

TESIS DE GRADO EN INGENIERÍA EN INFORMÁTICA

Reconocimiento de Patrones en Imágenes Médicas Basado en Sistemas Inteligentes



Laboratorio de Sistemas Inteligentes

Facultad de Ingeniería

Universidad de Buenos Aires

TESISTA: Enrique Calot

DIRECTOR: Dr. Ramón García-Martínez

DICIEMBRE DE 2008

Capítulo 1. Introducción

El presente capítulo describe el contexto de la tesis (sección 1.1) seguido de los objetivos de la misma (sección 1.2) y finaliza con su estructura (sección 1.3).

1.1 Contexto de la tesis

El *reconocimiento de patrones en imágenes* es un campo muy amplio abierto a la investigación [Zorman *et al.*, 2003]. Mediante la utilización de sistemas inteligentes es posible automatizar el procesamiento de grandes volúmenes de información [Zrimec, 2007]. En la medicina esto abre las puertas a un área de desarrollo incipiente y novel [Zorman *et al.*, 2003]. Se estima que en un futuro cercano este tipo de técnicas podrán servir -bajo supervisión médica- de *pre-diagnósticos* [Chan *et al.*, 1987].

El cáncer de mama es el tumor más frecuente en la mujer, representando el 31% de todos los tumores de la población femenina. Aproximadamente una de cada ocho mujeres habrá desarrollado un cáncer de mama en el curso de su vida. Éste tipo de cáncer ocupa el primer lugar entre las causas de muerte por cáncer en la mujer adulta, con una tasa ajustada de mortalidad de 27,32 cada cien mil mujeres en Argentina. Los beneficios del *screening* mamario han sido demostrados en numerosos estudios aleatorios desde mediados de la década de 1980 a la fecha. En éstos se ve una reducción del índice de mortalidad por cáncer de mama en por lo menos un 25% [AMA, 2006]. Es por ello que, físicos, ingenieros y médicos están en la búsqueda de nuevas herramientas para combatirlo y permitir al médico obtener una segunda opinión [Gokhale & Aslandonga, 2003; Simoff *et al.*, 2002].

Con la autorización del uso de nuevos mamógrafos digitales por parte del *Colegio Americano de Radiografía*, se ha comenzado a almacenar fotos digitales en bases de datos conjuntamente con la información del paciente para luego poder ser procesadas a través de diferentes métodos [Selman, 2000].

Hay dos aspectos interesantes sobre los cuales se puede trabajar: el primero es el pre-procesamiento de la imagen [Sklansky & Ballard, 1973], problema -que gracias al estándar DICOM- se está volviendo cada vez menos significativo debido a la gran

cantidad de información que es adjuntada por los equipos a las imágenes en forma de encabezado [Foshee, 1995]. El segundo aspecto es encontrar la técnica -o conjunto de técnicas- de sistemas inteligentes que mejor se adecue a este tipo de problemas (sistema experto, algoritmos genéticos, redes neuronales, sistema inteligente híbrido) [Pizer & Todd-Pokropek, 1978].

1.2 Objetivos del trabajo

Los objetivos de esta tesis consisten en plantear un marco teórico que permita determinar [a] estrategias para el *pre-procesamiento* de la imagen, [b] estrategias para establecer qué tipo de sistema inteligente es el más apto para realizar el reconocimiento, [c] proponer un método basado en sistemas inteligentes que genere un posible diagnóstico a partir de la imagen médica preprocesada y validarlos mediante un conjunto de datos reales y [d] determinar la calidad de los diagnósticos obtenidos mediante el método propuesto por contraste de los resultados obtenidos con descriptos en trabajos anteriores y datos reales.

1.3 Estructura de la tesis

Esta tesis está estructurada en siete capítulos: introducción, estado de la cuestión, descripción del problema, solución propuesta, validación experimental, conclusión y referencias y dos anexos: pruebas y análisis y diseño de la solución.

En el capítulo introducción se describe el contexto de la tesis seguido de los objetivos de la misma y finaliza con su estructura.

En el capítulo estado de la cuestión se describe las tecnologías relevantes disponibles en el momento en que fue escrita esta tesis así como también los avances científicos en el área. La primera sección muestra el estado del procesamiento y reconocimiento de imágenes en general, la siguiente lo hace en concreto en el área de los sistemas inteligentes. Luego se describe la problemática actual que hay en el área y se explica las tecnologías que serán utilizadas para la resolución del problema planteado más adelante

en esta.

En el capítulo descripción del problema se presenta el problema abordado en esta tesis comenzando con una reseña de la problemática actual y luego definiendo el objetivo de la tesis y el problema cuyo objetivo plantea resolver encuadrándolo bajo ciertas limitaciones y alcances que tendrá esta tesis. Se explica por qué es importante resolver este problema y se dan ejemplos, de casos concretos para dar al lector una mejor idea de cómo se ven éstos.

En el capítulo solución propuesta se describe la solución propuesta en esta tesis, dejando abiertos ciertos parámetros para que luego los resultados experimentales encuentren los más acertados. Las mejoras sustanciales al método de Ferrero son enumeradas y luego explicadas en las dos siguientes secciones: características de la base de datos y método propuesto.

En el capítulo validación experimental se expondrá los resultados obtenidos para los experimentos realizados. Se describe el subconjunto de la base de datos utilizado en los experimentos y luego se define los parámetros que quedaron abiertos y que en los resultados experimentales se pretende optar por el mejor de ellos. Se hace la validación estadística que muestra que la probabilidad de que los resultados sean favorables debido simplemente al azar sea casi nula. Finalmente se hará una breve interpretación de los resultados obtenidos.

En el capítulo conclusión se presenta las aportaciones de esta tesis y las futuras líneas de trabajo.

El capítulo referencias contiene la bibliografía y material de consulta referidos en esta tesis.

Capítulo 2. Estado de la cuestión

El presente capítulo describe las tecnologías relevantes disponibles en el momento en que fue escrita esta tesis así como también los avances científicos en el área. La primera sección muestra el estado del procesamiento y reconocimiento de imágenes en general (sección 2.1), la siguiente lo hace en concreto en el área de los sistemas inteligentes (sección 2.2). Luego se describe la problemática actual que hay en el área (sección 2.3) y se explica las tecnologías que serán utilizadas para la resolución del problema planteado más adelante en esta tesis (sección 2.4).

2.1 Procesamiento de imágenes

Existen varios trabajos realizados en el área del procesamiento de imágenes aplicado a la medicina. A continuación se detallan algunas líneas de investigación y los resultados obtenidos.

2.1.1 Las primeras líneas de investigación

Pese a la previa existencia de enfoques que utilizan técnicas de subdivisión y clasificación, en lo que respecta a la detección de anomalías cardíacas, [Strauss *et al.*, 1971] hace uso de algoritmos semiautomáticos capaces de obtener un contorno sobre una región de interés que contiene, por ejemplo, todo el ventrículo izquierdo. Su trabajo se volvió una de las primeras formas de análisis digital de imágenes en ser considerado clínicamente útil [Duncan & Ayache, 2000]. En aquel momento las redes back propagation todavía no habían sido desarrolladas.

Una segunda línea, también de esa época, seguida por un grupo relativamente pequeño de investigadores se involucró en el tema tratando al análisis de imágenes medicas como un problema de procesamiento de información en una única imagen. Esta línea posee enfoques basados en reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes y/o señales y visión computarizada. Ejemplos de estos incluyen el trabajo de [Sklansky &

Ballard; 1973] que localiza automáticamente tumores mediante métodos relacionados a los patrones de reconocimiento. Otros esfuerzos, como el trabajo de [Pizer & Todd-Pokropek;1978], enfatizaron el mejoramiento de la imagen y las estrategias de visualización, observando que estos eran problemas críticos para los usuarios finales (radiólogos y otros). Si bien no clasifican ni automatizan nada sentó las bases del pre-procesamiento.

La característica fundamental en los enfoques de la década de los 80 fue el desarrollo de ideas a partir de la utilización de detección de bordes por contrastes en bancos de datos bidimensionales y luego la aplicación de un agrupamiento o unión básica de bordes utilizando algún tipo de heurística de búsqueda de contorno basándose en las propiedades de suavidad embebidas en la figura a estudiar (por ejemplo [Yachida et al., 1980]). Estos enfoques aprovecharon algunos avances generales hechos por la comunidad científica orientada al procesamiento de imágenes y visión computarizada, como en [Martelli, 1976], y podría ser visto como el precursor de la variedad de enfoques de búsqueda de bordes deformables presentes en el desarrollo de hoy en día.

Los primeros intentos de sistemas CAD completamente automático en mamografías de rayos X fueron propuestos recién sobre 1987 (por ejemplo [Chan et al., 1987]) y fueron basados en las mejoras de la calidad de imagen producidas en la década anterior. Estos esfuerzos obtuvieron a una variedad de operaciones con umbrales de tolerancia y detección de características sobre mamografías digitalizadas y luego funciones discriminantes lineales para intentar clasificar automáticamente tejido normal y calcificaciones [Ducan & Ayache, 2000].

2.1.2 Línea de clasificación y subdivisión orientada a pulmones

Hacia fines de la década de los noventa, [Uppaluri *et al.*, 1999] presentó un sistema de diagnóstico asistido por computadora (CAD) para detectar seis patrones de tejidos pulmonares basándose en las características de sus texturas. Este método fue utilizado para determinar el subconjunto óptimo sobre regiones de 31x31 píxeles encontrando así la de mayor interés. Un clasificador Bayesiano fue entrenado para utilizar este subconjunto óptimo y así reconocer los seis tipos de tejidos. Se reportó que este sistema

automatizado tuvo una tasa de éxitos comparable a la de un grupo de observadores humanos previamente entrenados.

En un trabajo reportado por [Sluimer *et al.*, 2003], un banco de filtros multi-escala fue utilizado para representar la estructura y textura de la imagen. Fueron utilizados varios clasificadores para entrenar el sistema y su tasa de error mostró una *performance* muy similar a la obtenida en un experimento con dos radiólogos.

Casi todos los sistemas de diagnóstico asistidos por computadora dividen la imagen en pequeñas regiones, utilizan técnicas clásicas de procesamiento de imágenes para calcular las características de la imagen pero no toman ventaja del conocimiento anatómico existente. Por eso la idea de [Zrimec & Busayarat; 2007] fue primero segmentar y extraer las características anatómicas de las imágenes y luego utilizar ese conocimiento para detectar anomalías causadas por enfermedad. Con esta idea han logrado resultados cercanos al 95% en detección de alguna anomalía en los pulmones.

2.1.3 Línea de clasificación por imagen “media” aplicada al torso

Algunos enfoques se basan en la clasificación de píxeles o regiones y el cálculo de probabilidades para obtener un resultado global para la imagen en consideración. Estos enfoques requieren de etiquetado manual de píxeles o regiones para su entrenamiento. Por ejemplo para detectar una enfermedad interna en el torso [Loog & van Ginneken; 2004] y [van Ginneken *et al.*; 2006] aplicaron técnicas de clasificación de radiografías de torso basadas respectivamente en la clasificación de píxeles y regiones.

Según [Arzhaeva *et al.*; 2006], en la práctica, un buen resultado derivado de un píxel o una región no se encuentra muy seguido. Por otro lado, los resultados derivados de la imagen están casi siempre disponibles durante la recopilación de un set de datos o son más fáciles de obtener. Por lo tanto [Arzhaeva *et al.*; 2006] utilizó un enfoque de clasificación que permitió clasificar una imagen como un todo solamente desde entrenamientos sobre etiquetas de imágenes globales. Como la información que indica la presencia o ausencia de patología es local, una representación de una imagen es introducida donde las características de una imagen global son derivadas de características de píxeles locales. El punto de partida de este método es la extracción de

las características locales desde píxeles correspondientes espacialmente en todas las imágenes bajo consideración. Una forma de obtener estos píxeles sobre la imagen es mapearla con una imagen “media” de todas las imágenes. Ésta se segmenta para obtener un numero de marcas fijas que pueden ser utilizadas para establecer una función de mapeo. Luego, un nuevo set de características gráficas se deriva de las características locales de la otra imagen.

Con muchas imágenes de referencia, es posible construir un banco de imágenes para entrenar a la clasificación de las mismas.

Este método puede ser aplicado en puntos donde la anatomía es muy similar, en el caso del cáncer de mama, la clasificación obtendría varios errores ya que los tamaños y tipos de tejidos están sujetos al constante cambio existiendo una infinidad de patrones distintos que representan mamas sanas y otra infinidad que representa mamas enfermas.

2.2 Procesamiento de imágenes y sistemas inteligentes

Siguiendo la línea aplicada al cáncer pulmonar, [Uchiyama *et al.*, 2003] también dividió al pulmón en regiones cuadradas y empleó redes neuronales para clasificar imágenes tomográficas de alta resolución en seis clases de texturas. La red neuronal, entrenada con ejemplos de diferentes patrones de tejidos fue capaz de detectar automáticamente las anomalías contenidas en la imagen y proveer una buena clasificación.

También dentro del enfoque de las redes neuronales se destaca un trabajo, el de [Ferrero *et al.*; 2006], que propone la utilización de redes neuronales *back propagation* para clasificar mamografías y poder así concluir el tipo de anomalía detectado en ella. Este proceso está dividido en capas, la primera hace un pre-procesamiento de las imágenes, las cuales son ecualizadas para resaltar más su brillo y contraste. Luego se divide la imagen en $N \times N$ regiones cuadradas de igual tamaño. Una vez realizado este paso sobre cada región -la cual posee una cantidad determinada de píxeles- se procede a calcular los operadores estadísticos media, varianza, desviación estándar y su sesgo.

Con estos cuatro valores, se obtiene un conjunto de $4 \times N \times N$ valores, los cuales son ingresados como entrada a una red neuronal *back propagation*, la cual, debidamente

entrenada deberá clasificar la mama.

Además, en dicho trabajo se menciona una previa y exhaustiva búsqueda -sin resultados exitosos- sobre software existente con el mismo enfoque, mostrando así que su proyecto podía ser viable ya que no existían precedentes en el área.

2.3 Problemática que se presenta

Este enfoque presenta varias falencias, la principal es la utilización de píxeles mediante coordenadas cartesianas, las cuales son producto de una arbitrariedad (el ángulo en que fueron adquiridas las imágenes), entrenar una red neuronal para que aprenda con todos los ángulos requiere de un set de datos muy importante y esto decrementa la tasa de éxitos. Otra falencia importante es la calidad de la entrada, si son píxeles, se requiere una entrada muy grande generando nuevamente la necesidad de un set de datos acorde, lo cual, al volverse inviable obliga a tomar menos entradas y con ello ignorar más información que puede ser útil; incluso imágenes con muy alta resolución deberían ser reducidas para poder ser mapeadas a la red neuronal obteniéndose la misma calidad de resultado que una imagen de muy baja resolución. Si bien se toman medias, varianzas y otros operadores estadísticos los lugares donde son aplicados pueden estar lejos de las zonas de interés y por ende no aportan información útil al proceso de clasificación.

En esta tesis se hipotetizará que por estas razones las tasas son muy bajas y que si se solucionaran algunos de estos problemas, la tasa aumentaría.

Los resultados obtenidos durante los experimentos de dicho trabajo tuvieron una tasa de éxito aproximada del 60%, lo cual continúa siendo bajo para la producción e implementación de un software basado en el algoritmo propuesto. Cabe destacar que una clasificación aleatoria logra una tasa media de éxito del 50% que es el mínimo posible desde el punto de vista de la teoría de la información [Shannon, 1948] (o el máximo de entropía). Si un algoritmo logra tasas medias menores que 50%, entonces invirtiendo sus resultados se obtendrían tasas mayores y por lo tanto resultaría útil. Una tasa del 60% solo aporta información del orden de 10% sobre 50%, es decir un 20%; una tasa de éxito media del 75% aporta un 50% de información y ya comienza a ser importante. A modo de curiosidad, lograr un algoritmo con una tasa media de éxito del

0% sería óptimo, ya que es sabido que el algoritmo siempre se equivoca y por lo tanto, al tener dos valores posibles, solo hay que descartar el valor obtenido y se sabrá que el restante siempre es la solución.

Por otro lado esta línea de investigación fue discontinuada, no se siguió publicando trabajos al respecto ni avanzando sobre las líneas abiertas de investigación.

2.4 Tecnología a utilizar

Se presentan dos tecnologías principales, la primera es las redes neuronales, y más específicamente las *back propagation* o de retropropagación explicadas en 2.4.1 y la segunda es una tecnología aplicada al procesamiento gráfico, el operador Sobel, el cual permite detectar bordes en imágenes en 2.4.2.

2.4.1 Redes back propagation

Una red neuronal artificial es una estructura que permite procesar entradas de forma similar a la que ocurre en nuestro cerebro. Están compuestas, básicamente, por pequeñas unidades llamadas neuronas que pueden estar enlazadas entre sí. Esta estructura recibe una entrada de datos que, luego de ser adaptada para tomar valores admitidos por las neuronas, son ingresados en algunas de ellas (neuronas de entrada) y luego, siguiendo las conexiones (sinapsis) entre neuronas se va propagando información hasta llegar a las neuronas de salida, las cuales arrojan un resultado. Existen varios tipos de redes neuronales, dependiendo de la forma en que estas conexiones estén hechas se puede obtener distintos métodos de procesamiento. En esta tesis presentaremos dos tipos de redes, las SOM, que permiten encontrar patrones similares entre los datos y las *back propagation* que son capaces de “aprender” un proceso que se les “enseña” con varios ejemplos de datos y sus respectivas soluciones. Debido a que la solución propuesta y experimentada no incluye las redes SOM, no se hará mucho hincapié en las mismas.

2.4.1.1 Introducción

Una red neuronal de tipo *back propagation* permite aprender mediante un conjunto de ejemplo (entrada-salida) comúnmente denominado *training set*. Al haber aprendido mediante este conjunto, se puede obtener una salida coherente para una entrada dada.

En la figura 2.1 es posible observar como se obtiene una salida a partir de la entrada. La red neuronal en este caso la vemos como una caja negra. En la figura 2.2 se observa como es internamente una red neuronal, en este caso solo se observan dos capas, una de entrada y otra de salida, más adelante incorporaremos más capas intermedias.

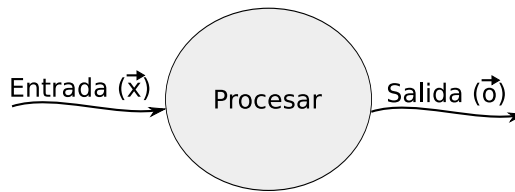


Figura 2.1. Vista de caja negra de una red neuronal.

Como podemos apreciar, cada neurona de entrada, que posee un valor en el rango $[0;1]$, pasa ese valor a todas las neuronas de salida. Ese valor es multiplicado por el peso $w_{i,j}$ representado en las aristas. El valor de o_j es igual al de una función (denominada de transferencia) aplicada a la sumatoria de todos los productos definidos como $z_j = w_{i,j}x_i$ para el j de esa neurona de salida.

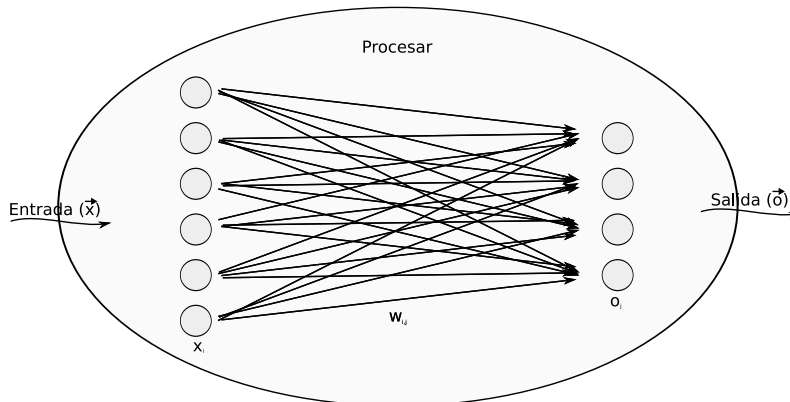


Figura 2.2. Vista interna de una red neuronal sin capas ocultas.

La información que almacena el aprendizaje de una red se encuentra en los pesos $w_{i,j}$ y en ningún lado más. Es muy importante comprender esto, ya que son los pesos los que hay que ajustar en el proceso de entrenamiento.

En la figura 2.3 podemos observar el proceso de entrenamiento tomando la red en forma de caja negra. Vemos que existen dos salidas: la que obtenemos mediante la red y la deseada. Al comparar ambas podemos observar cuan buena fue la predicción. El objetivo del proceso de entrenamiento es minimizar el error de la predicción y para ello, como se mencionó anteriormente, solo es posible modificar los pesos de la red.

El proceso de entrenamiento es iterativo, se inicializa la red con pesos cargados de manera arbitraria como configuración inicial y luego se tiende a modificarlos de la mejor forma posible. Para ellos se utiliza la propagación del error hacia atrás mediante sus derivadas y es por ello que la red toma el nombre de *back propagation*. Para el error obtenido se encuentra un vector $\Delta \vec{w}$ que sumado al vector de pesos \vec{w} se obtiene una red que arroja un error más pequeño para esa entrada.

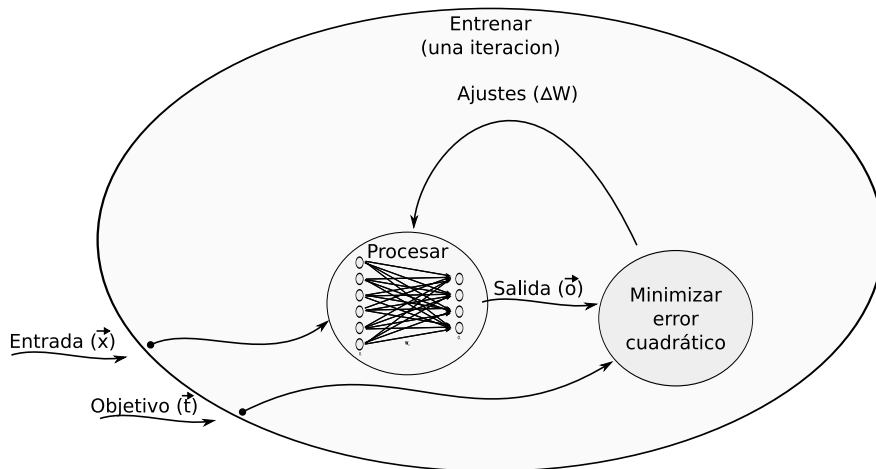


Figura 2.3. Esquema de entrenamiento de una red neuronal.

Como es de esperar, si se corre para la misma entrada este proceso varias veces, el resultado final sería, siempre y cuando la configuración de la red lo permita, una red con error nulo para ese valor. Ese no es el objetivo, sino lo que se desea es entrenar a la red con varias entradas y luego ver que sucede cuando ingresamos alguna que no estaba en el set de datos de entrenamiento. Es por esta razón que no se itera sobre un mismo elemento del set de datos hasta eliminar el error sino que se realiza un acercamiento con

un elemento, luego con otro y así hasta recorrer todo el conjunto de datos. A esta recorrida sobre el set de datos se la suele denominar *epoch*. El error no será bajo, pero la red se habrá acercado hacia una zona donde convergen todos los elementos. Al repetir el proceso varias veces, es decir iterar varios *epoch*, la red comenzará a entrenarse.

2.4.1.2 Demostración formal

Inicialmente se procede a definir estos conceptos detalladamente.

Sea

- \vec{x} el vector de entrada, cuyos n elementos denominaremos x_i .
- \vec{o} el vector de salida obtenida (por *output*, entrada en inglés), cuyos m elementos denominaremos o_i .
- \vec{t} el vector de salida deseada (por *target*, objetivo o blanco en inglés), cuyos m elementos serán t_i .
- \vec{w} el vector pesos (por *weight*, peso en inglés), cuyos $n \times m$ elementos serán $w_{i,j}$. Nótese que es un vector unidimensional que pertenece a \Re^{nm} y no es una matriz perteneciente a $\Re^{n \times m}$.
- \vec{w}_j el vector de pesos que llegan a un determinado o_j .
- W sí la matriz de pesos, los cuales son los mismos que $w_{i,j}$ pero ahora sí estarán ordenados de manera matricial en $\Re^{n \times m}$.
- \vec{z} un vector intermedio previo a \vec{o} , cuyos m elementos serán $z_j = \sum_{\forall i} x_i w_{i,j} = \vec{x} \vec{w}_j$.

Además se define la función de transferencia, la cual será dada como $o_j = f(z_j) = f(\sum_{\forall i} x_i w_{i,j}) = f(\vec{x} \vec{w}_j)$.

El objetivo de la iteración es, dado \vec{x} y \vec{t} , obtener un valor, $\Delta \vec{w}$, que sumado a \vec{w} nos permita disponer de un mejor conjunto de pesos que acerque más los valores de \vec{o} a los de \vec{t} . Para ello se define una función de error, que será un número escalar no negativo cuyo objetivo será minimizarlo mediante el ajuste de los pesos.

Una buena medida del error viene dada por la distancia euclidiana de ambos vectores, es decir $\|\vec{o} - \vec{t}\|$. Debido a que no nos interesa la magnitud del error y que a futuro nos

simplificará las cuentas, agregaremos una constante multiplicativa de 1/2 al principio.

Obtenemos así nuestra función del error como $E = \frac{1}{2} \|\vec{o} - \vec{t}\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (o_j - t_j)^2$.

Con el error definido, aplicaremos el operador gradiente para obtener su dirección de máximo crecimiento (siempre derivando con respecto a los $w_{i,j}$ que son nuestras variables independientes. La multiplicaremos por -1 para obtener la dirección de máximo decrecimiento y luego la multiplicaremos por un coeficiente que indicará la velocidad en que el algoritmo avanzará. Un coeficiente alto puede hacer que nos pasemos y que el algoritmo diverja, pero un valor muy bajo puede hacernos tardar mucho en llegar el objetivo. Por lo general se utilizan valores entre 0,6 y 0,1. Denominaremos al coeficiente como η .

Finalmente obtenemos la formula que nos permitirá calcular nuestro algoritmo $\Delta \vec{w} = -\eta \nabla E$. Siendo $\vec{w}_{n+1} = \vec{w}_n + \Delta \vec{w}_n$ y \vec{w}_0 un vector aleatorio. Notemos que estos coeficientes se refieren al numero de iteración y no a la definición dada anteriormente de \vec{w}_j .

2.4.1.3 Propiedades previas

Antes de comenzar, se enumerarán las propiedades matemáticas que están fuera del problema y su explayamiento en medio de la explicación del proceso de entrenamiento puede generar confusión.

1. Propiedades de la distribución sigmoidal

La distribución sigmoidal viene dada por la formula

$$\sigma_k(x) = \frac{1}{e^{-xk} + 1}$$

Podemos observar varias propiedades: La primera es que tiene valores entre 0 y 1 y es biyectiva. Esto se prueba mostrando que su máximo valor es el 1 cuando $\lim_{x \rightarrow \infty} \sigma_k(x) = 1$ y su mínimo valor es 0 cuando x tiende a $-\infty$, según el limite $\lim_{x \rightarrow -\infty} \sigma_k(x) = 0$. Al mostrar que la función es monótonamente creciente veremos que es biyectiva con un dominio en todos los números reales y una imagen en el intervalo

0;1.

Otra propiedad es que $1 - \sigma_k(x) = \sigma_k(-x)$ ya que

$$1 - \sigma_k(x) = 1 - \frac{1}{e^{-xk} + 1} = \frac{e^{-xk} + 1}{e^{-xk} + 1} - \frac{1}{e^{-xk} + 1} = \frac{e^{-xk} + 1 - 1}{e^{-xk} + 1} = \frac{e^{-xk}}{e^{-xk} + 1} = \frac{1}{1 + e^{xk}} = \sigma_k(-x)$$

Esto nos muestra que $\sigma_k(x) + \sigma_k(-x) = 1$, o sea que la función es impar sobre un eje de simetría ubicado en 1/2.

La derivada de la función sigmoideal se calcula mediante la regla de la cadena como

$$\sigma'_k(x) = -1 \left(\frac{1}{e^{-xk} + 1} \right)^{-2} e^{-xk} (-k) = k \frac{1}{e^{-xk} + 1} \frac{e^{-xk}}{e^{-xk} + 1} = k \frac{1}{e^{-xk} + 1} \frac{1}{1 + e^{xk}} = k \sigma_k(x) \sigma_k(-x)$$

Como podemos apreciar es siempre positiva en el intervalo (0;1) y por lo tanto nuestra función es monótonamente creciente.

Además, por la propiedad de simetría, podemos decir que $\sigma'_k(x) = k \sigma_k(x) \sigma_k(-x) = k \sigma_k(x) (1 - \sigma_k(x))$, por lo que si se conoce el resultado, es posible calcular su derivada sin la necesidad de hallar el x que la genera, acelerando los cálculos de derivadas.

Por simplicidad de cuentas utilizaremos $\sigma(x) = \sigma_1(x) = \frac{1}{e^{-x} + 1}$ a la función sigmoideal de $k=1$.

2. Regla de la cadena

La regla de la cadena nos permite derivar funciones compuestas de manera independiente una de la otra, en nuestro caso la utilizaremos para derivar funciones con varias variables.

La regla viene dada por la formula: $\frac{\partial E}{\partial w} = \sum_{\forall i} \frac{\partial E}{\partial p_i} \frac{\partial p_i}{\partial w}$

3. Derivada de una sumatoria con constantes.

Es conveniente aclarar esta propiedad matemática antes de empezar el desarrollo de redes neuronales.

Al derivar en una sumatoria con varias constantes, solo sobreviven las derivadas que dependen de la variable sobre la cual derivamos, es decir $\frac{\partial(a_1 + a_2 + a_3 + a_4)}{\partial a_3} = \frac{\partial a_3}{\partial a_3} = 1$

Ahora, si generalizamos este planteo es fácil de ver que

$$\frac{\partial \sum_{\forall i} a_i}{\partial a_j} = \frac{\partial a_j}{\partial a_j} = 1. \text{ Es decir, la única variable que sobrevive es en el caso } i = j, \text{ el resto}$$

son constantes y su derivada es nula.

Agregando una constante multiplicativa a cada termino, vemos que solo sobrevive la constante del termino perteneciente a la variable independiente.

$$\frac{\partial \sum_{\forall i} w_i x_i}{\partial x_j} = \frac{\partial (w_j x_j)}{\partial x_j} = w_j$$

Generalmente se utiliza la definición del delta de Kronecker para eliminar sumatorias de este tipo.

2.4.1.4 Demostración del algoritmo sin capas intermedias

En la presente sección se verá como hallar $\Delta \vec{w}$ a partir de un vector de entradas \vec{x} , uno de salidas deseadas \vec{t} , nuestros pesos \vec{w} y el valor del paso (o velocidad de convergencia) η .

Como fue mencionado anteriormente, debemos hallar el gradiente de E con respecto a los pesos, es decir $\nabla E = \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}}$. Por la regla de la cadena (propiedad 2) sabemos que

$$\nabla E_u = \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial E}{\partial z_i} \frac{\partial z_i}{\partial w_{i,j}} \text{ (siendo } u \text{ la posición en } E \text{ de cada par } i,j \text{.)}$$

Calculando ambos términos por partes comenzando por la derivada del error con respecto a z_i y aplicando la propiedad 3 se obtiene que

$$\frac{\partial E}{\partial z_j} = \frac{1}{2} \frac{\partial \sum_{k=1}^m (o_k - t_k)^2}{\partial z_j} = \frac{1}{2} \frac{\partial (o_j - t_j)^2}{\partial z_j}$$

luego por las propiedades de la función sigmoideal (utilizaremos la de $k = 1$) y que $o_k = \sigma(z_k)$ podemos llegar a la siguiente expresión

$$\frac{\partial E}{\partial z_j} = \frac{1}{2} \frac{\partial (o_j - t_j)^2}{\partial z_j} = \frac{1}{2} \frac{\partial (\sigma(z_j) - t_j)^2}{\partial z_j} = \frac{1}{2} 2 \frac{\partial (\sigma(z_j) - t_j)}{\partial z_j} (\sigma(z_j) - t_j) = \sigma(z_j)(1 - \sigma(z_j))(\sigma(z_j) - t_j) = o_j(1 - o_j)(o_j - t_j)$$

Se define $\delta_j = \frac{\partial E}{\partial z_j} = o_j(1 - o_j)(o_j - t_j)$ ya que solo depende de j , con lo cual, al iterar

este calculo puede realizarse una sola vez.

Tomando la segunda parte, $\frac{\partial z_i}{\partial w_{i,j}}$, y aplicando la propiedad 2, se puede resolver de

manera fácil en

$$\frac{\partial z_i}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial \sum_k x_k w_{k,j}}{\partial w_{i,j}} = x_i$$

Finalmente se obtiene que $\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = \delta_j x_i = o_j(1 - o_j)(o_j - t_j)x_i$.

Por lo tanto, para ajustar un peso $w_{i,j}$ es preciso hacer $w_{n+1,i,j} = w_{n,i,j} - \eta o_j(1 - o_j)(o_j - t_j)x_i$. Mediante la aplicación sucesiva de dicha fórmula se puede entrenar una red neuronal para que luego ésta pueda ser ejecutada y realizar una clasificación.

2.4.2 Filtros Sobel

El filtro Sobel parte de la convolución de dos matrices con la imagen. Una matriz vertical y otra horizontal que producen dos imágenes con las diferencias del gradiente en coordenadas cartesianas.

$$G_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} * A; G_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} * A$$

Una vez obtenidas ambas imágenes se aplica la transformación a polar mediante la expresión

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}; \Theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

Aplicándose esta transformación para cada píxel se producen dos imágenes, una que representa el módulo del gradiente y la otra su argumento [Sobel, 1968]. El módulo y el argumento nos indicarían respectivamente cuán pronunciado es el contorno a evaluar y la dirección de la mayor pendiente.

Ejemplos de imágenes filtradas pueden ser vistos más adelante en la figura 4.23 como la imagen original, y las dos figuras obtenidas por el filtro Sobel, 4.24 y 4.25, representando el módulo -intensidad de gradiente- y el argumento -ángulo del mismo- respectivamente (ver página 47).

Capítulo 3. Descripción del problema

Este capítulo describe el problema abordado en esta tesis comenzando con una reseña de la problemática actual (sección 3.1) y luego definiendo el objetivo de la tesis y el problema cuyo objetivo plantea resolver encuadrándolo bajo ciertas limitaciones y alcances que tendrá esta tesis (sección 3.2). Se explica por qué es importante resolver este problema (sección 3.3) y se dan ejemplos, de casos concretos para dar al lector una mejor idea de cómo se ven éstos (sección 3.4).

3.1 Problemática actual

El cáncer de mama es el tumor más frecuente en la mujer, representando el 31% de todos los tumores de la población femenina. Aproximadamente una de cada ocho mujeres habrá desarrollado un cáncer de mama en el curso de su vida. Este tipo de cáncer ocupa el primer lugar entre las causas de muerte por cáncer en la mujer adulta, con una tasa ajustada de mortalidad de 27,32 cada cien mil mujeres en Argentina. Los beneficios del *screening* mamario han sido demostrados en numerosos estudios aleatorios desde mediados de la década de 1980 a la fecha. En éstos se ve una reducción del índice de mortalidad por cáncer de mama en por lo menos un 25% [AMA, 2006]. Es por ello que, físicos, ingenieros y médicos están en la búsqueda de nuevas herramientas para combatirlo y permitir al médico obtener una segunda opinión [Gokhale & Aslandonga, 2003; Simoff *et al.*, 2002].

Se han utilizado varios métodos para clasificar anomalías en imágenes medicas, como *wavelets*, teoría de fractales, métodos estadísticos, los cuales en su mayoría han utilizado técnicas tomadas de la rama principal del procesamiento de imágenes. Además otros métodos se encuentran presentes en la literatura, como los basados en la teoría de conjuntos difusos, modelos de Markov y redes neuronales. La mayoría de los métodos asistivos mostraron ser herramientas potentes capaces de asistir al personal médico en hospitales permitiendo así obtener mejores resultados al diagnosticar un paciente [Ferrero *et al*, 2006; Antonie *et al*, 2001].

Enfocar este problema mediante redes neuronales está comenzando a ser un modelo a

seguir y hay varios proyectos de desarrollo de software relacionados, sin embargo todos se encuentran en estado experimental. Uno de los últimos desarrollos, el de [Ferrero *et al*, 2006] , ha obtenido un 60% de éxito a la hora de clasificar el tipo de tumor presente en una imagen.

3.2 Objetivo, definición y límites del problema

El objetivo de esta tesis es mejorar, mediante un marco metodológico de por medio, la tasa de éxitos obtenida en los trabajos de [Ferrero *et al*, 2006]. Se pretende complementar el proceso descrito en dichos trabajos agregándole alguna variante beneficiosa.

El problema tratado consiste en clasificar anomalías en mamografías cuyo contorno ha sido previamente seleccionado. Estas anomalías pueden ser tumores y deberán ser clasificadas en malignos o benignos además de calcularse otros parámetros como el grado de malignidad.

Se pretende minimizar el índice de error en la clasificación mediante la combinación de varios parámetros para así tratar de mejorar los resultados obtenidos por [Ferrero *et al*, 2006].

Queda fuera del problema la forma en que el contorno es seleccionado. Al igual que la imagen a procesar, esta tesis tratará al contorno como un dato más, asumiendo que éste fue previamente marcado por un experto de forma manual o bien por otros métodos automáticos.

3.3 Importancia de su resolución

La solución de este problema es de importancia debido a que, a diferencia de otras patologías, el cáncer de mama es frecuente y se recomienda un control anual sobre toda la población femenina. Esto genera un volumen alto de información a ser procesada. El diagnóstico de enfermedades mediante herramientas de detección asistida por computadora permitiría al experto no solo una mayor velocidad de procesamiento para

todas estas imágenes sino también serviría de filtro sobre imágenes sanas o como clasificador de prioridades si es que se desea hacer, de todas formas, un diagnóstico manual.

Frente a tal volumen de imágenes es importante que el médico preste atención a las imágenes con mayor riesgo y una pre-clasificación automática es la herramienta adecuada para seleccionar que imágenes deberán ser vistas con anterioridad. Cabe destacar que el cáncer es una enfermedad cuya probabilidad de éxito en el tratamiento mejora de manera inversamente proporcional a lo avanzada que se encuentre la enfermedad, por lo tanto, cuanto antes sea detectada, el avance será menor maximizando el riesgo de vida del paciente. Justamente, el objetivo de realizar este estudio a toda la población es para garantizar una detección temprana de la patología, incluso antes de que desarrolle sintomatología visible, porque es posible que en este caso sea demasiado tarde [Smith *et al*, 2006].

3.4 Casos reales

Se desea encontrar la mejor distribución de parámetros que permita clasificar una mama enferma identificando si el tumor es benigno o maligno. En los ejemplos mostrados posteriormente puede observarse dos casos de mamas que presentan un tumor benigno. La primera de ellas contiene una calcificación, figuras 3.1 y su ampliación 3.2; la segunda, en las figuras 3.3 y 3.4, contiene un tumor generado por la calcificación. En las figuras 3.5 y 3.6 se presenta un tumor maligno y su ampliación respectivamente.



Figura 3.1. Tumor benigno, calcificación.

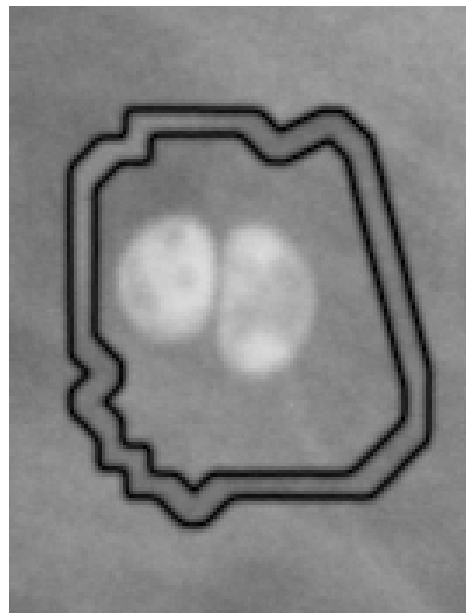


Figura 3.2. Zoom de 3.1 en la región comprometida. Puede observarse la resolución de DDSM.

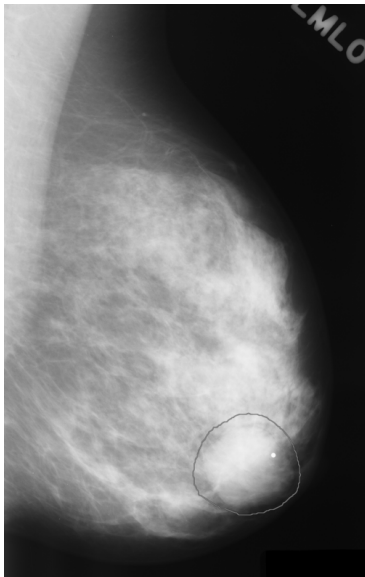


Figura 3.3. Tumor benigno creciendo alrededor de una calcificación.

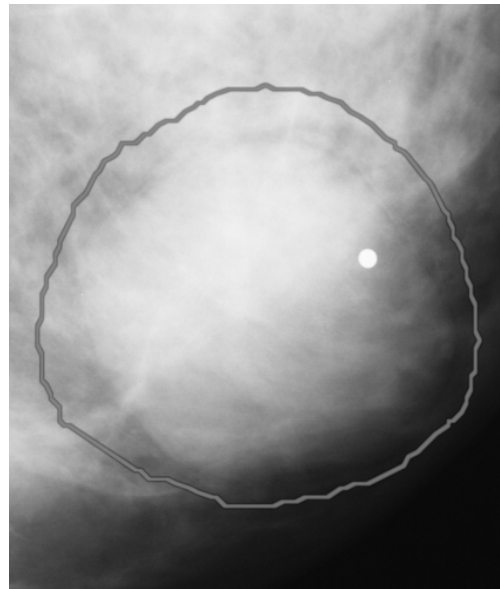


Figura 3.4. Ampliación de 3.3 en la zona comprometida.

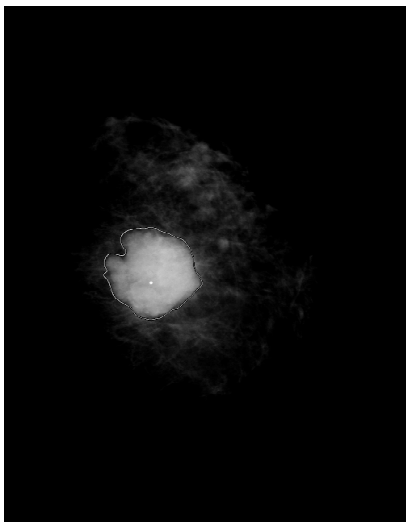


Figura 3.5. Tumor maligno.

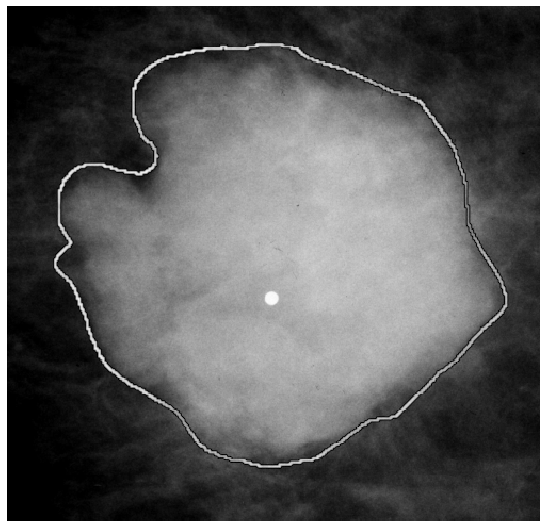


Figura 3.6. Ampliación de 3.5 en la zona comprometida.

Capítulo 4. Solución propuesta

El presente capítulo describe la solución propuesta en esta tesis, dejando abiertos ciertos parámetros para que luego los resultados experimentales encuentren los más acertados. Las mejoras sustanciales al método de Ferrero son enumeradas (sección 4.1) y luego explicadas en las dos siguientes secciones: características de la base de datos (sección 4.2) y método propuesto (sección 4.3).

4.1 Aspectos generales

En esta sección se proponen dos mejoras sustanciales. La primera es la utilización de una base de datos *The Digital Database for Screening Mammography* (DDSM) [Heath, 1998; 2001] de la *University of South Florida* (USF) –entre otros–, que posee imágenes de mayor resolución y tiene una cantidad mucho más grande de estudios agrandando así el tamaño de la muestra. Además se cuenta con mayor información sobre cada imagen, como el contorno de los tumores y varias otras clasificaciones que no estaban en la base de MIAS.

El aporte principal que intentará hacer esta tesis es mejorar los parámetros de entrada a la red neuronal utilizada por Ferrero *et al.* Este aporte se logra mediante la segunda mejora, que es la utilización de regiones alrededor del borde preseleccionado. Estas regiones están definidas como capas concéntricas y serán similares a anillos deformados salvo la región del núcleo del tumor (ver figura 4.1). Operadores gráficos y estadísticos serán aplicados sobre ellas para obtener valores numéricos, los cuales pueden ser entradas para las redes que harán la clasificación. Esto propone analizar la anomalía en sí y no la mama entera utilizando la información de contorno que esta base de datos provee.

4.2 Características de la Base de datos DDSM

La *Digital Database for Screening Mammography* (DDSM) es un recurso para ser

usado por la comunidad científica para el desarrollo de herramientas de análisis de imágenes. El proyecto de la conformación de la misma fue soportado y cedido principalmente por el programa de Investigación del cancer de mama (*Breast Cancer Research Program*) del *U.S. Army Medical Research and Materiel Command*. El proyecto DDSM es un esfuerzo colaborativo que involucra al *Massachusetts General Hospital*, la Universidad de Florida del Sur (University of South Florida), el *Sandia National Laboratories*, la facultad medicina de Washington (*Washington University School of Medicine*) entre otros.

El objetivo principal es facilitar un banco de datos a los desarrolladores de algoritmos computacionales asistivos para ayudar en el diagnóstico de imágenes. La base de datos contiene aproximadamente 2500 estudios. Cada estudio incluye dos imagines de cada pecho además de información asociada al paciente -edad con la que realizó el estudio, densidad del pecho, una medida de la dificultad de detectar una anormalidad, descripciones de la anormalidad, etc- e información relacionada con la imagen -tipo de scanner, resolución, etc.-. Las imágenes que contienen áreas sospechosas tienen contornos marcados píxel por píxel que encierran un “intervalo de verdad” además de información sobre las mismas. También se provee documentación sobre los formatos y hasta un software que fue cuidadosamente estudiado y analizado para el desarrollo del código fuente necesario para realizar de los experimentos de esta tesis.

Información específica acerca del formato interno de esta base se encontrará en la sección 4.3.3.1 (página 30).

4.3 Método propuesto

4.3.1 Definiciones previas

Llamaremos contorno al borde de la anomalía, la cual suele verse en la imagen como una zona más brillante que el resto. Este borde puede estar bien definido o no estarlo tanto. Su ancho depende de la resolución, pero en general, para una misma resolución suele ser más definido en tumores benignos que en malignos.

Este contorno será un dato del problema y como tal será marcado por un experto o bien por un método automatizado. Si bien el contorno es una franja con un ancho en particular, el dato es una curva aproximada ubicada en el centro de la región. Existe un error sobre este, pero dada la resolución de la imagen tiende a ser bajo.

Definiremos también como capas concéntricas a las regiones circundantes al contorno y las catalogaremos según la distancia al contorno. La región interior la llamaremos núcleo. Es posible que éste no exista si las capas interiores son muy anchas. En la figura 4.1 se muestra un ejemplo con dos regiones internas y dos externas.

