

# Valor adicional de la resonancia magnética fetal en las alteraciones del sistema nervioso central detectadas. Barranquilla, periodo 2017 a 2022

## Additional value of fetal magnetic resonance imaging in alterations of the central nervous system detected. Barranquilla, period 2017 to 2022

Alfredo Barraza<sup>1</sup>, Israel Díaz<sup>2</sup>, Roberto Porto<sup>3</sup>, Olga Casadiego<sup>4</sup>, Katherine Hernández<sup>4</sup>

<sup>1</sup>MD. Especialista en Ginecología y Obstetricia, Director de Ginecología y Obstetricia, Universidad Metropolitana. Barranquilla, Colombia.

<sup>2</sup>MD. Msc. En Reproducción Humana. Investigación Biomédica. Universidad Metropolitana. Barranquilla, Colombia

<sup>3</sup>Ing. Msc en Ingeniería de Sistemas y Computación. Líder del grupo Aglaia de la Universidad del Norte. Barranquilla, Colombia

<sup>4</sup>MD. Residente de Ginecología y Obstetricia, Universidad Metropolitana. Barranquilla, Colombia

### Resumen

**Introducción:** el desarrollo de la ecografía de alta resolución y la incorporación de la Resonancia Magnética nuclear abre nuevas oportunidades para el desarrollo del campo de la investigación prenatal.

**Objetivo:** diseñar una metodología que permita calcular el valor adicional de la resonancia magnética fetal en el diagnóstico prenatal de anomalías del sistema nervioso central sospechadas por ecografía en pacientes atendidas en CEDIUL.

**Material y método:** estudio descriptivo a partir de informes ecográficos y de resonancia magnética de 115 gestantes atendidas en CEDIUL, utilizando como criterio de inclusión Gestantes con embarazo único o múltiple a quienes se les haya diagnosticado o no, alguna alteración del SNC Fetal, por medio de ecografía y/o sometidas a la realización de RNM Fetal en CEDIUL durante 2017 al 2022.

**Resultados:** se realizó un análisis multivariado a partir de una matriz de correlación en forma de mapa de calor, lo que arroja un coeficiente de correlación; A partir de aquí se realizaron 3 experimentos los cuales son: sin variables eliminadas, eliminando las variables patología en ecografía y por ultimo eliminado la variable patología en RMN, para ver el comportamiento de las demás variables en un análisis multivariable y en la construcción del modelo utilizando técnicas de regresión logística e inteligencia artificial.

**Conclusión:** se determina el valor adicional que ofrece la RNM fetal sobre la ecografía en un 17%; además el modelo es capaz de detectar pacientes sanos y pacientes con patologías con una efectividad del 68%, estableciendo las relaciones fuertes por encima del 60%

**Palabras clave:** Alteraciones SNC, Resonancia Magnética Nuclear Fetal, Ecografía Obstétrica

### Abstrac

**Introduction:** The development of high-resolution ultrasound and the incorporation of nuclear magnetic resonance opens new opportunities for the development of the field of prenatal research.

**Objective:** Design a methodology to calculate the additional value of fetal magnetic resonance in the prenatal diagnosis of central nervous system abnormalities suspected by ultrasound in patients treated at CEDIUL.

**Material and method:** Descriptive study based on ultrasound and magnetic resonance reports of 115 pregnant women treated at CEDIUL, using as inclusion criteria Pregnant women with a singleton or multiple pregnancy who have or have not been diagnosed with some alteration of the Fetal CNS, by means of ultrasound and/or who underwent Fetal MRI at CEDIUL during 2017 to 2022.

**Results:** A multivariate analysis was performed from a correlation matrix in the form of a heat map, which yields a correlation coefficient; From here, 3 experiments were carried out: without eliminated variables, eliminating the pathology variables in ultrasound and finally eliminating the pathology variable in MRI, to see the behavior of the other variables in a multivariate analysis and in the construction of the model using logistic regression techniques and artificial intelligence.

**Conclusion:** the additional value offered by fetal MRI over ultrasound is determined at 17%; in addition, the model can detect healthy patients and patients with pathologies with an effectiveness of 68%, establishing strong relationships above 60%.

