



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA
BARCELONATECH
Escola d'Enginyeria de Barcelona Est

TREBALL FI DE GRAU

Grau en Enginyeria Biomèdica

**IDENTIFICACIÓ DE PATRONS VASCULARS EN IMATGES
RADIOLÒGIQUES**



Memòria i Annexos

Autor: Gema Mijancos Martínez
Director: Raúl Benítez Iglesias
Co-Director: Christian Mata Miquel
Convocatòria: Juny 2020

Resum

L'anàlisi de la simetria de les venes profundes del cervell s'ha realitzat sempre de manera qualitativa per un expert. La detecció d'aquesta simetria en nounats és un fet molt important a l'hora de fer un bon diagnòstic i en determinar la susceptibilitat del pacient en patir malalties i/o malformacions vasculars en un futur.

El projecte consisteix en passar d'aquest anàlisi qualitatiu a un de quantitatiu mitjançant l'extracció de característiques d'aquestes venes mitjançant el processament d'imatges de ressonància magnètica cerebrals de nounats proporcionades pel Departament de Diagnòstic per la imatge de l'Hospital Sant Joan de Déu. D'aquesta manera, no només s'analitzen i avaluen diferents característiques que permeten determinar la simetria, sinó que també es dota a l'expert d'una eina per tal d'ajudar-lo en aquesta classificació.

Per aconseguir aquests objectius es desenvolupa un algorisme en MATLAB en el qual se segmenten les venes d'interès mitjançant el Gaussian Mixture Model, s'esqueletonitzen i es calculen 5 diferents paràmetres que podrien definir la simetria de les venes profundes cerebrals entre els dos hemisferis que conformen el cervell. Finalment, s'avaluen els paràmetres i es crea un model de classificació que permet l'etiquetatge de les imatges segons si presenten simetria o asimetria.

Resumen

El análisis de la simetría de las venas profundas del cerebro se ha realizado siempre de forma cualitativa por un experto. La detección de esta simetría en neonatos es un hecho muy importante en cuanto a la realización de buen diagnóstico y en la determinación de la susceptibilidad del paciente en sufrir enfermedades y/o malformaciones vasculares en un futuro.

El proyecto consiste en pasar de este análisis cualitativo a uno cuantitativo mediante la extracción de características de estas venas usando el procesado de imágenes de resonancia magnética cerebrales de neonatos proporcionadas por el Hospital Sant Joan de Déu. Así, no solo se analizan y evalúan distintas características que permiten determinar la simetría, sino que también se proporciona una herramienta al experto para ayudarlo en esta clasificación.

Para conseguir estos objetivos se desarrolla un algoritmo en MATLAB que segmenta las venas de interés mediante el Gaussian Mixture Model, se esqueletonizan y se calculan 5 parámetros que podrían definir la simetría de las venas profundas cerebrales entre los dos hemisferios que forman el cerebro. Finalmente, se evalúan estos parámetros y se crea un modelo de clasificación que permite etiquetar las imágenes según de si presentan simetría o asimetría.

Abstract

The analysis of the symmetry of the deep veins of the brain has always been performed qualitatively by an expert. The detection of this symmetry in neonates is a crucial fact in terms of diagnosis and to determine the patient's susceptibility to suffering vascular malformations and/or diseases in the future.

The aim of this project is to convert this qualitative analysis into a quantitative one by extracting features of these veins using techniques of image processing in magnetic resonance images supplied by Hospital Sant Joan de Déu. Thus, not only are different features analysed and evaluated to determine symmetry, but also a tool is provided to an expert so as to help him do the classification.

In order to achieve these goals an algorithm is developed in MATLAB where a segmentation of the desired veins is made by using the Gaussian Mixture Model. Then a skeletonization is performed and 5 parameters, which could define the symmetry of the deep cerebral veins between the two hemispheres that form the brain, are calculated. Finally, these parameters are evaluated and a model of classification that allows the labelling of the images depending on the presence or absence of the symmetry is created.



Agraïments

En primer lloc, m'agradaria agrair al que ha estat el meu tutor, el professor Raúl Benítez, tota l'ajuda, els consells i el suport que m'ha donat durant tot el transcurs del projecte; de la mateixa manera que ho ha fet el professor Christian Mata, el meu co-tutor. Fer una menció especial al doctor Josep Munuera de l'Hospital Sant Joan de Déu que m'ha proporcionat totes les imatges i tot el seu coneixement per tal de comprendre millor la necessitat que hi ha i el sistema vascular del cervell. Ha estat un plaer treballar amb vosaltres.

També m'agradaria agrair a mons pares, al meu germà i amics tot el suport que m'han donat i l'energia que m'han transmès durant aquest projecte i els 4 anys de carrera.



Glossari

Branchpoint: Punt (píxel) a partir del qual una vena es bifurca en dos o més.

Endpoint: Punt (píxel) final d'una vena.

Landmark: Fita. Punt (píxel) de referència.

MRI: Imatge de ressonància magnètica.

SNC: Sistema nerviós central, constituït per l'encèfal i la medul·la espinal.

SWI: Seqüència de susceptibilitat magnètica.



Índex

RESUM	I
RESUMEN	II
ABSTRACT	III
AGRAÏMENTS	V
GLOSSARI	VII
1. INTRODUCCIÓ	1
1.1. Origen del treball	1
1.2. Motivació	1
1.3. Requeriments previs.....	1
1.4. Objectius del treball.....	2
2. MARC TEÒRIC	3
2.1. El cervell	3
2.1.1. Sistema venós del cervell	3
2.1.2. Simetria de les venes profundes de cervell	4
2.2. Imatge per ressonància magnètica (MRI)	6
2.2.1. Seqüència de Susceptibilitat Magnètica (SWI)	7
2.3. Estat de l'art	8
3. METODOLOGIA	11
3.1. Anàlisi de les imatges.....	11
3.2. Resum de l'algorisme.....	11
3.3. Preprocessament de les imatges.....	12
3.3.1. Eliminació d'artefactes de contorn	12
3.3.2. Primera regió d'interès.....	14
3.4. Segmentació de les venes profundes.....	15
3.4.1. Models de mescla gaussiana.....	15
3.4.2. Selecció de gaussianes	16
3.5. Esqueletonització i segona regió d'interès.....	19
3.5.1. Esqueletonització	19
3.5.2. Segona regió d'interès.....	21
3.6. Detecció de la fita	26

3.6.1.	Detecció de la vena de Galeno	26
3.6.2.	Detecció de la fita	27
3.7.	Extracció de biomarcadors	30
3.7.1.	Ramificacions	30
3.7.2.	Longitud:	33
3.7.3.	Mesura de l'asimetria axial:	34
3.8.	Classificació	37
4.	RESULTATS	39
4.1.	Anàlisi i resultats de la classificació	39
4.2.	Anàlisi dels resultats obtinguts.....	41
4.2.1.	Branchpoints	42
4.2.2.	Endpoints	44
4.2.3.	Longitud mitjana	45
4.2.4.	Longitud total	47
4.2.5.	Asimetria axial.....	48
5.	PROJECTES DE FUTUR	51
6.	ANÀLISI DE L'IMPACTE AMBIENTAL	53
	CONCLUSIONS	55
	PRESSUPOST I/O ANÀLISI ECONÒMICA	57
	BIBLIOGRAFIA	59
6.1.	Referències bibliogràfiques	59
6.2.	Bibliografia complementària	60
ANNEX A		61
ANNEX B		64
B.1	Funció per l'extracció dels atributs/ biomarcadors:.....	64
B.2	Funció "maskdeepinicial"	72
B.3	Algorisme per entrenar el model.....	72
B.4	Funció que retorna la simetria	73

1. Introducció

1.1. Origen del treball

El projecte s'origina amb el fi de col·laborar amb l'Hospital Sant Joan de Déu, proporcionant una eina que servís com a suport pel Departament de Diagnòstic per la Imatge en la determinació de la simetria i l'asimetria de les venes profundes del cervell en nounats i infants.

1.2. Motivació

Aquest treball de visió per computació respon a una necessitat clínica de poder quantificar estructures vasculars cerebrals. Clàssicament l'avaluació de la morfologia dels vasos sanguinis ha estat qualitativa i en base a patrons predefinitos. Hi ha però, una necessitat creixent de poder extreure característiques morfològiques dels vasos sanguinis, de forma que es redueixi la variabilitat en la interpretació visual així com per poder correlacionar aquestes dades amb un diagnòstic més precís de certes malalties, determinar un pronòstic o una resposta al tractament.

A més a més, el sistema vascular és un sistema poc estudiat, sobretot en l'àmbit de la pediatria amb un gran potencial pel diagnòstic de malalties i malformacions. Un estudi d'aquest sistema pot ajudar a fer un bon diagnòstic i a preveure si el pacient és més o menys susceptible a patir alguna malaltia en créixer.

1.3. Requeriments previs

Per tal de desenvolupar el projecte correctament i de manera satisfactòria es necessita un ordinador amb el MATLAB instal·lat, ja que és el programa que s'utilitza pel desenvolupament de l'algorisme.

També és necessària la possessió de programes de software per la creació de la memòria, com ara Word per la redacció o l'Excel per organitzar les dades d'una manera més visual i que serveix com a suport al MATLAB.

Per tal de fer un bon seguiment del treball s'ha utilitzat Google Meet per fer videoconferències amb el director i el co-director del projecte i el doctor de l'Hospital Sant Joan de Déu.

1.4. Objectius del treball

Objectius generals

L'objectiu general del projecte és el desenvolupament en MATLAB d'un algorisme que permeti l'extracció de diferents característiques morfològiques i ràtios de les venes internes (profundes) del cervell per tal de fer-ne una posterior classificació. La classificació és binària segons si les venes profundes del cervell del pacient presenten simetria o no en presenten.

Així doncs, el que es pretén és dotar d'una eina de suport a l'expert, que ajudi a determinar la simetria d'aquestes venes mitjançant el processament d'imatges de ressonància magnètica cerebrals.

Com a segon objectiu, es vol realitzar un estudi quantitatiu d'aquesta simetria analitzant diferents paràmetres que podrien servir per definir-la i/o caracteritzar-la. Dels paràmetres proposats, es fa una posterior avaluació per tal de concloure si realment són uns bons biomarcadors/predictors per determinar la simetria de les venes profundes cerebrals.

Objectius específics

S'han definit diferents objectius específics a l'hora de realitzar el projecte que podrien definir-se com a diferents metes per assolir durant el desenvolupament d'aquest:

1. Selecció de la zona d'interès de tot el cervell, per tal de centrar-se només en les venes profundes.
2. Segmentació de les venes profundes.
3. Detecció d'una fita (punt a partir del qual es divideix el cervell en dos hemisferis).
4. Extracció de biomarcadors i característiques morfològiques.
5. Avaluació i selecció dels biomarcadors.
6. Classificació de les venes mitjançant els biomarcadors seleccionats.

2. Marc teòric

Les imatges processades al treball són imatges del cervell adquirides per ressonància magnètica (RM) i utilitzant la seqüència SWI. A continuació hi ha una breu explicació del cervell, la RM i la seqüència SWI:

2.1. El cervell

El cervell és un dels òrgans més importants dels éssers vius, ja que és el centre de control de tot el cos. És l'encarregat dels pensaments, la memòria, la parla i els moviments; a més a més de regular la funció d'altres òrgans. Així doncs, té una vital importància el seu control i la detecció de possibles malalties i malformacions d'aquest.

L'òrgan es divideix en dos hemisferis: l'esquerre i el dret. Ambdós hemisferis estan formats pels lòbuls frontals, temporals, parietals i occipitals i es troben connectats mitjançant el cos callós. L'òrgan també conté quatre ventricles; unes estructures plenes de líquid cefalorraquidi (un líquid incolor i transparent que es troba al cervell i a la medulla espinal) que tenen la funció de mantenir el cervell flotant i esmorteït. Els ventricles estan connectats per diversos orificis anomenats Forat de Monro i Aqüeducte de Silvi. (1)(2)

Tot i que l'estructura més característica del cervell són les neurones i tota la xarxa neuronal que aquestes conformen, l'estudi se centra en la irrigació sanguínia del cervell, concretament en les venes.

2.1.1. Sistema venós del cervell

El sistema venós s'acaba de desenvolupar el tercer mes de vida fetal. Aquest, segons la localització, es pot dividir en sinus venosos que recullen la sang proporcionada per les venes superficials o corticals, les venes profundes, les meninges (unes membranes de teixit connectiu que cobreixen el SNC, que tenen per funció protegir-lo) i la volta cranial (l'espai que ocupar el cervell dins el crani). Recordar que la funció de les venes és retornar la sang desoxigenada al cor. (3)

El tentori és una extensió de la meninge duramàter que separa el cerebel de la porció inferior del lòbul occipital del cervell i s'utilitza com a punt de referència per classificar les venes.

Venes supratentorials, situades per sobre del tentori:

- **Venes cerebrals corticals:** s'encarreguen de drenar el còrtex del cervell i la substància blanca juxtacortical adjacent. A més a més, es divideixen 3 subgrups: superior, mig i inferior.

- **Venes cerebrals profundes:** es divideixen en dos subgrups: les medul·lars, que es troben per sota del còrtex cerebral i drenen la substància blanca i desemboquen en el segon grup; les venes subependimàries (SV), que reben la sang del nucli caudat i les porcions dorsals del nucli lenticular, el tàlem i d'una gran part del centre oval i de les parts ventriculars. D'aquest últim grup en formen part les venes basals de Rosenthal, les venes cerebrals internes (ICV), les venes septals (ASV), la vena tàlemestriada (TSV), les venes laterals internes (DLV) i la gran vena cerebral de Galeno. (3) (4) (5)

Malgrat que el projecte se centra en les venes profundes supratentorials, s'enumeren les infratentorials, situades sota el tentori.

- Superior
- Anterior
- Posterior

A la següent imatge es poden veure algunes de les venes anteriorment mencionades, concretament les que s'observen a les imatges que es processen:

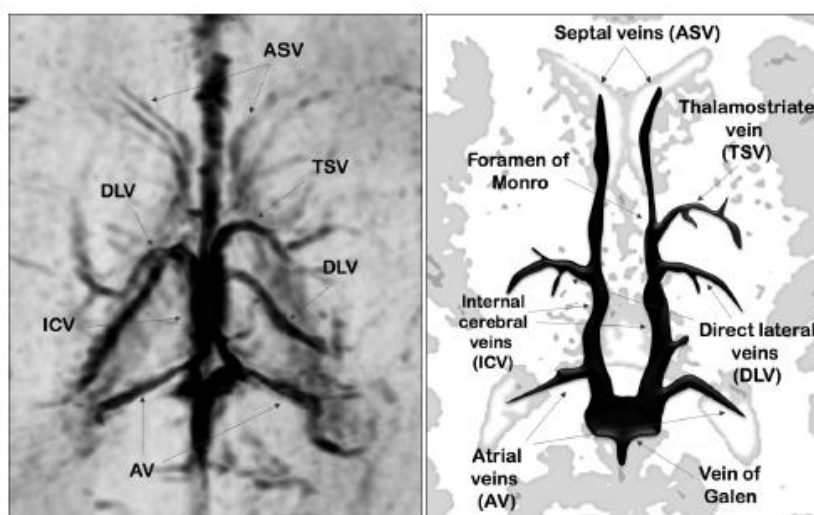


Figura 2.1. Venes profundes cerebrals. (Font:(4))

2.1.2. Simetria de les venes profundes de cervell

A la literatura, s'expressa que hi ha 6 tipus de morfologia venosa diferents en nounats i infants i aquesta està basada en un anàlisi qualitatiu. Les diferències entre els diversos tipus provenen: del punt on s'uneixen i com ho fan les venes internes i les venes septals i de la presència (o absència d'aquesta) de les venes laterals i de les venes tàlemestriada.(4)

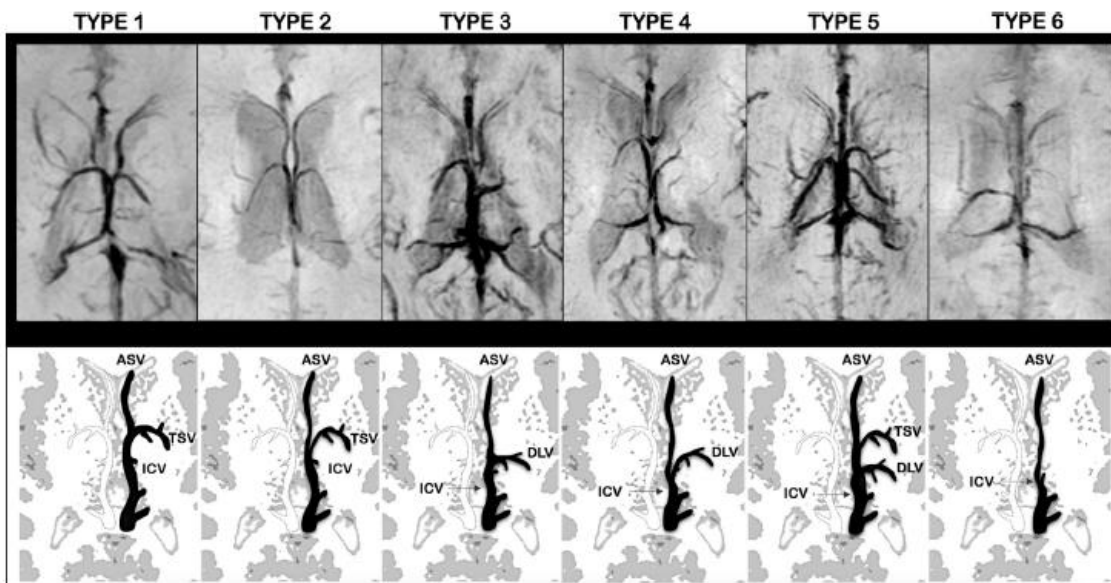


Figura 2.2. Diferents tipus de morfologia vascular de les venes profundes del cervell. (Font: (4))

A continuació, s'expliquen les característiques de cada tipus:

Tipus 1: La vena septal s'uneix a la vena interna a l'altura del Forat de Monro mitjançant la vena tàlemestriada. No s'observa la vena lateral interna.

Tipus 2: La vena septal s'uneix a la vena interna i la vena tàlemestriada al nivell del Forat de Monro. No s'observa la vena lateral interna.

Tipus 3: La vena septal s'uneix a la vena interna a l'alçada de la unió entre aquesta última i la vena lateral interna, més avall del Forat de Monro. Hi ha una connexió directa entre la vena septal i la vena lateral interna. No s'observa la vena tàlemestriada.

Tipus 4: La vena septal s'uneix a la vena interna a l'alçada de la unió entre la vena lateral interna i la vena interna. No s'observa la vena tàlemestriada.

Tipus 5: Les venes tàlemestriada i lateral interna estan presents.

Tipus 6: No s'observen ni la vena lateral interna ni la vena tàlemestriada.

Per determinar la simetria o asimetria de les venes profundes cerebrals, s'observa l'hemisferi esquerre del pacient i es compara amb el dret. Si els dos hemisferis presenten les mateixes característiques, és a dir, pertanyen al mateix tipus, les venes es classifiquen com simètriques. (4)

2.2. Imatge per ressonància magnètica (MRI)

Es basa en el principi de funcionament en què els àtoms amb un nombre senar de protons o neutrons presenten un moment angular magnètic. Quan no s'aplica cap camp magnètic extern, els moments magnètics dels àtoms, anomenats spins, estan distribuïts d'una manera atzarosa, essent el camp magnètic net nul.

Tanmateix, en aplicar un camp magnètic extern, els spins es veuen modificats, ja que els àtoms presenten **susceptibilitat magnètica**: la qualitat que posseeixen aquelles substàncies que "donen" una resposta magnètica en ser introduïdes en un camp magnètic extern. La susceptibilitat magnètica és una magnitud adimensional representada per la lletra grega χ (la chi). Depèn del seu valor, les substàncies es poden classificar en: **diamagnètiques** (tenen un camp magnètic menor a l'extern, en formen part la majoria dels teixits biològics), **paramagnètiques** (tenen un camp magnètic major a l'extern, com per exemple la ferritina) i **ferromagnètiques** (pertanyen al grup de les paramagnètiques però la seva susceptibilitat magnètica és molt elevada, són exemples el níquel i el cobalt).

La ressonància magnètica doncs, el que fa, és introduir un camp magnètic estàtic potent extern (denominat B_0) que alinea en aquesta direcció els spins dels àtoms.

Un cop aplicat B_0 , s'apliquen també polsos de ràdio freqüència amb un valor igual a la de Larmor (la freqüència a la qual giren els àtoms) de curta durada generant un camp magnètic B_1 perpendicular a B_0 amb l'objectiu de canviar la direcció dels protons en transmetre'ls energia. És important que els polsos tinguin la mateixa freqüència que la de Larmor perquè de no ser així no es transmetria l'energia necessària per produir el canvi de direcció. L'aplicació d'aquests polsos produeix que la magnetització longitudinal disminueixi i aparegui la transversal.

Quan el pols deixa de ser aplicat, els àtoms tornen al seu estat inicial. Es produeix un augment de la magnetització longitudinal, i el temps que triga a recuperar-se s'anomena relaxació longitudinal **T1**, i la magnetització transversal desapareix, essent relaxació transversal **T2** el temps que triga a desaparèixer. Ara bé, a causa de la no homogeneïtat els protons es poden desfasar (tornar a la direcció original) molt ràpidament, aquest temps és l'anomenat **T2***.

També es poden aplicar gradients de camp magnètic provocant que una única unitat de volum respongui a una freqüència de ressonància particular. Modificant el camp magnètic es pot controlar quines zones de volum s'analitzen.

2.2.1. Seqüència de Susceptibilitat Magnètica (SWI)

És una seqüència particularment sensible a aquelles substàncies que distorsionen el camp magnètic i que s'empren, principalment, per detectar sang i calci entre altres. Consisteix en una seqüència 3D (es fa a tot el volum des dels tres plans) gradient (s'apliquen gradients) d'alta resolució amb un T2* llarg (és a dir, es mesura el T2*). D'aquí s'obté una imatge 3D de gairebé 180 talls axials consecutius que tenen un gruix de 0,6 mm. A la Figura 2.3 es pot observar l'esquema del procés d'obtenció de la imatge SWI obtinguda pel treball previ realitzat per Munuera del Cerro, J.(3)

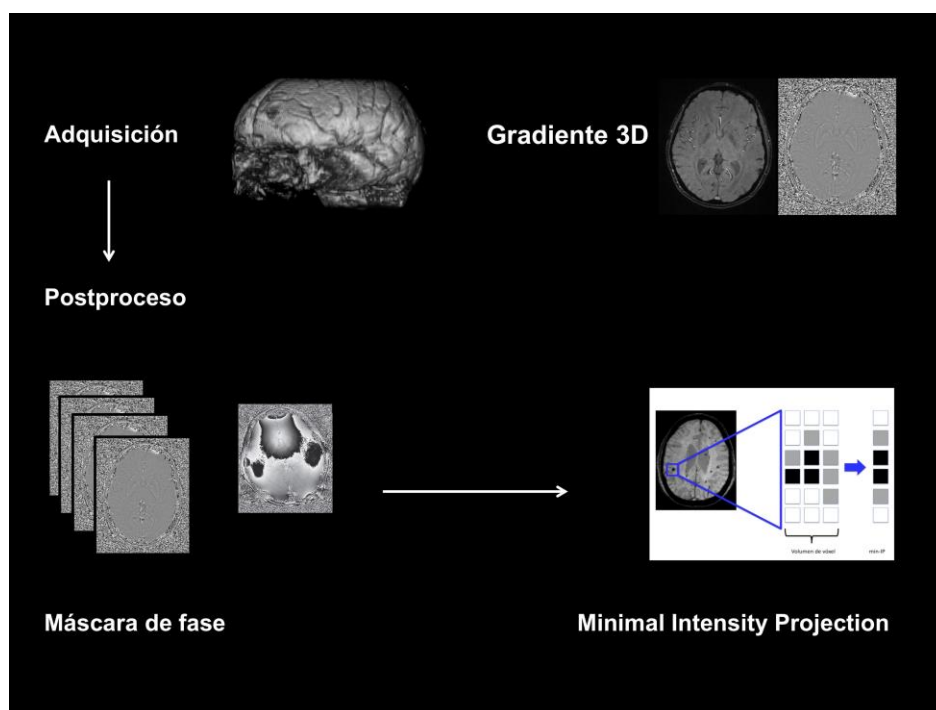


Figura 2.3. Esquema del procés d'obtenció de la imatge SWI. (Font:(3)).