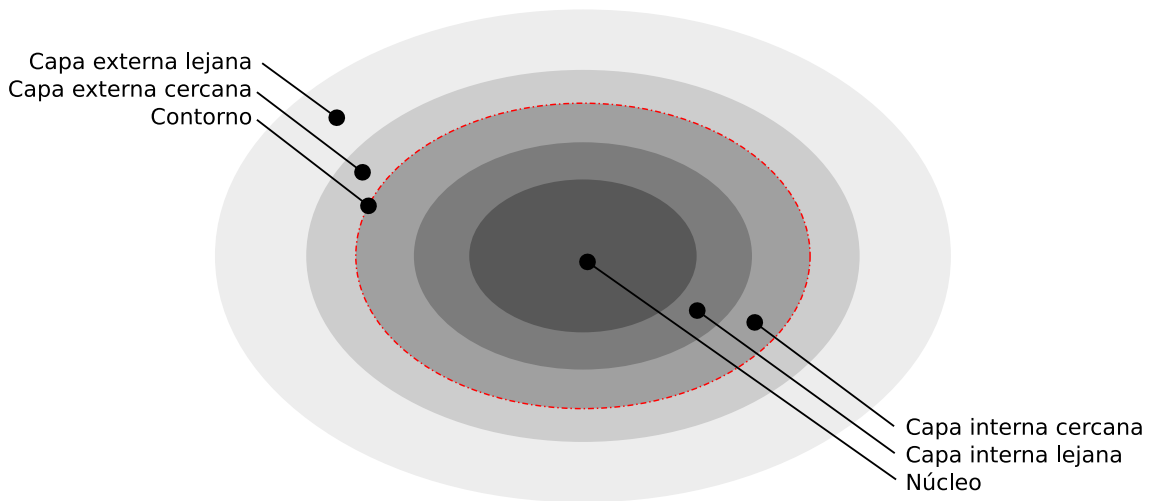


Figura 4.1. Capas concéntricas.

Un filtro aplicado a una imagen es un proceso que al aplicarse para cada píxel obtiene una imagen que depende de la primera pero con ciertas modificaciones proporcionadas por el filtro. El filtro Sobel, por ejemplo permite obtener una imagen con píxeles cuya mayor luminosidad indica que en la imagen original hay un cambio de intensidad luminosa mucho mayor [Behrend, 2006].

Más adelante se definirán los siguientes temas con mayor detenimiento.

4.3.2 Explicación del método

El método consta de varias etapas. Cada etapa está separada de manera abstracta mediante una interfaz definida entre cada una y pasando la información requerida. De esta forma es posible modificar el algoritmo, optimizar la programación o hasta cambiar

el diseño del procesamiento dentro de una etapa sin tener que afectar al resto.

En la figura 4.2 podemos observar como está definido nuestro procesamiento, desde que ingresa la imagen hasta que termina. La interfaz entre cada etapa es el formato en el que se comunican.

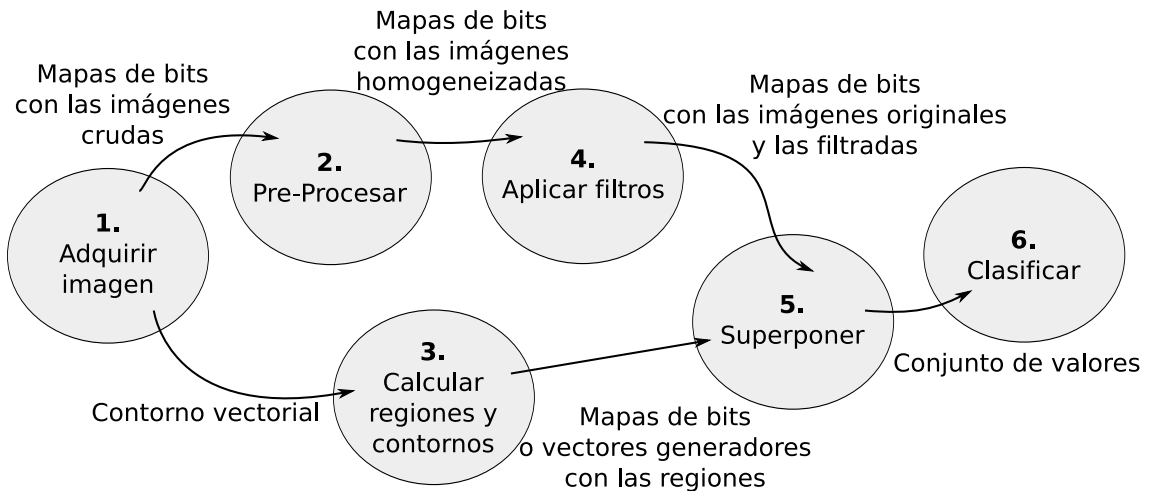


Figura 4.2. Diagrama de flujo de datos del proceso de clasificación.

El primer paso es la adquisición de la imagen. Allí la imagen puede ser obtenida de la base DDSM, de la base MIAS (con el contorno marcado por un experto de manera interactiva o bien automática) o bien escaneada directamente (ídem MIAS). Una vez obtenida esa información, esta es enviada a la siguiente etapa en un mismo formato, esto nos permite abstraer el procesamiento del medio por el cual fue adquirido.

El segundo paso es el preprocesamiento. Este paso no aporta mucha información a la máquina, pero sí para el ojo humano. De todas formas es bueno realizarlo porque permitiría homogeneizar las características de brillo y contraste de ciertos equipos y los distintos tipos de penetración que utilizan.

La penetración de un rayo sobre un cuerpo es la capacidad que tiene éste de no ser detenido por el mismo. Depende de varios parámetros y, según ésta, la placa se verá más brillante o más opaca.

Un ajuste de brillo y contraste que homogeneice las imágenes puede evitar errores sistemáticos importantes en procesos posteriores.

La tercera etapa es la que calcula las regiones y contornos. A partir del contorno en

forma de trazado, se generará la superficie remarcada, se detectará que está dentro y que está fuera de la misma, se verificará que la curva sea cerrada y se crearán las regiones concéntricas alrededor del mismo. Esto se hará tanto para adentro como para afuera del contorno generando una cantidad configurable de capas de un tamaño establecido tanto en el interior como en el exterior del borde dado.

Se requieren varios algoritmos de baja complejidad para realizar este procedimiento. También se debe analizar la forma en se almacenarán los datos durante esta etapa de procesamiento y como será la interfaz con la etapa siguiente. Las dos posibles formas de almacenamiento son la vectorial y por mapa de bits.

En la cuarta etapa se trata a la imagen adquirida mediante filtros de procesamiento de imágenes. Los filtros a utilizar serán configurables y pueden ser varios. Incluso aquí es posible obtener varias imágenes en su interfaz de salida.

La quinta etapa es la que une la información de contorno con la de imagen. Se superpone la -o las- imágenes producidas en las etapas anteriores y se las somete a una comparación de luminosidad media y varianza por cada región, obteniéndose así una cantidad predefinida de valores de salida que serán utilizados por la siguiente etapa.

La última etapa es la que incorpora la inteligencia artificial. Se reciben valores específicos de esas regiones y se los compara con valores ya conocidos. Estos valores que recibimos podrían ser considerados como la “huella digital” de la mamografía, ya que identifican a la misma. Si se han seleccionado adecuadamente los algoritmos de cada capa, es de esperar que si una imagen perteneciente a una mama enferma tiene una huella, otra imagen con huella similar también lo esté.

Para este procesamiento es posible utilizar varios algoritmos. Buenos ejemplos podrían ser redes neuronales *back propagation* o bien, tras realizar un *clustering* mediante otro tipo de métodos, la clasificación de las huellas en subgrupo más específicos y luego la comparación de los mismos con imágenes patrones o mediante redes neuronales entrenadas específicamente para dichos *clusters*.

4.3.3 Adquisición de la imagen

El proceso de adquisición de la imagen es una abstracción que permite que la imagen

sea adquirida de distintas bases de datos sin la necesidad de modificar el código del resto del clasificador. En esta etapa deberá ser codificada la interfaz con el usuario en caso de no poseer el contorno y desearse que este sea ingresado de manera manual. También debería ser consideradas la posibilidad de extenderla con un procedimiento de selección automática del contorno. Existen varios algoritmos para detectarlo, por ejemplo detección de zonas de alto brillo mediante un umbral de tolerancia o *clustering* mediante *bisecting k-means*. Estos algoritmos escapan al alcance de esta tesis.

A grandes rasgos, en la actualidad existen tres formas de ingreso de datos: la primera es de manera manual, la digitalización de una imagen (o importación de la misma) con el marcado de su respectivo contorno; la segunda es importarla de la base MIAS, también marcando manualmente el contorno y la tercera es importarla de la base DDSM, cuyo contorno es dato.

En esta tesis se trabajará con la tercera forma, sin embargo el software producido deberá admitir la primera para realizar la clasificación sobre datos reales.

Cabe destacar que la base MIAS proporciona la ubicación del tumor y un radio aproximado, pero su error es muy grande como para ser tenido en consideración.

Una vez adquiridas las imágenes, estas serán convertidas al formato definido en la interfaz y así enviadas para su tratamiento en las etapas correspondientes.

La tabla 4.1 resume la información conocida dependiendo del medio de adquisición.

Medio de adquisición	Soporte de imagen	Soporte de contorno	Resultado conocido
MIAS	Si	No	Si
DDSM	Si	Si	Si
Digitalización	Si	No	No

Tabla 4.1. Comparación de los medios de adquisición de datos.

En las secciones a continuación se presenta la información referida a la adquisición de dichas imágenes especificando el formato de cada medio en particular.

4.3.3.1 Base de datos MIAS

La base MIAS contiene sus imágenes en formato Netpbm PGM, compatible con la mayoría de los programas de edición de gráficos (GIMP, Imagemagick, etc). La

resolución es de 8 bits por píxel (256 colores) en escala de grises. Cada píxel representa 50µm por 50µm. Los resultados se almacenan en un archivo separado el cual está en formato de texto y es fácil de ser abierto y procesado [Davies, 1993].

Para ingresar esta información a la base de datos se propone el diagrama de flujo de datos expuesto en la figura 4.3.

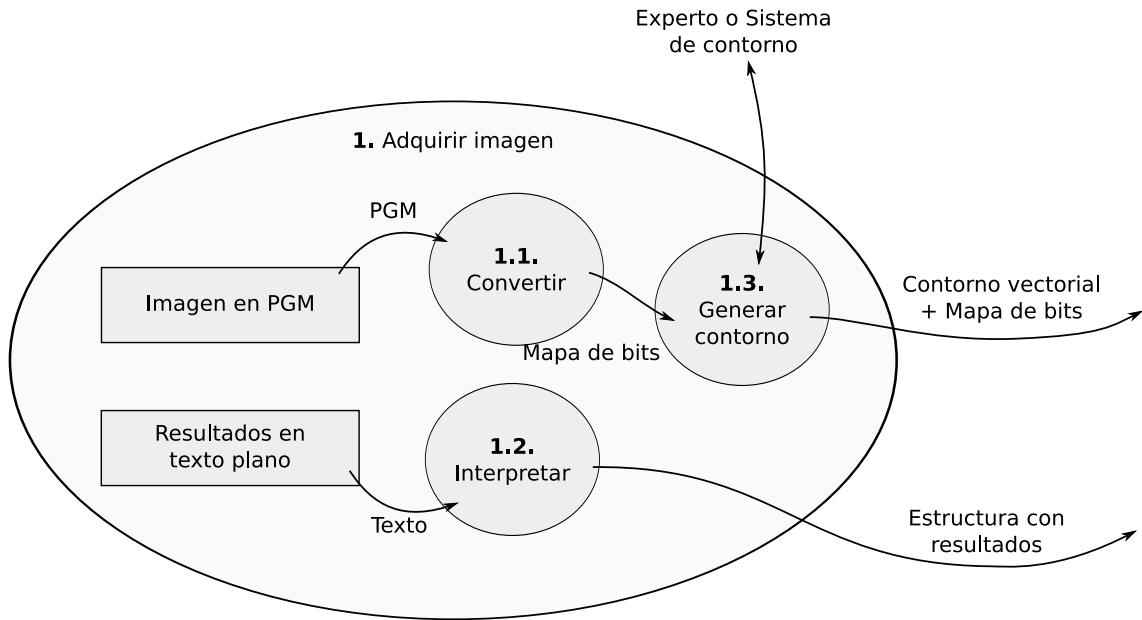


Figura 4.3. Especificación del subflujo de datos para procesar la adquisición de imágenes obtenidas de MIAS.

El proceso de lectura consiste en leer el archivo PGM y llevarlo a un mapa de bits en memoria, el cual - mediante la respectiva interacción con un sistema externo o interfaz de usuario- permitirá obtener el contorno. La información meta del paciente y el diagnóstico (resultados) es leído archivo de texto e interpretado. Toda esta información se envía a la siguiente etapa respetando la interfaz. Cabe destacar que los resultados son información optativa y pueden venir vacíos si no se cuenta con ellos, ya que solo son útiles en etapas de entrenamiento.

4.3.3.2 Digitalización propia

Las imágenes adquiridas por digitalización propia provienen del estándar DICOM. En otro caso debe desarrollarse el subflujo de proceso específico para ese caso como se

observa en la figura 4.4.

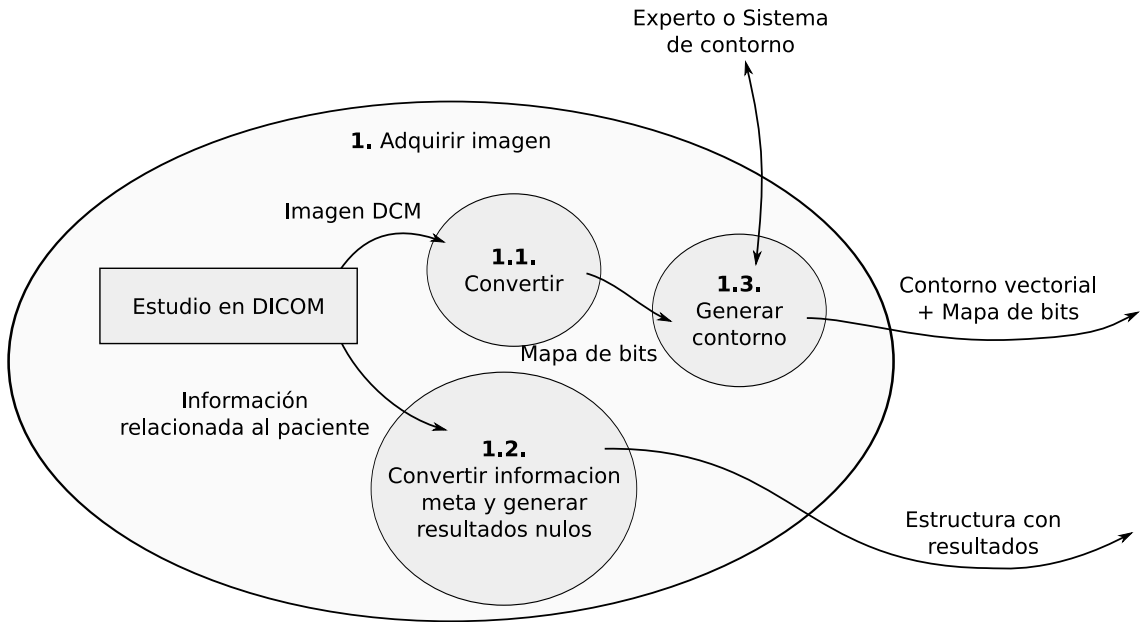


Figura 4.4. Especificación del subflujo de datos para procesar la adquisición de imágenes digitalizadas manualmente o importadas mediante el estándar DICOM.

El estándar DICOM contiene archivos de extensión DCM con imágenes comprimidas generalmente con *Lossless JPEG* pero además contienen información meta relacionada como información estadística del paciente (nombre, apellido, sexo y edad entre otros parámetros), del equipo (nombre, código y especialmente la resolución) y del instituto donde éstas imágenes fueron obtenidas. La mayoría de los equipos soportan este estándar [Foshee, 1995].

4.3.3.3 Base de datos DDSM

La base de datos DDSM es provista por la *University of South Florida* (USF). Es muy completa y provee el contorno necesario. Esta tesis realizará sus casos de experimentación con información proporcionada por esta base.

El formato utilizado es el *Lossless JPEG* crudo para cada imagen, provee dos imágenes por cada mama: lateral y hacia abajo. Además dispone de un archivo de texto con el o los contornos de cada imagen además de un diagnóstico completo e información meta del paciente. La figura 4.5 indica como procesar la adquisición de imágenes desde este banco de datos.

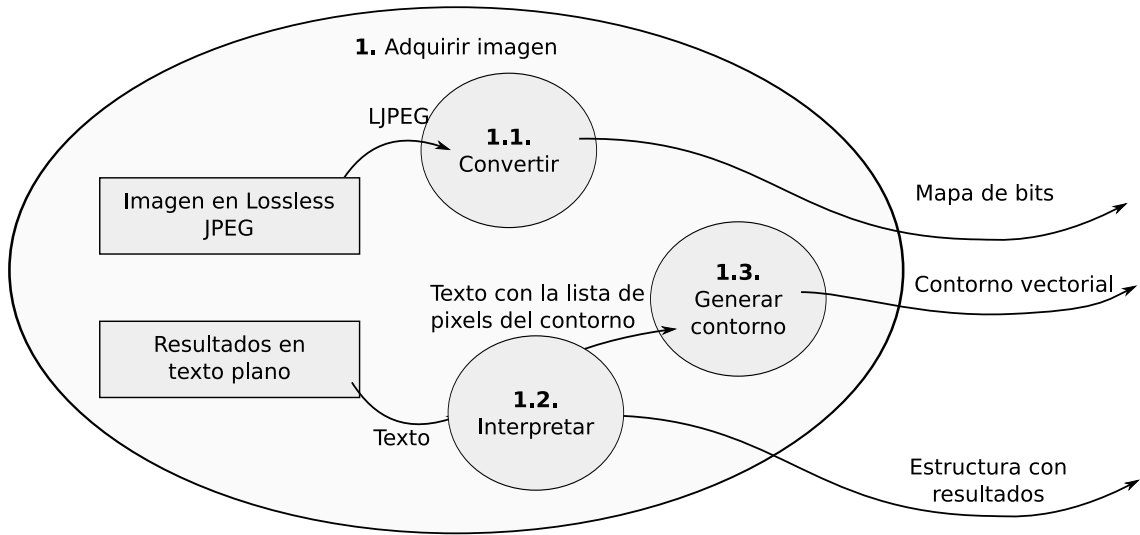


Figura 4.5. Especificación del subflujo de datos para procesar la adquisición de imágenes obtenidas de la base DDSM.

Cabe destacar que el mapa de bits y el contorno vectorial salen en un solo bloque como entrada para el siguiente proceso.

4.3.4 Procesamiento previo

Luego de escaneada la imagen, es importante someterla a un proceso de ecualización, limpieza y normalización de la imagen para que ésta sea lo más homogénea posible eliminando así factores externos que puedan influir en clasificación de las mismas o, peor aún, en el entrenamiento de las redes o la ejecución de las mismas.

Existe un proceso de limpieza que retira de la imagen otros objetos externos a la mama, por ejemplo etiquetas de nombres u otros tipos de ruido proveniente del método de escaneo. En la figura 4.7 de la página 36 se puede observar un ejemplo de imagen cruda recién leída de la base DDSM con estos objetos.

Como bien se cuenta con el contorno definido y se trabajará sobre esa región, es de suponer que estos objetos no afectarán a la imagen. Esto no es así, ya que pueden intervenir en la homogeneización de la misma. Esto se debe a que la homogeneización tiende a aumentar el contraste de los colores de la imagen.

Llamaremos ruido al hecho de que una figura externa nos genere un p_{\max} o p_{\min} que

haga que toda la imagen sea modificada de manera incorrecta.

Por ejemplo, si se trabaja en 16 bits, se está en presencia de una escala de grises que va desde el 0 (negro) al 65535 (blanco). Si la imagen contiene colores que van desde el 40 al 60000, sería bueno aplicar un ajuste lineal que mapeara cada color nuevamente a la escala que comprende todo el espacio de grises llevando el 40 al 0 y el 60000 al 65536. Este ajuste se llama ecualización uniforme.

En este caso, si el color mínimo o máximo se encontrara fuera de la mama (podría decirse que en una zona de ruido), el ajuste no sería bien hecho y la imagen no quedaría bien homogeneizada. En nuestro ejemplo, podríamos tener un píxel blanco (65535) dentro de la etiqueta y un máximo blanco dentro de la mama es de 60000; en ese caso el dominio del mapeo iría de 40 a 65536 pero en realidad dentro de la mama no habría colores superiores al 60000.

El mapeo para ecualizar uniformemente se realiza mediante la ecuación

$$p_{\max} = \max(P_{i,j}) \forall i, j; p_{\min} = \min(P_{i,j}) \forall i, j; P'_{i,j} = \frac{P_{i,j} - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}}$$

Esto sale de invertir la función de acumulación de la distribución de probabilidad uniforme entre p_{\min} y p_{\max} . Es posible utilizar otras funciones de probabilidad llegando a distintos (y tal vez mejores) resultados.

Cabe destacar que si la imagen se encontraba en una resolución de 12 bits, la escala de grises iría de 0 a 4096, pero al ser ecualizada, se conseguiría una imagen homogeneizada de las mismas características.

En la figura 4.6 puede observarse el efecto de un elemento externo (círculo) sobre uno a ser contrastado. En el caso superior -a) y b)-, el círculo oscuro hace que el color del gradiente a ser contrastado no cambie. En cambio en el caso de abajo -c) y d)-, al no haber círculo el mapeo se hace sobre la figura deseada dejándola dentro del rango deseado.

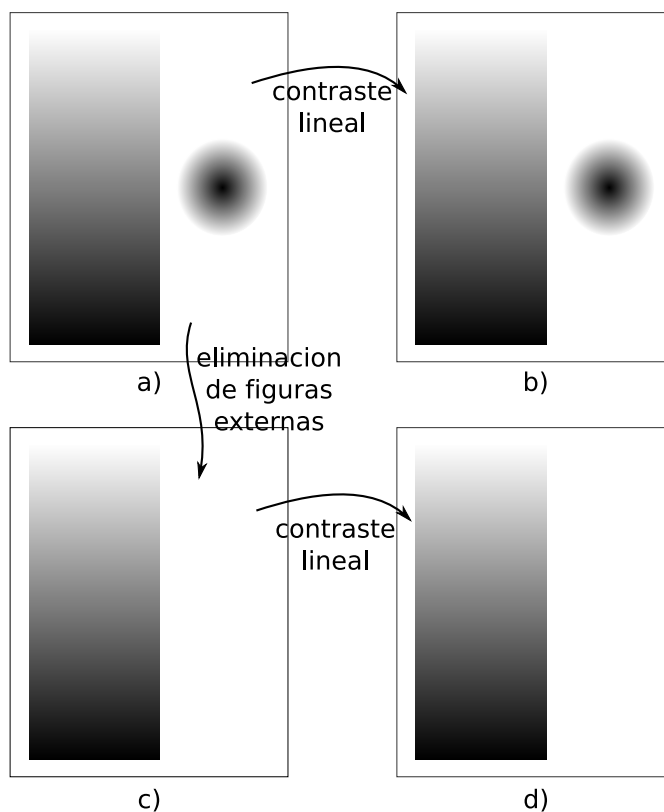


Figura 4.6. Contrastes por mapeo de grises con y sin un elemento externo.

Cabe destacar que el gradiente en la escala de grises en los ejemplos a), b) y c) son iguales, si bien el c) puede parecer más claro es solo una ilusión óptica por estar al lado del d), el cual sí es más oscuro.

Para aislar a los elementos externos primero hay que detectarlos. Esto no puede hacerse mediante ajuste de brillos y contrastes sino mediante una comparación recursiva.

El algoritmo utilizado es trivial, simplemente se definen dos umbrales. El primero de ellos T_1 es un valor porcentual que al multiplicarlo por p_{\max} se obtiene un color dentro de la escala de grises para el cual, se busca en la imagen un píxel con mayor brillo, de ser encontrado se busca en su vecindad todos los píxeles cuya luminosidad sea mayor al umbral $p_{\max}T_2$. Así se formará una figura que tiene al menos un píxel de mayor valor a $p_{\max}T_1$ y el resto de sus píxeles es mayor a $p_{\max}T_2$. Luego se repite el procedimiento hasta detectar así todas las figuras. Una vez detectadas, se define a la de mayor superficie como la mama y se elimina el resto.

Además, a modo de mejora del algoritmo, se suele eliminar parte de los bordes porque es común en mamografías escaneadas que existan contornos blancos en ellos y puedan

llevar a unir figuras externas como etiquetas con la misma mama.

En las siguientes ilustraciones (4.7 a 4.10) se muestra el proceso de eliminación de figuras mediante este algoritmo con el umbral $T_1=0,6$ y distintos umbrales T_2 .

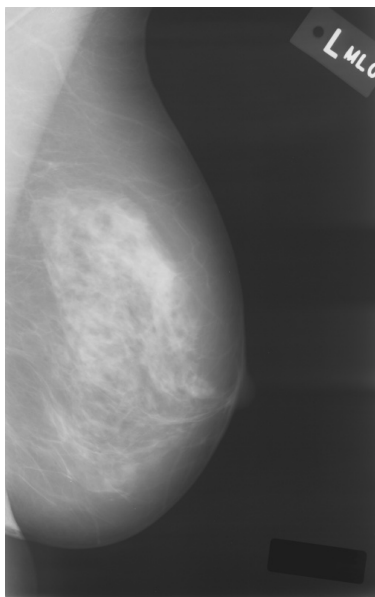


Figura 4.7. Imagen cruda tomada de DDSM.

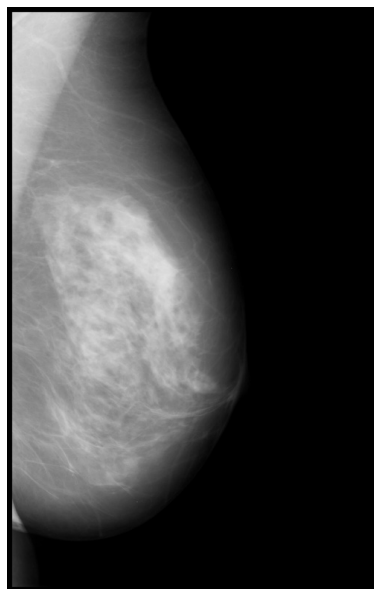


Figura 4.8. Tratada con un umbral de $T_2=0,1$.

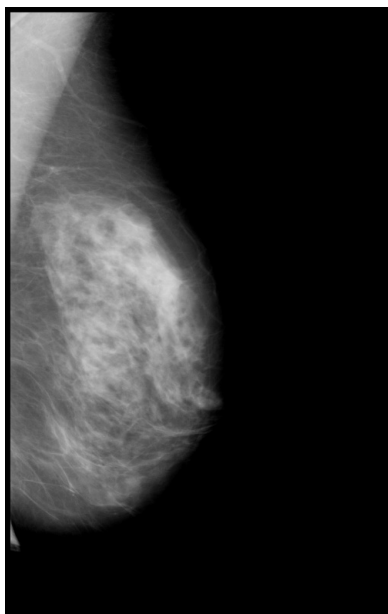


Figura 4.9. Tratada con un umbral de $T_2=0,35$.

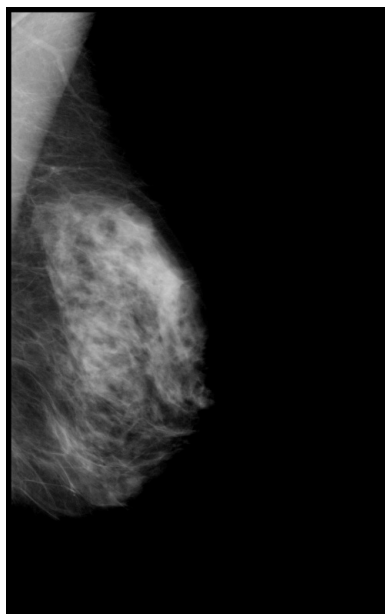


Figura 4.10. Tratada con un umbral de $T_2=0,5$.

Como se ve en las ilustraciones, según el umbral es posible resaltar las partes más importantes de la mama o bien ver el contorno de la misma. En el caso de la figura 4.10

casi todo lo resaltado es un tumor maligno, sin embargo es muy difícil ver la forma de la mama.

Haciendo una comparación, podemos decir que umbrales altos proporcionan mejor definición del interior de la mama a expensas de perder información sobre el contorno de ella -y, por lo tanto de su forma-. Umbrales bajos contienen esa información, aunque es muy raro que se utilice, su desventaja radica en que es menos fácil para el ojo humano ver el contenido de la mama.

La detección y eliminación de las figuras se muestra en la figura 4.11. Puede observarse como la etiqueta es una figura mucho más chica que la mama y fue detectada como una figura aparte. El área negra pertenece a una zona por debajo del umbral que no fue detectada como ninguna figura y por lo tanto su valor final, luego de ecualizar, será 0 (negro).

Es sabido que la mama ocupa la región más grande en la imagen y por lo tanto es seguro que tomando la figura de mayor tamaño obtendremos la mama.



Figura 4.11. Figuras detectadas utilizando un umbral de $T_2=0,1$.

Finalmente, una vez procesada la imagen mediante este método, el resultado obtenido será mucho más independiente del medio de escaneo de la imagen permitiendo así una mejor respuesta del clasificador a imágenes provenientes de distintos lugares con

parámetros diferentes.

Existen varios algoritmos y métodos para preprocesar la imagen, estas sólo son sugerencias para la implementación de esta etapa. En el caso de los experimentos de esta tesis, lo ideal fue utilizar este algoritmo. [Jankowski & Kuska, 2004; Ferrero, *et al.* 2006]

4.3.5 Definición de los contornos

A diferencia de trabajos anteriores, el presente trabajo plantea la idea de conocer la ubicación del tumor y no analizar la mama por separado. Para poder ubicar el o los potenciales tumores será necesario conocer sus respectivos contornos.

Se propone abstraerse de la forma en que es obtenido el contorno alrededor de un tumor; asumiendo que este es dato y la forma en que vendrá dado puede ser tanto por selección manual como por detección automática [Lee, 2006].

Una vez obtenido el contorno, se aplican técnicas especiales que dependen de la distancia a la zona contorneada y de la imagen superpuesta obteniendo información que va a servir para alimentar las redes neuronales. Existen dos formas de almacenar el contorno de un tumor para aplicar estos procesos, la primera es de manera vectorial y la segunda es como un mapa de bits o *bitmap*.

Si se aproxima el contorno por una elipse o circunferencia, el almacenamiento será mucho menor, solo deben ser guardados el centro de la circunferencia o los focos de la elipse.

La utilización del mapa de bits, en cambio, es mucho más precisa pero consume más recursos. En nuestros resultados experimentales, trabajando con imágenes de alta definición (16 bits), en mamografías de más de 2200 por 4000 píxeles, obtenidas de la base DDSM [Heath, 1998], pueden ocupar aproximadamente 20Mb cada una.

En el caso de la elipse, una forma de almacenarla en formato vectorial es mediante sus focos. Si se parte de allí, una forma de obtener una buena imagen para ser superpuesta sobre un tumor, es la resultante de la ecuación

$$I(X) = F\left(\frac{d(x, f_1) + d(x, f_2)}{d(f_1, f_2)}\right)$$

Esto se debe a que por definición de elipse, $d(x, f_1) + d(x, f_2) + d(f_1, f_2) = cte$ para todo x perteneciente a la elipse; y como la distancia focal $d(f_1, f_2)$ es constante en si misma, se obtiene que $d(x, f_1) + d(x, f_2)$ debe ser constante. Aplicando la desigualdad triangular es fácil de probar que el valor mínimo de esa expresión será $d(f_1, f_2)$ y esto ocurrirá cuando x pertenezca al segmento recto que une ambos focos. Es por esta razón que $(d(x, f_1) + d(x, f_2)) / d(f_1, f_2)$ será un número representativo de varias elipses concéntricas que irán desde el segmento recto que une ambos focos (obteniendo el valor 1) hasta elipses de tamaño infinito. Estos valores pertenecientes al rango $[1; \infty)$ pueden ser fácilmente transformados en valores del rango $[0; 1]$ mediante distribuciones acumulativas de probabilidad que tengan como media un valor cercano al del contorno del tumor y una varianza relacionada con la resolución de imagen. La $F(x)$ representada en la ecuación 1 se refiere a esta transformación. Las distribuciones recomendadas deben ser aquellas con una baja curtosis para garantizar que la mayor pendiente se haga cerca de la media (esto viene dado gracias a que en la función de densidad los números más grandes estarían cercanos a la media y ésta, al ser la derivada de la función acumulativa, indicaría una pendiente muy pronunciada). La distribución también debe estar definida en el rango de $[0; 1]$. Una buena elección es la distribución gamma, de la cual la exponencial negativa y la χ cuadrado son casos particulares. Esta distribución posee dos parámetros, los cuales son ajustables.

La distribución gamma viene dada por la función de densidad $x^{k-1} \frac{e^{-x/\theta}}{\Gamma(k)\theta^k}$ y su función acumulativa es $\frac{\gamma(k, x/\theta)}{\Gamma(k)}$.

Su esperanza es $\alpha\beta$ y su varianza es $\alpha\beta^2$. Resolviendo las ecuaciones se obtiene que $\alpha = \mu^2/\sigma$ y $\beta = \sigma/\mu$, por lo tanto es posible ajustarla a la varianza y esperanza deseadas. La varianza nos permite medir la dispersión de la curva, por lo tanto nos dará la definición del contorno, mientras que la esperanza nos definirá la media donde se posicionará. Por ejemplo si la esperanza es 3 y la varianza $\frac{1}{2}$ obtendríamos $\alpha=18$ y

$\beta=1/6$ (figura 4.12) y aplicando $F(x)$ como la función acumulativa de esa distribución (figura 4.13), obtendríamos una elipse con la definición especificada cuya relación entre la distancia focal y la suma de las distancias de los focos a un punto tiene una media de 3 (figuras 4.14 y 4.15).

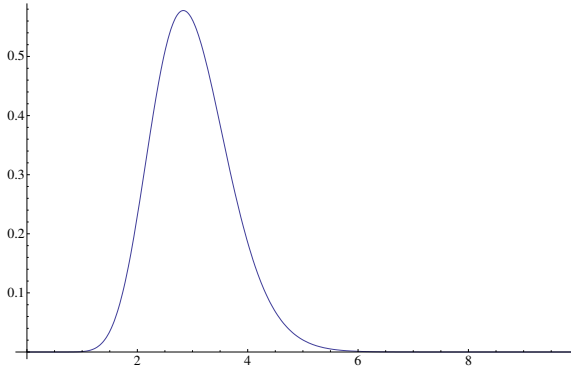


Figura 4.12. Función de densidad de la Gamma_[18,1/6].

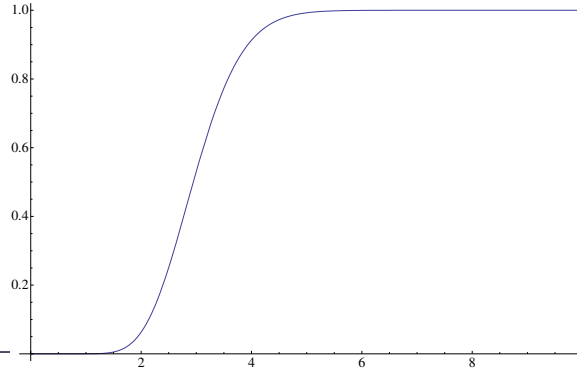


Figura 4.13. Función de acumulación de la Gamma_[18,1/6].

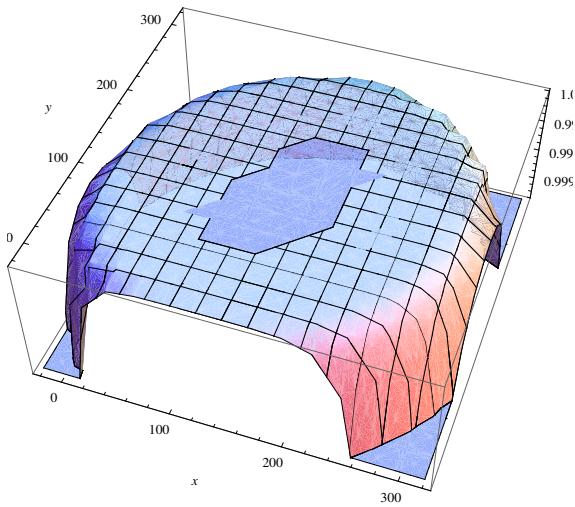


Figura 4.14. Representación tridimensional de la elipse y sus valores.

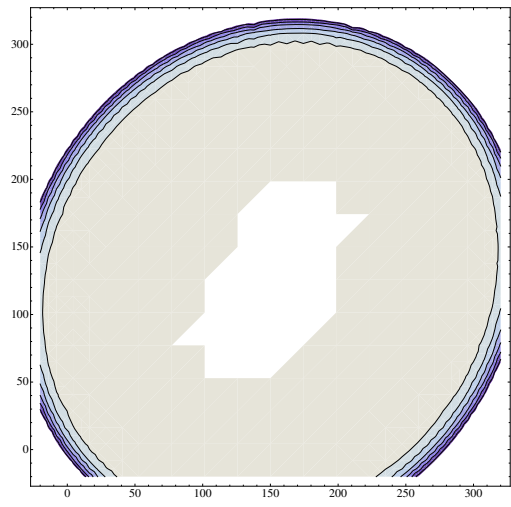


Figura 4.15. Contornos generados sobre la elipse.

Estos valores pueden ser discretizados con el objetivo de obtener una región, el tamaño de la región puede estar dado por la forma en que se realice la discretización.

El mayor problema de esta formula es que las regiones varían su ancho según la posición en que se encuentren. Como se puede observar en la figura 4.16, existen dos tipos de radio y en el caso a), el cual utiliza estas ecuaciones nos varia el radio. Las ecuaciones de la figura b) son más complejas y requieren mayor nivel de cálculos. Cabe recordar que en estos enfoques, los cálculos deben hacerse por cada píxel de la imagen original en el momento de superponerse.

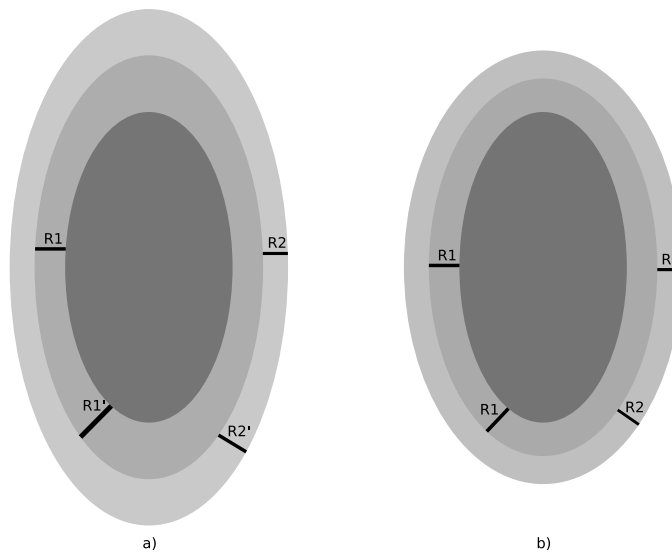


Figura 4.16. Comparación de las elipses generadas con los distintos enfoques.

A comparación de este enfoque, es posible utilizar mapas de bits. Las figuras 4.17 a 4.20 hacen una comparación de dos tumores y las respectivas imágenes generadoras de regiones. La figura 4.17 presenta un contorno de tipo de mapa de bits, mientras que la 4.18 muestra sus contornos. La figura 4.19 muestra un contorno con forma elíptica, como ejemplo de un tumor que puede ser almacenado –con un mayor error- con solo dos coordenadas, sus focos. La figura 4.20 representa el conjunto de regiones, al ser un gradiente continuo de escala de grises, es posible –al igual que como se mencionará al sugerirse la utilización de un filtro gaussiano- discretizar las regiones aplicando intervalos de colores comunes. Cabe destacar que en esta figura puede observarse que los focos son más oscuros que el resto de la elipse, esto es sólo una ilusión óptica y, por lo explicado líneas arriba, matemáticamente puede demostrarse que los focos son los valores máximos y son igual de oscuros que el resto del segmento recto que los une.

Este modelo tiene un problema y es que las elipses concéntricas generadas por esta

expresión no están distanciadas uniformemente. Otros modelos pueden resolver este problema pero son más complicados y costosos a la hora de calcular.

La utilización de contornos por mapas de bits permite una mejor aproximación a los bordes del tumor, pero para obtener gradientes alrededor de ellos, las regiones circundantes deben ser procesadas y calculadas mediante algoritmos recursivos que midan la distancia al contorno.



Figura 4.17. Contorno *bitmap*.

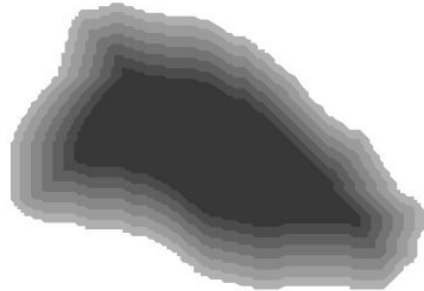


Figura 4.18. Contorno *bitmap* con sus regiones internas diferenciadas.

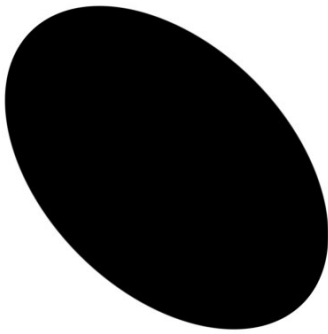


Figura 4.19. Contorno vectorial elíptico.



Figura 4.20. Contorno vectorial elíptico con regiones internas diferenciadas.

Esto puede ser realizado aplicando el algoritmo de Bellman-Ford [Bellman, 1958], si se considera al mapa de bits como un grafo donde cada píxel está unido con los cuatro inmediatamente adyacentes. Mediante este algoritmo el ancho de cada región vendrá dado por norma *Manhattan*. Si se desea una distancia pitagórica, es recomendable aplicar un filtro gaussiano y seleccionar las regiones de acuerdo a un intervalo de tolerancia.

4.3.6 Capas concéntricas

Una vez obtenidas las capas concéntricas se las toma como regiones que van a alimentar a las redes neuronales. Éstas pueden ser interiores o exteriores a la figura, la cantidad y tamaño depende de la resolución de la imagen y puede ser variada hasta observar mejores resultados. A estas regiones se les agrega una región más que comprende el centro (o núcleo) del tumor. Cada una posee un tamaño que depende del contorno específico y por esto su tamaño es un valor posible como entrada a la red neuronal. El valor debe ser normalizado en el rango $[0;1]$.

Buscaremos una función de transformación que posea varias características deseables para realizar esta tarea. Las características son:

- i) Dominio entre $[0;\infty)$. Para garantizar que todo tamaño posible pueda ser mapeado.
- ii) Imagen entre $[0;1]$. Para aprovechar al máximo los valores de entrada de la red.
- iii) Monótonamente creciente (o decreciente). Para asegurar la biyectividad de la función.
- iv) El operador esperanza esté en un valor que podamos elegir arbitrariamente (la media de la de todas las imágenes del conjunto de datos). Para distribuir los puntos de la mejor manera posible.

Para ello utilizamos la función acumulativa de una distribución exponencial negativa con una media igual al promedio de los tumores de la base DDSM, en nuestro caso 25000 píxeles obteniendo un $\lambda=1/25000$.

También se utilizó el promedio de la luminosidad de cada una de las regiones y la varianza existente.

La distribución exponencial negativa viene dada por la fórmula

$$f(x) = \lambda e^{-\lambda x} \text{ con } \lambda \text{ positivo para } x \text{ positivo y } 0 \text{ para todo otro } x.$$

Su valor medio viene dado por la formula de la esperanza $E(X) = \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} x dx = \frac{1}{\lambda}$

y su función acumulativa es $F(\tau) = \int \lambda e^{-\lambda x} dx = 1 - e^{-\lambda \tau}$

Por lo tanto si queremos obtener la función acumulativa de probabilidad exponencial negativa para una media de 25000 píxeles, simplemente definimos $E(X)=25000$

obteniendo así $E(X) = 25000 \text{ pix} = \frac{1}{\lambda} \Rightarrow \lambda = \frac{1}{25000 \text{ pix}}$ y

$$F(\tau) = \int_0^{\tau} \lambda e^{-\lambda x} dx = 1 - e^{\frac{-\tau}{25000 \text{ pix}}} \text{ midiendo } \tau \text{ en píxeles.}$$

La distribución obtenida cumple con las propiedades deseadas de pertenecer al intervalo $[0;1)$ ya que $\lim_{\tau \rightarrow \infty} F(\tau) = \lim_{\tau \rightarrow \infty} 1 - e^{\frac{-\tau}{25000 \text{ pix}}} = 1 - 0 = 1$ y

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} F(\tau) = \lim_{\tau \rightarrow 0} 1 - e^{\frac{-\tau}{25000 \text{ pix}}} = 1 - 1 = 0.$$

Además como la derivada de $F(x)$ es la función de densidad $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ siendo λ positiva y el exponente real, el resultado es siempre positivo mayor estricto a cero demostrando que la función acumulativa es estrictamente creciente. La figura 4.21 muestra como varía esta distribución para distintos valores que λ puede tomar alrededor de $\lambda=1/25000$ píxeles.

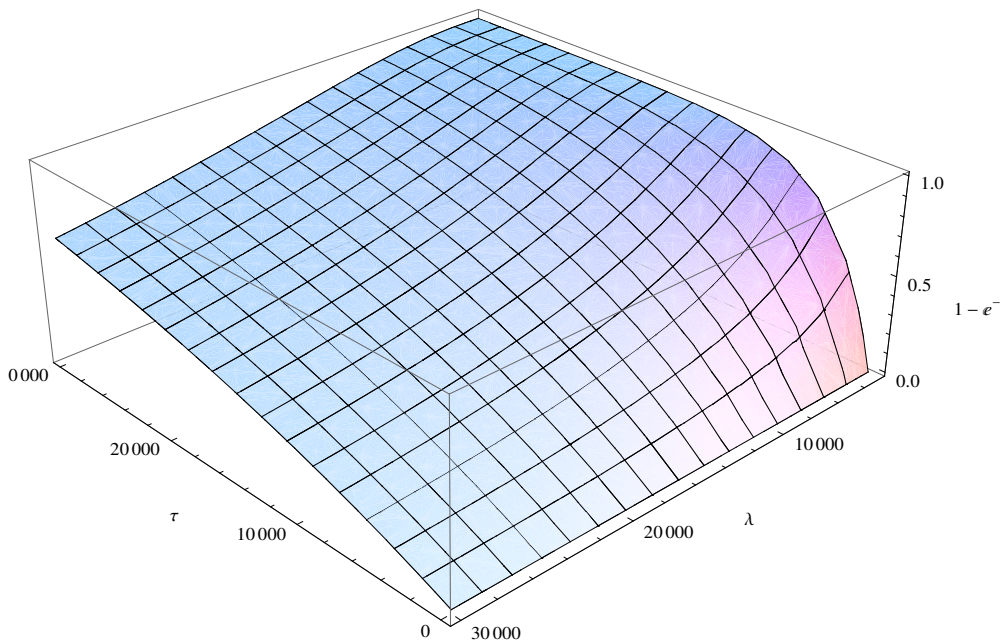


Figura 4.21. Variación de las funciones acumulativas exponenciales para distintas medias en el entorno de las correspondientes a las imágenes de DDSM.

Al utilizar esta función podremos obtener valores normalizados dentro del rango deseado contemplando la media de las imágenes de DDSM para así evitar una distribución de valores concentrados en su mayoría sobre regiones cercanas a los topes 0 ó 1.

4.3.7 Generación de entradas para la red

Una vez obtenidas las capas concéntricas comienza la interrogante de que hacer con ellas.

Una solución trivial sería tomar la media de la luminiscencia y utilizarla de entrada en la red que -sumada a su tamaño ya normalizado- dispondría de información suficiente como para terminar la tarea de clasificación.

