



UNIVERSIDAD
DE GRANADA

Clasificación de imágenes médicas

Francisco Miguel Castro Macías

Visual Information Processing Group

Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial

Universidad de Granada

Quién soy: Fran Castro



- Grado en Matemáticas.
 - Grado en Ingeniería Informática.
 - Máster en Ciencia de Datos e Ingeniería de Computadores.
 - Actualmente: estudiante de doctorado en DECSAI.
-
- Investigación: modelos probabilísticos para problemas inversos y **débilmente supervisados**, con aplicación al **diagnóstico médico**.
 - Más información en mi página web y en la del grupo de investigación.

Estructura

1. Motivación
2. Aprendizaje supervisado
3. Aprendizaje débilmente supervisado
4. Aplicaciones
5. Conclusiones

Motivación

¿Por qué clasificar imágenes médicas es importante?

Detección de hemorragia intracraneal

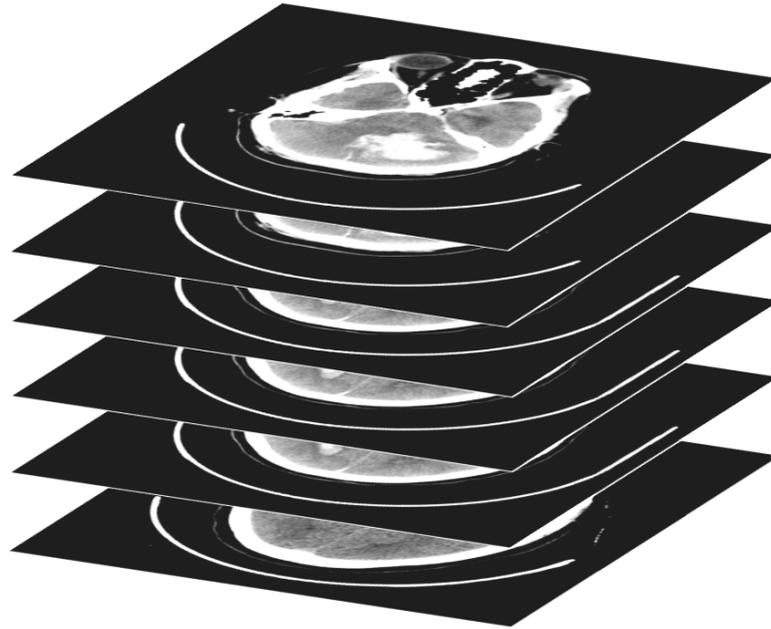


Figura: Tomografía computarizada de la cabeza (TAC)

Detección de hemorragia intracraneal

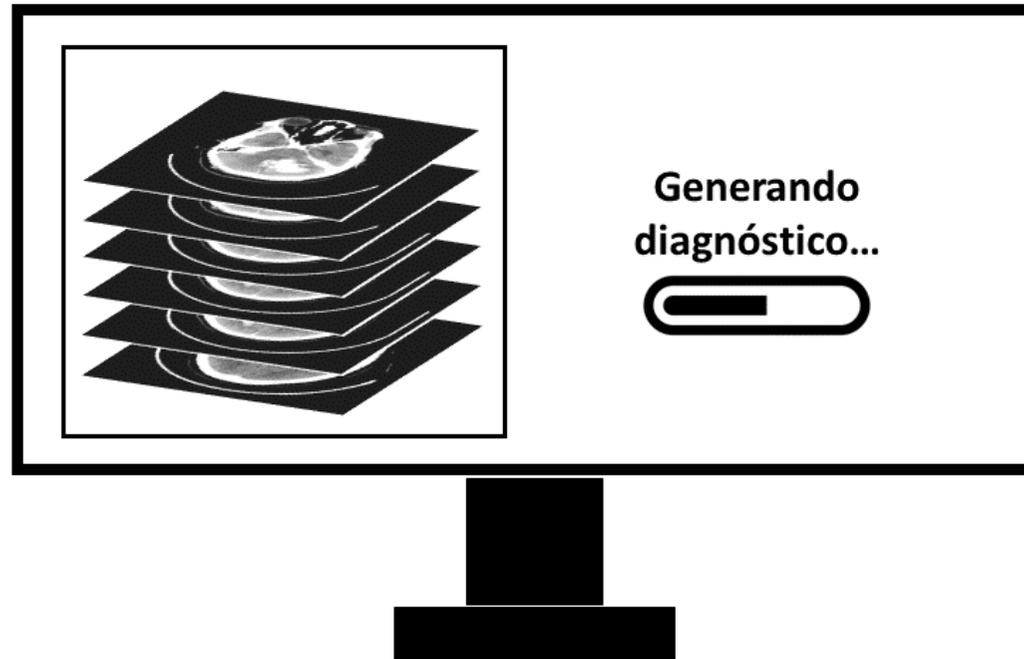


Figura: Diagnóstico asistido por ordenador

Detección de hemorragia intracraneal



Figura: Diagnóstico asistido por ordenador

Aprendizaje supervisado

¿Podemos usar técnicas «tradicionales»?

