

# “DETECCIÓ AUTOMÀTICA DE CAPES RETINALS EN IMATGES OCT”

Jordi Rosés Castellsaguer

Director: Dr. Joan M. Nuñez Do Ríó

Treball final del grau en **Enginyeria Informàtica**  
Àrea d'**Intel·ligència Artificial**

Universitat Oberta de Catalunya (UOC)  
2019.06

# ÍNDEX

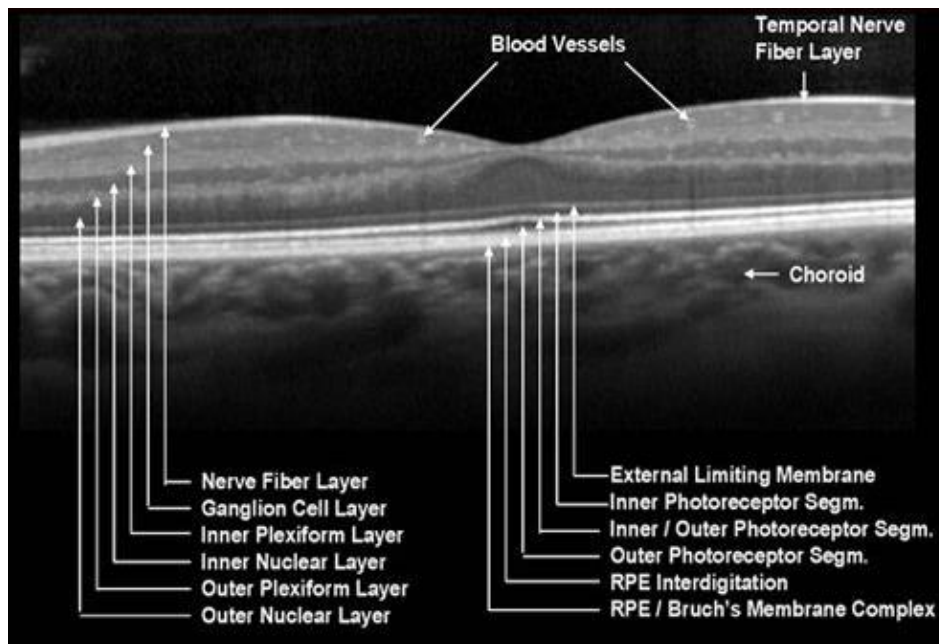
1. Introducció
2. Dades
3. Models de classificació
4. Mètodes
5. Experiments i resultats
6. Conclusions

# 1. INTRODUCCIÓ

# INTRODUCCIÓ

## Context

La **Tomografia de Coherència Òptica (“Optical Coherence Tomography” o OCT)** és una tecnologia no invasiva que permet obtenir imatges dels teixits oculars mitjançant l'ús de la llum.



<https://www.pinterest.com.au/pin/500040364871634798/>

# INTRODUCCIÓ

## Objectius

Dissenyar un sistema de **detecció automàtica de capes retinals en imatges OCT**

# INTRODUCCIÓ

## Objectius

Transformació d'un problema de **segmentació d'imatges** en un altre de **classificació de píxels**.

# INTRODUCCIÓ

## Objectius

Comparativa entre 3 plantejaments:

- 1) **Detecció de fronteres** amb **dues classes**  
("no frontera" vs "frontera")  
i fent servir **estadístics locals** de primer i segon ordre com entrades al model
  
- 2) **Detecció de fronteres** amb **dues classes**  
("no frontera" vs "frontera")  
i fent servir **sub-imatges** com entrades al model
  
- 3) **Classificació dels píxels** de la imatge entre **múltiples regions**  
("fons d'imatge", "interior globus ocular", "fronteres entre capes", "capa retinal 1", "capa retinal 2", etc),  
i fent servir **sub-imatges** com entrades al model