**Key words:** CNS alterations, Fetal Magnetic Resonance Imaging, Obstetrical Ultrasonography

Correspondencia:

Alfredo Barraza. Calle 76 No. 42 - 78. Barranquilla, Colombia

abarraza@unimetro.edu.co

Recibido: 27/02/23; aceptado: 12/04/23

## Introducción

Con la llegada de nuevas técnicas de imagen, se ha vuelto más fácil estudiar la vida en el útero. Han ocurrido innumerables hechos desde la primera auscultación y la posterior instalación de la ecografía como herramienta diagnóstica del estado fetal. Hoy, el desarrollo de la ecografía de alta resolución y la incorporación de la Resonancia Magnética nuclear (RMN) abre nuevas oportunidades para el desarrollo del campo de la investigación prenatal. Este es el caso de la neurología fetal, una disciplina que ha crecido más rápidamente en los últimos años, no solo gracias a los avances tecnológicos, sino también a la mayor necesidad de los padres de evaluar el estado neurológico actual del bebe.

La resonancia magnética nuclear (RMN) es un complemento de la ecografía que se puede utilizar en la evaluación fetal para el pronóstico y el tratamiento perinatal, ya que puede detectar anomalías potenciales hasta en el 50 % de los casos (1).

Las malformaciones del sistema nervioso central (SNC) representan un tercio de las anomalías fetales y ocurren en el 75% de los mortinatos. Su prevalencia se estima en 1 de cada 100 nacidos vivos. Aproximadamente el 10 % de las anomalías cerebrales son secundarias a anomalías cromosómicas, el 20 % son secundarias a factores genéticos, el 10 % son secundarias a eventos intrauterinos adversos (como una infección) y el 60 % son de causa desconocida (1). La detección de anomalías en el desarrollo del sistema nervioso central (SNC), es particularmente difícil debido a el desarrollo de diferentes estructuras se mantiene durante toda la gestación e incluso la vida posnatal y a eso se le suma el cambiando de los patrones de normalidad según la edad gestacional (2).

La resonancia magnética (RM) fetal es una técnica de imagen en auge, útil en la valoración del cerebro y columna fetal. Ayuda a estudiar el desarrollo cerebral fetal y se puede realizar un diagnóstico precoz de las anomalías congénitas (3). La RM fetal tiene varias ventajas sobre la ecografía, como una mejor resolución espacial, ausencia de limitación en casos de oligohidramnios, posición fetal inapropiada o presencia de ecogenidad debido a la quimiotaxis craneal, y además evalúa el desarrollo cortical. Las limitaciones de la resonancia magnética RM fetal son la presencia de artefactos de movimiento fetal los cuales se reducen por el uso de nuevas secuencias ultrarrápidas (4).

En 2002, el Colegio Estadounidense de Radiólogos (1) aprobó el uso de resonancia magnética a cualquier edad gestacional al evaluar el balance riesgo/beneficio, pero es conveniente esperar al segundo trimestre dado que los estudios sobre fetos que demuestran la ausencia de efectos adversos en el primer trimestre están limitados por el pequeño tamaño

de la muestra. Así mismo, estudiaron el uso de contraste intravenoso, el cual no es aceptable porque el contraste atraviesa la placenta generando un riesgo potencial de nefrotoxicidad inducida por gadolinio que conlleva la fibrosis del sistema renal.

Teniendo claro que la ecografía fetal sigue siendo el método de elección en alteración fetales, buscamos establecer entonces la utilidad de la RNM FETAL vs la Ecografía en la confirmación de malformaciones sospechadas del SNC fetal sospechadas en una primera evaluación, resaltando su importancia en la conducta y pronóstico establecido para cada feto estudiado.

## Material y métodos

Se recolectaron los informes de ecografías y RMN Fetal realizados en CEDUIL entre los años 2017 y 2022, obteniendo una muestra de 115 gestantes, utilizando como criterio de inclusión Gestantes con embarazo único o múltiple a quienes se les haya diagnosticado o no, alguna alteración del SNC Fetal, por medio de ecografía y/o sometidas a la realización de RMN Fetal.

Este estudio se encuentra enmarcado sobre un tipo de investigación experimental con una metodología de investigación analítica. Los pasos metodológicos se describen a continuación:

- Se realizó un recorrido del estado del arte en donde se presentan estudios similares para determinar el grado de importancia de la resonancia magnética fetal en el diagnóstico prenatal de anomalías del sistema nervioso central.
- Se solicitó el registro de pacientes del centro de imágenes diagnósticas y terapéuticas CEDIUL, de la ciudad de Barranquilla, desde el año 2017 a 2022, que fueron sometidas a RMN Fetal posterior a la realización de una Ecografía Fetal en la cual se sospechara alguna alteración del SNC.
- Se determinó el conjunto de variables idóneas para determinar el grado de importancia de la resonancia magnética fetal en el diagnóstico prenatal de anomalías del sistema nervioso central.
- Se realizó un análisis exploratorio de datos para determinar el grado de correlación de las variables y su importancia. Se eliminaron las variables que menos se correlacionan del conjunto de datos.
- Se aplicaron técnicas de minería de datos y de aprendizaje automático para encontrar las secuencias lógicas que permitan determinar el cálculo del valor agregado de la RMN.

