

---

---

# Detección automática de retinopatía diabética utilizando algoritmos neuro-evolutivos

En el marco del proyecto PINV18-846

Ing. Jordan Ayala

---

---

# Agenda

- Introducción
- Métodos
  - Conjunto de Datos
  - Algoritmos de Inteligencia Artificial
  - Optimización
  - Esquema de Trabajo
- Resultados Obtenidos
- Conclusiones

# Retinopatía Diabética

- La Diabetes Mellitus afecta 9.7% de la población paraguaya[1].
- La Retinopatía Diabética (RD) es causada por altos niveles de azúcar en la sangre que pueden dañar a los vasos sanguíneos de la retina.
- RD es la causa principal de ceguera en el mundo[2].
- La detección temprana es clave para prevenir complicaciones.



Cámara para Fotografías de Fondo de Ojo

Fuente: <<http://dx.doi.org/10.1136/practneurol-2016-001443>>

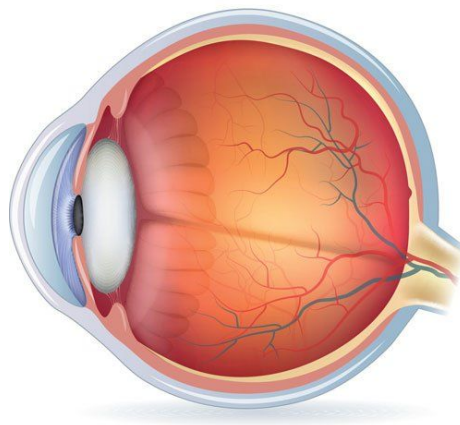
[1] Diabetes - Ministerio de Salud Pública y Bienestar Social <<https://www.mspbs.gov.py/diabetes.html>>

[2] D.S. Fong, L. Aiello, T.W. Gardner, G.L. King, G. Blankenship, J.D. Cavallerano, F.L. Ferris, and R. Klein, Retinopathy in diabetes, Diabetes Care. 27 (2004) s84--s87

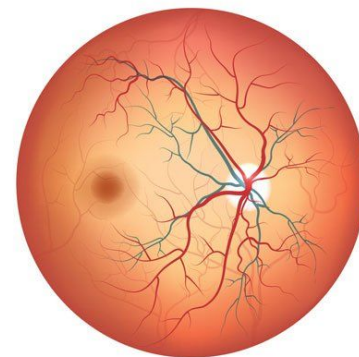
# Imágenes de Fondo de Ojo

- 1.437 imágenes de fondo de ojo.
- Imágenes en el espacio de colores RGB.
- Imágenes clasificadas y etiquetadas por expertos.
- Banco de Imágenes anonimizado disponible públicamente.

Sección Transversal



Fondo de Ojo

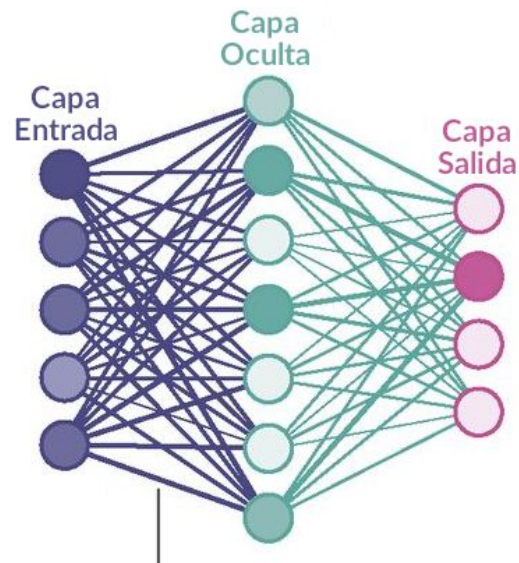


Fotografía de Fondo de Ojo

Fuente: <[www.torontoeyeclinic.com/fundus-photography](http://www.torontoeyeclinic.com/fundus-photography)>

# Machine Learning

- Redes neuronales modelan el comportamiento del cerebro humano.
- Nodos o neuronas interconectadas entre sí forman una red neuronal.
- Se activan mediante un estímulo, denominado función de activación.