Després hi ha un postprocessat que es pot dividir en dues parts:

1. La formació d'una màscara filtrada de la fase. Les imatges en fase aporten informació de l'angle (fase) del vector. A partir d'aquestes imatges s'obtenen filtres passa baixos que s'utilitzen com a màscares per a mantenir els valors amb menor intensitat de senyal, com són les venes.
2. La realització d'una tècnica de projecció minIP (minimum intensity projection). Consisteix en un mètode de visualització que permet la detecció d'estructures de baixa densitat (intensitat) en un volum d'interès. De manera que crea una imatge bidimensional projectant el vòxel amb el valor més baix de totes les vistes. Així, s'aconsegueix projectar en una imatge les estructures hipointenses. El que es realitza és una suma de diferents talls fins a obtenir uns 5 mm de gruix obtenint la imatge 2D axial. (3)

2.3. Estat de l'art

A la literatura es troben alguns articles que tracten sobre la morfologia del sistema vascular del cervell. En ells es crea un mapa del cervell amb tots els vasos sanguinis (venes i artèries), es calcula la densitat de venes i artèries, així com la seva mida i s'observa com van variant proporcionalment. (6)

Del sistema venós profund del cervell, s'han trobat diferents tipus de morfologia en nounats, tal com s'han explicat anteriorment. Es troben que hi ha 6 diferents tipus de distribucions sanguínies dins cervells considerats com sans, sense que tinguin cap mena de malformacions i/o malalties. (4)(7)

Tanmateix, la majoria d'estudis realitzats en relació amb el cervell i el seu sistema vascular han estat focalitzats en malalties i com la vascularització afecta aquestes. Entre elles, podem trobar la isquèmia, lesions venoses, siguin agudes o cròniques, l'infart hemorràgic venós prevascular, lesions de la matèria blanca del cervell, hematomes cerebrals i la trombosi sinosa i de diferents venes (venes basals i venes internes). (8)(9)

L'anatomia de les venes subependimàries es troba relacionada amb la predisposició de patir una hemorràgia a la matriu germinal i una hemorràgia intraventricular en nounats prematurs. En aquest, es determina un patró general mitjançant un anàlisi qualitatiu i quantitatiu per un cervell sa i diverses variants per aquells pacients que pateixen d'aquestes hemorràgies, essent la principal diferència l'angle que formen les venes subependimàries. Finalment, es troba una correlació entre la presència d'alguna de les variants i l'ocurrència de les hemorràgies. A més a més, els pacients que patien de les hemorràgies en un sol hemisferi, posseïen en l'hemisferi sa el patró general (d'anatomia de les venes) mentre que en l'hemisferi on hi havia l'hemorràgia l'anatomia de les venes pertanyia a una de les variants. Demostrant, d'aquesta manera que l'asimetria de les venes profundes del cervell era un indicador pel possible patiment d'hemorràgies. (7)

Les venes profundes medul·lars s'han estudiat en relació amb les lesions de la substància blanca del cervell, trobant una correlació entre la congestió d'aquestes venes amb les lesions i com depenent del moment on es troba la lesió s'observa una morfologia o una altra. (10)

Pel que fa al processament d'imatges de ressonància magnètica, un dels àmbits més estudiats és el de la segmentació de vasos sanguinis (tant artèries com venes). La segmentació pot donar-se mitjançant un preprocessat de la imatge que millori l'anatomia dels vasos seguit d'una binarització. (11)

L'aprenentatge automàtic (machine learning en anglès) també s'utilitza, tant el supervisat com el no supervisat. Pel primer cas, és necessària que les venes—els píxels o vòxels, en cas d'imatges 3D, que les conformen—estiguin etiquetades. Durant l'entrenament, diferents característiques dels vasos com poden ser la intensitat, el gradient o el color són extrets de les imatges que formen el conjunt

d'entrenament. El model s'entrena amb aquestes característiques o predictors i amb l'etiquetatge dels píxels (que determina si formen part del vas sanguini o no). Per altra banda, en l'aprenentatge automàtic no supervisat, durant el procés d'entrenament del model es tornen a tenir en compte característiques com el gradient o la intensitat local. S'avalua la bondat del model i aquest és modificat d'acord amb una funció d'optimització que pretén trobar la millor separació entre el vas sanguini i el fons (allò que no és vas).

Una altra metodologia per la segmentació de les venes és mitjançant models deformables considerats corbes o superfícies que es poden moure sota la influència de forces internes i externes. És gràcies a aquestes forces que el model s'ajustarà als contorns dels vasos.

També s'ha estudiat la segmentació de les venes emprant algorisme de rastreig que consisteixen a definir unes llavors que van seguint d'un procés de creixement. Altres processos de segmentació són els de rastreig basats en models, que s'usen més en imatges 3D. En aquests és necessari definir un model de vas que acostuma a tenir forma de cilindre. De nou, el punt inicial i l'orientació d'aquest parteix d'una llavor. (11)

Malauradament, malgrat la quantitat de metodologies per a segmentar els vasos sanguinis no hi ha cap que funcioni a la perfecció i la seva efectivitat depèn de la zona anatòmica a la qual pertanyin els gots i el soroll present en la imatge, entre altres.

Finalment, comentar a la literatura no hi ha gaire presència d'articles que analitzin de forma no qualitativa la simetria del cervell i, en concret, de les venes profundes tot i que sí que hi ha diversos estudis qualitius.



3. Metodologia

3.1. Anàlisi de les imatges

El processat s'aplica en imatges de ressonància magnètica del cervell de nounats i infants. Aquestes, són imatges en RGB, és a dir, tenim 3 canals corresponents a R, G i B. Cada un dels canals correspon a una matriu on s'hi troben els valors d'intensitat dels píxels, que van de 0 a 255. En aquest cas, tots els píxels tenen el mateix valor d'intensitat en els canals R, G i B, és a dir, tenen la mateixa informació. És per aquest motiu que es mostra la imatge com si fos una imatge d'escala de grisos.

En una ressonància magnètica, els elements que tenen un valor d'intensitat de píxel petit corresponen a les venes i els píxels d'intensitat més elevada corresponen a les artèries. L'estudi se centra només a les venes i, per tant, es focalitzarà en els píxels que tenen un valor petit.

Les imatges emprades en el projecte han estat proporcionades pel doctor Josep Munuera de l'Hospital Sant Joan de Déu del Departament Diagnòstic per la Imatge i han estat adquirides amb l'equip de ressonància magnètica 3Tesla Philips Ingenia. En total, es processen 40 imatges que tenen diferents dimensions: 512x512, 528x528, 560x560, 640x640, 672x672, 704x704, 768x768, 800x800, 864x864, 968x968 i 1008x1008. A més a més, les imatges estan en format jpg, per tal d'evitar que incloguin informació confidencial dels pacients, com podria passar si estiguessin en format DICOM.

Cada una de les imatges correspon a diferents pacients els quals tenen diferents malformacions i/o malalties cerebrals i corresponen a talls axials del cervell.

De tot el cervell que s'observa a la imatge, el projecte es focalitza en les venes que es troben al centre de la imatge que són la vena de Galeno—la que es troba al centre—, les venes cerebrals internes, les venes tàlemestriada, les venes septals i les venes laterals internes; que formen part de les venes profundes del cervell.

3.2. Resum de l'algorisme

El que fa l'algorisme, grosso modo, és identificar les venes profundes, que estan localitzades al centre de la imatge, segmentar-les, fer una esqueletonització i extreure atributs d'aquestes. Un cop extret els atributs, se seleccionen aquells més significatius per la classificació de venes simètriques o asimètriques. Finalment, es classifiquen les imatges.

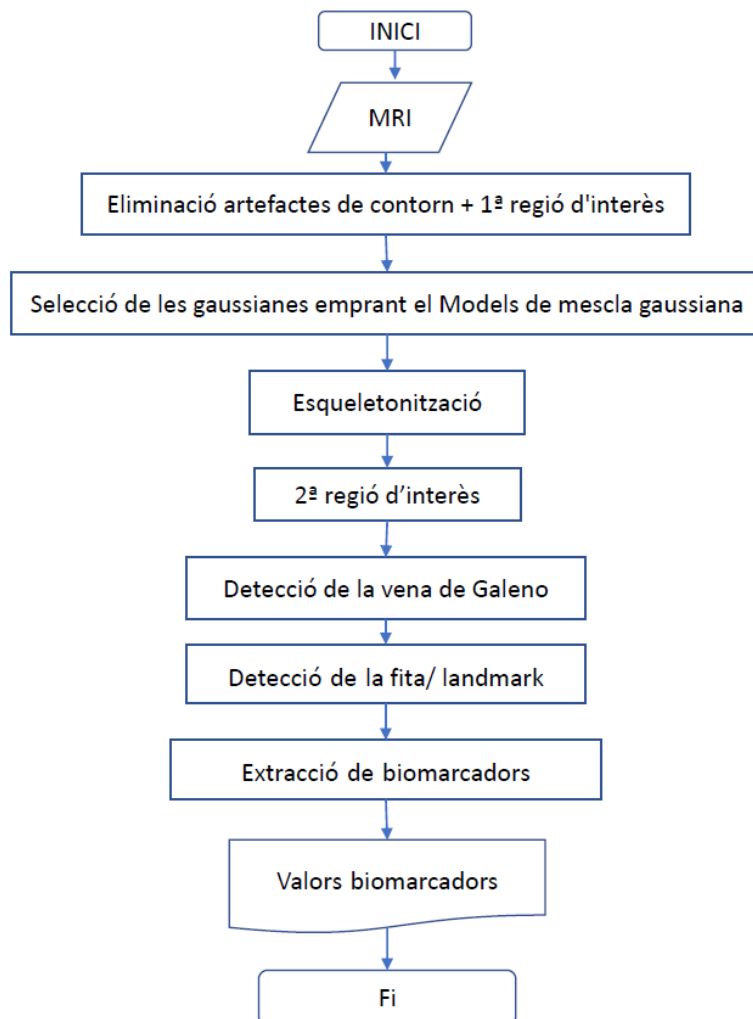


Figura 3.1. Diagrama dels processos que conformen el processament de les imatges.

A continuació s'explica més detalladament l'algorisme.

3.3. Preprocessament de les imatges

Primer es llegeixen les imatges i es transformen d'imatge RGB a imatge d'escala de grisos, eliminant les tres matrius i obtenint una de sola.

3.3.1. Eliminació d'artefactes de contorn

Algunes de les imatges presenten, al voltant del cervell, zones on els valors dels píxels és diferent de 0 (haurien de tenir aquest valor, ja que correspon al fons de la imatge). Per tal d'eliminar aquests artefactes de contorn es binaritza (els píxels només poden prendre el valor de 0 o 1) la imatge. Aquesta binarització crea una espècie de màscara on els píxels que tenen un valor d'intensitat més elevat

prenen el valor d'1 i els altres el valor de 0. Seguidament, es realitza l'operació morfològica de tancament, s'aplica un filtre de mediana i s'utilitza la comanda `imfill` — una funció pròpia del MATLAB que omple els forats—. D'aquesta manera, tenim el que correspon al cervell amb un valor d'1 i el fons, conjuntament amb els artefactes de contorn, té un valor de 0. Les darreres comandes executades són necessàries perquè, al binartitzar la imatge, algunes de les venes prenen el valor de 0. Així doncs, en realitzar el tancament i aplicar el filtre, aquest valor canvia a 1. Destacar que la finestra emprada pel tancament no ha de ser gaire gran, ja que si no aquest "contorn" que es vol eliminar s'ajuntaria amb el cervell.

Un cop ja es té aquesta mena de màscara creada, es multiplica amb la imatge en escala de grisos, de manera que el cervell serà l'única zona que tingui uns valors d'intensitat diferent de 0.

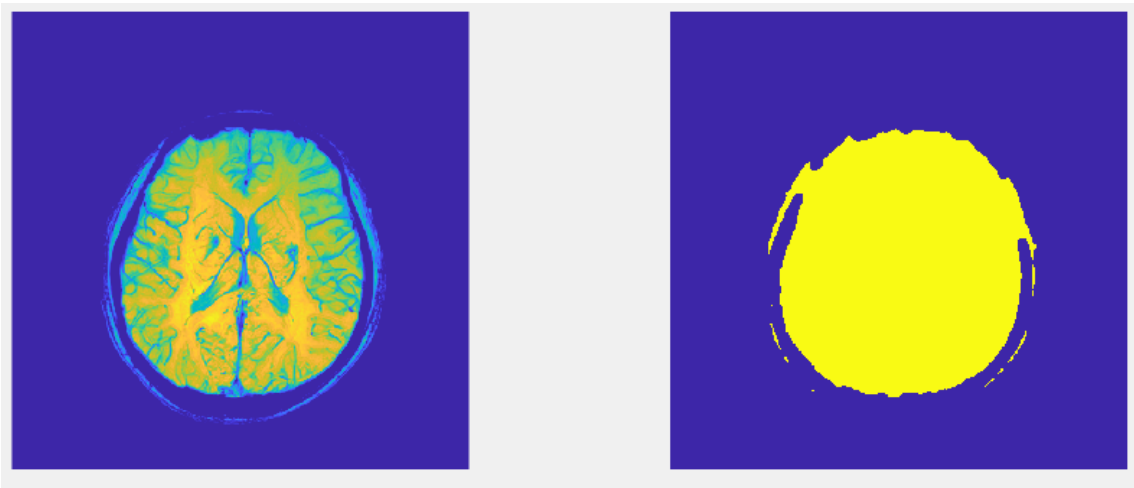


Figura 3.2. A l'esquerra: imatge de ressonància magnètica. A la dreta: imatge que s'obté un cop s'ha eliminat el contorn del cervell.

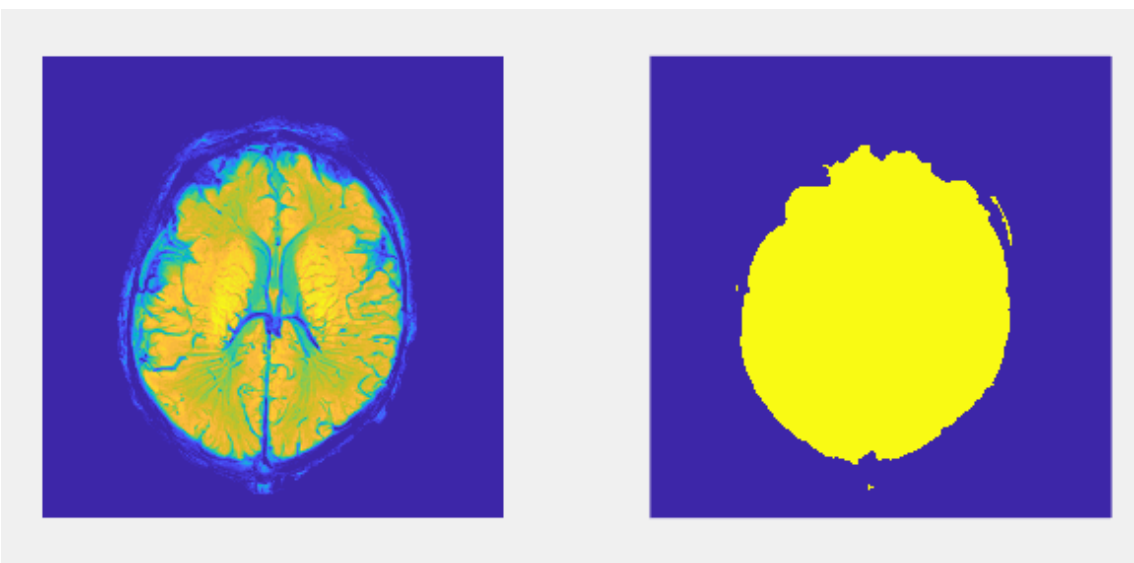


Figura 3.3. Un altre exemple del abans i després d'eliminar el contorn al voltant del cervell present en la MRI.

3.3.2. Primera regió d'interès

Malgrat la màscara, interessa només la zona on hi ha les venes profundes. Per seleccionar aquesta zona s'ha creat una funció anomenada "maskdeepinicial" on crea una màscara en forma de rectangle, l'àrea del qual té valor 1 i la resta té valor 0. Les dimensions i la localització del rectangle varien en funció de les dimensions de la imatge que s'estigui processant. En aplicar aquesta funció a la imatge processada, s'obté la regió d'interès. Encara que sembli que aplicant aquesta màscara no és necessària l'eliminació del contorn, en algunes imatges dins de l'àrea d'aquest rectangle es troben parts del contorn que interfereixen en el processament.

A la Figura 3.4 es un exemple de la imatge final que s'obté al final de realitzar el preprocessament de la imatge. El resultat de la primera part del processament d'aquesta imatge en concret es pot observar a la Figura 3.2. Així doncs, amb aquestes dues figures es veu la MRI (l'input de l'algorisme), la imatge resultant d'eliminar els artefactes de contorn i la imatge final del processament, que es focalitza en la regió d'interès on es troben les venes profundes cerebrals.

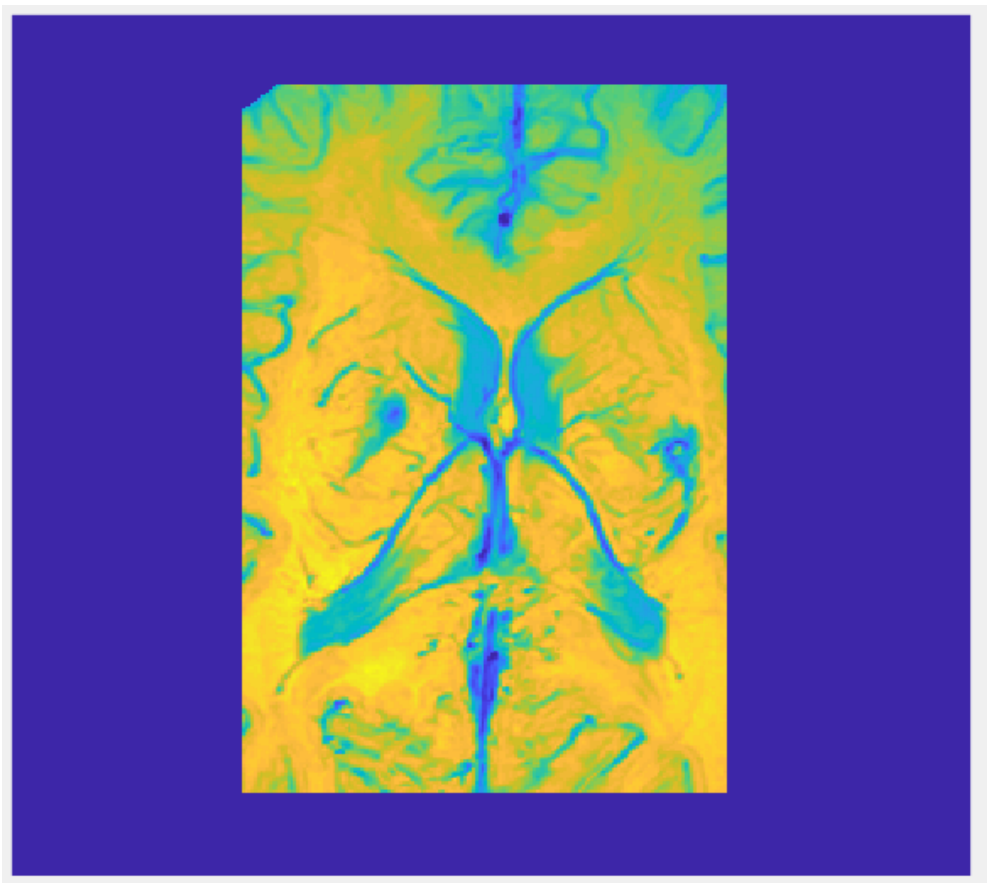


Figura 3.4. Imatge obtinguda després d'aplicar la funció "maskdeepinicial".

3.4. Segmentació de les venes profundes

3.4.1. Models de mescla gaussiana

Un cop es té la regió seleccionada, es passa la matriu de la imatge a un vector fila i se li aplica la funció “fitgmdist”. El que realitza aquesta funció és buscar les diferents gaussianes que formen l’histograma de la imatge. Com que l’histograma presenta una distribució multimodal, aquest es divideix en gaussianes, a cada píxel se li canvia el valor de la seva intensitat pel valor de la gaussiana a la qual correspon aquella intensitat en concret. Per determinar a quina gaussiana correspon cada intensitat de píxel, i per tant cada píxel, es té en compte la probabilitat a posteriori: la probabilitat condicionada que el píxel pertanyi a la gaussiana G quan té un valor d’intensitat I . Cada un dels píxels tindrà el valor de la gaussiana que tingui una probabilitat a posteriori més gran.

Gràcies a aquesta funció es pot obtenir un agrupament dels píxels depenent de la seva intensitat, ja que les venes (l’estructura d’interès) tenen un valor d’intensitat diferent de la resta del cervell. S’ha optat per aquesta opció en comptes de posar un valor llindar d’intensitat i fer una binarització perquè depenent de la imatge amb la qual s’estigui treballant el valor d’intensitat de les venes varia. Per exemple, en una imatge la intensitat mitjana de les venes pot estar al voltant de 80 mentre que en una altra al voltant de 50. Si s’utilitzés un valor llindar, per a la segona imatge es detectarien com a venes estructures que no ho són i s’empitjoraria la qualitat del processat a l’hora que s’introduiria soroll, donant com a resultat errors de sub-segmentació o sobre-segmentació.

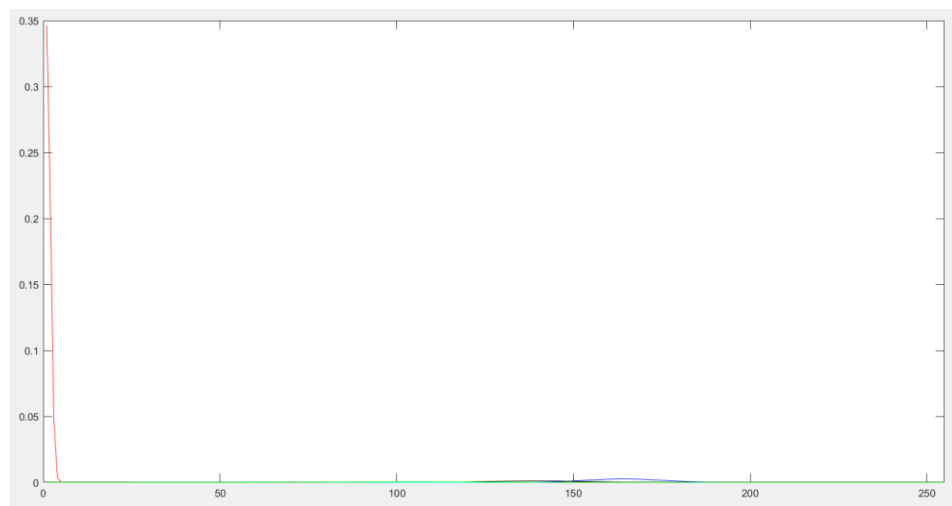


Figura 3.5. Gràfic de totes les gaussianes que hi ha en l’histograma d’una imatge de MRI.

Per aplicar aquesta funció però, és necessari executar-la dins d’un bucle, ja que cal indicar el nombre de gaussianes en què es vol dividir l’histograma. A més a més, hi ha un nombre de gaussianes òptimes per a cada imatge, de manera que no sempre per tenir més gaussianes s’obté una millor

classificació. Així doncs, es crea un bucle on el nombre de gaussianes va d'1 a 10—s'agafa com a màxim 10, ja que després de provar amb diferents intervals, el nombre màxim de gaussianes que s'utilitzen és 10—. Per tal de trobar la distribució de gaussianes òptima per a cada imatge, es busca el valor mínim de BIC d'entre tots els valors de BIC obtinguts en cada iteració del bucle. El BIC és el criteri d'informació de Bayes, que s'utilitza per seleccionar el millor model entre diferents models creats.

Després es crea una matriu amb les dimensions de la imatge on els valors d'intensitat de píxels corresponen al nombre de la gaussiana a la qual pertanyen, tirats segons la seva probabilitat a posteriori de pertànyer a una gaussiana o una altra.

3.4.2. Selecció de gaussianes

Tanmateix, ara cal quedar-se només amb les venes. Donat que la intensitat de les venes és més baixa que la de la resta del cervell, s'obtenen les dues primeres gaussianes que tenen una mitjana d'intensitat més petita. Abans, però, s'eliminen aquelles gaussianes que tenen una mitjana més petita de 2, que corresponen a un nombre molt petit de píxels que no són significatius i apareixen en algunes imatges, que correspondria a la gaussiana vermella de la Figura 3.5. A la Figura 3.6 es pot observar la distribució de gaussianes sense aquesta gaussiana vermella que apareix en la imatge anterior. aquest Un cop eliminades aquestes gaussianes és quan se seleccionen les dues gaussianes amb les mitges més petites, és a dir, que els píxels que pertanyin a les altres gaussianes tindran un valor d'intensitat igual a 0.