En este apartado se describe los resultados de los distintos experimentos o estudios realizados con el conjunto de datos para determinar el valor adicional que puede aportar estudio RMN a la actual técnica de ecografía.

**Resultados**

Al conjunto de datos se le realizó un análisis exploratorio de datos compuesto por una descripción de los datos, un análisis estadístico, una revisión del comportamiento de cada variable, un análisis multivariado de todos los datos y otros análisis sin las variables patológicas detectados tanto por Ecografía como por RMN.

**Tabla 1.** Codificación de variables en estudio

	<b>Edad Materna</b>
1	Edad gestacional
2	Patología en ecografía
3	Edad gestacional (RNM)
4	Patología en RNM
5	Cerebelo RNM
6	Cerebelo ECO
7	Cisterna magna RNM
8	Cisterna magna ECO
9	Septum pellucidum RNM
10	Septum pellucidum ECO
11	Linea media RNM
12	Linea media ECO
13	Astas anteriores RNM
14	Astas anteriores ECO
15	Astas anteriores RNM
16	Astas anteriores ECO
17	Cuerpo calloso RNM
18	Cuerpo calloso ECO
19	III ventrículo RNM
20	III ventrículo ECO
21	IV ventrículo RNM
22	IV ventrículo ECO
23	Surcos y cisuras RNM
24	Surcos y cisuras ECO
25	Clase

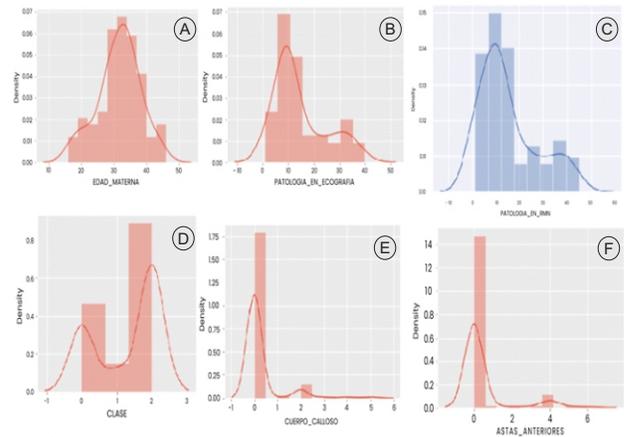
Fuente: Elaboración propia

Se realizó un análisis univariable y se graficó cada variable para determinar su comportamiento o densidad de los datos como se presenta en la matriz de imágenes de la gráfica 1.

Se puede observar en la gráfica (A) la edad materna promedio fue de 30 a 35 años y la mayor presencia de patologías en el sistema nervioso central fetal representados en la gráfica (E y F) fue cuerpo calloso y astas anteriores, además de diferentes patologías que no corresponden a SNC fetal fueron, acretismo placentario, representadas en gráficas (B y C).

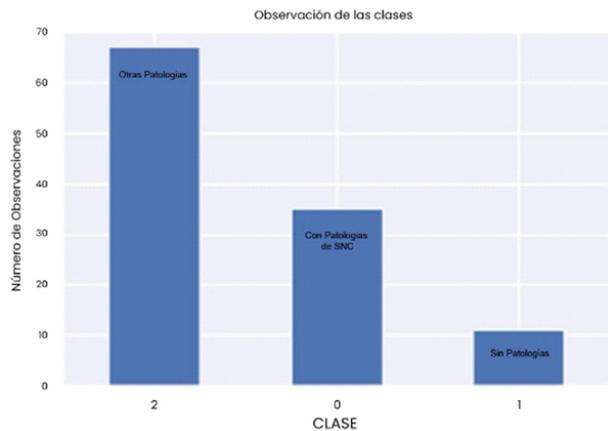
De la misma forma se graficó las observaciones de las clases, denotando que el conjunto de datos se encuentra desbalanceado; se puede observar que existen 3 clases las cuales son (0. Con patologías del SNC, 1. Sin patologías, 2. Otras patologías), gráfica 2.