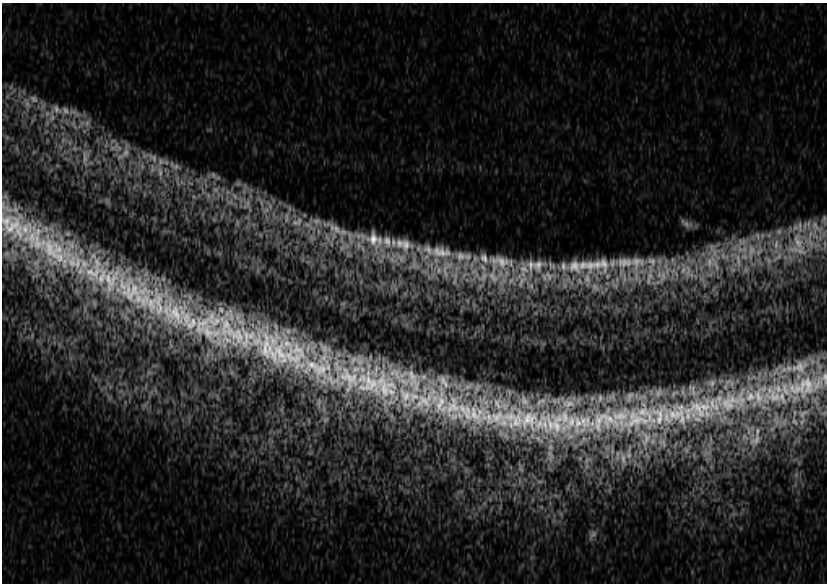
## **2. DADES**



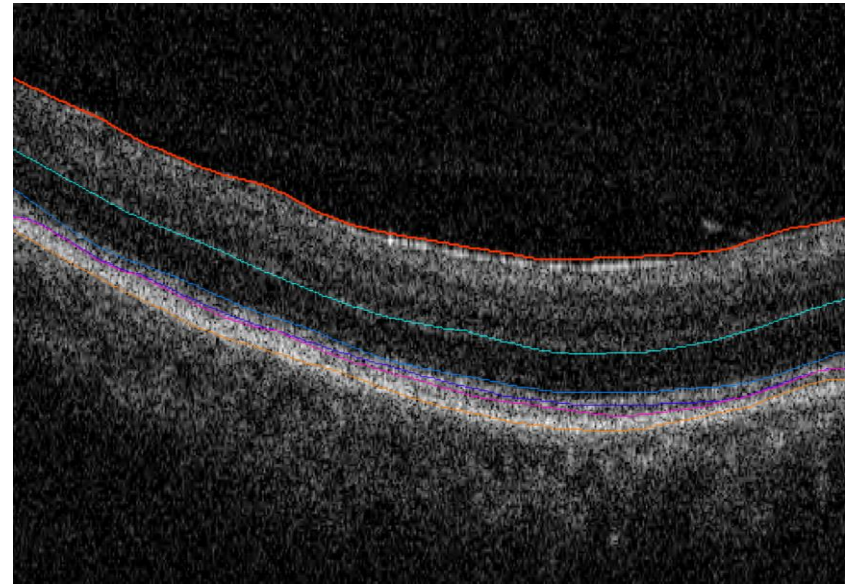
# DADES

## Característiques de les dades originals

- Registre electrònic de pacients amb degeneració macular relacionada amb l'edat
- Moorfield's Eye Hospital, London, 2009-2014
- Homes i dones entre 49-92 anys
- **12 vídeos** de **128 fotogrames** (B-Scan)
- Segmentació automàtica inicial + Correcció manual
- **6 capes** retinals



Imatges OCT originals



Fotograma del vídeo amb les etiquetes

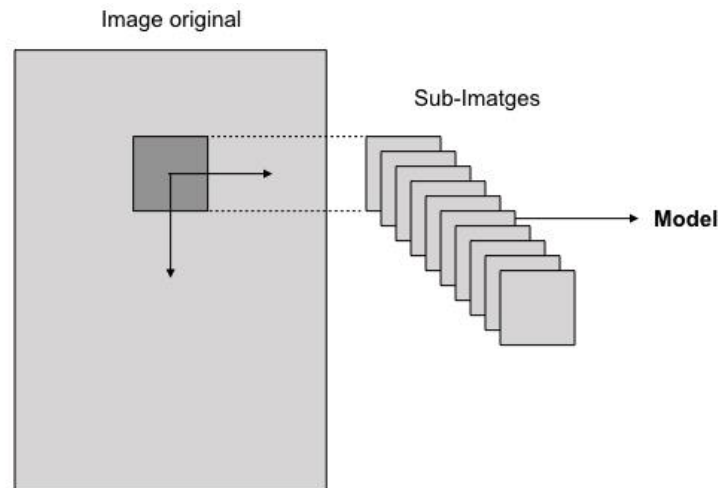
## **3. MODELS DE CLASSIFICACIÓ**

# MODELS DE CLASSIFICACIÓ

## Plantejaments inicials

- **“Sliding Window”**

Dividim la imatge en sub-imatges centrades en els píxels que volem classificar, i aquestes esdevenen les entrades del model.



- **“Fully Convolutional Networks”**

L'entrada del sistema és la imatge completa, sense fragmentar, i la sortida esdevé la mateixa imatge segmentada.

# MODELS DE CLASSIFICACIÓ

## Tipus de models

- Models **RANDOM FOREST**

Random Forest [Breiman, 2001] és un tipus de models de la família dels mètodes “ensemble” per a classificació (i regressió) basat en l'**agregació de múltiples arbres de decisió**, que es combinen per a fer una predicció, donant com a sortida global la classe de la moda (vot de la majoria) de les classes entregades pels arbres individuals.

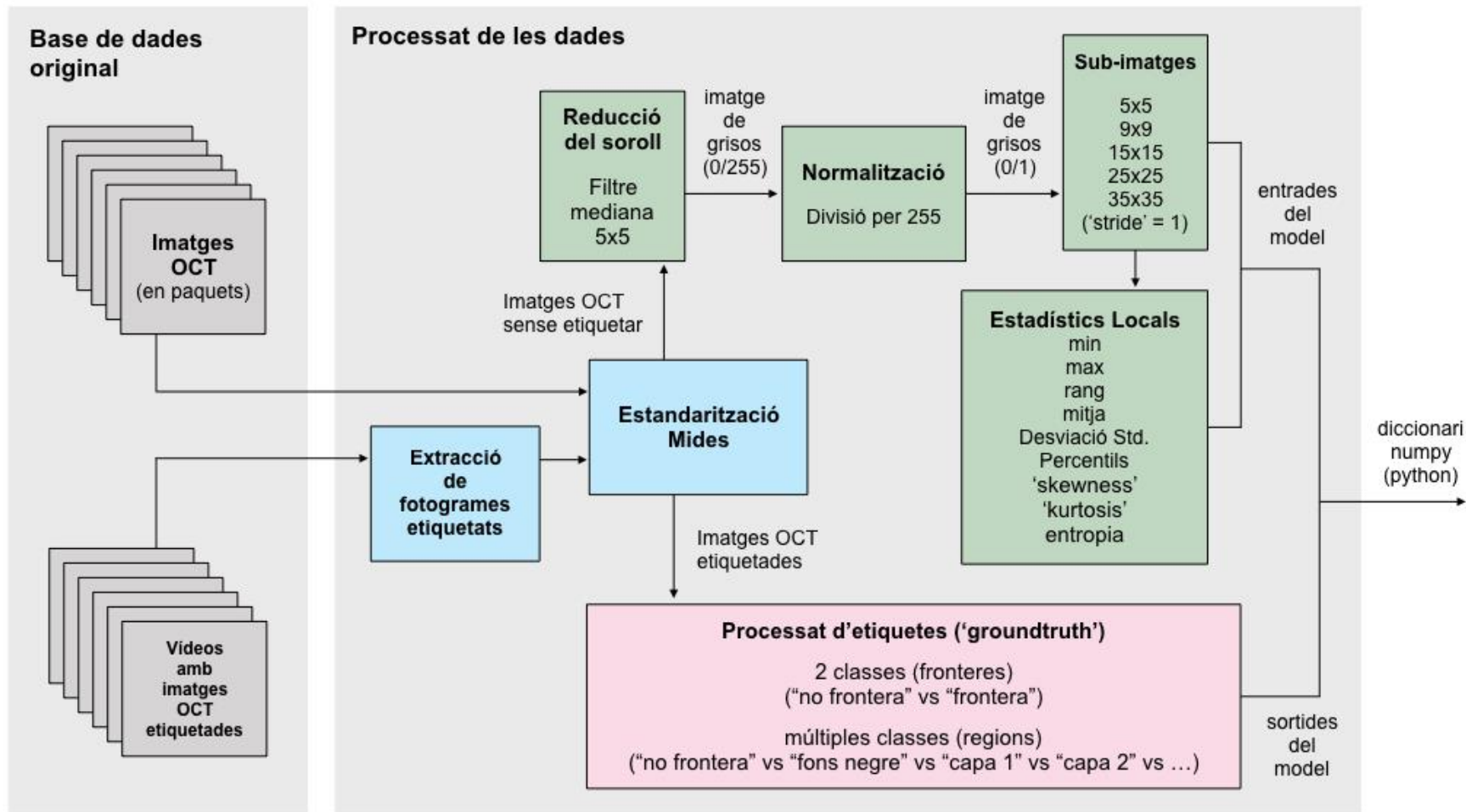
- Models **CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**