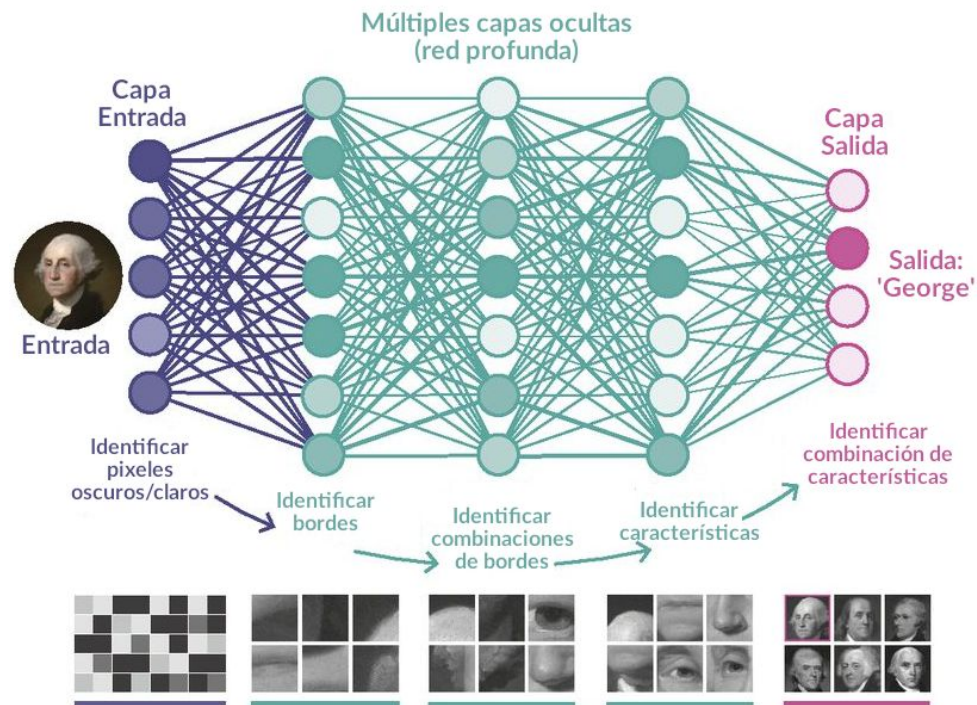


Los nodos transmiten información de una capa a otra por medio de conexiones **ponderadas** y una **función de activación**.

Fuente: What are the limits of deep learning, Waldrop (2019)  
<<https://doi.org/10.1073/pnas.1821594116>>

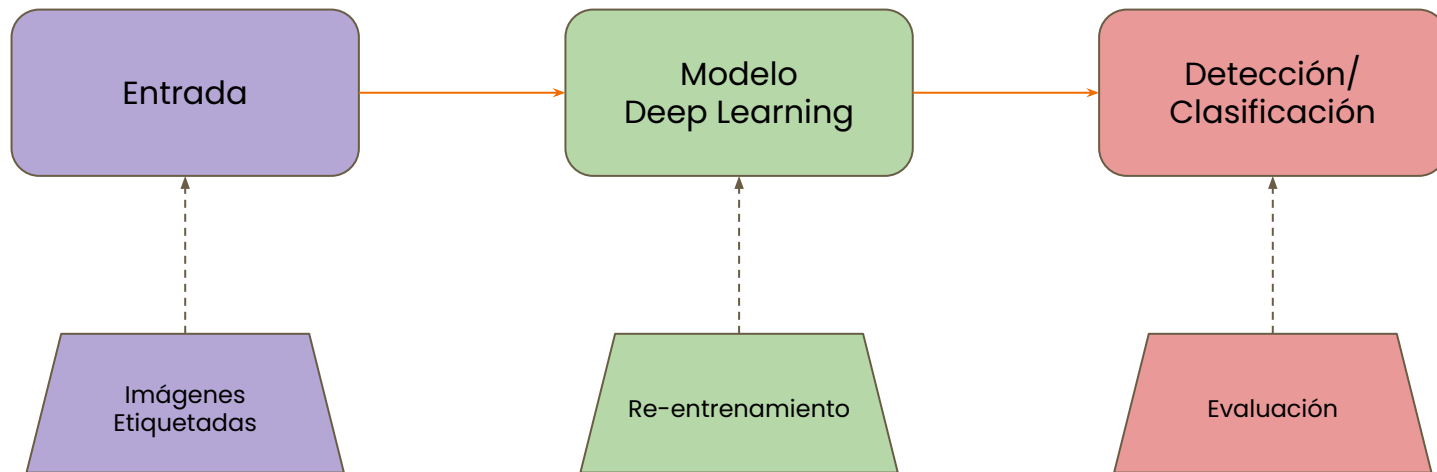
# Deep Learning

- Redes neuronales con múltiples capas ocultas.
- Se extraen características de la entrada.