Pese a que esta solución es, intuitivamente la mejor de todas, no es la única y por ende, esta tesis se ve obligada a abordar al menos algunas soluciones alternativas.

Estas soluciones pueden ser:

- 1) Utilización de un filtro Sobel
- 2) Utilización de magnitudes inherentes a la forma de la figura
 - a. Momento de inercia
 - b. Radio mínimo al centro de la imagen
 - c. Radio máximo al centro de la imagen
- 3) Aplicación del operador varianza sobre las capas (es combinable con Sobel).

4.3.8 Aplicación del filtro Sobel

Debido a que los datos utilizados normalmente no aportan información relacionada con el principio de localidad de los focos de luminiscencia (es decir si hay saltos bruscos en la región, como contornos o ramificaciones) es necesario aplicar una estrategia que pueda aportar esta información a la red que hará la clasificación. La varianza es una

buena medida de la diferencia de luminosidad, pero no depende de la posición en la que se encuentran los píxeles. A modo de ejemplo, si se tienen tres imágenes: a) una con gris al 50%, b) la otra con 50% blanco y 50% de negro distribuidos uniformemente en dos bloques, c) una imagen 50% blanco y 50% negro pero con valores distribuidos de manera alternada como se muestra en la figura 4.22 y por último, d) una imagen con un gradiente de grises, podríamos decir que los cuatro casos tienen un color medio de 0.5, sin embargo el caso a) no tiene varianza, y los casos b), c) y d) tienen la misma varianza. No obstante estamos ignorando el hecho de que la distribución en un caso, el b) es en bloques, en el otro, el c) es alternada y en el tercero, el d), es una escala de grises. Esta información debe ser provista a la red de alguna manera.

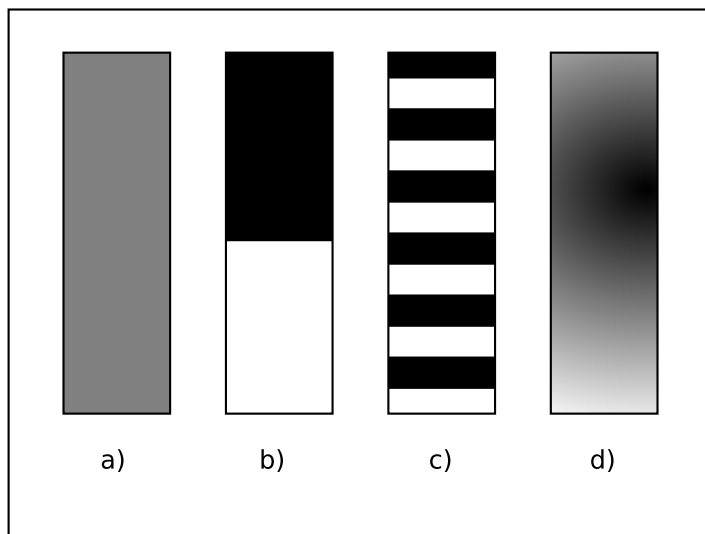


Figura 4.22. Ejemplos de distribuciones de luminosidad en una región.

Los tumores malignos tienden a producir ramificaciones, que son lugares por los que las células malignas pertenecientes al tumor escapan del contorno definido que los contiene e intentan avanzar sobre el tejido sano. En los tumores benignos, en cambio, este fenómeno no ocurre, permitiendo observar contornos bien definidos. Para detectar estas ramificaciones, es necesario utilizar una medida de la localidad de la luminosidad de las regiones aledañas al tumor. En nuestro ejemplo, un tumor maligno se asemejaría más al caso c) ó d) mientras que uno benigno se asemejaría a un b).

Por esta razón se decidió aplicar un filtro Sobel a la imagen antes de ser ingresada a la red neuronal, ya que este filtro es una medida del gradiente de diferencia de

luminosidad y permite distinguir muy fácilmente ambos ejemplos que con la varianza no eran posibles de ser detectados. [Berhrend, 2006]

En nuestras experiencias se aplicaron las tres imágenes por igual: la original (figura 4.23), y las dos imágenes obtenidas por el filtro Sobel en coordenadas polares (figuras 4.24 y 4.25).

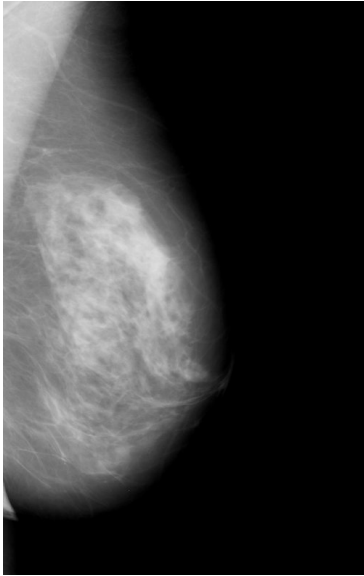


Figura 4.23. Imagen preprocesada.

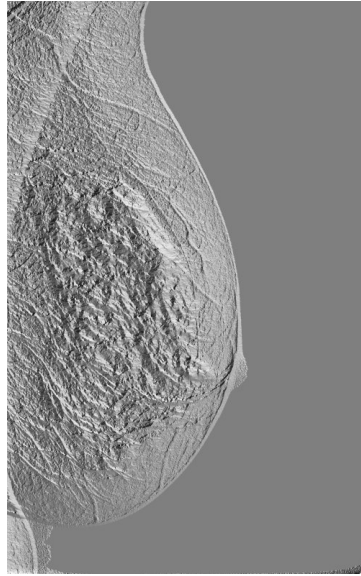


Figura 4.24. Argumento del gradiente de Sobel.

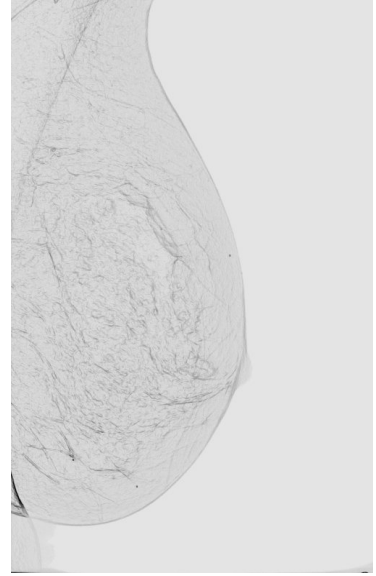


Figura 4.25. Módulo del gradiente de Sobel.

Una vez obtenidas las imágenes, se deben generar las entradas para alimentar la red neuronal. Estas entradas serán las resultantes de superponer las regiones seleccionadas para cada imagen tomando la luminosidad media y varianza de cada región en cada imagen y agregándole el tamaño de la muestra. También es posible generar valores utilizando el momento de inercia y los radios mínimos y máximos relativos a un centro de masa producto de la ponderación por el brillo mediante cada una de las imágenes.

Cabe destacar que la información proporcionada por el filtro Sobel no es del todo redundante ya que al tomar la media y la varianza sobre una región se pierde mucha información. Con estos pasos se intenta utilizar el conocimiento proporcionado por los expertos en diagnóstico por imágenes a la red neuronal, es decir, la utilización del filtro dará información más procesada a la red proporcionando así información muy relevante. Esto se debe especialmente a que las ramificaciones en tumores malignos pueden ser

detectadas muy fácilmente mediante este filtro.

Un gran problema con el que se enfrenta este tipo de soluciones es la sobrecarga de información de entrada, es posible que al haber mucha información para clasificar, la red no llegue a entrenarse del todo o necesite una muestra de mayor tamaño, por eso, para obtener los resultados experimentales se corrieron varias pruebas con distintas configuraciones detectando así qué entradas son las más importantes y cuales no tanto o tienen información potencialmente redundante.

4.3.9 Interfaz de datos con las redes neuronales

Esta etapa es la que es capaz de aprender y realizar la clasificación. Hay varias formas de implementarla; esta tesis propondrá dos de ellas haciendo hincapié en la más simple. La primera es la utilización de una red neuronal de tipo *back propagation* para obtener la clasificación y la segunda, la más compleja es la utilización de redes SOM para hacer una clasificación previa y mediante un algoritmo de *clustering* obtener así una clasificación, luego para cada una de las clasificaciones aplicarle una red *back propagation* específica.

La figura 4.26 muestra el subflujo perteneciente a esta etapa, donde podemos observar el proceso de entrenamiento y el de ejecución de las redes. Internamente esos procesos y sus almacenamientos variarán según si se desea utilizar una *back propagation* sola o si se desea hacer un *clustering* previo.

Como se puede observar las entradas de este proceso dependen completamente del modo de utilización. Si se encuentra en modo de entrenamiento y se ingresa un resultado deseado, el proceso tenderá a entrenarse con esa información (ya que para el conjunto de valores dados conoce la salida deseada) y almacenarla, sin producir resultado alguno.

El proceso de ejecución es muy sencillo, simplemente ejecuta la clasificación con la información obtenida para almacenamiento. Para este proceso no es necesario conocer el resultado deseado.

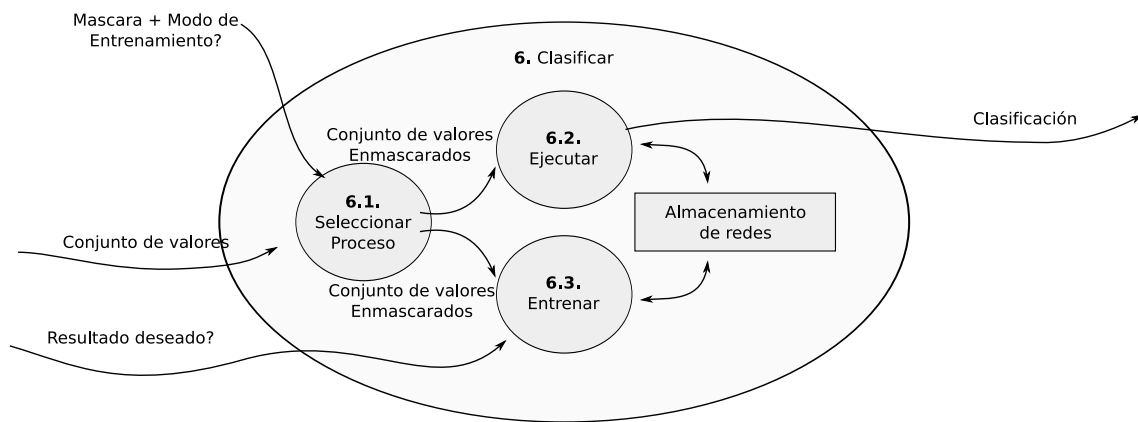


Figura 4.26. Subflujo del proceso de clasificación.

Este modelo permite varios esquemas de entrenamiento/ejecución distintos, a continuación presentaremos los antes mencionados y como deberían ser modelizados.

4.3.9.1 Clasificación con redes back propagation

Detallaremos aquí los dos procesos antes mencionados, de entrenamiento y de ejecución. Si bien la ejecución puede ser un proceso bastante trivial, está sujeta a un entrenamiento previo, el cual es imposible de entender sin antes conocer el funcionamiento de este tipo de redes.

La red neuronal *back propagation* tiene una configuración de una capa de neuronas de entrada, una o varias capas ocultas en el medio y una capa de neuronas de salida. Cada unión entre una neurona y otra está asociada a un peso. Se define a w_{ij} como el peso que alimenta a la neurona j desde la neurona i y se dice que el valor de la neurona j , x_j , será la sumatoria de $w_{ij} x_i$ para todo i .

Para entrenar la red mediante el algoritmo de retropropagación (*back propagation*), se realiza este procedimiento calculando el valor de todas las neuronas. Sus pesos son inicializados de manera aleatoria. Una vez que se llega a la capa de salida se compara los resultados obtenidos con los deseados obteniendo una medida del error de la red para el dato evaluado. Se realiza esta propagación hacia atrás de este error ajustando así todos los pesos. Este procedimiento se realiza una vez por cada dato de un conjunto de entrenamiento y al finalizar se itera una cierta cantidad de veces para asegurarse de que los resultados tiendan al del conjunto de datos y los errores sean cada vez más chicos.

La figura 4.27 muestra el proceso de entrenamiento.

Al finalizar este procedimiento la red queda entrenada y puede ser corrida con entradas obteniendo así una salida relacionada, en nuestro caso, la clasificación del tumor.

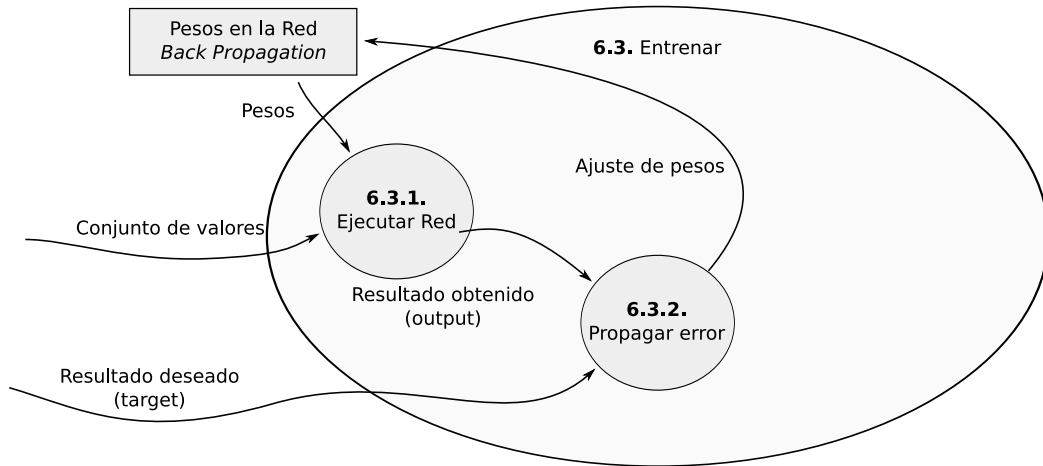


Figura 4.27. Proceso de entrenamiento de nuestra red *back propagation*.

En los resultados experimentales siempre hemos utilizado dos tercios de la muestra como datos de entrenamiento y el tercio restante (el cual es completamente independiente de los datos de entrenamiento) como datos de prueba. Conociendo los resultados médicos de ambos casos es posible calcular los errores reales ocurridos con el conjunto de prueba y así obtener una medida de la calidad del experimento. La figura 4.28 muestra el proceso de ejecución de la red.

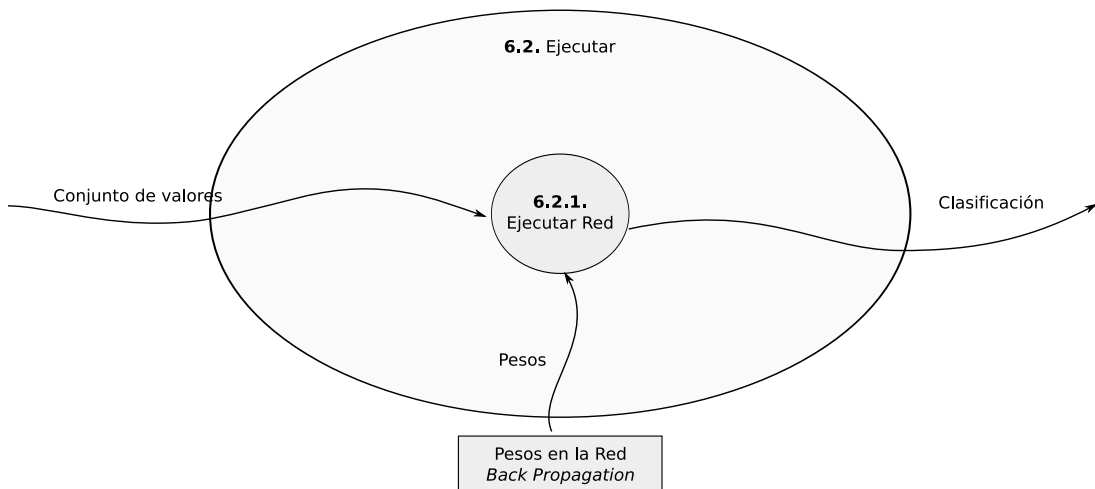


Figura 4.28. Proceso de ejecución de la red por propagación hacia atrás.

Este es el proceso inteligente, el que clasifica mediante entrenamiento y el que reemplaza en definitiva al experto. Si bien está sujeto a cometer errores, es posible que el ser humano también los cometa, y esto viene dado por las mismas razones: el espacio de entrenamiento no es completo, absoluto, completamente correcto y no existe capacidad infinita ni tanto en el cerebro del experto como en la red neuronal. Sin embargo ambas clasificaciones tienden a ser muy precisas.

4.3.9.2 Clasificación con clustering previo

El proceso de *clustering* se realiza utilizando otro tipo de redes neuronales, las *Self Organizing Maps* (SOM), cuyo objetivo es encontrar patrones parecidos sobre la entrada y tender a agrupar los elementos similares de acuerdo a esos patrones en las salidas. Si pudiéramos graficar el espacio n -dimensional que sería representado por la salida, en ésta encontraríamos cúmulos de puntos (que pueden ser remapeados a los elementos originales) fáciles de identificar. Un algoritmo que permite identificarlos es el *bisecting k means*, que, dados k puntos inicializados al azar tiende a posicionarlos en el centro de los cúmulos. Estos puntos se llaman centroides y podemos decir que un punto pertenece al un *cluster* i si el centroide i es el más cercano considerando una distancia euclideana. De esta forma, una vez fijados los centroides, todos los puntos (y por lo tanto los elementos que los generan) son clasificables y es posible asignarles un *cluster* específico.

Cuando realizamos el entrenamiento formamos el aprendizaje de nuestra red SOM, encontramos los centroides del *bisecting k means* y luego entrenamos la red *back propagation* específica para cada *cluster*. Ahora tendremos k redes *back propagation*, una por cada *cluster* y cada una será entrenada solamente con los elementos pertenecientes a éste. El parámetro k es configurable y puede ser variado para encontrar mejores resultados. La figura 4.29 muestra el subflujo de entrenamiento cuando se decide utilizar *clustering*.

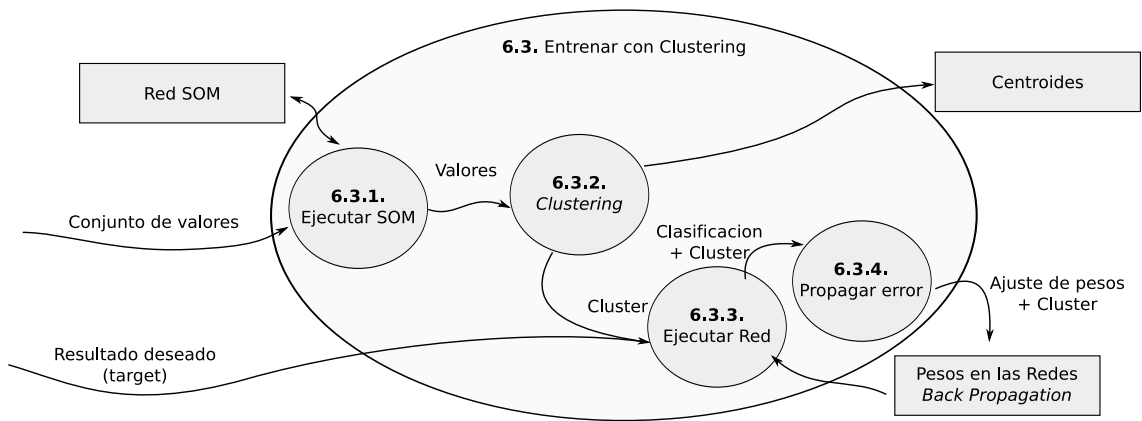


Figura 4.29. Subflujo de entrenamiento si se decide utilizar *clustering*.

Finalmente, habiendo encontrado las redes y los *clusters* adecuados la Figura 4.30 presenta el subflujo de ejecución. Este proceso tras recibir un conjunto de valores genera un punto adecuado mediante la red SOM, luego las distancias entre este punto y todos los centroides es medida para así obtener el *cluster* correspondiente. Esto puede verse en la figura 4.30.

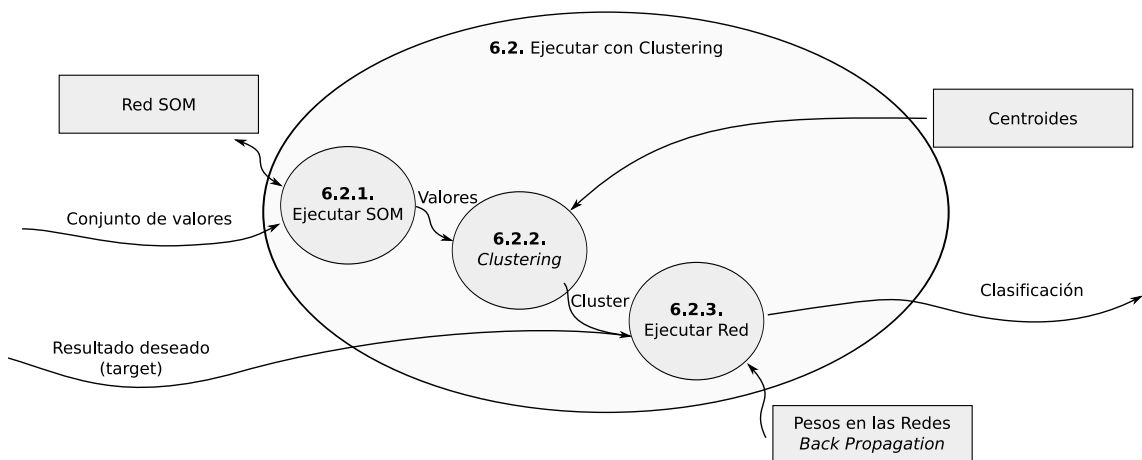


Figura 4.30. Ejecución de la clasificación con *clustering*.

Para ese *cluster* se ejecuta la red *back propagation* correspondiente recibiendo como parámetros la entrada del problema. Finalmente se obtiene una clasificación.

Capítulo 5. Validación experimental

En el actual capítulo se expondrán los resultados obtenidos para los experimentos realizados. La sección 5.1 describe el subconjunto de la base de datos utilizado en los experimentos y la 5.2 define los parámetros que quedaron abiertos y que en los resultados experimentales se pretende optar por el mejor de ellos. La sección 5.3 hace la validación estadística que muestra que la probabilidad de que los resultados sean favorables debido simplemente al azar sea casi nula. Finalmente la sección 5.4 hará una breve interpretación de los resultados obtenidos.

5.1 Información del set de datos

Los datos utilizados para la prueba fueron obtenidos de la mencionada base DDSM y consiste en una muestra elegida de manera aleatoria. Debido a que el tamaño de esta base ronda los 230Gb, solo fue utilizada una parte de la misma, la cual ronda los 16Gb repartidos en 9.9Gb de estudios cancerosos y 5.4Gb de estudios con tumores benignos.

Cada estudio dispone de cuatro imágenes: dos para cada mama, una tomada en sentido arriba-abajo y la otra en sentido izquierda-derecha. Las imágenes que mostraban múltiples tumores fueron descartadas.

La distribución de los estudios según el resultado real y el tipo de utilización se muestran en las tablas 5.1 y 5.2 de manera cuantitativa y porcentual respectivamente. La misma fue diseñada para obtener un tercio de los estudios para verificación de resultados (test) y dos tercios para el entrenamiento de la red (train).

	Benignos	Malignos	Total
Train	44	87	131
Test	23	44	67
Total	67	131	198

Tabla 5.1. Distribución de estudios según su utilización.

	Benignos	Malignos	Total
Train	22.22%	43.94%	66.16%
Test	11.62%	22.22%	33.84%
Total	33.84%	66.16%	100.00%

Tabla 5.2. Distribución porcentual de estudios según su utilización.

Sobre estos estudios se obtuvo un total de 271 estudios de entrenamiento y 149 estudios de verificación.

5.2 Parámetros variables

En las pruebas realizadas se han variado distintos parámetros obteniendo distintos resultados para cada uno de ellos. A continuación se exponen estos parámetros y una descripción de los mismos.

5.2.1 Parámetros principales

Como fue explicado en la definición del problema, la utilización de capas concéntricas puede llevar a la interrogante de que datos utilizar como entradas en las redes neuronales que clasifiquen la imagen. Esta sección presenta la lista de los posibles parámetros de los cuales se ha tomado un pequeño conjunto para realizar las pruebas y de éste, se tomó el de mejores resultados para luego ser comparado con los resultados de [Ferrero *et al*, 2006].

Los parámetros principales son los que nos darán como resultado las entradas a las redes neuronales, esto resultará en un vector de n valores normalizados entre 0 y 1; siendo n el total de regiones en que se ha dividido el tumor multiplicado por la cantidad de información extraída de cada región. Existe una cantidad muy grande de valores posibles. Solo una pequeña parte será utilizada, elegida de tal manera para mostrar comparativamente que parámetros afectan más.

Nombre	Representación
Tamaño	S
Media	μ
Varianza	σ^2
RadioMin	m
RadioMax	M
Inercia	I
RadioMin _p	m _p
RadioMax _p	M _p
Inercia _p	I _p

Tabla 5.3. Posibles entradas para la red neuronal.

Cada uno de los parámetros expresados en el tabla 5.3 son potenciales entradas a la red neuronal, pero además, esos parámetros pueden ser aplicados a cada una de las regiones por separado, con lo cual, si se dispone de, por ejemplo 22 regiones y 9 parámetros distintos, el total de posibles entradas para una sola imagen sería de $22 \cdot 9 = 198$.

Además, cada una de estas imágenes sobre las cuales tomamos regiones no necesariamente tienen que ser las originales, pueden tener un procesamiento previo.

Región	Tamaño	Representación
Núcleo	1	N
Capas internas	10	C _i
Borde	1	B
Capas externas	10	C _e

Tabla 5.4. Posibles regiones a ser analizadas.

Imagen	Representación
Normal	N
Sobel modulo	S _m
Sobel Argumento	S _a

Tabla 5.5. Posibles imágenes sobre las cuales tomar regiones.

Combinando las tablas tenemos 3 tipos de imagen con la posibilidad de incluir 22 regiones, las cuales dan $2 \cdot 2 \cdot 11 \cdot 11$ posibilidades. Y multiplicando todas las

posibilidades, obtendríamos $(2*2*11*11)^{3*9}$, lo cual da 576839744425996936150704256324 valores posibles. Calcularlos todos es computacionalmente imposible ya que, con la velocidad de las computadoras actuales, tomaría aproximadamente 1.6 trillones de años.

De este set de datos, solo fueron utilizados un conjunto pequeño pero representativo de cada característica en particular. Dado que al aumentar la cantidad de entradas de la red aumenta el ruido producido y las redundancias, no vale la pena combinar muchos factores, por eso se probaron las combinaciones existentes de hasta tres tipos distintos de entradas y los mejores valores fueron elegidos. El resultado obtenido fue el que se describe en la tabla 5.6. Cabe destacar que en estos experimentos se observó que algunas entradas producían resultados similares, como por ejemplo el tamaño del contorno y su radio máximo, por lo que se puede observar una redundancia en los datos debido a que suelen ser proporcionales.

Lista de Neuronas		Fracasos	Error
S+N(N,B)	$(m_p, M_p) + N(N, B, C_i 1, C_e 1)$	43/149	46.45382%
S+N(N,B)	$N(N, B, C_i 1, C_e 1)$	48/149	46.27371%
S+N(N,B)	$(m_p, M_p) + N(N, B, C_i 1, C_e 1)$	35/149	43.48876%
S+N(N,B)	$N(N, B, C_i 1, C_e 1)$	45/149	45.50537%
S+N(N,B,C _i 1,C _e 1)	$\mu + N(N, B, C_i 1, C_e 1)$	30/149	39.92852%
S+N(N,B)	$\sigma^2 + N(N, B, C_i 1, C_e 1)$	41/149	46.83113%
S+N(N,B,C _i 1)	$\mu + N(N, B, C_i 5, C_e 2)$	22/149	36.58184%
S+N(N,B,C _i 1)	$\mu + N(N, B, C_i 3, C_e 2)$	23/149	36.96460%
S+N(N,B)	$\mu + N(N, B, C_i 5, C_e 2) \quad (m_p, M_p) + S_a(N, B, C_i 1, C_e 1)$	35/149	43.08476%
S+N(N,B)	$(m, M, I) + S_a(N, B, C_i 1, C_e 1)$	56/149	48.14682%
S+N(N,B)	$S_a(N, B, C_i 1, C_e 1)$	51/149	47.40961%
S+N(N,B)	$\mu + S_a(N, B, C_i 1, C_e 1)$	59/149	54.44088%
S+N(N,B)	$\sigma^2 + S_a(N, B, C_i 1, C_e 1)$	53/149	50.16710%
S+N(N,B)	$\mu + N(N, B, C_i 5, C_e 2) \quad (m_p, M_p) + S_m(N, B, C_i 1, C_e 1)$	35/149	41.07470%
S+N(N,B)	$(m, M, I) + S_m(N, B, C_i 1, C_e 1)$	30/149	39.38659%
S+N(N,B)	$\mu + S_m(N, B, C_i 1, C_e 1)$	30/149	38.54385%
S+N(N,B)	$\sigma^2 + S_m(N, B, C_i 1, C_e 1)$	43/149	42.66803%
Réplica del método de Ferrero <i>et al.</i> Utilizando DDSM		63/149	46.90567%

Tabla 5.6. Resultados obtenidos para distintos parámetros.

De todos estos experimentos se presenta un análisis comparativo del que mejor dio, en este caso 22 fracasos (en las mejores corridas llegó a solamente 19 fracasos) y se lo compara con los resultados obtenidos por el método de Ferrero *et al.* (63 fracasos). El resto de los resultados se encuentra en el anexo de pruebas.

5.2.2 Parámetros secundarios

Además de las entradas de la red existen otros parámetros a variar, estos son:

- 1) La Topología de la red neuronal, es decir las capas existentes y cantidad de neuronas
- 2) El nivel de entrenamiento, o sea la cantidad de *epochs* (iteraciones)

Luego de varias corridas se determinó que la utilización de 3 capas era lo más conveniente para realizar las demás pruebas y observar los mejores resultados. Se diseñó una capa intermedia de 12 neuronas. Se optó por un nivel de entrenamiento medio de 450 000 iteraciones.

5.3 Validación estadística

Se desea analizar si los resultados experimentales son concluyentes o no. Es posible que, si bien los resultados dieron favorables, esto sea simplemente producto del azar en una muestra que no es lo suficientemente grande.

Para realizar este análisis se utiliza un test de hipótesis. Debido a que el tamaño de la muestra es muy grande (con 10 elementos ya se obtiene precisión suficiente como para sacar conclusiones), el resultado no dejará dudas.

El test de hipótesis nos permite comparar ambas muestras, en este caso queremos saber si nuestra hipótesis H_0 es correcta (las capas son mejores que el método de Ferrero *et al.*) contra la hipótesis contraria H_C . Definiremos un nivel de significación, α de 0.0005, ya que con el tamaño de nuestra muestra podremos obtener niveles muy precisos.

Una vez definidos los datos, se presenta la tabla con los resultados de ambos experimentos; el resultado real y la validación de la hipótesis.

El método de prueba de hipótesis para diferencia de dos muestras con desvío desconocido utiliza la distribución t de student y sus parámetros se obtienen mediante las siguientes formulas [Walpole & Myers, 1999]

$$\text{Fractil} \quad t = \frac{d - d_0}{(S_d / \sqrt{n})}$$

$$\text{Grados de libertad} \quad df = n - 1$$

Donde las variables independientes son representadas en la tabla 5.8 y las dependientes en la tabla 5.9. Estas tablas serán llenadas por la información de la Tabla 5.7.

Imagen N°	Ferrero	Capas	Real	Error Ferrero E _f	Error Capas E _c	Diferencia E _c -E _f
57	0	0	0	0	0	0
114	1	1	1	0	0	0
61	0.75195873	0.7513	1	0.24804127	0.24871957	-0.0006783
141	0.43345478	0.4343	0	0.43345478	0.43434587	-0.00089109
99	0.76514775	0.7622	0	0.76514775	0.76220638	0.00294137
66	0.62464285	0.6324	1	0.37535715	0.36756277	0.00779438
19	0.01422427	0	1	0.98577573	1	-0.01422427
2	0.74418133	0.7145	1	0.25581867	0.28553349	-0.02971482
63	0.79043245	0.8272	1	0.20956755	0.17282999	0.03673756
85	0.71889776	0.6787	1	0.28110224	0.32130665	-0.04020441
131	0.74446279	0.7899	0	0.74446279	0.78986084	-0.04539805
146	0.75772852	0.8062	1	0.24227148	0.19375604	0.04851544
20	0.04912899	0	1	0.95087101	1	-0.04912899
34	0.86818719	0.8184	1	0.13181281	0.18155986	-0.04974705
129	0.84859949	0.7884	1	0.15140051	0.21159422	-0.06019371
5	0.39603713	0.4602	0	0.39603713	0.46020421	-0.06416708
108	0.81564581	0.7513	1	0.18435419	0.24871957	-0.06436538
77	0.71137428	0.7808	1	0.28862572	0.21915382	0.0694719
60	0.73935401	0.6688	1	0.26064599	0.33119559	-0.0705496
68	0.7218408	0.7997	1	0.2781592	0.20032084	0.07783836
106	0.82936078	0.7513	1	0.17063922	0.24871957	-0.07808035
17	0.72286034	0.8042	1	0.27713966	0.19576895	0.08137071
71	0.75370592	0.6654	1	0.24629408	0.33460087	-0.08830679
74	0.67769212	0.7684	1	0.32230788	0.23157322	0.09073466

Tabla 5.7.a. Comparación de los resultados de ambos métodos.

Imagen N°	Ferrero	Capas	Real	Error Ferrero E_f	Error Capas E_c	Diferencia $E_c - E_f$
28	0.47556975	0.5685	1	0.52443025	0.43150717	0.09292308
73	0.71587157	0.812	1	0.28412843	0.18803042	0.09609801
115	0.72567689	0.8233	1	0.27432311	0.17673755	0.09758556
130	0.64548618	0.7513	0	0.64548618	0.75128043	-0.10579425
53	0.86970466	0.7638	1	0.13029534	0.23623693	-0.10594159
94	0.15848073	0.0498	0	0.15848073	0.04975453	0.1087262
1	0.86099982	0.7513	1	0.13900018	0.24871957	-0.10971939
37	0	0.113	0	0	0.11299466	-0.11299466
36	0	0.113	0	0	0.11299466	-0.11299466
38	0	0.113	0	0	0.11299466	-0.11299466
35	0	0.113	0	0	0.11299466	-0.11299466
16	0	0.113	0	0	0.11299466	-0.11299466
139	0.92333406	0.8101	1	0.07666594	0.18990988	-0.11324394
45	0.72459817	0.8411	1	0.27540183	0.15893167	0.11647016
75	0.70160192	0.8206	1	0.29839808	0.17942387	0.11897421
93	0.15392828	0.0233	0	0.15392828	0.02325229	0.13067599
148	0.47556975	0.6078	1	0.52443025	0.39220721	0.13222304
65	0.78651744	0.925	1	0.21348256	0.07503825	0.13844431
138	0.89255041	0.7513	1	0.10744959	0.24871957	-0.14126998
70	0.69855702	0.8412	1	0.30144298	0.15878719	0.14265579
117	0.47556975	0.6202	0	0.47556975	0.62017441	-0.14460466
11	0.47838238	0.6237	0	0.47838238	0.62365657	-0.14527419
7	0.42433733	0.57	1	0.57566267	0.42998052	0.14568215
91	0.71754134	0.5646	1	0.28245866	0.43544763	-0.15298897
100	0.9046489	0.7513	0	0.9046489	0.75128043	0.15336847
32	0.90530366	0.7513	1	0.09469634	0.24871957	-0.15402323
54	0.91269445	0.7513	1	0.08730555	0.24871957	-0.16141402
140	0.47556975	0.3083	0	0.47556975	0.30832002	0.16724973
81	0.9186179	0.7513	1	0.0813821	0.24871957	-0.16733747
87	0.74422193	0.9137	1	0.25577807	0.08631033	0.16946774
62	0.93129289	0.7513	1	0.06870711	0.24871957	-0.18001246
25	0.46598083	0.281	0	0.46598083	0.28096375	0.18501708
105	0.56152809	0.7513	0	0.56152809	0.75128043	-0.18975234
107	0.55989432	0.7513	0	0.55989432	0.75128043	-0.19138611
137	0.66330016	0.8597	1	0.33669984	0.14026189	0.19643795
43	0.72871703	0.9286	1	0.27128297	0.071419	0.19986397
59	0.49038544	0.6907	1	0.50961456	0.30930966	0.2003049
72	0.95160913	0.7513	1	0.04839087	0.24871957	-0.2003287
83	0.51775789	0.7232	1	0.48224211	0.27682668	0.20541543
14	0.47556975	0.6819	1	0.52443025	0.31810582	0.20632443
33	0.47556975	0.2623	1	0.52443025	0.73772225	-0.213292
92	0.72262412	0.5047	1	0.27737588	0.49534404	-0.21796816
128	0.75976789	0.9819	1	0.24023211	0.01814944	0.22208267
136	0.66299003	0.8891	1	0.33700997	0.11085969	0.22615028

Tabla 5.7.b. Comparación de los resultados de ambos métodos.

Imagen N°	Ferrero	Capas	Real	Error Ferrero E_f	Error Capas E_c	Diferencia $E_c - E_f$
67	0.72537112	0.9516	1	0.27462888	0.04842162	0.22620726
111	0.73055905	0.9636	1	0.26944095	0.03643245	0.2330085
41	0.71829432	0.9585	1	0.28170568	0.04148942	0.24021626
23	0.42833304	0.1697	1	0.57166696	0.83028805	-0.25862109
48	0.47556975	0.2127	0	0.47556975	0.21269341	0.26287634
69	0.48311493	0.7513	1	0.51688507	0.24871957	0.2681655
49	0.47556975	0.2045	0	0.47556975	0.20452133	0.27104842
78	0.47556975	0.2015	0	0.47556975	0.20149589	0.27407386
47	0.47556975	0.1997	0	0.47556975	0.1997451	0.27582465
26	0.45687306	0.1754	0	0.45687306	0.17538469	0.28148837
21	0.69890499	0.9815	1	0.30109501	0.01847225	0.28262276
88	0.46826521	0.7513	1	0.53173479	0.24871957	0.28301522
118	0.47556975	0.1885	0	0.47556975	0.18845749	0.28711226
103	0.47556975	0.1861	0	0.47556975	0.18611513	0.28945462
126	0.47556975	0.7669	1	0.52443025	0.23314601	0.29128424
6	0.38795245	0.6844	0	0.38795245	0.68438268	-0.29643023
79	0.47556975	0.7744	1	0.52443025	0.22561723	0.29881302
46	0.41334692	0.713	1	0.58665308	0.28699738	0.2996557
104	0.41541544	0.1149	0	0.41541544	0.11488991	0.30052553
15	0.3559196	0.0477	0	0.3559196	0.04769824	0.30822136
76	0.47556975	0.1554	0	0.47556975	0.15542442	0.32014533
29	0.47556975	0.8025	1	0.52443025	0.19752324	0.32690701
101	0.47556975	0.8041	1	0.52443025	0.19593441	0.32849584
58	0.47556975	0.147	0	0.47556975	0.14695545	0.3286143
40	0.46389881	0.8105	1	0.53610119	0.18945181	0.34664938
80	0.47556975	0.8249	1	0.52443025	0.17505711	0.34937314
86	0.40048194	0.7513	1	0.59951806	0.24871957	0.35079849
97	0.45826727	0.8246	1	0.54173273	0.17537063	0.3663621
112	0.58536297	0.9527	1	0.41463703	0.04726094	0.36737609
30	0.46299711	0.8516	1	0.53700289	0.14835715	0.38864574
124	0.47556975	0.8654	1	0.52443025	0.1346392	0.38979105
135	0.46281195	0.0646	0	0.46281195	0.06464855	0.3981634
116	0.47556975	0.8767	1	0.52443025	0.1232723	0.40115795
10	0.7317791	0.3166	0	0.7317791	0.31655562	0.41522348
134	0.46076983	0.0453	0	0.46076983	0.04531365	0.41545618
96	0.41978264	0	0	0.41978264	0	0.41978264
12	0.46926683	0.0458	0	0.46926683	0.04581384	0.42345299
18	0.47556975	0.9025	1	0.52443025	0.09752685	0.4269034
13	0.47333017	0.0421	1	0.52666983	0.95787293	-0.4312031
52	0.47556975	0.0402	0	0.47556975	0.04017888	0.43539087
3	0.53004861	0.9725	1	0.46995139	0.02754736	0.44240403
89	0.45307025	0.9083	1	0.54692975	0.09170461	0.45522514
51	0.47556975	0.0138	0	0.47556975	0.01384378	0.46172597
119	0.20522331	0.6688	1	0.79477669	0.33123583	0.46354086

Tabla 5.7.c. Comparación de los resultados de ambos métodos.

Imagen N°	Ferrero	Capas	Real	Error Ferrero E_f	Error Capas E_c	Diferencia $E_c - E_f$
8	0.41256964	0.8761	1	0.58743036	0.1238808	0.46354956
31	0.47556975	0.9516	1	0.52443025	0.04839879	0.47603146
84	0.46320501	0.945	1	0.53679499	0.05496877	0.48182622
123	0.47556975	0.9597	1	0.52443025	0.04032916	0.48410109
50	0.47556975	0.9627	0	0.47556975	0.96266222	-0.48709247
4	0.46915919	0.96	1	0.53084081	0.04001558	0.49082523
22	0.47556975	0.9682	1	0.52443025	0.03176451	0.49266574
27	0.47556975	0.9703	1	0.52443025	0.02974647	0.49468378
109	0.48750028	0.9824	1	0.51249972	0.01756734	0.49493238
39	0.46867085	0.964	1	0.53132915	0.03603506	0.49529409
56	0.47556975	0.9724	1	0.52443025	0.02763754	0.49679271
55	0.47556975	0.9729	1	0.52443025	0.02706695	0.4973633
149	0.47556975	0.9811	1	0.52443025	0.01888251	0.50554774
110	0.47556975	0.9821	1	0.52443025	0.01786894	0.50656131
90	0.42783737	0.9418	1	0.57216263	0.0582481	0.51391453
121	0.45529473	0.9692	0	0.45529473	0.96922779	-0.51393306
127	0.47556975	1	1	0.52443025	0	0.52443025
44	0.47556975	1	1	0.52443025	0	0.52443025
122	0.47556975	1	0	0.47556975	1	-0.52443025
143	0.46053001	0.9855	1	0.53946999	0.01448542	0.52498457
132	0.22455586	0.7513	0	0.22455586	0.75128043	-0.52672457
120	0.36425188	0.894	1	0.63574812	0.10600507	0.52974305
144	0.21736649	0.7513	0	0.21736649	0.75128043	-0.53391394
125	0.46238786	1	1	0.53761214	0	0.53761214
24	0.46169627	1	1	0.53830373	0	0.53830373
102	0.31518331	0.8549	1	0.68481669	0.14512563	0.53969106
145	0.20717257	0.7513	0	0.20717257	0.75128043	-0.54410786
42	0.43010551	0.977	1	0.56989449	0.02295786	0.54693663
142	0.42811611	0.9785	1	0.57188389	0.02153611	0.55034778
95	0.43412289	0.9904	0	0.43412289	0.99040848	-0.55628559
9	0.71085924	0.079	0	0.71085924	0.0790475	0.63181174
113	0.19773531	0.8353	1	0.80226469	0.16471571	0.63754898
64	0.33020949	0.9802	1	0.66979051	0.01983333	0.64995718
133	0.09726956	0.7513	0	0.09726956	0.75128043	-0.65401087
82	0.11975512	0.7915	1	0.88024488	0.20853883	0.67170605
147	0.17510447	0.9548	1	0.82489553	0.04521286	0.77968267
98	0.15635006	0.9534	1	0.84364994	0.04659724	0.7970527

Tabla 5.7.d. Comparación de los resultados de ambos métodos.

Magnitud	Símbolo	Valor
Diferencia hipotética de ambas muestras	d_0	0
Diferencia media de ambas muestras	d	0.16442513
Desvío estándar de la diferencia de ambas muestras	S_d	0.30440982
Tamaño de la muestra	n	149

Tabla 5.8. Variables independientes de las ecuaciones para este test de hipótesis.

Magnitud	Símbolo	Valor
Fractil de t-Sudent	t	6.59330
Grados de libertad	df	148

Tabla 5.9. Variables resultantes de las ecuaciones para este test de hipótesis.

Para que estas formulas sean válidas, se pide que la población sea normal o que el tamaño de la muestra sea mayor a 30 (en nuestro caso es 149, por lo que se cumplen los requisitos).

En el caso del test que se desea realizar, d - es la media de la diferencia entre ambas muestras y d_0 la media propuesta. Se utilizará $d_0=0$ para buscar con que nivel de significación la media difiere de 0.

La diferencia media de ambas muestras se obtiene mediante $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_{c,i} - E_{f,i})$ y el

desvío estándar mediante $S_d = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - (E_{c,i} - E_{f,i}))^2}$ siendo $n=149$ el tamaño de

la muestra y E_c y E_f los errores obtenidos por el método de capas y el método de Ferrero *et al.* para un mismo estudio.

De los cálculos se obtiene $\bar{d}=0.1644$ y $S_d=0.3044$ con $n=149$ el tamaño de la muestra. Aplicando las formulas se obtiene un fractil $t=6.59330$ y $df=148$ los grados de libertad.

Las figuras 5.1 y 5.2 representan respectivamente las funciones de densidad y acumulativa la distribución t-Student para 148 grados de libertad. Como se puede observar, especialmente en la figura 5.1, para 148 grados de libertad, la distribución t-student es casi una normal de $\mu=0$ y $\sigma=1$.

Con el nivel de significación $\alpha=1-F(t)$ con $F(x)$ la función acumulativa de densidad de probabilidad buscamos calcular la probabilidad de haber llegado a los resultados y que pese a ello el método de Ferrero *et al.* aún sea mejor que el de capas concéntricas.

El resultado arroja que $\alpha=3.5586 \cdot 10^{-10}$, por lo que la prueba de hipótesis es excesivamente concluyente.

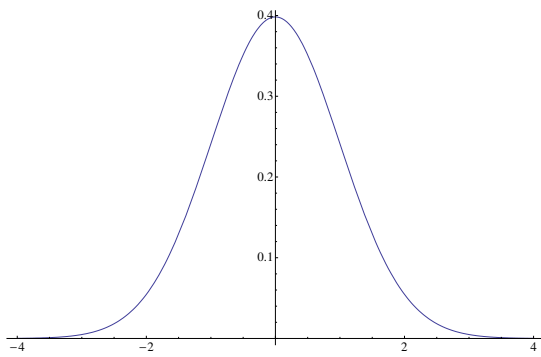


Figura 5.1. Función de distribución de la probabilidad para una t-student de 148 grados de libertad.

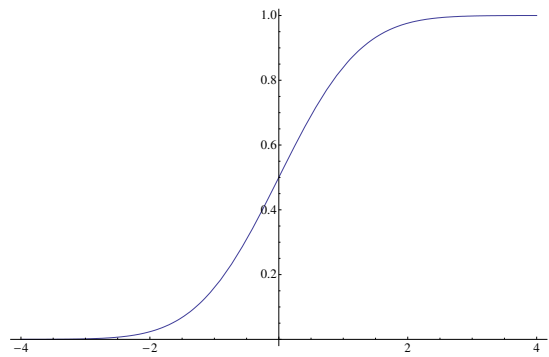


Figura 5.2. Función acumulativa de la probabilidad para una t-student de 148 grados de libertad.

5.4 Interpretación de los resultados

Como se puede observar los mejores resultados se obtienen con un entrenamiento de 450 000 epochs, una red neuronal con tres capas y 12 neuronas en la capa oculta. Esta configuración y tiempo de entrenamiento es muy dependiente del tamaño de la muestra y probablemente no debería ser tomada tan en cuenta como resultados.

