

---

# Neurosono-net: deep learning para la detección de anomalías del cerebro fetal mediante ultrasonografía

## Neurosono-net: deep learning for the detection of fetal brain abnormalities using ultrasonography

---

**Carlos Rojas-Azabache**

<https://orcid.org/0000-0002-6093-1574>  
[carlos.rojas6@unmsm.edu.pe](mailto:carlos.rojas6@unmsm.edu.pe)

**Thalia Romero-Olortiga**

<https://orcid.org/0000-0002-0623-4882>  
[thalia.romero@unmsm.edu.pe](mailto:thalia.romero@unmsm.edu.pe)

Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Medicina San Fernando. Lima. Perú

RECIBIDO: 15/10/2022 - ACEPTADO: 20/12/2022 - PUBLICADO: 30/12/2022

---

### RESUMEN

El diagnóstico de anomalías cerebrales fetales a través del uso de ecografía es importante debido a que las malformaciones congénitas cerebrales son una de las anomalías más comunes. La prevalencia de estas anomalías es desconocida, ya que algunos casos no se manifiestan hasta etapas posteriores de la vida y la mayoría ocurren en personas que no están en grupos de riesgo. Muchas de estas anomalías no tienen tratamiento disponible y pueden ser graves y permanentes, por lo que es importante realizar un diagnóstico y pronóstico precisos para poder brindar asesoramiento y manejo multidisciplinario. El objetivo de este trabajo es implementar una arquitectura de deep learning que utilice imágenes de ultrasonido de cerebro fetal para la detección automática de anomalías en los planos estándar. Para ello utilizaremos la arquitectura Faster R-CNN, el cual podría ser de gran utilidad para lugares remotos donde no se cuenta con un profesional especialista en ecografía; a su vez, también puede servir de apoyo para el entrenamiento ecográfico de los profesionales que realicen este procedimiento.

**Palabras clave:** Ultrasonido fetal, Ultrasonografía fetal, Neurosonografía, aprendizaje profundo.

### ABSTRACT

Diagnosis of fetal brain abnormalities through the use of ultrasound is important because congenital brain malformations are one of the most common anomalies. The prevalence of these abnormalities is unknown, as some cases do not manifest until later in life and most occur in people who are not in risk groups. Many of these anomalies have no available treatment and can be severe and permanent, so it is important to make an accurate diagnosis and prognosis in order to provide multidisciplinary advice and management. The objective of this work is to implement a deep learning architecture that uses ultrasound images of the fetal brain for the automatic detection of abnormalities in standard planes. For this we will use the Faster R-CNN architecture, which could be very useful for remote places where there is no professional specialist in ultrasound; in turn, it can also serve as support for the ultrasound training of professionals who perform this procedure.

**Keywords:** Fetal Ultrasound, Fetal ultrasonography, Neurosonography, deep learning.

## I. EL PROBLEMA

Las malformaciones congénitas del sistema nervioso central (SNC) son anomalías que ocurren durante el desarrollo fetal y que afectan la estructura o función del sistema nervioso central. La incidencia varía de 1 a 2 casos por 1000 nacimientos (Wticzak et al, 2007), y desarrollo está influenciada por factores ambientales y genéticos (Imbard et al, 2013).

Estas malformaciones incluyen afecciones tales como anencefalia, hidrocefalia, espina bífida y malformaciones encefálicas como el síndrome de Dandy-Walker. Las malformaciones congénitas del SNC son muy variadas y pueden tener un amplio rango de severidad, desde leves hasta graves. Pueden tener un impacto significativo en la salud y el desarrollo de un niño, y pueden requerir tratamiento médico y terapias especializadas a lo largo de la vida (ISUOG, 2007).

La evaluación prenatal del sistema nervioso central fetal es importante para identificar cualquier malformación congénita a tiempo y brindar a los padres el asesoramiento, así como también el apoyo necesario para tomar decisiones informadas sobre el seguimiento del embarazo, la terapia fetal, el momento y tipo de parto. Los médicos pueden utilizar varias pruebas para evaluar el sistema nervioso central fetal durante el embarazo, incluyendo ultrasonido, resonancia magnética fetal y amniocentesis.