Entrenamiento y predicción

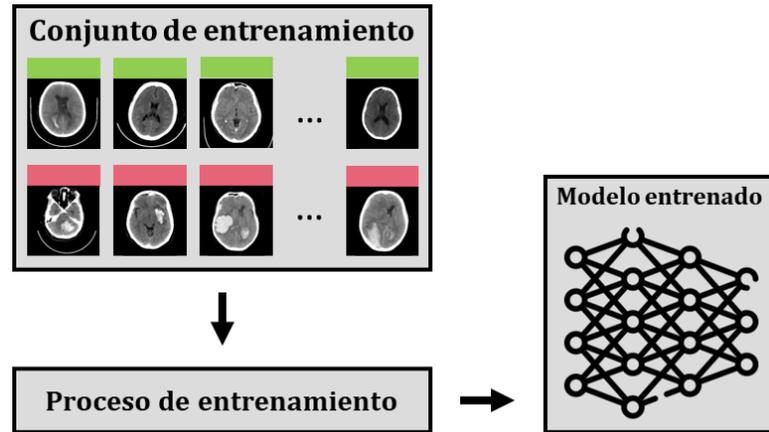


Figura: Entrenamiento

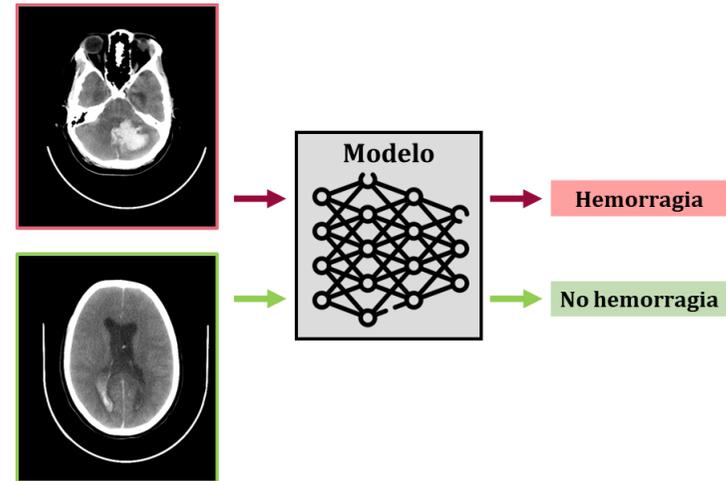


Figura: Predicción

Entrenamiento y predicción

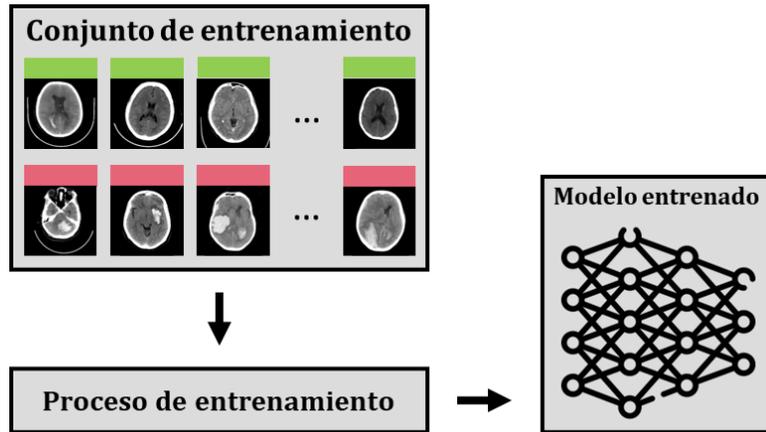


Figura: Entrenamiento

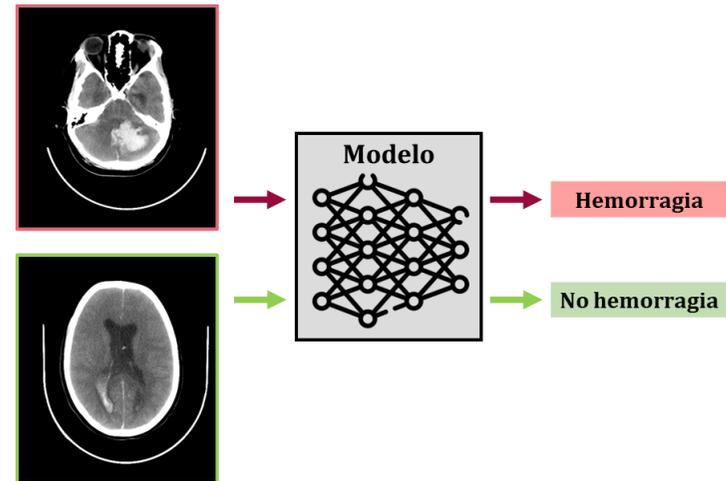


Figura: Predicción

Problema: Los modelos de aprendizaje supervisado necesitan **grandes cantidades de datos etiquetados.**