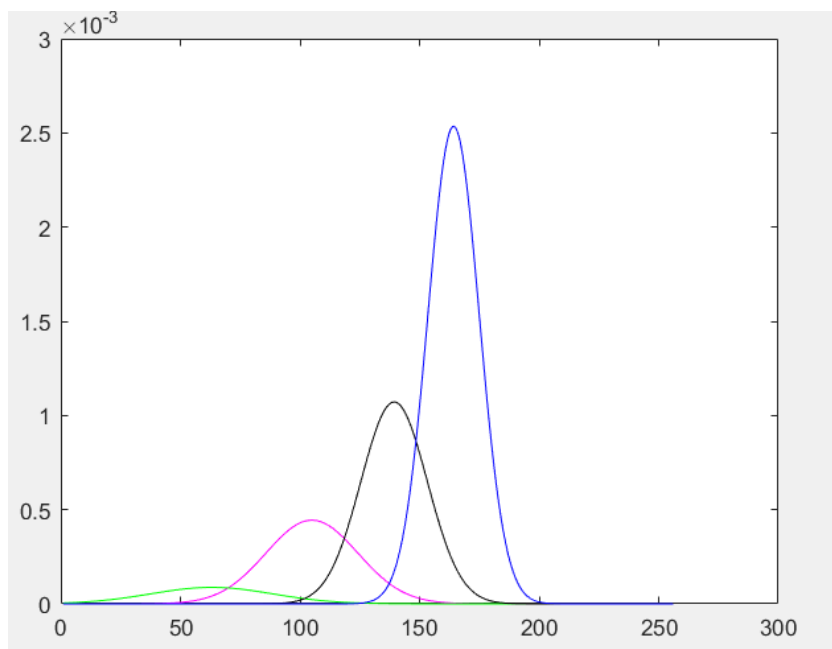


Figura 3.6. Gaussianes de l'histograma d'una imatge MRI sense la gaussiana amb una mitjana < 2.

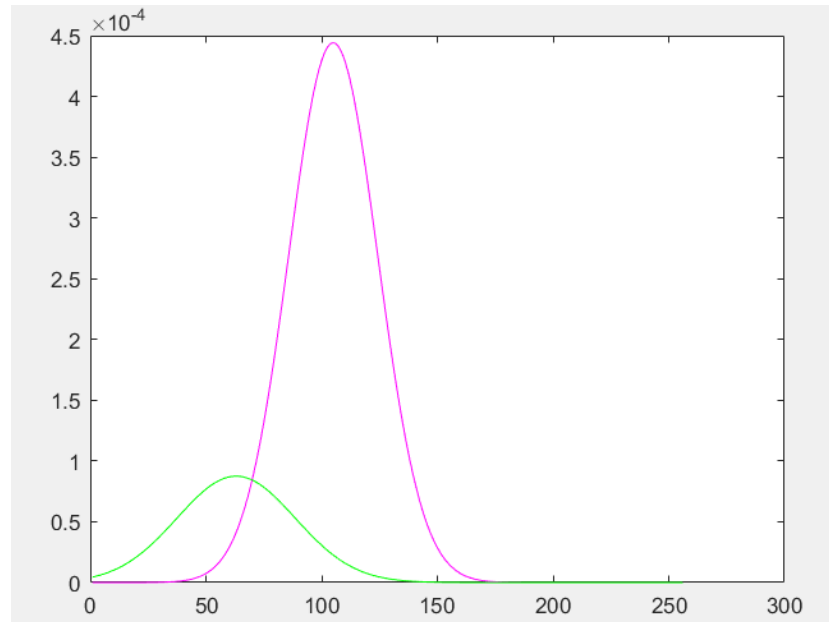


Figura 3.7. Les dues primeres gaussianes de la figura anterior. Les gaussianes que no s'eliminen.

En algunes imatges, aquestes dues gaussianes corresponen només a les venes i d'altres que també inclouen els ventricles. Per eliminar aquests, s'eliminen les gaussianes que tenen una àrea superior a 5000 píxels, ja que l'àrea de les venes no és superior a aquest valor. Malauradament, els ventricles no tenen la mateixa grandària a tots els cervells. És per aquest motiu que també s'elimina la gaussiana segons el valor de la desviació típica (si és menor de 10 s'elimina), ja que les intensitats dels ventricles solen ser molt més uniformes i homogènies que no pas les de les venes. D'aquesta manera se segmenten les venes. Finalment, es binaritza la imatge i es multiplica per la imatge en escala de grisos per tal de mostrar les venes.

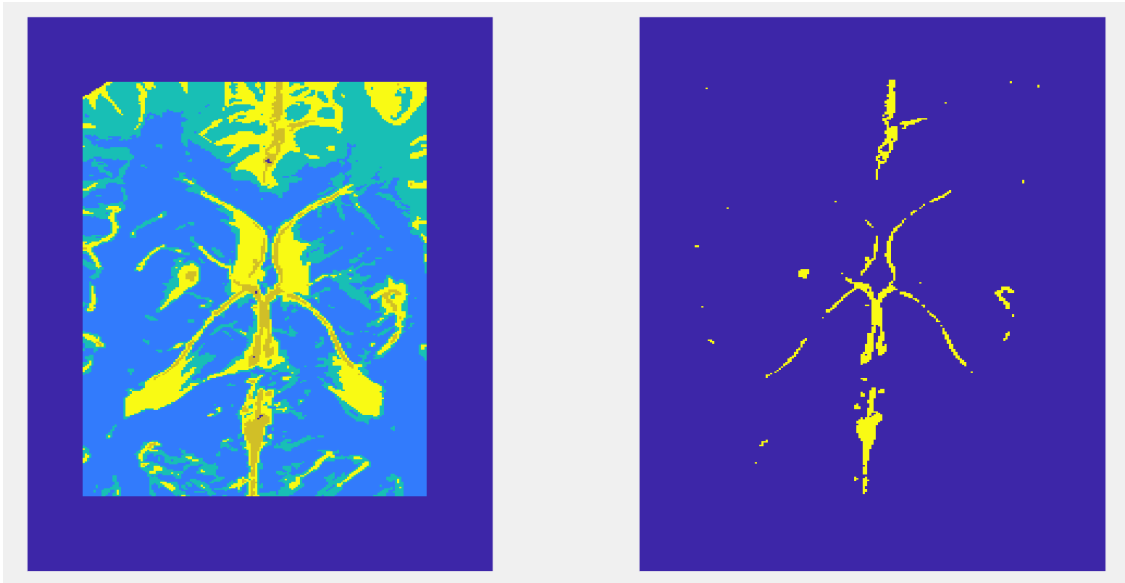


Figura 3.8. A l'esquerra: imatge resultat d'adjudicar a cada píxel el valor de la gaussiana a la que pertanyen. A la dreta: imatge final després d'eliminar totes les gaussianes que no interessin. En aquest cas, només ens interessa una gaussiana (els píxels que tenen un color verdós). Els píxels de color groc que pertanyen a la segona gaussiana (la gaussiana magenta de la figura anterior) s'han eliminat perquè la quantitat de píxels que la conformen és major a 5000.

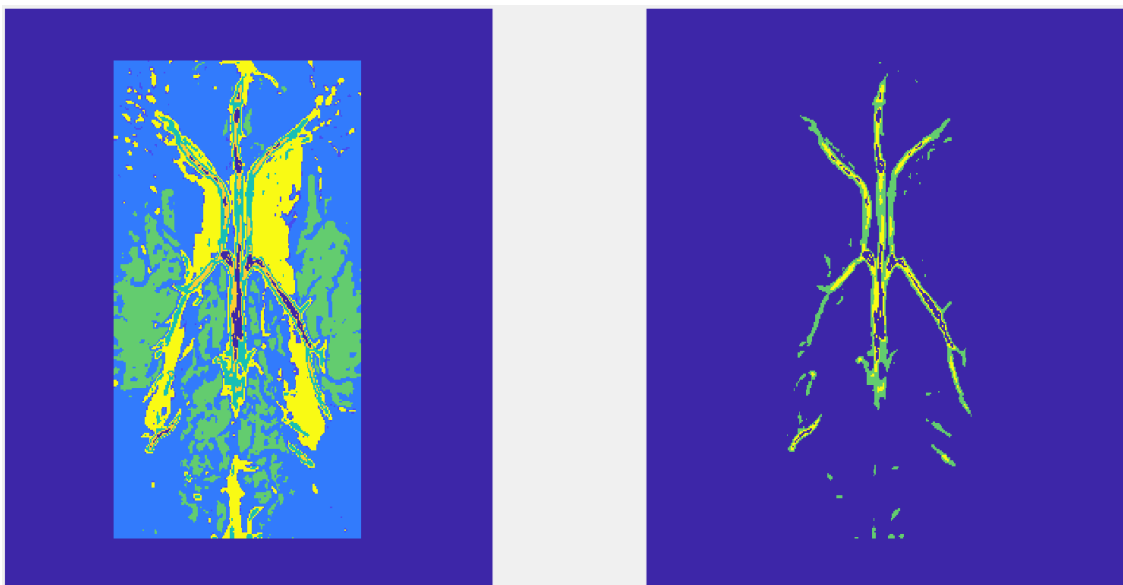


Figura 3.9. A l'esquerra: imatge resultat d'adjudicar a cada píxel el valor de la gaussiana a la que pertanyen. A la dreta: imatge final després d'eliminar totes les gaussianes que no interessin. En aquest cas, interessin les dues gaussianes, per això en la imatge de la dreta s'observen píxels grocs i verds.

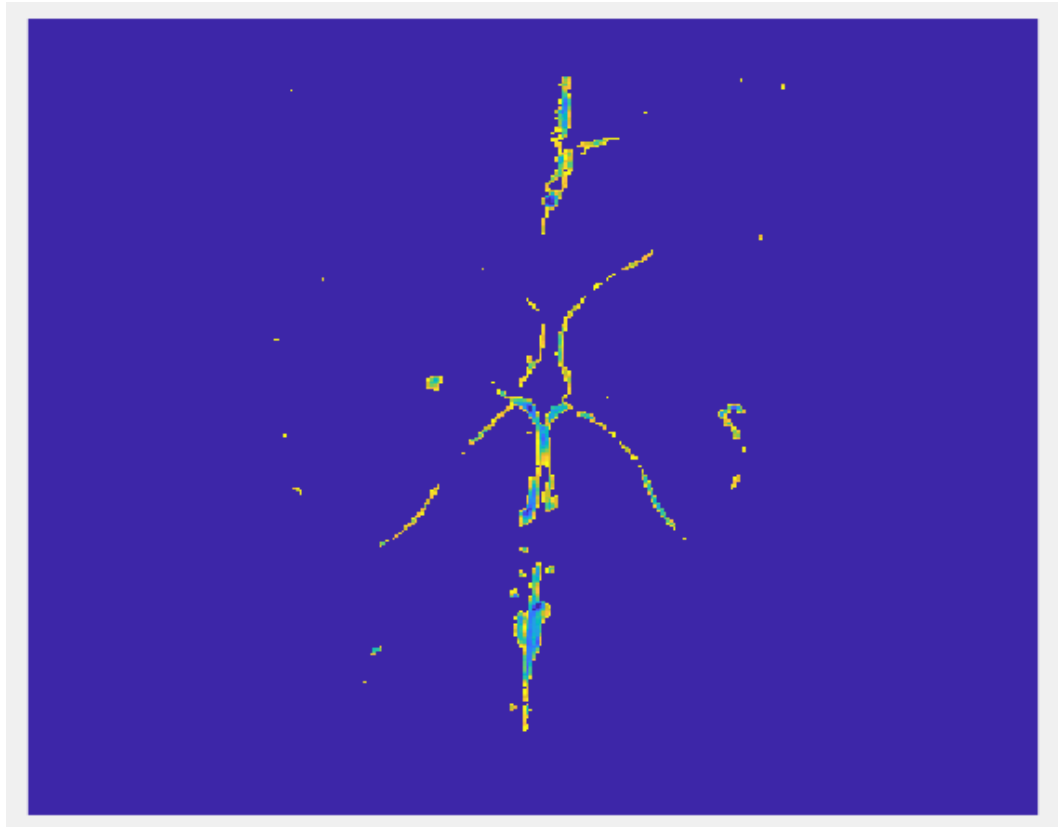


Figura 3.10. Imatge final que s'obté en aquest apartat.

3.5. Esqueletonització i segona regió d'interès

3.5.1. Esqueletonització

Per tal d'extreure diverses característiques és necessari esqueletonitzar i dividir la imatge en dues meitats que corresponen a cadascun dels hemisferis del cervell: el dret i l'esquerre. Per tal d'aconseguir l'esqueletonització/esqueletització, s'aplica la funció imfill i es realitza l'operació morfològica de tancament mitjançant la funció `bwmorph` (funció de MATLAB per realitzar diferents operacions morfològiques). El tancament consisteix en una dilatació seguida d'una erosió i s'usa per unir elements que inicialment estaven separats.

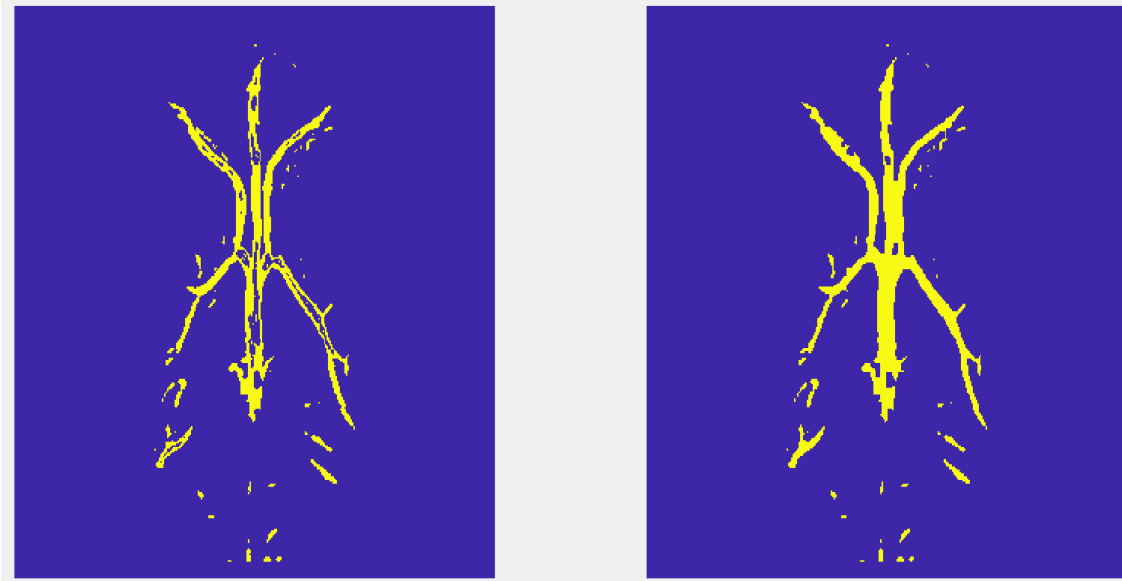


Figura 3.11. L'abans i després de l'ús dels operadors morfològics. A l'esquerra: imatge que s'obté al binaritzar la última imatge de l'apartat anterior (en aquest cas la MRI és la mateixa que en la Figura 3.9, on es pot observar que dins de l'estructura de les venes hi ha píxels liles (tenen un valor de 0)). A la dreta: imatge que s'obté després d'aplicar la funció `imfill` i `bwmorph` amb l'operació `close`.

Aquestes operacions es duen a terme per tal d'acabar de perfilar la imatge de la segmentació de les venes. Finalment, s'esqueletonitza la imatge i s'uneix possibles segments que han quedat desconnectats però es troben prou junts, emprant, altre cop, la funció `bwmorph` amb l'operació "bridge" per a ambdós procediments. Aquesta imatge s'anomena "lbw" i s'utilitzarà més endavant i es representa a la Figura 3.13.

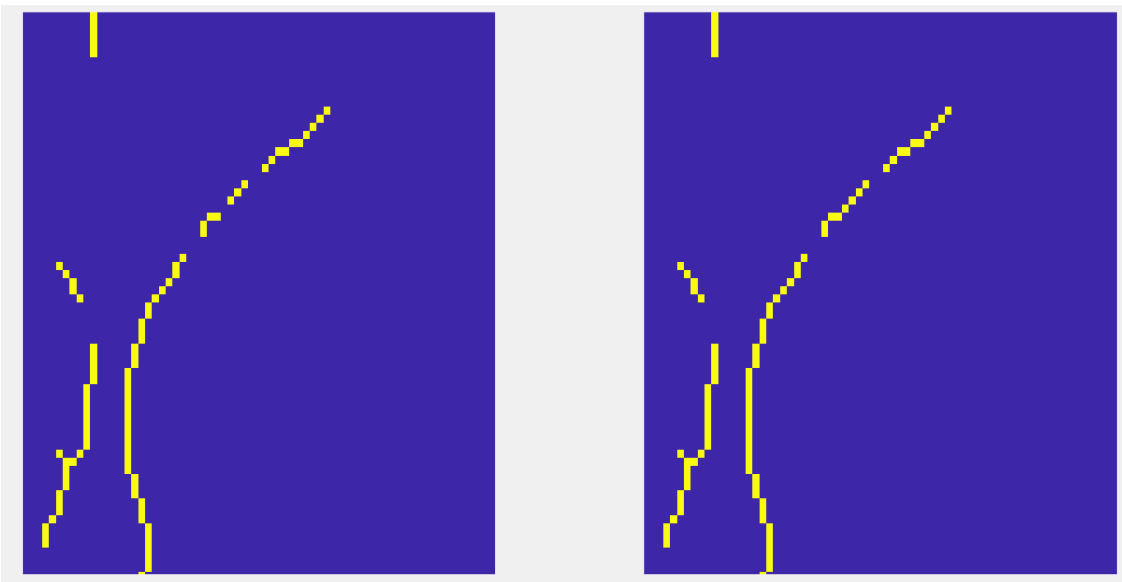


Figura 3.12. Imatge detall de l'abans(esquerra) i després (dreta) de l'execució de la funció `bwmoprh` amb l'operació `bridge`.

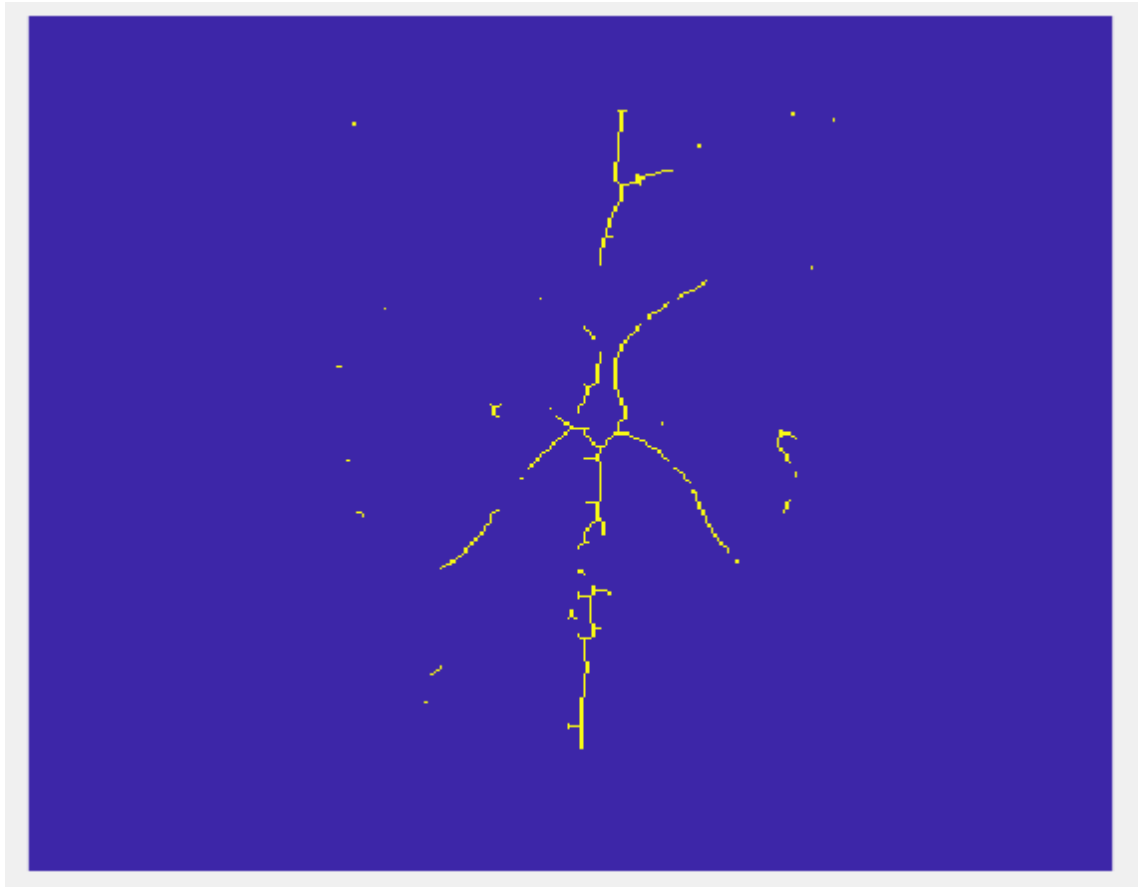


Figura 3.13. Imatge "lbw", imatge que s'obté al final d'aquest apartat.

3.5.2. Segona regió d'interès

Per dividir la imatge, cal determinar en quina fita o landmark es troba la meitat del cervell. En tots els casos, aquesta fita es troba bastant a prop de la meitat de l'eix d'abscisses, és per aquest motiu que la detecció del punt de referència es basa, principalment, en la seva ubicació.

Primer cal acabar d'acotar la regió d'interès (ja que no totes les venes que hi apareixen ens interessin) mitjançant l'àrea de les estructures/venes (quantitat de píxels) i els seus centroides (la seva posició en l'eix d'abscisses i ordenades).

Per seleccionar les venes segons el seu centroide, cal que es trenquin les estructures i així obtenir per separat cada una de les venes que la conformen. Aquest trencament es fa trobant els branchpoints (ramificacions), aquells punts a partir del qual una vena es bifurca en dues venes o més. Per trobar-los, es binaritza la imatge (amb la funció `imbinarize`) i se cerquen els punts de bifurcació (també amb la funció `bwmorph`). Un cop s'han trobat, es canvia el seu valor de píxel a 0 per tal de separar els diferents segments. Aquest procés es realitza dos cops per acabar de fragmentar tots els segments.

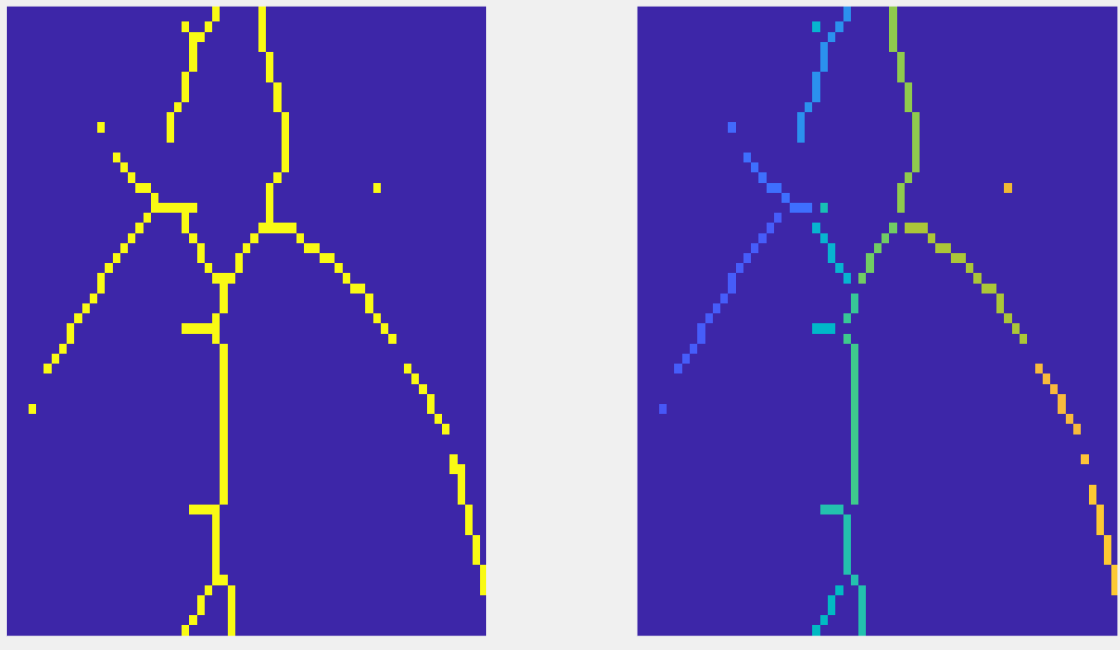


Figura 3.14. Abans (esquerra) i després (dreta) de separar les venes en segments mitjançant l'eliminació dels branchpoints i d'etiquetar els segments.