Les CNN són un tipus de xarxa neuronal profunda molt utilitzat en **visió**. Aquest tipus de xarxes són capaces de capturar les **dependències espacials** entre els diferents píxels de la imatge mitjançant l'aplicació de **filtres**, i redueixen les imatges a una forma més senzilla de processar sense perdre informació rellevant per a la classificació.

## **4. MÈTODES**

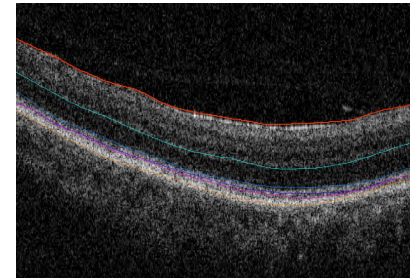
# MÈTODES

## Processat de les dades

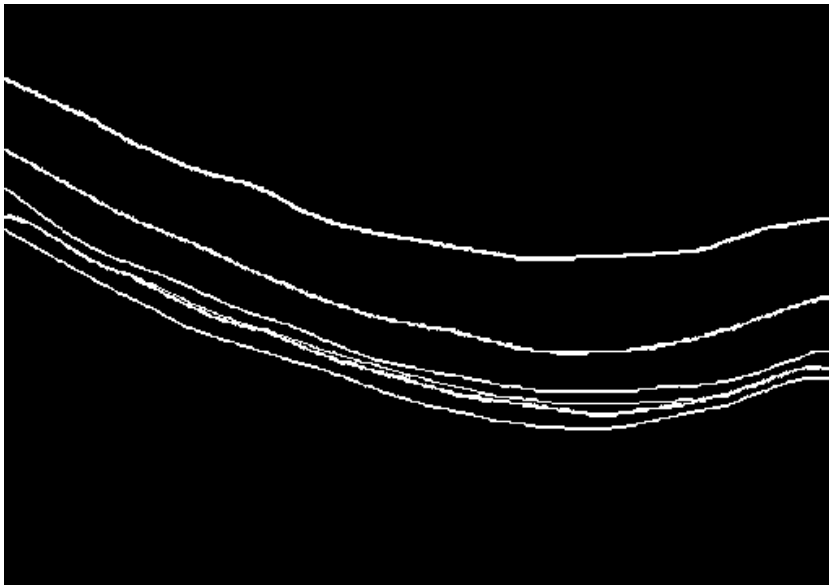


# MÈTODES

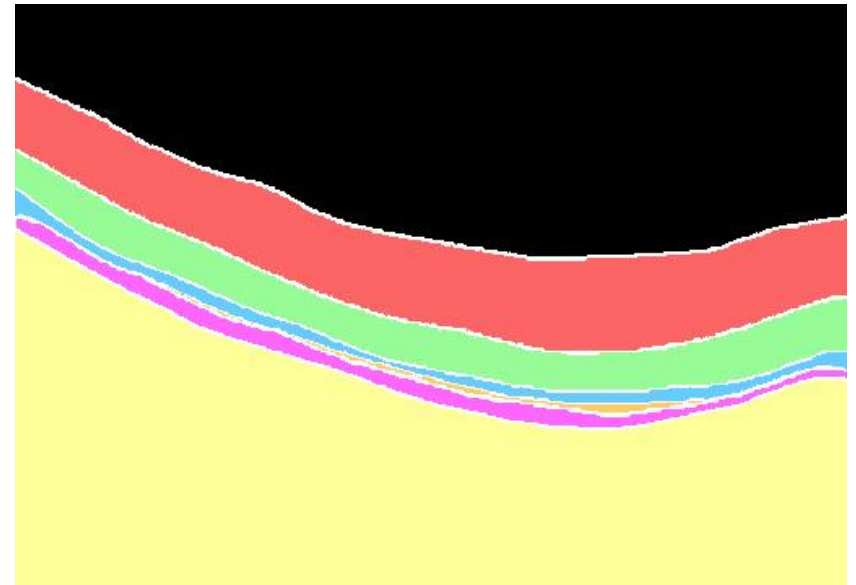
Processat d'etiquetes ("targets")



