

This is a postprint version of the following published document:

Martínez, C., et al. (2020, noviembre). *Nuevo método para la obtención de imágenes TAC libres de endurecimiento de haz vía aprendizaje automático*. En: CASEIB 2020: XXXVIII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, libro de actas, 25–27 Nov, 2020. Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, 2020, pp. 439–442.

URL: http://caseib.es/2020/wp-content/uploads/2020/12/CASEIB2020_LibroActas.pdf



This work is licensed under a [Se distribuye bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

Nuevo método para la obtención de imágenes TAC libres de endurecimiento de haz vía aprendizaje automático

C. Martínez^{1,2}, C. F. Del Cerro^{1,2}, M. Desco^{1,2,3,4}, M. Abella^{1,2,3}

¹ Depto. Bioingeniería e Ingeniería Aeroespacial, Universidad Carlos III de Madrid, España {crismart, carlosfe}@pa.uc3m.es, {mdesco, mabella}@ing.uc3m.es

² Instituto de Investigación Sanitaria Gregorio Marañón, Madrid, España,

³ Centro Nacional de Investigaciones Cardiovasculares Carlos III (CNIC), Madrid, España

⁴ Centro de investigación en red en salud mental (CIBERSAM), Madrid, España

Resumen

El endurecimiento de haz es un efecto mediante el cual la energía media de un haz de rayos X se incrementa a medida que atraviesa un material. Este efecto provoca dos tipos de artefactos en la imagen reconstruida: cupping, en muestras homogéneas y bandas negras, entre zonas densas de muestras heterogéneas.

Los métodos de corrección propuestos en la literatura se pueden dividir en métodos de post-proceso, los cuales necesitan de varias reconstrucciones y proyecciones extra basadas en una segmentación de una reconstrucción preliminar. Esta segmentación puede no ser óptima en adquisiciones con baja dosis, limitando la calidad de la imagen final. Se han propuesto métodos de reconstrucción iterativos como alternativa para corregir los artefactos de endurecimiento de haz en adquisiciones de baja dosis, incluyendo modelos de ruido y de fuente policromática, pero suponen un aumento considerable del tiempo de ejecución.

En este trabajo se propone un nuevo método para la obtención de imágenes sin artefactos de endurecimiento de haz en tomografía axial computarizada basado en técnicas de aprendizaje profundo, usando la red neuronal U-Net. El método se ha evaluado en dos escenarios, de alta y baja dosis, resultando en una corrección óptima en ambos.

1. Introducción

El origen del endurecimiento de haz en tomografía computarizada reside en la naturaleza policromática de la fuente de rayos X. Se define como el proceso por el cual la energía media del haz de rayos X aumenta al atravesar un material debido a que los fotones menos energéticos son absorbidos con mayor facilidad que los de mayor energía. El endurecimiento de haz produce principalmente dos tipos de artefactos en la imagen reconstruida: *cupping* en regiones homogéneas y bandas entre zonas densas de regiones heterogéneas [1].

En la literatura se pueden encontrar múltiples esquemas de corrección. El más sencillo, consistente en pre-endurecer el rayo a través de un filtrado físico para descartar la mayoría de fotones de baja energía que emite la fuente, es insuficiente para eliminar completamente los artefactos [1]. El método más implementado en los escáneres comerciales es la linealización, en el que se asume que la muestra es homogénea, corrigiendo el artefacto de *cupping* pero no eliminando las bandas negras [2]. Para corregir ambos artefactos, Nalcioğlu et al. [3] extienden la linealización incluyendo dos factores de corrección, uno

para el hueso y otro para el tejido blando. Para ello necesitan la estimación de la cantidad de tejido blando y hueso atravesado, obtenida mediante una reconstrucción preliminar, y el conocimiento del espectro de la fuente. Joseph et al. [4] eliminan la necesidad de conocer el espectro, corrigiendo los datos de proyección con un modelo no lineal de dos parámetros, en el que también es necesaria una reconstrucción preliminar para estimar la cantidad de hueso atravesado. La principal dificultad de este método reside en el hecho de que el valor óptimo de los parámetros varía según el tamaño y composición del hueso, dificultando la obtención de un valor óptimo global. En [5] se extiende el modelo anterior buscando los parámetros de forma iterativa por medio de la maximización de la uniformidad en el tejido blando de la imagen. Para eliminar el paso de segmentación, en [6] se desarrolla el mismo algoritmo basándose en la combinación lineal de las imágenes pero extraídas a partir de la proyección y reconstrucción de la imagen inicial, a la cual se le ha realizado una transformación del histograma. Ambos métodos están basados en la suposición de que el objeto está compuesto por zonas homogéneas, lo que puede resultar en una reducción de resolución de contraste en tejido blando.

