



Universidad
Rafael Landívar
Identidad Jesuita en Guatemala

TRABAJO DE GRADUACIÓN

UNIVERSIDAD RAFAEL LANDÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA
LICENCIATURA EN INGENIERÍA EN INFORMÁTICA Y SISTEMAS

**Herramienta Web de Deep Learning con Redes Residuales 2-D para la
Detección Temprana de Deterioro Cognitivo en Imágenes de
Resonancia Magnética: Implementación sobre el Dataset OASIS
TRABAJO DE GRADUACIÓN**

JULIO ANTHONY ENGELS RUIZ COTO
1284719
LICENCIATURA EN INGENIERÍA EN INFORMÁTICA Y SISTEMAS

GUATEMALA DE LA ASUNCIÓN, 29 DE ABRIL 2025
CAMPUS CENTRAL

I. INTRODUCCIÓN

Cada año más familias descubren, casi sin aviso previo, que alguno de sus adultos mayores empieza a olvidar rutinas, confundir nombres o perderse camino a casa. Estas manifestaciones tempranas de deterioro cognitivo suelen anticipar enfermedades neurodegenerativas siendo el Alzheimer la más frecuente cuyo avance paulatino termina por afectar la memoria, la autonomía y, en última instancia, la dignidad de la persona.

A escala mundial, la Organización Mundial de la Salud estima que los casos de demencia superarán los 150 millones antes de 2050, una cifra impulsada por el aumento de la esperanza de vida y el envejecimiento de la población.

Guatemala no es ajena a esta realidad. El último censo reveló que la franja etaria mayor de 60 años crece con rapidez y ya ronda el diez por ciento de la población. Diversos estudios locales indican que la mayoría de los diagnósticos se confirma en fases intermedias o tardías, cuando la pérdida funcional es evidente y las opciones terapéuticas sólo pueden ralentizar la progresión. Las razones son variadas: escasez de neurólogos y geriatras fuera de la capital, tiempo de espera prolongado para obtener una resonancia, y la falta de protocolos estandarizados que orienten al médico general en la detección precoz.

A este panorama se suma una brecha tecnológica pronunciada. Aunque la inteligencia artificial ha demostrado, en centros de investigación de alto nivel, su capacidad para detectar patrones sutiles en imágenes neurológicas, el sistema de salud guatemalteco todavía depende casi por completo de la lectura manual realizada por especialistas sobrecargados. El resultado es un cuello de botella: la resonancia está disponible en muchas clínicas, pero la interpretación experta es escasa y costosa, y la oportunidad de actuar temprano se diluye en el tiempo de espera.

En ese contexto, acercar una herramienta informática accesible capaz de recibir una imagen estática del cerebro, analizarla con redes profundas entrenadas en miles de estudios y ofrecer un informe de apoyo podría marcar la diferencia. No se trata de reemplazar la opinión médica, sino de convertir minutos de incertidumbre en segundos de orientación, priorizando los casos más sospechosos y liberando tiempo valioso para el especialista. Una plataforma web, que funcione en un navegador común y se respalde en un modelo de aprendizaje profundo validado con datos abiertos del proyecto OASIS, encaja bien en los entornos con recursos limitados: basta un ordenador modesto y conexión local para que un centro de salud departamental obtenga una segunda opinión objetiva.



Esta investigación propone precisamente ese puente entre la tecnología y la práctica clínica. Al combinar imágenes cerebrales bidimensionales con redes residuales 2-D y ofrecer los resultados en una interfaz sencilla, busca demostrar que la inteligencia artificial no es un lujo reservado a grandes hospitales, sino una herramienta tangible para mejorar la detección temprana del deterioro cognitivo en Guatemala y, con ello, abrir la puerta a intervenciones oportunas que prolonguen la calidad de vida de la población en general.

II. LÍNEA DE INVESTIGACIÓN DE LA FACULTAD

El proyecto propuesto se alinea perfectamente con el Subprograma 1, que trata sobre "Aplicaciones de la ingeniería para la mejora de procesos productivos". Se centra, en concreto, en el área de la automatización y optimización de procesos mediante nuevas tecnologías.

III. JUSTIFICACIÓN

En Guatemala, cada día son más las familias que conviven con el miedo silencioso de ver cómo un ser querido comienza a olvidar rostros, fechas o tareas cotidianas. Cuando el deterioro cognitivo se detecta tarde, las oportunidades de retrasar su avance se reducen drásticamente y el costo emocional y económico para los hogares se multiplica. Sin embargo, la identificación temprana requiere además de la resonancia magnética un especialista capaz de interpretar cada imagen con detalle. Fuera de la capital, esa combinación es escasa y, a menudo, prohibitiva.