Quan ja es tenen totes les venes com a segments independents s'etiqueten i s'extreuen característiques, en aquest cas es determina el centroide de cada vena. Segons el centroide de cada estructura, aquesta s'elimina o no. Els límits estan definits a partir de la meitat de cada un dels eixos de la imatge, ja que és en aquella zona on es troben les venes d'interès per l'estudi. Un cop estan totes les venes d'interès seleccionades, es torna a binaritzar la imatge per tal de trobar les coordenades dels últims i primers píxels que tenen un valor d'1 (les coordenades dels primers i últims píxels recorren la imatge per files i per columnes).

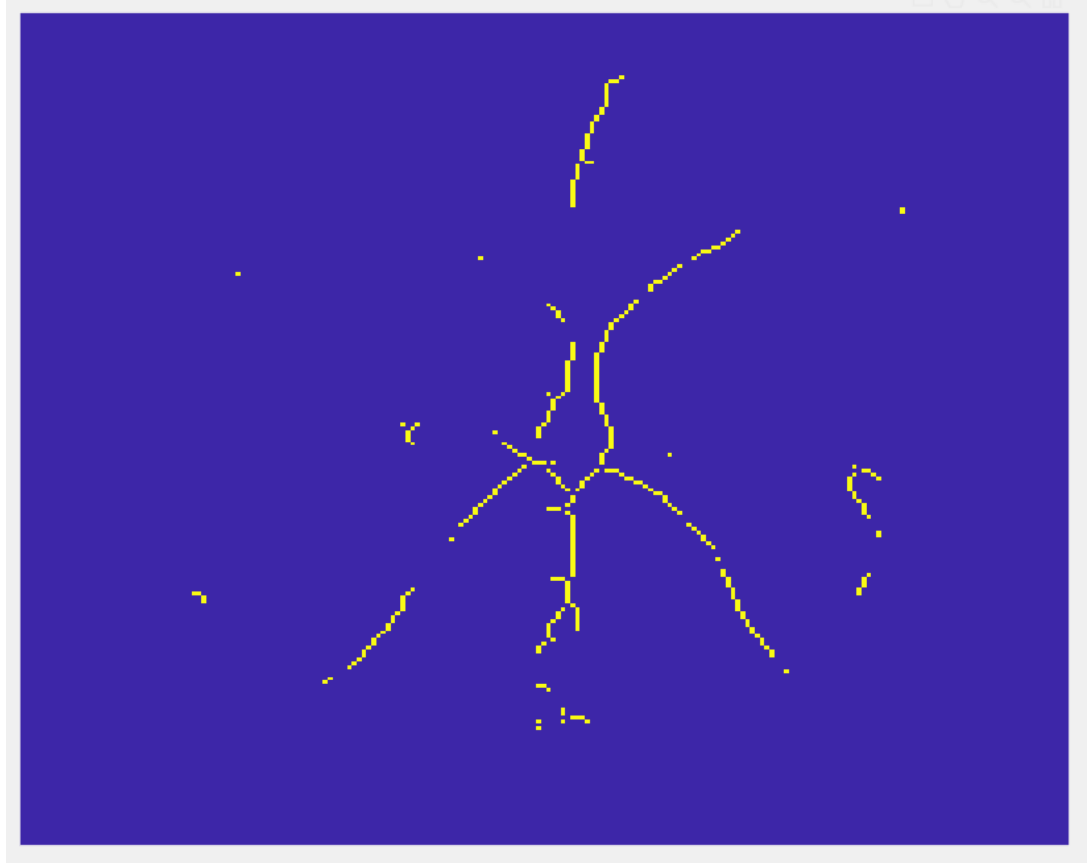


Figura 3.15. Imatge de la que s'extreuen els límits.

Es guarden aquests valors i s'apliquen aquests límits sobre la imatge lbw , de manera que tots aquells píxels que estiguin fora d'aquests límits i tinguin un valor igual a 1, passaran a tenir un valor de 0. La diferència entre la Figura 3.15 i la Figura 3.16 recau en que els píxels etiquetats com a branchpoints, en la primera figura no apareixen i en la segona sí. No es recomanable unir els segments que conformen les venes amb la funció `bwmoprh` com s'ha fet anteriorment, ja que els nous píxels introduïts detectaran com a branchpoints. En alguns casos no suposa cap problema (els nous píxels sí que són branchpoints), però en altres casos farà que el nombre de branchpoints augmenti considerablement. Això és pot comprovar en la Figura 3.21, com en el segment de baix a l'esquerra —el qual s'ha format per la unió de dos segments quan s'ha aplicat la funció `bwmorph` amb l'operació "bridge"— es marquen com a branchpoints uns píxels que no ho són.

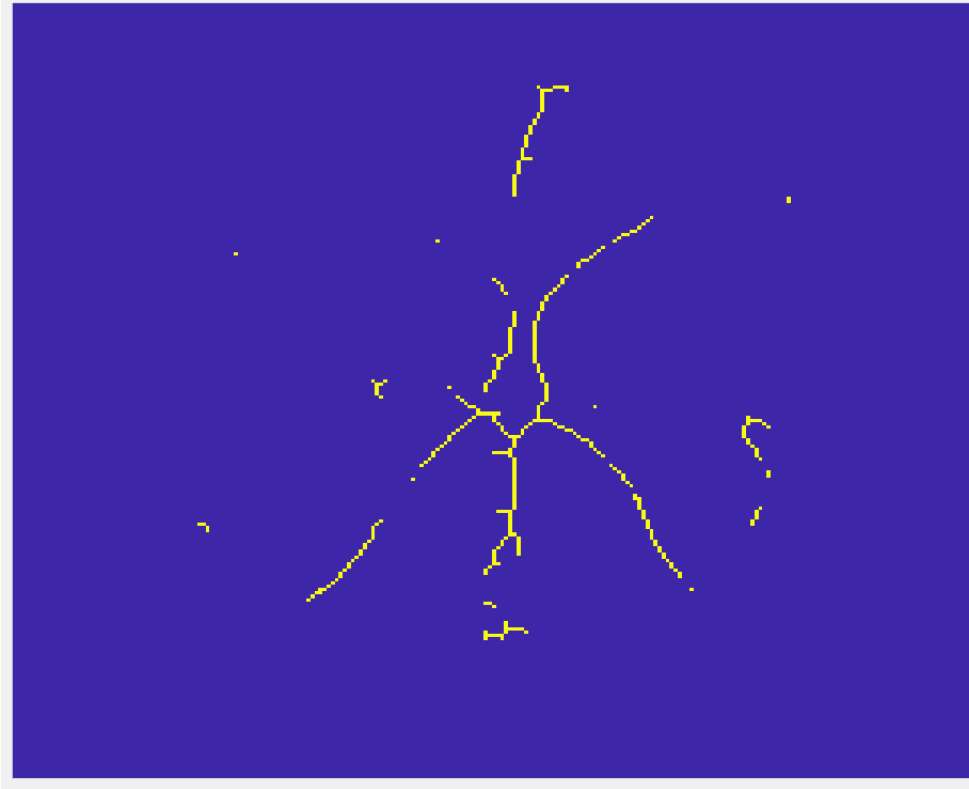


Figura 3.16. Imatge que s'obté després d'haver aplicat els límits a la imatge lbw.

Finalment, per acabar de tenir la imatge es tornen a etiquetar les estructures i a eliminar aquells segments que no superen una àrea determinada. Aquest últim pas s'ha de fer, ja que en eliminar píxel a píxel i no per segments, algunes venes dels extrems s'han eliminat parcialment quan el que es vol és eliminar-les completament. Aquesta imatge s'anomenarà lbw4 i es representa a la Figura 3.16.

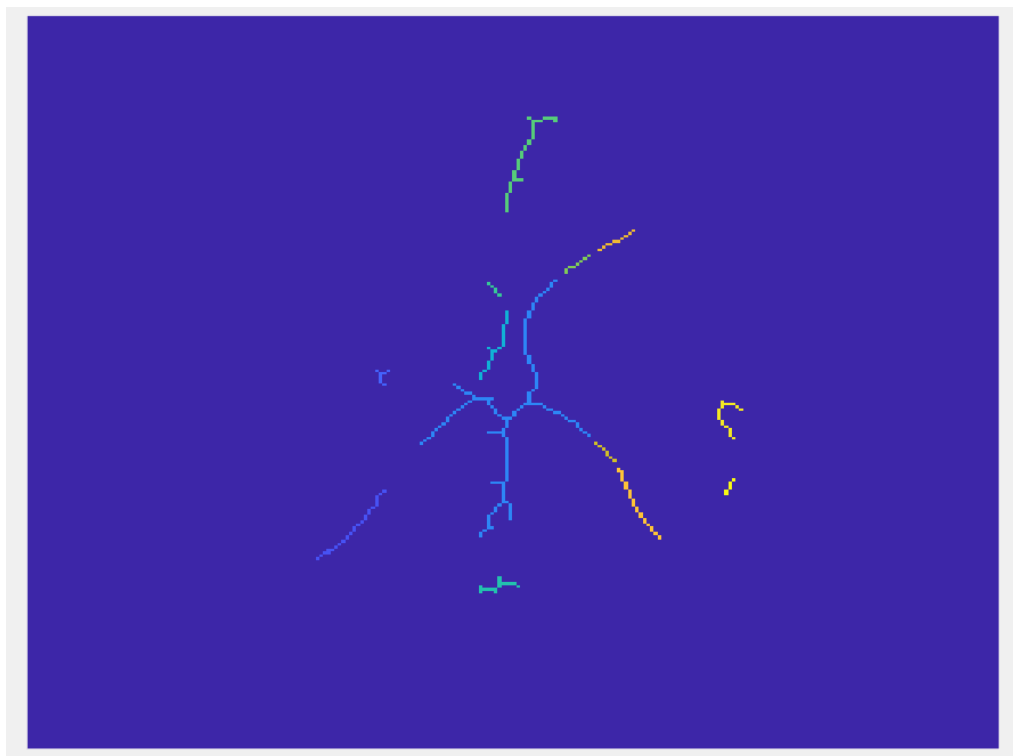


Figura 3.17. Imatge amb els segments etiquetats a la qual se li aplica el filtre de l'àrea per eliminar aquells que no arriben al llindar.

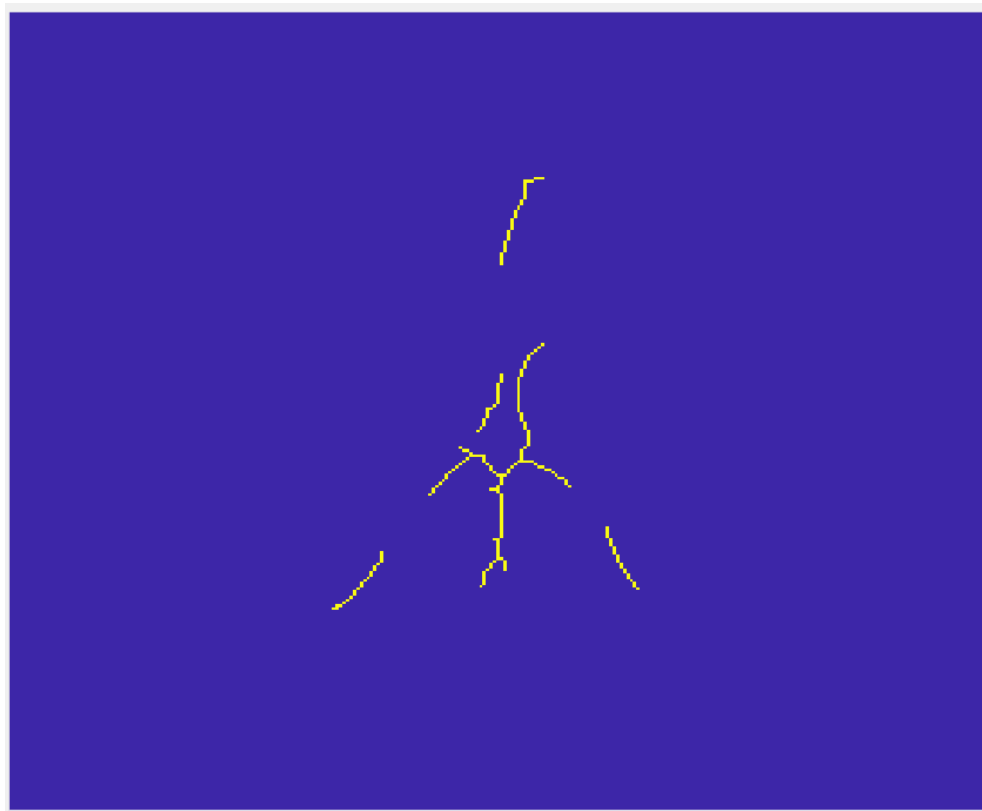


Figura 3.18. Imatge "lbw4", la que s'obté al final d'aquest apartat.

3.6. Detecció de la fita

Amb l'objectiu de detectar aquesta fita o landmark, primer se selecciona la vena de Galeno, aquella vena a partir de la qual es pot dividir el cervell en dos hemisferis. Al costat de la vena de Galeno, en un pacient sa, i trobem les venes cerebrals internes.

3.6.1. Detecció de la vena de Galeno

Per seleccionar aquesta vena, es repeteix el procés de trobar els branchpoints i eliminar-los. Tanmateix, aquest cop es realitza a la imatge lbw4, on es troben les venes que ens interessen.

Quan les venes ja estan desconnectades les unes de les altres, se seleccionen les candidates a ser la vena de Galeno segons el seu centroid, tenint en compte tant la seva posició respecte de l'eix d'abscisses com la seva posició a l'eix d'ordenades. En ambdós eixos, aquesta posició s'observa a partir de la meitat de les dimensions de la imatge. D'aquesta imatge, on només hi apareixen les potencials venes a vena de Galeno determinades segons la seva localització, es calcula la mitja dels centroides, tant de les x com de les y.

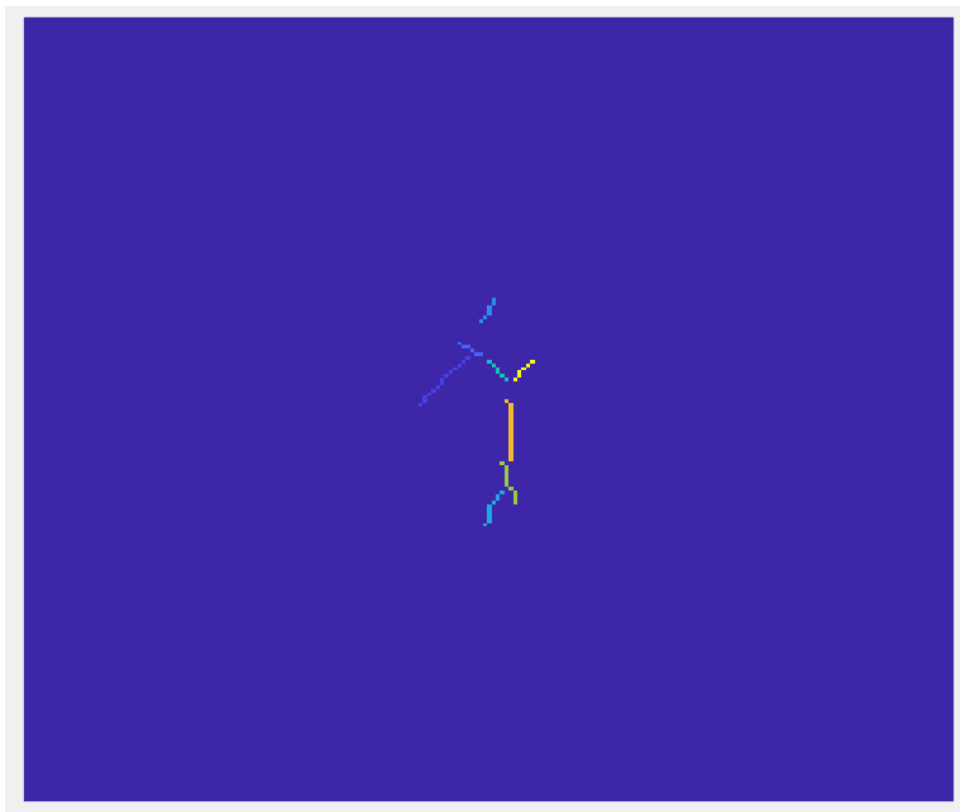


Figura 3.19. Venes potencials a ser seleccionades com la vena de Galeno.

Per últim, la vena de Galeno és aquella que té una orientació superior a un llindar respecte de l'eix d'abscisses — aquesta és quasi ortogonal a l'eix d'abscisses—, es troba dins un interval respecte a la mitjana de les y dels centroides de les possibles venes de Galeno i la distància del seu centroide (la seva coordenada x del centroide) a la mitjana dels centroides de les x és mínima. En el cas de la Figura 3.19, la vena de Galeno és el segment de color taronja.

Els valors del centroide de la vena de Galeno s'empren per a detectar la fita i a les coordenades d'aquest se'ls hi assigna el nom de "xvc" pel que fa a la coordenada de les abscisses i "yvc" per la coordenada de les ordenades.

3.6.2. Detecció de la fita

La detecció de la fita o landmark es basa en el fet que ha de ser un branchpoint pertanyent a la vena de Galeno, ja que és a partir d'aquesta que surten les venes cerebrals internes. Tanmateix, aquesta detecció no es fa sobre la darrera imatge obtinguda (a partir de la qual es selecciona la vena de Galeno), sinó que es fa sobre la imatge lbw4.

Primerament, es pre-seleccionen aquells branchpoints que es troben en un rang de no més de 5 unitats de la xvc. Per descartar més punts, se seleccionen els dos més propers a la yvc. Per determinar quin dels dos punts és el landmark, es calcula la distància entre la coordenada x d'ambdós branchpoints i la xvc. El branchpoint que tingui la distància mínima és el que se selecciona com a fita.

Per aquelles imatges on no hi hagi cap branchpoint que reculli totes les característiques esmentades, el landmark és el centre de la imatge, ja que normalment el landmark està molt a prop del centre de la imatge. Això sol passar en les imatges dels pacients als quals se li ha realitzat la ressonància magnètica després d'anestesiari-lo perquè les venes no es veuen amb tanta claredat.

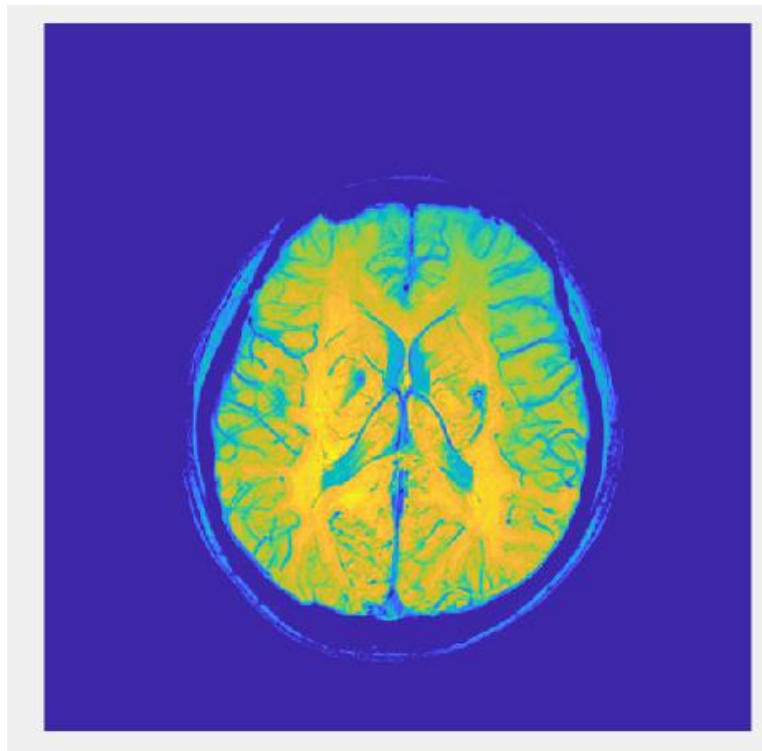


Figura 3.20. MRI que s'ha de processar, després d'haver-la passat de RGB a escala de grisos. Aquesta presenta simetria en els venes profundes del cervell.

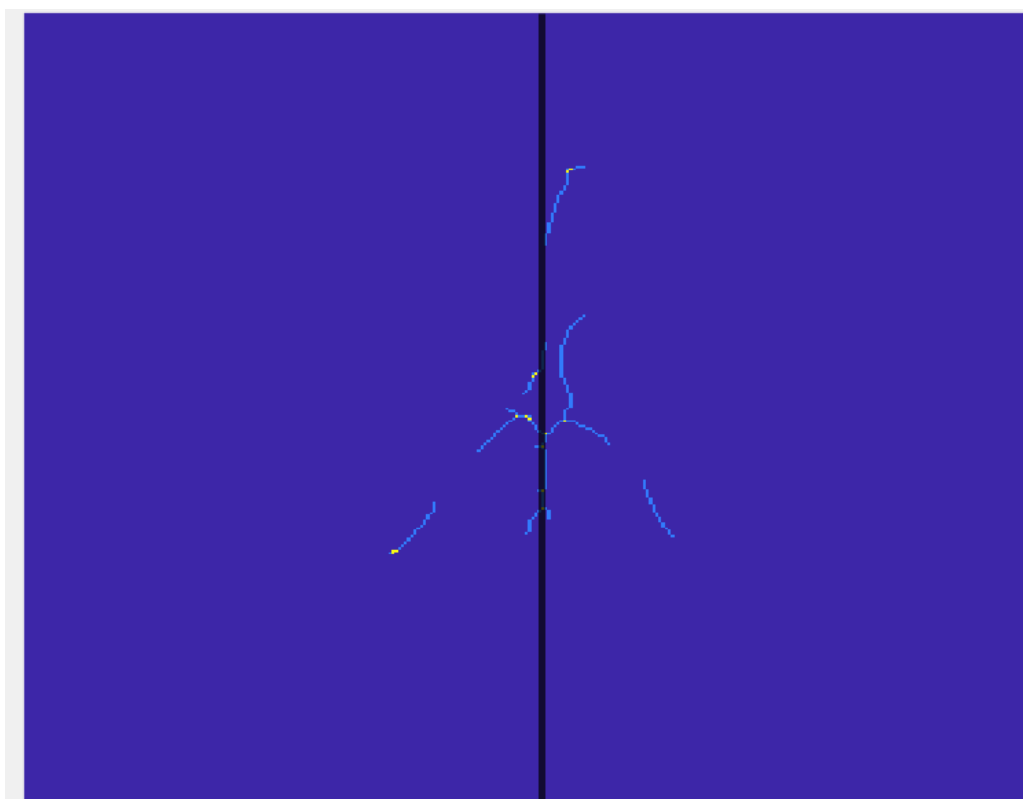


Figura 3.21. Imatge resultat d'aquest apartat. Es poden observar en groc els branchpoints i la línia vertical en negre es troba a la coordenada x del landmark. És la MRI anterior processada.

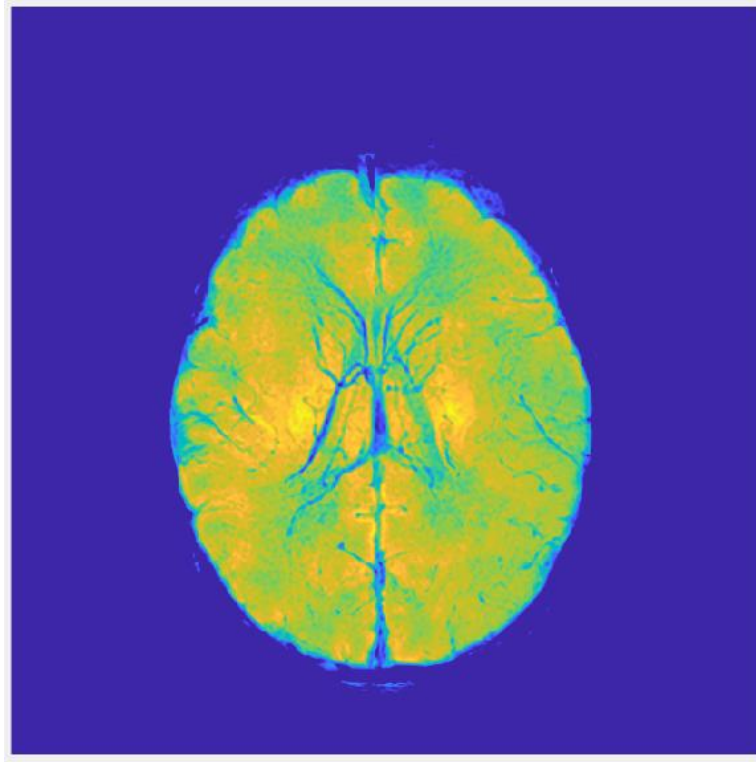


Figura 3.22. MRI que presenta venes profundes cerebrals asimètriques. Ha estat convertida a l'escala de grisos.