Recientemente se han presentado dos métodos para la corrección tanto de bandas como de *cupping* extendiendo la idea de linealización a 2D [7, 8]. El método sBHCM [7] es el más robusto de los dos frente al ruido, ya que obtiene los factores de corrección a través de un paso de calibración con un maniquí formado por dos materiales que emulan tejido blando y hueso. Sin embargo, al igual que los anteriores, necesita de la segmentación de un tejido que puede fallar en adquisiciones con baja dosis.

Para compensar el efecto de endurecimiento de haz en adquisiciones con baja dosis, podemos recurrir a los algoritmos iterativos. En [9], los autores presentan un método iterativo que incluye un modelo policromático de la fuente, sin embargo, requiere del conocimiento del espectro para introducir el efecto de la energía en la matriz de proyección. Este requerimiento se elimina en el método propuesto en [10], que llamaremos bhSIR, con una simplificación del modelo de fuente policromático basado en dos parámetros y un paso de calibración. Sin embargo, el uso de métodos iterativos supone un aumento considerable del tiempo de ejecución.

En este trabajo se propone un nuevo método para la obtención de imágenes sin artefactos de endurecimiento de haz en tomografía axial computarizada, compensando tanto los artefactos de endurecimiento de haz como el ruido asociado a las imágenes adquiridas en escenarios de baja dosis en FDK, a través de técnicas de aprendizaje profundo.

2. Algoritmo propuesto

El algoritmo propuesto se basa en la red U-net [11], principalmente utilizada para segmentación de imágenes médicas, con el Error Cuadrático Medio (ECM) como función de coste. Para evitar la normalización de las imágenes que salen de la red se ha eliminado la capa sigmoidea de la red original. La Figura 1 muestra un esquema de la red.

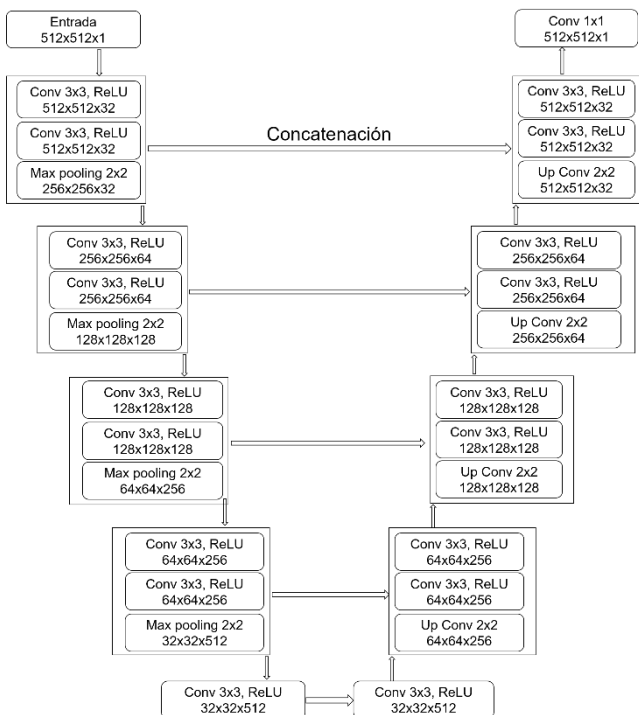


Figura 1: Arquitectura modificada de la red U-Net

La red se ha entrenado dos veces de forma independiente para escenarios de dosis estándar (360 proyecciones obtenidas en un rango angular de 360 grados) y escenarios de baja dosis (180 proyecciones obtenidas en un rango angular de 360 grados). El entrenamiento se ha realizado a partir de cortes axiales de tres estudios de roedor adquiridos con el escáner de micro-CT ARGUS/CT (SEDECAL) [12]. Los dos escenarios se han simulado a con el software de simulación y reconstrucción FUX-SIM [13], obteniéndose proyecciones de 512×218 píxeles. La reconstrucción se hace con el algoritmo FDK [14], dando lugar a volúmenes de $512 \times 512 \times 218$ vóxeles.