La ecografía es útil para la evaluación y diagnóstico de las malformaciones del SNC en cualquier edad gestacional, sin embargo, las evaluaciones de las estructuras cerebrales se estudian más en el segundo trimestre, debido a que se muestran más definidas las estructuras que deben evaluarse para un correcto screening. El reconocimiento de cortes estándar para la evaluación de malformaciones cerebrales en fetos del segundo trimestre ha sido investigado desde bastante tiempo, y es de gran importancia su correcta detección para realizar un screening completo; sin embargo, la ecografía sigue siendo operador dependiente, por lo que necesita de gran experiencia del ecografista que realiza el estudio (Milani et al, 2019).

El desarrollo reciente de los métodos en inteligencia artificial ha demostrado una alta precisión en diferentes aplicaciones en el mundo real, incluso pudiéndose usarse en aplicaciones en tiempo real, el cual puede ser de gran utilidad para los estudios de ultrasonografía. Esta tecnología podría ser de gran ayuda para los sistemas de detección automática en lugares donde no se cuenta con un profesional calificado en realizar ecografías obstétricas.

## 1. ULTRASONOGRAFIA EN LA EVALUACION DE MALFORMACIONES DEL CEREBRO FETAL

### A. Ultrasonografía del SNC fetal

La mayoría de las malformaciones del sistema nervioso central se diagnostican durante el segundo trimestre del embarazo, aunque algunas de las más graves, como la acrania y la holoprosencefalia alobar, pueden detectarse durante el primer trimestre. Es importante tener en cuenta que una evaluación normal del sistema nervioso central durante el examen morfológico fetal a las 20-24 semanas no excluye la posibilidad de que surjan alteraciones durante el embarazo, por lo que es importante reevaluar la morfología cerebral fetal a lo largo del embarazo (ISUOG, 2007), (Malingier et al, 2006).

### B. Evaluación básica del Sistema Nervioso Central

Según las directrices de la Sociedad Internacional de Ultrasonido en Obstetricia y Ginecología (ISUOG), la evaluación básica del SNC es la técnica de exploración de la morfología fetal del segundo trimestre que se utiliza de forma rutinaria y se realiza por vía transabdominal. Se utiliza para el cribado de malformaciones del sistema nervioso central durante el segundo y tercer trimestre de embarazo en pacientes de bajo riesgo y tiene una sensibilidad del 80% para la detección de estas anomalías (ISUOG, 2007). Durante la evaluación, se examinan estructuras del cerebro en tres planos axiales: transtalámico, transventricular y transcerebeloso (Figura 1).

El plano transtalámico: Se evalúa la forma y la biometría del cráneo, la textura del parénquima cerebral, los ventrículos laterales, el plexo coroideo, la fisura interhemisférica, el cavum septum pellucidum (CSP), el tálamo, el cerebelo y la cisterna magna.

El plano transventricular: Se evalúa la asta posterior del ventrículo lateral utilizando el CSP y las astas posteriores de los ventrículos-aurícula laterales como puntos de referencia.

El plano transcerebeloso: Se evalúan las estructuras de la fosa posterior, como el cerebelo y la cisterna magna, utilizando los cuernos anteriores de los ventrículos laterales, el CSP, el tálamo, el cerebelo y la cisterna magna como puntos de referencia.

Es importante evaluar el tamaño del ventrículo lateral durante el embarazo, ya que la ventriculomegalia es un signo común de malformaciones del

sistema nervioso central. Además, la ausencia del CSP durante el período entre las semanas 17 y 37 de gestación puede ser un signo de anomalías como la agenesia del CSP, la holoprosencefalia lobar, la agenesia del cuerpo calloso, la hidrocefalia grave y la displasia óptica del septo (Malingier et al, 2005)

## 2. TRABAJOS RELACIONADOS

Existen varios métodos para detectar estructuras fetales como el cráneo, el corazón y el abdomen en videos de ultrasonido fetal 2D (Maraci, 2014, 2015), y algunos de ellos se han basado en la utilización de bosques aleatorios guiados para categorizar imágenes de ultrasonido 2D fetales en siete planos de exploración estandarizados (Yaqub et al, 2015). Sin embargo, la detección automática del plano de exploración fetal estandarizado en videos cortos de ultrasonido fetal 2D ha demostrado ser una tarea desafiante debido a la gran cantidad de posibles apariencias del fondo. Los avances recientes en visión artificial han llevado a la utilización de redes neuronales convolucionales (CNN) para analizar datos de ultrasonido, y algunos trabajos han utilizado esta técnica para detectar uno o tres planos de exploración estandarizados en videos de ultrasonido fetal 2D (Chen, 2015a, 2015b; Ni, 2013, 2014). Sin embargo, estos enfoques no están diseñados para funcionar en tiempo real y requieren la aplicación de un clasificador varias veces en cada cuadro del video de entrada.