Imatge OCT original etiquetada



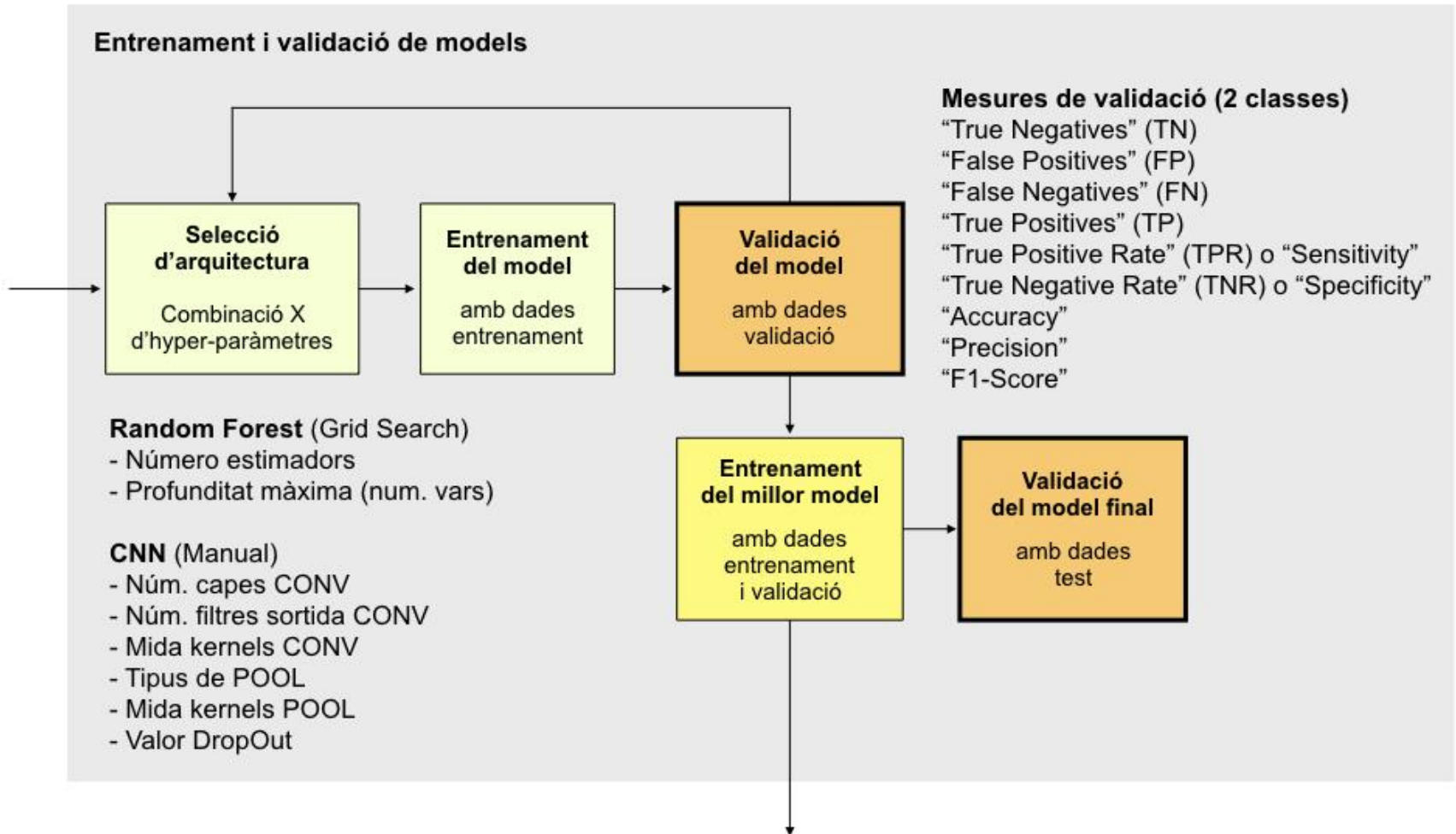
2 classes  
("no frontera" vs "frontera")



Múltiples classes  
("fons negre" vs "frontera" vs "interior globus ocular"  
vs "capa retinal1" vs "capa retinal 2" vs ... )