El problema del etiquetado: imágenes histológicas

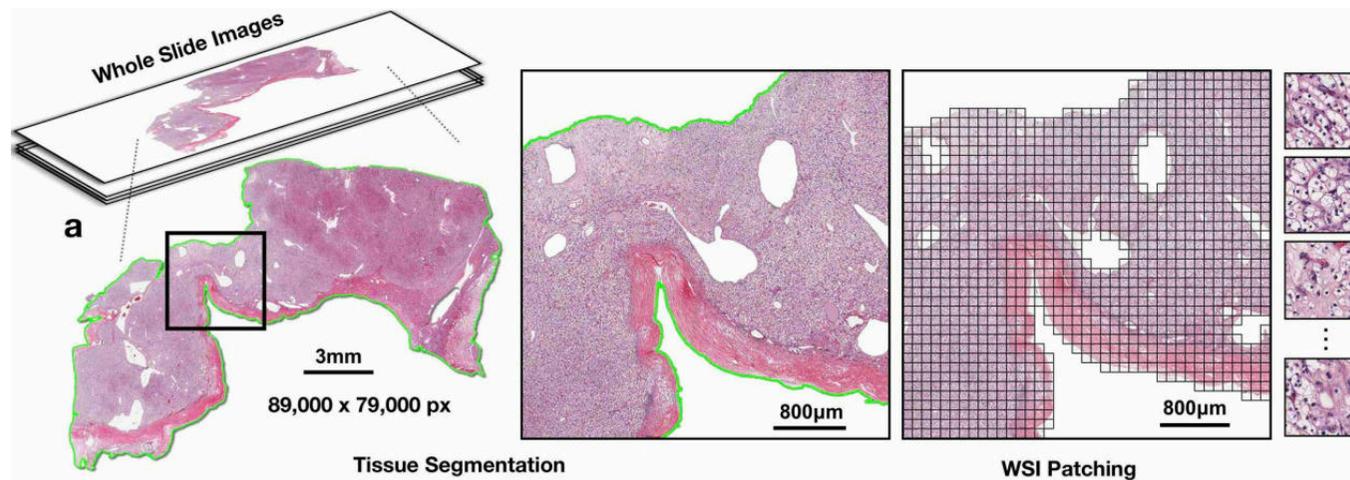


Figura: Whole Slide Images (WSI)

- Para cada WSI, un patólogo experto debería etiquetar **miles de parches**.
- Necesitamos **cientos de miles de imágenes WSI** para obtener modelos fiables.

Aprendizaje débilmente supervisado

¿De verdad necesitamos tantas etiquetas?

Aprendiendo con menos etiquetas

- Supervisión **débil**: aprender con etiquetas «más baratas».
- Necesitamos crear **nuevos modelos** y **nuevos mecanismos** de aprendizaje.
- Diversas aproximaciones: **Multiple Instance Learning**, Active Learning, Crowdsourcing, ...

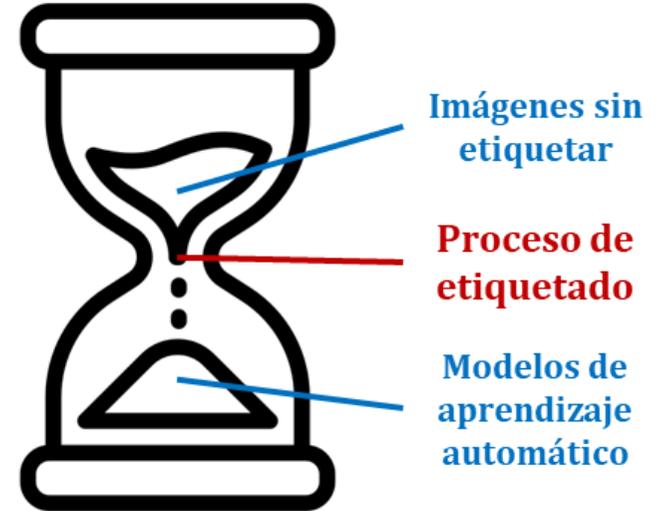
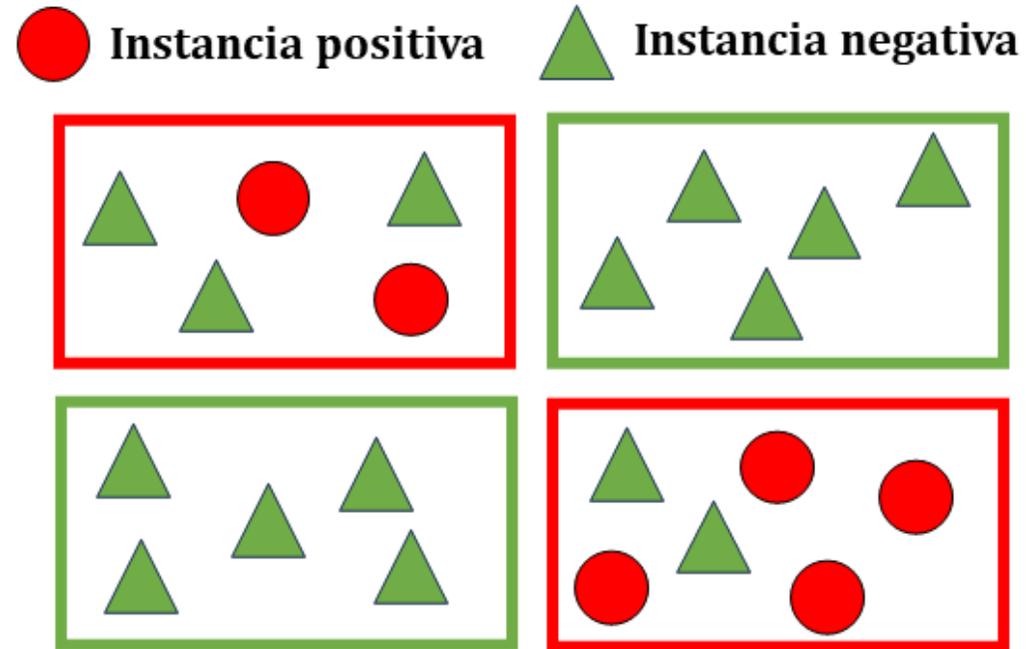


Figura: El etiquetado supone un «cuello de botella».