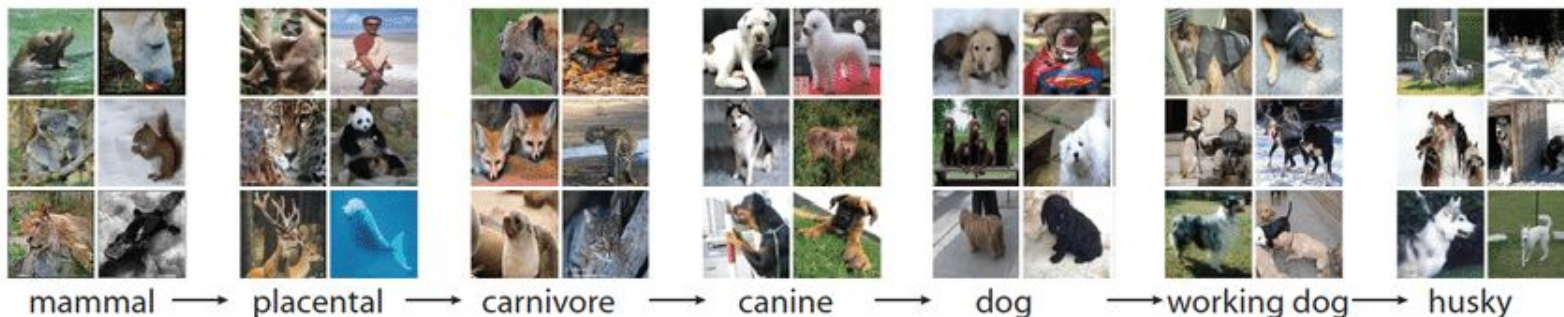
Fuente: What are the limits of deep learning - Waldrop (2019)
   
[<https://doi.org/10.1073/pnas.1821594116>](https://doi.org/10.1073/pnas.1821594116)

# Esquema de Trabajo



# Re-entrenamiento

- Un modelo base de deep learning pre-entrenado con imágenes públicas (ILSVRC-2012-CLS) es utilizado.
- El modelo base es re-entrenado con imágenes específicas del problema, transfiriendo el conocimiento previo a un nuevo dominio.

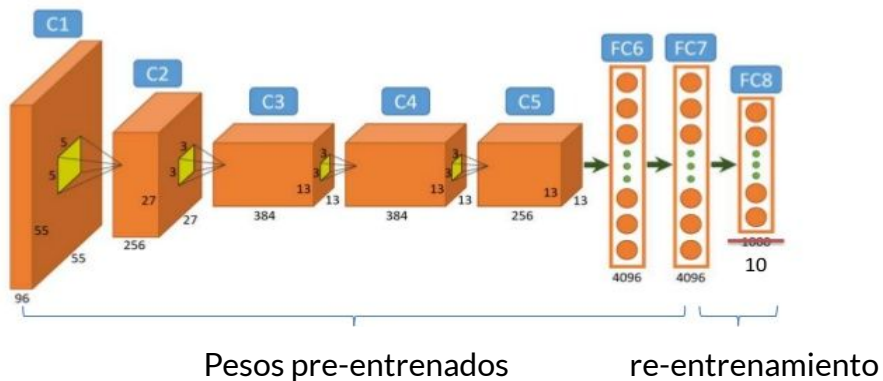


Conjunto de Datos Públicos de Entrenamiento  
 Fuente: ImageNet <<http://www.image-net.org>>



## Re-entrenamiento

- La capa de salida es reemplazada.
- Los pesos de las últimas capas son re-entrenados si es necesario (Fine-Tuning).