# MÈTODES

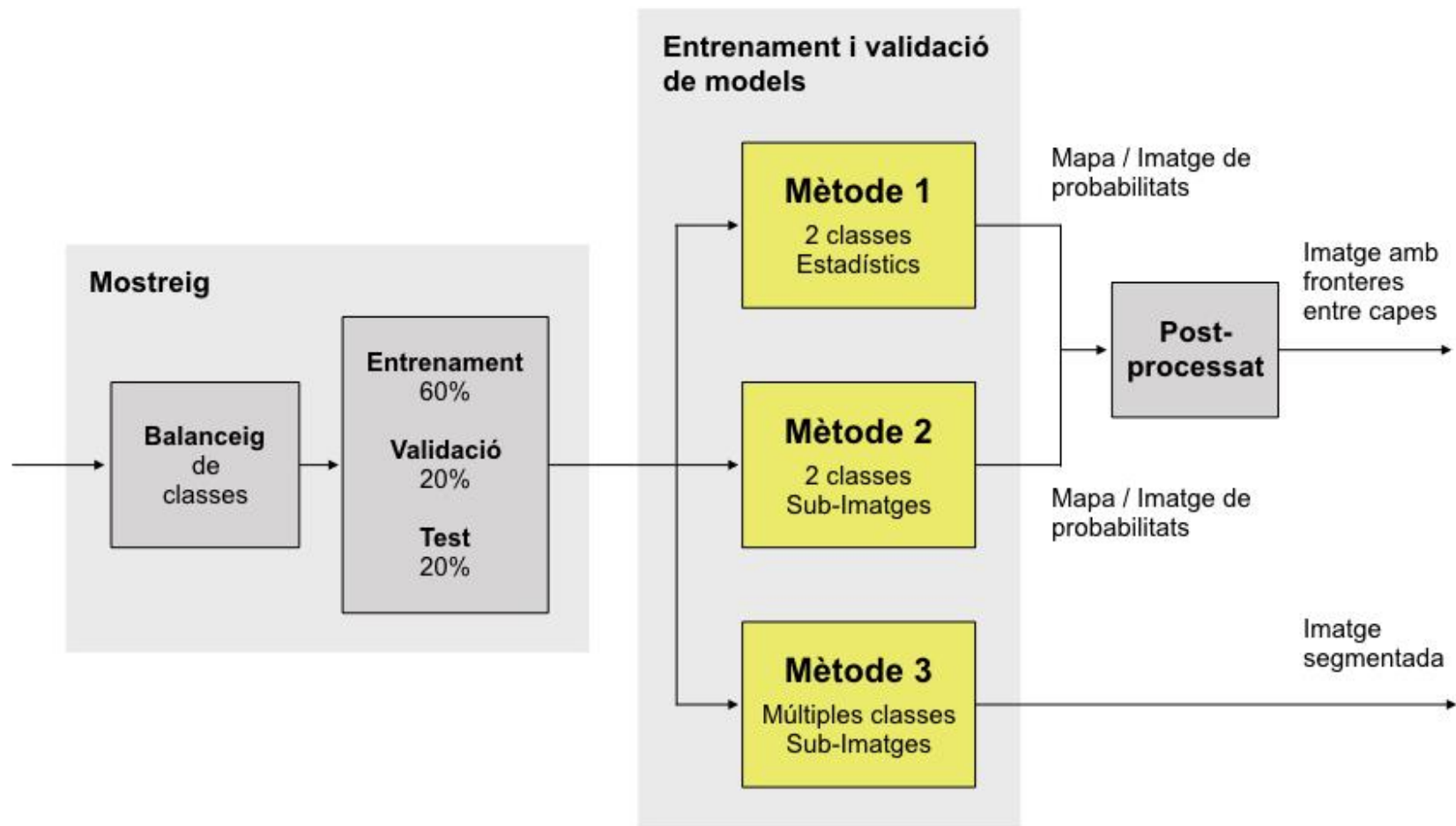
## Obtenció de models





# MÈTODES

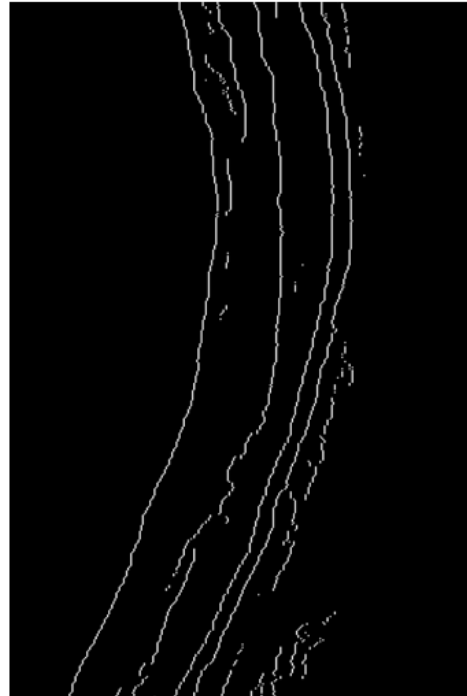
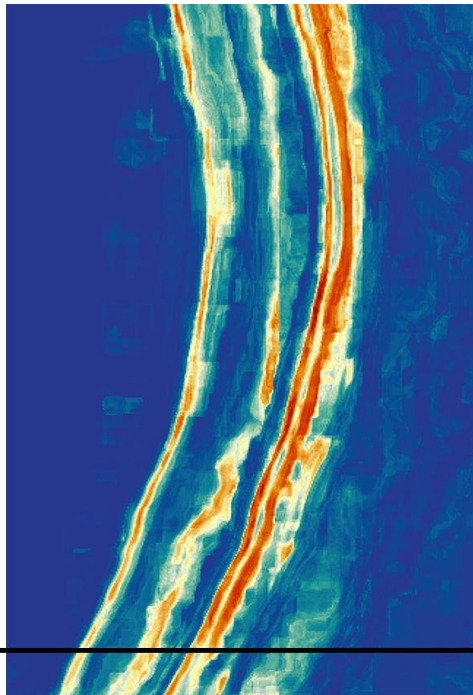
Mostreig, obtenció de models i post-processat



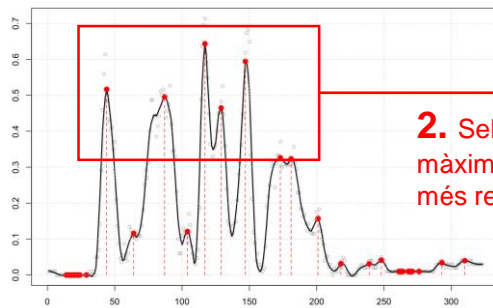
# MÈTODES

## Post-processat

Refinat de fronteres mitjançant anàlisi de la secció vertical del mapa de probabilitats