Esta realidad dibuja una brecha entre lo que la tecnología puede ofrecer y la asistencia que la mayoría de la población recibe. Mientras en grandes centros de investigación la inteligencia artificial ya ayuda a señalar alteraciones mínimas en segundos, en muchos consultorios guatemaltecos la lectura de estudios de imagen sigue dependiendo únicamente de ojos humanos que, por exceso de pacientes y falta de recursos, no siempre alcanzan a ver los signos más tempranos.



La propuesta de crear una herramienta web que automatice esa primera mirada técnica está pensada para cerrar tal brecha. No pretende reemplazar al médico, sino darle un aliado infatigable que trabaje las veinticuatro horas y señale cuáles casos merecen atención prioritaria. Al utilizar redes profundas entrenadas en un amplio banco de resonancias públicas, el sistema busca transformar cualquier computadora sencilla en una segunda opinión inmediata, sin cuotas de licenciamiento ni infraestructura costosa.

Además de aliviar la carga de los especialistas, el proyecto genera un beneficio social directo: ofrecer diagnósticos más oportunos significa más tiempo de autonomía para los pacientes, menos meses de incertidumbre para sus familias y una eventual reducción en los gastos sanitarios derivados de complicaciones avanzadas. Desde la perspectiva académica, la iniciativa también abre la puerta a que estudiantes y profesionales nacionales se formen en inteligencia artificial enfocada a salud, área todavía naciente en el país.

IV. OBJETIVOS

Objetivo General

Desarrollar una herramienta web interactiva que, mediante redes residuales bidimensionales entrenadas con imágenes de resonancia magnética del conjunto OASIS, identifique de forma temprana las cuatro etapas de deterioro cognitivo y facilite la priorización clínica de los casos con mayor compromiso.

Objetivos Específicos

- A. Caracterizar los patrones radiológicos asociados a cada etapa de deterioro cognitivo presentes en el subconjunto OASIS seleccionado.
- B. Diseñar un flujo de preprocesamiento que normalice y optimice cortes cerebrales 2-D para su uso en redes profundas.
- C. Entrenar y ajustar un modelo propuesto de redes neuronales residuales ResNet-50 empleando estrategias de balanceo de clases y técnicas de limpieza de datos.
- D. Integrar el modelo entrenado en un entorno Django que permita la carga de imágenes, y genere la predicción.



V. METODOLOGÍA

Fase 1: Caracterización y adquisición del conjunto de datos OASIS

Se trabajara con el dataset OASIS (Open Access Series of Imaging Studies), que comprende 86,400 imágenes de resonancia magnética cerebral en formato JPG, clasificadas en cuatro categorías según el grado de deterioro cognitivo: no demencia, demencia muy leve, demencia leve y demencia.

Para la caracterización de los patrones radiológicos asociados a cada etapa de deterioro cognitivo:

1. Realizar un análisis exploratorio de las imágenes disponibles, identificando las características visuales distintivas de cada categoría.
2. Documentar los hallazgos más significativos que servirán como base para el entrenamiento del modelo.

Las imágenes provienen de 461 pacientes cuyos escáneres cerebrales fueron seccionados en el eje Z, seleccionando específicamente los cortes del 100 al 160 por su relevancia diagnóstica. La clasificación se basa en los valores de la Escala de Demencia Clínica (CDR) incluidos en los metadatos originales.

Fase 2: Preprocesamiento y optimización de imágenes

Las imágenes de resonancia magnética del conjunto OASIS requieren un preprocesamiento significativo antes de poder utilizarse como entrada para dicha red neuronal. Se desarrollara un flujo de trabajo automatizado para:

1. Implementaré técnicas de normalización de intensidad para estandarizar el contraste entre diferentes escáneres.
2. Aplicaré algoritmos de eliminación de ruido y artefactos que puedan interferir con el análisis.
3. Realizaré recortes automáticos para centrar las regiones cerebrales de interés, eliminando áreas no relevantes.
4. Redimensionaré todas las imágenes a un tamaño uniforme compatible con la arquitectura ResNet-50 (224×224 píxeles).

Con ello garantizamos que la red aprenda de la estructura cerebral y no de las variaciones introducidas por distintos aparatos de resonancia o ajustes de captura.