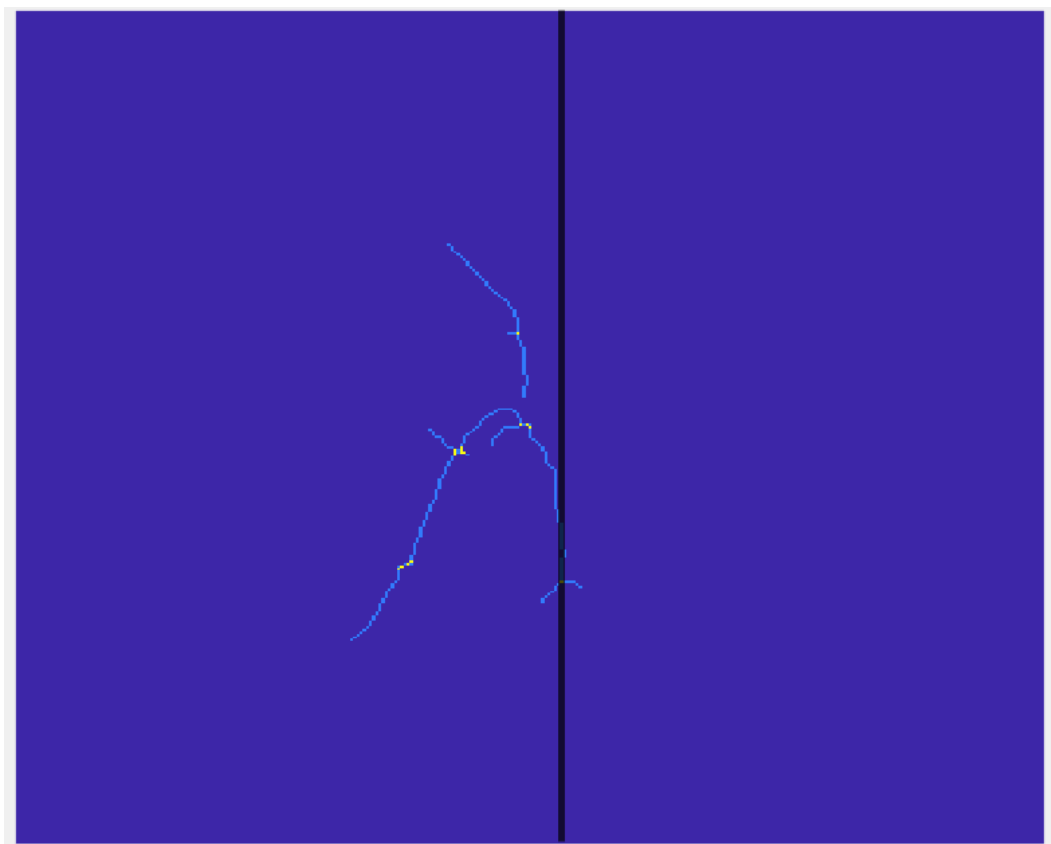


Figura 3.23. Imatge resultat de processar la imatge anterior.

3.7. Extracció de biomarcadors

Per finalitzar, es busquen diferents paràmetres que poden servir com a indicadors de la simetria o l'asimetria del cervell de la imatge lbw4 basats en comparacions entre els dos hemisferis. Per tal de dividir el cervell en hemisferi esquerre i hemisferi dret es té en compte el landmark detectat anteriorment. Tots aquells píxels amb valor igual a 1 que tenen una coordenada x més petita que la del landmark corresponen a l'hemisferi dret (la imatge que obtenim és una imatge especular, per tant el que és la nostra esquerra correspon amb la part dreta del pacient) i els que en tenen una de més gran pertanyen a l'hemisferi esquerre. Els biomarcadors i les ràtios s'han classificat segons el seu significat i a què fan referència:

3.7.1. Ramificacions

Aquests biomarcadors es relacionen directament amb la quantitat de venes que hi ha cada hemisferi cerebral. Com s'ha comentat anteriorment al marc teòric, la simetria del cervell es pot determinar per la presència o absència de diferents venes. D'aquesta manera, si un dels hemisferis presenta unes venes i l'altre no, el seu nombre de venes serà diferent.

1. Branchpoints: es compatibilitzen el total de branchpoints que hi ha a cada hemisferi del cervell. Per tal de comparar els dos hemisferis entre ells es calcula el percentatge de branchpoints que hi ha a l'hemisferi dret. Idealment, els cervells simètrics haurien de tenir un percentatge de branchpoints al voltant del 50%.

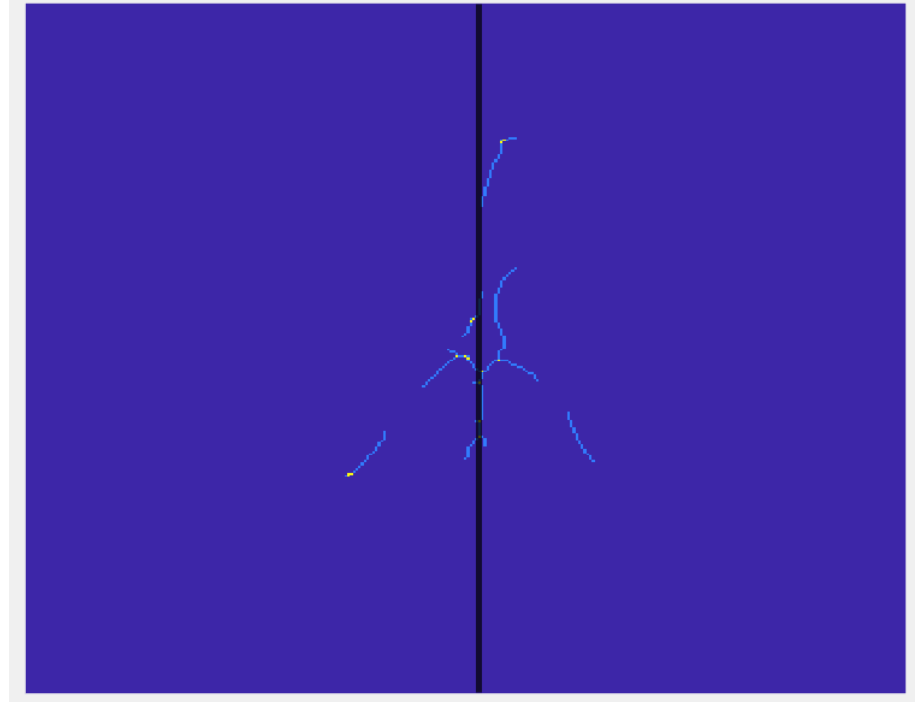


Figura 3.24. Venes simètriques amb els branchpoints en groc i una línia vertical que marca la frontera entre els dos hemisferis.

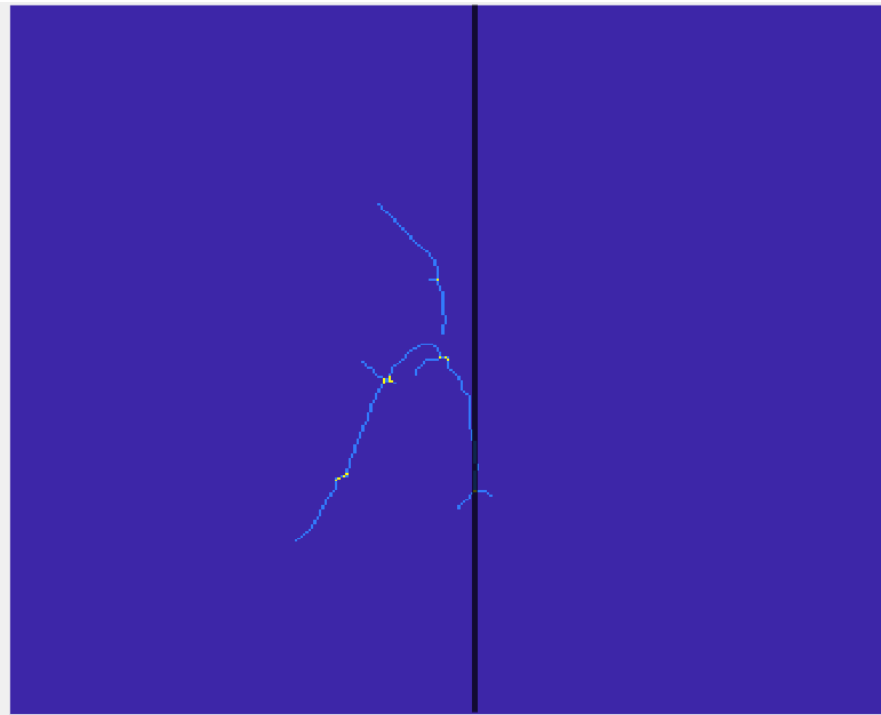


Figura 3.25. Venes asimètriques amb els branchpoints en groc i una línia vertical que marca la frontera entre els dos hemisferis.

2. **Endpoints:** els endpoints (terminals) són els píxels finals de cada vena, és a dir, la quantitat de venes i/o ramificacions que hi ha al cervell. De nou, aquest paràmetre és mesurat com a percentatge d'endpoints que hi ha a l'hemisferi dret. En aquest cas, els cervells simètrics també haurien de tenir un percentatge d'endpoints del 50% aproximadament.

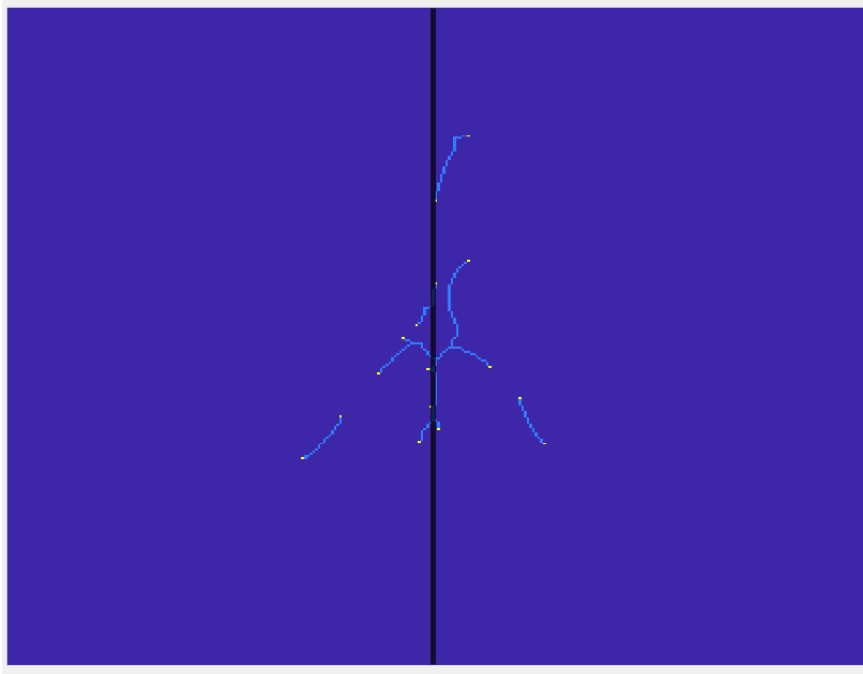


Figura 3.26 Venes simètriques amb els endpoints en groc i una línia vertical que marca la frontera entre els dos hemisferis

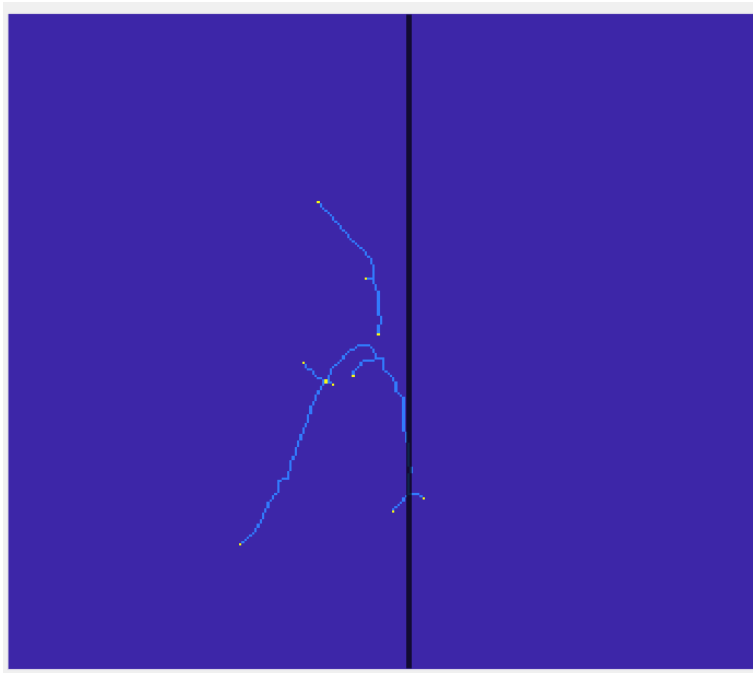


Figura 3.27. Venes asimètriques amb els endpoints en groc i una línia vertical que marca la frontera entre els dos hemisferis.

3.7.2. Longitud:

També tenint en compte la presència o absència de venes, es calcula la longitud mitjana i total de les venes. Un hemisferi amb més venes tindrà, hipotèticament, una longitud mitjana i total més gran que un hemisferi amb menys venes.

3. Longitud mitjana: es calcula la longitud mitjana de les venes de cada hemisferi del cervell. Aquesta longitud s'obté calculant la distància geodèsica des del landmark fins a cada un dels endpoints. La distància geodèsica és la quantitat de píxels amb un valor d'intensitat igual 1 que s'han de recórrer per anar del punt inicial (landmark) al punt final (endpoint). Depenent del lloc on estigui situat l'endpoint, aquesta distància correspondrà a un hemisferi o a un altre. Aquest càlcul es fa mitjançant la comanda "bwdistgeodesic".

Per aquelles imatges on hi hagi venes soltes i/o no estiguin connectades amb el landmark, es calcula la distància geodèsica de cada un dels endpoints als altres endpoints. Per aquest segon càlcul només es té en compte aquells endpoints que tenien com a resultat 'Inf' al primer càlcul, ja que si no hi ha cap connexió (cap camí a seguir) aquest és el resultat que s'obté en executar la funció "bwdistgeodesic". Tanmateix, com una vena té dos endpoints les distàncies s'obtenen duplicades. Per resoldre aquest problema, s'aplica la comanda "unique" que s'encarrega d'eliminar aquells valors que apareixen més d'un cop.

Després, es calcula la mitjana d'aquestes distàncies per a cada un dels hemisferis. Per comparar les dues mitjanes es calcula la següent ràtio:

$$\text{Diferència longitud mitjana} = \frac{\text{longitud mitjana hemisferi esquerre}}{\text{longitud mitjana hemisferi dret}}$$

Si la ràtio dona 1, significarà que els dos hemisferis tenen la mateixa longitud mitjana. En el cas que la ràtio doni més gran que 1, el numerador i el denominador s'inverteixen.

4. Longitud total: amb els valors de les longituds de les venes obtinguts anteriorment, es determina la longitud total d'irrigació sanguínia (de venes) de cada hemisferi. La longitud total consisteix en el sumatori de les distàncies geodèsiques obtingudes. De nou, per comparar els dos hemisferis es calcula una ràtio de manera anàloga a l'anterior però substituint la longitud mitjana per la total. De nou, si el valor de la ràtio és 1, els dos hemisferis tenen la mateixa longitud total.

3.7.3. Mesura de l'asimetria axial:

Per últim, per tal de contemplar en l'anàlisi de la simetria el punt d'unió i la localització de les diferents venes, es defineix una altra ràtio.

5. Asimetria axial: per aquesta última ràtio, es talla la imatge pel landmark (amb dos píxels de diferència a cada costat) amb l'objectiu d'obtenir dues imatges que corresponguin a l'hemisferi esquerre i dret del cervell. Un cop s'obtenen es fa la imatge especular de l'hemisferi esquerre per tal que tingui la mateixa orientació que la imatge de l'altre hemisferi i es realitza una dilatació (a sengles imatges dels hemisferis) per tal d'ampliar les venes.

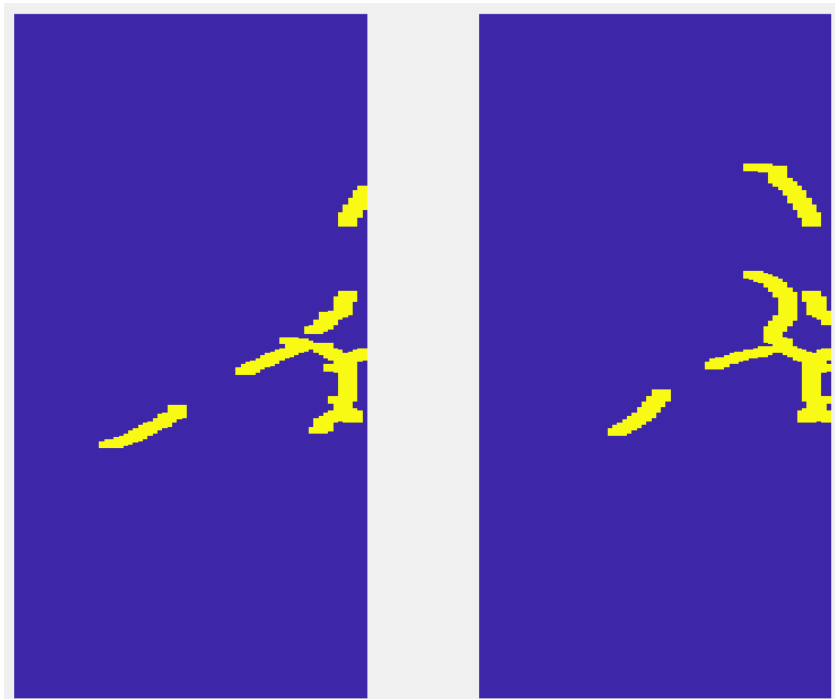


Figura 3.28. Imatges corresponents a l'hemisferi dret (esquerra) i la imatge especular de l'hemisferi esquerre (dreta) d'un cervell que presenta venes profundes simètriques.

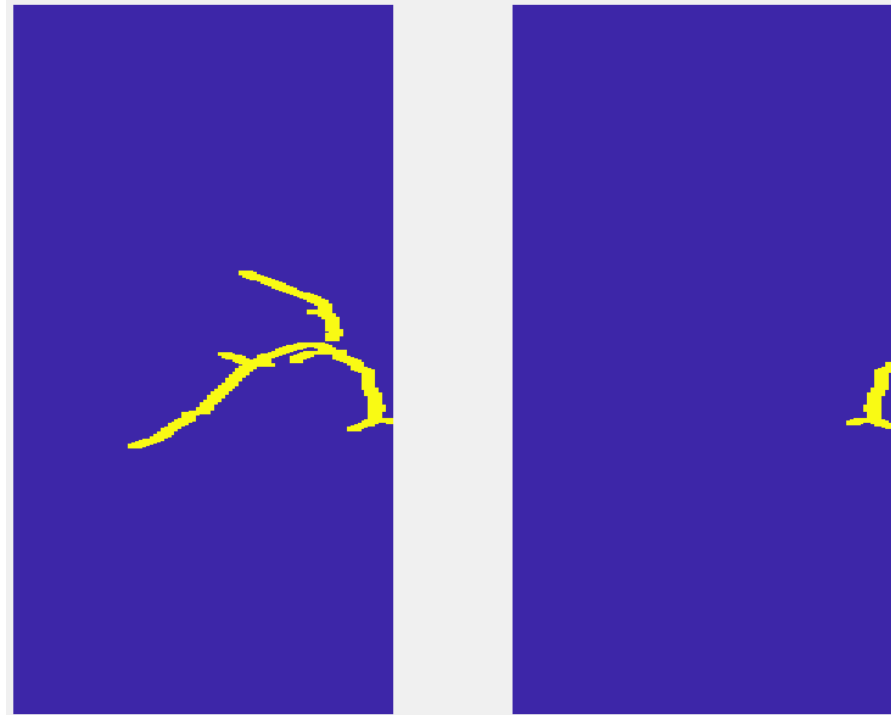


Figura 3.29 Imatges corresponents a l'hemisferi dret (esquerra) i la imatge especular de l'hemisferi esquerre (dreta) d'un cervell que presenta venes profundes simètriques.

Inicialment, es trobava el punt de màxima correlació entre ambdues imatges dels hemisferis. Quan ja havia estat determinat aquest punt, es modificava la imatge especular de tal manera que quan aquesta es col·loqués sobre la imatge de l'altre hemisferi hi hagués la màxima coincidència (la trajectòria de les venes i, per tant, les venes d'una coincideixin amb la de l'altra). Tanmateix, es va observar que realitzant aquest procediment algunes imatges es modificaven massa, per exemple, les venes superiors d'una imatge quedaven quasi a la mateixa alçada que a les inferiors de l'altra imatge. Per evitar aquest problema, la modificació de la imatge especular no es duu a terme en aquelles imatges on és necessari traslladar molt les imatges per tal que coincideixin. Després s'aplica la funció xor, que crea una matriu que pot prendre valors de 0 i 1. Si el valor del píxel de la imatge de l'esquerra és el mateix que el del píxel de la dreta, el valor de la nova matriu serà 0. En cas que els píxels tinguin valors diferents, el valor de la nova matriu serà 1.

Així doncs, s'avalua l'asimetria axial entre la imatge de l'hemisferi dret amb la imatge especular de l'hemisferi esquerre. Per tal de quantificar-ho es calcula una nova ràtio:

$$RatiNC = \frac{\#pixels = 1 \text{ de la matriu creada}}{\#pixels = 1 \text{ de les imatges dels dos hemisferis}}$$

Si el resultat de la ràtio és 1, significa que no hi ha cap coincidència de venes (pel que fa a la localització i la trajectòria d'aquestes) entre els dos hemisferis. Es decideix avaluar la no

coincidència en comptes de la coincidència perquè en totes les imatges hi ha un cert grau de coincidència que fa que el resultat de la ràtio es vegi alterat.

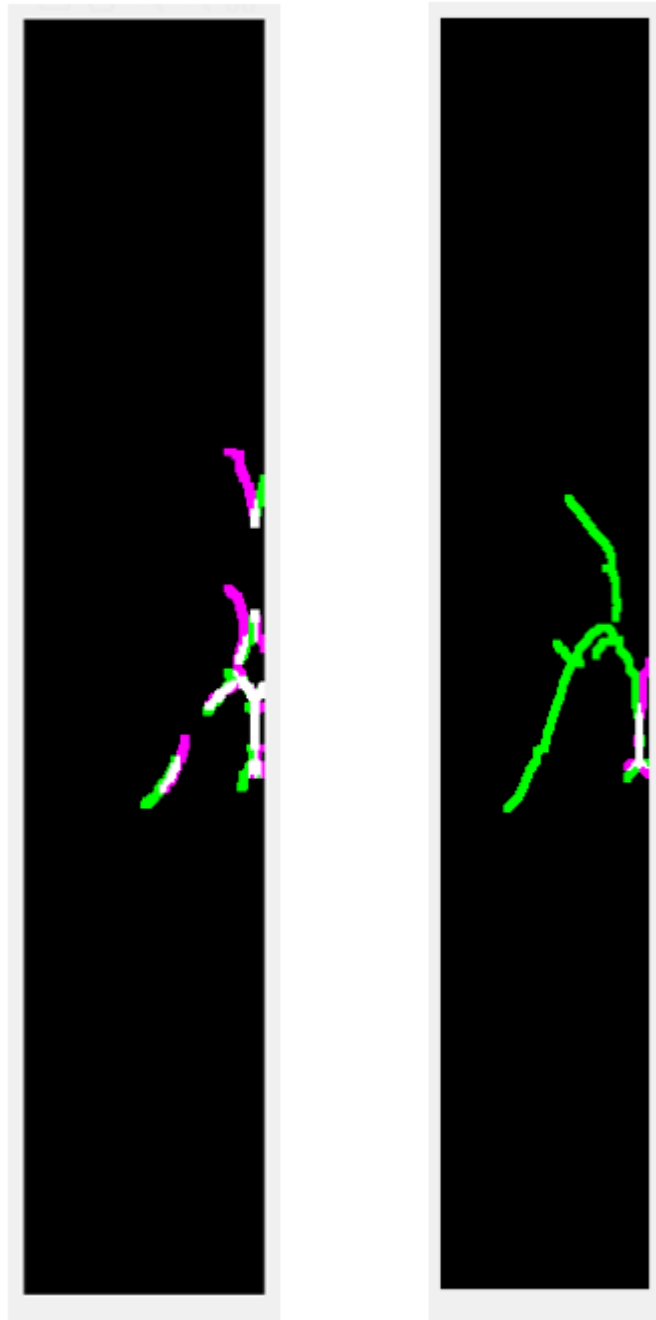


Figura 3.30. Superposició de les imatges de cada un dels hemisferis del cervell quan aquest presenta venes simètriques (esquerra) i venes asimètriques (dreta). Els píxels que són de color blanc són els que s'han eliminat amb la funció xor. El numerador de la ràtio de l'asimetria axial és la quantitat de píxels de color rosa i verd que hi ha.