**1.** Anàlisi dels màxims locals de cada secció



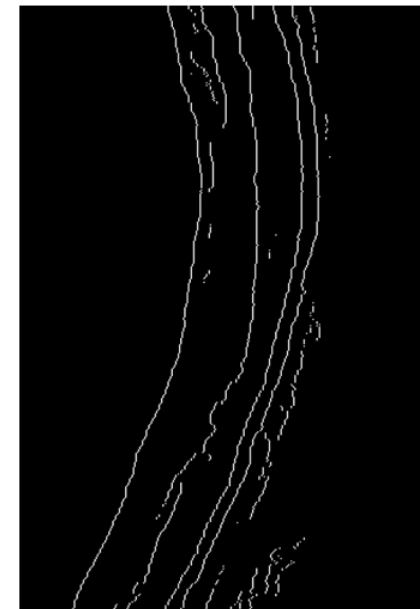
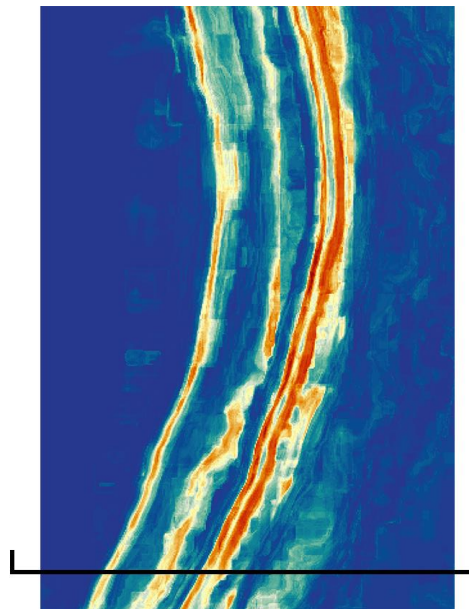
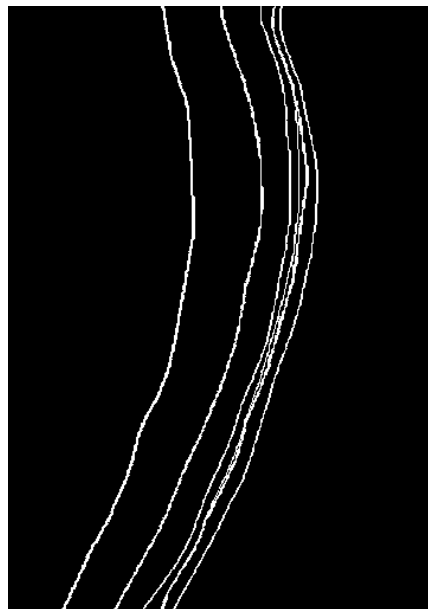
**2.** Selecció dels màxims locals més rellevants

**3.** Reconstrucció de la imatge

## **5. EXPERIMENTS I RESULTATS**

# EXPERIMENTS I RESULTATS

## Mètode 1. Detecció de fronteres (2 classes) amb estadístics locals



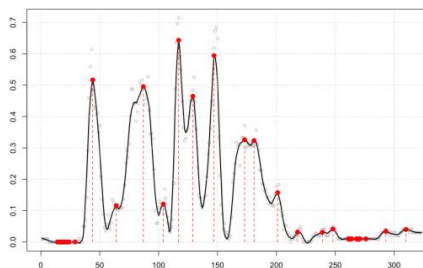
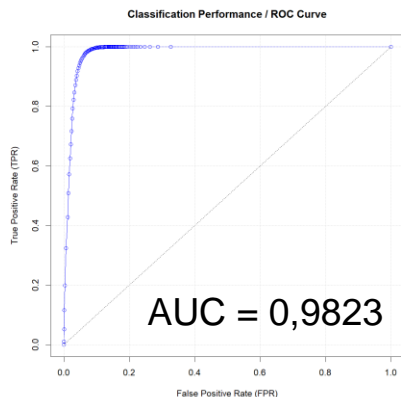
Imatge OCT original

“Targets groundtruth”

Mapa de probabilitats

Imatge final

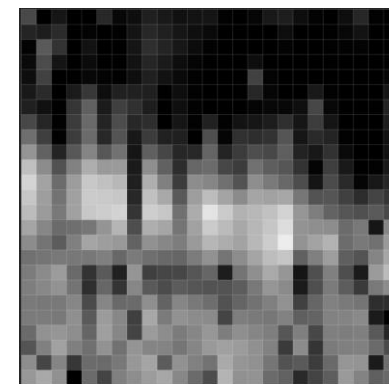
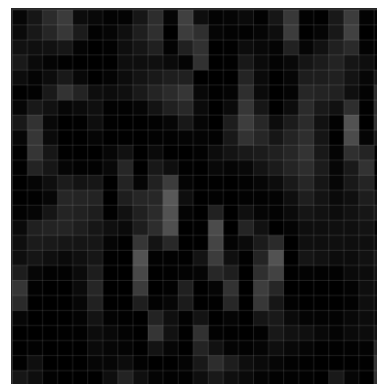
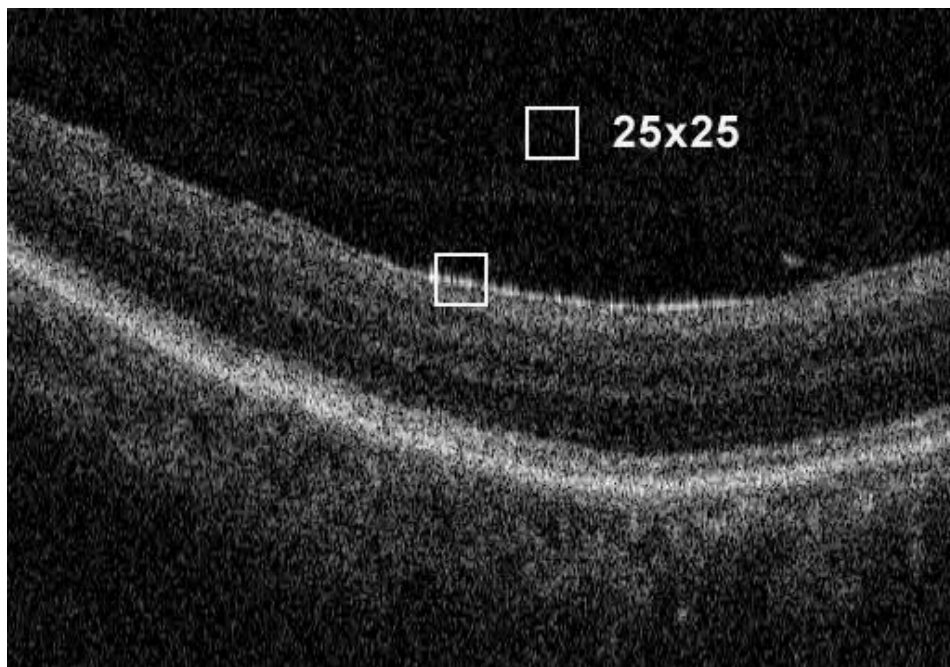
Model **Random Forest**  
100 estimadors  
Prof. Màx. = 19  
Mida sub-imatge 35x35



