kouam, "Alternating direction method of multipliers framework for super-resolution in ultrasound imaging e University of Toulouse IRIT UMR CNRS 5505 Toulouse , France," pp. 1595–1598, 2012.
- [2] J. L. Harris, "Diffraction and Resolving Power," J. Opt. Soc. Am., vol. 54, no. 7, pp. 931–936, Jul. 1964.
- [3] E. Leith, "Review of 'Introduction to Fourier Optics' (Goodman, J. W.; 1968)," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 15, no. 1. p. 191, 1969.
- [4] J. Tian and K.-K. Ma, "A survey on super-resolution imaging," Signal, Image Video Process., vol. 5, no. 3, pp. 329–342, Sep. 2011.
- [5] MathWorks, "Introducing Deep Learning with MATLAB," 2017.