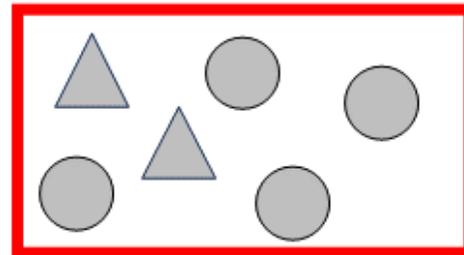
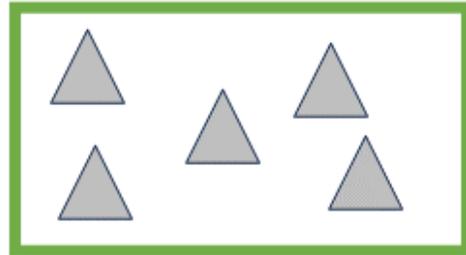
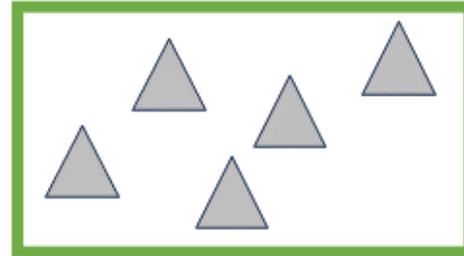
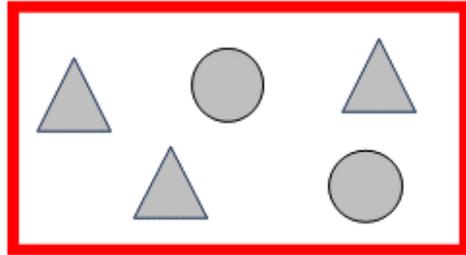
Multiple Instance Learning (MIL)



Multiple Instance Learning (MIL)

● Instancia ?

▲ Instancia ?



MIL: entrenamiento y predicción

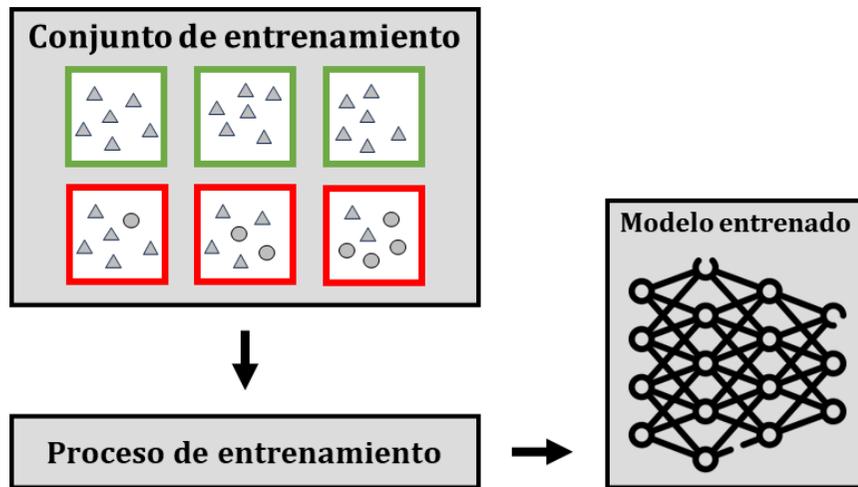


Figura: Entrenamiento en MIL

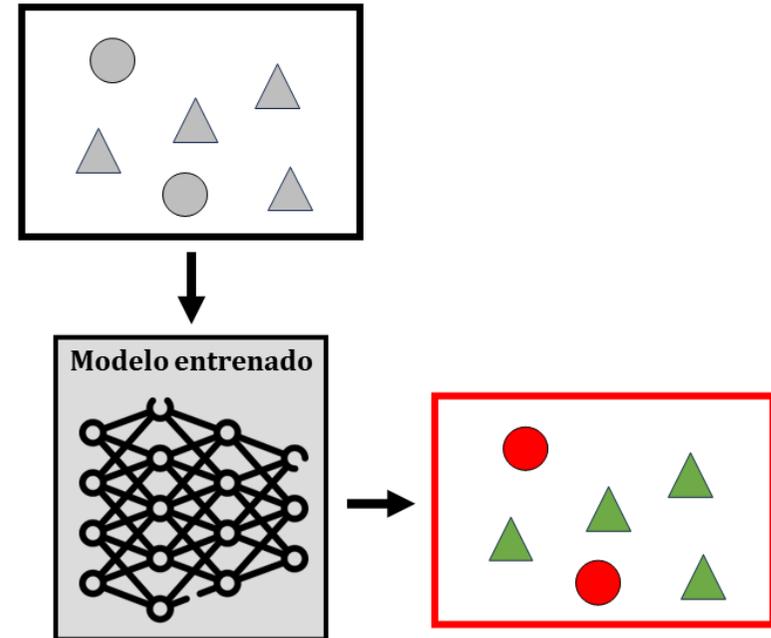


Figura: Predicción en MIL

MIL e imágenes médicas: ¿por qué es tan útil?

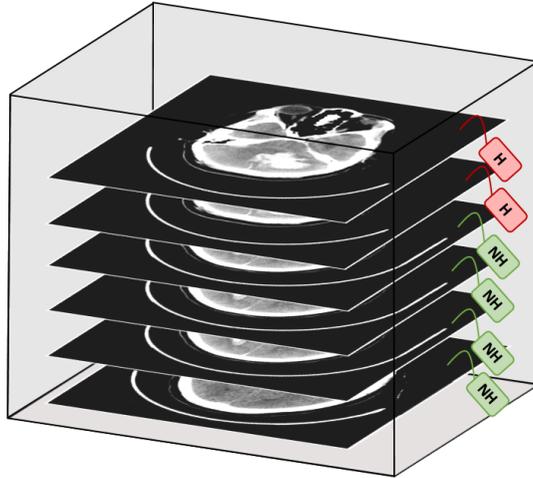


Figura: TAC de la cabeza etiquetado según el paradigma supervisado.