Como se puede observar en los resultados del test de hipótesis, el método de utilizar el contorno con capas concéntricas prueba una mejoría, logrando aciertos de hasta 19/149 (87%) aunque en promedio son 22/149 (85%) contra 63/149 (58%) con el método de Ferrero *et al.* Esto constituye una prueba fundamental de que el método propuesto es una mejora.

Sin embargo, las varianzas, los momentos de inercia, los filtros Sobel y las capas muy alejadas del borde probaron no influir en los resultados, sobrecargando la red y logrando valores que en ciertos casos pueden llegar a ser peores que en los del citado trabajo anterior.

Los radios internos máximo y mínimo mostraron no ensuciar tanto la red y podrían llegar a ser prometedores si se encuentra una combinación adecuada y podría incluso superar al de la media.

Finalmente podemos decir que la mejor detección se da utilizando el brillo medio por región, utilizando las primeras 5 regiones concéntricas exteriores, 2 regiones interiores, la región del núcleo y la correspondiente al borde.

Se encontró además que gran parte de los 19 fracasos correspondía en parte a imágenes cuyo pre-procesamiento estaba mal realizado o bien su contorno como dato de entrada no bordeaba correctamente el tumor en todas sus partes. La mejoría de los algoritmos de pre-procesamiento y/o de calculo de contornos podrían significar un enorme avance como futuras líneas de investigación.

Capítulo 6. Conclusión

En este capítulo se presentan las aportaciones de esta tesis (sección 6.1) y las futuras líneas de trabajo (sección 6.2).

6.1 Aportaciones

Dados los abordajes previos hechos por [Ferrero *et al.*, 2006] para solucionar el problema de clasificación de mamografías, en esta tesis se introducen las mejoras que describen los siguientes párrafos.

Primero se encuentra la utilización de una base de datos con mayor resolución y conocimiento del contorno de la anomalía.

Luego, la utilización de capas concéntricas definidas alrededor de su contorno (basadas en la forma del tumor) para definir regiones de interés, y luego, ser transformadas en valores de entrada para el proceso de clasificación. El gran aporte aquí se basa en no utilizar regiones cuadradas elegidas arbitrariamente que no aprovechaban el análisis de la anomalía en sí utilizando la información de contorno que esta base de datos provee.

Además, para el método propuesto se ha estudiado la utilización de diferentes parámetros, de ellos los más promisorios son el tamaño del contorno, el radio mínimo o el radio máximo, siempre y cuando se los combine con información sobre las primeras capas internas y externas del tumor. Esta información puede venir como luminosidad media de la imagen original o como luminosidad media de la imagen procesada con el filtro Sobel módulo (si bien este es mucho más lento, obtiene resultados similares).

Desde el punto de vista de la velocidad, la varianza y el momento de inercia necesitaban una doble recorrida de las regiones de la figura para calcularse, ya que el momento de inercia requería del cálculo del centro de gravedad para luego sumar el producto de la luminosidad por las distancias del mismo a los puntos a recorrer; mientras que la varianza requería del cálculo de la media para luego calcular la diferencia cuadrática de cada píxel de la región con respecto a ésta. En resumen, se mostró que bajo estos parámetros procesar la información de manera previa a la red resulta innecesario y se puede obviar.

El desarrollo de esta tesis indirectamente, también dejó definido un marco de experimentación apto para el desarrollo de trabajos, donde otras entradas de redes podrán ser evaluadas. La utilización de esta tesis como base de los mismos podría ser de suma ayuda.

6.2 Futuras líneas de trabajo

Durante el desarrollo de la presente tesis han surgido las siguientes líneas de trabajo.

Al haberse definido un método dividido en capas de abstracción, es muy fácil poder encuadrar en ellas nuevos algoritmos sin la necesidad de tener en cuenta el resto de los problemas pertenecientes a otras capas. Es más, en caso de encontrarse un algoritmo que mejore una etapa de desarrollo, es posible aplicarlo dentro del código desarrollado con el cual se realizaron las pruebas sin la necesidad de modificar el resto del software.

En la capa de pre-procesamiento, es posible investigar si ecualizaciones no lineales obtienen mejores resultados. Una ecualización muy utilizada es la sigmoideal cuya función de transformación fue expresada en la propiedad 1 de la sección 2.4.1.3, pero existen muchas otras posibles ecualizaciones ya que cualquier distribución de probabilidad tiene una función acumulativa creciente con propiedades favorables como para poder ecualizar una imagen logrando así diferencias más marcadas. Como se mencionó en la sección 4.3.4, esta tesis utilizó la distribución uniforme, ya que su función acumulativa es lineal.

La correcta selección de los contornos es uno de los problemas que contribuyen a la calidad de los resultados. Se propone como futura línea de investigación trabajar sobre ellos. Si se logra un algoritmo automatizado capaz de encontrarlos y marcarlos, no sería necesaria la intervención del ojo humano. Algoritmos de *clustering* pueden ser utilizados con el fin de encontrar zonas brillantes distintas del resto.

También es posible encontrar un algoritmo de entalle la región propuesta por el profesional que diagnostica y la lleve a un contorno del tumor mucho más preciso. De lograrse esto, los datos de entrada tendrían mucho menos ruido del que se menciona en la interpretación de los resultados experimentales (sección 5.4).

En la capa de generación de las entradas para las redes existe la posibilidad de

incorporar nuevos operadores estadísticos que lleven a mejores tasas de éxito. Sería conveniente explorar cuales obtienen buenos resultados. Esta tesis deja disponible una metodología preparada para esta exploración.

Si bien el filtro Sobel mostró no ser significativo en el método propuesto, resultados tempranos aconsejan estudiar su utilización en futuras líneas de trabajo. Para ello será necesaria la utilización de una base de datos donde el contorno del tumor se encuentre mejor entallado o bien contar con algoritmos que corrijan esto.

Capítulo 7. Referencias

- AMA. 2006. *Consenso Nacional Inter-Sociedades sobre Cáncer de Mama: Pautas para el Diagnóstico y Manejo de las Lesiones Mamarias Subclínicas*. Asociación Médica Argentina. 2006.
- Antonie, M.; Zăiene, O.; Coman, A. 2001. *Application of data mining techniques for medical image classification*. Proceedings of the Second International Workshop on Multimedia Data Mining. San Francisco.
- Arzhaeva Y.; van Ginneken, B.; Tax, D. 2006. *Image Classification from Generalized Image Distance Features: Application to Detection of Interstitial Disease in Chest Radiographs* Tax Image Sciences Institute, Delft University of Technology, Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06) 0-7695-2521-0/06
- Bellman, R.. 1958. *On a Routing Problem*. En Quarterly of Applied Mathematics, 16(1), pp.87-90.
- Berhrend, P. 2006. *Identificación de marcas en la industria siderúrgica*. Reportes técnicos en ingeniería del software, 8(2):43-46. ISSN: 16775002
- Chan, H. P.; Doi, K.; Galhotra, S.; Vyborny, C. J.; MacMahon, H.; Jokich, P. M. 1987. *Image Feature Analysis and Computer-Aided Diagnosis in Digital Radiography: Part 1 Automated Detection of Microcalcifications in Mammography*, Medical Physics, vol. 14, pp. 538-548,
- Davies, D. H. 1993 *Digital mammography - the comparative evaluation of film digitizers*. British Journal of Radiology, Vol.66 pp930-933.
- Duncan, J. S.; Ayache, N. 2000. *Medical Image Analysis: Progress over Two Decades and the Challenges Ahead*. Ieee transactions on pattern analysis and

- Ferrero, G.; Britos, P.; García-Martínez, R. 2006. *Detection of Breast Lesions in Medical Digital Imaging Using Neural Networks*. IFIP International Federation for Information Processing, Volume 218, Professional Practice in Artificial Intelligence, eds. J. Debenham, (Boston: Springer), pp. 1-10.
- van Ginneken, B.; Katsuragawa, S.; ter Haar Romeny, B.; Doi, K.; Viergever, M. 2002. *Automatic detection of abnormalities in chest radiographs using local texture analysis*, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 21, no. 2, pp. 139–149.
- Gokhale, M.; Aslandonga Y. 2003. *A Visualization Oriented Data Mining Tool for Biomedical Images*. 9 Páginas. Departament of Computer Science and Engineering, University of Texas at Arlington.
- Heath, M.; Bowyer, K.; Kopans, D; Kegelmeyer, W. P.; Moore, R.; Chang, K.; MunishKumaran, S. 1998. *Current status of the Digital Database for Screening Mammography*, Digital Mammography, 457-460, Kluwer Academic Publishers; Proceedings of the Fourth International Workshop on Digital Mammography.
- Heath, M.; Bowyer, K.; Kopans, D; Moore, R.; Kegelmeyer, W. P. 2001. *The Digital Database for Screening Mammography*, Proceedings of the Fifth International Workshop on Digital Mammography, M.J. Yaffe, ed., 212-218, Medical Physics Publishing, ISBN 1-930524-00-5.
- Lee, N. J. 2006. *Computer-Aided Diagnostic Systems for Digital Mammograms*. Tesis de Mágister, Louisiana State University.
- Loog, M.; van Ginneken, B. 2004. *Static posterior probability fusion for signal detection: applications in the detection of interstitial diseases in chest radiographs*, in International. Conference on Pattern Recognition, J. Kittler, M. Petrou, and M. Nixon, Eds.

- MAP. 2002a. *Estudio de Viabilidad del Sistema (Proceso EVS)*. MÉTRICA. VERSIÓN 3. Metodología de Planificación, Desarrollo y Mantenimiento de sistemas de información. Ministerio de Administraciones Públicas de España. Disponible en <http://www.csae.map.es/csi/metrica3/evs.pdf> vigente al 20/12/2008.
- MAP. 2002b. *Análisis del Sistema de Información (Proceso ASI)*. MÉTRICA. VERSIÓN 3. Metodología de Planificación, Desarrollo y Mantenimiento de sistemas de información. Ministerio de Administraciones Públicas de España. Disponible en <http://www.csae.map.es/csi/metrica3/asiproc.pdf> vigente al 20/12/2008.
- MAP. 2002c. *Gestión de Proyectos (Proceso GPI)*. MÉTRICA. VERSIÓN 3. Metodología de Planificación, Desarrollo y Mantenimiento de sistemas de información. Ministerio de Administraciones Públicas de España. Disponible en <http://www.csae.map.es/csi/metrica3/gespro.pdf> vigente al 20/12/2008.
- MAP. 2002d. *Técnicas y Prácticas*. MÉTRICA. VERSIÓN 3. Metodología de Planificación, Desarrollo y Mantenimiento de sistemas de información. Ministerio de Administraciones Públicas de España. Disponible en <http://www.csae.map.es/csi/metrica3/tecnicas.pdf> vigente al 20/12/2008.
- Martelli, A. 1976. *An Application of Heuristic Search Methods to Edge and Contour Detection*, Comm. ACM, vol. 19, pp. 73-83.
- Pizer, S.; Todd-Pokropek, A.E. 1978. *Improvement of Scintigrams by Computer Processing*, Seminars in Nuclear Medicine, vol. 8, no. 2, pp. 125-146, Apr. 1978.
- Selman, S. 2000. *Data Mining of Digital Mammograms Will Aid in War against Cancer*.

- Shannon, C. E. 1948. *A mathematical theory of communication*. Bell System Technical Journal, vol. 27, pp. 379-423 and 623-656, July and October, 1948.
- Simoff, S.; Djeraba, C.; Zaïane, O. 2002. *Multimedia Data Mining between Promise and Problems*. 3rd Edition of the International Workshop on Multimedia Data Mining. ACM SIGKDD Explorations 4(3): 118-121. December 2002.
- Sklansky, J.; Ballard, D. 1973. *Tumor Detection in Radiographs*, Computers and Biomedical Research, vol. 6, no. 4, pp. 299-321, Aug. 1973.
- Sluimer, I.; van Waes, P.F.; Viergever, M. A.; van Ginneken, B. 2003. *Computer-aided diagnosis in high resolution CT of the lungs*, Medical Physics, Vol. 30(12): 3081–3090.
- Smith, R. A.; Caleffi M.; Albert, U. S.; Chen, T. H.; Duffy, S. W.; Franceschi, D.; Nystrom, L. 2006. *Breast cancer in limited-resource countries: early detection and access to care*. Breast J;12 Suppl 1:S16-26.
- Sobel, I., Feldman, G. 1968. *A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing*, presentado en la Stanford Artificial Project.
- Strauss, H.W. et al. 1971. *A Scintiphotographic Method for Measuring Left Ventricular Ejection Fraction in Man Without Cardiac Catheterization*, Am. J. Cardiology, vol. 28, pp. 985- 991, Nov. 1971.
- Uchiyama, Y.; Katsuragawa, S.; Abe, H.; Shiraishi, J.; Li, F.; Li, Q.; Zhang, C.-T.; Suzuki, K.; Doi, K. 2003. *Quantitative computerized analysis of diffuse lung disease in high-resolution computed tomography*, Medical Physics, Vol. 30(9): 2440–2454.

- Uppaluri, R.; Hoffman, E.A.; Sonka, M.; Hartley, P.G.; Hunninghake, G.W.; McLennan, G. 1999. *Computer recognition of regional lung disease patterns*, American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine, Vol. 160(2): 648–654.
- Walpole, R. E; Myers, R. H. 1999. *Probabilidad y estadística para ingenieros*, Pearson Educación, ISBN 9701702646, 9789701702642, p 229.
- Wirth, M; Lyon, J; Fraschini, M; Nikitenko, D. 2004. *The Effect of Mammogram Databases on Algorithm Performance*, cbms, p. 15, 17th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'04), 2004
- Yachida, M.; Ykeda, M.; Tsuji, S. 1980. *A Plan-Guided Analysis of Cineangiograms for Measurement of Dynamic Behavior of the Heart Wall*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 2, pp. 537-543.
- Zorman, M.; Kokol, P.; Lenic, M.; Povalej, P.; Stiglic, B.; Flisar, D. 2003. *Intelligent platform for automatic medical knowledge acquisition: detection and understanding of neural dysfunctions*. Lab. for Syst. Design, Maribor Univ., Slovenia; Computer-Based Medical Systems, Proceedings. 16th IEEE Symposium, pp. 136-141. ISSN 1063-71258
- Zrimec, T.; Busayarat, S. 2007. *A System for Computer Aided Detection of Diseases Patterns in High Resolution CT Images of the Lungs*. Computer-Based Medical Systems. CBMS apos;07. Twentieth IEEE International Symposium on Volume, Issue, 20-22 June, pp. 41-

Anexo A. Pruebas Realizadas

El presente anexo describe las pruebas realizadas y los resultados obtenidos. Estas son la prueba 1, Distancias radiales (sección A.1); la prueba 2, Momentos de inercia no ponderados (sección A.2); la prueba 3, Distancias radiales ponderadas (sección A.3); la prueba 4, Momentos de inercia ponderados (sección A.4); la prueba 5, Luminosidad media (sección A.5); la prueba 6, Varianza de luminosidad (sección A.6); la prueba 7, Subóptimo (sección A.7); la prueba 8, Óptimo (sección A.8); la prueba 9, Distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel (sección A.9); la prueba 10, Momento de inercia ponderado con módulo Sobel (sección A.10); la prueba 11, Luminosidad media de módulo Sobel (sección A.11); la prueba 12, Varianza con Sobel módulo (sección A.12); la prueba 13, Distancias radiales ponderadas con argumento Sobel (sección A.13); la prueba 14, Distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales (sección A.14); la prueba 15, Momento de inercia ponderado con argumento Sobel (sección A.15); la prueba 16, Luminosidad media en argumento Sobel (sección A.16) y finalmente la prueba 17, Varianza de Sobel argumento (sección A.17).

A.1 Prueba 1: Distancias radiales

El objetivo de esta prueba fue observar entradas en la red neuronal relacionadas con las distancias radiales al centro del tumor. Como centro del tumor fue elegido el centro de inercia no ponderado, es decir el resultado de sumar todas las componentes x e y de los píxeles incluidos y dividirlos por el total de píxeles. Al no ser ponderados, no depende del valor de la imagen sino de la forma del contorno, por lo tanto los filtros gráficos, como Sobel proveerán el mismo centro de la figura. El resultado de esta prueba fue relativamente bueno ya que los radios son una buena medida del tamaño del tumor y éste probó ser útil. Pese a esto, hay dos neuronas nuevas, una para el máximo y otra para el mínimo, por lo que se tiende a ensuciar más la red que si se utilizase solamente el tamaño. El resto de las neuronas utilizadas fueron las medias de las capas, información necesaria para que la clasificación no quede fuera de rango.

El resultado obtenido era lo esperado, ya que se sabe que al ingresar información

análoga al óptimo, pero incrementando la cantidad de neuronas de entrada, el resultado es bueno. Lamentablemente se logró superar el óptimo aquí. Las tablas A.1 y A.2 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	dist dist.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + Inercia, Normal + Capa Externa 1 + RadioMinPonderado, Normal + Capa Interna 1 + Inercia, Normal + Capa Interna 1 + RadioMinPonderado, Normal + Contorno + Inercia, Normal + Contorno + RadioMinPonderado, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + Inercia, Normal + Núcleo + RadioMinPonderado, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	106 (71.14%)	92 (61.74%)
positivos	85 (57.05%)	66 (44.30%)
negativos	21 (14.09%)	26 (17.45%)
fracasos	43 (28.86%)	57 (38.26%)
falsos positivos	27 (18.12%)	22 (14.77%)
falsos negativos	16 (10.74%)	35 (23.49%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	46.4538%	47.4918%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.1. Resumen de la prueba “distancias Radiales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.61614007	1	Sí	0.63877642	1	Sí
2	1	0.63061965	1	Sí	0.84025532	1	Sí
3	1	0.51110828	1	Sí	0.54154372	1	Sí
4	1	0.61451471	1	Sí	0.50976211	1	Sí
5	0	0.71006948	1	No	0.79388106	1	No
6	0	0.75253916	1	No	0.96928883	1	No
7	1	0	0	No	0.32083237	0	No
8	1	0	0	No	0.20242429	0	No
9	0	0.57519108	1	No	0.45468122	0	Sí
10	0	0.56846642	1	No	0.65348953	1	No
11	0	0.5312326	1	No	0.61329216	1	No
12	0	0.53483176	1	No	0.62495661	1	No
13	1	0.55379522	1	Sí	0.56914425	1	Sí
14	1	0.02191725	0	No	0.33221653	0	No
15	0	0.04915072	0	Sí	0.27180168	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0.0256844	0	Sí
17	1	0.60654837	1	Sí	0.51826417	1	Sí
18	1	0.54010987	1	Sí	0.62465537	1	Sí
19	1	0.03770428	0	No	0.20379166	0	No
20	1	0.14435723	0	No	0.31399125	0	No
21	1	0.59029549	1	Sí	0.49840912	0	No
22	1	0.57741255	1	Sí	0.57139575	1	Sí
23	1	0.4624407	0	No	0.41153955	0	No
24	1	0.41732609	0	No	0.30892062	0	No
25	0	0.28918776	0	Sí	0.40551704	0	Sí
26	0	0.03935	0	Sí	0.44224808	0	Sí
27	1	0.54590029	1	Sí	0.58976144	1	Sí
28	1	0.5409742	1	Sí	0.59462279	1	Sí

Tabla A.2.a. Datos de la prueba “distancias radiales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
29	1	0.51612788	1	Sí	0.52002752	1	Sí
30	1	0.488473	0	No	0.49708787	0	No
31	1	0.54631495	1	Sí	0.5598864	1	Sí
32	1	0.61244005	1	Sí	0.8800807	1	Sí
33	1	0.46674299	0	No	0.41228503	0	No
34	1	0.62971431	1	Sí	0.64641851	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0	0	Sí	0.02713498	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0.02358597	0	Sí
39	1	0.51447839	1	Sí	0.52873802	1	Sí
40	1	0.33299756	0	No	0.22527027	0	No
41	1	0.55541646	1	Sí	0.63797015	1	Sí
42	1	0.32439163	0	No	0.2182958	0	No
43	1	0.56345546	1	Sí	0.69924223	1	Sí
44	1	0.4721745	0	No	0.44775194	0	No
45	1	0.61691314	1	Sí	0.44077155	0	No
46	1	0.65364563	1	Sí	0.60927939	1	Sí
47	0	0.53199607	1	No	0.60921979	1	No
48	0	0.51808858	1	No	0.51662821	1	No
49	0	0.47744322	0	Sí	0.40831646	0	Sí
50	0	0.54639423	1	No	0.54959321	1	No
51	0	0.51870298	1	No	0.51220191	1	No
52	0	0.52504224	1	No	0.54640901	1	No
53	1	0.68115902	1	Sí	0.71545225	1	Sí
54	1	0.66214943	1	Sí	0.37839478	0	No
55	1	0.52728385	1	Sí	0.45275092	0	No
56	1	0.51238108	1	Sí	0.43479279	0	No
57	0	0	0	Sí	0.24605078	0	Sí
58	0	0.11156934	0	Sí	0.30158174	0	Sí
59	1	0.5385527	1	Sí	0.62182117	1	Sí
60	1	0.58454227	1	Sí	0.47965187	0	No
61	1	0.72036856	1	Sí	0.87227154	1	Sí
62	1	0.71749711	1	Sí	0.951711	1	Sí
63	1	0.63088065	1	Sí	0.87587249	1	Sí
64	1	0.90925205	1	Sí	0.95240253	1	Sí
65	1	0.9215821	1	Sí	0.69503713	1	Sí
66	1	0.75404221	1	Sí	0.54887378	1	Sí
67	1	0.60943782	1	Sí	0.48529375	0	No
68	1	0.61657095	1	Sí	0.53019404	1	Sí
69	1	0.87973541	1	Sí	1	1	Sí
70	1	0.74677151	1	Sí	0.97559917	1	Sí
71	1	0.95501566	1	Sí	0.71868807	1	Sí
72	1	0.93973488	1	Sí	1	1	Sí
73	1	0.62558794	1	Sí	0.4396618	0	No
74	1	0.64044762	1	Sí	0.83040303	1	Sí
75	1	0.58534467	1	Sí	0.67724586	1	Sí
76	0	0.50424534	1	No	0.50328064	1	No
77	1	0.57820195	1	Sí	0.56859499	1	Sí
78	0	0.49994743	0	Sí	0.4278504	0	Sí
79	1	0.47257781	0	No	0.42559323	0	No
80	1	0.76381981	1	Sí	0.19115119	0	No
81	1	0.63621449	1	Sí	0.93608284	1	Sí
82	1	0.69271553	1	Sí	0.48599839	0	No
83	1	0.66219276	1	Sí	0.47353539	0	No
84	1	0.81898659	1	Sí	0.59278351	1	Sí
85	1	0.82405454	1	Sí	0.67592973	1	Sí
86	1	0.8418237	1	Sí	0.42223254	0	No

Tabla A.2.b. Datos de la prueba “distancias radiales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
87	1	0.81630236	1	Sí	0.83321339	1	Sí
88	1	0.82916409	1	Sí	0.44659954	0	No
89	1	0.47926411	0	No	0.41070279	0	No
90	1	0.44907373	0	No	0.37562948	0	No
91	1	0.57753789	1	Sí	0.32620406	0	No
92	1	0.59066951	1	Sí	0.37794361	0	No
93	0	0	0	Sí	0.14288776	0	Sí
94	0	0.0252845	0	Sí	0.06334986	0	Sí
95	0	0.31606713	0	Sí	0.36340714	0	Sí
96	0	0	0	Sí	0.36741194	0	Sí
97	1	0.63748085	1	Sí	0.84616208	1	Sí
98	1	0.68943149	1	Sí	0.75027251	1	Sí
99	0	0.81647152	1	No	0.97220337	1	No
100	0	0.82057059	1	No	1	1	No
101	1	0.55266821	1	Sí	0.82105446	1	Sí
102	1	0.73032808	1	Sí	0.60579032	1	Sí
103	0	0.54552817	1	No	0.50848037	1	No
104	0	0.31621698	0	Sí	0.75159568	1	No
105	0	0.84035575	1	No	0.53313375	1	No
106	1	0.80910265	1	Sí	0.95688599	1	Sí
107	0	0.86736894	1	No	0.84324867	1	No
108	1	0.82625526	1	Sí	0.97066289	1	Sí
109	1	0.53054965	1	Sí	0.62148452	1	Sí
110	1	0.51828891	1	Sí	0.44783896	0	No
111	1	0.7663613	1	Sí	0.57381779	1	Sí
112	1	0.59718657	1	Sí	0.53925329	1	Sí
113	1	0.96256703	1	Sí	1	1	Sí
114	1	0.87618923	1	Sí	0.99279785	1	Sí
115	1	0.56425738	1	Sí	0.62969935	1	Sí
116	1	0.5361011	1	Sí	0.59643728	1	Sí
117	0	0.53307694	1	No	0.48770076	0	Sí
118	0	0.1750284	0	Sí	0.41229698	0	Sí
119	1	0.62496781	1	Sí	0.95148045	1	Sí
120	1	0.61067015	1	Sí	0.81260401	1	Sí
121	0	0.51446825	1	No	0.35087967	0	Sí
122	0	0.51727766	1	No	0.59037888	1	No
123	1	0.50445181	1	Sí	0.54913712	1	Sí
124	1	0.5052436	1	Sí	0.51127589	1	Sí
125	1	0.56691021	1	Sí	0.41501418	0	No
126	1	0.55192721	1	Sí	0.58513802	1	Sí
127	1	0.03860809	0	No	0.4162316	0	No
128	1	0.61531734	1	Sí	0.80059803	1	Sí
129	1	0.58974254	1	Sí	0.85654104	1	Sí
130	0	0.64200503	1	No	0.64345431	1	No
131	0	0.5843631	1	No	0.59987795	1	No
132	0	0.67771274	1	No	0.09708261	0	Sí
133	0	0.59870255	1	No	0.04402573	0	Sí
134	0	0.48157007	0	Sí	0.42004737	0	Sí
135	0	0.48420253	0	Sí	0.40549338	0	Sí
136	1	0.61593652	1	Sí	0.31581095	0	No
137	1	0.58927929	1	Sí	0.73727524	1	Sí
138	1	0.64461291	1	Sí	0.97860479	1	Sí
139	1	0.62118024	1	Sí	0.96722668	1	Sí
140	0	0.51104075	1	No	0.49191505	0	Sí
141	0	0.47493088	0	Sí	0.30686235	0	Sí
142	1	0.52360886	1	Sí	0.52710408	1	Sí
143	1	0.51536679	1	Sí	0.46009839	0	No
144	0	0.63377827	1	No	0.80413985	1	No

Tabla A.2.c. Datos de la prueba “distancias radiales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
145	0	0.63046771	1	No	0.7706784	1	No
146	1	0.68637592	1	Sí	0.73680001	1	Sí
147	1	0.86042482	1	Sí	0.82779002	1	Sí
148	1	0.77490336	1	Sí	0.57519937	1	Sí
149	1	0.66683835	1	Sí	0.69840294	1	Sí

Tabla A.2.d. Datos de la prueba “distancias radiales”.

A.2 Prueba 2: Momentos de inercia no ponderados

El objetivo de esta prueba es observar si el momento de inercia -el cual es una característica que poseen todos los cuerpos y que es dependiente de su forma- es una entrada representativa para permitir una buena clasificación. Es de esperar que el resultado no sea bueno ya que en la mayoría de los casos, los contornos se han marcado con una tendencia a lo redondo saliéndose en ciertas partes del contorno real. De todas formas se espera que el resultado supere al de Ferrero gracias al uso de capas concéntricas. Cabe destacar que, al igual que en la prueba anterior, al no ser una prueba ponderada, el resultado depende sólo de la forma de la figura y por lo tanto los filtros aplicados a las imágenes no son utilizados en este tipo de pruebas. Las tablas A.3 y A.4 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	inerce inerce.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + RadioMaxPonderado, Normal + Capa Interna 1 + RadioMaxPonderado, Normal + Contorno + RadioMaxPonderado, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + RadioMaxPonderado, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	101 (67.79%)	96 (64.43%)
positivos	71 (47.65%)	63 (42.28%)
negativos	30 (20.13%)	33 (22.15%)
fracasos	48 (32.21%)	53 (35.57%)
falsos positivos	18 (12.08%)	15 (10.07%)
falsos negativos	30 (20.13%)	38 (25.50%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	46.2737%	46.1398%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.3. Resumen de la prueba “momentos de inercia no ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.73465371	1	Sí	0.95278984	1	Sí
2	1	0.7891264	1	Sí	0.81002992	1	Sí
3	1	0.51950669	1	Sí	0.45420474	0	No
4	1	0.50369477	1	Sí	0.4954305	0	No
5	0	0.4435204	0	Sí	0.42007074	0	Sí
6	0	0.29685035	0	Sí	0.40447924	0	Sí
7	1	0.22773305	0	No	0.47039044	0	No
8	1	0.21294321	0	No	0.38817441	0	No
9	0	0.57214391	1	No	0.52292955	1	No
10	0	0.56900275	1	No	0.50250816	1	No
11	0	0.54564792	1	No	0.40636748	0	Sí
12	0	0.51215327	1	No	0.48867151	0	Sí
13	1	0.76137501	1	Sí	0.52656978	1	Sí
14	1	0.14769441	0	No	0.52172232	1	Sí
15	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
16	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
17	1	0.615327	1	Sí	0.50929034	1	Sí
18	1	0.63998157	1	Sí	0.50425822	1	Sí
19	1	0.31385112	0	No	0.38093406	0	No
20	1	0.35534489	0	No	0.403267	0	No
21	1	0.7687676	1	Sí	0.54593325	1	Sí
22	1	0.7740832	1	Sí	0.55690098	1	Sí
23	1	0.44129232	0	No	0.21774606	0	No
24	1	0.48074323	0	No	0.39981452	0	No
25	0	0.37721637	0	Sí	0.39961368	0	Sí
26	0	0.16456245	0	Sí	0.47042266	0	Sí
27	1	0.66616499	1	Sí	0.52656978	1	Sí
28	1	0.70286822	1	Sí	0.50759673	1	Sí
29	1	0.42115754	0	No	0.71858495	1	Sí
30	1	0.40355119	0	No	0.48770425	0	No
31	1	0.50128478	1	Sí	0.5139277	1	Sí
32	1	0.78699374	1	Sí	0.84065521	1	Sí
33	1	0.2146347	0	No	0.52656978	1	Sí
34	1	0.76851755	1	Sí	0.98576444	1	Sí
35	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
36	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
37	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
38	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
39	1	0.51313418	1	Sí	0.37915117	0	No
40	1	0.53216857	1	Sí	0.27619937	0	No
41	1	0.75222826	1	Sí	0.37073347	0	No
42	1	0.35957253	0	No	0.48606434	0	No
43	1	0.57127512	1	Sí	0.50398517	1	Sí
44	1	0.20386666	0	No	0.52656978	1	Sí
45	1	0.6098603	1	Sí	0.49253672	0	No
46	1	0.56325221	1	Sí	0.433092	0	No
47	0	0.5109182	1	No	0.52866966	1	No
48	0	0.51024866	1	No	0.38822064	0	Sí
49	0	0.34210485	0	Sí	0.49863529	0	Sí
50	0	0.37642774	0	Sí	0.52656978	1	No
51	0	0.37501654	0	Sí	0.68460345	1	No
52	0	0.64959186	1	No	0.43156981	0	Sí
53	1	0.79083866	1	Sí	0.98070979	1	Sí
54	1	0.55925024	1	Sí	0.96495491	1	Sí
55	1	0.53358155	1	Sí	0.46305174	0	No
56	1	0.5928936	1	Sí	0.4449833	0	No

Tabla A.4.a. Datos de la prueba “momentos de inercia no ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
57	0	0.19160655	0	Sí	0.22840479	0	Sí
58	0	0.50193435	1	No	0.52656978	1	No
59	1	0.59285599	1	Sí	0.5718838	1	Sí
60	1	0.78337026	1	Sí	0.5662207	1	Sí
61	1	0.48920822	0	No	0.22791304	0	No
62	1	0.67061085	1	Sí	0.69445485	1	Sí
63	1	0.89126903	1	Sí	0.54588979	1	Sí
64	1	0.9636972	1	Sí	0.60626018	1	Sí
65	1	0.77273798	1	Sí	0.80907768	1	Sí
66	1	0.5482558	1	Sí	0.78335285	1	Sí
67	1	0.62591207	1	Sí	0.4911522	0	No
68	1	0.60223758	1	Sí	0.53115869	1	Sí
69	1	0.24227811	0	No	0.23523995	0	No
70	1	0.36848211	0	No	0.11005434	0	No
71	1	0.60963601	1	Sí	0.46350372	0	No
72	1	0.73074502	1	Sí	0.9526543	1	Sí
73	1	0.59349591	1	Sí	0.4883725	0	No
74	1	0.62042046	1	Sí	0.79489565	1	Sí
75	1	0.62010586	1	Sí	0.66512227	1	Sí
76	0	0.42875072	0	Sí	0.66423666	1	No
77	1	0.59754878	1	Sí	0.49769405	0	No
78	0	0.54528052	1	No	0.3590003	0	Sí
79	1	0.26481768	0	No	0.50304413	1	Sí
80	1	0.86383384	1	Sí	0.58340812	1	Sí
81	1	0.78042388	1	Sí	0.913185	1	Sí
82	1	0.48450848	0	No	0.07983756	0	No
83	1	0.55822545	1	Sí	0.4821094	0	No
84	1	0.48090523	0	No	0.48319578	0	No
85	1	0.58783412	1	Sí	0.52782339	1	Sí
86	1	0.8453474	1	Sí	0.76632351	1	Sí
87	1	0.75994986	1	Sí	0.97078371	1	Sí
88	1	0.84224039	1	Sí	0.79206049	1	Sí
89	1	0.39049599	0	No	0.48533118	0	No
90	1	0.40069127	0	No	0.44007123	0	No
91	1	0.76072204	1	Sí	0.71170861	1	Sí
92	1	0.59871525	1	Sí	0.45500427	0	No
93	0	0.32334167	0	Sí	0.38620591	0	Sí
94	0	0.22537538	0	Sí	0.169212	0	Sí
95	0	0.37369645	0	Sí	0.21365312	0	Sí
96	0	0.25705406	0	Sí	0.44669554	0	Sí
97	1	0.37384254	0	No	0.94960934	1	Sí
98	1	0.38941389	0	No	0.54506683	1	Sí
99	0	0.81719202	1	No	0.98010135	1	No
100	0	0.77488291	1	No	0.82867354	1	No
101	1	0.90847439	1	Sí	0.6835627	1	Sí
102	1	0.75948387	1	Sí	0.65503573	1	Sí
103	0	0.3663899	0	Sí	0.52656978	1	No
104	0	0.58888131	1	No	0.46621686	0	Sí
105	0	0.84127986	1	No	0.18927927	0	Sí
106	1	0.8335939	1	Sí	0.80214828	1	Sí
107	0	0.63604063	1	No	0.2032105	0	Sí
108	1	0.80491692	1	Sí	0.80812109	1	Sí
109	1	0.58635652	1	Sí	0.61978352	1	Sí
110	1	0.53172076	1	Sí	0.41139549	0	No
111	1	0.61919588	1	Sí	0.63607359	1	Sí
112	1	0.58452189	1	Sí	0.51228297	1	Sí
113	1	0.22537538	0	No	0	0	No
114	1	0.82638019	1	Sí	0.70165408	1	Sí

Tabla A.4.b. Datos de la prueba “momentos de inercia no ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
115	1	0.55390871	1	Sí	0.50834781	1	Sí
116	1	0.71444708	1	Sí	0.50608331	1	Sí
117	0	0.40016913	0	Sí	0.50899279	1	No
118	0	0.31773937	0	Sí	0.52656978	1	No
119	1	0.40718171	0	No	0.32596445	0	No
120	1	0.27314454	0	No	0.77181166	1	Sí
121	0	0.30067867	0	Sí	0.37734812	0	Sí
122	0	0.52027059	1	No	0.36791766	0	Sí
123	1	0.51810837	1	Sí	0.38851163	0	No
124	1	0.49400154	0	No	0.49537697	0	No
125	1	0.50433105	1	Sí	0.49978209	0	No
126	1	0.70118433	1	Sí	0.52656978	1	Sí
127	1	0.14457488	0	No	0.52656978	1	Sí
128	1	0.82377839	1	Sí	0.76238716	1	Sí
129	1	0.67775488	1	Sí	0.82376802	1	Sí
130	0	0.59042799	1	No	0.28260985	0	Sí
131	0	0.70414013	1	No	0.56828588	1	No
132	0	0.38324136	0	Sí	0.05694985	0	Sí
133	0	0.36671263	0	Sí	0.03840805	0	Sí
134	0	0.39169827	0	Sí	0.50728613	1	No
135	0	0.51061243	1	No	0.28487298	0	Sí
136	1	0.73097426	1	Sí	0.80322975	1	Sí
137	1	0.74582213	1	Sí	0.9654386	1	Sí
138	1	0.61375016	1	Sí	0.84291345	1	Sí
139	1	0.75876838	1	Sí	0.25105217	0	No
140	0	0.48339272	0	Sí	0.38774237	0	Sí
141	0	0.40628499	0	Sí	0.55937386	1	No
142	1	0.51091665	1	Sí	0.56823474	1	Sí
143	1	0.35280964	0	No	0.66750991	1	Sí
144	0	0.22818603	0	Sí	0.0387786	0	Sí
145	0	0.27045152	0	Sí	0.21277373	0	Sí
146	1	0.58598197	1	Sí	0.55198914	1	Sí
147	1	0.87189674	1	Sí	0.74209458	1	Sí
148	1	0.30111718	0	No	0.62110549	1	Sí
149	1	0.2137859	0	No	0.48963568	0	No

Tabla A.4.c. Datos de la prueba “momentos de inercia no ponderados”.

A.3 Prueba 3: Distancias radiales ponderadas

A diferencia de la Prueba 1 “Distancias radiales”, esta prueba utiliza un centro de gravedad obtenido ponderando la integral con los datos de la imagen original. Para ponderar se utilizaron los brillos obtenidos de la imagen original. Es de esperar que los resultados sean buenos y parecidos a los de la prueba 1. Las tablas A.5 y A.6 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	normal-distp normal-distp.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + RadioMax, Normal + Capa Externa 1 + RadioMin, Normal + Capa Interna 1 + RadioMax, Normal + Capa Interna 1 + RadioMin, Normal + Contorno + RadioMax, Normal + Contorno + RadioMin, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + RadioMax, Normal + Núcleo + RadioMin, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	114 (76.51%)	110 (73.83%)
positivos	78 (52.35%)	77 (51.68%)
negativos	36 (24.16%)	33 (22.15%)
fracasos	35 (23.49%)	39 (26.17%)
falsos positivos	12 (8.05%)	15 (10.07%)
falsos negativos	23 (15.44%)	24 (16.11%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	43.4888%	41.6204%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.5. Resumen de la prueba “distancias radiales ponderadas”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.91418999	1	Sí	0.8665691	1	Sí
2	1	0.77513504	1	Sí	0.90287536	1	Sí
3	1	0.8883549	1	Sí	0.71500188	1	Sí
4	1	0.80626696	1	Sí	0.67198622	1	Sí
5	0	0.76742548	1	No	0.2222372	0	Sí
6	0	0.04312522	0	Sí	0.51795399	1	No
7	1	0.2328487	0	No	0.25224429	0	No
8	1	0.46551779	0	No	0.16231585	0	No
9	0	0.47334793	0	Sí	0.62132418	1	No
10	0	0.4683322	0	Sí	0.55210394	1	No
11	0	0.63802123	1	No	0.53442585	1	No
12	0	0.56792349	1	No	0.43176827	0	Sí
13	1	0.63860655	1	Sí	0.60165375	1	Sí
14	1	0.10057729	0	No	0.15923123	0	No
15	0	0.33508065	0	Sí	0.26198179	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0.03990985	0	Sí
17	1	0.76684672	1	Sí	0.95410419	1	Sí
18	1	0.77655464	1	Sí	0.66862601	1	Sí
19	1	0.05970339	0	No	0.09906048	0	No
20	1	0.18498029	0	No	0.21334843	0	No
21	1	0.65701163	1	Sí	0.74049449	1	Sí
22	1	0.50099236	1	Sí	0.50061256	1	Sí
23	1	0.3429682	0	No	0.4200806	0	No
24	1	0.32614195	0	No	0.19104818	0	No
25	0	0.59848094	1	No	0.49708989	0	Sí
26	0	0.30316612	0	Sí	0.18162487	0	Sí
27	1	0.45312268	0	No	0.57791871	1	Sí
28	1	0.49841192	0	No	0.45580482	0	No
29	1	0.76543939	1	Sí	0.65207273	1	Sí
30	1	0.64089483	1	Sí	0.689336	1	Sí
31	1	0.22735956	0	No	0.55132449	1	Sí
32	1	0.58170027	1	Sí	0.7173568	1	Sí
33	1	0.31788471	0	No	0.58432597	1	Sí
34	1	0.80955356	1	Sí	0.50390488	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0.0273318	0	Sí

Tabla A.6.a. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
36	0	0.02299569	0	Sí	0.03643488	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0.0284104	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0.02143998	0	Sí
39	1	0.97876221	1	Sí	0.77802205	1	Sí
40	1	0.76207894	1	Sí	0.53614938	1	Sí
41	1	0.93998569	1	Sí	0.95305985	1	Sí
42	1	0.74464607	1	Sí	0.56335121	1	Sí
43	1	0.71158653	1	Sí	0.77306938	1	Sí
44	1	0.60488528	1	Sí	0.81583863	1	Sí
45	1	0.95094401	1	Sí	0.97404152	1	Sí
46	1	0.46182036	0	No	0.73835748	1	Sí
47	0	0.4188711	0	Sí	0.50004011	1	No
48	0	0.33218044	0	Sí	0.40267679	0	Sí
49	0	0.1229256	0	Sí	0.37573645	0	Sí
50	0	0.48712793	0	Sí	0.61081046	1	No
51	0	0.21236774	0	Sí	0.40979096	0	Sí
52	0	0.41895539	0	Sí	0.50862324	1	No
53	1	0.80532628	1	Sí	0.60754979	1	Sí
54	1	0.79853374	1	Sí	0.44393983	0	No
55	1	0.90909964	1	Sí	0.7511791	1	Sí
56	1	0.95899934	1	Sí	0.84090185	1	Sí
57	0	0.25282258	0	Sí	0.23881806	0	Sí
58	0	0.30534917	0	Sí	0.66314501	1	No
59	1	0.97635561	1	Sí	0.95191276	1	Sí
60	1	0.80342835	1	Sí	0.856686	1	Sí
61	1	0.21582806	0	No	0.29151568	0	No
62	1	0.76828337	1	Sí	0.62315774	1	Sí
63	1	1	1	Sí	1	1	Sí
64	1	1	1	Sí	1	1	Sí
65	1	0.75038719	1	Sí	0.91691053	1	Sí
66	1	0.84275287	1	Sí	0.58162308	1	Sí
67	1	0.96837032	1	Sí	0.97911924	1	Sí
68	1	0.82826734	1	Sí	0.95461804	1	Sí
69	1	0.04913016	0	No	0.27616653	0	No
70	1	0.03048569	0	No	0.20185132	0	No
71	1	0.99173009	1	Sí	0.97232866	1	Sí
72	1	0.96430427	1	Sí	0.82212371	1	Sí
73	1	0.57784134	1	Sí	0.84399867	1	Sí
74	1	0.71350503	1	Sí	0.84079558	1	Sí
75	1	1	1	Sí	1	1	Sí
76	0	0.30509201	0	Sí	0.39004853	0	Sí
77	1	0.86404312	1	Sí	0.95357865	1	Sí
78	0	0.43088102	0	Sí	0.45523104	0	Sí
79	1	0.27458385	0	No	0.60312986	1	Sí
80	1	0.33255914	0	No	0.49953708	0	No
81	1	0.75218809	1	Sí	0.75857216	1	Sí
82	1	0.04400792	0	No	0.36359569	0	No
83	1	0.83163774	1	Sí	0.66193533	1	Sí
84	1	0.95567906	1	Sí	0.5917663	1	Sí
85	1	0.53607142	1	Sí	0.39256951	0	No
86	1	0.89888948	1	Sí	0.46974611	0	No
87	1	0.6224618	1	Sí	0.5521602	1	Sí
88	1	0.76833421	1	Sí	0.4537113	0	No
89	1	0.66431421	1	Sí	0.59566474	1	Sí
90	1	0.68167275	1	Sí	0.5710305	1	Sí
91	1	1	1	Sí	0.98487121	1	Sí
92	1	0.78334767	1	Sí	0.95244694	1	Sí
93	0	0.04812815	0	Sí	0.06404623	0	Sí

Tabla A.6.b. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
94	0	0	0	Sí	0.17860445	0	Sí
95	0	0.69336396	1	No	0.61493164	1	No
96	0	0.37656444	0	Sí	0.23778659	0	Sí
97	1	0.5881176	1	Sí	0.48634616	0	No
98	1	0.6540888	1	Sí	0.35055956	0	No
99	0	0.98932964	1	No	0.96353483	1	No
100	0	0.77034831	1	No	0.77134985	1	No
101	1	1	1	Sí	1	1	Sí
102	1	0.98720914	1	Sí	0.92929196	1	Sí
103	0	0.24778712	0	Sí	0.58129621	1	No
104	0	0.88809639	1	No	0.49812672	0	Sí
105	0	0.76440579	1	No	0.4932676	0	Sí
106	1	0.89751279	1	Sí	0.69426036	1	Sí
107	0	0.04382303	0	Sí	0.21081169	0	Sí
108	1	0.34286693	0	No	0.47335103	0	No
109	1	0.84293866	1	Sí	0.77980906	1	Sí
110	1	0.33939284	0	No	0.72349644	1	Sí
111	1	0.82801461	1	Sí	0.81124294	1	Sí
112	1	0.96620077	1	Sí	0.81880218	1	Sí
113	1	0	0	No	0.09938524	0	No
114	1	0.96734524	1	Sí	0.91822249	1	Sí
115	1	0.79075593	1	Sí	0.80236363	1	Sí
116	1	0.69549882	1	Sí	0.59207177	1	Sí
117	0	0.24762708	0	Sí	0.47964939	0	Sí
118	0	0.20435588	0	Sí	0.24164282	0	Sí
119	1	0.02219806	0	No	0.45534849	0	No
120	1	0.04466541	0	No	0.65227544	1	Sí
121	0	0.17485906	0	Sí	0.04971614	0	Sí
122	0	1	1	No	0.92492515	1	No
123	1	0.97576153	1	Sí	0.97679609	1	Sí
124	1	0.76957363	1	Sí	0.66611809	1	Sí
125	1	0.98042876	1	Sí	0.95376593	1	Sí
126	1	0.76513112	1	Sí	0.69514978	1	Sí
127	1	0.56509423	1	Sí	0.4789404	0	No
128	1	0.96464628	1	Sí	0.96688944	1	Sí
129	1	0.96276844	1	Sí	0.97106534	1	Sí
130	0	0.09554389	0	Sí	0.22800221	0	Sí
131	0	0.78411543	1	No	0.90601927	1	No
132	0	0	0	Sí	0.13175924	0	Sí
133	0	0.00708708	0	Sí	0.24129765	0	Sí
134	0	0.23282379	0	Sí	0.31023791	0	Sí
135	0	0.15846528	0	Sí	0.23509912	0	Sí
136	1	0.78308457	1	Sí	0.95092785	1	Sí
137	1	0.5949111	1	Sí	0.77939945	1	Sí
138	1	0.63019222	1	Sí	0.74074399	1	Sí
139	1	0.78330445	1	Sí	0.85251707	1	Sí
140	0	0.3981097	0	Sí	0.53322059	1	No
141	0	0.60961419	1	No	0.03234532	0	Sí
142	1	0.92725313	1	Sí	0.83065635	1	Sí
143	1	0.54846537	1	Sí	0.77114677	1	Sí
144	0	0	0	Sí	0.1845022	0	Sí
145	0	0	0	Sí	0.17545182	0	Sí
146	1	0.9424364	1	Sí	0.96443796	1	Sí
147	1	1	1	Sí	0.95479494	1	Sí
148	1	0.58613938	1	Sí	0.45854479	0	No
149	1	0.60211718	1	Sí	0.66143847	1	Sí

Tabla A.6.c. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas”.