3.8. Classificació

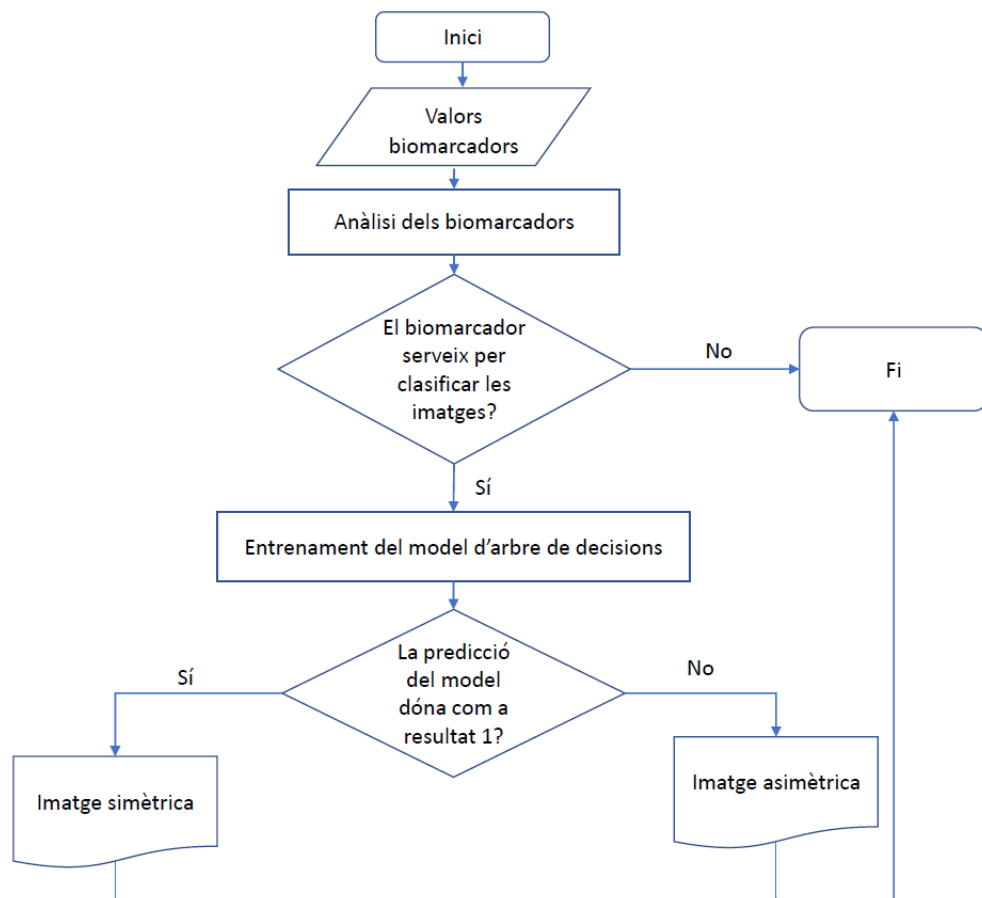


Figura 3.31. Diagrama de blocs de la classificació.

Amb la finalitat d’obtenir una classificació final envers els diferents biomarcadors extrets s’utilitza el Machine Learning. El tipus d’aprenentatge és supervisat, ja que la variable sortida és coneguda (se sap si les imatges presenten venes cerebrals profundes simètriques o asimètriques). L’etiquetatge de les imatges segons si presenten o no simetria ha estat realitzada pel doctor Josep Munuera de l’Hospital Sant Joan de Déu. D’aquesta manera podrem determinar l’exactitud (accuracy), que consisteix la divisió de la suma dels vertaders positius i els vertaders negatius entre el total de dades, és a dir, és la porció d’encerts del conjunt, i que és l’indicador que s’usa per avaluar el model. Com a model, s’escull l’arbre de decisions. Quan l’arbre de decisió s’utilitza en un problema de classificació com és el cas, s’anomena arbre de classificació; en aquests casos, les “fulles” representen les classes —al ser una classificació binaria el resultat serà 0 o 1 depenent de si es classifiquen com a venes asimètriques o venes simètriques, respectivament— i les “branques” representen condicions de les característiques o predictors que condueixen a la classificació o etiquetatge. Així doncs, depenent de si una condició

s'acompleix o no, la dada (imatge en aquest cas) serà etiquetada com venes asimètriques (0) o venes simètriques (1).

Finalment, el model s'entrena amb un 70% de les dades i s'avalua amb el 30% restant. Com a predictors només s'utilitza la ràtio de l'asimetria axial, com s'explica al següent apartat. Aquesta decisió es pren després d'haver entrenat diversos models amb tots els predictors i no obtenir els resultats esperats.

4. Resultats

4.1. Anàlisi i resultats de la classificació

Amb l'objectiu d'avaluar l'eficàcia dels atributs i de les ràtios calculats a l'algorisme, es grafiquen les característiques en un núvol de punts on l'eix d'abscisses és un atribut/rati i l'eix d'ordenades és un altre. Abans de fer cap tipus de classificació es representen les dades dels biomarcadors obtinguts en la Figura 4.1.

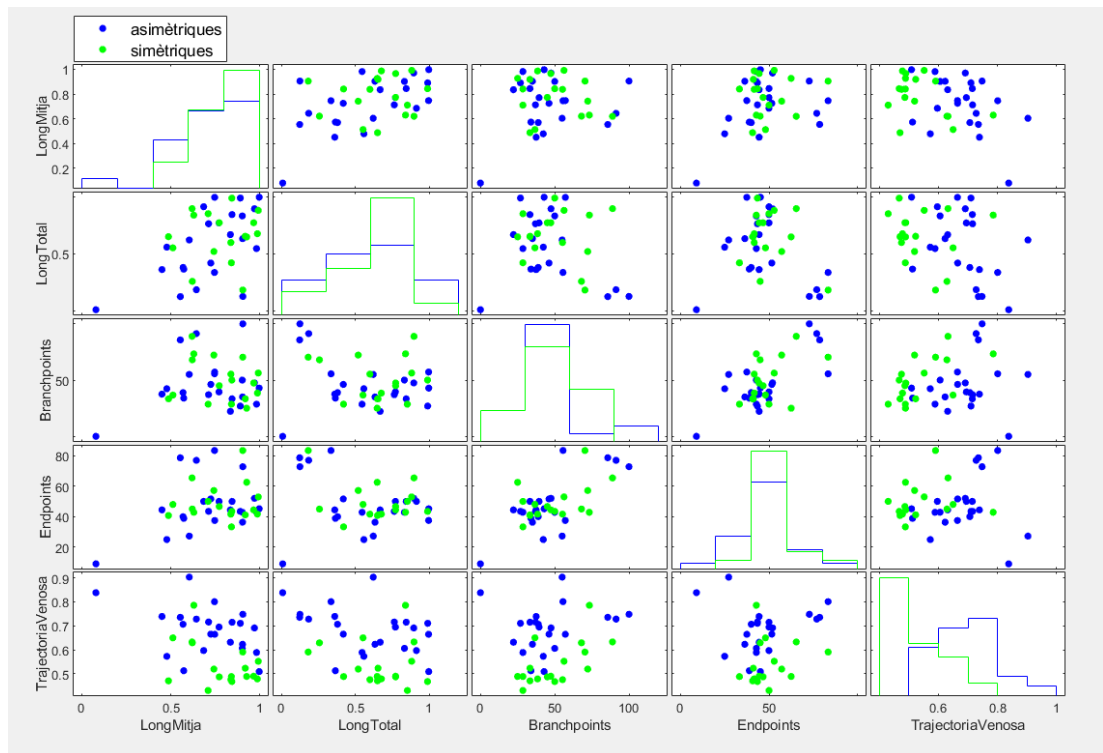


Figura 4.1. Matriu de gràfics de núvols de punts. A la diagonal es mostren els histogrammes de cada biomarcador.

Com es pot comprovar, no hi ha cap parella de característiques que mostri una clara separació entre les imatges que presenten venes profundes simètriques i venes profundes asimètriques.

Per tal d'obtenir una millor separació entre les dues classes es decideix utilitzar el PCA (principal component analysis) que serveix per redimensionar les dades, i sobretot per disminuir el nombre de variables en el cas que hi hagi moltes. Dels nous paràmetres obtinguts, se seleccionen aquells que tenen una variància més gran; que en aquest cas són les dues primeres noves variables. Malauradament, al graficar les dues variables (x_1 vs. x_2), s'observa que, novament, les imatges simètriques i asimètriques no són separables.

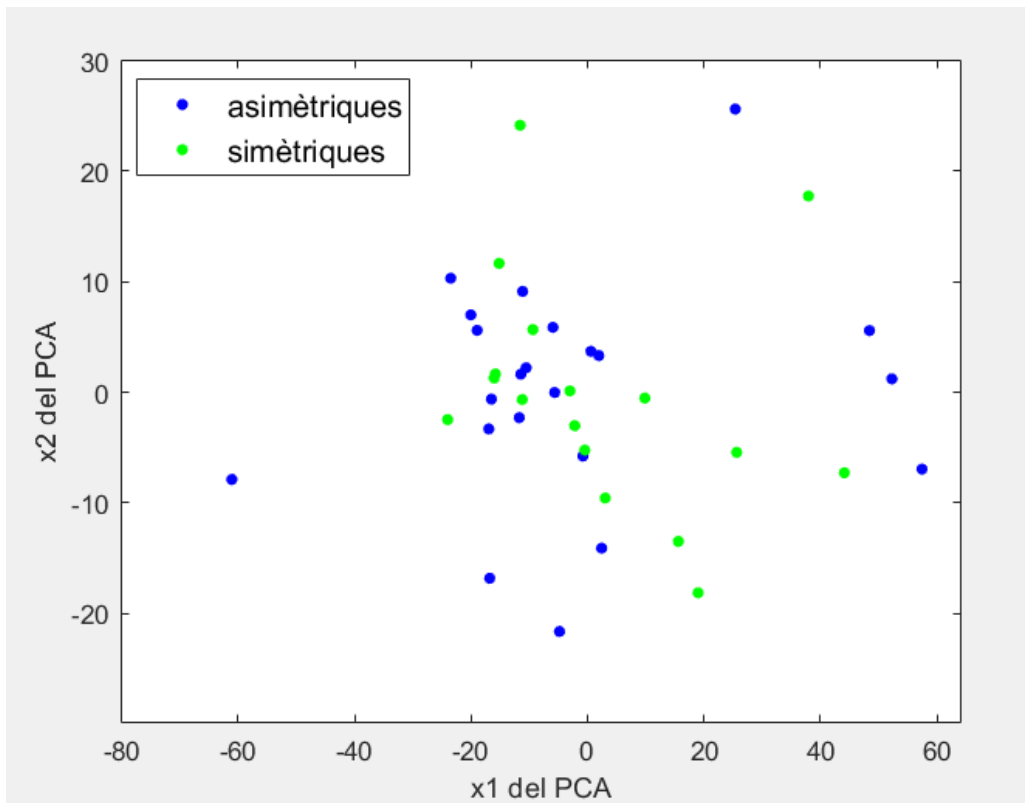


Figura 4.2. Núvol de punts de les dues variables del PCA amb més rellevància.

Tanmateix, si es torna a observar la gràfica on apareixen totes les variables es pot comprovar que l'última ràtio calculada —l'asimetria axial— sí que fa una prou bona classificació segons la simetria de les imatges. Com es pot observar en el seu histograma, en determinades regions hi ha una presència molt més elevada d'un tipus de venes que de l'altre. A més a més, això es pot comprovar observant la distribució dels punts en les gràfiques on a l'eix d'ordenades trobem la ràtio de l'asimetria axial vs. els altres percentatges i ràtios. Així doncs, es decideix utilitzar només aquesta ràtio per entrenar un model i fer una classificació de les imatges.

El model que s'escull per entrenar és el de l'arbre de decisió, ja que en utilitzar només una variable es considera el més adient. El model s'entrena amb un 70% de les imatges i el 30% restant conformen el conjunt d'avaluació. Finalment, el model classifica les imatges posant un valor llindar com es pot observar en la Figura 4.3. En aquesta, la variable x1 correspon al valor de la ràtio de l'asimetria axial que té la imatge que esta sent processada en aquell moment. Si el valor de la ràtio és major o igual a 0.562273 (el llindar) aquesta imatge s'etiquetarà com a 0 (no presenta simetria en les venes profundes del cervell) . En cas contrari, és a dir, que el seu valor de la ràtio sigui inferior al llindar, la imatge s'etiquetarà com a 1 (presenta simetria).

Utilitzant el model de l'arbre de decisions amb una sola variable (la ràtio de l'asimetria axial) s'obté una exactitud del 66.67%.

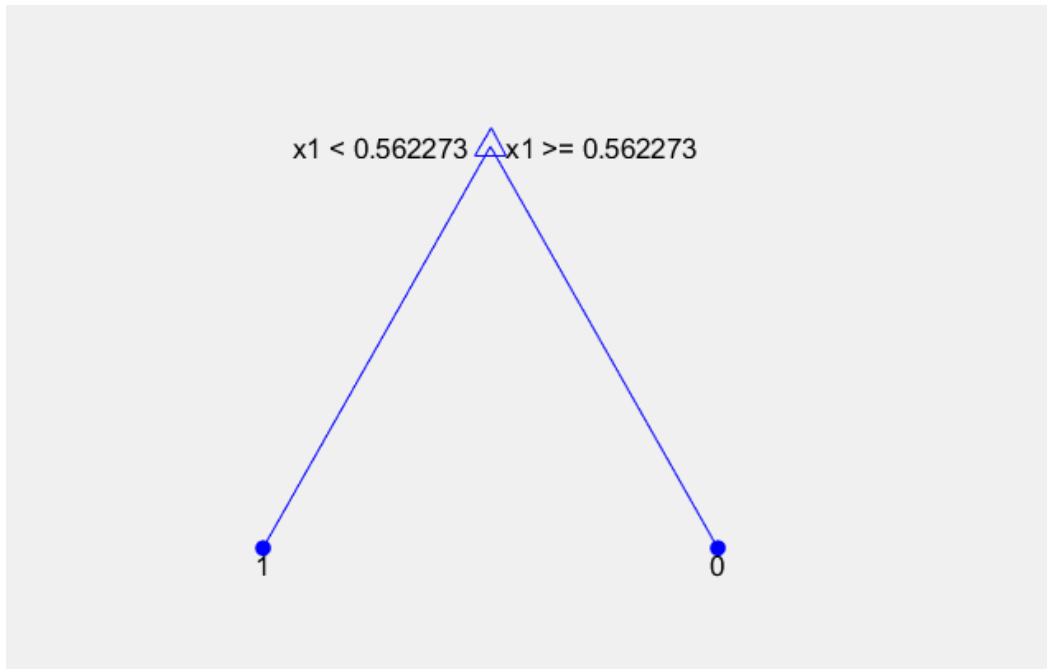


Figura 4.3. Arbre de decisió del model.

4.2. Anàlisi dels resultats obtinguts

En aquest apartat es pretén avaluar un a un els atributs i ràtios extrets i analitzar els resultats obtinguts determinant perquè s'obtenen aquests valors. Per això, es mostren els resultats obtinguts a les imatges en forma de taula¹, on cada fila correspon a una imatge diferent. Aquells valors que es troben en una cel·la de color verd corresponen a imatges on les venes profundes cerebrals presenten simetria i les cel·les blaves fan referència a les imatges de les venes asimètriques.

¹ Totes les taules, per fer un millor anàlisi, s'organitzen de manera que el valor més petit obtingut del biomarcador és el primer i el valor més alt és l'últim. Així doncs, el primer valor de, per exemple, el biomarcador branchpoints pertany a una imatge però el primer valor del biomarcador endpoints pertany a una altra imatge. Per poder comparar els diferents valors de les característiques de cada una de les imatges, aneu a l'annex.

4.2.1. Branchpoints

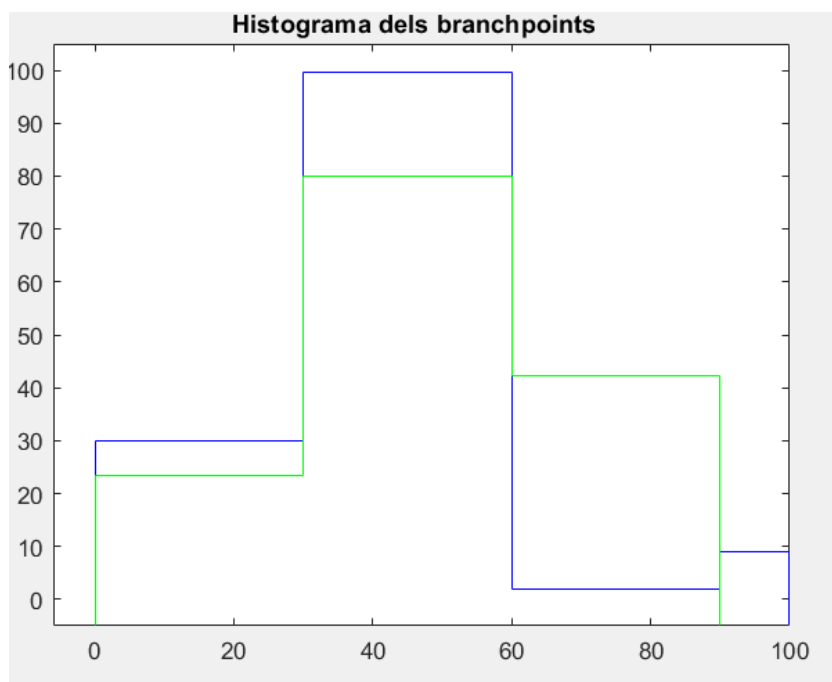


Figura 4.4. Histograma dels branchpoints. En blau, l'histograma de les imatges que presenten asimetria i en verd el de les imatges que presenten simetria en les venes cerebrals profundes.

Imatge	% Branchpoints	Imatge	% Branchpoints
Imatge 11	0	Imatge 14	42.857143
Imatge 13	0	Imatge 16	45
Imatge 12	22.222221	Imatge 25	46.153847
Imatge 9	25	Imatge 15	47.36842
Imatge 24	26.923077	Imatge 32	47.5
Imatge 6	28.571428	Imatge 37	50
Imatge 27	28.571428	Imatge 38	50
Imatge 35	28.571428	Imatge 33	55
Imatge 1	33.333332	Imatge 26	55.263157
Imatge 10	33.333332	Imatge 8	55.555557
Imatge 22	33.333332	Imatge 3	56.25
Imatge 39	33.962265	Imatge 30	57.142857
Imatge 29	35	Imatge 7	68
Imatge 18	36.666668	Imatge 34	70.370369
Imatge 19	37.037037	Imatge 20	72.222221
Imatge 31	37.5	Imatge 36	73.333336
Imatge 23	38.46154	Imatge 2	85.714287
Imatge 21	38.888889	Imatge 17	88.888885
Imatge 5	39.473682	Imatge 28	91.304344
Imatge 4	42.307693	Imatge 40	100

Taula 4.1. Percentatge de branchpoints de cada una de les imatges processades. Cada una de les files és un cas (imatge) diferent.

Idealment, totes les imatges amb venes simètriques haurien d'estar entre el 40 % i el 60 % — al mig de la taula— i les cel·les blaves haurien d'estar als extrems. Tanmateix, el que s'observa és una barreja entre les dades sense cap patró, com es pot observar més clarament en l'histograma. Això es deu al fet que a l'hora d'esqueletonitzar les venes segmentades, aquesta inclou ramificacions que quan es fa l'anàlisi qualitatiu no es tenen en compte. Aquestes ramificacions són petites venes que surten de la vena "principal" com es pot veure en la Figura 4.5. Algunes imatges també es veuen afectades perquè la segmentació de les venes introdueix píxels que no són necessaris (alguns píxels pertanyent als ventricles són detectats com píxels pertanyents a la vena).

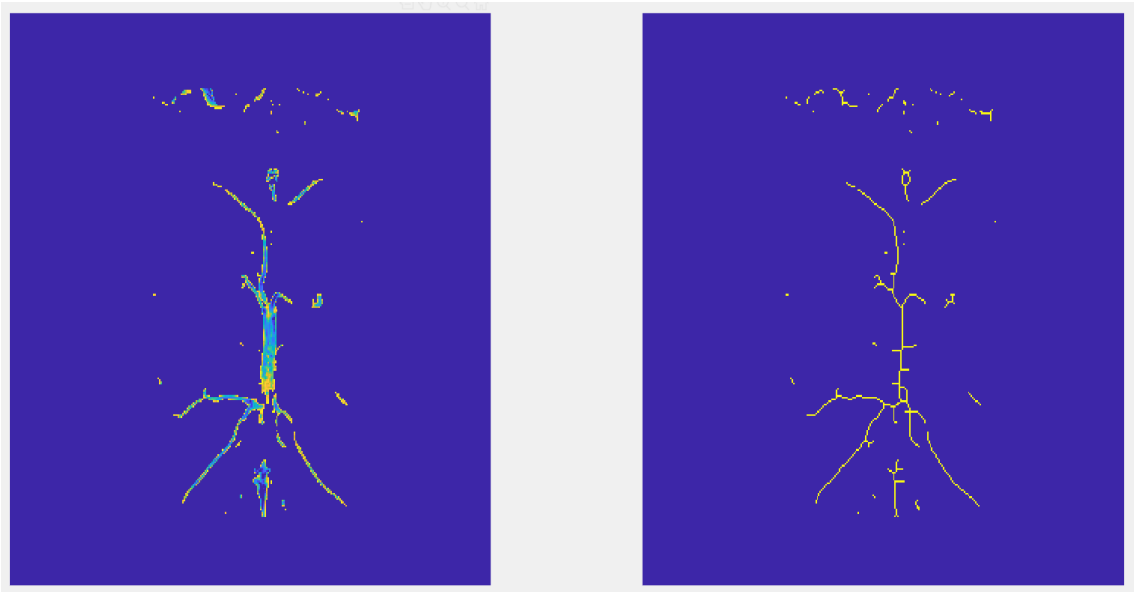


Figura 4.5. Imatge final de la segmentació de les venes (esquerra). Imatge final de l'esqueletonització de les venes (dreta). Com es pot observar, la vena de Galeno (la vena vertical del mig de la imatge) presenta unes ramificacions horitzontals a la imatge de la dreta que no apareixen en la de l'esquerra.

4.2.2. Endpoints

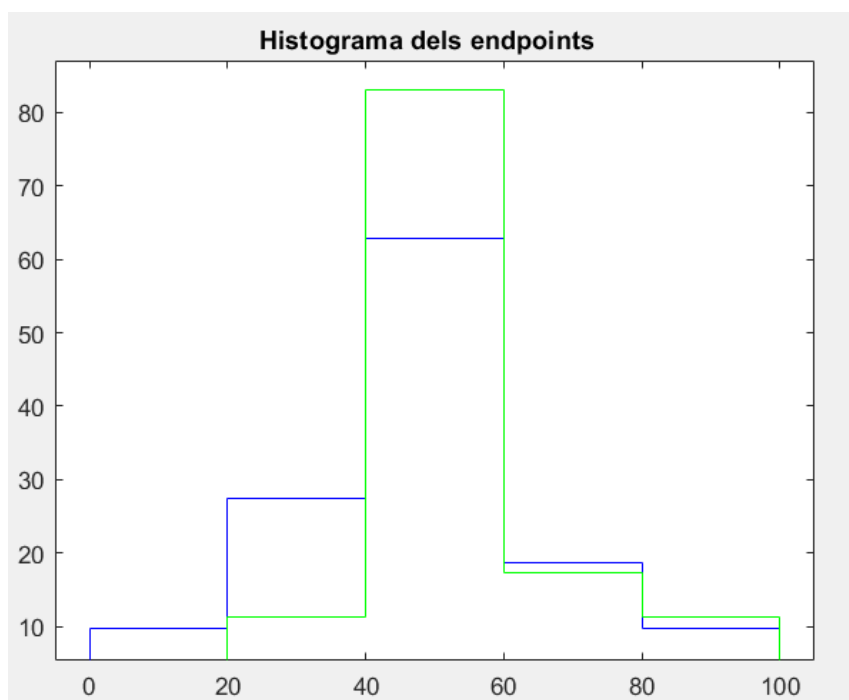


Figura 4.6 Histograma dels endpoints. En blau, l'histograma de les imatges que presenten asimetria i en verd el de les imatges que presenten simetria en les venes cerebrals profundes.