Otra investigación que quiso resolver el problema para que sea de aplicación de tiempo real, para ello utilizó Faster R-CNN, obteniendo buenos resultados para evaluar diversos cortes estandarizados no solo de cerebro, sino también de otras regiones fetales, si bien es cierto es un gran aporte, su utilidad no se enfoca a la detección de signos normales y anormales del cerebro fetal (Baumgartner et al, 2017).

## II. MATERIALES Y MÉTODOS

Después de la revisión del estado del arte de las diversas arquitecturas en aprendizaje profundo, según la utilidad y conveniencia, se selecciona Faster R-CNN. Para el entrenamiento se utilizará la plataforma de Google Colaboratory, el lenguaje de programación Python 3.6, el framework de deep learning Pytorch, así como también las librerías de procesamiento de imágenes (OpenCV), operación matricial (Numpy) y visualización de imágenes (Matplotlib).

En resumen, vea la Figura 2, las imágenes son extraídas del ecógrafo, luego estas imágenes se pre-procesan e ingresan a la arquitectura Faster R-CNN, posteriormente la inferencia se evaluará mediante las métricas de medición. Antes de ingresar las imágenes a la arquitectura Faster RCNN se realizará un redimensionado de las imágenes a 224x224 píxeles, una conversión a escala de grises, normalización de la intensidad de píxeles de la imagen y finalmente se realizará el etiquetado del

Figura 1

Tres planos axiales ecográficos. El plano transventricular (A), transtalámico (B) y transcerebeloso (C).

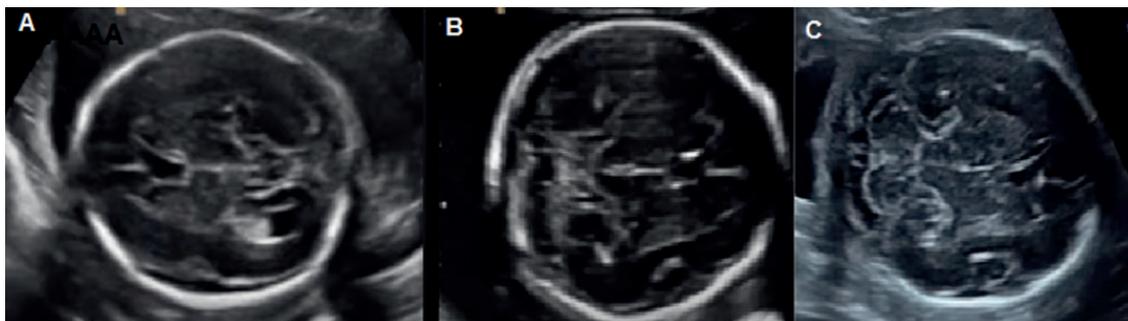


Figura 2

Proceso de ejecución.



conjunto de datos por ecografistas expertos en ultrasonografía obstétrica. Para mejorar la inferencia, se utilizará un aumento de datos, realizando edición de recorte, brillo, contraste, volteos y adición de ruido, aumentando de esa manera nuestro conjunto de datos (Horry et al, 2020).

## DATASET

El conjunto de datos para esta investigación fue una recopilación de diferentes centros diagnósticos privados de la ciudad de Lima que dieron su consentimiento para el uso, a dichas imágenes ecográficas se les extrajo cualquier información relacionada al paciente como del centro clínico.

Una vez publicado y ejecutado la investigación se intentará dejar el conjunto de datos a libre acceso en un repositorio Github para que los investigadores puedan seguir aportando en la investigación en visión artificial aplicado a ultrasonografía.