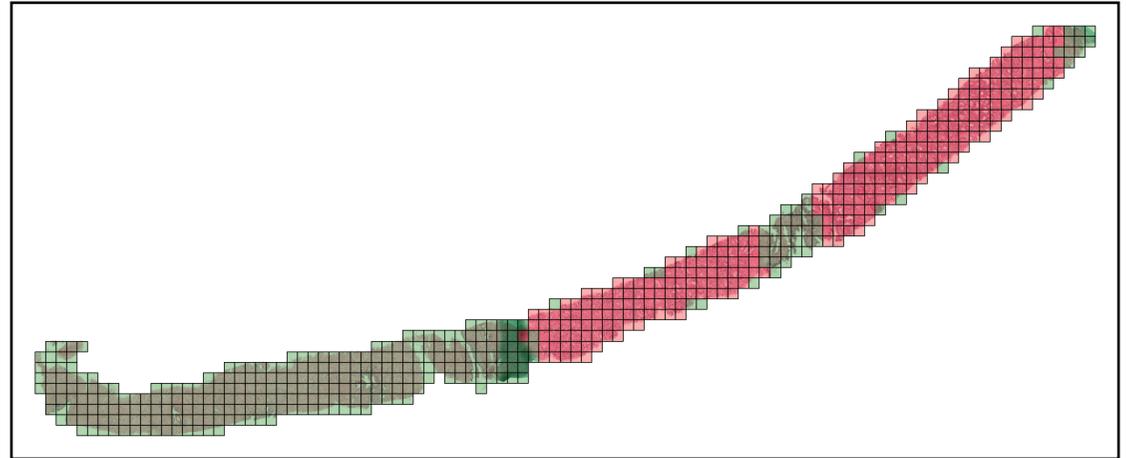


Figura: WSI etiquetada según el paradigma supervisado.

MIL e imágenes médicas: ¿por qué es tan útil?

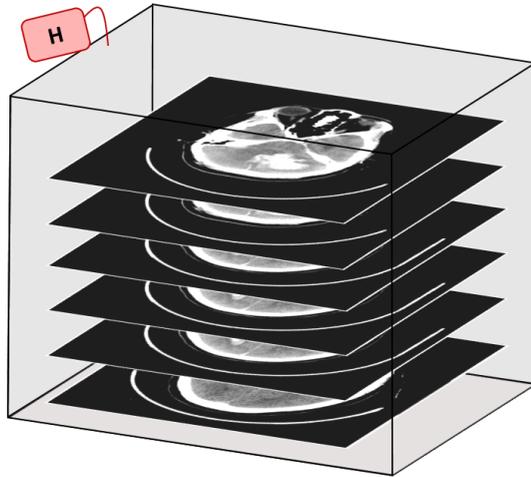


Figura: TAC de la cabeza etiquetado según el paradigma MIL.

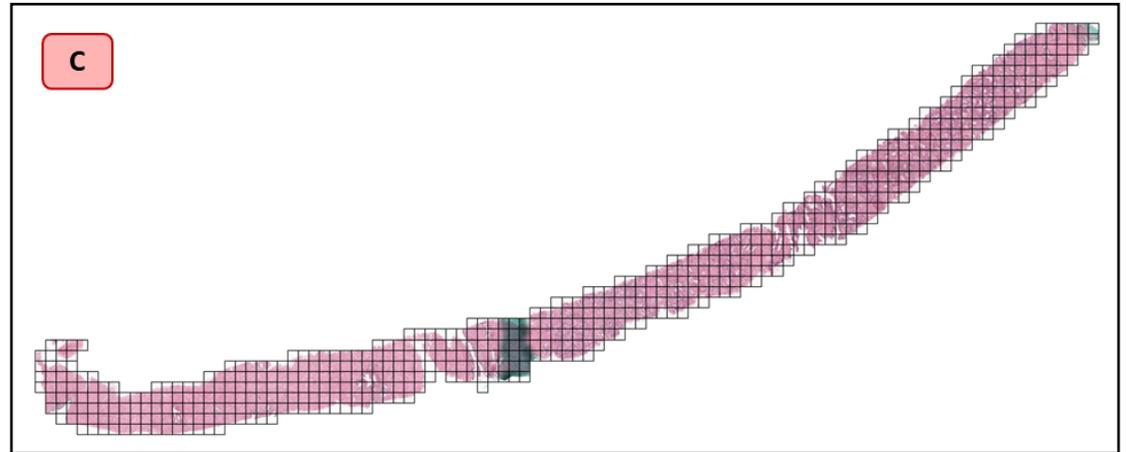


Figura: WSI etiquetada según el paradigma MIL.

MIL e imágenes médicas: ¿por qué es tan útil?

¡La información a nivel de **bolsa** se encuentra en el **historial médico**! ¡Y conseguirla es «**gratis**»!