Imatge	% Endpoints	Imatge	% Endpoints
Imatge 11	9.090909	Imatge 15	44.444443
Imatge 4	25	Imatge 7	45
Imatge 33	27.272728	Imatge 14	45.161289
Imatge 27	33.333332	Imatge 16	46.666668
Imatge 29	36.363636	Imatge 18	48
Imatge 30	37.5	Imatge 13	50
Imatge 39	38.888889	Imatge 6	50
Imatge 21	40	Imatge 1	50
Imatge 22	40.740742	Imatge 5	50
Imatge 10	41.176472	Imatge 25	51.612904
Imatge 23	41.666668	Imatge 32	52
Imatge 26	41.666668	Imatge 3	52.941177
Imatge 35	42.857143	Imatge 20	57.142857
Imatge 37	42.857143	Imatge 9	62.5
Imatge 36	42.857143	Imatge 17	65.384613
Imatge 24	43.47826	Imatge 40	72.727272
Imatge 19	43.47826	Imatge 28	76.92308
Imatge 38	43.47826	Imatge 2	78.571426
Imatge 12	44.444443	Imatge 8	83.333336
Imatge 31	44.444443	Imatge 34	83.333336

Taula 4.2 Percentatge d'endpoints de cada una de les imatges processades. Cada una de les files és un cas (imatge) diferent.

Igualment que amb els branchpoints, el percentatge d'endpoints de les imatges que presenten simetria hauria d'estar al mig de la taula i les altres imatges —les que són asimètriques— haurien d'estar als extrems. En aquest cas, només 5 de les imatges simètriques estan fora de l'interval del 40-60%. Tanmateix, un gran nombre d'imatges amb venes asimètriques també es troben dins aquest interval.

De nou, això és deu al fet que la introducció de petites ramificacions a l'hora d'esqueletonitzar les venes. També influeix, d'una manera més contundent que en l'atribut anterior, la segmentació. Quan se segmenten les venes, algunes d'elles queden trencades i, malgrat que s'utilitzi la funció `bwmorph` per unir aquests segments que formen una sola vena, alguns d'aquests segments no queden units. D'aquesta forma, s'introdueixen endpoints que no haurien d'estar. A causa d'aquests segments de vena que han quedat solts no es poden eliminar altres venes que no ens interessin, perquè a més a més de tenir un centroid que es troba dins de la regió d'interès també tenen una àrea semblant als segments de les venes que ens interessin.

4.2.3. Longitud mitjana

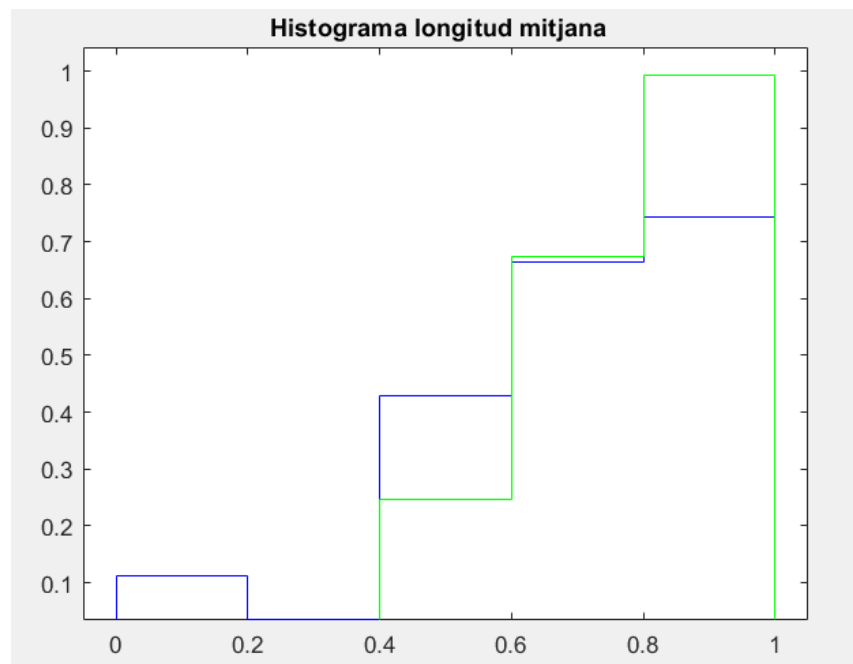


Figura 4.7 Histograma de la longitud mitjana. En blau, l'histograma de les imatges que presenten asimetria i en verd el de les imatges que presenten simetria en les venes cerebrals profundes.

Imatge	Longitud mitjana	Imatge	Longitud mitjana
Imatge 11	0.080213897	Imatge 5	0.7709251
Imatge 31	0.45085141	Imatge 16	0.77225673
Imatge 4	0.47823694	Imatge 12	0.83470398
Imatge 22	0.48750001	Imatge 26	0.83751118
Imatge 18	0.51231527	Imatge 27	0.84057969
Imatge 2	0.55384612	Imatge 38	0.84292763
Imatge 21	0.56907892	Imatge 1	0.84412736
Imatge 39	0.57294339	Imatge 24	0.8904255
Imatge 33	0.6039474	Imatge 37	0.90151513
Imatge 17	0.61965811	Imatge 29	0.9031477
Imatge 7	0.62097651	Imatge 34	0.90425533
Imatge 36	0.62939006	Imatge 40	0.90461117
Imatge 28	0.64381272	Imatge 10	0.91818184
Imatge 13	0.68478262	Imatge 9	0.92631578
Imatge 6	0.7098766	Imatge 15	0.96544713
Imatge 19	0.71228069	Imatge 32	0.96959972
Imatge 25	0.72495365	Imatge 35	0.98134118
Imatge 20	0.74202496	Imatge 23	0.98630136
Imatge 8	0.74561405	Imatge 3	0.99119717
Imatge 30	0.74668139	Imatge 14	0.99649739

Taula 4.3. Ràtio de la longitud mitjana de cada una de les imatges processades. Cada una de les files és un cas (imatge) diferent.

A l'observar els valors obtinguts de la ràtio on es té en compte la longitud mitjana, es contempla que aquest és independent del tipus de venes que es mostrin a la imatge: no hi ha cap mena de separació.

Algunes imatges que presenten asimetria tenen un valor proper a 1 perquè un dels problemes d'aquest biomarcador és que independentment del nombre de venes que hi hagi a cada un dels hemisferis, la longitud mitjana d'aquests pot ser la mateixa o una de molt semblant. Per exemple, en un hemisferi podem trobar una sola vena amb una longitud de 30 píxels, essent aquesta també la longitud mitjana de l'hemisferi. En canvi, a l'altre hemisferi podem trobar més venes on la longitud mitjana d'aquestes també és 30.

La no continuïtat d'algunes venes també afecta a aquesta ràtio, sobretot en les imatges simètriques que tenen una ràtio molt petita. En un hemisferi trobarem les venes en segments que faran que la longitud mitjana d'aquest sigui inferior a la de l'altre hemisferi on les venes no estan "tallades".

4.2.4. Longitud total

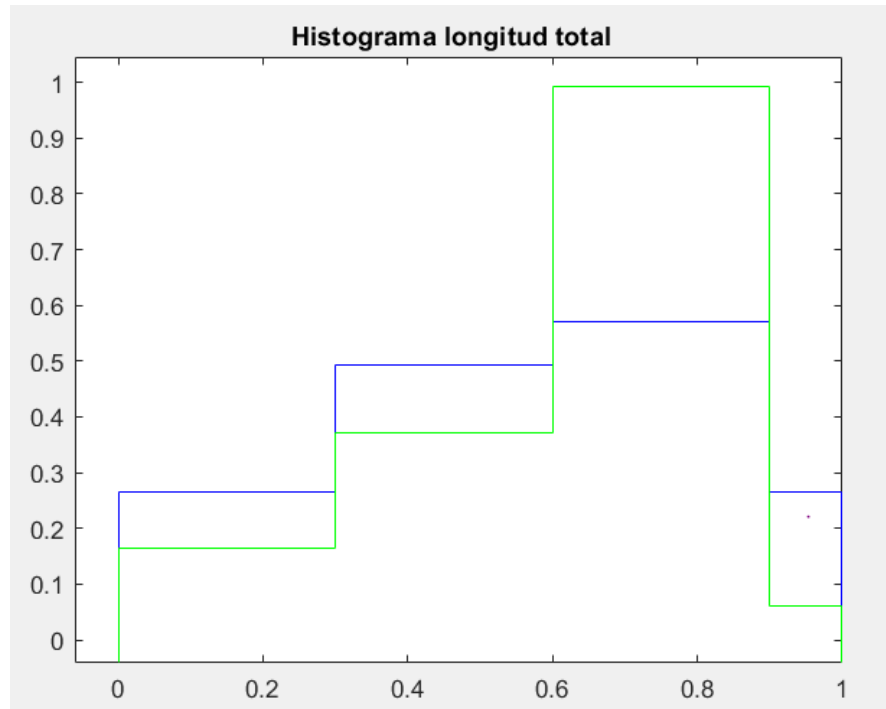


Figura 4.8. Histograma de la longitud total. En blau, l'histograma de les imatges que presenten asimetria i en verd el de les imatges que presenten simetria en les venes cerebrals profundes.

Imatge	Longitud total	Imatge	Longitud total
Imatge 11	0.00802139	Imatge 22	0.64999998
Imatge 2	0.12307692	Imatge 10	0.65346533
Imatge 40	0.12477396	Imatge 12	0.66776317
Imatge 34	0.18085106	Imatge 23	0.67592591
Imatge 28	0.18394649	Imatge 19	0.7631579
Imatge 7	0.2569558	Imatge 5	0.7709251
Imatge 8	0.33529413	Imatge 16	0.77225673
Imatge 31	0.36068112	Imatge 15	0.7723577
Imatge 39	0.36460033	Imatge 37	0.83193278
Imatge 21	0.37938598	Imatge 36	0.83918667
Imatge 25	0.41824248	Imatge 1	0.84412736
Imatge 27	0.42028984	Imatge 6	0.85185188
Imatge 20	0.51941746	Imatge 3	0.88106418
Imatge 35	0.5451895	Imatge 32	0.89501512
Imatge 18	0.55172414	Imatge 17	0.89655173
Imatge 4	0.55760366	Imatge 13	0.9130435
Imatge 26	0.5982222	Imatge 38	0.9886179
Imatge 33	0.62091506	Imatge 24	0.9893617
Imatge 29	0.63270777	Imatge 30	0.99557525
Imatge 9	0.64772725	Imatge 14	0.99649739

Taula 4.4. Ràtio de la longitud total de cada una de les imatges processades. Cada una de les files és un cas (imatge) diferent.

Altrament, no es pot detectar cap llindar que serveixi de separació entre una imatge amb venes simètriques d'una amb venes asimètriques.

En aquest cas, moltes de les imatges que presenten asimetria tenen valors molt propers a 1 perquè només s'està tenint en compte la quantitat de venes i no la seva localització. És a dir, per aquelles imatges on l'asimetria està definida perquè hi ha absència de venes en un hemisferi respecte a l'altre, la ràtio de longitud total és un bon indicador. Tanmateix, en les imatges on l'asimetria prové perquè la trajectòria de les venes internes cerebral o la seva unió amb la vena de Galeno és diferent en els dos hemisferis, aquest biomarcador les detectaria com a simètriques.

També influeix, tot i que no d'una manera molt contundent, la presència de venes no desitjades, com passa amb el percentatge d'endpoints.

4.2.5. Asimetria axial

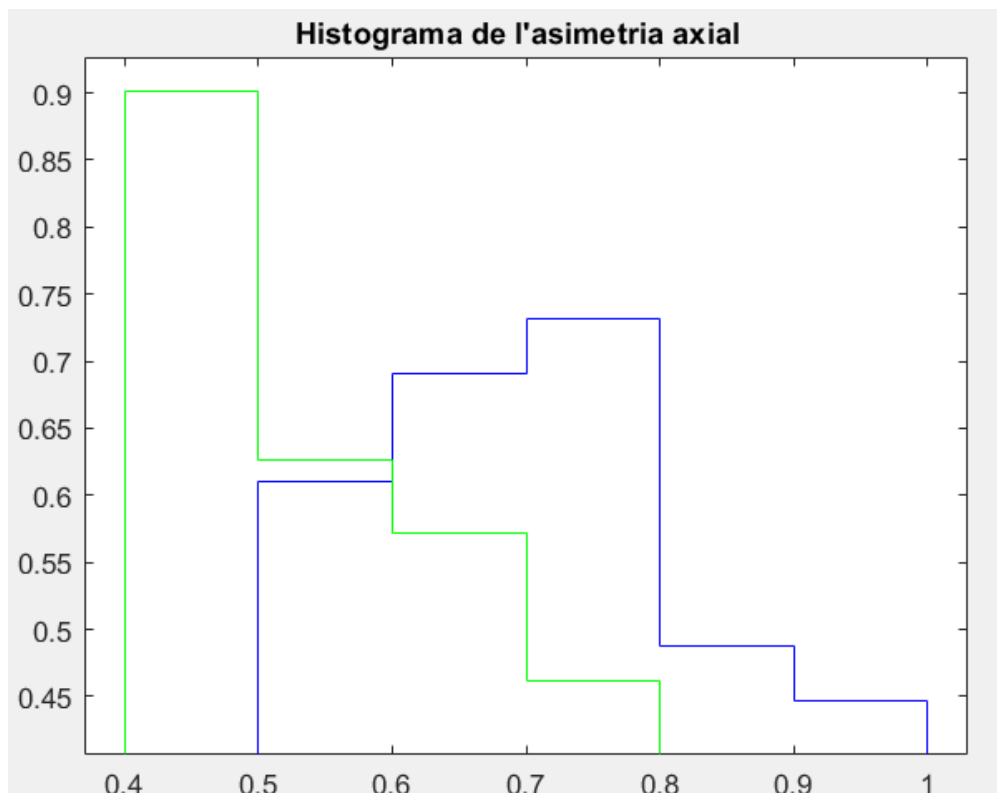


Figura 4.9. Histograma de l'asimetria axial. En blau, l'histograma de les imatges que presenten asimetria i en verd el de les imatges que presenten simetria en les venes cerebrals profundes.

Imatge	Asimetria axial	Imatge	Asimetria axial
Imatge 6	0.43016759	Imatge 7	0.62898332
Imatge 38	0.46748465	Imatge 12	0.63138688
Imatge 22	0.47028613	Imatge 17	0.63258028
Imatge 26	0.47521368	Imatge 18	0.64966869
Imatge 23	0.47852761	Imatge 30	0.66458333
Imatge 16	0.48678666	Imatge 25	0.66513056
Imatge 27	0.48818898	Imatge 32	0.69105691
Imatge 9	0.48868176	Imatge 5	0.69469965
Imatge 15	0.48960572	Imatge 21	0.70639729
Imatge 14	0.50913244	Imatge 24	0.71025842
Imatge 39	0.51257026	Imatge 1	0.71486348
Imatge 20	0.51943463	Imatge 19	0.7156601
Imatge 10	0.52310717	Imatge 28	0.72789115
Imatge 3	0.55194807	Imatge 2	0.73536485
Imatge 4	0.57259804	Imatge 31	0.73887813
Imatge 35	0.588664	Imatge 40	0.74790794
Imatge 34	0.59045225	Imatge 36	0.78547972
Imatge 13	0.59663868	Imatge 8	0.80064082
Imatge 37	0.60587001	Imatge 11	0.83804142
Imatge 29	0.62273276	Imatge 33	0.90299821

Taula 4.5. Ràtio de l'asimetria axial de cada una de les imatges processades. . Cada una de les files és un cas (imatge) diferent.

Per últim s'avalua la ràtio de l'asimetria axial. Observant els resultats obtinguts, es pot concloure que aquesta ràtio sí que fa una classificació prou bona, ja que es pot determinar un llindar a partir del qual se separa entre imatges amb simetria i imatges sense. Analitzant l'histograma es pot comprovar com en l'eix d'abscisses en l'interval [0.4, 0.5] (valor de la ràtio de l'asimetria axial) hi ha un gran nombre d'imatges amb venes profundes cerebrals simètriques (tenen un valor en l'eix d'ordenades molt elevat) i molt poques d'asimètriques. En canvi, entre els valors de 0.5 a 0.7 hi ha una quantitat semblant d'imatges que presenten simetria i imatges que no en presenten. Això també es pot comprovar a Taula 4.5, on apareixen cel·les dels dos colors i s'intercalen una mica. Finalment, en l'últim tram de 0.7 a 0.9 hi ha més imatges asimètriques que prenen aquest valor en la ràtio que no pas imatges simètriques. De nou, a la Taula 4.5 s'observa que des del valor 0.65 (aproximadament) fins a l'últim valor només hi ha una imatge que presenti simetria i la resta són totes asimètriques.

En aquest cas, es té en compte tant la quantitat de venes presents a cada un dels hemisferis com el lloc d'unió entre les venes. Les ramificacions produïdes en l'esqueletonització d'algunes imatges i la segmentació en altres són els motius pels quals no hi ha dues zones completament homogènies. Com s'ha comentat abans, entrenant un model d'arbre de decisió només amb aquest biomarcador com a predictor s'aconsegueix un 66.67%.



5. Projectes de futur

Aquest és un projecte molt ampli on encara es pot perfeccionar i millorar el codi realitzat. Millorant la segmentació de les venes, així com l'esqueletonització i la recerca de nous biomarcadors es pot arribar a obtenir una classificació més fidedigna i amb unes bases més robustes. També caldria ampliar la quantitat d'imatges que es processen.

A més a més, a la vascularització del cervell no només hi intervenen les venes profundes cerebrals, sinó que també tenen un paper molt important les venes corticals que a la MRI apareixen als voltants (es troben fora de l'abast d'aquest projecte). Per tal d'estudiar més profundament la vascularització i el grau de simetria de tot el cervell és necessari fer un estudi d'aquestes venes. Per aquest, cal fer una nova segmentació i esqueletonització. Els paràmetres per determinar la simetria poden ser els mateixos que els emprats per buscar la simetria de les venes profundes del cervell. Amb els resultats obtinguts del càlcul del grau de la simetria d'ambdós tipus de venes l'anàlisi i estudi de la vascularització del cervell es podria donar per acabada. Finalment, caldria relacionar les característiques extrems amb diferents malalties, així es podria realitzar un diagnòstic que, a més a més de tenir una base qualitativa (la visió de l'expert), en té una de quantitativa que la recolza.

Donat que aquest tema és un àmbit poc estudiat on cal innovar i analitzar-lo també s'està preparant un article per a la seva posterior publicació en revistes d'investigació divulgatives.



6. Anàlisi de l'impacte ambiental

Independentment del tipus de projecte que es porti a terme, totes les accions relacionades amb aquest produiran uns efectes negatius al medi ambient. En aquest capítol, per tant, es pretén avaluar les conseqüències negatives derivades de la realització d'aquest projecte.

Per l'execució d'aquest només ha estat necessari l'ús d'un ordinador amb el software adient (MATLAB, Word, Excel). L'ordinador no ha estat adquirit per realitzar el projecte, de manera que les conseqüències ambientals associades a la fabricació de l'aparell no es tenen en compte. De la mateixa manera, l'adquisició de les imatges de ressonància magnètica, així com la pròpia ressonància magnètica, tampoc es tenen en compte; donat que la finalitat de realitzar les ressonàncies eren per temes aliens al projecte. Així doncs, dels aparells electrònics només es comptabilitza l'ús d'energia elèctrica com a font d'alimentació per l'ordinador.

Igualment, cal tenir en compte els desplaçaments realitzats al CREB i a l'Hospital Sant Joan de Déu per fer les reunions del seguiment del projecte. Aquestes, s'han fet emprant el transport públic en comptes de realitzar-les amb vehicle privat, reduint així les emissions de gasos contaminants. Tot i això, aquestes despeses s'han de comptabilitzar.

Per últim, comentar que degut a l'excepcional situació en la que la societat s'ha vist envolta ha fet que la proporció dels gasos contaminants en l'impacte ambiental s'ha reduït, ja que les reunions només s'han produït de manera presencial durant les mesos de gener i febrer. Aquesta reducció, però, ha fet que augmentés l'impacte derivat del consum d'energia elèctrica, ja que les reunions han continuat amb el seu transcurs de manera telemàtica.



Conclusions

A la següent llista es mostren tots els objectius del treball i el seu grau d'assoliment:

Objectius generals:

- Algorisme que permet l'extracció de biomarcadors: Assolit.
- Classificació: Assolida.
- Estudi quantitatiu de la simetria: Assolit, tot i que encara es pot profunditzar més.

Objectius específics:

- Selecció de la zona d'interès: Assolit.
- Segmentació de les venes profundes: Assolida, però es pot millorar.
- Detecció d'una fita o landmark: Assolit.
- Extracció de biomarcadors i característiques morfològiques: Assolit, però se'n poden extreure més.
- Avaluació i selecció dels biomarcadors: Assolit.
- Classificació de les venes amb els biomarcadors seleccionats: Assolida.

Seguidament, es fa una explicació més detallada.

Els objectius principals del projecte consistien en: dotar a l'expert d'una eina que ajudés a fer una millor classificació de les venes profundes del cervell tenint en compte la seva simetria; així com analitzar i avaluar diferents característiques que podrien servir per quantificar aquesta simetria.

Després d'analitzar els resultats obtinguts es pot concloure que, malgrat no totes les característiques extretes facin una bona classificació, s'han assolit la majoria dels objectius. S'han proposat diverses característiques per determinar de manera quantitativa la simetria de les venes cerebrals profundes i després aquestes han estat avaluades. La majoria de les ràtios no aconsegueixen fer una clara classificació entre un tipus de vena i una altra a causa de la introducció de píxels que no són estrictament necessaris i fan que el processament es vegi alterat. Tanmateix, tenen un gran potencial en convertir-se en bons predictors si aquest problema es resol, sobretot el percentatge d'endpoints. Per les ràtios on només es contempla la simetria per nombre de venes en cada un dels hemisferis, es necessitaria una segona característica per tal d'acabar de fer una bona classificació de les imatges.

Tot i això, sí que s'ha pogut determinar una ràtio que permet fer una classificació de les venes profundes cerebrals. La ràtio de l'asimetria axial ens proporciona informació sobre la morfologia de les venes ambdós hemisferis, tant del recorregut que fan les venes al cervell com de la unió de les venes

septals i les venes cerebrals internes entre elles i amb la vena de Galeno. Entrenant un model de classificació amb aquesta ràtio s'ha aconseguit una exactitud del 66.67%.

El que es caldria realitzar per millorar els resultats obtinguts seria polir la segmentació de les venes, amb l'objectiu d'eliminar els píxels pertanyents a petites parts dels ventricles, i polir l'esqueletonització de les venes segmentades. A més a més, amb un nombre major de dades es podria fer un millor anàlisi i extreure conclusions més precises.

La quantificació de la vascularització del cervell és un àmbit que no està gaire estudiat, així que tots els resultats obtinguts aporten informació significativa en aquest tema.

Pel que fa la creació d'una eina per ajudar a l'expert, s'ha creat una funció que realitza el càlcul de les diferents característiques on l'expert selecciona la carpeta on té totes les imatges que desitja que siguin processades. Amb els resultats obtinguts d'aquest algorisme i el model entrenat es proporciona un resultat, essent aquest la determinació de la simetria o asimetria de les venes cerebrals.

Tots els codis finals s'han pujat a un repositori de github (<https://github.com/raulbenitez/vasculomics>) amb la finalitat que l'eina la pugin fer servir diferents professionals d'àmbit clínic i en futurs projectes de recerca que es puguin derivar del projecte.

En conclusió, la valoració final del projecte és positiva. Gràcies a aquest projecte he ampliat moltíssim els meus coneixements sobre el processament d'imatge que havia adquirit a l'assignatura de processament d'imatges biomèdiques. També m'ha servit per adonar-me que el treball del processament d'imatges és un treball que requereix de constància, de no defallir i de provar moltíssims algorismes fins aconseguir finalment els teus objectius. Tot el procés que es realitza fins aconseguir un codi que compleixi amb les expectatives t'aporta una gran quantitat de coneixement i, fins i tot, fa que et replantegis idees i en pensis de noves o milloris les ja existents. Considero que el projecte realitzat és una bona aproximació al que podria ser algun dia la classificació a partir de paràmetres quantitius dels cervells segons al simetria o asimetria de les venes profundes.

Pressupost i/o Anàlisi Econòmica

En aquest capítol es realitza el desglossament del pressupost del projecte, així com la seva justificació.

En aquest es té el desenvolupament de cada una de les parts del projecte.

Tasca	Hores dedicades	Cost(€/h)	Total (€)
Estudi			
Recerca d'informació	80	35	2.800
Estat de l'art	20	35	1.400
Codi			
Preprocessament	10	35	350
Segmentació	150	35	5.250
Detecció del punt de referència	140	35	4.900
Extracció d'atributs	80	35	2.800
Resultats			
Extracció de resultats	30	35	1.050
Classificació	50	35	1.750
Elaboració de la memòria	90	35	4.550
Software: MATLAB			2.000
Total	650		26.850

Taula 5..0.1. Pressupost del projecte.

Així doncs, el pressupost total del projecte és de 26.850 €.