A.4 Prueba 4: Momentos de inercia ponderados

Al igual que la prueba 3, se utilizan los momentos de inercia, pero esta vez ponderados mediante la imagen original. Es de esperar que los resultados no superen a los de la prueba 3, pero que sean mejores que los de Ferrero. Las tablas A.7 y A.8 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	normal-inercep normal-inercep.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + InerciaPonderada, Normal + Capa Interna 1 + InerciaPonderada, Normal + Contorno + InerciaPonderada, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + InerciaPonderada, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	104 (69.80%)	99 (66.44%)
positivos	90 (60.40%)	72 (48.32%)
negativos	14 (9.40%)	27 (18.12%)
fracasos	45 (30.20%)	50 (33.56%)
falsos positivos	34 (22.82%)	21 (14.09%)
falsos negativos	11 (7.38%)	29 (19.46%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error		
cuadrático	45.5054%	48.5625%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.7. Resumen de la prueba “momentos de inercia ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.82531655	1	Sí	0.79258901	1	Sí
2	1	0.79698694	1	Sí	0.82157344	1	Sí
3	1	0.60219145	1	Sí	0.69027358	1	Sí
4	1	0.58996612	1	Sí	0.51894099	1	Sí
5	0	0.50421405	1	No	0.65913361	1	No
6	0	0.53724527	1	No	0.44538015	0	Sí
7	1	0.50619578	1	Sí	0	0	No
8	1	0.42875519	0	No	0	0	No
9	0	0.63077235	1	No	0.76370347	1	No
10	0	0.61590135	1	No	0.72390366	1	No
11	0	0.59639084	1	No	0.59158355	1	No
12	0	0.59493834	1	No	0.59964693	1	No
13	1	0.61179179	1	Sí	0.72989994	1	Sí
14	1	0.42131361	0	No	0	0	No
15	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
16	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
17	1	0.65000159	1	Sí	0.80596882	1	Sí
18	1	0.60356128	1	Sí	0.5978362	1	Sí
19	1	0	0	No	0	0	No
20	1	0.03710143	0	No	0	0	No
21	1	0.7813291	1	Sí	0.68334532	1	Sí
22	1	0.78013837	1	Sí	0.96822459	1	Sí
23	1	0.54742247	1	Sí	0.39782631	0	No
24	1	0.46697029	0	No	0.42916498	0	No

Tabla A.8.a. Datos de la prueba “momentos de inercia ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
25	0	0.55834389	1	No	0.54640365	1	No
26	0	0.52365905	1	No	0	0	Sí
27	1	0.56464314	1	Sí	0.43813309	0	No
28	1	0.57665229	1	Sí	0.50787383	1	Sí
29	1	0.58043414	1	Sí	0.59131533	1	Sí
30	1	0.57784468	1	Sí	0.67215931	1	Sí
31	1	0.51399601	1	Sí	0.01277888	0	No
32	1	0.83979297	1	Sí	0.71582955	1	Sí
33	1	0.48695794	0	No	0.0395515	0	No
34	1	0.80449903	1	Sí	0.97720981	1	Sí
35	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
36	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
37	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
38	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
39	1	0.59693146	1	Sí	0.69412458	1	Sí
40	1	0.55248708	1	Sí	0.38180435	0	No
41	1	0.61960751	1	Sí	0.75455952	1	Sí
42	1	0.55877292	1	Sí	0.43254572	0	No
43	1	0.60392237	1	Sí	0.56103891	1	Sí
44	1	0.60400599	1	Sí	0.16121367	0	No
45	1	0.65292615	1	Sí	0.81132615	1	Sí
46	1	0.505189	1	Sí	0.54405761	1	Sí
47	0	0.59478039	1	No	0.67794919	1	No
48	0	0.58083797	1	No	0.51115954	1	No
49	0	0.5504716	1	No	0.38583645	0	Sí
50	0	0.57722753	1	No	0.43674225	0	Sí
51	0	0.57430828	1	No	0.62167823	1	No
52	0	0.5855639	1	No	0.6134147	1	No
53	1	0.82076722	1	Sí	0.88832641	1	Sí
54	1	0.80259538	1	Sí	0.95358807	1	Sí
55	1	0.60385847	1	Sí	0.70073181	1	Sí
56	1	0.59412211	1	Sí	0.61400408	1	Sí
57	0	0.48465654	0	Sí	0	0	Sí
58	0	0.4539015	0	Sí	0.04050814	0	Sí
59	1	0.60848784	1	Sí	0.78253907	1	Sí
60	1	0.64592212	1	Sí	0.78824121	1	Sí
61	1	0.83314151	1	Sí	0.68946695	1	Sí
62	1	0.83712482	1	Sí	0.65922278	1	Sí
63	1	0.6942029	1	Sí	0.85508877	1	Sí
64	1	0.67286736	1	Sí	0.86736548	1	Sí
65	1	0.80784059	1	Sí	0.83607924	1	Sí
66	1	0.6213975	1	Sí	0.71293932	1	Sí
67	1	0.64895415	1	Sí	0.79923022	1	Sí
68	1	0.64874977	1	Sí	0.80236322	1	Sí
69	1	0.7860496	1	Sí	0.24052599	0	No
70	1	0.7998367	1	Sí	0.24761446	0	No
71	1	0.65457159	1	Sí	0.80815011	1	Sí
72	1	0.81593996	1	Sí	0.69696909	1	Sí
73	1	0.65180051	1	Sí	0.80533606	1	Sí
74	1	0.80301386	1	Sí	0.83131784	1	Sí
75	1	0.63747585	1	Sí	0.79228801	1	Sí
76	0	0.58072358	1	No	0.61164427	1	No
77	1	0.63593423	1	Sí	0.7854569	1	Sí
78	0	0.5662955	1	No	0.46935558	0	Sí
79	1	0.57228708	1	Sí	0.38996515	0	No
80	1	0.49404088	0	No	0.04492366	0	No
81	1	0.83965069	1	Sí	0.71887428	1	Sí
82	1	0.7532503	1	Sí	0.2648192	0	No

Tabla A.8.b. Datos de la prueba “momentos de inercia ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
83	1	0.61310428	1	Sí	0.76741713	1	Sí
84	1	0.56410253	1	Sí	0.43036246	0	No
85	1	0.77422708	1	Sí	0.7722193	1	Sí
86	1	0.88109368	1	Sí	0.97674465	1	Sí
87	1	0.74588978	1	Sí	1	1	Sí
88	1	0.88093662	1	Sí	0.97338521	1	Sí
89	1	0.55846316	1	Sí	0.39344901	0	No
90	1	0.54573548	1	Sí	0.36434388	0	No
91	1	0.66842467	1	Sí	0.81004179	1	Sí
92	1	0.65622514	1	Sí	0.80607891	1	Sí
93	0	0	0	Sí	0	0	Sí
94	0	0.18974724	0	Sí	0.17061543	0	Sí
95	0	0.54491687	1	No	0.36636472	0	Sí
96	0	0.45398659	0	Sí	0	0	Sí
97	1	0.64431375	1	Sí	0.37683919	0	No
98	1	0.58314413	1	Sí	0.98008382	1	Sí
99	0	0.81910765	1	No	0.8068282	1	No
100	0	0.83348966	1	No	0.75423402	1	No
101	1	0.71262938	1	Sí	0.85480607	1	Sí
102	1	0.63312411	1	Sí	0.8469975	1	Sí
103	0	0.52768517	1	No	0.9538542	1	No
104	0	0.44858086	0	Sí	0.8479082	1	No
105	0	0.87417084	1	No	0.95348924	1	No
106	1	0.8499769	1	Sí	0.69077474	1	Sí
107	0	0.84285015	1	No	0.74640334	1	No
108	1	0.8443917	1	Sí	0.69068998	1	Sí
109	1	0.60880458	1	Sí	0.75982714	1	Sí
110	1	0.56784898	1	Sí	0.3812556	0	No
111	1	0.62650889	1	Sí	0.78429502	1	Sí
112	1	0.61259049	1	Sí	0.77104867	1	Sí
113	1	0.76419699	1	Sí	0.19454376	0	No
114	1	0.83583057	1	Sí	0.87090164	1	Sí
115	1	0.61994582	1	Sí	0.73785007	1	Sí
116	1	0.59962106	1	Sí	0.61261779	1	Sí
117	0	0.51298559	1	No	0.01605597	0	Sí
118	0	0.46666417	0	Sí	0.04355105	0	Sí
119	1	0.49299183	0	No	0.23627613	0	No
120	1	0.52805316	1	Sí	0.29613179	0	No
121	0	0.50650436	1	No	0.44752333	0	Sí
122	0	0.59242415	1	No	0.67625672	1	No
123	1	0.55543441	1	Sí	0.39612049	0	No
124	1	0.58160126	1	Sí	0.66510934	1	Sí
125	1	0.36000031	0	No	0.38857946	0	No
126	1	0.59925795	1	Sí	0.59949416	1	Sí
127	1	0.45828912	0	No	0.79251182	1	Sí
128	1	0.781578	1	Sí	0.7877506	1	Sí
129	1	0.80817145	1	Sí	0.85982752	1	Sí
130	0	0.83199865	1	No	0.71674514	1	No
131	0	0.81592852	1	No	0.81666106	1	No
132	0	0.77746171	1	No	0.20456672	0	Sí
133	0	0.76793218	1	No	0.22620901	0	Sí
134	0	0.55288601	1	No	0.37597206	0	Sí
135	0	0.51726776	1	No	0	0	Sí
136	1	0.80086344	1	Sí	0.81457204	1	Sí
137	1	0.80821079	1	Sí	0.75473756	1	Sí
138	1	0.82163948	1	Sí	0.76598048	1	Sí
139	1	0.82134873	1	Sí	0.78297848	1	Sí
140	0	0.56917161	1	No	0.45762691	0	Sí

Tabla A.8.c. Datos de la prueba “momentos de inercia ponderados”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
141	0	0.4597021	0	Sí	0.62602019	1	No
142	1	0.57540864	1	Sí	0.56367546	1	Sí
143	1	0.51882893	1	Sí	0	0	No
144	0	0.77973676	1	No	0.20351118	0	Sí
145	0	0.77735996	1	No	0.20065443	0	Sí
146	1	0.79018432	1	Sí	0.79961079	1	Sí
147	1	0.66677201	1	Sí	0.8519032	1	Sí
148	1	0.61566484	1	Sí	0.55491835	1	Sí
149	1	0.45329615	0	No	0.95498723	1	Sí

Tabla A.8.d. Datos de la prueba “momentos de inercia ponderados”.

A.5 Prueba 5: Luminocidad media

Dentro de las entradas a utilizar, las más intuitivas son las de luminosidad media, es decir el promedio del brillo de cada región. Esta prueba consiste en probar la luminosidad media pero sin muchas capas con información. Se espera que el resultado sea muy bueno, pero que puede ser superado si se agregan más capas. La imagen sobre la cual se extrajo el brillo es la original. Las tablas A.9 y A.10 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	normal-mu normal-mu.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + Media, Normal + Capa Externa 1 + Tamaño, Normal + Capa Interna 1 + Media, Normal + Capa Interna 1 + Tamaño, Normal + Contorno + Media, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + Media, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	119 (79.87%)	105 (70.47%)
positivos	95 (63.76%)	83 (55.70%)
negativos	24 (16.11%)	22 (14.77%)
fracasos	30 (20.13%)	44 (29.53%)
falsos positivos	24 (16.11%)	26 (17.45%)
falsos negativos	6 (4.03%)	18 (12.08%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	39.9285%	47.9056%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.9. Resumen de la prueba “luminosidad media”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.76283222	1	Sí	0.63998187	1	Sí
2	1	0.79307389	1	Sí	0.74274492	1	Sí

Tabla A.10.a. Datos de la prueba “luminosidad media”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
3	1	0.86133379	1	Sí	0.98035288	1	Sí
4	1	0.8762995	1	Sí	0.98834336	1	Sí
5	0	0.19109017	0	Sí	0.68979722	1	No
6	0	0.54059029	1	No	0.37155834	0	Sí
7	1	0.19855002	0	No	0.16603826	0	No
8	1	0.64057195	1	Sí	0.97021741	1	Sí
9	0	0.07280926	0	Sí	0.03776014	0	Sí
10	0	0.20129484	0	Sí	0.24825469	0	Sí
11	0	0.98807621	1	No	1	1	No
12	0	0.77580976	1	No	0.7657522	1	No
13	1	0.38786826	0	No	0	0	No
14	1	0.75028253	1	Sí	0.87061322	1	Sí
15	0	0.59161395	1	No	0	0	Sí
16	0	0.18602039	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.80858427	1	Sí	0.88220948	1	Sí
18	1	0.82394058	1	Sí	0.77313894	1	Sí
19	1	0.43530607	0	No	0	0	No
20	1	0.76529837	1	Sí	0.02926985	0	No
21	1	0.98214865	1	Sí	0.8460924	1	Sí
22	1	1	1	Sí	1	1	Sí
23	1	0	0	No	0.03302884	0	No
24	1	0.79991978	1	Sí	0.95854586	1	Sí
25	0	0.10732508	0	Sí	0.14623833	0	Sí
26	0	0	0	Sí	0.03685381	0	Sí
27	1	0.94341034	1	Sí	0.95776266	1	Sí
28	1	0.49193662	0	No	0.81210411	1	Sí
29	1	0.80002731	1	Sí	0.63425004	1	Sí
30	1	0.85829175	1	Sí	0.97940212	1	Sí
31	1	0.98925114	1	Sí	1	1	Sí
32	1	0.83634251	1	Sí	0.74324816	1	Sí
33	1	0.96785688	1	Sí	0.99364525	1	Sí
34	1	0.82294124	1	Sí	0.80863404	1	Sí
35	0	0.20888859	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0.20888859	0	Sí	0	0	Sí
37	0	0.20888859	0	Sí	0	0	Sí
38	0	0.20888859	0	Sí	0	0	Sí
39	1	0.8326484	1	Sí	0.84008992	1	Sí
40	1	0.95076907	1	Sí	0.99383974	1	Sí
41	1	0.88535166	1	Sí	0.96994483	1	Sí
42	1	0.95679069	1	Sí	0.97105861	1	Sí
43	1	1	1	Sí	1	1	Sí
44	1	0.81679267	1	Sí	0.03044863	0	No
45	1	0.77275592	1	Sí	0.89274907	1	Sí
46	1	0.66247529	1	Sí	0.46072769	0	No
47	0	0.31346205	0	Sí	0.35620376	0	Sí
48	0	0.2256733	0	Sí	0.27234131	0	Sí
49	0	0.03331657	0	Sí	0.0713671	0	Sí
50	0	0.83337867	1	No	0.9565863	1	No
51	0	0	0	Sí	0	0	Sí
52	0	0.08113005	0	Sí	0.04782022	0	Sí
53	1	0.76673377	1	Sí	0.73627865	1	Sí
54	1	0.65709823	1	Sí	0.64054453	1	Sí
55	1	0.86074919	1	Sí	0.96050173	1	Sí
56	1	0.84439647	1	Sí	0.97059721	1	Sí
57	0	0.79545605	1	No	0.83002776	1	No
58	0	0.89130324	1	No	1	1	No
59	1	0.79945159	1	Sí	0.23711886	0	No
60	1	0.78693283	1	Sí	0.81281233	1	Sí

Tabla A.10.b. Datos de la prueba “luminosidad media”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
61	1	0.60171014	1	Sí	0.64054453	1	Sí
62	1	0.60171014	1	Sí	0.64054453	1	Sí
63	1	0.82315505	1	Sí	0.98088396	1	Sí
64	1	0.91481483	1	Sí	1	1	Sí
65	1	0.92724574	1	Sí	1	1	Sí
66	1	0.97225815	1	Sí	0.96191782	1	Sí
67	1	0.79612541	1	Sí	0.96605867	1	Sí
68	1	0.77977401	1	Sí	0.80148739	1	Sí
69	1	0.60171014	1	Sí	0.64054453	1	Sí
70	1	0.60171014	1	Sí	0.69964695	1	Sí
71	1	0.72925782	1	Sí	0.37166718	0	No
72	1	0.60171014	1	Sí	0.64054453	1	Sí
73	1	0.84135395	1	Sí	0.9900136	1	Sí
74	1	0.80858636	1	Sí	0.87859064	1	Sí
75	1	0.75750417	1	Sí	0.89010048	1	Sí
76	0	0.04558509	0	Sí	0.12984774	0	Sí
77	1	0.80751032	1	Sí	0.90515435	1	Sí
78	0	0.24169065	0	Sí	0.53514189	1	No
79	1	0.64457297	1	Sí	0.84330785	1	Sí
80	1	0.77429372	1	Sí	0.60299134	1	Sí
81	1	0.79735696	1	Sí	0.62679899	1	Sí
82	1	0.73533839	1	Sí	0.8046754	1	Sí
83	1	0.78679365	1	Sí	0.03876695	0	No
84	1	0.83437824	1	Sí	0.78541863	1	Sí
85	1	0.86821204	1	Sí	0.78586626	1	Sí
86	1	0.6914202	1	Sí	0.64054453	1	Sí
87	1	0.93637222	1	Sí	0.96347266	1	Sí
88	1	0.78437215	1	Sí	0.64054453	1	Sí
89	1	0.9758873	1	Sí	0.9934957	1	Sí
90	1	0.97050464	1	Sí	1	1	Sí
91	1	0.76031739	1	Sí	0.80213565	1	Sí
92	1	0.59908617	1	Sí	0.84522229	1	Sí
93	0	0	0	Sí	0.04646955	0	Sí
94	0	0.90838432	1	No	0	0	Sí
95	0	0.83493698	1	No	1	1	No
96	0	0.80322284	1	No	0.99485958	1	No
97	1	0.60171014	1	Sí	0.7979781	1	Sí
98	1	0.60171014	1	Sí	0.80761033	1	Sí
99	0	0.79737753	1	No	0.77141768	1	No
100	0	0.78093743	1	No	0.69061577	1	No
101	1	0.95857692	1	Sí	0	0	No
102	1	0.84150779	1	Sí	0.22317806	0	No
103	0	0.9603402	1	No	0.97424233	1	No
104	0	0.04781167	0	Sí	0.63297343	1	No
105	0	0.68329632	1	No	0.64054453	1	No
106	1	0.82167935	1	Sí	0.68755066	1	Sí
107	0	0.77885383	1	No	0.64054453	1	No
108	1	0.82704043	1	Sí	0.74238133	1	Sí
109	1	0.89792472	1	Sí	1	1	Sí
110	1	0.98367757	1	Sí	1	1	Sí
111	1	0.84518331	1	Sí	0.87439966	1	Sí
112	1	0.84789389	1	Sí	0.53877038	1	Sí
113	1	0.60171014	1	Sí	0.64054453	1	Sí
114	1	0.79330951	1	Sí	0.8100934	1	Sí
115	1	0.81743383	1	Sí	0.21100834	0	No
116	1	0.80254948	1	Sí	0.56912571	1	Sí
117	0	0.98158115	1	No	1	1	No
118	0	0.48163232	0	Sí	0.8658728	1	No

Tabla A.10.c. Datos de la prueba “luminosidad media”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
119	1	0.68453628	1	Sí	0.85051215	1	Sí
120	1	0.76667154	1	Sí	0.96187812	1	Sí
121	0	0.40431678	0	Sí	0.85199738	1	No
122	0	0.83952338	1	No	0.9541592	1	No
123	1	0.75198519	1	Sí	0.02381664	0	No
124	1	0.79782856	1	Sí	0.47073659	0	No
125	1	0.60171014	1	Sí	0.6750496	1	Sí
126	1	0.80121124	1	Sí	0.25116315	0	No
127	1	0.81084943	1	Sí	0.97066361	1	Sí
128	1	0.79895431	1	Sí	0.96748734	1	Sí
129	1	0.78894401	1	Sí	0.81391376	1	Sí
130	0	0.75869673	1	No	0.64054453	1	No
131	0	0.81636035	1	No	0.79607075	1	No
132	0	0.60171014	1	No	0.64054453	1	No
133	0	0.60171014	1	No	0.69286418	1	No
134	0	0	0	Sí	0	0	Sí
135	0	0	0	Sí	0	0	Sí
136	1	0.94380701	1	Sí	1	1	Sí
137	1	0.82339138	1	Sí	0.90855724	1	Sí
138	1	0.68444854	1	Sí	0.69544941	1	Sí
139	1	0.81177074	1	Sí	0.80030805	1	Sí
140	0	0.85209394	1	No	0.9295308	1	No
141	0	0	0	Sí	0.00621272	0	Sí
142	1	0.87338853	1	Sí	1	1	Sí
143	1	0.25882199	0	No	0.2814396	0	No
144	0	0.60171014	1	No	0.64054453	1	No
145	0	0.60171014	1	No	0.64054453	1	No
146	1	0.77519685	1	Sí	0.89544713	1	Sí
147	1	0.97257084	1	Sí	0.91006893	1	Sí
148	1	0.54227734	1	Sí	0.08170979	0	No
149	1	0.80086064	1	Sí	0.90423584	1	Sí

Tabla A.10.d. Datos de la prueba “luminosidad media”.

A.6 Prueba 6: Varianza de luminosidad

Esta prueba estudia los efectos de la varianza de luminosidad sobre una región como entrada de la red neuronal. Es de esperar que no supere a la media. Cabe destacar que en el trabajo de Ferrero tanto la media como la varianza fueron utilizadas como entradas de redes neuronales (salvando que las regiones eran cuadrados sobre la imagen). Las tablas A.11 y A.12 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre	normal-sigma	
archivo	normal-sigma.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + Varianza, Normal + Capa Interna 1 + Varianza, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Contorno + Varianza, Normal + Núcleo + Tamaño, Normal + Núcleo + Varianza	
	mejor caso	peor caso
aciertos	108 (72.48%)	82 (55.03%)
positivos	101 (67.79%)	50 (33.56%)
negativos	7 (4.70%)	32 (21.48%)
fracasos	41 (27.52%)	67 (44.97%)
falsos positivos	41 (27.52%)	16 (10.74%)
falsos negativos	0 (0.00%)	51 (34.23%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	46.8311%	49.4354%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.11. Resumen de la prueba “varianza de luminosidad”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.56891209	1	Sí	0.85074311	1	Sí
2	1	0.56891209	1	Sí	0.87017095	1	Sí
3	1	0.56891209	1	Sí	0.76880562	1	Sí
4	1	0.56891209	1	Sí	0.48239669	0	No
5	0	0.56891209	1	No	0.6700052	1	No
6	0	0.56891209	1	No	0.67922819	1	No
7	1	0.56891209	1	Sí	0.4122341	0	No
8	1	0.56891209	1	Sí	0.61766922	1	Sí
9	0	0.56891209	1	No	0.44216385	0	Sí
10	0	0.56891209	1	No	0.42946264	0	Sí
11	0	0.56891209	1	No	0.85488474	1	No
12	0	0.56891209	1	No	0.45857236	0	Sí
13	1	0.56891209	1	Sí	0.4702107	0	No
14	1	0.56891209	1	Sí	0.45423484	0	No
15	0	0.3078647	0	Sí	0.26538071	0	Sí
16	0	0.3078647	0	Sí	0.13971037	0	Sí
17	1	0.56891209	1	Sí	0.45962036	0	No
18	1	0.56891209	1	Sí	0.48545113	0	No
19	1	0.56891209	1	Sí	0.32010552	0	No
20	1	0.56891209	1	Sí	0.47153836	0	No
21	1	0.56891209	1	Sí	0.01131381	0	No
22	1	0.56891209	1	Sí	0.72647268	1	Sí
23	1	0.56891209	1	Sí	0.48713031	0	No
24	1	0.56891209	1	Sí	0.40712199	0	No
25	0	0.56891209	1	No	0.41014975	0	Sí
26	0	0.56891209	1	No	0.37100157	0	Sí
27	1	0.56891209	1	Sí	0.46015176	0	No
28	1	0.56891209	1	Sí	0.3572149	0	No
29	1	0.56891209	1	Sí	0.50625044	1	Sí
30	1	0.56891209	1	Sí	0.46412519	0	No
31	1	0.56891209	1	Sí	0.71144986	1	Sí
32	1	0.56891209	1	Sí	0.85416675	1	Sí
33	1	0.56891209	1	Sí	0.79925007	1	Sí
34	1	0.56891209	1	Sí	0.8440249	1	Sí
35	0	0.3078647	0	Sí	0.01296254	0	Sí
36	0	0.3078647	0	Sí	0.21522523	0	Sí

Tabla A.12.a. Datos de la prueba “varianza de luminosidad”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
37	0	0.3078647	0	Sí	0.02589515	0	Sí
38	0	0.3078647	0	Sí	0.11802512	0	Sí
39	1	0.56891209	1	Sí	0.45993826	0	No
40	1	0.56891209	1	Sí	0.46308097	0	No
41	1	0.56891209	1	Sí	0.53846735	1	Sí
42	1	0.56891209	1	Sí	0.46142519	0	No
43	1	0.56891209	1	Sí	0.8456409	1	Sí
44	1	0.56891209	1	Sí	0.4400599	0	No
45	1	0.56891209	1	Sí	0.87848347	1	Sí
46	1	0.56891209	1	Sí	0.54461974	1	Sí
47	0	0.56891209	1	No	0.46828058	0	Sí
48	0	0.56891209	1	No	0.43679669	0	Sí
49	0	0.56891209	1	No	0.46383762	0	Sí
50	0	0.56891209	1	No	0.84413028	1	No
51	0	0.56891209	1	No	0.46449521	0	Sí
52	0	0.56891209	1	No	0.47332352	0	Sí
53	1	0.56891209	1	Sí	0.87848347	1	Sí
54	1	0.56891209	1	Sí	0.87848347	1	Sí
55	1	0.56891209	1	Sí	0.45056489	0	No
56	1	0.56891209	1	Sí	0.52010268	1	Sí
57	0	0.3078647	0	Sí	0.43020877	0	Sí
58	0	0.56891209	1	No	0.36568502	0	Sí
59	1	0.56891209	1	Sí	0.56965649	1	Sí
60	1	0.56891209	1	Sí	0.46627593	0	No
61	1	0.56891209	1	Sí	0.87848347	1	Sí
62	1	0.56891209	1	Sí	0.87848347	1	Sí
63	1	0.56891209	1	Sí	0.83696979	1	Sí
64	1	0.56891209	1	Sí	0.83219272	1	Sí
65	1	0.56891209	1	Sí	0.86239678	1	Sí
66	1	0.56891209	1	Sí	0.87206948	1	Sí
67	1	0.56891209	1	Sí	0.84384847	1	Sí
68	1	0.56891209	1	Sí	0.80092865	1	Sí
69	1	0.56891209	1	Sí	0.95324689	1	Sí
70	1	0.56891209	1	Sí	0.77416879	1	Sí
71	1	0.56891209	1	Sí	0.47593257	0	No
72	1	0.56891209	1	Sí	0.95489275	1	Sí
73	1	0.56891209	1	Sí	0.45019647	0	No
74	1	0.56891209	1	Sí	0.82151818	1	Sí
75	1	0.56891209	1	Sí	0.84815127	1	Sí
76	0	0.56891209	1	No	0.38508973	0	Sí
77	1	0.56891209	1	Sí	0.46784708	0	No
78	0	0.56891209	1	No	0.41991448	0	Sí
79	1	0.56891209	1	Sí	0.45977643	0	No
80	1	0.56891209	1	Sí	0.46670657	0	No
81	1	0.56891209	1	Sí	0.84891266	1	Sí
82	1	0.56891209	1	Sí	0.79633003	1	Sí
83	1	0.56891209	1	Sí	0.43674007	0	No
84	1	0.56891209	1	Sí	0.74814463	1	Sí
85	1	0.56891209	1	Sí	0.44764069	0	No
86	1	0.58371639	1	Sí	0.86865449	1	Sí
87	1	0.56891209	1	Sí	0.45460349	0	No
88	1	0.58371639	1	Sí	0.85278791	1	Sí
89	1	0.56891209	1	Sí	0.47260904	0	No
90	1	0.56891209	1	Sí	0.42525259	0	No
91	1	0.56891209	1	Sí	0.47187489	0	No
92	1	0.56891209	1	Sí	0.46354502	0	No
93	0	0.56891209	1	No	0.30214292	0	Sí
94	0	0.56891209	1	No	0.51201969	1	No

Tabla A.12.b. Datos de la prueba “varianza de luminosidad”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
95	0	0.56891209	1	No	0.46524045	0	Sí
96	0	0.56891209	1	No	0.452355	0	Sí
97	1	0.56891209	1	Sí	0.84976417	1	Sí
98	1	0.56891209	1	Sí	0.87149912	1	Sí
99	0	0.56891209	1	No	0.85400349	1	No
100	0	0.56891209	1	No	0.82717627	1	No
101	1	0.56891209	1	Sí	0.49235633	0	No
102	1	0.56891209	1	Sí	0.49004045	0	No
103	0	0.56891209	1	No	0.48425093	0	Sí
104	0	0.56891209	1	No	0.23538487	0	Sí
105	0	0.56891209	1	No	0.85685974	1	No
106	1	0.56891209	1	Sí	0.82709062	1	Sí
107	0	0.56891209	1	No	0.83790582	1	No
108	1	0.56891209	1	Sí	0.83700174	1	Sí
109	1	0.56891209	1	Sí	0.47988105	0	No
110	1	0.56891209	1	Sí	0.45935661	0	No
111	1	0.56891209	1	Sí	0.41995463	0	No
112	1	0.56891209	1	Sí	0.46308696	0	No
113	1	0.56891209	1	Sí	0.84729862	1	Sí
114	1	0.56891209	1	Sí	0.7875542	1	Sí
115	1	0.56891209	1	Sí	0.28554994	0	No
116	1	0.56891209	1	Sí	0.37766728	0	No
117	0	0.56891209	1	No	0.5513261	1	No
118	0	0.56891209	1	No	0.48571628	0	Sí
119	1	0.56891209	1	Sí	0.88700849	1	Sí
120	1	0.56891209	1	Sí	0.85994154	1	Sí
121	0	0.56891209	1	No	0	0	Sí
122	0	0.56891209	1	No	0.48918003	0	Sí
123	1	0.56891209	1	Sí	0.04731867	0	No
124	1	0.56891209	1	Sí	0.45988578	0	No
125	1	0.56891209	1	Sí	0	0	No
126	1	0.56891209	1	Sí	0.49025843	0	No
127	1	0.56891209	1	Sí	0.75209486	1	Sí
128	1	0.56891209	1	Sí	0	0	No
129	1	0.56891209	1	Sí	0.15448776	0	No
130	0	0.56891209	1	No	0.85355043	1	No
131	0	0.56891209	1	No	0.84124655	1	No
132	0	0.56891209	1	No	0.87848347	1	No
133	0	0.56891209	1	No	0.85867906	1	No
134	0	0.56891209	1	No	0.460226	0	Sí
135	0	0.56891209	1	No	0.43238834	0	Sí
136	1	0.56891209	1	Sí	0.48448136	0	No
137	1	0.56891209	1	Sí	0.83973008	1	Sí
138	1	0.56891209	1	Sí	0.87848347	1	Sí
139	1	0.56891209	1	Sí	0.86383986	1	Sí
140	0	0.56891209	1	No	0.46302342	0	Sí
141	0	0.56891209	1	No	0.57617158	1	No
142	1	0.56891209	1	Sí	0.50581861	1	Sí
143	1	0.56891209	1	Sí	0.02171915	0	No
144	0	0.56891209	1	No	0.75140834	1	No
145	0	0.56891209	1	No	0.48917335	0	Sí
146	1	0.56891209	1	Sí	0.48134047	0	No
147	1	0.56891209	1	Sí	0.95890492	1	Sí
148	1	0.56891209	1	Sí	0.46794039	0	No
149	1	0.56891209	1	Sí	0.42100793	0	No

Tabla A.12.c. Datos de la prueba “varianza de luminosidad”.

A.7 Prueba 7: Subóptimo

La actual prueba fue diseñada luego de realizar muchas otras pruebas no documentadas que permitieron encontrar la mejor distribución de capas para utilizar como entradas en la red neuronal. El resultado fue la distribución descrita en la tabla a.13. Esta prueba es casi óptima cuando se utiliza entrenamiento con la base DDSM, la cual no tiene un contorno muy bien definido, es por eso que algunas capas en realidad estén representando lugares alejados dependiendo de donde se marquen los contornos. La prueba es una variante de la de luminosidad media, solo que ahora añade dos capas internas y una externa. Las tablas A.13 y A.14 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	optimo optimo.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + Media, Normal + Capa Externa 2 + Media, Normal + Capa Interna 1 + Media, Normal + Capa Interna 2 + Media, Normal + Capa Interna 3 + Media, Normal + Contorno + Media, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + Media, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	126 (84.56%)	116 (77.85%)
positivos	95 (63.76%)	91 (61.07%)
negativos	31 (20.81%)	25 (16.78%)
fracasos	23 (15.44%)	33 (22.15%)
falsos positivos	17 (11.41%)	23 (15.44%)
falsos negativos	6 (4.03%)	10 (6.71%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	36.9646%	43.1896%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.13. Resumen de la prueba “subóptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.89936423	1	Sí	0.70947659	1	Sí
2	1	0.86623085	1	Sí	0.68608797	1	Sí
3	1	0.77811152	1	Sí	0.95664465	1	Sí
4	1	0.67638206	1	Sí	0.92366844	1	Sí
5	0	0.26866886	0	Sí	0.14833358	0	Sí
6	0	0.6331135	1	No	0.17553382	0	Sí
7	1	0.35186294	0	No	0.41287121	0	No
8	1	0.70966417	1	Sí	0.14513543	0	No
9	0	0.18235029	0	Sí	0.19851397	0	Sí
10	0	0.13719761	0	Sí	0.27150622	0	Sí
11	0	0.7704798	1	No	0.97927272	1	No
12	0	0.39388216	0	Sí	0.09810567	0	Sí
13	1	0.20953995	0	No	0.62101406	1	Sí

Tabla A.14.a. Datos de la prueba “subóptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
14	1	0.83107233	1	Sí	0.55481827	1	Sí
15	0	0.03343375	0	Sí	0	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.93196881	1	Sí	0.77834493	1	Sí
18	1	0.92402971	1	Sí	0.84429908	1	Sí
19	1	0	0	No	0	0	No
20	1	0	0	No	0	0	No
21	1	0.82127529	1	Sí	1	1	Sí
22	1	0.7974087	1	Sí	1	1	Sí
23	1	0.04857045	0	No	0.15269364	0	No
24	1	0.91463238	1	Sí	0.77595478	1	Sí
25	0	0.2189288	0	Sí	0.33905587	0	Sí
26	0	0.16279027	0	Sí	0.04496869	0	Sí
27	1	0.76305896	1	Sí	0.8624506	1	Sí
28	1	0.76279229	1	Sí	0.44595292	0	No
29	1	0.88756359	1	Sí	0.79794955	1	Sí
30	1	0.90750062	1	Sí	0.76274502	1	Sí
31	1	0.80807996	1	Sí	1	1	Sí
32	1	0.76218694	1	Sí	0.78019971	1	Sí
33	1	0.69753778	1	Sí	0.2208461	0	No
34	1	0.74430126	1	Sí	0.91990942	1	Sí
35	0	0	0	Sí	1	1	No
36	0	0	0	Sí	1	1	No
37	0	0	0	Sí	1	1	No
38	0	0	0	Sí	1	1	No
39	1	0.93360358	1	Sí	0.86068898	1	Sí
40	1	0.61367214	1	Sí	0.78464323	1	Sí
41	1	0.75629061	1	Sí	0.96977669	1	Sí
42	1	0.92989427	1	Sí	0.95773643	1	Sí
43	1	0.74337047	1	Sí	1	1	Sí
44	1	1	1	Sí	1	1	Sí
45	1	0.58607292	1	Sí	0.79684746	1	Sí
46	1	0.88738149	1	Sí	0.58950859	1	Sí
47	0	0.32940349	0	Sí	0.23857524	0	Sí
48	0	0.31866845	0	Sí	0.152601	0	Sí
49	0	0.22466607	0	Sí	0.11342552	0	Sí
50	0	0.93270934	1	No	0.8518129	1	No
51	0	0.04103246	0	Sí	0.17943862	0	Sí
52	0	0.11755708	0	Sí	0.29414567	0	Sí
53	1	0.77811152	1	Sí	0.70947659	1	Sí
54	1	0.72020239	1	Sí	0.70947659	1	Sí
55	1	0.89935869	1	Sí	0.8692255	1	Sí
56	1	0.9659974	1	Sí	0.89940411	1	Sí
57	0	0	0	Sí	1	1	No
58	0	0.42319402	0	Sí	0.70675117	1	No
59	1	0.81423438	1	Sí	0.76464987	1	Sí
60	1	0.88377094	1	Sí	0.76338732	1	Sí
61	1	0.81650341	1	Sí	0.70947659	1	Sí
62	1	0.88754398	1	Sí	0.70947659	1	Sí
63	1	0.96422046	1	Sí	0.79672533	1	Sí
64	1	1	1	Sí	0.86149013	1	Sí
65	1	0.77811152	1	Sí	0.94914061	1	Sí
66	1	0.77811152	1	Sí	0.8695159	1	Sí
67	1	0.96477097	1	Sí	0.859173	1	Sí
68	1	0.93918401	1	Sí	0.70947659	1	Sí
69	1	0.86234766	1	Sí	0.70947659	1	Sí
70	1	0.84014523	1	Sí	0.70947659	1	Sí
71	1	0.80585718	1	Sí	0.70947659	1	Sí

Tabla A.14.b. Datos de la prueba “subóptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
72	1	0.92137194	1	Sí	0.70947659	1	Sí
73	1	0.7519713	1	Sí	0.75359356	1	Sí
74	1	0.75901419	1	Sí	0.81493765	1	Sí
75	1	0.84658724	1	Sí	0.70947659	1	Sí
76	0	0.19460589	0	Sí	0.15855147	0	Sí
77	1	0.91348219	1	Sí	0.70947659	1	Sí
78	0	0.22648011	0	Sí	0.23587978	0	Sí
79	1	0.78556126	1	Sí	0.70044988	1	Sí
80	1	0.87716693	1	Sí	0.8230868	1	Sí
81	1	0.75780791	1	Sí	0.70947659	1	Sí
82	1	0.7731331	1	Sí	0.72403395	1	Sí
83	1	0.9030171	1	Sí	0.68348169	1	Sí
84	1	0.95137507	1	Sí	0.83990991	1	Sí
85	1	0.70940882	1	Sí	0.46753803	0	No
86	1	0.77811152	1	Sí	0.70947659	1	Sí
87	1	0.75564957	1	Sí	0.78038353	1	Sí
88	1	0.77811152	1	Sí	0.80470455	1	Sí
89	1	0.67236304	1	Sí	0.75759685	1	Sí
90	1	0.76121783	1	Sí	0.77836657	1	Sí
91	1	0.83981562	1	Sí	0.76152128	1	Sí
92	1	0.83605283	1	Sí	0.72079849	1	Sí
93	0	0.16108216	0	Sí	0.04519859	0	Sí
94	0	0.03343375	0	Sí	0	0	Sí
95	0	0.87571049	1	No	0.66173172	1	No
96	0	0.76797765	1	No	0.17765146	0	Sí
97	1	0.97358429	1	Sí	0.70947659	1	Sí
98	1	1	1	Sí	0.94328231	1	Sí
99	0	0.77811152	1	No	0.70947659	1	No
100	0	0.76173764	1	No	0.70947659	1	No
101	1	0.92905092	1	Sí	0.8125447	1	Sí
102	1	0.92498291	1	Sí	0.82247549	1	Sí
103	0	0.75570512	1	No	0.07804438	0	Sí
104	0	0.04489094	0	Sí	0	0	Sí
105	0	0.7758112	1	No	0.70947659	1	No
106	1	0.77254957	1	Sí	0.70947659	1	Sí
107	0	0.77811152	1	No	0.77973646	1	No
108	1	0.77811152	1	Sí	0.84561962	1	Sí
109	1	0.70961356	1	Sí	0.95868039	1	Sí
110	1	0.77244848	1	Sí	0.96253872	1	Sí
111	1	0.77443916	1	Sí	0.87108332	1	Sí
112	1	0.93918401	1	Sí	0.86769873	1	Sí
113	1	0.81538916	1	Sí	0.70947659	1	Sí
114	1	1	1	Sí	1	1	Sí
115	1	0.91934234	1	Sí	0.82631087	1	Sí
116	1	0.91947925	1	Sí	0.84863919	1	Sí
117	0	0.7666707	1	No	0.91577107	1	No
118	0	0.19981246	0	Sí	0.20188704	0	Sí
119	1	0.83927011	1	Sí	0	0	No
120	1	0.7743023	1	Sí	0.47013703	0	No
121	0	0.17011045	0	Sí	0	0	Sí
122	0	1	1	No	0.92229086	1	No
123	1	0.96104813	1	Sí	1	1	Sí
124	1	0.92233199	1	Sí	0.82784963	1	Sí
125	1	0	0	No	0.83549941	1	Sí
126	1	0.89832592	1	Sí	0.80764192	1	Sí
127	1	0.95830572	1	Sí	0.89946163	1	Sí
128	1	1	1	Sí	0.88976747	1	Sí
129	1	0.64548486	1	Sí	0.70947659	1	Sí

Tabla A.14.c. Datos de la prueba “subóptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
130	0	0.77811152	1	No	0.70947659	1	No
131	0	0.77811152	1	No	0.8151927	1	No
132	0	0.76137245	1	No	0.70947659	1	No
133	0	0.88396382	1	No	0.70947659	1	No
134	0	0.19902436	0	Sí	1	1	No
135	0	0.14797924	0	Sí	1	1	No
136	1	0.77811152	1	Sí	0.96928078	1	Sí
137	1	0.7172749	1	Sí	0.97442472	1	Sí
138	1	0.78927571	1	Sí	0.70947659	1	Sí
139	1	0.72991645	1	Sí	0.87105179	1	Sí
140	0	0.60948962	1	No	0.07573407	0	Sí
141	0	0.03469504	0	Sí	0.24254274	0	Sí
142	1	0.61651176	1	Sí	0.85736543	1	Sí
143	1	1	1	Sí	1	1	Sí
144	0	0.15813893	0	Sí	0.70947659	1	No
145	0	0.09370136	0	Sí	0.70947659	1	No
146	1	0.63357073	1	Sí	0.70947659	1	Sí
147	1	0.93918401	1	Sí	0.91512775	1	Sí
148	1	0.8196373	1	Sí	0.79660857	1	Sí
149	1	0.92204148	1	Sí	0.68428063	1	Sí

Tabla A.14.d. Datos de la prueba “subóptimo”.