Actualmente, se sigue recopilando imágenes de ultrasonografía fetal, procesando y realizando el etiquetado manual por parte de especialistas expertos en ultrasonografía obstétrica. Las imágenes extraídas de los diversos ecógrafos se presentan en una matriz de 512x512 píxeles de un solo canal (escala de grises) y en formato DICOM, inicialmente se cuenta con 1410 imágenes de ultrasonografía del cerebro fetal.

## ARQUITECTURA PROPUESTA

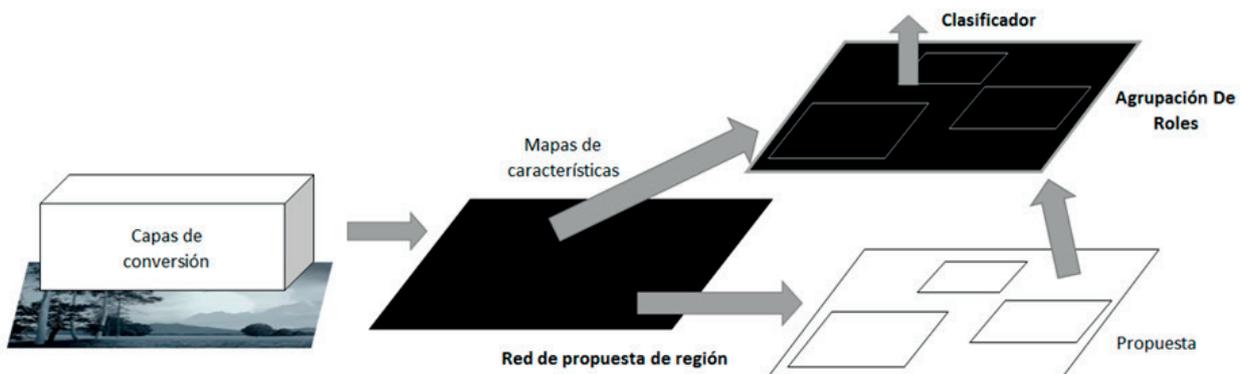
Faster R-CNN es un algoritmo utilizado para detectar objetos en una imagen. Se divide en dos partes: una red de propuesta de región (RPN) y una red de detección. La red de propuesta de región es una red totalmente convolucional con la capacidad de

producir propuestas de región y evaluar si estas propuestas representan objetos o fondo. La red de detección genera un mapa de características, el cual será utilizado por la red de propuesta de región como entrada y genera un conjunto de propuestas de objetos rectangulares junto con una puntuación para cada propuesta (Girshick, 2015). Para cada propuesta de región, una capa de agrupación de región de interés (ROI) extrae un vector de características de longitud fija del mapa de características, y cada vector de características se alimenta luego a una serie de capas completamente conectadas (Figura 3). Los resultados de estas capas se envían a dos capas de salida paralelas, una para generar probabilidades de clases  $K+1$  y otra para generar coordenadas de cuadros delimitadores correspondientes. En la red de propuesta de región, se utilizan dos tecnologías clave: mecanismo de anclaje y regresión de cuadro delimitador. El mecanismo de anclaje utiliza una pequeña red de tamaño  $n \times n$  para funcionar como una ventana deslizante en el mapa de características convolucionales de la última capa de convolución compartida. La regresión de cuadro delimitador utiliza salidas de cuatro  $K$  para codificar coordenadas de  $K$  cajas. En general, Faster R-CNN tiene como objetivo mejorar la eficiencia y la exactitud de la detección de objetos, comparados con otros modelos de detección que también utilizan regiones.

## III. CONCLUSIONES

La evaluación sistemática de la ultrasonografía fetal es fundamental para un adecuado diagnóstico de las malformaciones del cerebro fetal, así como también para la formación de las competencias del profesional ecografista. La ultrasonografía del cerebro fetal es un examen de rutina que permite el

Figura 3  
Faster R-CNN



estudio detallado de la anatomía del SNC fetal y es importante para la detección de situaciones de riesgo o de sospecha de malformaciones del SNC, por lo que es necesario la alta capacitación de los profesionales ecografistas.