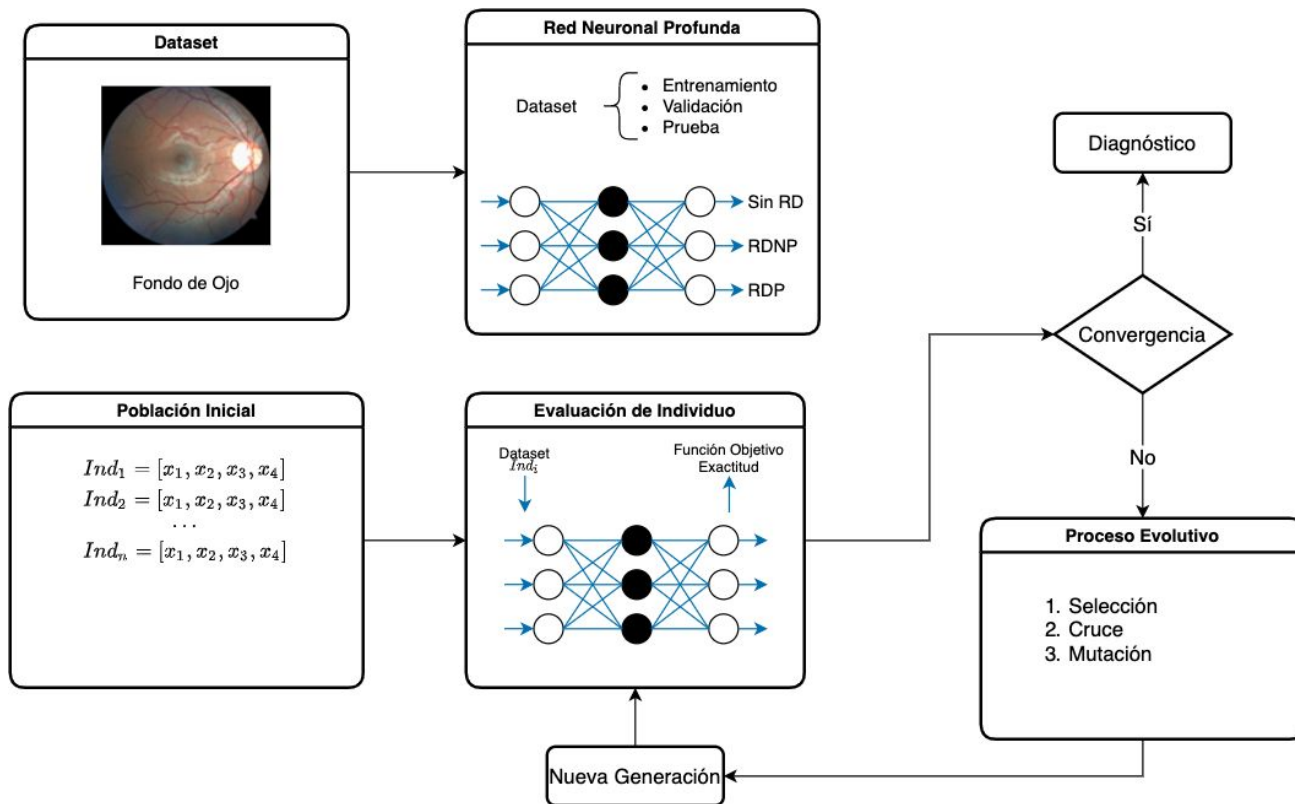
Re-entrenamiento (Fine Tuning)

Fuente: ML Stonia Meetup, Tambet Matiisen (2016)

# Algoritmos Neuro-Evolutivos

- Basados por procesos de selección natural.
- El objetivo es encontrar una solución óptima.
- Un algoritmo genético es utilizado para encontrar el modelo óptimo.
- Los individuos mutan de generación en generación hasta obtener la solución.

