



CADI2022

CONGRESO ARGENTINO DE DIAGNÓSTICO POR IMÁGENES

22 AL 24 DE SEPTIEMBRE

CEC:

Comité de Convenciones
Buenos Aires

0955

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN RESONANCIA MAGNÉTICA. EFICIENCIA Y SEGURIDAD EN SU IMPLEMENTACIÓN CLÍNICA.

Autores: Patricia Carrascosa*, Natalia Soria, Gabriel Bolzan, Carlos Capuñay
Diagnóstico Maipú - DASA, Buenos Aires, Argentina.

Conflicto de interés: *Research Consultant, General Electric Company

DASA

**DIAGNOSTICO
MAIPU** 

Propósito

- Los algoritmos de Inteligencia artificial (IA) aplicados a estudios de RM tienen beneficios como mejorar la señal-ruido (SNR) y nitidez de imagen lo cual permite optimizar la resolución espacial y también reducir tiempo de escaneo.
- Con estos algoritmos lo ideal es lograr el equilibrio entre la reducción de tiempos y la mejora en la calidad de imagen.
- Es por ello que el objetivo de este trabajo fue lograr adaptar los parámetros técnicos de los estudios más efectuados en nuestro servicio con el objetivo de reducir tiempos y mantener la calidad de imagen y diagnóstica.

Materiales y métodos

- Se trabajó durante un mes en el armado y testeo de protocolos de IA en estudios de rodilla y columna lumbar ya que los mismos son los más solicitados en nuestro servicio, utilizando la tecnología AIR™ Recon DL (GE Healthcare).
- Para ello se realizaron ajustes en los siguientes parámetros: Resolución, NEX y ancho de banda.
- Una vez establecidos los parámetros técnicos de cada región, se realizaron 181 pacientes a los cuales se les efectuaron secuencias convencionales y con IA.

Rodilla	IA	Convencional
NEX	1.5	1
Ancho de banda	42	50
Aceleración	2	2
Tiempo Total estudio	8:27	4:39

Columna Lumbar	IA	Convencional
NEX	1.5	1
Ancho de banda	62.5	100
Aceleración	1.5	1.25
Tiempo Total estudio	9:47	5:38

Materiales y métodos

- Los estudios fueron evaluados por dos observadores experimentados que efectuaron los análisis en forma ciega.
- O1 (GB) analizó las imágenes convencionales (C) y el O2 (NS) con IA.
- Se midieron los siguientes items: calidad de imagen (CI), exactitud, correlación diagnóstica y tiempos de estudio.
- La CI se midió con una escala de Likert en tres categorías: 1, regular; 2, buena; 3, excelente. Se estableció la media y desvió estándar de cada grupo .

Materiales y métodos

- Se determinó mediante el método de exacto binomial la sensibilidad (S), especificidad (E), valor predictivo positivo (VPP) y valor predictivo negativo (VPN) de los estudios de rodilla y columna realizados con IA considerando los diagnósticos de los estudios convencionales como gold standard.
- La correlación diagnóstica se midió por el coeficiente kappa.
- Se compararon los tiempos de duración de los estudios, evaluando tiempos de reducción de los mismos.

Resultados

- Se analizaron 181 estudios; 89 rodillas y 92 columnas lumbares.
- La calidad de imagen en ambos tipos de estudios con IA vs Convencional mostraron resultados de 1.3 vs 1.4 respectivamente, no evidenciando diferencias entre ambos grupos.
- Los resultados diagnósticos de la IA muestran excelente correlación entre la IA y C con un coeficiente kappa de 0.9.

Tabla 1			
IA vs Convencional			
	Rodilla	Columna	Integral
Kappa	0.94	0.86	0.90
S	86%	85%	86%
Sp	95%	73%	84%
VPP	74%	88%	81%
VPN	95%	78%	87%

Resultados



CON IA



SIN IA

CON IA



SIN IA



Resultados



CON IA



SIN IA

Resultados

- Los tiempos de los estudios con IA vs sin IA se muestran en la siguiente tabla, poniendo en evidencia una reducción significativa de los mismos con un promedio de reducción del 44.74% .

Tabla 2					
Rodilla		Columna		Integral	
IA	Conv	IA	Conv	IA	Conv
04:39	08:27	05:38	09:37	4.88	19:40
↓ 46.9 % tiempo		↓ 42,58% tiempo		↓44.74% tiempo	
p<0.0001		p<0.0001		p<0.0001	

Resultados



1:04 minutos
CON IA



1:42 minutos
SIN IA

Conclusiones

- Los algoritmos de IA para RM probados en estudios de rodillas y columna mostraron reducciones significativas de los tiempos de estudio, manteniendo la calidad de las imágenes y de resultados diagnósticos.

Bibliografía

1. R. Marc Lebel. Performance characterization of a novel deep learning-based MR image reconstruction pipeline. GE Healthcare, Calgary, Alberta, Canada.
2. Boyd, S., Parikh, N., & Chu, E. (2011). Distributed Optimization and Statistical Learning Via the Alternating Direction Method of Multipliers. Now Publishers. Retrieved from books.google.com/books?id=8MjgLpJ04YC.
3. Zhang, K., Zuo, W., Chen, Y., Meng, D., & Zhang, L. (2017). Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising. IEEE Transactions on Image Processing, 26(7), 3142–3155. <https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2662206>



Muchas Gracias

DDSD

**DIAGNOSTICO
MAIPU** 