Bibliografia

6.1. Referències bibliogràfiques

1. Componentes del cerebro, MedlinePlus, [En línia]. 2019. [Consulta: maig 2020]. Disponible: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/anatomyvideos/000016.htm>. A: [en línia]. Disponible a: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/anatomyvideos/000016.htm>.
2. Dr Joshua Yip, D.J.J. Interventricular foramen of monro A: radiopedia. 2019. A: [en línia]. Disponible a: <https://radiopaedia.org/articles/interventricular-foramen-of-monro-1>.
3. Munuera del Cerro, J. *Imagen venosa avanzada: biomarcador de perfusión cerebral y de pronóstico clínico en pacientes con ictus isquémico agudo. Tesi doctoral, UAB, Departament de Medicina, 2015.* 2015. 2015.
4. Tortora, D. et al. Variability of cerebral deep venous system in preterm and term neonates evaluated on MR SWI venography. A: *American Journal of Neuroradiology*. 2016, Vol. 37, núm. 11, p. 2144-2149. ISSN 1936959X. DOI 10.3174/ajnr.A4877.
5. Acosta, L.M. et al. Anatomía del sistema venoso cerebral. Correlación por imágenes. A: *Revista Médica Sanitas* [en línia]. 2019, Vol. 22, núm. 1, p. 28-36. ISSN 01234250. DOI 10.26852/01234250.33. Disponible a: http://www.unisanitas.edu.co/Revista/70/04Rev_Medica_Sanitas_22-1_LMAcosta_et_al.pdf.
6. Bernier, M., Cunnane, S.C. i Whittingstall, K. The morphology of the human cerebrovascular system. A: *Human Brain Mapping*. 2018, Vol. 39, núm. 12, p. 4962-4975. ISSN 10970193. DOI 10.1002/hbm.24337.
7. Tortora, D. et al. Differences in subependymal vein anatomy may predispose preterm infants to GMH–IVH. A: *Archives of Disease in Childhood: Fetal and Neonatal Edition*. 2018, Vol. 103, núm. 1, p. 1-7. ISSN 14682052. DOI 10.1136/archdischild-2017-312710.
8. Linscott, L.L. et al. Imaging patterns of venous-related brain injury in children. A: *Pediatric Radiology*. *Pediatric Radiology*, 2017, Vol. 47, núm. 13, p. 1828-1838. ISSN 14321998. DOI 10.1007/s00247-017-3975-x.
9. Raets, M. et al. Brain vein disorders in newborn infants. A: *Developmental Medicine and Child Neurology*. 2015, Vol. 57, núm. 3, p. 229-240. ISSN 14698749. DOI 10.1111/dmcn.12579.
10. Arrigoni, F. et al. Deep medullary vein involvement in neonates with brain damage: An MR imaging study. A: *American Journal of Neuroradiology*. 2011, Vol. 32, núm. 11, p. 2030-2036. ISSN 01956108. DOI 10.3174/ajnr.A2687.
11. Moccia, S. et al. Blood vessel segmentation algorithms — Review of methods, datasets and evaluation metrics. A: *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2018, Vol. 158, núm. February, p. 71-91. ISSN 18727565. DOI 10.1016/j.cmpb.2018.02.001.

6.2. Bibliografia complementària

fitgmdist. A: Mathworks. Disponible a: <https://es.mathworks.com/help/stats/fitgmdist.html?lang=en>

gmdistribution, A: Mathworks. [En línia]. Disponible a: <https://es.mathworks.com/help/stats/gmdistribution.html>

bwmorph. A: Mathworks. [En línia]. Disponible a: <https://es.mathworks.com/help/images/ref/bwmorph.html>

regionprops. A: Mathworks. [En línia]. Disponible a: <https://es.mathworks.com/help/images/ref/regionprops.html>

Jaadi, Z. step-step-explanation-principal-component-analysis A: builtin.com. [En línia]. 2020. Disponible a: <https://builtin.com/data-science/step-step-explanation-principal-component-analysis>

Annex A

Imatge	Longitud mitjana	Longitud total	% Branchpoints	% Endpoints	Asimetria axial
Imatge 1	0.84412736	0.84412736	33.333332	50	0.71486348
Imatge 2	0.55384612	0.12307692	85.714287	78.571426	0.73536485
Imatge 3	0.99119717	0.88106418	56.25	52.941177	0.55194807
Imatge 4	0.47823694	0.55760366	42.307693	25	0.57259804
Imatge 5	0.7709251	0.7709251	39.473682	50	0.69469965
Imatge 6	0.7098766	0.85185188	28.571428	50	0.43016759
Imatge 7	0.62097651	0.2569558	68	45	0.62898332
Imatge 8	0.74561405	0.33529413	55.555557	83.333336	0.80064082
Imatge 9	0.92631578	0.64772725	25	62.5	0.48868176
Imatge 10	0.91818184	0.65346533	33.333332	41.176472	0.52310717
Imatge 11	0.080213897	0.00802139	0	9.090909	0.83804142
Imatge 12	0.83470398	0.66776317	22.222221	44.444443	0.63138688
Imatge 13	0.68478262	0.9130435	0	50	0.59663868
Imatge 14	0.99649739	0.99649739	42.857143	45.161289	0.50913244
Imatge 15	0.96544713	0.7723577	47.36842	44.444443	0.48960572
Imatge 16	0.77225673	0.77225673	45	46.666668	0.48678666
Imatge 17	0.61965811	0.89655173	88.888885	65.384613	0.63258028
Imatge 18	0.51231527	0.55172414	36.666668	48	0.64966869
Imatge 19	0.71228069	0.7631579	37.037037	43.47826	0.7156601
Imatge 20	0.74202496	0.51941746	72.222221	57.142857	0.51943463
Imatge 21	0.56907892	0.37938598	38.888889	40	0.70639729
Imatge 22	0.48750001	0.64999998	33.333332	40.740742	0.47028613
Imatge 23	0.98630136	0.67592591	38.46154	41.666668	0.47852761

Imatge 24	0.8904255	0.9893617	26.923077	43.47826	0.71025842
Imatge 25	0.72495365	0.41824248	46.153847	51.612904	0.66513056
Imatge 26	0.83751118	0.5982222	55.263157	41.666668	0.47521368
Imatge 27	0.84057969	0.42028984	28.571428	33.333332	0.48818898
Imatge 28	0.64381272	0.18394649	91.304344	76.92308	0.72789115
Imatge 29	0.9031477	0.63270777	35	36.363636	0.62273276
Imatge 30	0.74668139	0.99557525	57.142857	37.5	0.66458333
Imatge 31	0.45085141	0.36068112	37.5	44.444443	0.73887813
Imatge 32	0.96959972	0.89501512	47.5	52	0.69105691
Imatge 33	0.6039474	0.62091506	55	27.272728	0.90299821
Imatge 34	0.90425533	0.18085106	70.370369	83.333336	0.59045225
Imatge 35	0.98134118	0.5451895	28.571428	42.857143	0.588664
Imatge 36	0.62939006	0.83918667	73.333336	42.857143	0.78547972
Imatge 37	0.90151513	0.83193278	50	42.857143	0.60587001
Imatge 38	0.84292763	0.9886179	50	43.47826	0.46748465
Imatge 39	0.57294339	0.36460033	33.962265	38.888889	0.51257026
Imatge 40	0.90461117	0.12477396	100	72.727272	0.74790794

Taula A.1. Valors de cada un dels biomarcadors per a totes les imatges



Annex B

En aquest annex es mostren els diferents codis realitzats per al projecte: el codi per extreure els atributs de la imatge, el codi per entrenar el model i el codi que dóna la resolució de la simetria de la imatge.

B.1 Funció per l'extracció dels atributs/ biomarcadors:

```
function biomarcadors = simetria_venes_profundes
pathInicial=uigetdir;
imatges=dir(strcat(pathInicial, '*.*.jpg'));
noms=[];
branchpoints=[];
endpoints=[];
longitudMitja=[];
longitudTotal=[];
noCoincidencia=[];
for ifile=1:length(imatges)
    im= strcat(imatges(ifile).folder, '\', imatges(ifile).name);
    I=imread(im);
    %Preprocessat: eliminació de contorn i la regió d'interès
    IGS=rgb2gray(I);
    figure, imagesc(IGS), title('MRI');
    BW=imbinarize(IGS);
    EE= strel('disk',6,0);
    E=imclose(BW,EE);
    IM_med= medfilt2(E);
    Iholes=imfill(IM_med, 'holes');
    Inocontorn=double(IGS).*Iholes;
    Imaskprofundes=maskdeepinicial(Inocontorn);

    %Segmentació venes
    h=reshape(Imaskprofundes,1,numel(Imaskprofundes));
    BIC=zeros(1,10);
    GMM=cell(1,10);
    options = statset('MaxIter',1000);
    rng('default');
    for i=1:10
        GMM{i}=fitgmdist(double(h)',i, 'CovType','diagonal','Regularize',1,'Options',
options);
        BIC(i)=GMM{i}.BIC;
    end
    [minBIC, numComponents]=min(BIC);
    optgmm=GMM{numComponents};
    vptot = double(reshape(Imaskprofundes,1,numel(Imaskprofundes)))';
    prob = optgmm.posterior(vptot);
    [val, g1] = max(prob');
end
```

```

Iresultat = reshape(g1,size(Imaskprofundes,1),size(Imaskprofundes,2));
[intensitat, ordre]=sort(optgmm.mu);
intensitatno=find(optgmm.mu<2)';
for mu=1:length(intensitatno)
    ordre(ordre==intensitatno(mu))=[];
end
std=sqrt(optgmm.Sigma);
medias2=[ optgmm.mu(ordre(1)), optgmm.mu(ordre(2))];
Iresultat2=Iresultat;
Iresultat2(Iresultat~=ordre(1) & Iresultat~=ordre(2))=0;
prop=regionprops(Iresultat, 'all');
if prop(ordre(2)).Area>5000 | std(ordre(2))<10
    Iresultat2(Iresultat==ordre(2))=0;
end
Ibin=imbinarize(Iresultat2);
Ifinal=double(Imaskprofundes).*Ibin;
figure, imagesc(Ifinal), title('Venes segmentades');
Ih=imfill(Ifinal, 'holes');
closed=bwmorph(Ih, 'close');
skeleton=bwmorph(closed, 'skel', inf);
Ibw=bwmorph(skeleton, 'bridge');

% 2a regió d'interès
bpts=bwmorph(Ibw, 'branchpoints');
xm=(1/2)*size(Ibw, 2);
ym=(1/2)*size(Ibw, 1);
Ibp=Ibw+3*bpts;
Iwobpts=Ibp;
Iwobpts(Ibp==4)=0;
bpts2=bwmorph(Iwobpts, 'branchpoints');
Ibp2=Iwobpts+3*bpts2;
Iwobpts2=Ibp2;
Iwobpts2(Ibp2==4)=0;
etiquetat=bwlabel(Iwobpts2);
rp=regionprops(etiquetat, 'Centroid');
Inw=etiquetat;
for seg5=1:length(rp)
    if rp(seg5).Centroid(1)>xm+75 || rp(seg5).Centroid(1)<xm-75;
        Inw(etiquetat==seg5)=0;
    elseif rp(seg5).Centroid(2)>ym+80 || rp(seg5).Centroid(2)<ym-80;
        Inw(etiquetat==seg5)=0;
    end
end
Ibw2=imbinarize(Inw);
ies=[];
jotas=[];
for ii=1:size(Ibw2,1)
    for jj=1:size(Ibw2,2)
        if Ibw2(ii,jj)==1
            ies=[ies,ii];

```

```

        jotas=[jotas, jj];
    end
end
end
ymax=max(ies);
ymin=min(ies);
xmax=max(jotas);
xmin=min(jotas);
Ibw3=Ibw;
for ii2=1:size(Ibw,1)
    for jj2=1:size(Ibw,2 )
        if ii2>ymax | ii2<ymin
            Ibw3(ii2,jj2)=0;
        elseif jj2>xmax | jj2<xmin
            Ibw3(ii2,jj2)=0;
        end
    end
end
etiquetat2=bwlabel(Ibw3);
rp2=regionprops(etiquetat2, 'Area');
Ibw3=etiquetat2;
aminima=find([rp2.Area]<5);
for am=aminima
    Ibw3(etiquetat2==am)=0;
end
Ibw4=Ibw3;
if max([rp2.Area])>130
    for as41=1:length(rp2)
        if rp2(as41).Area<20
            Ibw4(etiquetat2==as41)=0;
        end
    end
end
if max([rp2.Area])>175
    for as4=1:length(rp2)
        if rp2(as4).Area<40
            Ibw4(etiquetat2==as4)=0;
        end
    end
end
Ibw4=imbinarize(Ibw4);
Ibw4=bwmorph(Ibw4, 'spur', 2);

% Detecció vena de Galeno
bpts2=bwmorph(Ibw4, 'branchpoints');
Ibp_2=Ibw4+3*bpts2;
Iwobpts_2=Ibp_2;
Iwobpts_2(Ibp_2==4)=0;
bpts3=bwmorph(Iwobpts_2, 'branchpoints');
Ibp_3=Iwobpts_2+3*bpts3;

```

```

Iwobpts_3=Ibp_3;
Iwobpts_3(Ibp_3==4)=0;
etiquetat3=bwlabel(Iwobpts_3);
rp4=regionprops(etiquetat3, 'all');
Inw2=etiquetat3;
for seg3=1:length(rp4)
    if rp4(seg3).Centroid(1)<xm-15 || rp4(seg3).Centroid(1)>xm+15
        Inw2(etiquetat3==seg3)=0;
    elseif rp4(seg3).Area<5
        Inw2(etiquetat3==seg3)=0;
    elseif abs(rp4(seg3).Orientation)<5
        Inw2(etiquetat3==seg3)=0;
    end
end
Ibw3=imbinarize(Inw2);
etiquetat4=bwlabel(Ibw3);
rp4=regionprops(etiquetat4, 'Centroid');
xcentroide=[];
ycentroide=[];
pos=[];
pix=[];
Inw3=etiquetat4;
for seg4=1:length(rp4)
    if rp4(seg4).Centroid(2)>ym-10 & rp4(seg4).Centroid<y+80
        xcentroide=[xcentroide; rp4(seg4).Centroid(1)];
        ycentroide=[ycentroide; rp4(seg4).Centroid(2)];
        pos=[pos; seg4];
        pix=[pos, xcentroide];
    else
        Inw3(etiquetat4==seg4)=0;
    end
end
mitjax=mean(xcentroide);
mitjay=mean(ycentroide);
Ibwn=imbinarize(Inw3);
etiquetat5=bwlabel(Ibwn);
rp5=regionprops(etiquetat5, 'all');
candidats=[];
idx=[];
index=[];
for nvena=1:length(rp5)
    if abs(rp5(nvena).Orientation)>55 & abs(rp5(nvena).Centroid(2)-
mitjay)<45
        idx=[idx;nvena];
        candidats=[candidats;abs(rp5(nvena).Centroid(1)-mitjax)];
        index=[idx, candidats];
    end
end
interes=min(index(:,2));

```

```

[filaint, colint]=find(index==interes);
venagaleno=index(filaint,1);
if size(venagaleno, 1)>1
    venagaleno=min(venagaleno);
end

% Detecció landmark:
bptstotal=bwmorph(Ibw4, 'branchpoints');
[ybt,xbt]=find(bptstotal);
Ibp5=Ibw4+3*bptstotal;
[r,c]=find(bptstotal);
xvc=floor(rp5(venagaleno).Centroid(1));
yvc=floor(rp5(venagaleno).Centroid(2));
binteres2=find(c>xvc-5 & c<xvc+5);
binteresx2=c(binteres2);
binteresy2=r(binteres2);
difyvc=[abs(binteresy2-yvc)];
[diferenciay, index2]=sort(difyvc);
if length(difyvc)>1
    binteres=[index2(1), index2(2)];
else
    binteres=index2;
end
length(binteres);
binteresx=binteresx2(binteres);
binteresy=binteresy2(binteres);
bxymedia=[];
for b2=1:length(binteres)
    bxymedia=[bxymedia, abs(binteresx(b2)-xvc)];
end
lm2=find(bxymedia==min(bxymedia));
if length(lm2)>1
    lm2=min(lm2);
end
xint=binteresx(lm2);
yint=binteresy(lm2);
if isempty(binteres)
    xint=(1/2)*size(Ibp,2);
    yint=(1/2)*size(Ibp,1);
end
xint;
yint;
figure, imagesc(Ibw4);
hold on
xline(xint, '-k', 'LineWidth', 3); title('Esquelet venes i landmark');

%Extracció de patrons i biomarcadors
%Branchpoints
xbesq=[];
xbdreta=[];

```



```

for esqb=1:length(xbt)
    if xbt(esqb)>xint
        xbesq=[xbesq, xbt(esqb)];
    else
        xbdreta=[xbdreta, xbt(esqb)];
    end
end
bptsd=length(xbdreta);
bptse=length(xbesq)-1;
branchpointsim= (bptsd/(bptsd+bptse))*100;
branchpoints=[branchpoints, branchpointsim];

% #Endpoints:
eptstotal=bwmorph(Ibw4 , 'endpoints');
[yet,xet]=find(eptstotal);
Ibp6=Ibw4+3*eptstotal;
xedreta=[];
yedreta=[];
yeesq=[];
xeesq=[];
for esqe=1:length(xet)
    if xet(esqe)>xint
        xeesq=[xeesq, xet(esqe)];
        yeesq=[yeesq, yet(esqe)];
    else
        xedreta=[xedreta, xet(esqe)];
        yedreta=[yedreta,yet(esqe)];
    end
end
eptsd=length(xedreta);
eptse=length(xeesq);
endpointsim= (eptsd/(eptsd+eptse))*100;
endpoints=[endpoints, endpointsim];

%Longitud mitja i total de les venes dels hemisferis:
Dtotal=bwdistgeodesic(Ibw4,xint,yint);
longitud_e=[];
longitud_d=[];
xnbe=[];
ynbe=[];
xnbd=[];
ynbd=[];
for le=1:eptse
    if Dtotal(yeesq(le),xeesq(le)) ==Inf
        xnbe=[xnbe, xeesq(le)];
        ynbe=[ynbe, yeesq(le)];
    else
        longitud_e=[longitud_e, Dtotal(yeesq(le),xeesq(le))];
    end
end
end

```

```

for ld=1:eptsd
    if Dtotal(yedreta(ld),xedreta(ld))==Inf
        xnbd=[xnbd,xedreta(ld)];
        ynbd=[ynbd,yedreta(ld) ];
    else
        longitud_d=[longitud_d, Dtotal(yedreta(ld),xedreta(ld))];
    end
end
%Es calcula la distancia de les venes soltes:
les=[];
for ii=1:length(xnbe)
    D{ii}=bwdistgeodesic(Ibw7, xnbe(ii), ynbe(ii));
    for jj=1:length(xnbe)
        if ~isnan(D{1,ii}(ynbe(jj),xnbe(jj)))
            les=[les, D{1,ii}(ynbe(jj),xnbe(jj))];
        end
    end
end
les(isinf(les)| les==0) = [];
les=unique(les);
longitud_e=[longitud_e, les];
mle=mean(longitud_e);
longitudtotale=sum(longitud_e);
lds=[];
for ii2=1:length(xnbd)
    D2{ii2}=bwdistgeodesic(Ibw7, xnbd(ii2), ynbd(ii2));
    for jj2=1:length(xnbd)
        if ~isnan(D2{1,ii2}(ynbd(jj2),xnbd(jj2)))
            lds=[lds, D2{1,ii2}(ynbd(jj2),xnbd(jj2))];
        end
    end
end
lds(isinf(lds)|lds==0) = [];
lds=unique(lds);
longitud_d=[longitud_d, lds];
mld=mean(longitud_d);
longitudtotald=sum(longitud_d);
lm=mle/mld;
if lm>1
    lm=mld/mle;
end
longitudMitja=[longitudMitja, lm];
lt=longitudtotale/longitudtotald;
if lt>1
    lt=longitudtotald/longitudtotale;
end
longitudTotal=[longitudTotal, lt];

%No coincidència
Idreta=Ibw4(:,xint-100:xint+2);

```

```

Iesq=Ibw4(:,xint-2:xint+100);
Iemirall=fliplr(Iesq);
sim=normxcorr2(Idreta, Iemirall);
[ypicaux, xpicaux] = find(abs(sim) ==max(abs(sim(:)))));
xpic = xpicaux - (1/2)*(size(Idreta,2)-1);
ypic = ypicaux - (1/2)*(size(Idreta,1)-1);
if length(xpic)>1
    xpic=xpic(1);
    ypic=ypic(1);
end
dif_x=floor(xpic-(size(Idreta,2)/2));
dif_y=floor(ypic-(size(Idreta,1)/2));
if abs(dif_x)<15 | abs(dif_y)<10 %si se superen aquests límits la imatge
no es "traslladarà".
    %Rectifiquem la posició de les y
    if dif_y<0
        Iesq2= padarray(Iemirall, abs(dif_y), 0, 'pre');
        Iesq3=Iesq2(1:size(Iesq2,1)-abs(dif_y),:);
    end
    if dif_y>0
        Iesq2=padarray(Idmirall, dif_y, 0, 'post');
        Iesq3=Iesq2(dif_y:end-1, :);
    end
    if dif_y==0
        Iesq3=Iemirall;
    end
    %Rectifiquem la posició de les x
    if dif_x<0
        Iesq4=padarray(Iesq3,[0,abs(dif_x)], 0, 'pre');
        Iesq5=Iesq4(:,1:size(Iesq4,2)-abs(dif_x));
    end
    if dif_x>0
        Iesq4=padarray(Iesq3, [0,dif_x], 0, 'post');
        Iesq5=Iesq4(:,dif_x:end-1);
    end
    if dif_x==0
        Iesq5=Iesq3;
    end
else
    Iesq5=Iemirall;
end
SE= strel('rectangle',[4,4]);
Idretadilatada=imdilate(Idreta, SE);
Ie_dilatada2=imdilate(Iesq5, SE);
dreta=Idretadilatada;
dreta(Idretadilatada==0)=[];
qdreta=length(dreta);
esq=Ie_dilatada2;
esq(Ie_dilatada2==0)=[];
quesq=length(esq);

```

```

Isim=xor(Idretadilatada,Ie_dilatada2);
simnc=Isim;
simnc(Isim==0)=[];
rationc=length(simnc)/(quesq+qdreta);
noCoincidencia=[noCoincidencia,rationc];

noms=convertCharsToStrings([noms, imatges(ifile).name]);
biomarcadors=[noms', branchpoints',endpoints',longitudMitja',
longitudTotal', noCoincidencia']; %se quedan como strings
end
end

```

B.2 Funció “maskdeepinicial”

```

function [Imask] = maskdeepinicial(X)
    x=[(10/28)*size(X,2) (18/28)*size(X,2) (18/28)*size(X,2)
(10/28)*size(X,2) (10/28)*size(X,2) ];
    y=[(2/7)*size(X,1) (2/7)*size(X,1) (6/8)*size(X,1) (6/8)*size(X,1)
(6/8)*size(X,1) ];
    m=size(X,1);
    n=size(X,2);
    mask=poly2mask(x,y,m,n);
    Imask=double(X).*mask;
end

```

B.3 Algorisme per entrenar el model

```

% Importem les dades
%Importem els arxius d'excel on està l'etiquetatge de les dades
%(0=asimètric, 1=simètric)
clase1=xlsread('Clase.xlsx');
clase2=xlsread('Clase_test.xlsx');
clase=[clase1', clase2'];
%Importem les dades obtingudes de la funció simetria_venes_profundes
%Ens quedem amb la última columna, ja que és l'únic atribut que serà
predictor del model i convertim les dades d'string a double.
X=str2double(biomarcadors(:,5));
data=[X, clase'];
%Creem el conjunt d'entrenament i el conjunt d'avaluació amb les dades
cv = cvpartition(size(data,1),'HoldOut',0.3);
idx = cv.test;
dataTrain = data2(~idx,:);
dataTest = data2(idx,:);
%Separem entre predictors (x) i etiquetes (y).
x_train=dataTrain(:,1);
y_train=dataTrain(:,2);
x_test=dataTest(:,1);

```

```
y_test=dataTest(:,2);
%Entrenem el model d'arbre de decisions:
tree=fitctree(x_train,y_train);
[labeltree, scoretree]= predict(tree, x_test);
errortree=abs(labeltree-y_test);
errortree(errortree==0)=[];
err=length(errortree);
view(tree, 'Mode', 'graph'); %per visualitzar l'arbre
acc=(length(y_test)-err)/length(y_test);
```

B.4 Funció que retorna la simetria

```
function prediccio = resultat(biomarcadors)
x=str2double(biomarcadors(:,5));
[ynew, ~]=predict(tree, x)
prediccio=string(zeros(size(x)));
for i=1:length(ynew)
    if ynew(i)==1
        prediccio(i)='simètrica'
    else
        prediccio(i)='asimètrica'
    end
end
disp(prediccio);
end
```