Este artículo muestra la gran utilidad que puede tener la automatización de la evaluación ecográfica mediante un algoritmo de inteligencia artificial, el cual podría ser de gran ayuda para sistemas de teleradiología en lugares remotos, donde el déficit de un profesional ecografista es más marcado, así como también podría ser de gran utilidad para la educación médica.

Esta investigación también propone un conjunto de datos de la región, que posteriormente estará disponible de acceso libre para que se pueda seguir investigando sobre este tema.

Otro aspecto positivo de este proyecto es su aplicabilidad, ya que no solo proporciona una predicción, sino que también muestra la detección de los planos estándares de normalidad, así como también la detección y clasificación de los signos que pueden ser utilizados para la solución del diagnóstico diferencial.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Wticzak, M., Ferenc, T., & Wilczyński, J. (2007). Pathogenesis and genetics of neural tube defects. *Ginekol Pol*, 78, 981-985.
- [2] Imbard, A., Benoist, J. F., & Blom, H. J. (2013). Neural tube defects, folic acid and methylation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 10, 4352-4389.
- [3] International Society of Ultrasound in Obstetrics & Gynecology Education Committee (Ed.). (2007). *Sonographic examination of the fetal central nervous system: Guidelines for performing the "basic examination" and the "fetal neurosonogram"*. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 29, 109-116.
- [4] Milani, H. J. F., Barreto, E. Q. S., Araujo Júnior, E., Peixoto, A. B., Nardozza, L. M. M., & Moron, A. F. (2019). Ultrasonographic evaluation of the fetal central nervous system: Review of guidelines. *Radiologia Brasileira*, 52(3), 176-181.
- [5] Malinger, G., Lev, D., & Lerman-Sagie, T. (2006). Normal and abnormal fetal brain development during the third trimester as demonstrated by neurosonography. *European Journal of Radiology*, 57, 226-232.
- [6] Malinger, G., Lev, D., Kidron, D., et al. (2005). Differential diagnosis in fetuses with absent septum pellucidum. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 25, 42-49.
- [7] Maraci, M. A., Napolitano, R., Papageorghiou, A., & Noble, J. A. (2014). Searching for structures of interest in an ultrasound video sequence. In *Machine Learning in Medical Imaging* (pp. 133-140). Springer, Boston, MA.
- [8] Maraci, M. A., Napolitano, R., Papageorghiou, A., & Noble, J. A. (2015). Fisher vector encoding for detecting objects of interest in ultrasound videos. In *Proc. ISBI* (pp. 651-654).
- [9] Yaqub, M., Kelly, B., Papageorghiou, A. T., & Noble, J. A. (2015). Guided random forests for identification of key fetal anatomy and image categorization in ultrasound scans. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 687-694). Springer, Cham, Switzerland.
- [10] Chen, H., et al. (2015). Automatic fetal ultrasound standard plane detection using knowledge transferred recurrent neural networks. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 507-514). Springer, Cham, Switzerland.
- [11] Chen, H., et al. (2015). Standard plane localization in fetal ultrasound via domain transferred deep neural networks. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 19(5), 1627-1636.
- [12] Ni, D., et al. (2013). Selective search and sequential detection for standard plane localization in ultrasound. In *Proc. Int. MICCAI Workshop Comput.Clin. Challenges Abdominal Imag.*, 2013, pp. 203-211.
- [13] Ni, D., et al. (2014). Standard plane localization in ultrasound by radial

component model and selective search. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 40(11), 2728-2742.

- [14] Baumgartner, C. F., et al. (2017). SonoNet: Real-time detection and localization of fetal standard scan planes in freehand ultrasound. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 36(11), 2204-2215. doi:10.1109/TMI.2017.2712367
- [15] Horry, M. J., Chakraborty, S., Paul, M., Ulhaq, A., Pradhan, B., Saha, M., & Shukla, N. (2020). Covid-19 detection through transfer learning using multimodal imaging data. *IEEE Access*, 8, 149808-149824.
- [16] Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Santiago, Chile (pp. 1440-1448).

**Fuentes de financiamiento:**

Propia.

**Conflictos de interés:**

Los autores declaran no tener conflictos de interés.

**Contribuciones de autoría**

Conceptualización: Primer Autor

Metodología: Primer Autor; Segundo Autor

Administración del proyecto: Primer Autor; Segundo Autor