Para ambos entrenamientos se ha considerado como referencia la imagen obtenida con bhSIR [10]. Los parámetros de entrenamiento han sido una tasa de aprendizaje de 10^{-5} durante 100 épocas y el optimizador Adam [15]. La Figura 2 muestra ejemplos de imágenes para cada escenario de baja dosis y dosis estándar, así como su reconstrucción ideal.

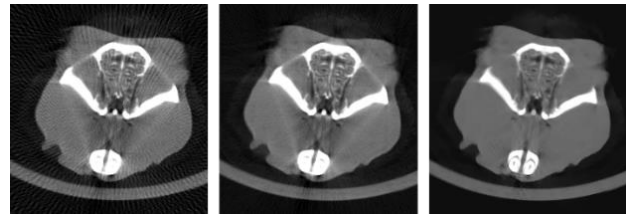


Figura 2: Corte axial de un estudio de roedor adquirida con baja dosis (izquierda), dosis estándar (centro) y reconstruida con el método iterativo (derecha)

3. Evaluación y Resultados

Se ha aplicado la red neuronal a un estudio de roedor independiente de los estudios entrenados, en escenarios de dosis estándar y baja dosis, comparando el resultado con el obtenido con FDK, con FDK+sBHCM [7] y bhSIR [10]. Para la evaluación cuantitativa se ha calculado el ECM de los volúmenes anteriores con respecto a la reconstrucción de referencia.

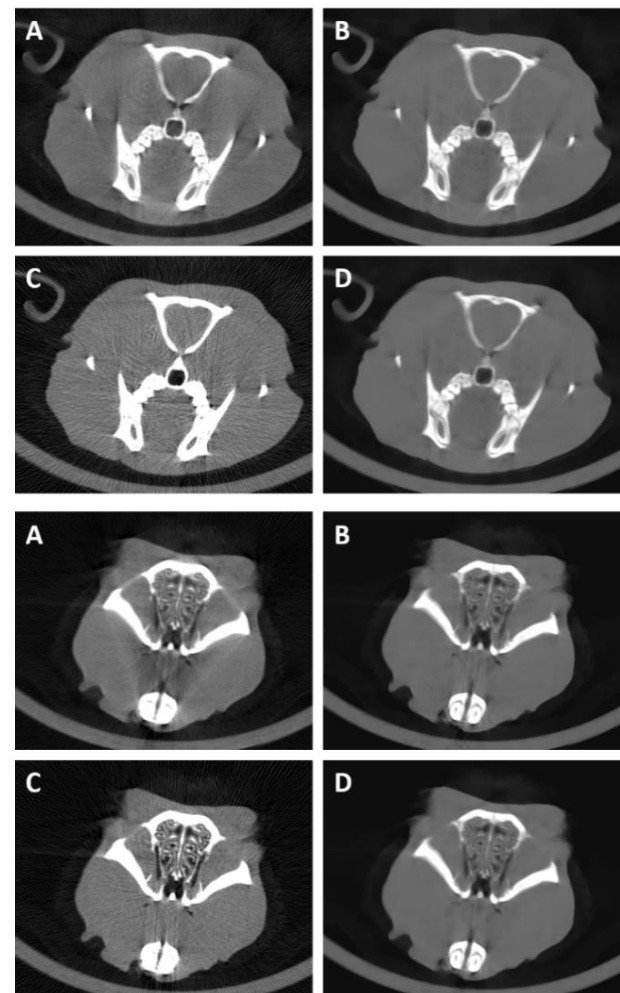


Figura 3: Escenario de dosis estándar para el corte axial 1 (arriba) y 2 (abajo) obtenido con FDK (A), bhSIR (B), FDK+sBHCM (C) y el esquema propuesto (D)

En la Figura 3 podemos observar una reducción de las bandas negras en todos los métodos de corrección para el escenario de dosis estándar. Sin embargo, existe un pequeño aumento de ruido en el caso de usar FDK+sBHCM que no se observa en el método propuesto.

La imagen corregida con la red neuronal se asemeja a la imagen referencia obtenida con el método iterativo pero reduciendo el tiempo de ejecución a 0.26 segundos por corte.