3. Diseño y Entrenamiento del Modelo de Deep Learning

Para el desarrollo del modelo de clasificación:

1. Se tiene planeado implementar una arquitectura ResNet-50 bidimensional, aprovechando su capacidad para capturar características jerárquicas complejas mediante conexiones residuales.
2. Adaptar los últimos niveles de la red para la clasificación específica en cuatro categorías de deterioro cognitivo.
3. En caso de encontrar un desbalance entre clases se utilizarán técnicas computacionales para balancear lo más que se pueda la clasificación.
4. El entrenamiento seguirá un esquema de redes neuronales usando librerías de Python, para obtener el mejor modelo de predicción con sus respectivas métricas.

4. Desarrollo e Integración de la Plataforma Web

La implementación de la herramienta web seguirá estas etapas:

1. Se diseñará una arquitectura cliente-servidor utilizando el framework Django para el backend, seleccionado por su robustez y capacidad de integración con modelos de machine learning.
2. Desarrollar una interfaz de usuario intuitiva utilizando HTML5, CSS3 y JavaScript, con énfasis en la accesibilidad y facilidad de uso.
3. Implementar un módulo de carga y visualización de imágenes que permita a los usuarios subir resonancias magnéticas en formato JPG.
4. Diseñar un sistema de generación de reportes que presente los resultados de manera clara, indicando la probabilidad de pertenencia a cada categoría de deterioro cognitivo.



5. Validación y Evaluación del Sistema

Para asegurar la fiabilidad de la herramienta:

1. Evaluar el rendimiento del modelo mediante métricas, Loss (Cross-Entropy), Accuracy, Precision, Recall, F1, AUC-ROC.
2. Generar matrices de confusión para identificar patrones de clasificación errónea y mejorar el modelo en áreas específicas.
3. Realizar pruebas de usabilidad para refinar la interfaz y flujo de trabajo.



VI. ALCANCES Y LÍMITES

Alcances:

Área	Alcance definido
Objetivo clínico	- Clasificación automática de resonancias cerebrales en cuatro categorías: sin deterioro, deterioro muy leve, leve y moderado. Priorización de casos «moderate» para facilitar referencia temprana.
Modalidad de imagen	- Imágenes de Resonancia Magnética ya convertidas a JPG 2-D (slices 100–160 de cada paciente). - Tamaño manejable = 1.36 GB.
Técnica de Deep Learning	- Redes residuales 2-D (ResNet-50). - Manejo de desbalance con class-weights o focal-loss.
Interfaz	- Aplicación web con Django. - El usuario abre el navegador, arrastra la imagen al formulario, pulsa “Analizar” y se observa: <ul style="list-style-type: none">• La categoría asignada.• Un mapa de calor que muestra las zonas más influyentes.
Infraestructura	- Ejecución local: instalar Python y Django en una computadora laptop/tipo torre. <ul style="list-style-type: none">• Entrenamiento en Google Colab (gratuito o Pro) con GPU Tesla T4; los cuadernos acceden al subconjunto OASIS almacenado en Google Drive y generan el modelo final.• Servir el modelo de forma local mediante Django; requisitos mínimos de hardware: CPU cuatro núcleos, 8 GB RAM y Python 3.10.• Control de versiones: repositorio GitHub,
Evaluación	-Evaluar el rendimiento del modelo mediante métricas, Loss (Cross-Entropy),



	Accuracy, Precision, Recall, F1, AUC-ROC.
Divulgación	Entrega de código en repositorio Github, modelo y guía de uso bajo licencia académica, guía README.

Límites:

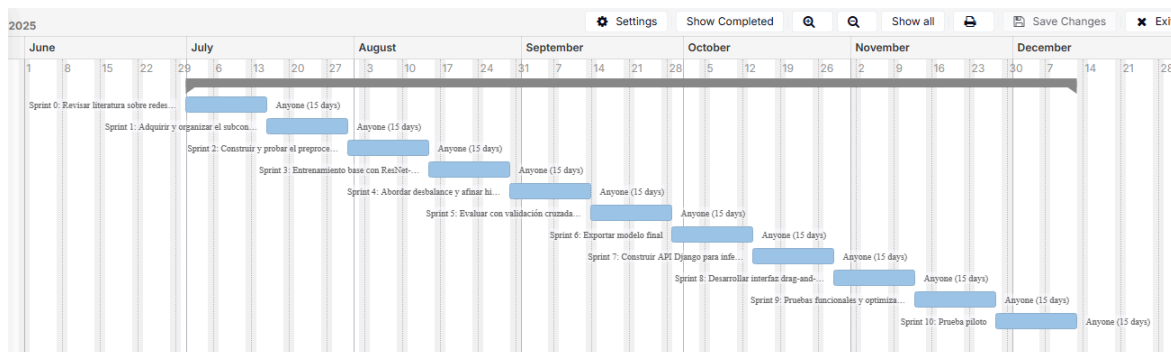
Dimensión	Límite (“qué no cubre”)	Implicación práctica
Representatividad	Dataset proveniente de cohortes estadounidenses, etnia mayormente caucásica.	Generalización a población guatemalteca debe comprobarse con validación externa.
Cobertura clínica	No incluye casos de demencia severa ni otras patologías (vascular, frontotemporal).	El modelo no debe usarse para tipos de demencia distintos.
Desbalance de clases	“Very-mild” y “mild” contienen menos cortes que “non-demented”.	Riesgo de sesgo hacia la clase mayoritaria; se requiere re-muestreo o pérdida focal.
Información 3-D perdida	Solo se usan cortes 2-D seleccionados (100-160); no se procesa el volumen completo.	Puede omitir patrones distribuidos en otras regiones; sensibilidad inferior a 3-D.
Calidad de imagen	Slices convertidos a JPG (compresión con pérdida).	Posible degradación de texturas finas; afecta precisión máxima alcanzable.
Entrada del usuario	La web acepta un corte JPG por consulta.	El operador debe elegir manualmente el slice representativo.



Regulación sanitaria	Ausencia de certificación MSPAS.	Uso estrictamente académico; no apto para diagnóstico clínico definitivo.
Infraestructura gratuita	Servidores free tier limitan RAM y concurrencia.	El servicio puede saturarse bajo tráfico elevado; considerar escalabilidad futura.

VII. CRONOGRAMA DEL PLAN DE TRABAJO

- ▼ Sprints
- Sprint 0: Revisar literatura sobre redes residuales, configurar repositorio Git
 - Sprint 1: Adquirir y organizar el subconjunto OASIS JPG
 - Sprint 2: Construir y probar el preprocesado
 - Sprint 3: Entrenamiento base con ResNet-50
 - Sprint 4: Abordar desbalance y afinar hiperparámetros
 - Sprint 5: Evaluar y generar métricas
 - Sprint 6: Exportar modelo final
 - Sprint 7: Construir API Django para inferencia local
 - Sprint 8: Desarrollar interfaz drag-and-drop y visualización
 - Sprint 9: Pruebas funcionales y optimización de rendimiento
 - Sprint 10: Prueba piloto



(Al terminar cada uno de los sprints se estará elaborando el informe)



VIII. BIBLIOGRAFÍA

1. Daithal, N. (2023). ImagesOASIS: Large-scale brain MRI dataset for Alzheimer 's detection [Conjunto de datos]. Kaggle. Recuperado de: <https://www.kaggle.com/datasets/ninadaithal/imagesoasis>
2. Deep Learning AI. (2021, 8 junio). ResNet explained — deep residual learning [Video]. YouTube. Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=WTygqid7cFA>
3. Deep Learning AI. (2022, 15 enero). ResNet vs. Inception: arquitecturas comparadas [Video]. YouTube. Recuperado de: <https://www.youtube.com/watch?v=gKCuWBpg1bU>
4. MindSpore. (2024). ResNet-50 tutorial: image classification with MindSpore [Manual en línea]. MindSpore. Recuperado de: <https://www.mindspore.cn/tutorials/en/r2.5.0/cv/resnet50.html>
5. Cantoral, J. A. (2022). ResNet56 with 1-cycle policy on CIFAR-10 [Cuaderno de Jupyter]. GitHub. Recuperado de: https://github.com/JACantoral/DL_fundamentals/blob/main/DL_fundamentals_ResNet56_1_cycle_cifar10.ipynb
6. BBC News Mundo. (2022, 9 enero). Alzheimer: la revolucionaria prueba de sangre que promete detectar la enfermedad años antes de los síntomas. BBC. Recuperado de: <https://www.bbc.com/mundo/noticias-59917913>
7. Iqbal, S., & Qureshi, S. (2022). Deep residual networks for Alzheimer's disease detection: A systematic review. Applied Soft Computing, 129, 109548. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109548>. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S156849462101036X>