A.8 Prueba 8: Óptimo

Esta prueba es similar a la anterior, pero ahora con el valor óptimo. Se puede observar que no solo mejoró el mejor resultado, sino que el peor tuvo una mejor mucho mayor reduciendo el rango de posibles tasas de éxito, el cual quedó entre 81% y 85%. Las tablas A.15 y A.16 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	optimooold optimooold.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + Media, Normal + Capa Externa 2 + Media, Normal + Capa Interna 1 + Media, Normal + Capa Interna 1 + Tamaño, Normal + Capa Interna 2 + Media, Normal + Capa Interna 3 + Media, Normal + Capa Interna 4 + Media, Normal + Capa Interna 5 + Media, Normal + Contorno + Media, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + Media, Normal + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	127 (85.23%)	121 (81.21%)
positivos	96 (64.43%)	88 (59.06%)
negativos	31 (20.81%)	33 (22.15%)
fracasos	22 (14.77%)	28 (18.79%)
falsos positivos	17 (11.41%)	15 (10.07%)
falsos negativos	5 (3.36%)	13 (8.72%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	36.5818%	38.7738%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.15. Resumen de la prueba “óptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.75128043	1	Sí	0.92242503	1	Sí
2	1	0.71446651	1	Sí	0.82414317	1	Sí
3	1	0.97245264	1	Sí	0.9643876	1	Sí
4	1	0.95998442	1	Sí	0.96466631	1	Sí
5	0	0.46020421	0	Sí	0.37122539	0	Sí
6	0	0.68438268	1	No	0.60420012	1	No
7	1	0.57001948	1	Sí	0.51300424	1	Sí
8	1	0.87611192	1	Sí	0.83448631	1	Sí
9	0	0.0790475	0	Sí	0.12545963	0	Sí
10	0	0.31655562	0	Sí	0.19923849	0	Sí
11	0	0.62365657	1	No	0.75574648	1	No
12	0	0.04581384	0	Sí	0.12986936	0	Sí
13	1	0.04212707	0	No	0.3947224	0	No
14	1	0.68189418	1	Sí	0.82147998	1	Sí
15	0	0.04769824	0	Sí	0	0	Sí
16	0	0.11299466	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.80423105	1	Sí	0.99304318	1	Sí
18	1	0.90247315	1	Sí	0.92885554	1	Sí
19	1	0	0	No	0	0	No
20	1	0	0	No	0	0	No
21	1	0.98152775	1	Sí	0.98560727	1	Sí
22	1	0.96823549	1	Sí	0.98773861	1	Sí
23	1	0.16971195	0	No	0.04973405	0	No
24	1	1	1	Sí	0.96294957	1	Sí
25	0	0.28096375	0	Sí	0.20206438	0	Sí
26	0	0.17538469	0	Sí	0.04909761	0	Sí
27	1	0.97025353	1	Sí	0.91356188	1	Sí
28	1	0.56849283	1	Sí	0.36783653	0	No
29	1	0.80247676	1	Sí	0.95078784	1	Sí
30	1	0.85164285	1	Sí	0.83166677	1	Sí
31	1	0.95160121	1	Sí	0.97071123	1	Sí
32	1	0.75128043	1	Sí	0.85654378	1	Sí
33	1	0.26227775	0	No	0.52183324	1	Sí
34	1	0.81844014	1	Sí	0.70452756	1	Sí
35	0	0.11299466	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0.11299466	0	Sí	0	0	Sí
37	0	0.11299466	0	Sí	0	0	Sí
38	0	0.11299466	0	Sí	0	0	Sí
39	1	0.96396494	1	Sí	0.97389042	1	Sí
40	1	0.81054819	1	Sí	0.78961676	1	Sí
41	1	0.95851058	1	Sí	0.99245656	1	Sí
42	1	0.97704214	1	Sí	0.9555797	1	Sí
43	1	0.928581	1	Sí	0.90306693	1	Sí
44	1	1	1	Sí	0.79070318	1	Sí
45	1	0.84106833	1	Sí	0.95978421	1	Sí
46	1	0.71300262	1	Sí	0.42644858	0	No
47	0	0.1997451	0	Sí	0.24448872	0	Sí
48	0	0.21269341	0	Sí	0.12840535	0	Sí
49	0	0.20452133	0	Sí	0.08928937	0	Sí
50	0	0.96266222	1	No	0.95840263	1	No
51	0	0.01384378	0	Sí	0.10391118	0	Sí
52	0	0.04017888	0	Sí	0.18283792	0	Sí
53	1	0.76376307	1	Sí	0.95706844	1	Sí
54	1	0.75128043	1	Sí	0.94491053	1	Sí
55	1	0.97293305	1	Sí	0.97282976	1	Sí
56	1	0.97236246	1	Sí	0.66265994	1	Sí

Tabla A.16.a. Datos de la prueba “óptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
57	0	0	0	Sí	0	0	Sí
58	0	0.14695545	0	Sí	0.37274909	0	Sí
59	1	0.69069034	1	Sí	0.66988957	1	Sí
60	1	0.66880441	1	Sí	0.73638427	1	Sí
61	1	0.75128043	1	Sí	0.07691103	0	No
62	1	0.75128043	1	Sí	0.31696463	0	No
63	1	0.82717001	1	Sí	0.95793188	1	Sí
64	1	0.98016667	1	Sí	0.97655916	1	Sí
65	1	0.92496175	1	Sí	0.96686065	1	Sí
66	1	0.63243723	1	Sí	0.95004475	1	Sí
67	1	0.95157838	1	Sí	0.9745959	1	Sí
68	1	0.79967916	1	Sí	1	1	Sí
69	1	0.75128043	1	Sí	0.9554432	1	Sí
70	1	0.84121281	1	Sí	0.65711021	1	Sí
71	1	0.66539913	1	Sí	0.63669795	1	Sí
72	1	0.75128043	1	Sí	0.9664582	1	Sí
73	1	0.81196958	1	Sí	0.89979815	1	Sí
74	1	0.76842678	1	Sí	0.92227429	1	Sí
75	1	0.82057613	1	Sí	0.98340476	1	Sí
76	0	0.15542442	0	Sí	0.13109916	0	Sí
77	1	0.78084618	1	Sí	0.96375751	1	Sí
78	0	0.20149589	0	Sí	0.23603414	0	Sí
79	1	0.77438277	1	Sí	0.85501885	1	Sí
80	1	0.82494289	1	Sí	0.85755461	1	Sí
81	1	0.75128043	1	Sí	0.86905396	1	Sí
82	1	0.79146117	1	Sí	0.87591988	1	Sí
83	1	0.72317332	1	Sí	0.96104181	1	Sí
84	1	0.94503123	1	Sí	1	1	Sí
85	1	0.67869335	1	Sí	0.81804413	1	Sí
86	1	0.75128043	1	Sí	0.81154019	1	Sí
87	1	0.91368967	1	Sí	0.92797524	1	Sí
88	1	0.75128043	1	Sí	0.81638122	1	Sí
89	1	0.90829539	1	Sí	0.93715483	1	Sí
90	1	0.9417519	1	Sí	0.85189724	1	Sí
91	1	0.56455237	1	Sí	0.63394839	1	Sí
92	1	0.50465596	1	Sí	0.59968013	1	Sí
93	0	0.02325229	0	Sí	0.09091223	0	Sí
94	0	0.04975453	0	Sí	0	0	Sí
95	0	0.99040848	1	No	0.96612436	1	No
96	0	0	0	Sí	0.29932559	0	Sí
97	1	0.82462937	1	Sí	0.75171345	1	Sí
98	1	0.95340276	1	Sí	0.72584581	1	Sí
99	0	0.76220638	1	No	0.97750098	1	No
100	0	0.75128043	1	No	0.90753037	1	No
101	1	0.80406559	1	Sí	0.95552504	1	Sí
102	1	0.85487437	1	Sí	0.97227114	1	Sí
103	0	0.18611513	0	Sí	0.42598888	0	Sí
104	0	0.11488991	0	Sí	0.19942006	0	Sí
105	0	0.75128043	1	No	0.83564764	1	No
106	1	0.75128043	1	Sí	0.84613198	1	Sí
107	0	0.75128043	1	No	0.82513481	1	No
108	1	0.75128043	1	Sí	0.9109385	1	Sí
109	1	0.98243266	1	Sí	0.98884368	1	Sí
110	1	0.98213106	1	Sí	0.87205726	1	Sí
111	1	0.96356755	1	Sí	0.98306036	1	Sí
112	1	0.95273906	1	Sí	0.99329942	1	Sí
113	1	0.83528429	1	Sí	0	0	No
114	1	1	1	Sí	1	1	Sí

Tabla A.16.b. Datos de la prueba “óptimo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
115	1	0.82326245	1	Sí	0.9551928	1	Sí
116	1	0.8767277	1	Sí	0.95521915	1	Sí
117	0	0.62017441	1	No	0.50305027	1	No
118	0	0.18845749	0	Sí	0.19521919	0	Sí
119	1	0.66876417	1	Sí	0.48631525	0	No
120	1	0.89399493	1	Sí	0.76798868	1	Sí
121	0	0.96922779	1	No	0.72744834	1	No
122	0	1	1	No	0.68990272	1	No
123	1	0.95967084	1	Sí	0.5025388	1	Sí
124	1	0.8653608	1	Sí	1	1	Sí
125	1	1	1	Sí	0.86270475	1	Sí
126	1	0.76685399	1	Sí	0.81838489	1	Sí
127	1	1	1	Sí	1	1	Sí
128	1	0.98185056	1	Sí	0.82100809	1	Sí
129	1	0.78840578	1	Sí	0.81258184	1	Sí
130	0	0.75128043	1	No	0.86024553	1	No
131	0	0.78986084	1	No	0.96046746	1	No
132	0	0.75128043	1	No	0.76597327	1	No
133	0	0.75128043	1	No	0.90087521	1	No
134	0	0.04531365	0	Sí	0.03704338	0	Sí
135	0	0.06464855	0	Sí	0.01544798	0	Sí
136	1	0.88914031	1	Sí	0.94880474	1	Sí
137	1	0.85973811	1	Sí	0.21387793	0	No
138	1	0.75128043	1	Sí	0.6095311	1	Sí
139	1	0.81009012	1	Sí	0.67525852	1	Sí
140	0	0.30832002	0	Sí	0.48333153	0	Sí
141	0	0.43434587	0	Sí	0.09277051	0	Sí
142	1	0.97846389	1	Sí	0.75866735	1	Sí
143	1	0.98551458	1	Sí	0.19682153	0	No
144	0	0.75128043	1	No	0.02501712	0	Sí
145	0	0.75128043	1	No	0.01946421	0	Sí
146	1	0.80624396	1	Sí	0.99419427	1	Sí
147	1	0.95478714	1	Sí	1	1	Sí
148	1	0.60779279	1	Sí	0.48509949	0	No
149	1	0.98111749	1	Sí	0.95642984	1	Sí

Tabla A.16.c. Datos de la prueba “óptimo”.

A.9 Prueba 9: Distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel

Esta prueba es muy similar a “distancias ponderadas”, solo que en vez de utilizar la imagen original se utiliza la imagen Sobel módulo. Es de esperar que el centro del tumor y el centro de gravedad ponderado con Sobel no coincidan, sin embargo no se esperan resultados muy malos porque las distancias han mostrado ser buenas entradas para la red neuronal. Las tablas A.17 y A.18 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobel-distp sobel-distp.param.h	
neuronas de entrada	Sobel Módulo + Capa Externa 1 + RadioMax, Sobel Módulo + Capa Externa 1 + RadioMin, Sobel Módulo + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + RadioMax, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + RadioMin, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Módulo + Contorno + RadioMax, Sobel Módulo + Contorno + RadioMin, Sobel Módulo + Contorno + Tamaño, Sobel Módulo + Núcleo + RadioMax, Sobel Módulo + Núcleo + RadioMin, Sobel Módulo + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	114 (76.51%)	112 (75.17%)
positivos	87 (58.39%)	77 (51.68%)
negativos	27 (18.12%)	35 (23.49%)
fracasos	35 (23.49%)	37 (24.83%)
falsos positivos	21 (14.09%)	13 (8.72%)
falsos negativos	14 (9.40%)	24 (16.11%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	41.0747%	40.8052%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.17. Resumen de la prueba “distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.7639637	1	Sí	0.72085458	1	Sí
2	1	0.52614534	1	Sí	0.50437427	1	Sí
3	1	0.85115814	1	Sí	0.79342371	1	Sí
4	1	0.77850091	1	Sí	0.72507167	1	Sí
5	0	0.49791405	0	Sí	0.51834315	1	No
6	0	0.64456612	1	No	0.63210744	1	No
7	1	0.51034224	1	Sí	0.41746703	0	No
8	1	0.27877736	0	No	0.48769709	0	No
9	0	0.50049013	1	No	0.54257154	1	No
10	0	0.48702928	0	Sí	0.55556834	1	No
11	0	0.57194	1	No	0.49930891	0	Sí
12	0	0.50691301	1	No	0.46743232	0	Sí
13	1	0.43959078	0	No	0.47333238	0	No
14	1	0.46076751	0	No	0.53786182	1	Sí
15	0	0	0	Sí	0.1304782	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0.026896	0	Sí
17	1	0.69503564	1	Sí	0.71320051	1	Sí
18	1	0.65455896	1	Sí	0.73898607	1	Sí
19	1	0.13688293	0	No	0.29933083	0	No
20	1	0.1643687	0	No	0.27721065	0	No
21	1	0.79582441	1	Sí	0.95071661	1	Sí
22	1	0.76237226	1	Sí	0.79406214	1	Sí
23	1	0.50653696	1	Sí	0.38700187	0	No
24	1	0.35621482	0	No	0.46893835	0	No
25	0	0.36256468	0	Sí	0.37973985	0	Sí
26	0	0.43910471	0	Sí	0.41330516	0	Sí
27	1	0.57410288	1	Sí	0.67841798	1	Sí
28	1	0.46660978	0	No	0.49654794	0	No
29	1	0.55154771	1	Sí	0.47516477	0	No
30	1	0.50560641	1	Sí	0.35847521	0	No
31	1	0.54379517	1	Sí	0.55404317	1	Sí
32	1	0.76830542	1	Sí	0.58038878	1	Sí
33	1	0.49473679	0	No	0.45074251	0	No
34	1	0.78596723	1	Sí	0.77420026	1	Sí

Tabla A.18.a. Datos de la prueba “distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
35	0	0	0	Sí	0.0451579	0	Sí
36	0	0	0	Sí	0.057193	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0.09614087	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0.04448642	0	Sí
39	1	0.87442559	1	Sí	0.78376484	1	Sí
40	1	0.57730645	1	Sí	0.52499205	1	Sí
41	1	0.953224	1	Sí	0.96365803	1	Sí
42	1	0.49208689	0	No	0.49690178	0	No
43	1	0.70133978	1	Sí	0.77334559	1	Sí
44	1	0.73512864	1	Sí	0.79483831	1	Sí
45	1	0.67751151	1	Sí	0.69394952	1	Sí
46	1	0.60767663	1	Sí	0.47430894	0	No
47	0	0.47677395	0	Sí	0.52709883	1	No
48	0	0.4862864	0	Sí	0.41558188	0	Sí
49	0	0.4924553	0	Sí	0.3629097	0	Sí
50	0	0.5178411	1	No	0.51101029	1	No
51	0	0.43213409	0	Sí	0.3525511	0	Sí
52	0	0.45822138	0	Sí	0.38734984	0	Sí
53	1	0.77342355	1	Sí	0.75322258	1	Sí
54	1	0.73109686	1	Sí	0.65970105	1	Sí
55	1	0.80962139	1	Sí	0.59978867	1	Sí
56	1	0.82846779	1	Sí	0.62640983	1	Sí
57	0	0.04495555	0	Sí	0.22348453	0	Sí
58	0	0.47249255	0	Sí	0.35969085	0	Sí
59	1	0.22383812	0	No	0.15637088	0	No
60	1	0.59517205	1	Sí	0.68778604	1	Sí
61	1	0.76813388	1	Sí	0.4984892	0	No
62	1	0.79069334	1	Sí	0.67376512	1	Sí
63	1	0.97849059	1	Sí	0.94995815	1	Sí
64	1	0.88351107	1	Sí	0.58740461	1	Sí
65	1	0.92773193	1	Sí	0.84645265	1	Sí
66	1	0.76659721	1	Sí	0.6679073	1	Sí
67	1	0.87324083	1	Sí	0.97103584	1	Sí
68	1	0.79088587	1	Sí	0.92520785	1	Sí
69	1	0.78866416	1	Sí	0.71936715	1	Sí
70	1	0.7670874	1	Sí	0.77127826	1	Sí
71	1	0.4787448	0	No	0.49325478	0	No
72	1	0.89877975	1	Sí	0.77411741	1	Sí
73	1	0.61532223	1	Sí	0.7141853	1	Sí
74	1	0.72107631	1	Sí	0.70738792	1	Sí
75	1	0.85144556	1	Sí	0.81964386	1	Sí
76	0	0.53628516	1	No	0.39743015	0	Sí
77	1	0.78026909	1	Sí	0.81411505	1	Sí
78	0	0.50478083	1	No	0.38587379	0	Sí
79	1	0.6260885	1	Sí	0.52376276	1	Sí
80	1	0.57817346	1	Sí	0.56947613	1	Sí
81	1	0.75590271	1	Sí	0.65070945	1	Sí
82	1	0.64256328	1	Sí	0.46615094	0	No
83	1	0.70875341	1	Sí	0.56786352	1	Sí
84	1	0.81041157	1	Sí	0.78387851	1	Sí
85	1	0.66774637	1	Sí	0.66322148	1	Sí
86	1	0.79663765	1	Sí	0.5521661	1	Sí
87	1	0.62014949	1	Sí	0.67097318	1	Sí
88	1	0.80293286	1	Sí	0.59036696	1	Sí
89	1	0.76700294	1	Sí	0.59181684	1	Sí
90	1	0.6269567	1	Sí	0.46172222	0	No
91	1	0.59767038	1	Sí	0.63528663	1	Sí
92	1	0.5522663	1	Sí	0.6098845	1	Sí

Tabla A.18.b. Datos de la prueba “distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
93	0	0.18028192	0	Sí	0.29505122	0	Sí
94	0	0.65252399	1	No	0.41138324	0	Sí
95	0	0.16069296	0	Sí	0.21311294	0	Sí
96	0	0.20094399	0	Sí	0.22623213	0	Sí
97	1	0.74053854	1	Sí	0.7148177	1	Sí
98	1	0.67923975	1	Sí	0.56486142	1	Sí
99	0	0.88967025	1	No	0.83389479	1	No
100	0	0.78261691	1	No	0.77581882	1	No
101	1	0.96210486	1	Sí	0.58253509	1	Sí
102	1	0.4787091	0	No	0.45492673	0	No
103	0	0.48926854	0	Sí	0.46917048	0	Sí
104	0	0.50175673	1	No	0.52624649	1	No
105	0	0.81699646	1	No	0.59601718	1	No
106	1	0.8371588	1	Sí	0.76478708	1	Sí
107	0	0.8014195	1	No	0.58891594	1	No
108	1	0.82988453	1	Sí	0.77893519	1	Sí
109	1	0.73760301	1	Sí	0.67541754	1	Sí
110	1	0.71669072	1	Sí	0.5420627	1	Sí
111	1	0.97015715	1	Sí	0.95524466	1	Sí
112	1	0.98206186	1	Sí	0.9730165	1	Sí
113	1	0.64036244	1	Sí	0.36963877	0	No
114	1	0.9839108	1	Sí	0.98999393	1	Sí
115	1	0.82151175	1	Sí	0.84859109	1	Sí
116	1	0.60331833	1	Sí	0.54002255	1	Sí
117	0	0.31749332	0	Sí	0.21472719	0	Sí
118	0	0.49077958	0	Sí	0.41126442	0	Sí
119	1	0.60598677	1	Sí	0.43344155	0	No
120	1	0.61084551	1	Sí	0.49566266	0	No
121	0	0.03999118	0	Sí	0.49292082	0	Sí
122	0	0.52035058	1	No	0.4390642	0	Sí
123	1	0.70914245	1	Sí	0.57300019	1	Sí
124	1	0.59748226	1	Sí	0.42435795	0	No
125	1	0.56235194	1	Sí	0.71835542	1	Sí
126	1	0.54116213	1	Sí	0.42239407	0	No
127	1	0.47391987	0	No	0.59608388	1	Sí
128	1	0.72084755	1	Sí	0.70625943	1	Sí
129	1	0.81500429	1	Sí	0.8101579	1	Sí
130	0	0.75035143	1	No	0.52384824	1	No
131	0	0.76663578	1	No	0.72584319	1	No
132	0	0.64036244	1	No	0.24589084	0	Sí
133	0	0.67893565	1	No	0.49221018	0	Sí
134	0	0.44092518	0	Sí	0.32682285	0	Sí
135	0	0.40138683	0	Sí	0.32595974	0	Sí
136	1	0.7681309	1	Sí	0.79479474	1	Sí
137	1	0.79153532	1	Sí	0.78366673	1	Sí
138	1	0.80378777	1	Sí	0.75144523	1	Sí
139	1	0.78919429	1	Sí	0.77126575	1	Sí
140	0	0.52372372	1	No	0.39241153	0	Sí
141	0	0.34259841	0	Sí	0.40412694	0	Sí
142	1	0.66370004	1	Sí	0.52980614	1	Sí
143	1	0.66379488	1	Sí	0.53853506	1	Sí
144	0	0.64036244	1	No	0.32212165	0	Sí
145	0	0.64036244	1	No	0.26383018	0	Sí
146	1	0.85492992	1	Sí	0.78451109	1	Sí
147	1	1	1	Sí	0.8145287	1	Sí
148	1	0.62384599	1	Sí	0.58547223	1	Sí
149	1	0.4784427	0	No	0.60097891	1	Sí

Tabla A.18.c. Datos de la prueba “distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel”.

A.10 Prueba 10: Momento de inercia ponderado con módulo Sobel

Esta prueba es similar a la de momento de inercia ponderado, solo que en este caso se utilizará la imagen obtenida por Sobel módulo en vez de la imagen original. Las tablas A.19 y A.20 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobel-inercep sobel-inercep.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Interna 1 + Tamaño, Normal + Contorno + Media, Normal + Contorno + Tamaño, Normal + Núcleo + Media, Normal + Núcleo + Tamaño, Sobel Módulo + Capa Externa 1 + Media, Sobel Módulo + Capa Externa 2 + Media, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + Media, Sobel Módulo + Capa Interna 2 + Media	
	mejor caso	peor caso
aciertos	119 (79.87%)	116 (77.85%)
positivos	86 (57.72%)	90 (60.40%)
negativos	33 (22.15%)	26 (17.45%)
fracasos	30 (20.13%)	33 (22.15%)
falsos positivos	15 (10.07%)	22 (14.77%)
falsos negativos	15 (10.07%)	11 (7.38%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	39.3866%	43.8192%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.19. Resumen de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.93729001	1	Sí	0.86825234	1	Sí
2	1	0.43156984	0	No	0.25744945	0	No
3	1	0.98429108	1	Sí	1	1	Sí
4	1	1	1	Sí	1	1	Sí
5	0	0.01044625	0	Sí	0.82444406	1	No
6	0	0.16806467	0	Sí	0.89923894	1	No
7	1	0.78031361	1	Sí	0.03788393	0	No
8	1	0.90382093	1	Sí	0.68399501	1	Sí
9	0	0.81589437	1	No	0.15557949	0	Sí
10	0	0.18051301	0	Sí	0.37947449	0	Sí
11	0	0.96091032	1	No	0.9573667	1	No
12	0	0.35499242	0	Sí	0.8113932	1	No
13	1	0.18608555	0	No	0.03501435	0	No
14	1	0.83037525	1	Sí	0.09792449	0	No
15	0	0	0	Sí	0	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.73909301	1	Sí	0.90721834	1	Sí
18	1	0.99339497	1	Sí	0.98270291	1	Sí
19	1	1	1	Sí	1	1	Sí
20	1	1	1	Sí	1	1	Sí

Tabla A.20.a. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
21	1	0.8965261	1	Sí	1	1	Sí
22	1	1	1	Sí	1	1	Sí
23	1	0	0	No	0	0	No
24	1	0.89142442	1	Sí	1	1	Sí
25	0	0.77549911	1	No	0.13767549	0	Sí
26	0	0.07059523	0	Sí	0.12274935	0	Sí
27	1	0.98299593	1	Sí	0.69372106	1	Sí
28	1	0.48918527	0	No	1	1	Sí
29	1	0.96446443	1	Sí	0.92365539	1	Sí
30	1	0.96082801	1	Sí	1	1	Sí
31	1	0.39632878	0	No	0.96617073	1	Sí
32	1	0.82762331	1	Sí	0.76794827	1	Sí
33	1	0.21994416	0	No	0.64409751	1	Sí
34	1	0.8673172	1	Sí	0.82539386	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0	0	Sí	0	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0	0	Sí
39	1	1	1	Sí	1	1	Sí
40	1	1	1	Sí	1	1	Sí
41	1	0.97007024	1	Sí	0.99216443	1	Sí
42	1	1	1	Sí	0.98311293	1	Sí
43	1	1	1	Sí	1	1	Sí
44	1	1	1	Sí	1	1	Sí
45	1	0.78135204	1	Sí	0.70931268	1	Sí
46	1	0.18112451	0	No	0.67276126	1	Sí
47	0	0.17887156	0	Sí	0.15869123	0	Sí
48	0	0.21445309	0	Sí	0.10376172	0	Sí
49	0	0.04711329	0	Sí	0.1107317	0	Sí
50	0	0.95258701	1	No	0.22832198	0	Sí
51	0	0.41414988	0	Sí	0.01725424	0	Sí
52	0	0.30143443	0	Sí	0.74051982	1	No
53	1	0.84340823	1	Sí	0.76785076	1	Sí
54	1	0.83900845	1	Sí	0.75855231	1	Sí
55	1	0.98087043	1	Sí	0.04305505	0	No
56	1	0.67159426	1	Sí	0.77316904	1	Sí
57	0	0.95048678	1	No	1	1	No
58	0	0.77822632	1	No	0.59363604	1	No
59	1	0.11562763	0	No	0	0	No
60	1	0.95090228	1	Sí	0.86404383	1	Sí
61	1	0.21683766	0	No	0.78540248	1	Sí
62	1	0.21683766	0	No	0.77312577	1	Sí
63	1	1	1	Sí	0.97672713	1	Sí
64	1	1	1	Sí	1	1	Sí
65	1	0.82363224	1	Sí	0.93659109	1	Sí
66	1	0.97123247	1	Sí	0.97407711	1	Sí
67	1	1	1	Sí	1	1	Sí
68	1	1	1	Sí	0.98299968	1	Sí
69	1	0.10840436	0	No	0.84002268	1	Sí
70	1	0.8673172	1	Sí	0.78540248	1	Sí
71	1	0.82232535	1	Sí	0.18548991	0	No
72	1	0.83941603	1	Sí	0.77330625	1	Sí
73	1	0.96991903	1	Sí	1	1	Sí
74	1	1	1	Sí	0.96308613	1	Sí
75	1	0.81122893	1	Sí	0.88113898	1	Sí
76	0	0.02952854	0	Sí	0.13119178	0	Sí
77	1	1	1	Sí	1	1	Sí
78	0	0.15351884	0	Sí	0.23426974	0	Sí

Tabla A.20.b. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
79	1	0.92350042	1	Sí	0.64333063	1	Sí
80	1	0.89581519	1	Sí	0.69971591	1	Sí
81	1	0.53697121	1	Sí	0.80570829	1	Sí
82	1	0.73196524	1	Sí	0.97454244	1	Sí
83	1	0.95756346	1	Sí	1	1	Sí
84	1	1	1	Sí	1	1	Sí
85	1	0.9655934	1	Sí	0.87718403	1	Sí
86	1	0.21683766	0	No	0.78540248	1	Sí
87	1	0.9651736	1	Sí	0.95823306	1	Sí
88	1	0.21683766	0	No	0.78540248	1	Sí
89	1	0.96970838	1	Sí	0.75229895	1	Sí
90	1	1	1	Sí	0.98209947	1	Sí
91	1	0.95733815	1	Sí	0.86588848	1	Sí
92	1	0.8950305	1	Sí	1	1	Sí
93	0	0	0	Sí	0	0	Sí
94	0	0.83921206	1	No	1	1	No
95	0	0.04318057	0	Sí	0.03079099	0	Sí
96	0	0	0	Sí	0	0	Sí
97	1	0.84769201	1	Sí	0.78540248	1	Sí
98	1	0.8673172	1	Sí	0.94843102	1	Sí
99	0	0.75908178	1	No	0.8281908	1	No
100	0	0.88227344	1	No	0.91842574	1	No
101	1	0.98942804	1	Sí	0.95389396	1	Sí
102	1	0.99171907	1	Sí	1	1	Sí
103	0	0.7167843	1	No	1	1	No
104	0	0	0	Sí	0	0	Sí
105	0	0.21683766	0	Sí	0.78540248	1	No
106	1	0.8673172	1	Sí	0.78540248	1	Sí
107	0	0.8673172	1	No	0.78540248	1	No
108	1	0.8673172	1	Sí	0.78540248	1	Sí
109	1	0.9885608	1	Sí	0.94130975	1	Sí
110	1	0.99364179	1	Sí	1	1	Sí
111	1	0.75613236	1	Sí	0.96413279	1	Sí
112	1	0.77423865	1	Sí	0.81945801	1	Sí
113	1	0.8673172	1	Sí	0.78540248	1	Sí
114	1	0.96241552	1	Sí	1	1	Sí
115	1	0.7091881	1	Sí	0.91379774	1	Sí
116	1	0.83979613	1	Sí	0.99395287	1	Sí
117	0	0.75775141	1	No	0	0	Sí
118	0	0.46788415	0	Sí	0.40385213	0	Sí
119	1	0.05069538	0	No	0.6934334	1	Sí
120	1	0.44631213	0	No	0.95374644	1	Sí
121	0	0.11679187	0	Sí	0.68702066	1	No
122	0	0.47530469	0	Sí	0.9910149	1	No
123	1	0.79863048	1	Sí	0.87277728	1	Sí
124	1	0.80068719	1	Sí	0.95741189	1	Sí
125	1	0.86305255	1	Sí	0.66151154	1	Sí
126	1	0.7760281	1	Sí	0.00948276	0	No
127	1	1	1	Sí	0.88490242	1	Sí
128	1	0.80777621	1	Sí	0.84237355	1	Sí
129	1	0.81442517	1	Sí	0.93685931	1	Sí
130	0	0.17072475	0	Sí	0.86680102	1	No
131	0	0.76372957	1	No	0.81221145	1	No
132	0	0.16725211	0	Sí	0.78540248	1	No
133	0	0.10293256	0	Sí	0.96180296	1	No
134	0	0.07198498	0	Sí	0.02818015	0	Sí
135	0	0.03455856	0	Sí	0	0	Sí
136	1	0.83342934	1	Sí	0.96971172	1	Sí

Tabla A.20.c. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
137	1	0.8673172	1	Sí	0.96187538	1	Sí
138	1	0.8673172	1	Sí	0.78540248	1	Sí
139	1	0.84709865	1	Sí	0.95098281	1	Sí
140	0	0.49912682	0	Sí	0.92998302	1	No
141	0	0	0	Sí	0	0	Sí
142	1	0.55470037	1	Sí	0.77859271	1	Sí
143	1	1	1	Sí	1	1	Sí
144	0	0.8673172	1	No	0.78540248	1	No
145	0	0.8673172	1	No	0.78540248	1	No
146	1	0.81188637	1	Sí	0.70312554	1	Sí
147	1	0.76167089	1	Sí	0.04131988	0	No
148	1	0.57118303	1	Sí	0.88923007	1	Sí
149	1	0.9927913	1	Sí	0.03400481	0	No

Tabla A.20.d. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.

A.11 Prueba 11: Luminosidad media de módulo Sobel

Esta prueba es similar a “luminosidad media” pero utiliza la imagen proporcionada por Sobel módulo en vez de utilizar la imagen original. Si los contornos están marcados con precisión –cosa que no es el caso–, es de esperar que supere a la prueba sobre la luminosidad media. Los resultados no fueron del todo satisfactorios, sin embargo están dentro de lo esperable. Se obtuvo 119 aciertos para el mejor caso, los mismos que al utilizar la imagen original. Mientras que en el peor caso se superó en 8 aciertos (113 contra 105) a la prueba de luminosidad media. Estos resultados no permiten sacar conclusiones, muestran que Sobel es prometedor, sin embargo, a resultados similares esta prueba tomó mas tiempo en realizarse ya que calcular el filtro sobre 271 imágenes tomará un mayor tiempo. Las tablas A.21 y A.22 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobel-mu sobel-mu.param.h	
neuronas de entrada	Sobel Módulo + Capa Externa 1 + Media, Sobel Módulo + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + Media, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Módulo + Contorno + Media, Sobel Módulo + Contorno + Tamaño, Sobel Módulo + Núcleo + Media, Sobel Módulo + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	119 (79.87%)	113 (75.84%)
positivos	86 (57.72%)	77 (51.68%)
negativos	33 (22.15%)	36 (24.16%)
fracasos	30 (20.13%)	36 (24.16%)
falsos positivos	15 (10.07%)	12 (8.05%)
falsos negativos	15 (10.07%)	24 (16.11%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	38.5439%	43.1207%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.21. Resumen de la prueba “luminosidad media de módulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.74839604	1	Sí	0.96765655	1	Sí
2	1	0.68156612	1	Sí	0.47157598	0	No
3	1	0.985358	1	Sí	0.76144016	1	Sí
4	1	1	1	Sí	0.80060464	1	Sí
5	0	0.12250396	0	Sí	0.96930718	1	No
6	0	0.77234089	1	No	0.94295043	1	No
7	1	0.62691492	1	Sí	0.24881689	0	No
8	1	0.99286032	1	Sí	1	1	Sí
9	0	0.66080821	1	No	0.40230653	0	Sí
10	0	0.30645484	0	Sí	0.44231528	0	Sí
11	0	0.28742188	0	Sí	0.48713952	0	Sí
12	0	0.22150972	0	Sí	0.73103279	1	No
13	1	0.03115219	0	No	0.23746657	0	No
14	1	0.96528476	1	Sí	0.18004224	0	No
15	0	0.96311057	1	No	0	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0.00928117	0	Sí
17	1	0.78585565	1	Sí	0.65440065	1	Sí
18	1	0.98471844	1	Sí	1	1	Sí
19	1	0	0	No	0.98249131	1	Sí
20	1	0.76951861	1	Sí	0.46508291	0	No
21	1	0.95653707	1	Sí	0.95113319	1	Sí
22	1	0.98746264	1	Sí	0.94492626	1	Sí
23	1	0.94707656	1	Sí	0.77519053	1	Sí
24	1	0.767259	1	Sí	0.55940455	1	Sí
25	0	0.24850537	0	Sí	0.26221064	0	Sí
26	0	0.17583454	0	Sí	0.23857608	0	Sí
27	1	0.8712405	1	Sí	0.59252995	1	Sí
28	1	0.11030778	0	No	0.54352075	1	Sí
29	1	0.46542117	0	No	0.42396119	0	No
30	1	0.08618578	0	No	0.32891357	0	No
31	1	0.77898365	1	Sí	0.75302547	1	Sí
32	1	0.56849772	1	Sí	0.77939522	1	Sí
33	1	0.18081209	0	No	0.64982975	1	Sí
34	1	0.7444939	1	Sí	1	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0.01614031	0	Sí

Tabla A.22.a. Datos de la prueba “luminosidad media de módulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
36	0	0	0	Sí	0.2541815	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0.0479416	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0.47572142	0	Sí
39	1	0.99240839	1	Sí	1	1	Sí
40	1	0.96055347	1	Sí	0.99399805	1	Sí
41	1	1	1	Sí	0.89796847	1	Sí
42	1	0.85754061	1	Sí	0.9570418	1	Sí
43	1	0.97591704	1	Sí	1	1	Sí
44	1	1	1	Sí	0.84082454	1	Sí
45	1	0.76639879	1	Sí	0.90486223	1	Sí
46	1	0.05112091	0	No	0.95088279	1	Sí
47	0	0.0757347	0	Sí	0.55492634	1	No
48	0	0.0488177	0	Sí	0.3774901	0	Sí
49	0	0.35776603	0	Sí	0.10212175	0	Sí
50	0	0.44154119	0	Sí	0.40469053	0	Sí
51	0	0.03936783	0	Sí	0.34271228	0	Sí
52	0	0.03686531	0	Sí	0.35929498	0	Sí
53	1	0.71104342	1	Sí	0.75402284	1	Sí
54	1	0.56849772	1	Sí	0.75136846	1	Sí
55	1	0.79235768	1	Sí	0.9651677	1	Sí
56	1	0.88849419	1	Sí	0.76326692	1	Sí
57	0	0.05309609	0	Sí	0.04798488	0	Sí
58	0	0.07835484	0	Sí	0.06545522	0	Sí
59	1	0.04532835	0	No	0	0	No
60	1	0.9635312	1	Sí	1	1	Sí
61	1	0.56849772	1	Sí	0.48291355	0	No
62	1	0.56849772	1	Sí	0.60502034	1	Sí
63	1	1	1	Sí	1	1	Sí
64	1	0.95137358	1	Sí	1	1	Sí
65	1	0.77974558	1	Sí	0.98393387	1	Sí
66	1	0.88782924	1	Sí	0.75674969	1	Sí
67	1	1	1	Sí	0.92248917	1	Sí
68	1	1	1	Sí	0.8585006	1	Sí
69	1	0.67283875	1	Sí	0.0218864	0	No
70	1	0.66750896	1	Sí	0.49145126	0	No
71	1	0.63665789	1	Sí	0.12728718	0	No
72	1	0.56849772	1	Sí	0.51596999	1	Sí
73	1	0.81397468	1	Sí	0.93555057	1	Sí
74	1	0.77965218	1	Sí	1	1	Sí
75	1	0.96502817	1	Sí	0.70603722	1	Sí
76	0	0.09706426	0	Sí	0.38868389	0	Sí
77	1	1	1	Sí	0.96116829	1	Sí
78	0	0.14519924	0	Sí	0.22395262	0	Sí
79	1	0.85766822	1	Sí	0.98584622	1	Sí
80	1	0.74563771	1	Sí	1	1	Sí
81	1	0.65284717	1	Sí	0.86563772	1	Sí
82	1	0.56849772	1	Sí	0	0	No
83	1	0.43238905	0	No	0.87387621	1	Sí
84	1	1	1	Sí	1	1	Sí
85	1	0.752846	1	Sí	0.88373327	1	Sí
86	1	0.56849772	1	Sí	0.21315232	0	No
87	1	0.76080441	1	Sí	0.95469654	1	Sí
88	1	0.56849772	1	Sí	0.21822566	0	No
89	1	0.79128116	1	Sí	0.89735073	1	Sí
90	1	0.98376989	1	Sí	1	1	Sí
91	1	0.76043445	1	Sí	0.98890889	1	Sí
92	1	0.72621471	1	Sí	0.88423276	1	Sí
93	0	0.50095367	1	No	0.02987169	0	Sí

Tabla A.22.b. Datos de la prueba “luminosidad media de módulo Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
94	0	0.5866943	1	No	0.09945373	0	Sí
95	0	0.14070903	0	Sí	0.82730168	1	No
96	0	0.04462132	0	Sí	0	0	Sí
97	1	0.7613647	1	Sí	0	0	No
98	1	0.77904797	1	Sí	0.03842505	0	No
99	0	0.7501871	1	No	0.82321209	1	No
100	0	0.72285348	1	No	0.94318116	1	No
101	1	0.98351592	1	Sí	1	1	Sí
102	1	0.33785498	0	No	0.69200438	1	Sí
103	0	0.03944359	0	Sí	0.26509154	0	Sí
104	0	0.16794987	0	Sí	0.82786644	1	No
105	0	0.56849772	1	No	0.20054999	0	Sí
106	1	0.62505156	1	Sí	0.76788884	1	Sí
107	0	0.56849772	1	No	0.45410326	0	Sí
108	1	0.67456585	1	Sí	0.78598905	1	Sí
109	1	0.85232401	1	Sí	0.79014367	1	Sí
110	1	1	1	Sí	1	1	Sí
111	1	1	1	Sí	0.88623697	1	Sí
112	1	1	1	Sí	0.83211946	1	Sí
113	1	0.56849772	1	Sí	0	0	No
114	1	0.99315614	1	Sí	0.9545083	1	Sí
115	1	0.52312553	1	Sí	0.84467882	1	Sí
116	1	0.36876181	0	No	0.52278382	1	Sí
117	0	0.04192327	0	Sí	0.19187894	0	Sí
118	0	0.19495618	0	Sí	0.45893204	0	Sí
119	1	0.66482627	1	Sí	0.91406155	1	Sí
120	1	0.47385493	0	No	0.18553507	0	No
121	0	0.11349776	0	Sí	0.13431944	0	Sí
122	0	0.39770356	0	Sí	0.54854566	1	No
123	1	0.6542843	1	Sí	0.3260214	0	No
124	1	0.33542448	0	No	0.61919659	1	Sí
125	1	0.44719353	0	No	0.16088386	0	No
126	1	0.04687649	0	No	0.11042053	0	No
127	1	0.97242093	1	Sí	1	1	Sí
128	1	0.78612572	1	Sí	0.862297	1	Sí
129	1	0.8651045	1	Sí	1	1	Sí
130	0	0.61676884	1	No	0.53325748	1	No
131	0	0.75015622	1	No	0.74076718	1	No
132	0	0.56849772	1	No	0.04037632	0	Sí
133	0	0.67557997	1	No	0.01508166	0	Sí
134	0	0.04170847	0	Sí	0	0	Sí
135	0	0.04613482	0	Sí	0.21163873	0	Sí
136	1	0.78939152	1	Sí	0.95788509	1	Sí
137	1	0.76427966	1	Sí	0.95576155	1	Sí
138	1	0.71664155	1	Sí	0.86874372	1	Sí
139	1	0.75205779	1	Sí	0.98354083	1	Sí
140	0	0.14561746	0	Sí	0.04400093	0	Sí
141	0	0.23277447	0	Sí	0.68219441	1	No
142	1	0.78865469	1	Sí	0.24939717	0	No
143	1	0.86664206	1	Sí	0.32075191	0	No
144	0	0.56849772	1	No	0	0	Sí
145	0	0.56849772	1	No	0	0	Sí
146	1	0.68972957	1	Sí	0.71402502	1	Sí
147	1	0.98296463	1	Sí	1	1	Sí
148	1	0.53042179	1	Sí	0.82597154	1	Sí
149	1	0.97031569	1	Sí	0.70800209	1	Sí

Tabla A.22.c. Datos de la prueba “luminosidad media de módulo Sobel”.

A.12 Prueba 12: Varianza con Sobel módulo

Esta prueba es similar a la prueba de “varianza de luminosidad”, solo que utiliza la imagen Sobel módulo en vez de la original. No se esperan buenos resultados, aunque no hay que desestimar la prueba. Las tablas A.23 y A.24 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobel-sigma	sobel-sigma.param.h
neuronas de entrada	Sobel Módulo + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Módulo + Capa Externa 1 + Varianza, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Módulo + Capa Interna 1 + Varianza, Sobel Módulo + Contorno + Tamaño, Sobel Módulo + Contorno + Varianza, Sobel Módulo + Núcleo + Tamaño, Sobel Módulo + Núcleo + Varianza	
	mejor caso	peor caso
aciertos	106 (71.14%)	99 (66.44%)
positivos	73 (48.99%)	65 (43.62%)
negativos	33 (22.15%)	34 (22.82%)
fracasos	43 (28.86%)	50 (33.56%)
falsos positivos	15 (10.07%)	14 (9.40%)
falsos negativos	28 (18.79%)	36 (24.16%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	42.6680%	46.8455%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.23. Resumen de la prueba “varianza con Sobel módulo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.81679499	1	Sí	0.9648602	1	Sí
2	1	0.21550229	0	No	0.34360409	0	No
3	1	0.9110105	1	Sí	0.85460925	1	Sí
4	1	0.7710467	1	Sí	0.75688165	1	Sí
5	0	0.40668109	0	Sí	0.70039654	1	No
6	0	0.84385848	1	No	0.84781408	1	No
7	1	0.4685412	0	No	0.34802443	0	No
8	1	0.48704898	0	No	0.40360266	0	No
9	0	0.52372336	1	No	0.37307164	0	Sí
10	0	0.54952431	1	No	0.63238448	1	No
11	0	0.37400895	0	Sí	0.50876814	1	No
12	0	0.33179152	0	Sí	0.51471305	1	No
13	1	0.34369719	0	No	0.36578929	0	No
14	1	0.41270342	0	No	0.84864187	1	Sí
15	0	0	0	Sí	0	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0.04694933	0	Sí
17	1	0.5487023	1	Sí	0.85166836	1	Sí
18	1	0.66467679	1	Sí	0.70054799	1	Sí
19	1	0.36580613	0	No	0.25372642	0	No
20	1	0.37145251	0	No	0.31221026	0	No
21	1	0.9728508	1	Sí	1	1	Sí
22	1	0.6437543	1	Sí	0.85571933	1	Sí
23	1	0.56071353	1	Sí	0.32588127	0	No

Tabla A.24.a. Datos de la prueba “varianza con Sobel módulo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
24	1	0.39785188	0	No	0.37165189	0	No
25	0	0.41445929	0	Sí	0.36546734	0	Sí
26	0	0.1635354	0	Sí	0.41851285	0	Sí
27	1	0.59230399	1	Sí	0.66070116	1	Sí
28	1	0.3506918	0	No	0.54373997	1	Sí
29	1	0.77990347	1	Sí	0.72824275	1	Sí
30	1	0.49953103	0	No	0.33353707	0	No
31	1	0.06273057	0	No	0.68142009	1	Sí
32	1	0.63305938	1	Sí	1	1	Sí
33	1	0.77413428	1	Sí	0.76611805	1	Sí
34	1	0.79438251	1	Sí	0.94865197	1	Sí
35	0	0.03018133	0	Sí	0.02008467	0	Sí
36	0	0.19851556	0	Sí	0.21443483	0	Sí
37	0	0.14737205	0	Sí	0.20024018	0	Sí
38	0	0.01185716	0	Sí	0.03899459	0	Sí
39	1	0.46474105	0	No	0.52194148	1	Sí
40	1	0.72740382	1	Sí	0.44486293	0	No
41	1	0.97131842	1	Sí	0.96060711	1	Sí
42	1	0.49897078	0	No	0.42586607	0	No
43	1	0.72189689	1	Sí	0.80155426	1	Sí
44	1	0.98573339	1	Sí	0.95137012	1	Sí
45	1	0.8723129	1	Sí	0.95489818	1	Sí
46	1	0.37176484	0	No	0.29990005	0	No
47	0	0.43565735	0	Sí	0.61224741	1	No
48	0	0.3555381	0	Sí	0.40482	0	Sí
49	0	0.49595547	0	Sí	0.30925232	0	Sí
50	0	0.44214237	0	Sí	0.53655136	1	No
51	0	0.38023752	0	Sí	0.31761852	0	Sí
52	0	0.38511044	0	Sí	0.41546437	0	Sí
53	1	0.78942508	1	Sí	0.77089489	1	Sí
54	1	0.14855252	0	No	0.99441725	1	Sí
55	1	0.71916115	1	Sí	0.50396907	1	Sí
56	1	0.57522672	1	Sí	0.5815497	1	Sí
57	0	0.49986875	0	Sí	0.30492604	0	Sí
58	0	0.0051632	0	Sí	0.4566637	0	Sí
59	1	0.95858371	1	Sí	0.16255321	0	No
60	1	0.7520473	1	Sí	0.6387347	1	Sí
61	1	0.51884204	1	Sí	0.95105159	1	Sí
62	1	0.75161213	1	Sí	0.9890098	1	Sí
63	1	0.88812369	1	Sí	1	1	Sí
64	1	0.97394305	1	Sí	1	1	Sí
65	1	0.92124861	1	Sí	0.98983961	1	Sí
66	1	0.68396497	1	Sí	0.77800208	1	Sí
67	1	0.96709096	1	Sí	1	1	Sí
68	1	0.92679775	1	Sí	0.96595985	1	Sí
69	1	0.74976367	1	Sí	0.33879468	0	No
70	1	0.77917516	1	Sí	0	0	No
71	1	0.23292576	0	No	0.61873841	1	Sí
72	1	0.75024307	1	Sí	0.73607588	1	Sí
73	1	0.77641737	1	Sí	0.81768346	1	Sí
74	1	0.79538834	1	Sí	0.68261778	1	Sí
75	1	0.95607138	1	Sí	0.95507115	1	Sí
76	0	0.40223408	0	Sí	0.45859712	0	Sí
77	1	0.78671247	1	Sí	0.86224133	1	Sí
78	0	0.51518142	1	No	0.39122066	0	Sí
79	1	0.4034043	0	No	0.40037233	0	No
80	1	0.46337491	0	No	0.60930973	1	Sí
81	1	0.5290997	1	Sí	1	1	Sí

Tabla A.24.b. Datos de la prueba “varianza con Sobel módulo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
82	1	0.78232664	1	Sí	0.95951575	1	Sí
83	1	0.49605793	0	No	0.5947662	1	Sí
84	1	0.50101894	1	Sí	0.36256295	0	No
85	1	0.68267095	1	Sí	0.56033272	1	Sí
86	1	0.72029573	1	Sí	0	0	No
87	1	0.59049362	1	Sí	0.43790895	0	No
88	1	0.72762281	1	Sí	0.29921067	0	No
89	1	0.37061784	0	No	0.42989349	0	No
90	1	0.37310204	0	No	0.37074929	0	No
91	1	0.76066536	1	Sí	0.41652581	0	No
92	1	0.75854027	1	Sí	0.60122502	1	Sí
93	0	0.22914743	0	Sí	0.39335883	0	Sí
94	0	0.28740683	0	Sí	0.26861516	0	Sí
95	0	0.40917912	0	Sí	0.40004182	0	Sí
96	0	0	0	Sí	0.13109829	0	Sí
97	1	0.74047303	1	Sí	0.23088342	0	No
98	1	0.90341437	1	Sí	0.67777872	1	Sí
99	0	0.75517505	1	No	0.95668328	1	No
100	0	0.76498377	1	No	0.90281892	1	No
101	1	0.91674113	1	Sí	1	1	Sí
102	1	0.26981792	0	No	0.97964406	1	Sí
103	0	0.36674842	0	Sí	0.60291833	1	No
104	0	0.45228735	0	Sí	0.55972815	1	No
105	0	0.75735706	1	No	0.98417324	1	No
106	1	0.7791338	1	Sí	0.07241268	0	No
107	0	0.76972759	1	No	0.00510432	0	Sí
108	1	0.76765162	1	Sí	0.58716965	1	Sí
109	1	0.38720781	0	No	0.60769111	1	Sí
110	1	0.714252	1	Sí	0.40459597	0	No
111	1	0.96524429	1	Sí	0.92442739	1	Sí
112	1	0.97834188	1	Sí	0.95284927	1	Sí
113	1	0.768197	1	Sí	0	0	No
114	1	0.87351418	1	Sí	0.41360596	0	No
115	1	0.94249851	1	Sí	0.88856179	1	Sí
116	1	0.39349288	0	No	0.40799052	0	No
117	0	0.10514593	0	Sí	0.48950651	0	Sí
118	0	0.51200348	1	No	0.34906033	0	Sí
119	1	0.83399391	1	Sí	0.86994106	1	Sí
120	1	0.71556145	1	Sí	0.79533017	1	Sí
121	0	0.22065285	0	Sí	0.02178411	0	Sí
122	0	0.48577148	0	Sí	0.24204141	0	Sí
123	1	0.65846866	1	Sí	0.46085122	0	No
124	1	0.58070785	1	Sí	0.47239435	0	No
125	1	0.56459481	1	Sí	0	0	No
126	1	0.37030056	0	No	0.13820584	0	No
127	1	0.30226356	0	No	0.467594	0	No
128	1	0.76625234	1	Sí	0.51614451	1	Sí
129	1	0.95797414	1	Sí	0.60035622	1	Sí
130	0	0.75615442	1	No	0.09422285	0	Sí
131	0	0.83579266	1	No	0.78577596	1	No
132	0	0.75230384	1	No	0.01789702	0	Sí
133	0	0.73279166	1	No	0.85747993	1	No
134	0	0.45105585	0	Sí	0.34374592	0	Sí
135	0	0.42503047	0	Sí	0.3065865	0	Sí
136	1	0.93014985	1	Sí	1	1	Sí
137	1	0.7971701	1	Sí	1	1	Sí
138	1	0.80613005	1	Sí	0.95438689	1	Sí
139	1	0.80858177	1	Sí	0.98891968	1	Sí

Tabla A.24.c. Datos de la prueba “varianza con Sobel módulo”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
140	0	0.43717858	0	Sí	0.48901585	0	Sí
141	0	0.55371583	1	No	0.4393512	0	Sí
142	1	0.80489022	1	Sí	0.44301286	0	No
143	1	0.48393008	0	No	0.33243257	0	No
144	0	0.52916515	1	No	0	0	Sí
145	0	0.22066176	0	Sí	0	0	Sí
146	1	0.47834831	0	No	0.59901792	1	Sí
147	1	0.83533674	1	Sí	1	1	Sí
148	1	0.56814092	1	Sí	0.55131912	1	Sí
149	1	0.55907404	1	Sí	0.51101518	1	Sí

Tabla A.24.d. Datos de la prueba “varianza con Sobel módulo”.