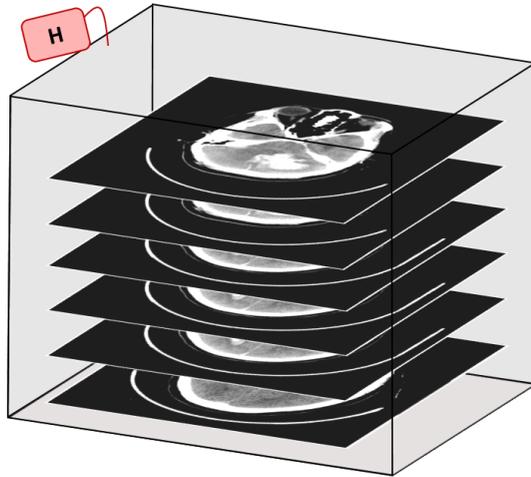


Figura: TAC de la cabeza etiquetado según el paradigma MIL.

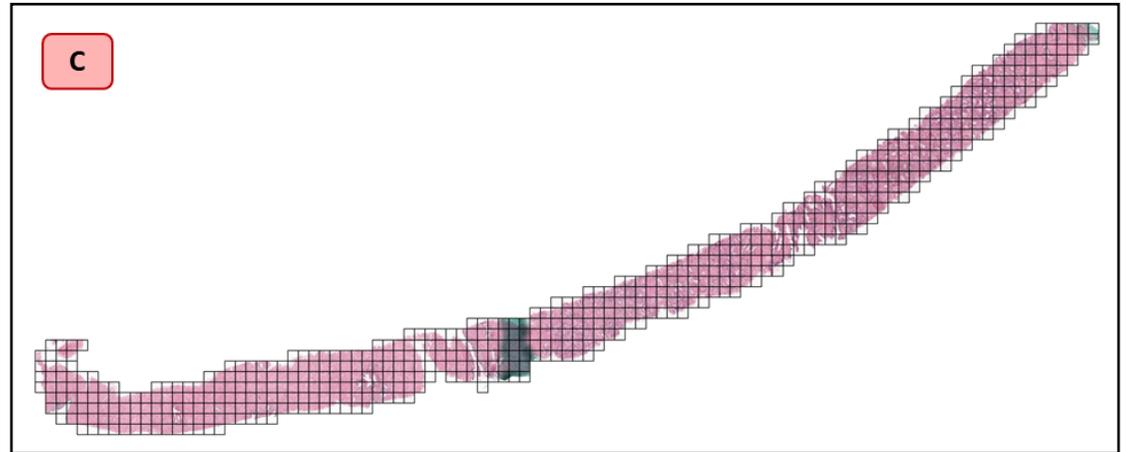


Figura: WSI etiquetada según el paradigma MIL.

Aplicaciones

Dos de nuestros trabajos

Detección de hemorragia intracraneal

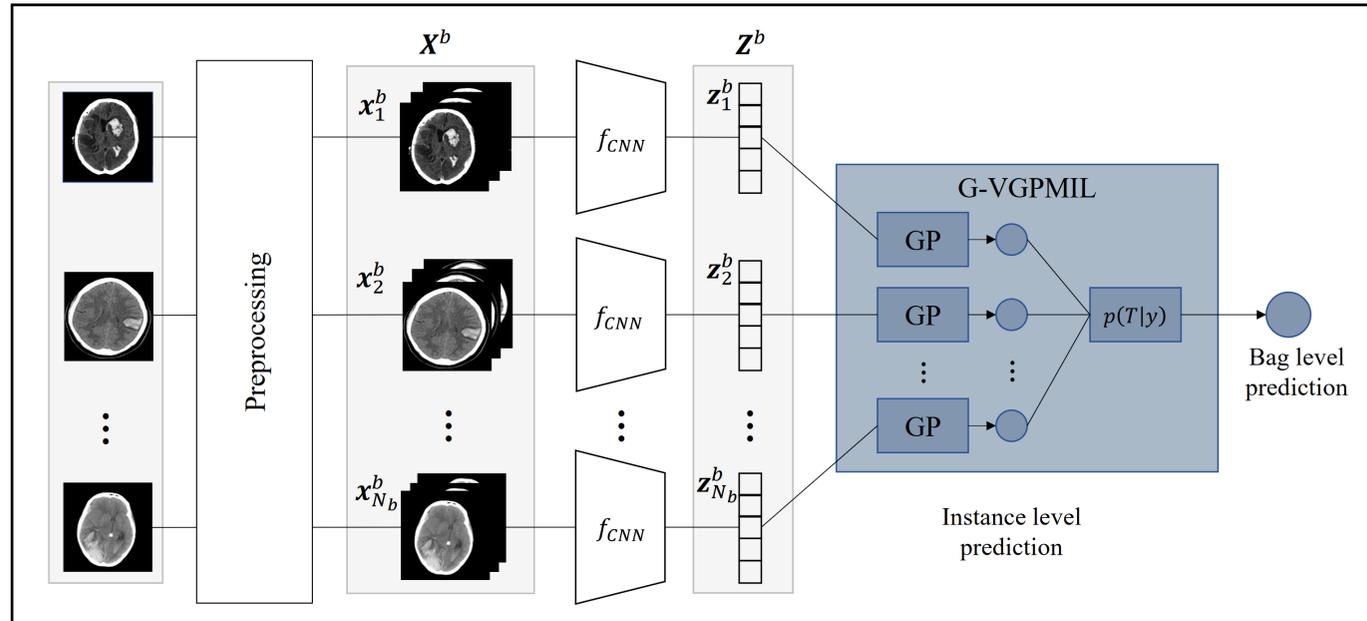


Figura: Modelo basado en Procesos Gaussianos.

Publicación: F. M. Castro-Macías, P. Morales-Álvarez, Y. Wu, R. Molina, and A.K. Katsaggelos. Hyperbolic Secant Representation of the Logistic Function: Application to Probabilistic Multiple Instance Learning for CT Intracranial Hemorrhage Detection. Artificial Intelligence Journal (en revisión).