# Esquema del Experimento

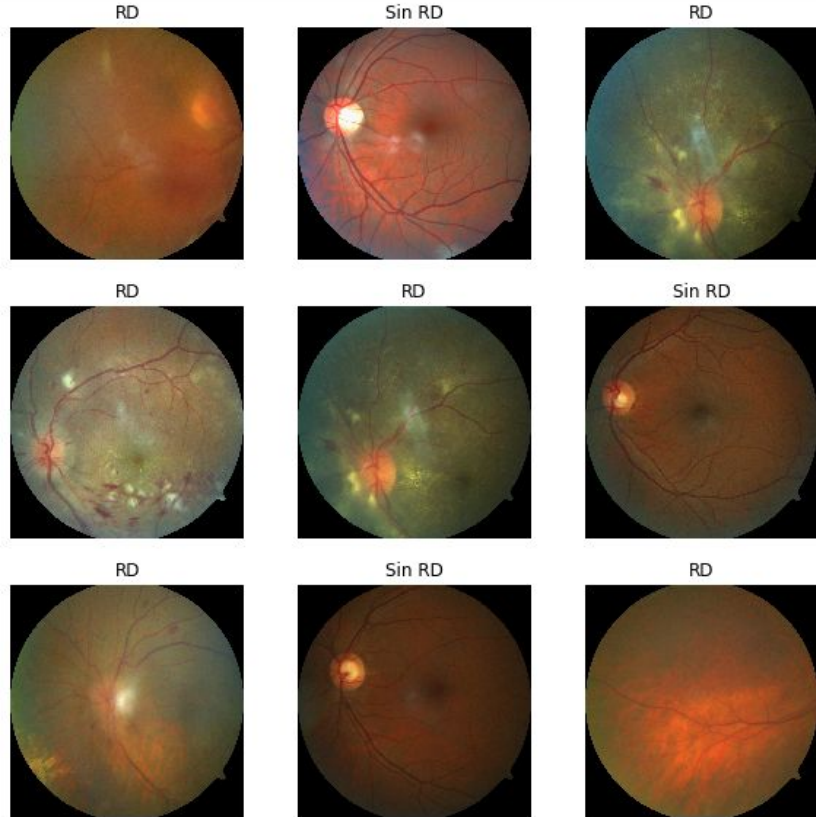


# Hiperparámetros

- Tasa de Dropout: tasa de neuronas desactivadas de forma aleatoria para la regularización.
- Número de capas: número de capas a reentrenar.
- Tasa de Aprendizaje: velocidad con la que el modelo aprende de los datos. Se utilizan valores separados en el proceso de TL y de FT respectivamente.

# Detección

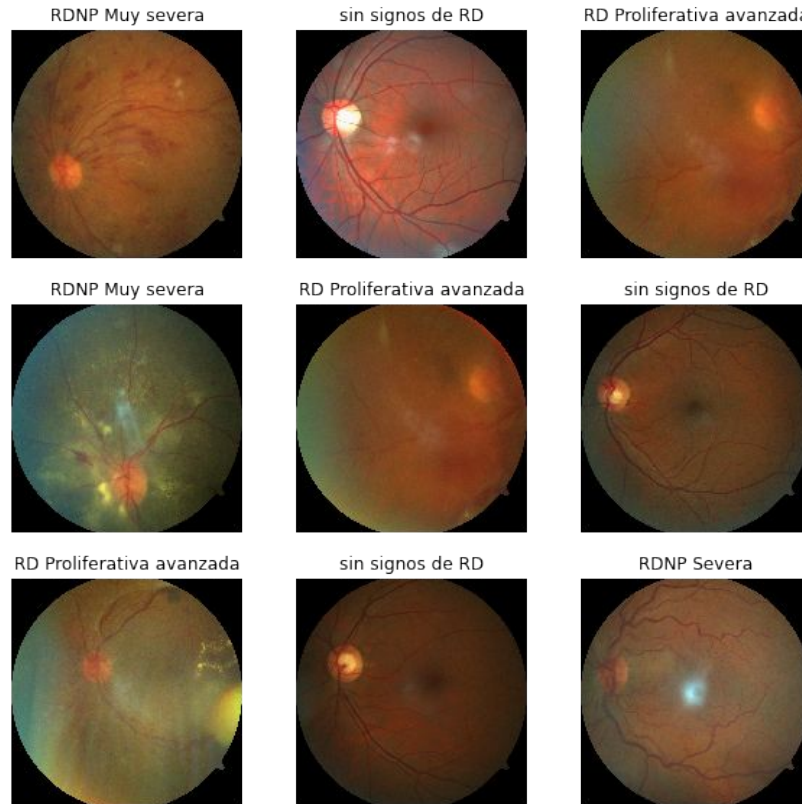
- Presencia o ausencia de retinopatía diabética (RD).