A.13 Prueba 13: Distancias radiales ponderadas con argumento Sobel

La prueba actual es muy similar a la prueba de “distancias radiales ponderadas con módulo Sobel” solo que en vez de ponderarlas con la imagen Sobel módulo se utiliza el argumento Sobel, que es una representación del ángulo de máximo gradiente de decrecimiento (mientras que Sobel modulo es el valor de este decrecimiento). Dado que el promedio de los ángulos salientes sobre una superficie suele tener una suma constante, entonces esta información no permitirá inferir mucho. Es por esto que el centro de masas estará en un lugar lejano al esperado y por lo tanto los resultados no serán tan buenos como las pruebas similares de distancias radiales. Las tablas A.25 y A.26 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobela-distp sobela-distp.param.h	
neuronas de entrada	Sobel Argumento + Capa Externa 1 + RadioMax, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + RadioMin, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + RadioMax, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + RadioMin, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Contorno + RadioMax, Sobel Argumento + Contorno + RadioMin, Sobel Argumento + Contorno + Tamaño, Sobel Argumento + Núcleo + RadioMax, Sobel Argumento + Núcleo + RadioMin, Sobel Argumento + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	93 (62.42%)	90 (60.40%)
positivos	68 (45.64%)	50 (33.56%)
negativos	25 (16.78%)	40 (26.85%)
fracasos	56 (37.58%)	59 (39.60%)
falsos positivos	23 (15.44%)	8 (5.37%)
falsos negativos	33 (22.15%)	51 (34.23%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	48.1468%	49.0672%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.25. Resumen de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.79988927	1	Sí	0.98234546	1	Sí
2	1	0.91277933	1	Sí	0.91309237	1	Sí
3	1	0.61692804	1	Sí	0.44538173	0	No
4	1	0.55537832	1	Sí	0.44538173	0	No
5	0	0.70971936	1	No	0.44538173	0	Sí
6	0	0.44934541	0	Sí	0.51182067	1	No
7	1	0.46438503	0	No	0.44538173	0	No
8	1	0.51574999	1	Sí	0.44538173	0	No
9	0	0.47386369	0	Sí	0.66666204	1	No
10	0	0.42596143	0	Sí	0.6147989	1	No
11	0	0.55800736	1	No	0.44538173	0	Sí
12	0	0.27572221	0	Sí	0.44538173	0	Sí
13	1	0.35164687	0	No	0.53734738	1	Sí
14	1	0.26888004	0	No	0.44538173	0	No
15	0	0.01563291	0	Sí	0.44538173	0	Sí
16	0	0.03139127	0	Sí	0.44538173	0	Sí
17	1	0.5715493	1	Sí	0.56242216	1	Sí
18	1	0.43800509	0	No	0.44538173	0	No
19	1	0.07070608	0	No	0	0	No
20	1	0.03132701	0	No	0.44538173	0	No
21	1	0.42883009	0	No	0.64888829	1	Sí
22	1	0.66042149	1	Sí	0.54004484	1	Sí
23	1	0.40919641	0	No	0.44538173	0	No
24	1	0.61243874	1	Sí	0.44538173	0	No
25	0	0.58986199	1	No	0.44538173	0	Sí
26	0	0.56230205	1	No	0.44538173	0	Sí
27	1	0.44421378	0	No	0.44538173	0	No
28	1	0.78829795	1	Sí	0.44538173	0	No
29	1	0.54181725	1	Sí	0.44538173	0	No
30	1	0.29707	0	No	0.44538173	0	No
31	1	0.66441411	1	Sí	0.44538173	0	No
32	1	0.56255019	1	Sí	0.9064939	1	Sí
33	1	0.51472491	1	Sí	0.44538173	0	No

Tabla A.26.a. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
34	1	0.83234972	1	Sí	0.88378477	1	Sí
35	0	0.12214778	0	Sí	0.44538173	0	Sí
36	0	0.13846916	0	Sí	0.44538173	0	Sí
37	0	0.04550019	0	Sí	0.44538173	0	Sí
38	0	0.17647545	0	Sí	0.44538173	0	Sí
39	1	0.79413629	1	Sí	0.44538173	0	No
40	1	0.20517166	0	No	0.44538173	0	No
41	1	0.50564355	1	Sí	0.67801183	1	Sí
42	1	0.31145543	0	No	0.44538173	0	No
43	1	0.49942863	0	No	0.63678259	1	Sí
44	1	0.58544999	1	Sí	0.44538173	0	No
45	1	0.52532148	1	Sí	0.61565965	1	Sí
46	1	0.77118742	1	Sí	0.42391562	0	No
47	0	0.57360381	1	No	0.44538173	0	Sí
48	0	0.60097986	1	No	0.44538173	0	Sí
49	0	0.64943385	1	No	0.44538173	0	Sí
50	0	0.1816957	0	Sí	0.44538173	0	Sí
51	0	0.67377019	1	No	0.44538173	0	Sí
52	0	0.46143463	0	Sí	0.44538173	0	Sí
53	1	0.75140625	1	Sí	0.54637963	1	Sí
54	1	0.67923576	1	Sí	0.62267345	1	Sí
55	1	0.71973425	1	Sí	0.44538173	0	No
56	1	0.57786584	1	Sí	0.44538173	0	No
57	0	0.35482728	0	Sí	0.44538173	0	Sí
58	0	0.6212275	1	No	0.44538173	0	Sí
59	1	0.43542123	0	No	0.44538173	0	No
60	1	0.52617264	1	Sí	0.58289582	1	Sí
61	1	0.73760277	1	Sí	0.95871419	1	Sí
62	1	0.82034093	1	Sí	1	1	Sí
63	1	0.8894071	1	Sí	0.89515048	1	Sí
64	1	0.68487698	1	Sí	0.56183428	1	Sí
65	1	0.94028121	1	Sí	0.94229347	1	Sí
66	1	0.75540662	1	Sí	0.60005409	1	Sí
67	1	0.54076862	1	Sí	0.64502054	1	Sí
68	1	0.60978812	1	Sí	0.73106068	1	Sí
69	1	0.45169193	0	No	1	1	Sí
70	1	0.9850136	1	Sí	0.9894259	1	Sí
71	1	0.8233372	1	Sí	0.9030261	1	Sí
72	1	1	1	Sí	1	1	Sí
73	1	0.59919411	1	Sí	0.69292003	1	Sí
74	1	0.8150484	1	Sí	0.76817369	1	Sí
75	1	0.4441531	0	No	0.64973509	1	Sí
76	0	0.51502872	1	No	0.44538173	0	Sí
77	1	0.52679002	1	Sí	0.65650177	1	Sí
78	0	0.64985317	1	No	0.44538173	0	Sí
79	1	0.59724927	1	Sí	0.44538173	0	No
80	1	0.50312448	1	Sí	0.44538173	0	No
81	1	0.43357015	0	No	0.39883617	0	No
82	1	0.72120875	1	Sí	0.18226193	0	No
83	1	0.76369303	1	Sí	0.50853753	1	Sí
84	1	0.24389073	0	No	0.44538173	0	No
85	1	0.78921622	1	Sí	0.78984374	1	Sí
86	1	0.96331316	1	Sí	0.53151852	1	Sí
87	1	0.83368343	1	Sí	0.71790886	1	Sí
88	1	0.95800632	1	Sí	0.54662162	1	Sí
89	1	0.49360704	0	No	0.44538173	0	No
90	1	0.31457403	0	No	0.44538173	0	No
91	1	0.21655428	0	No	0.30376339	0	No

Tabla A.26.b. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
92	1	0.41602308	0	No	0.27525789	0	No
93	0	0.04140197	0	Sí	0	0	Sí
94	0	0.03323316	0	Sí	0.44538173	0	Sí
95	0	0.40098247	0	Sí	0.44538173	0	Sí
96	0	0.39598024	0	Sí	0.44538173	0	Sí
97	1	0.94232786	1	Sí	0.85339814	1	Sí
98	1	0.75279135	1	Sí	0.03252576	0	No
99	0	0.96644288	1	No	0.9908573	1	No
100	0	0.92026091	1	No	1	1	No
101	1	0.58516663	1	Sí	0.56790149	1	Sí
102	1	0.45768398	0	No	0.44538173	0	No
103	0	0.42665625	0	Sí	0.44538173	0	Sí
104	0	0.7090919	1	No	0.44538173	0	Sí
105	0	0.96916783	1	No	0.55901021	1	No
106	1	1	1	Sí	0.95822203	1	Sí
107	0	0.45019802	0	Sí	0.38489303	0	Sí
108	1	0.79894429	1	Sí	0.92477971	1	Sí
109	1	0.35014373	0	No	0.44538173	0	No
110	1	0.49597141	0	No	0.44538173	0	No
111	1	0.77068597	1	Sí	0.5883705	1	Sí
112	1	0.69005942	1	Sí	0.5117057	1	Sí
113	1	0.68339616	1	Sí	0.03965399	0	No
114	1	0.82493991	1	Sí	1	1	Sí
115	1	0.42447609	0	No	0.61882514	1	Sí
116	1	0.61696392	1	Sí	0.44538173	0	No
117	0	0.68429381	1	No	0.44538173	0	Sí
118	0	0.64882278	1	No	0.44538173	0	Sí
119	1	0.07160796	0	No	0.48006308	0	No
120	1	0.27983871	0	No	0.15627447	0	No
121	0	0.42057315	0	Sí	0.44538173	0	Sí
122	0	0.60053545	1	No	0.44538173	0	Sí
123	1	0.45508587	0	No	0.44538173	0	No
124	1	0.7279169	1	Sí	0.44538173	0	No
125	1	0.73580515	1	Sí	0.39481938	0	No
126	1	0.59881145	1	Sí	0.44538173	0	No
127	1	0.70163608	1	Sí	0.44538173	0	No
128	1	0.79966897	1	Sí	0.7731657	1	Sí
129	1	0.96970332	1	Sí	0.98694098	1	Sí
130	0	0.40323478	0	Sí	0.31247658	0	Sí
131	0	0.61074597	1	No	0.7997393	1	No
132	0	0.30914557	0	Sí	0.02988374	0	Sí
133	0	0.04230118	0	Sí	0.29833671	0	Sí
134	0	0.51769453	1	No	0.44538173	0	Sí
135	0	0.67489225	1	No	0.44538173	0	Sí
136	1	0.76032007	1	Sí	0.01786488	0	No
137	1	0.04351882	0	No	0.89443171	1	Sí
138	1	0.5455603	1	Sí	0.45540753	0	No
139	1	0.28856054	0	No	1	1	Sí
140	0	0.75084269	1	No	0.44538173	0	Sí
141	0	0.53259319	1	No	0.44538173	0	Sí
142	1	0.69979656	1	Sí	0.44538173	0	No
143	1	0.65851527	1	Sí	0.44538173	0	No
144	0	0.38862434	0	Sí	0.04474843	0	Sí
145	0	0.13813864	0	Sí	0.8006891	1	No
146	1	0.75360203	1	Sí	0.91700572	1	Sí
147	1	0.45449042	0	No	0.66641968	1	Sí
148	1	0.53783536	1	Sí	0.52836722	1	Sí
149	1	0.44897157	0	No	0.44538173	0	No

Tabla A.26.c. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel”.

A.14 Prueba 14: Distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales

Esta prueba es similar a la de “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel” pero con la diferencia de que se han agregado valores medios de la imagen original alrededor de las capas. Es de esperar que esto mejore los resultados, pero que no lleguen al óptimo ya que el argumento Sobel muestra ser un ruido si se lo compara con la luminosidad media en la prueba “óptimo”. Las tablas A.27 y A.28 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobela-distp2 sobela-distp2.param.h	
neuronas de entrada	Normal + Capa Externa 1 + Media, Normal + Capa Externa 2 + Media, Normal + Capa Interna 1 + Media, Normal + Capa Interna 2 + Media, Normal + Capa Interna 3 + Media, Normal + Capa Interna 4 + Media, Normal + Capa Interna 5 + Media, Normal + Contorno + Media, Normal + Núcleo + Media, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + RadioMax, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + RadioMin, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + RadioMax, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + RadioMin, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Contorno + RadioMax, Sobel Argumento + Contorno + RadioMin, Sobel Argumento + Contorno + Tamaño, Sobel Argumento + Núcleo + RadioMax, Sobel Argumento + Núcleo + RadioMin, Sobel Argumento + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	114 (76.51%)	112 (75.17%)
positivos	80 (53.69%)	84 (56.38%)
negativos	34 (22.82%)	28 (18.79%)
fracasos	35 (23.49%)	37 (24.83%)
falsos positivos	14 (9.40%)	20 (13.42%)
falsos negativos	21 (14.09%)	17 (11.41%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	43.0848%	43.4709%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.27. Resumen de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	1	1	Sí	0.95938379	1	Sí
2	1	0.98327571	1	Sí	0.13284726	0	No
3	1	1	1	Sí	1	1	Sí
4	1	0.98686993	1	Sí	0.81659871	1	Sí
5	0	0.32826084	0	Sí	0.22820988	0	Sí
6	0	0.02418405	0	Sí	0	0	Sí
7	1	0.59759784	1	Sí	0.65961283	1	Sí
8	1	0.79173988	1	Sí	0.56392133	1	Sí

Tabla A.28.a. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
9	0	0.10349853	0	Sí	0.18119232	0	Sí
10	0	0.02535828	0	Sí	0.8163231	1	No
11	0	0.02882326	0	Sí	0.12052812	0	Sí
12	0	0.13994253	0	Sí	0.60740918	1	No
13	1	0.04150379	0	No	0.27874759	0	No
14	1	0.18352579	0	No	0.74814868	1	Sí
15	0	0.75282466	1	No	1	1	No
16	0	0	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.97996306	1	Sí	0.96676093	1	Sí
18	1	0.65386027	1	Sí	0.79990894	1	Sí
19	1	0	0	No	0	0	No
20	1	0	0	No	0	0	No
21	1	1	1	Sí	0.81422132	1	Sí
22	1	1	1	Sí	0.81422132	1	Sí
23	1	0	0	No	0.58921838	1	Sí
24	1	1	1	Sí	0.76411772	1	Sí
25	0	0.35748482	0	Sí	0.18687132	0	Sí
26	0	0.03497432	0	Sí	0.36786759	0	Sí
27	1	0.91043758	1	Sí	0.78475553	1	Sí
28	1	0.8166337	1	Sí	0.49184901	0	No
29	1	0.9863233	1	Sí	0.95890522	1	Sí
30	1	0.91198868	1	Sí	0.79821956	1	Sí
31	1	0.97274309	1	Sí	0.65406585	1	Sí
32	1	1	1	Sí	0.59185505	1	Sí
33	1	0.36193213	0	No	0.70273918	1	Sí
34	1	0.75073653	1	Sí	0.81422132	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0	0	Sí	0	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0	0	Sí
39	1	1	1	Sí	1	1	Sí
40	1	1	1	Sí	0.65420908	1	Sí
41	1	1	1	Sí	1	1	Sí
42	1	1	1	Sí	0.81912225	1	Sí
43	1	1	1	Sí	0.77342111	1	Sí
44	1	0.63365281	1	Sí	1	1	Sí
45	1	0.89653015	1	Sí	0.92246258	1	Sí
46	1	0.05551215	0	No	0.48488531	0	No
47	0	0.17157759	0	Sí	0.12339708	0	Sí
48	0	0.00605441	0	Sí	0.537705	1	No
49	0	0	0	Sí	0.55874681	1	No
50	0	0.21841033	0	Sí	0.76580638	1	No
51	0	0	0	Sí	0.12766576	0	Sí
52	0	0.01872405	0	Sí	0.28037769	0	Sí
53	1	0.88168257	1	Sí	0.95593023	1	Sí
54	1	0.93316329	1	Sí	0.76019317	1	Sí
55	1	0.97530067	1	Sí	0.90519261	1	Sí
56	1	0.95204985	1	Sí	1	1	Sí
57	0	0	0	Sí	0	0	Sí
58	0	0.25419787	0	Sí	0.66366929	1	No
59	1	0.67219031	1	Sí	0.87343121	1	Sí
60	1	0.29397526	0	No	0.25838688	0	No
61	1	0.13609885	0	No	0.55140722	1	Sí
62	1	0.14682044	0	No	0.20044947	0	No
63	1	1	1	Sí	0.43511915	0	No
64	1	1	1	Sí	0.74319059	1	Sí
65	1	1	1	Sí	0.86891395	1	Sí

Tabla A.28.b. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
66	1	0.84045517	1	Sí	0.74085587	1	Sí
67	1	1	1	Sí	0.39057976	0	No
68	1	1	1	Sí	1	1	Sí
69	1	0.87951678	1	Sí	1	1	Sí
70	1	1	1	Sí	1	1	Sí
71	1	0.38294408	0	No	1	1	Sí
72	1	1	1	Sí	1	1	Sí
73	1	1	1	Sí	0.67513204	1	Sí
74	1	1	1	Sí	0.22212012	0	No
75	1	0.98024619	1	Sí	1	1	Sí
76	0	0	0	Sí	0.27353105	0	Sí
77	1	0.82133156	1	Sí	0.95635521	1	Sí
78	0	0.56150711	1	No	0.34434366	0	Sí
79	1	0.92087334	1	Sí	0.75337476	1	Sí
80	1	0.27236986	0	No	0.77721924	1	Sí
81	1	1	1	Sí	0.23303437	0	No
82	1	0.98708487	1	Sí	0.7481913	1	Sí
83	1	0.96996629	1	Sí	0.96676725	1	Sí
84	1	1	1	Sí	0.90197742	1	Sí
85	1	0.79470348	1	Sí	0.27512971	0	No
86	1	0.9847464	1	Sí	0.9922021	1	Sí
87	1	0.96334237	1	Sí	0.73393548	1	Sí
88	1	0.97863734	1	Sí	0.91976732	1	Sí
89	1	0.97815645	1	Sí	0.68632692	1	Sí
90	1	0.97146648	1	Sí	0.93317676	1	Sí
91	1	0.78881657	1	Sí	1	1	Sí
92	1	0.31525618	0	No	0.19173004	0	No
93	0	0.0243825	0	Sí	0.10838162	0	Sí
94	0	0.7948339	1	No	1	1	No
95	0	0.97713429	1	No	0.86245275	1	No
96	0	0.85145563	1	No	0.46790138	0	Sí
97	1	0.56798774	1	Sí	0.03104437	0	No
98	1	0.56796718	1	Sí	0.95326132	1	Sí
99	0	1	1	No	1	1	No
100	0	1	1	No	1	1	No
101	1	0.98309529	1	Sí	0.8570264	1	Sí
102	1	0.96155912	1	Sí	0.81632054	1	Sí
103	0	0.08457274	0	Sí	0.77470165	1	No
104	0	0	0	Sí	0.02190524	0	Sí
105	0	1	1	No	1	1	No
106	1	1	1	Sí	1	1	Sí
107	0	0.99498677	1	No	0.85032445	1	No
108	1	1	1	Sí	0.96278453	1	Sí
109	1	1	1	Sí	0.95476454	1	Sí
110	1	0.96670491	1	Sí	0.98493218	1	Sí
111	1	1	1	Sí	0.90891558	1	Sí
112	1	1	1	Sí	1	1	Sí
113	1	0.94315469	1	Sí	1	1	Sí
114	1	0.11785556	0	No	1	1	Sí
115	1	0.95448637	1	Sí	0.95331883	1	Sí
116	1	0.82509691	1	Sí	0.83084893	1	Sí
117	0	0.08713698	0	Sí	0.36780629	0	Sí
118	0	0	0	Sí	0.59235483	1	No
119	1	0.24216034	0	No	0.84853494	1	Sí
120	1	0.22516944	0	No	0.70071363	1	Sí
121	0	0.80065805	1	No	0.75575924	1	No
122	0	0.96512473	1	No	1	1	No

Tabla A.28.c. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
123	1	0.90749401	1	Sí	1	1	Sí
124	1	1	1	Sí	0.98211884	1	Sí
125	1	0.37887034	0	No	1	1	Sí
126	1	0.36018819	0	No	0.66877079	1	Sí
127	1	0.86945671	1	Sí	0.89081872	1	Sí
128	1	0.40209183	0	No	0.0339112	0	No
129	1	0.19378011	0	No	0.85147882	1	Sí
130	0	1	1	No	0.96020424	1	No
131	0	1	1	No	0.86720067	1	No
132	0	0.96801436	1	No	0.42808384	0	Sí
133	0	0.15903419	0	Sí	0.30950585	0	Sí
134	0	0	0	Sí	0.02100853	0	Sí
135	0	0	0	Sí	0.04228442	0	Sí
136	1	1	1	Sí	0.99410963	1	Sí
137	1	1	1	Sí	0.80258334	1	Sí
138	1	0.84635568	1	Sí	0.92789233	1	Sí
139	1	0.98574758	1	Sí	1	1	Sí
140	0	0.21937273	0	Sí	0.69401759	1	No
141	0	0	0	Sí	0.0843374	0	Sí
142	1	0.98296183	1	Sí	0.8062678	1	Sí
143	1	0.96530253	1	Sí	1	1	Sí
144	0	0.16095945	0	Sí	0.24425712	0	Sí
145	0	0.19845386	0	Sí	0.06147876	0	Sí
146	1	0.90177447	1	Sí	0.89568335	1	Sí
147	1	1	1	Sí	0.90193254	1	Sí
148	1	0.06099703	0	No	0.47849512	0	No
149	1	0.58484781	1	Sí	0.77108037	1	Sí

Tabla A.28.d. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.

A.15 Prueba 15: Momento de inercia ponderado con argumento Sobel

La siguiente prueba es similar a la de momento de inercia ponderado con modulo Sobel con la diferencia que ahora se utiliza el argumento Sobel en vez del módulo. Se esperan resultados inferiores a esta prueba. Las tablas A.29 y A.30 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobela-inercep sobela-inercep.param.h	
neuronas de entrada	Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Contorno + InerciaPonderada, Sobel Argumento + Contorno + Tamaño, Sobel Argumento + Núcleo + InerciaPonderada, Sobel Argumento + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	117 (78.52%)	98 (65.77%)
positivos	91 (61.07%)	63 (42.28%)
negativos	26 (17.45%)	35 (23.49%)
fracasos	32 (21.48%)	51 (34.23%)
falsos positivos	22 (14.77%)	13 (8.72%)
falsos negativos	10 (6.71%)	38 (25.50%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	38.4417%	47.4096%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.29. Resumen de la prueba “momento de inercia ponderado con argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.94132882	1	Sí	0.7738322	1	Sí
2	1	0.85040754	1	Sí	0.80551577	1	Sí
3	1	0.95150441	1	Sí	0.4834868	0	No
4	1	0.89849126	1	Sí	0.50271213	1	Sí
5	0	0.08375897	0	Sí	0.31708229	0	Sí
6	0	0.53480834	1	No	0.05171226	0	Sí
7	1	0.59745657	1	Sí	0.23385432	0	No
8	1	0.85744375	1	Sí	0.20885225	0	No
9	0	0.20522203	0	Sí	0.60000873	1	No
10	0	0.15888801	0	Sí	0.54274482	1	No
11	0	0.51843458	1	No	0.47881314	0	Sí
12	0	0.22390361	0	Sí	0.47616908	0	Sí
13	1	0.20514768	0	No	0.60382539	1	Sí
14	1	0.79762983	1	Sí	0.22536466	0	No
15	0	0.89767343	1	No	0.07231525	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0.25727206	0	Sí
17	1	0.97644252	1	Sí	0.697501	1	Sí
18	1	0.87330443	1	Sí	0.59848166	1	Sí
19	1	0.78937072	1	Sí	0	0	No
20	1	0.56165743	1	Sí	0.0405009	0	No
21	1	0.98998207	1	Sí	0.48290381	0	No
22	1	0.98672384	1	Sí	0.55721468	1	Sí
23	1	0	0	No	0.61529481	1	Sí
24	1	0.86471325	1	Sí	0.21395972	0	No
25	0	0.19424674	0	Sí	0.43172273	0	Sí
26	0	0	0	Sí	0.25340521	0	Sí
27	1	0.74568039	1	Sí	0.66199654	1	Sí
28	1	0.30929634	0	No	0.66507614	1	Sí
29	1	0.56176198	1	Sí	0.46519887	0	No
30	1	0.80291402	1	Sí	0.42503753	0	No
31	1	0.82925212	1	Sí	0.51786417	1	Sí
32	1	0.81901127	1	Sí	0.71259612	1	Sí
33	1	0.37846002	0	No	0.31392393	0	No

Tabla A.30.a. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
34	1	0.95831072	1	Sí	0.83176887	1	Sí
35	0	0.50024319	1	No	0.25727206	0	Sí
36	0	0.680179	1	No	0.25727206	0	Sí
37	0	0.58651203	1	No	0.25727206	0	Sí
38	0	0.40923816	0	Sí	0.25727206	0	Sí
39	1	0.950396	1	Sí	0.4979192	0	No
40	1	0.71881741	1	Sí	0.31842691	0	No
41	1	0.92788392	1	Sí	0.56876951	1	Sí
42	1	0.87415314	1	Sí	0.49724913	0	No
43	1	0.97871333	1	Sí	0.66518873	1	Sí
44	1	0.81063432	1	Sí	0.52123857	1	Sí
45	1	0.76348078	1	Sí	0.7317397	1	Sí
46	1	0.39227888	0	No	0.57270241	1	Sí
47	0	0.14480959	0	Sí	0.56331831	1	No
48	0	0.11232147	0	Sí	0.57739091	1	No
49	0	0.03132432	0	Sí	0.66703075	1	No
50	0	0.76042891	1	No	0.32420364	0	Sí
51	0	0.02066792	0	Sí	0.49406302	0	Sí
52	0	0.04304564	0	Sí	0.47374481	0	Sí
53	1	0.95241302	1	Sí	0.75052363	1	Sí
54	1	0.88158065	1	Sí	0.810785	1	Sí
55	1	0.96116495	1	Sí	0.52149457	1	Sí
56	1	0.95180726	1	Sí	0.44323367	0	No
57	0	0.92764622	1	No	0	0	Sí
58	0	0.47375372	0	Sí	0.30645013	0	Sí
59	1	0.46981815	0	No	0.47696176	0	No
60	1	0.95026183	1	Sí	0.74648434	1	Sí
61	1	0.76404065	1	Sí	0.55470055	1	Sí
62	1	0.78007948	1	Sí	0.82772958	1	Sí
63	1	0.98371434	1	Sí	0.52276295	1	Sí
64	1	1	1	Sí	0.54056108	1	Sí
65	1	0.96926016	1	Sí	0.74341011	1	Sí
66	1	0.90019792	1	Sí	0.65424198	1	Sí
67	1	0.99122596	1	Sí	0.62876701	1	Sí
68	1	0.97801208	1	Sí	0.68652272	1	Sí
69	1	0.95671725	1	Sí	0.14511234	0	No
70	1	0.8219009	1	Sí	0.85823184	1	Sí
71	1	0.7156688	1	Sí	0.65891629	1	Sí
72	1	0.95519727	1	Sí	0.97756314	1	Sí
73	1	0.9531486	1	Sí	0.65364838	1	Sí
74	1	0.95601064	1	Sí	0.75888872	1	Sí
75	1	0.63832581	1	Sí	0.5706045	1	Sí
76	0	0.03013298	0	Sí	0.49629498	0	Sí
77	1	0.93666506	1	Sí	0.62997514	1	Sí
78	0	0.18793097	0	Sí	0.5704062	1	No
79	1	0.81051046	1	Sí	0.49446154	0	No
80	1	0.76074708	1	Sí	0.46645585	0	No
81	1	0.83922845	1	Sí	0.75770569	1	Sí
82	1	0.96440214	1	Sí	0.09283982	0	No
83	1	0.85091186	1	Sí	0.5276075	1	Sí
84	1	0.9896881	1	Sí	0.63260376	1	Sí
85	1	0.75639141	1	Sí	0.67076957	1	Sí
86	1	0.3777248	0	No	0.7825858	1	Sí
87	1	0.95498246	1	Sí	0.51292312	1	Sí
88	1	0.40957543	0	No	0.80171144	1	Sí
89	1	0.82811552	1	Sí	0.41970253	0	No
90	1	0.82498503	1	Sí	0.42808965	0	No
91	1	0.88256234	1	Sí	0.61479592	1	Sí

Tabla A.30.b. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
92	1	0.83234519	1	Sí	0.67927098	1	Sí
93	0	0.02198971	0	Sí	0.19059686	0	Sí
94	0	0.75131744	1	No	0.02676609	0	Sí
95	0	0.95210552	1	No	0.46082875	0	Sí
96	0	0.83491325	1	No	0.22822268	0	Sí
97	1	0.95856363	1	Sí	0.71459061	1	Sí
98	1	0.96350151	1	Sí	0.23485427	0	No
99	0	0.96697485	1	No	0.83997005	1	No
100	0	0.90961975	1	No	0.68257451	1	No
101	1	0.9848842	1	Sí	0.43794891	0	No
102	1	0.84995222	1	Sí	0.48951799	0	No
103	0	0.29360941	0	Sí	0.44497511	0	Sí
104	0	0.044826	0	Sí	0.36755538	0	Sí
105	0	0.51106113	1	No	0.84421867	1	No
106	1	0.780249	1	Sí	0.89330757	1	Sí
107	0	0.7525686	1	No	0.2813153	0	Sí
108	1	0.84412861	1	Sí	0.83541071	1	Sí
109	1	0.9665038	1	Sí	0.46420184	0	No
110	1	0.95659363	1	Sí	0.48570135	0	No
111	1	0.97983211	1	Sí	0.5666458	1	Sí
112	1	0.96181709	1	Sí	0.51571596	1	Sí
113	1	0.89067763	1	Sí	0.21284056	0	No
114	1	0.96449721	1	Sí	0.80032009	1	Sí
115	1	0.95940542	1	Sí	0.5813992	1	Sí
116	1	0.95261359	1	Sí	0.59769905	1	Sí
117	0	0.74747235	1	No	0.48650607	0	Sí
118	0	0.21779765	0	Sí	0.67131174	1	No
119	1	0.73352468	1	Sí	0.01489925	0	No
120	1	0.56846374	1	Sí	0.15972629	0	No
121	0	0.71426737	1	No	0.40338239	0	Sí
122	0	0.76341081	1	No	0.46549302	0	Sí
123	1	0.14257808	0	No	0.44490615	0	No
124	1	0.82228279	1	Sí	0.53925246	1	Sí
125	1	0.55565548	1	Sí	0.54389524	1	Sí
126	1	0.70694625	1	Sí	0.74152279	1	Sí
127	1	0.86904848	1	Sí	0.38319299	0	No
128	1	0.98715204	1	Sí	0.48739186	0	No
129	1	0.96222401	1	Sí	0.81074113	1	Sí
130	0	0.83260339	1	No	0.13740888	0	Sí
131	0	0.96510863	1	No	0.75872266	1	No
132	0	0.81422883	1	No	0	0	Sí
133	0	0.92861623	1	No	0.10510097	0	Sí
134	0	0	0	Sí	0.48575091	0	Sí
135	0	0	0	Sí	0.56084847	1	No
136	1	0.97586876	1	Sí	0.74415785	1	Sí
137	1	0.96173626	1	Sí	0.94331473	1	Sí
138	1	0.9463681	1	Sí	0.81875104	1	Sí
139	1	0.95663059	1	Sí	0.76050109	1	Sí
140	0	0.35004771	0	Sí	0.54334784	1	No
141	0	0	0	Sí	0.23509526	0	Sí
142	1	0.81000859	1	Sí	0.44332883	0	No
143	1	0.38551185	0	No	0.43534976	0	No
144	0	0.38592187	0	Sí	0	0	Sí
145	0	0.09178632	0	Sí	0.00604162	0	Sí
146	1	0.96455473	1	Sí	0.72187507	1	Sí
147	1	1	1	Sí	0.44255826	0	No
148	1	0.90141451	1	Sí	0.39056966	0	No
149	1	0.88676101	1	Sí	0.45973852	0	No

Tabla A.30.c. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con argumento Sobel”.

A.16 Prueba 16: Luminosidad media en argumento Sobel

Esta prueba es similar a la de luminosidad media en Sobel módulo, sin embargo en este caso utiliza como imagen de entrada para calcular la media al argumento de Sobel. Se esperan resultados muy bajos ya que el argumento Sobel probó no ser útil. Las tablas A.31 y A.32 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobela-mu sobela-mu.param.h	
neuronas de entrada	Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Media, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Media, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Contorno + Media, Sobel Argumento + Contorno + Tamaño, Sobel Argumento + Núcleo + Media, Sobel Argumento + Núcleo + Tamaño	
	mejor caso	peor caso
aciertos	90 (60.40%)	75 (50.34%)
positivos	69 (46.31%)	48 (32.21%)
negativos	21 (14.09%)	27 (18.12%)
fracasos	59 (39.60%)	74 (49.66%)
falsos positivos	27 (18.12%)	21 (14.09%)
falsos negativos	32 (21.48%)	53 (35.57%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	54.4409%	55.1050%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.31. Resumen de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.76896095	1	Sí	0.79908687	1	Sí
2	1	0.81361383	1	Sí	0.93912923	1	Sí
3	1	0.55357021	1	Sí	0.65874624	1	Sí
4	1	0.41855577	0	No	0.2395063	0	No
5	0	0.97312671	1	No	0.80118883	1	No
6	0	0.30995005	0	Sí	0.42487764	0	Sí
7	1	0.69359547	1	Sí	0.46890154	0	No
8	1	0.04768863	0	No	0.63304281	1	Sí
9	0	0.74888647	1	No	0.78078759	1	No
10	0	0.73660201	1	No	0.66387033	1	No
11	0	0.72471207	1	No	0.42874083	0	Sí
12	0	0.02194995	0	Sí	0.15044264	0	Sí
13	1	0.04812198	0	No	0.23049857	0	No
14	1	0.39180028	0	No	0.04662049	0	No
15	0	0	0	Sí	0.32385993	0	Sí
16	0	0	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.73018193	1	Sí	0.80442381	1	Sí
18	1	0.40489316	0	No	0.53906423	1	Sí
19	1	0	0	No	0.12829457	0	No
20	1	0	0	No	0.47620919	0	No
21	1	0.07276095	0	No	0.02811069	0	No

Tabla A.32.a. Datos de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
22	1	0.1112425	0	No	0.88651192	1	Sí
23	1	0.09906697	0	No	0.31997982	0	No
24	1	0.83452171	1	Sí	0.24465343	0	No
25	0	0.73764521	1	No	0.38031676	0	Sí
26	0	0.90090531	1	No	0.49577484	0	Sí
27	1	0.41689315	0	No	0.43917131	0	No
28	1	0.85361004	1	Sí	0.41224524	0	No
29	1	0.46672091	0	No	0.36323503	0	No
30	1	0.87772387	1	Sí	0.39109609	0	No
31	1	0.48287436	0	No	0.84019518	1	Sí
32	1	0.88330632	1	Sí	1	1	Sí
33	1	0.06252243	0	No	0.25535986	0	No
34	1	0.7637729	1	Sí	0.89348876	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0	0	Sí	0	0	Sí
37	0	0	0	Sí	0	0	Sí
38	0	0	0	Sí	0	0	Sí
39	1	0.93852729	1	Sí	0.65209848	1	Sí
40	1	0.74119467	1	Sí	0.4820416	0	No
41	1	0.65239513	1	Sí	0.50278801	1	Sí
42	1	0.78942889	1	Sí	0.35915741	0	No
43	1	0.73951137	1	Sí	0.26575965	0	No
44	1	0.80487287	1	Sí	0.44364733	0	No
45	1	0.6945551	1	Sí	0.90820628	1	Sí
46	1	1	1	Sí	0.28877899	0	No
47	0	0.71851319	1	No	0.87798381	1	No
48	0	0.7216723	1	No	0.6657908	1	No
49	0	0.90209091	1	No	0.75975341	1	No
50	0	0.22712868	0	Sí	0.18921296	0	Sí
51	0	0.28639805	0	Sí	0.60341901	1	No
52	0	0.22743599	0	Sí	0.61312217	1	No
53	1	0.84932387	1	Sí	0.95563436	1	Sí
54	1	0.8450672	1	Sí	0.69389087	1	Sí
55	1	0.56053042	1	Sí	0.79230034	1	Sí
56	1	0.04991122	0	No	0.40119243	0	No
57	0	0.02999946	0	Sí	0.67882586	1	No
58	0	0.63468075	1	No	0.38739699	0	Sí
59	1	0.59391856	1	Sí	0.49154514	0	No
60	1	0.66733533	1	Sí	0.4044691	0	No
61	1	0.83227044	1	Sí	0.9527697	1	Sí
62	1	0.85477513	1	Sí	0.94329953	1	Sí
63	1	1	1	Sí	0.84092838	1	Sí
64	1	1	1	Sí	0.38739699	0	No
65	1	0.95456582	1	Sí	0.8749187	1	Sí
66	1	0.6256147	1	Sí	0.78086042	1	Sí
67	1	0.74708569	1	Sí	0.36832568	0	No
68	1	0.68123668	1	Sí	0.79254758	1	Sí
69	1	0.36925265	0	No	0.0533833	0	No
70	1	0.52864623	1	Sí	0.42266816	0	No
71	1	0.96130449	1	Sí	0.88818622	1	Sí
72	1	0.82448477	1	Sí	0.71091986	1	Sí
73	1	0.81756651	1	Sí	0.91785693	1	Sí
74	1	0.76545227	1	Sí	0.54105741	1	Sí
75	1	0.73525447	1	Sí	0.72312057	1	Sí
76	0	0.80124068	1	No	0.74639916	1	No
77	1	0.72567427	1	Sí	0.71798265	1	Sí
78	0	0.76824611	1	No	0.66530901	1	No
79	1	0.30750841	0	No	0.47104734	0	No

Tabla A.32.b. Datos de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
80	1	0.95046318	1	Sí	0.45460925	0	No
81	1	0.87928438	1	Sí	1	1	Sí
82	1	0	0	No	0	0	No
83	1	0.23485762	0	No	0.82560837	1	Sí
84	1	0.03517166	0	No	0.33128619	0	No
85	1	0.65136516	1	Sí	0.78302258	1	Sí
86	1	0.86170095	1	Sí	0.16473489	0	No
87	1	0.71811008	1	Sí	0.65336764	1	Sí
88	1	0.94808924	1	Sí	0.66984111	1	Sí
89	1	0.70492339	1	Sí	0.12265108	0	No
90	1	0.85812199	1	Sí	0.21233642	0	No
91	1	0.62171233	1	Sí	0.56220198	1	Sí
92	1	0.60592955	1	Sí	0.3496187	0	No
93	0	0.18889555	0	Sí	0.79069436	1	No
94	0	0.96098644	1	No	0.67884821	1	No
95	0	0.14742011	0	Sí	0.44699016	0	Sí
96	0	0.3986201	0	Sí	0.43407923	0	Sí
97	1	0.50601637	1	Sí	0.83367658	1	Sí
98	1	0.37929046	0	No	0.59196329	1	Sí
99	0	0.81431937	1	No	0.78351486	1	No
100	0	0.95063442	1	No	0.54619467	1	No
101	1	1	1	Sí	0.12114251	0	No
102	1	0.94603908	1	Sí	0.08036195	0	No
103	0	0.67689753	1	No	0.22373368	0	Sí
104	0	0.95654738	1	No	0.72705716	1	No
105	0	0.8310619	1	No	0.99245608	1	No
106	1	0.96008205	1	Sí	0.97290868	1	Sí
107	0	0.66305894	1	No	0.220295	0	Sí
108	1	0.84347445	1	Sí	0.99448436	1	Sí
109	1	0.18185051	0	No	0.32131296	0	No
110	1	0.04482294	0	No	0.17563139	0	No
111	1	0.75105381	1	Sí	0.40252084	0	No
112	1	0.67039692	1	Sí	0.42873606	0	No
113	1	0	0	No	0	0	No
114	1	0.19612379	0	No	0	0	No
115	1	0.79703099	1	Sí	0.82221282	1	Sí
116	1	0.6798687	1	Sí	0.49914542	0	No
117	0	0.51787478	1	No	0.8653211	1	No
118	0	0.51172984	1	No	0.45574021	0	Sí
119	1	0.13318639	0	No	0	0	No
120	1	0.69951731	1	Sí	0.23501432	0	No
121	0	0.53238612	1	No	0.47020447	0	Sí
122	0	0.39356148	0	Sí	0.56904781	1	No
123	1	0.13505699	0	No	0.2134656	0	No
124	1	0.8273471	1	Sí	0.58710551	1	Sí
125	1	0.95481235	1	Sí	0.35550287	0	No
126	1	0.72251314	1	Sí	0.60333419	1	Sí
127	1	0.72453886	1	Sí	0.90224296	1	Sí
128	1	0.01550704	0	No	0.02432148	0	No
129	1	0	0	No	0.01311361	0	No
130	0	0.58580714	1	No	0.50934368	1	No
131	0	0.77825946	1	No	0.33558863	0	Sí
132	0	0.32566723	0	Sí	0.0624915	0	Sí
133	0	0.34707323	0	Sí	0.0364649	0	Sí
134	0	0.64045721	1	No	0.15276003	0	Sí
135	0	0.90988588	1	No	0.76537168	1	No
136	1	0.55662519	1	Sí	0.84019518	1	Sí
137	1	0.61412829	1	Sí	0.65742254	1	Sí

Tabla A.32.c. Datos de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
138	1	0.84955049	1	Sí	0.72697401	1	Sí
139	1	0.64083099	1	Sí	0.53833759	1	Sí
140	0	0.83809543	1	No	0.38739699	0	Sí
141	0	0.15636358	0	Sí	0.23841961	0	Sí
142	1	0.13997617	0	No	0.45029905	0	No
143	1	0.18646002	0	No	0.41421801	0	No
144	0	0.02359481	0	Sí	0	0	Sí
145	0	0.04088617	0	Sí	0	0	Sí
146	1	0.95134598	1	Sí	0.8081007	1	Sí
147	1	1	1	Sí	0.40562898	0	No
148	1	0.63060945	1	Sí	0.4022809	0	No
149	1	0.14790542	0	No	0.77738136	1	Sí

Tabla A.32.d. Datos de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.