Detección de hemorragia intracraneal

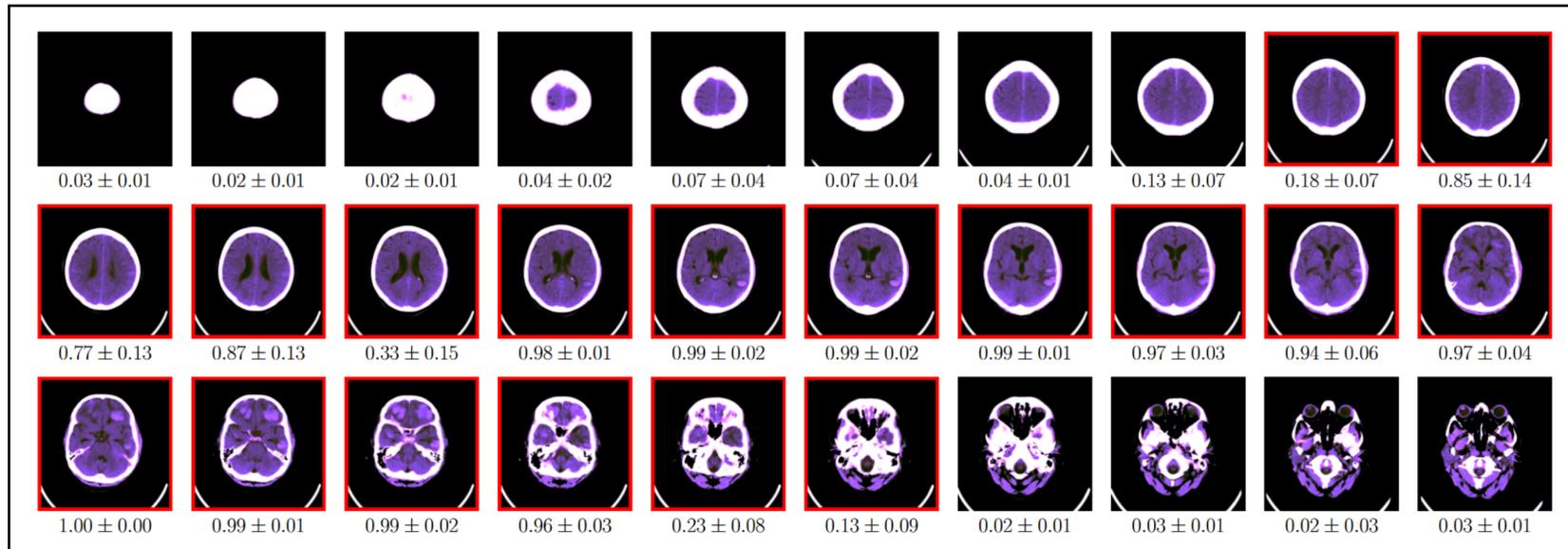


Figura: Diagnóstico obtenido usando el modelo basado en Procesos Gaussianos.

Publicación: F. M. Castro-Macías, P. Morales-Álvarez, Y. Wu, R. Molina, and A.K. Katsaggelos. Hyperbolic Secant Representation of the Logistic Function: Application to Probabilistic Multiple Instance Learning for CT Intracranial Hemorrhage Detection. Artificial Intelligence Journal (en revisión).