**Gráfica 1.** Comportamiento de las variables según la densidad de los datos



Fuente: Elaboración propia

**Gráfica 2.** Identificación de clases del conjunto de datos



Fuente: Elaboración propia

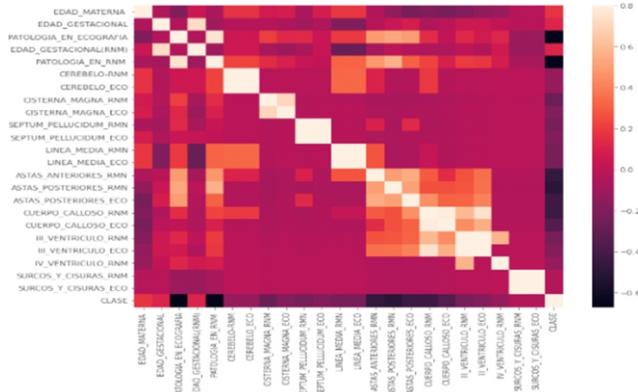
A simple vista se identifica, que en la mayoría de los datos presenta una asimetría negativa en las variables Edad Materna y Clase. Así mismo, se puede observar una asimetría positiva en las demás variables. Por otro lado, se puede observar una desviación con respecto a la distribución normal en las variables con algunos casos atípicos.

A partir de aquí se realizaron 3 experimentos los cuales son: sin variables eliminadas, eliminando las variables patología en ecografía y por último eliminado la variable patología en RMN. Esto se realiza para ver el comportamiento de las demás variables en un análisis multivariable y en la construcción del modelo.

Se realizó un análisis multivariado a partir de una matriz de correlación en forma de mapa de calor. Gráfica 3. Esto se realiza para conocer las variables y sus relaciones. A simple vista podemos observar que hay variables que se relacionan directamente proporcional como: Edad gestacional con edad gestacional de la RMN con coeficiente de correlación de (0.72),

patología en RMN con patología en ecografía (0.76), III ventrículo con cuerpo caloso (0.55), III ventrículo con IV ventrículo (0.57), Astas anteriores con Astas posteriores (0.55), patología en RMN con Astas posteriores (0.51) y patología en Ecografía con Astas posteriores (0.60) entre las relaciones más fuertes. También existen variables que se relacionan indirectamente proporcional como: clase con patología en ecografía con coeficiente de correlación de (0.67), clase con patología en Astas posteriores (0.53) y clase con patología en RMN (0.67) entre las relaciones más fuertes.

**Gráfico 3.** Matriz de correlación



Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

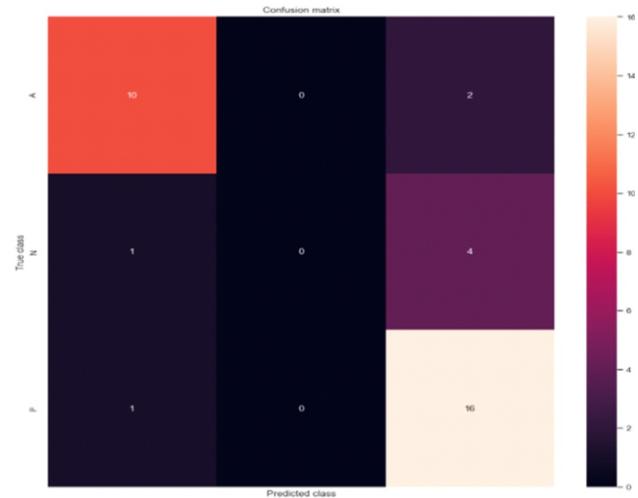
**Experimento 1.**

El primer experimento se realiza con todas las variables del conjunto de datos. Ahora se construye el modelo con los datos sin balancear, por lo que se utiliza la técnica de Regresión Logística teniendo en cuenta que se quiere clasificar la variable CLASE. Por lo que se define que de los datos se dividirán en datos de entrenamiento con 70% o sea 79 registros y datos de prueba con el 30% restante con 34 registros.

Posterior a esto se genera una matriz de confusión para ver los diferentes casos presentados. Ahora se puede ver que de las 34 gestantes han clasificado según las 3 clases que reconoce verdadero positivo, verdadero negativo, falso positivo y falso negativo como se muestra en el gráfico 4. De cada clase se tiene lo siguiente:

- Clase 0. verdadero positivo 10, verdadero negativo 0, falso positivo 2 y falso negativo 0 para un total de 12 de un total de 34 gestantes.
- Clase 1. verdadero positivo 1, verdadero negativo 0, falso positivo 4 y falso negativo 0 para un total de 5 de un total de 34 gestantes.
- Clase 2. verdadero positivo 16, verdadero negativo 0, falso positivo 0 y falso negativo 1 para un total de 17 de un total de 34 gestantes.