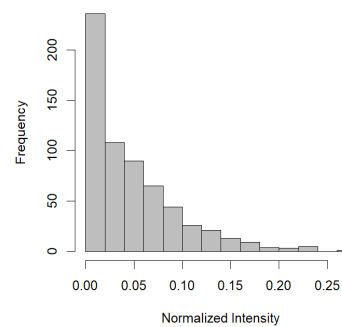
Secció / Anàlisi màxims locals

# EXPERIMENTS I RESULTATS

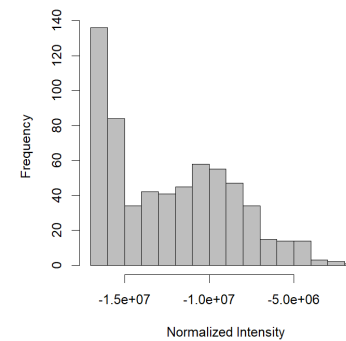
## Mètode 1. Detecció de fronteres (2 classes) amb estadístics locals



25x25 Sub-Image Labeled as Negative

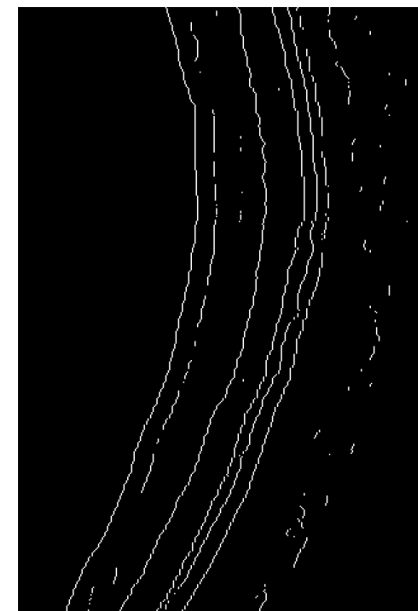
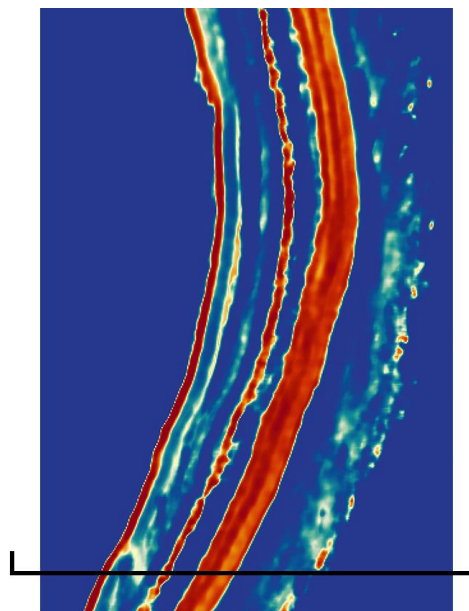
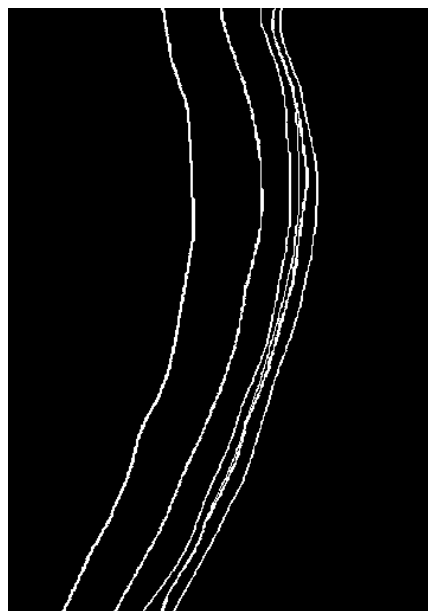


25x25 Sub-Image Labeled as Positive



# EXPERIMENTS I RESULTATS

## Mètode 2. Detecció de fronteres (2 classes) amb sub-imatges



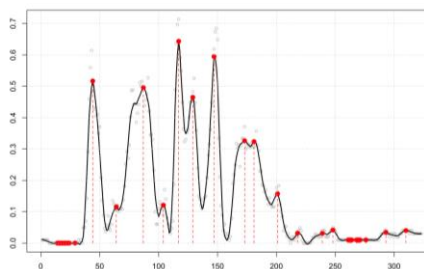
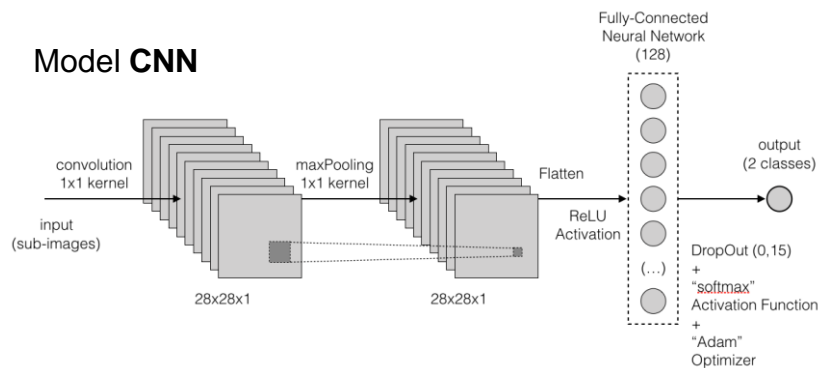
Imatge OCT original