Suavidad

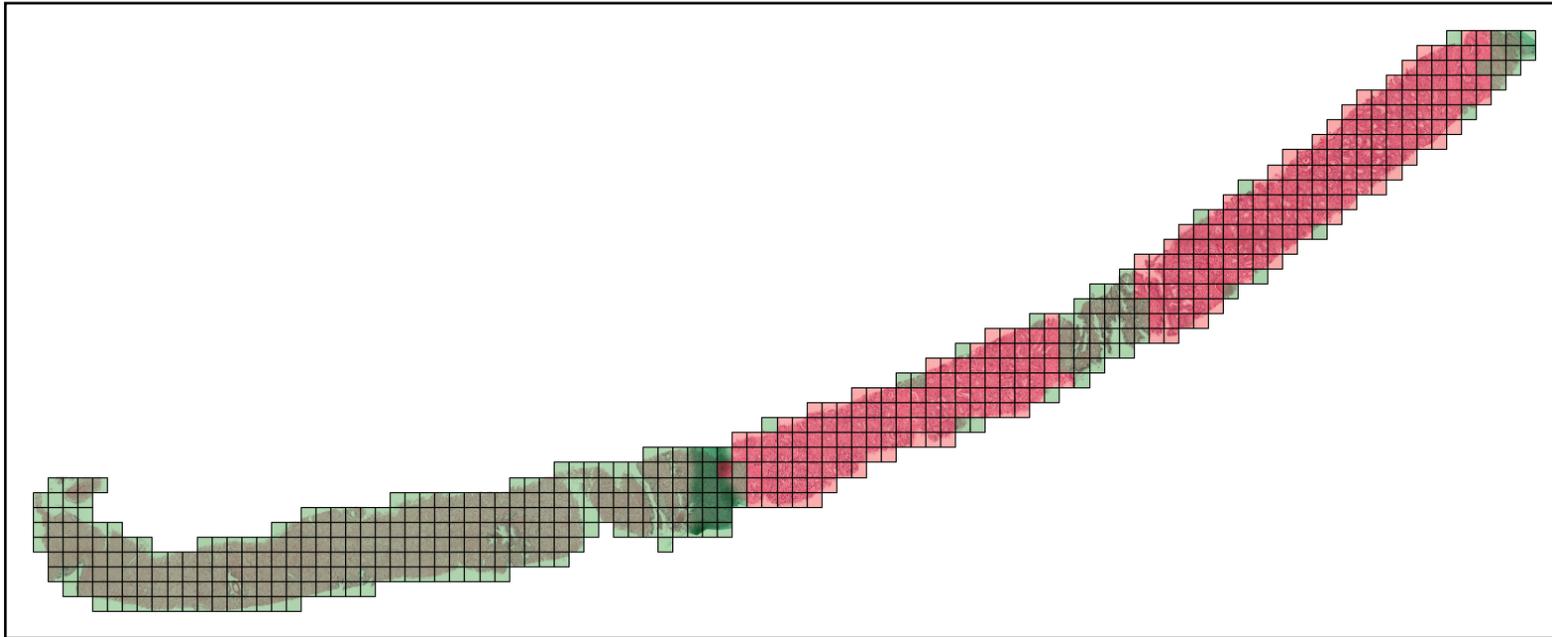


Figura: Instancias contiguas suelen tener la misma etiqueta.

Suavidad

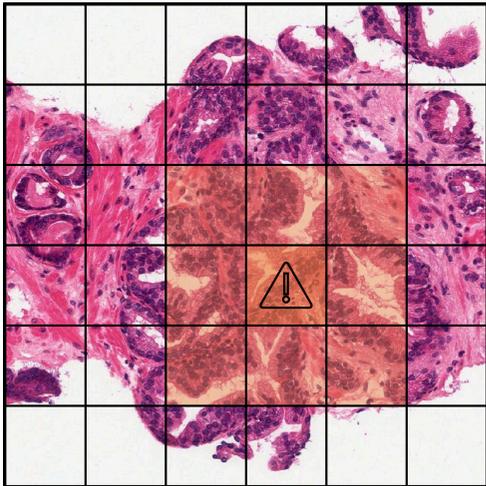


Figura: Correlación entre instancias.

$$p(\mathbf{h} \mid \mathbf{f}) = \mathcal{N}(\mathbf{h} \mid \mathbf{C}\mathbf{f}, \mathbf{C})$$

$$\mathbf{C} = (\lambda\mathbf{L} + \mathbf{I})^{-1}$$

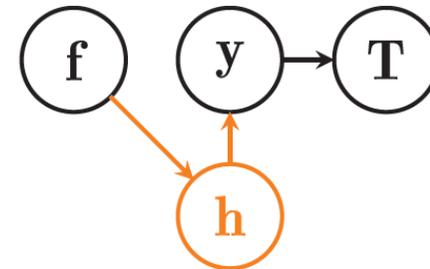


Figura: Modelo gráfico probabilístico.

Publicación: P. Morales-Álvarez, A. Schmidt, J.M. Hernández-Lobato, R. Molina. Introducing instance correlation in multiple instance learning. Application to cancer detection on histopathological images. *Pattern Recognition*, 2024.

Publicación: Y. Wu, F. M. Castro-Macías, P. Morales-Álvarez, R. Molina, A.K. Katsaggelos. Smooth Attention for Deep Multiple Instance Learning: Application to CT Intracranial Hemorrhage Detection. *MICCAI*, 2023.

Suavidad y detección de cáncer de próstata



Figura: WSI **no cancerígena**.

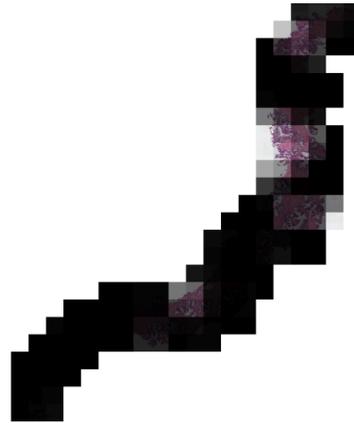


Figura: Predicción obtenida con el modelo original.

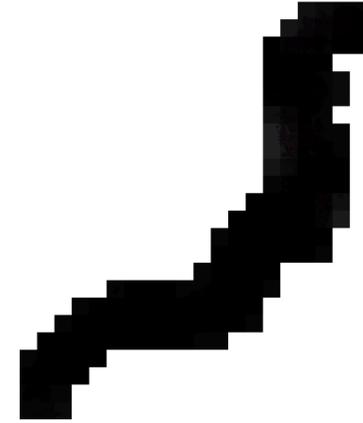


Figura: Predicción obtenida con el modelo de suavidad.

Publicación: P. Morales-Álvarez, A. Schmidt, J.M. Hernández-Lobato, R. Molina. Introducing instance correlation in multiple instance learning. Application to cancer detection on histopathological images. *Pattern Recognition*, 2024.

Publicación: Y. Wu, F. M. Castro-Macías, P. Morales-Álvarez, R. Molina, A.K. Katsaggelos. Smooth Attention for Deep Multiple Instance Learning: Application to CT Intracranial Hemorrhage Detection. *MICCAI*, 2023.

Conclusiones

Conclusiones

- Problema del etiquetado → Aprendizaje débilmente supervisado.
- Multiple Instance Learning → Mínimo esfuerzo de anotación.
- Muchas preguntas por responder:
 - Dividir la imagen en *parches* → Tokens → ¿Transformers?
 - Incertidumbre.
 - Importancia de las representaciones.
 - ...

¡Gracias!