**Gráfico 4.** Matriz de confusión con el modelo sin balancear



Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

Por otro lado, se puede ver las métricas del modelo como precisión, recall o exhaustividad y f1-score. En la tabla 3 se puede apreciar la cantidad de registros de prueba detectados en las diferentes clases.

**Tabla 3.** Desempeño del modelo con todas las variables sin balancear

F1 - SCORE	
Clase 0	0.83
Clase 1	0.00
Clase 2	0.82
<b>ACCUARACY (Exactitud)</b>	<b>0.76</b>

Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

En la tabla 3 se identifica, que para la clase 0 hay una precisión del 83%, exhaustividad o recall del 83%, esto quiere decir identifica ese porcentaje de las veces que aparece y f1 como la métrica que combina el rendimiento de las 2 anteriores. La clase 1 no la reconoce y para la clase 2, la precisión es del 73%, el recall o exhaustividad es el 93 % de las veces (eso quiere decir que 94 % de las veces que aparece lo hace con una precisión el 73%) y el f1 score es del 82%.

Así mismo, se observa que la efectividad con la que el modelo acierta la clasificación de las clases es del 76%. Ahora se corre nuevamente el modelo con los datos balanceando para ver si mejora la efectividad con la que el modelo acierta en la clasificación de las 3 clases. El balanceo consta de penalizar la clase que más peso tiene de las 3 clases o en su defecto la clase que más registros tiene.

**Tabla 4.** Desempeño del modelo con todas las variables con el modelo balanceado

F1 - SCORE	
Clase 0	0.80
Clase 1	0.25
Clase 2	0.69
<b>ACCUARACY (Exactitud)</b>	0.68

Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

Ahora se puede ver en la tabla 4. que detecta la clase 1, con valores muy bajos de precisión y de recall y f1 score. Sin embargo, por lo menos ya detecta que existen pacientes que son sanos. También es posible notar que los valores de f1 score de las demás clases ha bajado un poco, pero sigue teniendo un rendimiento aceptable al momento de detectar las 3 clases. De la misma forma, la efectividad baja un 8% llegando a 68% con la que el modelo clasifica. Por ende, al penalizar la mayor clase, el modelo mejora, ya que logra reconocer la clase con menor peso y aunque con un alto costo.

**Experimento 2.**

El segundo experimento se realiza con todas las variables exceptuando la variable patología en RMN. Se crea el modelo con la técnica Regresión logística y con los mismos parámetros que en el primer experimento. Los resultados del modelo sin balancear fueron los siguientes:

**Tabla 5.** Desempeño del modelo sin la variable patología RMN y sin balancear

F1 - SCORE	
Clase 0	1.00
Clase 1	0.00
Clase 2	0.84
<b>ACCUARACY (Exactitud)</b>	0.79

Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

Se puede apreciar en la tabla 5, que se vuelve a detectar las clases 0 y la clase 2 con un gran desempeño, pero sigue sin detectar la clase 1. La efectividad con la que clasifica el modelo es del 79%. Ahora se corre nuevamente el modelo con los datos balanceando para ver si mejora la efectividad con la que el modelo acierta en la clasificación de las 3 clases.

En la tabla 6, el modelo volvió a detectar la clase 0 pero en menor porcentaje de f1- score que en la primera ejecución del modelo sin balancear del segundo experimento. Así mismo, la efectividad bajó un 20% que en la primera ejecución del modelo sin balancear del segundo experimento y un 9% en la misma instancia del experimento 1.

**Tabla 6.** Desempeño del modelo sin la variable patología RMN y balanceado

F1 - SCORE	
Clase 0	0.94
Clase 1	0.24
Clase 2	0.59
<b>ACCUARACY (Exactitud)</b>	0.59

Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

**Experimento 3.**

El tercer experimento se realiza con todas las variables exceptuando la variable patología en Ecografía. Los resultados del modelo sin balancear fueron los siguientes:

**Tabla 7.** Desempeño del modelo sin la variable patología en Ecografía y sin balancear

F1 - SCORE	
Clase 0	0.95
Clase 1	0.00
Clase 2	0.96
<b>ACCUARACY (Exactitud)</b>	0.91

Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

En la tabla 7, el modelo mejora en comparación con el experimento 1 un 15% y con el experimento 2 un 12%. La efectividad con la que el modelo predice es del 91%. Los valores de f1 score son mejores que en los experimentos 1 y 2. También es posible apreciar que la variable patología en RMN aporta un 12% adicional que con la variable patología en ecografía utilizada en el experimento 2.