“Targets groundtruth”

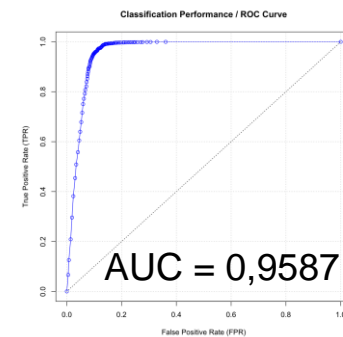
Mapa de probabilitats

Imatge final

### Model CNN



Secció / Anàlisi màxims locals



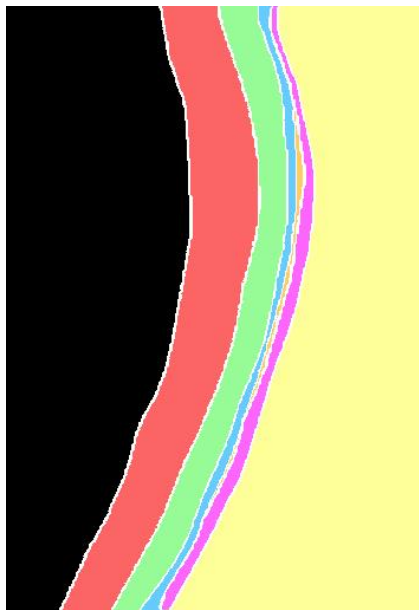


# EXPERIMENTS I RESULTATS

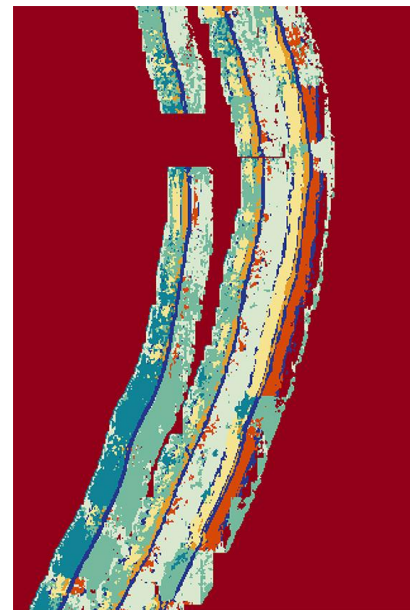
## Mètode 3. Classificació de píxels (multi-classe) amb sub-imatges



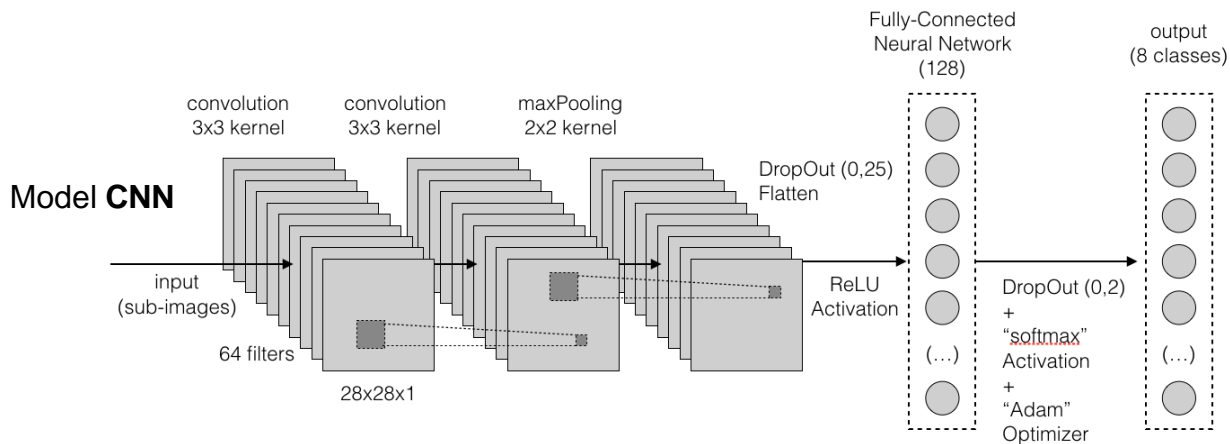
Imatge OCT original



“Targets groundtruth”



Imatge final



## **6. CONCLUSIONS**



# CONCLUSIONS

- Comparativa entre **3 plantejaments**
- En els dos primers casos (2 classes) hem obtingut resultats de classificació molt bons (**AUC=0,9823** i **AUC=0,9587** respectivament)
- Amb el mètode 1 podem detectar relativament bé **4 (de les 6)** capes retinals, mentre que amb el mètode 2 en podem localitzar **5 (de 6)**
- Operacions de **post-processat**
- **Temps de processat** de les dades alts amb estadístics locals
- Caldria seguir treballant en la optimització de les arquitectures CNN del mètode 3 per a millorar resultats
- A falta de millors resultats amb el mètode 3, seleccionariem el mètode 2 (2 classes + subimatges) com l'adequat per a la detecció de capes retinals