En la Figura 4 también se observa una reducción significativa de las bandas negras para todos los métodos en el escenario de baja dosis. El FDK+sBHCM resulta en artefactos debido al bajo muestreo de las proyecciones, que, sin embargo, se ven reducidos por el método propuesto. Al igual que en el escenario de dosis estándar, el método propuesto genera una imagen muy similar a bhSIR pero con un tiempo de ejecución reducido.

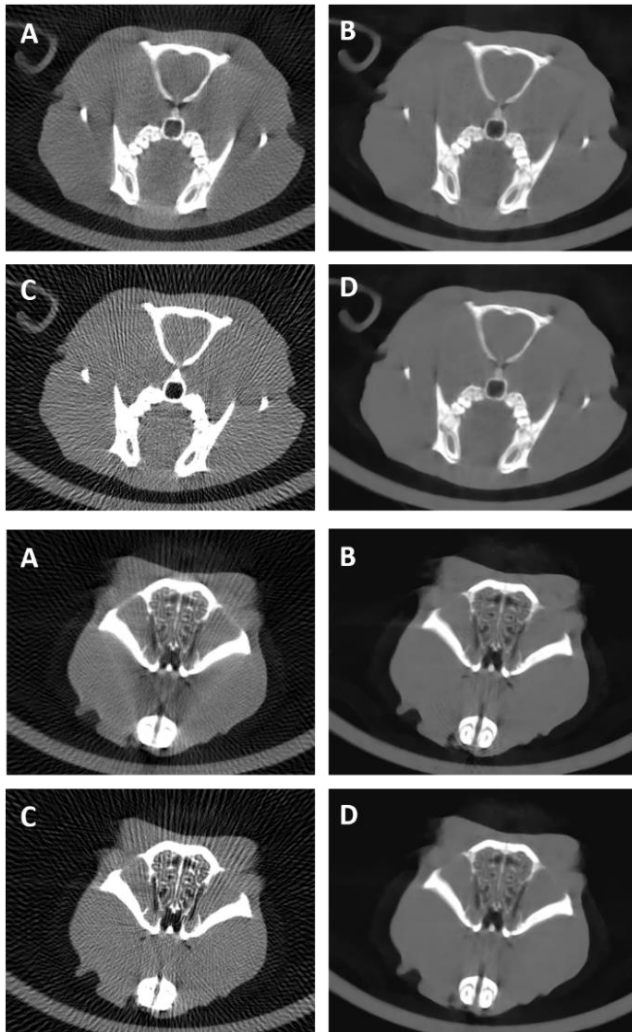


Figura 4: Escenario de baja dosis para el corte axial 1 (arriba) y 2 (abajo) obtenido con FDK (A), bhSIR (B), FDK+sBCHM (C) y el esquema propuesto (D)

La Tabla 1 muestra el ECM del volumen completo para los distintos métodos. Se observa como el menor error corresponde al método propuesto.

TABLA I
ECM DEL ESTUDIO DE ROEDOR

	FDK	FDK+sBHCM	Método propuesto
Dosis estándar	0.03	0.23	0.0007
Baja dosis	0.06	0.3	0.003

4. Conclusiones y discusión

En este trabajo se propone un nuevo método para la obtención de imágenes libres de los artefactos producidos por el endurecimiento de haz en imágenes de rayos X. El método se basa en una reconstrucción preliminar con FDK, con artefactos, seguida de un paso de post-proceso basado en técnicas de aprendizaje profundo.

La red utilizada es una modificación de la arquitectura U-net eliminando la función de activación sigmoide final para evitar la normalización de la imagen de salida.

La cantidad de ruido de la imagen obtenida con el método propuesto es inferior a la obtenida con FDK+sBHCM, debido a que el procesamiento de las proyecciones introduce ruido en la imagen reconstruida.

El método propuesto alcanza una reducción de ruido similar al método iterativo con bhSIR [10], pero con una reducción muy considerable del tiempo de ejecución lo que permite su uso en aplicaciones en las que es necesaria la condición de tiempo real, como imagen intraoperatoria. Este método puede ser incluido en los sistemas TAC clínicos o preclínicos sin necesidad de realizar cambios en el hardware o en el método de reconstrucción.