Conjunto de Datos - Detección

# Clasificación

- Clasificación de diferentes clases de retinopatía.
- Clases
  - **Sin RD**
  - **RD No Proliferativa**
    - Leve
    - Moderada
    - Severa
    - Muy Severa
  - **RD Proliferativa**
    - Moderada
    - Avanzada



Conjunto de Datos - Clasificación

# Métricas

- Exactitud: grado de concordancia entre las predicciones y el valor verdadero.

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}$$

- Sensitividad: capacidad de identificar casos positivos.

$$Sensitividad = \frac{VP}{VP + FN}$$

- Especificidad: capacidad de identificar casos negativos.

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP}$$

V: Verdadero, F: Falso, P: Positivo, N: Negativo

# Resultados

- Cuatro modelos base probados en detección y clasificación multiclase.

Modelo	Exactitud - Detección (%)	Exactitud-Clasificación (%)
Resnet 50v2	82,46	78,50
Resnet 101v2	87,72	75,00
Xception	83,33	77,80
Mobilenet v2	78,07	70,10
Solución Optimizada	<b>93,86</b>	<b>85,40</b>



# Resultados

- Valores mínimos de sensibilidad y especificidad del 80% y 95% respectivamente.
- Establecidos en el estándar del Reino Unido de diagnósticos [1].

<b>Modelo</b>	<b>Sensibilidad (%)</b>	<b>Especificidad (%)</b>
Modelo Detección	91,67	96,30
Modelo Multiclase	86,80	95,60

[1] A.Mead, S.Burnett, and C.Davey, Diabetic retinal screening in the UK, J. R. Soc. Med. 94 (2001) 127–129.

# Conclusiones

- Las soluciones optimizadas lograron una mejora significativa en el rendimiento.
- Las soluciones optimizadas lograron obtener resultados que se ajustan al estándar de diagnósticos de Retinopatía Diabética.
- Se consiguieron resultados satisfactorios a pesar de la cantidad limitada de imágenes.

# Trabajos Futuros

- Localización de lesiones.
- Optimización de Arquitectura de Red Neuronal.
- Mejora de la interpretabilidad de los datos.
- Incremento del banco de imágenes de fondo de ojo.

# Publicación de Base de Datos

Data in Brief 36 (2021) 107068



ELSEVIER

Contents lists available at [ScienceDirect](#)

Data in Brief

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/dib](http://www.elsevier.com/locate/dib)



Data Article

## Dataset from fundus images for the study of diabetic retinopathy



Veronica Elisa Castillo Benítez<sup>a</sup>, Ingrid Castro Matto<sup>a</sup>,  
Julio César Mello Román<sup>b,c,\*</sup>, José Luis Vázquez Noguera<sup>b</sup>,  
Miguel García-Torres<sup>b,d</sup>, Jordan Ayala<sup>b</sup>, Diego P. Pinto-Roa<sup>b,e</sup>,  
Pedro E. Gardel-Sotomayor<sup>b</sup>, Jacques Facon<sup>f</sup>,  
Sebastian Alberto Grillo<sup>b,g</sup>

<sup>a</sup> Department of Ophthalmology, Hospital de Clínicas, Facultad de Ciencias Médicas, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 2160, Paraguay

<sup>b</sup> Computer Engineer Department, Universidad Americana, Asunción 1029, Paraguay

<sup>c</sup> Facultad de Ciencias Exactas y Tecnológicas, Universidad Nacional de Concepción, Concepción 8700, Paraguay

<sup>d</sup> Division of Computer Science, Universidad Pablo de Olavide, ES-41013 Seville, Spain

<sup>e</sup> Facultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 2160, Paraguay

<sup>f</sup> Department of Computer and Electronics, Universidade Federal do Espírito Santo, São Mateus, Brazil

<sup>g</sup> Universidad Autónoma de Asunción, Asunción, Paraguay

V.E.C. Benítez, I.C. Matto, J.C.M. Román, J.L.V. Noguera, M. García-Torres, J. Ayala, D.P. Pinto-Roa, P.E. Gardel-Sotomayor, J. Facon, and S.A. Grillo, Dataset from fundus images for the study of diabetic retinopathy, Data Br. (2021) 107068.

# Gracias por su atención

Preguntas?