Ahora se corre nuevamente el modelo con los datos balanceando para ver si mejora la efectividad con la que el modelo acierta en la clasificación de las 3 clases.

**Tabla 8.** Desempeño del modelo sin la variable patología en Ecografía y balanceado

F1 - SCORE	
Clase 0	0.90
Clase 1	0.36
Clase 2	0.81
<b>ACCUARACY (Exactitud)</b>	0.76

Fuente: Anaconda, Python, Visual Studio

En la tabla 8, se detecta la clase 1, con valores muy bajos de precisión y de recall y f1 score. Los valores más altos, aunque no distan mucho que en el experimento 1. Sin embargo, por lo menos ya detecta que existen pacientes que son sanos. También es

posible notar que los valores de f1 score de las demás clases han bajado un poco con respecto a la estancia 1 del experimento 3, pero sigue teniendo un buen rendimiento al detectarlos. De la misma forma, la efectividad aumenta un 8% con respecto al experimento 1 llegando a 76% con la que el modelo clasifica. También es posible notar que la efectividad del modelo balanceado con respecto al experimento 2 aumenta un 17%. Esto quiere decir que el modelo construido a partir de la variable patología en RMN aporta un 17% con respecto al modelo balanceado del experimento 2 con la variable patología en ecografía.

## Discusión

Actualmente no hay un protocolo para establecer si es necesario realizar RMN en gestantes diagnosticadas por ecografía con alteraciones del sistema nervioso central fetal (SNCF). Nuestros hallazgos demuestran el valor adicional que ofrece la RNM fetal sobre la ecografía Obstétrica de rutina en el diagnóstico de malformaciones del sistema nervioso central fetal al aplicar el modelo al grupo poblacional seleccionado; además se logró establecer un modelo en el cual se identifica el criterio para elegir la RNM fetal posterior a la realización de una ecografía Obstétrica, entiendo esta investigación como una herramienta de ayuda a médicos especialistas y/o a instituciones dedicadas a la realización de imágenes diagnósticas; sin embargo es prematuro concluir que este modelo de predicción se encuentra terminado por lo que se hace necesario mejorar la cantidad y la calidad de los datos, para llevar a que el modelo aprenda sobre registros atípicos que esté clasificando y así mejorar la efectividad con la que clasifica y predice. Sin importar que la efectividad del modelo, en condiciones óptimas, llegue al 100%, el modelo debe servir como una herramienta complementaria y de ayuda diagnóstica hasta probar la confiabilidad de este en diferentes casos.

Por otro lado, es importante mencionar que no se encontraron publicaciones previas similares a este modelo de predicción, por lo que esta investigación podría demarcar el punto de partida para establecer mediante inteligencia artificial un modelo predictivo que pudiera, en un país de tantas limitantes, impactar de manera positiva sobre la población menos favorecida dándole oportunidad en el tratamiento requerido para sus fetos.

## Referencias

1. Recio M, Martínez de Vega V, Martínez P, Pérez J, Fernández D, Jiménez M. RM fetal en las anomalías del SNC: Aspectos de interés para el obstetra. *Rev. argent. Radiol.* 2010; 74(4):385-96.
2. Paladini D, Malinger G, Monteagudo A, Pílu G, Timor-Tritsch I, Toi A. Sonographic examination of the fetal central nervous system: Guidelines for performing the 'basic examination' and the 'fetal neurosonogram'. *Ultrasound Obstet Gynecol.* 2007; 29(1), 109-116. DOI: 10.1002/uog.3909
3. Sánchez R, Castellote A, Enríquez G, Carreras E, Vázquez E, Torán N. Resonancia magnética en el diagnóstico prenatal de malformaciones congénitas. *Bol Pediatr* 2001; 41: 9-16.
4. Muñoz SH, Aiello H, Ortega FX, Pietrani M, Guerra BF, Herrera MM, Prayer D. Consenso Latinoamericano sobre Resonancia Magnética Fetal. *Revista chilena de obstetricia y ginecología*, 2013; 78(2), 139-41. DOI: 10.4067/S0717-75262013000200012.