Los resultados muestran una pequeña pérdida de resolución espacial comparada con la imagen reconstruida con bhSIR. Esta pérdida de resolución es algo común en la utilización de redes neuronales y puede ser reducida a través de la optimización de la función de coste. En un trabajo futuro, se estudiará la posibilidad de usar diferentes funciones de coste, así como la posibilidad de utilizar redes basadas en arquitecturas GAN (*Generative Adversarial Networks*). También se realizará un estudio sobre la viabilidad de entrenar la red una única vez, combinando los estudios de dosis estándar y baja dosis. Para ello será necesario estudiar si se requiere un aumento del número de imágenes de entrenamiento, incluyendo estudios de diferentes partes anatómicas.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (Instituto de Salud Carlos III, proyecto DTS17/00122; Agencia Estatal de Investigación, proyecto DPI2016-79075-R-AEI/FEDER, UE), cofinanciado por Fondos de la Unión Europea (FEDER), “A way of making Europe”. Además, ha sido financiado por el Programa de apoyo a la realización de proyectos interdisciplinarios de I+D para jóvenes investigadores de la Universidad Carlos III de Madrid 2019-2020 en el marco del Convenio Plurianual Comunidad de Madrid- Universidad Carlos III de Madrid (proyecto DEEPCT-CM-UC3M). El CNIC está financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades y la fundación PRO-CNIC y es un centro de excelencia Severo Ochoa (SEV-2015-0505).

Referencias

[1] J. F. Barrett and N. Keat, "Artifacts in CT: recognition and avoidance," *Radiographics*, vol. 24, pp. 1679-91, Nov-Dec 2004.

- [2] R. A. Brooks and G. Di Chiro, "Beam hardening in x-ray reconstructive tomography," *Phys Med Biol*, vol. 21, pp. 390-8, May 1976.
- [3] O. Nalcioglu and R. Y. Lou, "Post-reconstruction method for beam hardening in computerised tomography," *Phys Med Biol*, vol. 24, pp. 330-40, Mar 1979.
- [4] P. M. Joseph and R. D. Spital, "A method for correcting bone induced artifacts in computed tomography scanners," *J Comput Assist Tomogr*, vol. 2, pp. 100-8, Jan 1978.
- [5] Y. Kyriakou, E. Meyer, D. Prell, and M. Kachelriess, "Empirical beam hardening correction (EBHC) for CT," *Med Phys*, vol. 37, pp. 5179-87, Oct 2010.
- [6] S. Schuller, S. Sawall, K. Stannigel, M. Hulsbusch, J. Ulrici, E. Hell, *et al.*, "Segmentation-free empirical beam hardening correction for CT," *Med Phys*, vol. 42, pp. 794-803, Feb 2015.
- [7] C. Martínez, C. De Molina, M. Desco, and M. Abella, "Simple method for beam-hardening correction based on a 2D linearization function," in *The 4th International Meeting on Image Formation in X-Ray Computed Tomography (CTMeeting 2016)*, Bamberg, 2016.
- [8] C. Martínez, C. de Molina, M. Desco, and M. Abella, "Calibration-free method for beam-hardening compensation: preliminary results," in *2017 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*, 2017, pp. 1-3.
- [9] I. A. Elbakri and J. A. Fessler, "Statistical image reconstruction for polyenergetic X-ray computed tomography," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 21, pp. 89-99, 2002.
- [10] M. Abella, C. Martínez, M. Desco, J. J. Vaquero, and J. A. Fessler, "Simplified Statistical Image Reconstruction for X-ray CT with Beam-Hardening Artifact Compensation," *IEEE transactions on medical imaging*, 2019.
- [11] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, 2015, pp. 234-241.
- [12] J. J. Vaquero, S. Redondo, E. Lage, M. Abella, A. Sisniega, G. Tapias, *et al.*, "Assessment of a new high-performance small-animal x-ray tomograph," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 55, pp. 898-905, 2008.
- [13] M. Abella, E. Serrano, J. Garcia- Blas, I. García, C. de Molina, J. Carretero, *et al.*, "FUX-Sim: Implementation of a fast universal simulation/reconstruction framework for X-ray systems," *PLOS ONE*, vol. 12, p. e0180363, 2017.
- [14] L. A. Feldkamp, L. C. Davis, and J. W. Kress, "Practical cone-beam algorithm," *Josa a*, vol. 1, pp. 612-619, 1984.
- [15] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.