A.17 Prueba 17: Varianza de Sobel argumento

Esta prueba es similar a la de la varianza salvo que utiliza los valores del argumento Sobel. Es de esperar resultados muy malos ya que esta información es casi aleatoria y no permite inferir propiedades algunas. Las tablas A.33 y A.34 exponen los resultados obtenidos en forma de resumen y ampliación respectivamente.

nombre archivo	sobela-sigma sobela-sigma.param.h	
neuronas de entrada	Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Capa Externa 1 + Varianza, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Tamaño, Sobel Argumento + Capa Interna 1 + Varianza, Sobel Argumento + Contorno + Tamaño, Sobel Argumento + Contorno + Varianza, Sobel Argumento + Núcleo + Tamaño, Sobel Argumento + Núcleo + Varianza	
	mejor caso	peor caso
aciertos	96 (64.43%)	79 (53.02%)
positivos	75 (50.34%)	59 (39.60%)
negativos	21 (14.09%)	20 (13.42%)
fracasos	53 (35.57%)	70 (46.98%)
falsos positivos	27 (18.12%)	28 (18.79%)
falsos negativos	26 (17.45%)	42 (28.19%)
total	149 (100.00%)	149 (100.00%)
error cuadrático	50.1671%	53.6514%
Estado	Resultado esperado	

Tabla A.33. Resumen de la prueba “varianza de Sobel argumento”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
1	1	0.72259533	1	Sí	0.95674938	1	Sí
2	1	0.72826594	1	Sí	0.62824023	1	Sí

Tabla A.34.a. Datos de la prueba “varianza de Sobel argumento”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
3	1	0.85893643	1	Sí	0.86804628	1	Sí
4	1	0.56803453	1	Sí	0.7397415	1	Sí
5	0	0.53118074	1	No	0.76003259	1	No
6	0	0.46460342	0	Sí	0.61666137	1	No
7	1	0.95872015	1	Sí	0.77569181	1	Sí
8	1	1	1	Sí	0.73289162	1	Sí
9	0	0.64473581	1	No	0.78874433	1	No
10	0	0.49882641	0	Sí	0.63209218	1	No
11	0	0.95352191	1	No	0.64649498	1	No
12	0	0.59758115	1	No	0.78999865	1	No
13	1	0.51698422	1	Sí	0.46652234	0	No
14	1	0	0	No	0.31001261	0	No
15	0	0	0	Sí	0	0	Sí
16	0	0.03141135	0	Sí	0	0	Sí
17	1	0.7009089	1	Sí	0.33972266	0	No
18	1	0.20729673	0	No	0.11528336	0	No
19	1	0	0	No	0	0	No
20	1	0.03523792	0	No	0.37528715	0	No
21	1	0.96160316	1	Sí	0.7490865	1	Sí
22	1	0.95994002	1	Sí	0.177708	0	No
23	1	0.360246	0	No	0.26769361	0	No
24	1	0.46552509	0	No	0.50457799	1	Sí
25	0	0.81528503	1	No	0.60230482	1	No
26	0	0.73720944	1	No	0.68524635	1	No
27	1	0.52021748	1	Sí	0.52236259	1	Sí
28	1	0.50615734	1	Sí	0.49096712	0	No
29	1	0.83013874	1	Sí	0.82470816	1	Sí
30	1	0.48424962	0	No	0.12890323	0	No
31	1	0.6612733	1	Sí	0.65871257	1	Sí
32	1	0.70907706	1	Sí	0.51444441	1	Sí
33	1	0.44911975	0	No	0.49112523	0	No
34	1	0.66484505	1	Sí	0.80281091	1	Sí
35	0	0	0	Sí	0	0	Sí
36	0	0.03669853	0	Sí	0.16948548	0	Sí
37	0	0.26734927	0	Sí	0.3212547	0	Sí
38	0	1	1	No	0.35445696	0	Sí
39	1	0.74335116	1	Sí	0.81444055	1	Sí
40	1	0.38267687	0	No	0.53501314	1	Sí
41	1	0.83890033	1	Sí	0.58951002	1	Sí
42	1	0.03911418	0	No	0.19232719	0	No
43	1	0.7961784	1	Sí	0.79271108	1	Sí
44	1	0.75661534	1	Sí	0.79063517	1	Sí
45	1	0.70251209	1	Sí	0.88875836	1	Sí
46	1	0.81802267	1	Sí	0.04363668	0	No
47	0	0.06958894	0	Sí	0.02928868	0	Sí
48	0	0.43096337	0	Sí	0.58075005	1	No
49	0	0.97007555	1	No	0.86132789	1	No
50	0	0.78474313	1	No	0.82626498	1	No
51	0	0.28877521	0	Sí	0.39370176	0	Sí
52	0	0.80631995	1	No	0.73826385	1	No
53	1	0.75400233	1	Sí	0.78381312	1	Sí
54	1	0.72395086	1	Sí	0.80073571	1	Sí
55	1	0.50520521	1	Sí	0.53141576	1	Sí
56	1	0.49473876	0	No	0.47817221	0	No
57	0	0	0	Sí	0.02664774	0	Sí
58	0	0.56759715	1	No	0.56315708	1	No
59	1	1	1	Sí	0.78501397	1	Sí
60	1	0.67822391	1	Sí	0.73585129	1	Sí

Tabla A.34.b. Datos de la prueba “varianza de Sobel argumento”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
61	1	0.62944382	1	Sí	0.14126818	0	No
62	1	0.66059488	1	Sí	0.23193477	0	No
63	1	1	1	Sí	0.98384172	1	Sí
64	1	1	1	Sí	0.98086226	1	Sí
65	1	1	1	Sí	0.96439588	1	Sí
66	1	0.69411939	1	Sí	0.8405506	1	Sí
67	1	0.77574211	1	Sí	0.83030337	1	Sí
68	1	0.69555318	1	Sí	0.64300328	1	Sí
69	1	0.49754789	0	No	0.1912037	0	No
70	1	0.55336416	1	Sí	0.11458357	0	No
71	1	0.76322639	1	Sí	0.88767648	1	Sí
72	1	0.72023374	1	Sí	0.75383109	1	Sí
73	1	0.70324069	1	Sí	0.30750871	0	No
74	1	0.76961213	1	Sí	0.79308867	1	Sí
75	1	0.68101662	1	Sí	0.41162443	0	No
76	0	0.1943806	0	Sí	0.4389669	0	Sí
77	1	0.70313364	1	Sí	0.77105093	1	Sí
78	0	0.69759327	1	No	0.52611196	1	No
79	1	0.52690464	1	Sí	0.47627878	0	No
80	1	0.57240593	1	Sí	0.57194984	1	Sí
81	1	0.829198	1	Sí	0.77981246	1	Sí
82	1	0.46460342	0	No	0.04358819	0	No
83	1	0.6449241	1	Sí	0.30524391	0	No
84	1	0.3567827	0	No	0.32933283	0	No
85	1	0.69184011	1	Sí	0.28945395	0	No
86	1	0.7997151	1	Sí	0.21956059	0	No
87	1	0.68619841	1	Sí	0.8820979	1	Sí
88	1	0.71856713	1	Sí	0.21403457	0	No
89	1	0.84684229	1	Sí	0.71291268	1	Sí
90	1	0.84058034	1	Sí	0.55800825	1	Sí
91	1	0.74944007	1	Sí	0.35762948	0	No
92	1	0.68005216	1	Sí	0.92460728	1	Sí
93	0	0	0	Sí	0	0	Sí
94	0	0.76666057	1	No	0.15881623	0	Sí
95	0	0.64739931	1	No	0.57809287	1	No
96	0	0.39270657	0	Sí	0.02573903	0	Sí
97	1	0.46460342	0	No	0.49340662	0	No
98	1	0.46460342	0	No	0.35687286	0	No
99	0	0.85310143	1	No	0.89734864	1	No
100	0	0.85751957	1	No	0.74083918	1	No
101	1	1	1	Sí	0.98006821	1	Sí
102	1	0.94504058	1	Sí	0.73042786	1	Sí
103	0	0.46215364	0	Sí	0.65995097	1	No
104	0	0.62274522	1	No	0.60078216	1	No
105	0	0.84677041	1	No	0.51070517	1	No
106	1	0.78780395	1	Sí	0.79945797	1	Sí
107	0	0.57174879	1	No	0.52588511	1	No
108	1	0.68018657	1	Sí	0.55778116	1	Sí
109	1	0.48479173	0	No	0.77991188	1	Sí
110	1	0.18157889	0	No	0.52628076	1	Sí
111	1	0.70435792	1	Sí	0.65531725	1	Sí
112	1	0.37307474	0	No	0.24672934	0	No
113	1	0.46460342	0	No	0.14942771	0	No
114	1	1	1	Sí	0.84376442	1	Sí
115	1	0.63930118	1	Sí	0.51489091	1	Sí
116	1	0.46664107	0	No	0.36096948	0	No
117	0	1	1	No	0.80083579	1	No
118	0	0.9627375	1	No	0.47439468	0	Sí

Tabla A.34.c. Datos de la prueba “varianza de Sobel argumento”.

id	resultado deseado	mejor obtenido	mejor obtenido (booleano)	¿es correcto?	peor obtenido	peor obtenido (booleano)	¿es correcto?
119	1	0.46460342	0	No	0.11848585	0	No
120	1	0.35694158	0	No	0.1963698	0	No
121	0	0.31754261	0	Sí	0.5437088	1	No
122	0	0.5618881	1	No	0.43694502	0	Sí
123	1	0.57287169	1	Sí	0.7362588	1	Sí
124	1	0.26215643	0	No	0.3550643	0	No
125	1	0.8327437	1	Sí	0.04427867	0	No
126	1	0.53276044	1	Sí	0.75424564	1	Sí
127	1	0.77938747	1	Sí	0.8210004	1	Sí
128	1	0.9749583	1	Sí	0.91129667	1	Sí
129	1	1	1	Sí	0.92901337	1	Sí
130	0	0.64533752	1	No	0.70841527	1	No
131	0	0.72369343	1	No	0.80964357	1	No
132	0	0.46460342	0	Sí	0.15672661	0	Sí
133	0	0.46460342	0	Sí	0.04232305	0	Sí
134	0	0.95702577	1	No	0.75575405	1	No
135	0	0.95890456	1	No	0.67625684	1	No
136	1	0.84311676	1	Sí	0.2850695	0	No
137	1	0.70113117	1	Sí	0.83858615	1	Sí
138	1	0.78921902	1	Sí	0.69525564	1	Sí
139	1	0.87924474	1	Sí	0.8487258	1	Sí
140	0	0.46785647	0	Sí	0.10886994	0	Sí
141	0	1	1	No	0.95321465	1	No
142	1	0.04779765	0	No	0.42786959	0	No
143	1	1	1	Sí	0.17823219	0	No
144	0	0.46460342	0	Sí	0.04326038	0	Sí
145	0	0.46460342	0	Sí	0.01361251	0	Sí
146	1	0.72546458	1	Sí	0.82782507	1	Sí
147	1	1	1	Sí	0.96760565	1	Sí
148	1	0.67144227	1	Sí	0.11511732	0	No
149	1	0.46460342	0	No	0.23589629	0	No

Tabla A.34.d. Datos de la prueba “varianza de Sobel argumento”.

Anexo B. Análisis y Diseño de la Solución

Para el análisis y diseño de la solución se utilizó la metodología de desarrollo de sistemas denominada Metodología Métrica Versión 3. A continuación se detallan todas las actividades de la metodología realizadas para el desarrollo de la herramienta que implementa la solución propuesta en esta tesis.

B.1 Estudio de Viabilidad del Sistema

Mientras que el Plan de Sistemas de Información tiene como objetivo proporcionar un marco estratégico que sirva de referencia para los Sistemas de Información de un ámbito concreto de una organización, el objetivo del Estudio de Viabilidad del Sistema es el análisis de un conjunto concreto de necesidades para proponer una solución a corto plazo, que tenga en cuenta restricciones económicas, técnicas, legales y operativas. La solución obtenida como resultado del estudio puede ser la definición de uno o varios proyectos que afecten a uno o varios sistemas de información ya existentes o nuevos. Para ello, se identifican los requisitos que se ha de satisfacer y se estudia, si procede, la situación actual [MAP, 2002a].

B.1.1 Actividad EVS 1: Establecimiento del Alcance del Sistema

B.1.1.1 Tarea EVS 1.1: Estudio de la Solicitud

Una extensiva descripción general de la necesidad planteada se encuentra mencionada en las secciones “Problemática que se presenta” del capítulo “Estado de la cuestión” y “Contexto de la tesis” dentro de “Introducción”.

No existen restricciones económicas ya que la siguiente es una tesis de grado y no es necesaria una remuneración para el autor, quien obtendrá de ella el título de Ingeniero. Desde el punto de vista legal, la base de datos utilizada es anónima, por lo que es

compatible con la ley 25.326 de protección de datos personales (conocida como ley de *habeas data*) que es la que regula el manejo de bancos de datos y considera a la información médica como de nivel crítico. Desde el punto de vista técnico y operativo no se han detectado problemas algunos.

B.1.1.2 Tarea EVS 1.2: Identificación del Alcance del Sistema

El alcance del sistema propuesto por esta tesis es simplemente lograr reconocer el tipo de tumor. Si sobre este, se desarrollara otro sistema, este tendría un alcance distinto dependiendo de los sistemas con los que interactúe o forme parte. Se sugiere en un sistema basado en el mismo, utilizar un manejo de pacientes con información de los mismos y de estudios con datos relativos al tipo de estudio y fecha del mismo.

B.1.2 Actividad EVS 2: Estudio de la Situación Actual

B.1.2.1 Tarea EVS 2.1: Valoración del Estudio de la Situación Actual

La siguiente actividad fue realizada en el capítulo de estado de la cuestión de la presente tesis.

B.1.3 Actividad EVS 3: Definición de Requisitos del Sistema

B.1.3.1 Tarea EVS 3.2: Identificación de Requisitos

Se debe poder clasificar tumores a partir de una imagen ingresada con un contorno predefinido.

B.1.3.2 Actividad EVS 4: Estudio de Alternativas de Solución

B.1.3.3 Tarea EVS 4.1: Preselección de Alternativas de Solución

Debido a que la presente tesis incorpora software no disponible y a lo ya mencionado en el estado del arte, no se designan alternativas de solución para el tema propuesto en la tesis.

B.2 Análisis del Sistema de Información

El objetivo de este proceso es la obtención de una especificación detallada del sistema de información que satisfaga las necesidades de información de los usuarios y sirva de base para el posterior diseño del sistema. [MAP; 2002b]

B.2.1 Actividad ASI 1: Definición del Sistema

B.2.1.1 Tarea ASI 1.1: Determinación del Alcance del Sistema

El software a producir es una librería capaz de clasificar anomalías dentro de una imagen a partir del contorno del mismo. Queda fuera del alcance del sistema cualquier otra utilización de la clasificación, manejo de usuarios, de pacientes, etc. Es por ello que se deja abierto el análisis de un posible sistema de información que utilice esta librería. El alcance de este posible sistema sería el manejo de pacientes, sesiones de usuarios y datos de los mismos. La Figura B.1 muestra el diagrama de contexto del sistema sugerido.

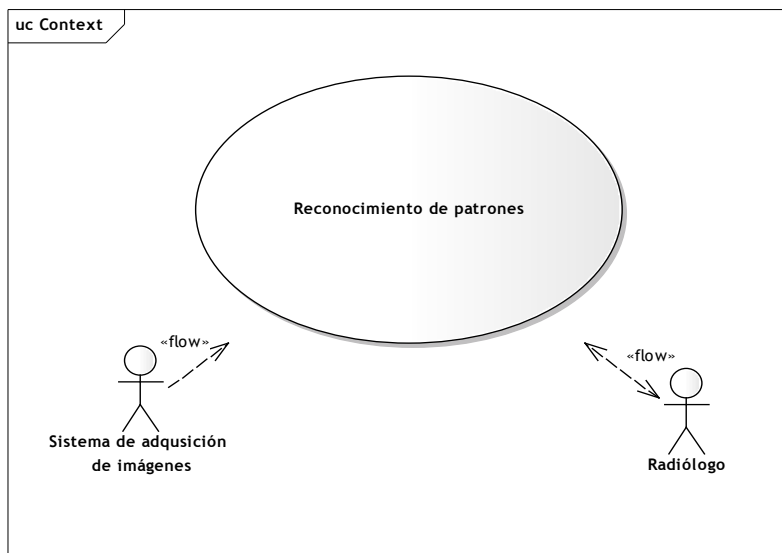


Figura B.1. Diagrama de Contexto.

B.2.1.2 Tarea ASI 1.2: Identificación del Entorno Tecnológico

El sistema deberá ser portable y poder ejecutarse bajo plataformas *Unix* y *Windows*, tendrá interfaz web y arquitectura cliente-servidor. El sistema será desarrollado utilizando el lenguaje de programación C (estándar ANSI C), el cual permite ser compilado en casi todas las plataformas existentes gracias a la gran disponibilidad de compiladores que permiten la mayor portabilidad posible porque generan código máquina nativo y optimizado para la plataforma deseada. Ejemplos de las mismas serían los sistemas operativos *Unix* (*Mac*, *Linux*, *Solaris*) y *Windows* y arquitecturas tanto de 32 como de 64 bits.

B.2.1.3 Tarea ASI 1.3: Especificación de Estándares y Normas

Existen varios formatos utilizados por la librería.

El estándar DICOM es libre, fue desarrollado por la *Medical Imaging & Technology Alliance*, una división de la *National Electrical Manufacturers Association* (NEMA) y se puede descargar de <ftp://medical.nema.org/medical/dicom/2008/>. Es utilizado para obtener la información de los equipos. Permite almacenar imágenes junto con información meta relacionada al paciente y a los equipos que tomaron las imágenes.

El estándar TIFF es propiedad de *Adobe Systems* y puede ser obtenido de <http://partners.adobe.com/public/developer/tiff/index.html>. Es utilizado para guardar imágenes intermedias y exportarlas a otros medios.

Las redes neuronales son guardadas en un formato de texto abierto definido por el proyecto *Fast Artificial Neural Network Library* (FANN), cuya librería es utilizada en el código. Tanto los fuentes como la documentación necesaria para replicar las redes neuronales se encuentran en <http://sourceforge.net/projects/fann/>.

Todas estas páginas se encontraban vigentes al 20 de Diciembre de 2008.

B.2.2 Actividad ASI 2: Establecimiento de Requisitos

B.2.2.1 Tarea ASI 2.1: Obtención de Requisitos

Los requisitos detectados para la librería son

- RA1. Adquisición de imágenes (soporte de lectura de un formato de entrada).
- RA2. Aplicación de operadores estadísticos que generen salidas compatibles con una red neuronal
- RA3. Clasificación de imágenes preprocesadas utilizando una red neuronal previamente guardada
- RA4. Entrenamiento y almacenamiento de una red neuronal entrenada
- RA5. Generación de filtros de imágenes (operadores gráficos)
- RA6. Máxima portabilidad (no funcional)
- RA7. Preprocesamiento de imágenes
- RA8. Selección no automática de contorno
- RA9. Visualización de imágenes

Los requisitos del sistema sugerido son

- RB1. Administración de datos de estudios
- RB2. Administración de pacientes.
- RB3. Administración de permisos de usuarios
- RB4. Adquisición de imágenes y estudios
- RB5. Entorno web (no funcional)
- RB6. Visualización de las clasificaciones

La Tabla B.1 muestra el agrupamiento de los requisitos sobre la base de las características de su funcionalidad.

		Funcional	Rendimiento	Seguridad	Implantación	Disponibilidad del Sistema	Caso de Uso asociado
Librería	RA1	Adquisición de imágenes	✓				×
	RA2	Aplicación de operadores estadísticos	✓				×
	RA3	Clasificación de imágenes preprocesadas	✓				×
	RA4	Entrenamiento y almacenamiento de una red neuronal	✓	✓			×
	RA5	Generación de filtros de imágenes	✓				×
	RA6	Máxima portabilidad			✓	✓	×
	RA7	Preprocesamiento de imágenes	✓				×
	RA8	Selección no automática de contorno	✓				×
	RA9	Visualización de imágenes	✓				×
Sistema Sugerido	RB1	Administración de datos de estudios	✓				✓
	RB2	Administración de pacientes	✓				✓
	RB3	Administración de permisos de usuarios	✓	✓			✓
	RB4	Adquisición de imágenes y estudios	✓				✓
	RB5	Entorno web			✓	✓	
	RB6	Visualización de las clasificaciones	✓				✓

Tabla B.1. Agrupamiento de Requisitos.

B.2.2.2 Tarea ASI 2.2: Especificación de Casos de Uso

Los casos de uso del sistema pueden observarse en el diagrama de casos de uso

(Figura B.2). Sus respectivas especificaciones se encuentran desde la Tabla B.2 hasta la Tabla B.9.

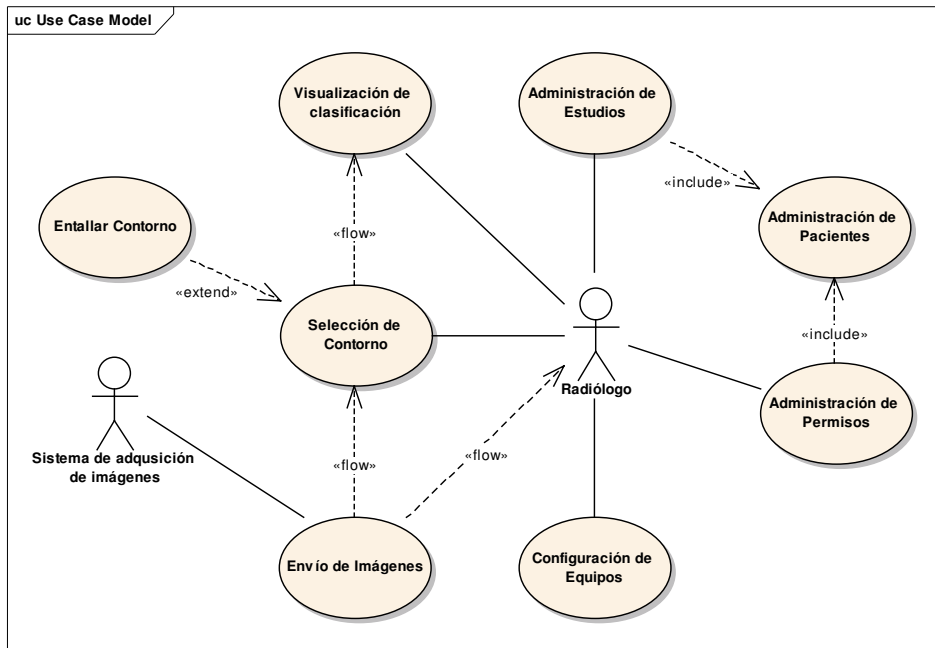


Figura B.2. Diagrama de Casos de Uso.

Caso de Uso	Administración de Estudios												
Descripción	Permite al Radiólogo administrar estudios, ya sea asociándolo al paciente correcto, cargando informes y/o observaciones, haciendo backup o eliminándolo.												
Precondiciones	Radiólogo autenticado.												
Poscondiciones													
Especificación	<table> <tr> <th>Paso</th><th>Acción</th></tr> <tr> <td>1</td><td>El radiólogo selecciona un estudio y la opción deseada</td></tr> <tr> <td>2</td><td>Si se selecciona asociar a paciente se asocia el estudio seleccionado al paciente</td></tr> <tr> <td>3</td><td>Si se selecciona cargar informes y/o observaciones, el radiólogo deberá tipear el informe sobre el estudio</td></tr> <tr> <td>4</td><td>Si se selecciona hacer backup se permite al radiólogo obtener un backup del estudio en un soporte óptico</td></tr> <tr> <td>5</td><td>Si se selecciona eliminar, se procede a la eliminación del estudio y de sus clases compuestas</td></tr> </table>	Paso	Acción	1	El radiólogo selecciona un estudio y la opción deseada	2	Si se selecciona asociar a paciente se asocia el estudio seleccionado al paciente	3	Si se selecciona cargar informes y/o observaciones, el radiólogo deberá tipear el informe sobre el estudio	4	Si se selecciona hacer backup se permite al radiólogo obtener un backup del estudio en un soporte óptico	5	Si se selecciona eliminar, se procede a la eliminación del estudio y de sus clases compuestas
Paso	Acción												
1	El radiólogo selecciona un estudio y la opción deseada												
2	Si se selecciona asociar a paciente se asocia el estudio seleccionado al paciente												
3	Si se selecciona cargar informes y/o observaciones, el radiólogo deberá tipear el informe sobre el estudio												
4	Si se selecciona hacer backup se permite al radiólogo obtener un backup del estudio en un soporte óptico												
5	Si se selecciona eliminar, se procede a la eliminación del estudio y de sus clases compuestas												

Tabla B.2. Especificación del Caso de Uso “Administración de Estudios”.

Caso de Uso		Administración de Pacientes	
Descripción	Permite al Radiólogo administrar pacientes		
Precondiciones	Radiólogo administrador autenticado.		
Poscondiciones			
Especificación	Paso	Acción	
	1	El radiólogo puede seleccionar un botón de crear Pacientes, en cuyo caso se autoselecciona	
	2	Si el usuario desea modificar o eliminar un paciente, puede seleccionarlo de una lista desplegable	
	3	Si el usuario selecciona el botón de eliminar el paciente se eliminará y la selección se limpiará, volviendo al paso 1	
	4	Si el usuario selecciona el botón modificar se desplegará un cuadro de modificación del paciente	

Tabla B.3. Especificación del Caso de Uso “Administración de Pacientes”.

Caso de Uso		Administración de Permisos	
Descripción	Permite al Radiólogo administrador asignar permisos y/o crear, modificar y eliminar usuarios nuevos		
Precondiciones	Radiólogo administrador autenticado.		
Poscondiciones			
Especificación	Paso	Acción	
	1	El administrador selecciona o crea un usuario	
	2	El administrador puede elegir entre eliminar, modificar o entrar a las propiedades del usuario	
	3	Si el usuario entra a las propiedades del usuario tiene la posibilidad de administrar los permisos del mismo	

Tabla B.4. Especificación del Caso de Uso “Administración de Permisos”.

Caso de Uso		Configuración de Equipos	
Descripción		Permite al Radiólogo configurar, crear o eliminar equipos conectados al sistema	
Precondiciones		Radiólogo autenticado.	
Poscondiciones			
Especificación	Paso	Acción	
	1	El radiólogo puede seleccionar un botón de crear Equipos, en cuyo caso se autoselecciona	
	2	Si el usuario desea modificar o eliminar un equipo, puede seleccionarlo de una lista desplegable	
	3	Si el usuario selecciona el botón de eliminar el equipo se eliminará y la selección se limpiará, volviendo al paso 1	
	4	Si el usuario selecciona el botón modificar se desplegará un cuadro de modificación del equipo	

Tabla B.5. Especificación del Caso de Uso “Configuración de Equipos”.

Caso de Uso		Entallado de Contorno	
Descripción		Extiende a la selección del contorno utilizando algún algoritmo que entalle el contorno seleccionado	
Precondiciones		Radiólogo autenticado.	
Poscondiciones		Contorno de un estudio entallado	
Especificación	Paso	Acción	
	1	Cuando se selecciona una zona de interés se tiende a reducir su área	
	2	Se presenta una nueva selección sugerida al usuario	
	3	Si el usuario la acepta, pasa a ser la nueva selección	

Tabla B.6. Especificación del Caso de Uso “Entallado de Contorno”.

Caso de Uso		Envío de Imágenes	
Descripción		Permite al sistema recibir estudios de un equipo de adquisición y realiza los eventos respectivos	
Precondiciones		Servidor DICOM en escucha	
Poscondiciones		Imagen recibida y archivada	
		Paso	Acción
Especificación		1	El equipo de adquisición anuncia el ingreso de un estudio
		2	Se recibe el estudio y se lo almacena en una base de datos
		3	Se aplican los filtros de mejoramiento de imagen previos a la clasificación
		4	Se avisa al radiólogo que tiene un contorno por seleccionar

Tabla B.7. Especificación del Caso de Uso “Envío de Imágenes”.

Caso de Uso		Selección de Contorno	
Descripción		Permite al Radiólogo seleccionar un contorno sobre un área de interés	
Precondiciones		Radiólogo autenticado.	
Poscondiciones		Contorno de un estudio seleccionado	
		Paso	Acción
Especificación		1	El radiólogo selecciona un estudio
		2	El radiólogo selecciona una imagen a marcar
		3	El radiólogo selecciona el área de interés
		4	Se permite al radiólogo volver al paso 2 con otra imagen
		5	Se finaliza el proceso corriendo la clasificación en modo background

Tabla B.8. Especificación del Caso de Uso “Selección de Contorno”.

Caso de Uso	Visualización de clasificación	
Descripción	Permite al radiólogo observar los resultados de la clasificación de un tumor por parte del sistema de clasificación	
Precondiciones	Radiólogo autenticado.	
Poscondiciones		
Especificación	Paso	Acción
	1	El radiólogo selecciona un estudio a visualizar
	2	Se muestra la información de la clasificación en caso de estar clasificado
	3	En caso de no estar clasificado se pide ingreso y/o confirmación del contorno y se inicia la clasificación

Tabla B.9. Especificación del Caso de Uso “Visualización de clasificación”.

B.2.3 Actividad ASI 3: Análisis de los Casos de Uso

B.2.3.1 Tarea ASI 3.1: Identificación de Clases Asociadas a un Caso de Uso

La Tabla B.10 muestra un cruce de clases asociadas a cada caso de uso dentro del sistema sugerido.

Caso de Uso	Clases Asociadas
Administración de Estudios	Estudio, Imagen
Administración de Pacientes	Persona
Administración de Permisos	Usuario, Permiso, Equipo
Configuración de Equipos	Equipo
Entallado de Contorno	Imagen
Envío de Imágenes	Equipo, Estudio, Imagen
Selección de Contorno	Estudio, Imagen
Visualización de clasificación	Persona, Estudio, Imagen

Tabla B.10. Clases asociadas a un Caso de Uso.

B.2.3.2 Tarea ASI 3.2: Descripción de la Interacción de Objetos

Si bien en casi la mitad de los casos de uso tenemos asociada sólo una clase del modelo

de dominio, en la otra mitad tenemos varias, pero las relaciones entre los objetos son las mismas. Generalmente podemos decir que una Persona contiene muchos estudios que a su vez contienen muchas imágenes. Las imágenes almacenan la información del equipo del cual provienen. Además a la hora de administrar los equipos, estos son manejados según los permisos de un usuario y por eso el caso de uso Administrar Permisos hace uso de estas tres clases.

B.2.4 Actividad ASI 4: Análisis de Clases

B.2.4.1 Tarea ASI 4.1: Identificación de Responsabilidades y Atributos

La Tabla B.11 especifica las responsabilidades de cada clase junto con sus respectivos atributos. Además la Figura B.3 especifica el diagrama de clases del modelo de dominio con las respectivas relaciones entre las mismas.

Clase	Responsabilidad	Atributos
Equipo	Mantener los procedimientos necesarios para que el equipo pueda ser encontrado. Administrar sus permisos.	Dicom_title AE_TITLE; IP_address IP; int Port; TipoEquipo Tipo;
Estudio	Contener la información relacionada con el estudio.	date Fecha; text Observaciones;
Imagen	Almacenar la imagen y en caso de poseer, su contorno. Permitir la selección del contorno.	string Path; TipoImagenEstudio Tipo; SubTipoImagenEstudio SubTipo; string PathContorno;
Permiso	Contener y validar los permisos necesarios para el funcionamiento del sistema.	Enum (admin_gral, usar_equipo, admin_equipo) Tipo;
Persona	Administrar la información común referente a las personas, sean estas pacientes o usuarios.	int id_his; string Apellido; string Nombre; date FechaDeNacimiento;
Usuario	Administrar la identificación de los usuarios del sistema.	string Usuario; string Contraseña;

Tabla B.11. Identificación de Responsabilidades y Atributos.

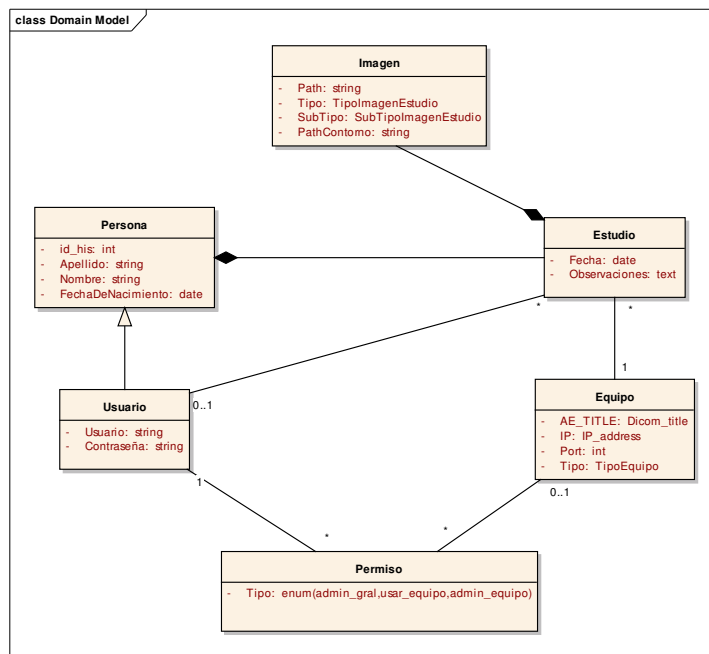


Figura B.3. Diagrama de Clases.

B.2.5 Actividad ASI 5: Definición de Interfaces de Usuario

B.2.5.1 Tarea ASI 5.1: Especificación de Principios Generales de la Interfaz

La interfaz del sistema sugerido permitirá al usuario final administrar la información e interactuar con el mismo. Posibilitará mantener los procedimientos necesarios para que los equipos puedan ser encontrados, administrar permisos de usuarios, la información relacionada con los estudio, las imágenes con sus contornos y la información común referente a las personas.

Si bien no es necesario hacer mucho hincapié en el diseño del tipo de interfaz de usuario en estas etapas de análisis, se describirá un poco una posible solución ya que el proceso de diseño del sistema sugerido queda excluido de los alcances de esta tesis y por lo tanto no se dispone de la respectiva sección.

El sistema de información sugerido, contará con una interfaz *web*. Esta interfaz dispondrá de un cuadro de *login* en la pantalla. En caso de que el usuario se encuentre

autenticado, este cuadro contendrá información del mismo y la opción de desautenticarse (salir). Además habrá un menú, el cual variará sus opciones dependiendo del acceso del usuario. Estas opciones serán calculadas a la hora de identificarse o salir del sistema.

Cuando el usuario selecciona una opción del menú se avanza hacia esta sección (página) mostrando el contenido de la misma en el cuerpo central de la página, manteniendo ambos cuadros, el del menú y el de la autenticación.

Además, se sugiere una implementación de un sistema de ayuda y/o sugerencias en un lugar visible dentro del espacio sobrante.

El ingreso de datos se hará en el cuerpo principal (mediante formularios *web*). En el caso del ingreso del contorno, este podría ser hecho mediante un *applet* especial.

Los mensajes de error serán arrojados en el cuerpo de la página a excepción de los de autenticación, que podrían desplegarse en el cuadro junto con la información de la autenticación. Por cuestiones de usabilidad se recomienda que los mismos sean resaltados.

La librería en cambio no contará con interfaz de usuario, al contrario contará con una serie de *scripts* de comandos o funciones para ser ejecutadas por la capa de aplicación.

B.2.5.2 Tarea ASI 5.2: Especificación de Formatos Individuales de la Interfaz de Pantalla

Casos de Usos: Administración de Estudios y Selección de Contorno

Si bien son casos de uso distintos, son ejecutados desde la misma pantalla en esta interfaz gráfica. Por eso se muestra una sugerencia de cómo debería ser la interfaz en la Figura B.4.

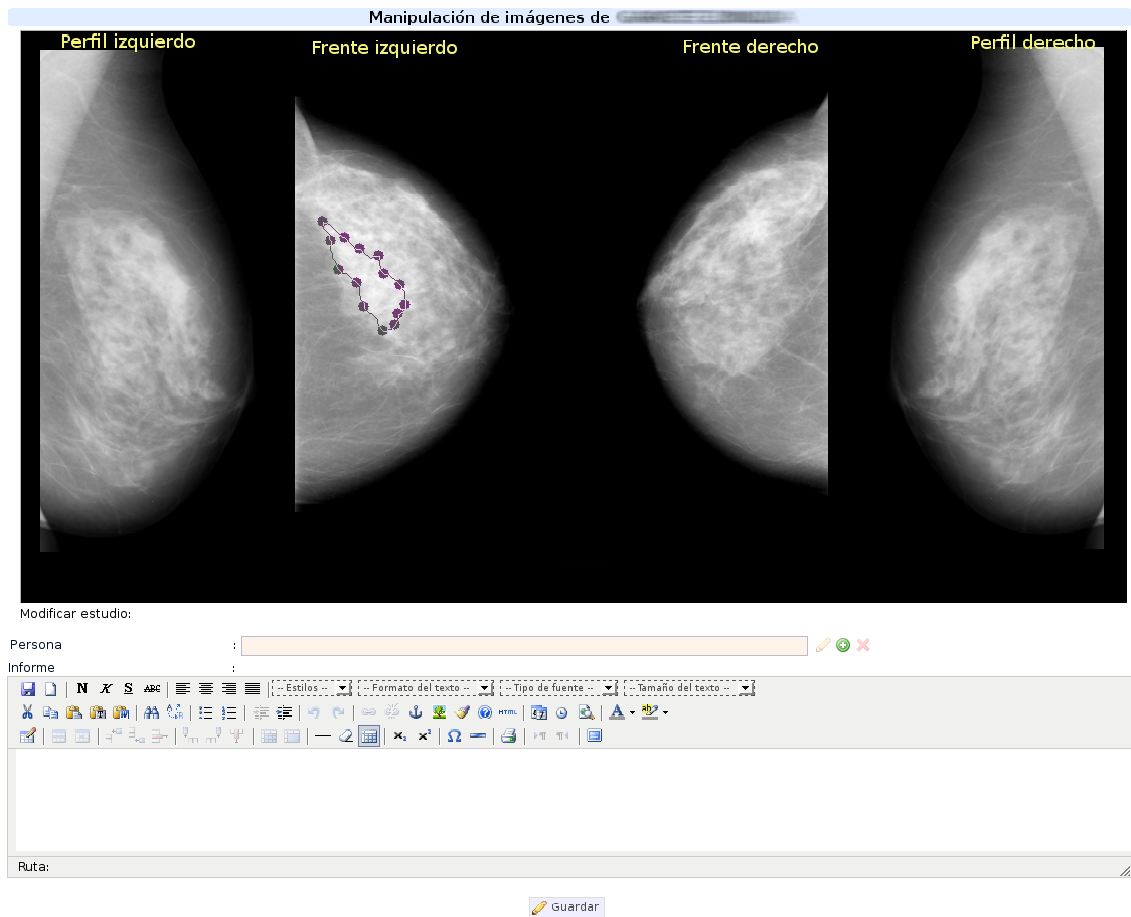





Figura B.4. Formulario de Administración de Estudio y Selección de Contorno.

Caso de Uso: Administración de Pacientes

Este es un *include* llamado desde los casos de uso que necesitan utilizarlo. El código es el mismo pese a que es ejecutado en distintas pantallas. La Figura B.5 muestra este caso de uso lanzado desde Administrar Estudios, mientras que en la Figura B.6 se hace desde Administrar Usuarios.



Modificar estudio:

Persona :   

Nuevo registro de persona:

Nombre :

Apellido :

 Crear  Cancelar

Informe :







Figura B.5. Formulario de crear paciente lanzado desde Administrar Estudios.




Administrar usuarios y permisos

Selección del usuario

Los usuarios nuevos son creados por defecto con la password: 321abc
Avise los usuarios de cambiar la clave en su primer logueo

Usuario :   



Modificar usuario:

Persona :   



Modificar persona:

Nombre :

Apellido :

 Guardar  Cancelar

Nombre de usuario :

 Guardar 


 Ver permisos asociados

Figura B.6. Formulario de modificar paciente lanzado desde Administrar Usuarios.

Caso de Uso: Administración de Permisos

La Administración de Permisos cuenta con una ventana de selección de usuario que da, además, la posibilidad de crear, eliminar y editar.

Administrar usuarios y permisos

Selección del usuario

Los usuarios nuevos son creados por defecto con la password: 321abc
Avise los usuarios de cambiar la clave en su primer logueo

Usuario :


 Ver permisos asociados

Figura B.7. Formulario para administrar usuario.

Caso de Uso: Configuración de Equipos

Utilizando la misma estructura que el caso de uso anterior, la configuración de equipos permite hacer las altas, bajas y modificaciones de un equipo de adquisición de imágenes (Figura B.8), sea ya este un mamógrafo DICOM o un digitalizador DICOM.



Figura B.8. Formulario para modificar un equipo.

Casos de Uso: Visualización de clasificación y Administración de Estudios

En la misma pantalla de Administración de Estudio es posible visualizar la clasificación del mismo en el caso de que esta ya haya sido realizada (Figura B.9). También es posible cargar un diagnóstico en forma de texto libre.

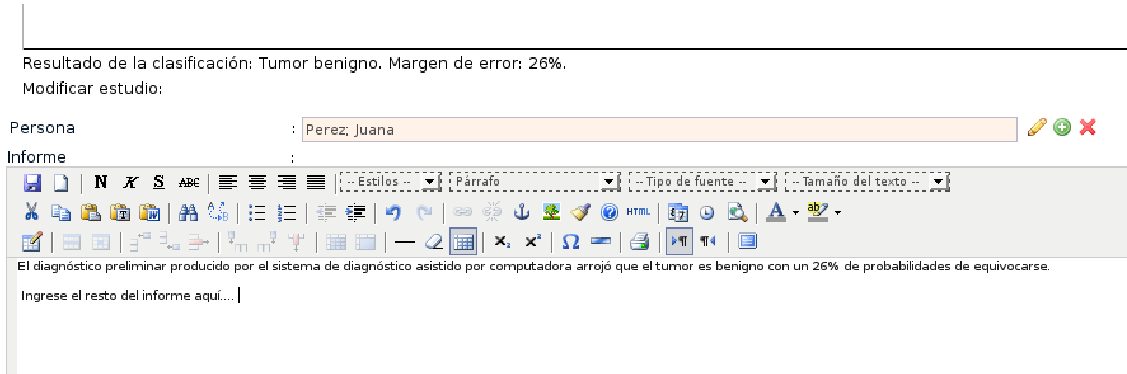


Figura B.9. Formulario para clasificar y administrar estudios.

B.2.5.3 Tarea ASI 5.3: Especificación del Comportamiento Dinámico de la Interfaz (CDI)

Caso de Uso: Administración de Permisos

Una vez seleccionado el usuario (Figura B.10) a modificar es posible ingresar al formulario de Administración de Permisos. Se sugiere su implementación según se

muestra en la Figura B.11.

Administrar usuarios y permisos

Selección del usuario

Los usuarios nuevos son creados por defecto con la password: 321abc
Avisé los usuarios de cambiar la clave en su primer logueo

Usuario:

Nombre de usuario	Nombre de Usuario	Apellido de Usuario
ecalot	enrique	calot

Ver permisos asociados

Figura B.10. Formulario para selección de usuario.

Administrar usuarios y permisos

Selección del usuario

Los usuarios nuevos son creados por defecto con la password: 321abc
Avisé los usuarios de cambiar la clave en su primer logueo

Usuario:

Ver permisos asociados

Usuario seleccionado:

Nombre de usuario	Nombre de Usuario	Apellido de Usuario
ecalot	enrique	calot

Total: 1.

Permisos asociados

Nombre de Permisos	Apellido de Permisos	Padre de Permisos	Nombre de Permisos	Descripcion de Permisos	Acciones
enrique	calot		coder	administrador tecnico	✖
enrique	calot	1	admin	administrador general	✖

Total: 2.

Nueva asociacion de permisos:

Acceso:

Nombre	Descripcion
image admin	administrador de imagenes
view image	ver imagenes
listen image	escuchar informes
type image	tippear informes
record image	grabar audio en informes

Asociar

Figura B.11. Formulario para selección de permisos.

Caso de Uso: Configuración de Equipos

Una vez seleccionado el equipo es posible modificarlo mediante el formulario expuesto en la Figura B.12. Los campos, e incluso el mismo código, son reutilizados en el formulario de creación o de alta de los equipos.



Equipo :

Nuevo registro de equipo:

Titulo AE de DICOM : DIGITALIZADOR

Hostname : 192.168.0.100

Puerto : 104

Descripción : Digitalizador de placas

Figura B.12. Formulario para modificación de equipos.

B.2.5.4 Tarea ASI 5.4: Especificación de Formatos de Impresión

Existen dos tipos de impresión. Por cuestiones legales aún no se permite añadir a una historia clínica la impresión de estudios mediante impresoras convencionales. En tal caso se usarían impresoras DICOM especializadas. Sin embargo, por cuestiones prácticas, cuando es necesario contar con el diagnóstico y/o la imagen en papel, la cual no necesita ser añadida en la historia clínica (muy común en el día a día en pacientes ya internados) el sistema debería permitir la impresión de los estudios. Para ello se deberá definir el medio necesario en los estilos CSS para que la impresión sea directamente utilizada por la funcionalidad del navegador.

B.2.6 Actividad ASI 6: Análisis de Consistencia y Especificación de Requisitos

B.2.6.1 Tarea ASI 6.1: Verificación y Validación de los Modelos

En una reunión mantenida con el director de tesis se verificaron los casos de uso y se dieron por aceptados los modelos.

B.2.6.2 Tarea ASI 6.2: Elaboración de la Especificación de Requisitos Software

La Tabla B.12 expone un cruce de verificación entre los casos de uso detectados y los

requisitos funcionales del sistema de información sugerido.

Caso de Uso	Requisitos Asociadas
Administración de Estudios	RB1, RB4
Administración de Pacientes	RB2
Administración de Permisos	RB3
Configuración de Equipos	RB4
Entallado de Contorno	RB4
Envío de Imágenes	RB4
Selección de Contorno	RB4
Visualización de clasificación	RB6

Tabla B.12. Cruce de requisitos con sus casos de uso asociados.

B.2.7 Actividad ASI 7: Especificación del Plan de Pruebas

B.2.7.1 Tarea ASI 7.1: Definición del Alcance de las Pruebas

En la tesis, se realizarán las pruebas necesarias ya descritas en capítulos anteriores. En el sistema sugerido se realizará las pruebas en todas las clases que se construyan además de pruebas de integración entre las mismas.

B.2.7.2 Tarea ASI 7.2: Definición de Requisitos del Entorno de Pruebas

Las pruebas requieren una capacidad de procesamiento muy grande, además de 230Gb de memoria en disco disponible para almacenar los estudios y otros 100Gb de memoria auxiliar de disco. Para ello se han destinado tres máquinas con los procesadores Intel *Core 2 Duo T7500* (corriendo Ubuntu 7.10), *Intel Quad Core E5400* (corriendo Ubuntu 8.04 sin entorno gráfico) e *Intel Core 2 Duo E7300* (corriendo Ubuntu 8.10).

El entorno de pruebas se encontrará separado del entorno de desarrollo y de producción. El archivo *Makefile* permitirá la generación de ejecutables que junto con los scripts bash dispobibles permitirán realizar las pruebas, que en modo batch pueden durar, dependiendo del tamaño del set de datos y tipo de prueba entre 10 minutos y 15 días.

Las estaciones de trabajo que utilizarán el sistema sugerido tendrán diferentes

plataformas como *Windows*, *GNU/Linux*, *Solaris* entre otras. Utilizando los estándares definidos por la W3C, los navegadores soportados deberían ser por lo menos *Mozilla Firefox*, *Google Chrome*, *Internet Explorer*, *Safari* y *Opera*; se sugiere realizar pruebas de compatibilidad.

B.2.7.3 Tarea ASI 7.3: Definición de las Pruebas de Aceptación del Sistema

Para la tesis, la definición y validación de las pruebas tienen sus propios capítulos dentro del presente escrito. El sistema sugerido podrá tener pruebas de rendimiento relacionadas con el hardware donde corran, de compatibilidad, y de aceptación del sistema. En estas últimas, se utilizarán radiólogos experimentados para hacer las pruebas y en caso de ser necesario, deberá hacer llegar los resultados de las mismas al encargado del proyecto con el objetivo de corregir los errores detectados y mejorar así la usabilidad del sistema y la aceptación del sistema por parte del usuario final.

B.2.8 Actividad ASI 8: Aprobación del Análisis del Sistema de Información

B.2.8.1 Tarea ASI 8.1: Presentación y Aprobación del Análisis del Sistema de Información

En una reunión mantenida entre el tesista y el director de tesis se procedió a verificar y dar por cerrado el análisis del sistema.

B.3 Interfaz de Gestión de proyectos

La Gestión de Proyectos tiene como finalidad principal la planificación, el seguimiento y control de las actividades y de los recursos humanos y materiales que intervienen en el

desarrollo de un Sistema de Información. Como consecuencia de este control es posible conocer en todo momento qué problemas se producen y resolverlos o paliarlos de manera inmediata [MAP; 2002c].

B.3.1 Actividad GPI 1: Estimación de Esfuerzo

El objetivo de esta actividad es conocer el tamaño aproximado del sistema a desarrollar, y establecer el coste, la duración y los recursos necesarios para conseguir desarrollarlo.

Se estima que para desarrollar la tesis, con la librería y sobre ella realizar con las pruebas suficientes como para obtener un resultado satisfactorio es necesario aproximadamente un año de trabajo. El sistema sugerido tomaría medio año más.

B.3.1.1 Tarea GPI 1.1: Identificación de Elementos a Desarrollar

Los elementos a desarrollar son los siguientes:

- ⌘ Análisis del sistema Sugerido
- ⌘ Codificación de la plataforma de Benchmarking
- ⌘ Codificación de los algoritmos de Pre-procesamiento
- ⌘ Codificación de los sistemas inteligentes
- ⌘ Compaginación final de la Tesis
- ⌘ Corrida de pruebas con varios parámetros y análisis de los resultados obtenidos
- ⌘ Desarrollo de Interfaces del sistema Sugerido
- ⌘ Descarga del Banco de Datos
- ⌘ Diseño del sistema Sugerido
- ⌘ Ejecución Semi-Automatizada de Pruebas
- ⌘ Estudio de los algoritmos inteligentes y del estado del arte en reconocimiento de imágenes
- ⌘ Estudio de los estándares de imágenes y recopilación de uno o más sets de datos

para realizar las pruebas

B.3.1.2 Tarea GPI 1.2: Cálculo del Esfuerzo

Una vez identificados los elementos a desarrollar se utilizaron técnica de estimación de esfuerzo necesario para su desarrollo. En este caso se presenta la Tabla B.13 con el tiempo estimado. El tiempo total depende de la planificación y será estimado en su respectiva sección.

Para las estimaciones parciales del sistema de información sugerido se utilizó el método de *Staffing Size*, el cual es sugerido por Métrica [MAP; 2002d]; mientras que para el desarrollo de la tesis fueron utilizados los valores estipulados en el calendario de la planificación de la tesis presentado en el proyecto de la misma.

Tarea	Descripción	Tiempo
1	Descarga del Banco de Datos	18d
2	Estudio de los algoritmos inteligentes y del estado del arte en reconocimiento de imágenes	30d
3	Estudio de los estándares de imágenes y recopilación de uno o más sets de datos para realizar las pruebas	45d
4	Codificación de la plataforma de Benchmarking	28d
5	Codificación de los algoritmos de Pre-procesamiento	26d 6h
6	Codificación de los sistemas inteligentes	65d
7	Ejecución Semi-Automatizada de Pruebas	32d 4h
8	Compaginación final de la Tesis	109d 1h
9	Corrida de pruebas con varios parámetros y análisis de los resultados obtenidos	84d 1h
10	Análisis del sistema Sugerido	15d
11	Diseño del sistema Sugerido	65d
12	Desarrollo de Interfaces del sistema Sugerido	152d

Tabla B.13. Total de esfuerzos repartidos por tarea.

B.3.2 Actividad GPI 2: Planificación

El objetivo de esta actividad es definir y preparar las condiciones de trabajo, estableciendo recursos, fechas y costes, para lograr los objetivos que se persiguen con el proyecto.

B.3.2.1 Tarea GPI 2.2: Selección de la Estructura de Actividades, Tareas y Productos (ATP)

El proyecto al ser unipersonal no contiene una estructura elaborada de actividades y caso todas son críticas, sin embargo se identifican algunos recursos que permiten algo de paralelismo entre las actividades. Estos son enumerados en la Tabla B.14.

Nombre	Tipo
Director	Persona
Tesista	Persona
Ancho de Banda	Material
Máquina de Pruebas	Material

Tabla B.14. Análisis de los recursos.

B.3.2.2 Tarea GPI 2.3: Establecimiento del Calendario de Hitos y Entregas

Se establece un riguroso calendario para evitar retrasos. Además se definen hitos para asegurarse de cumplir con los objetivos. En la Tabla B.15 se definen las tareas críticas que poseen un hito tras su finalización, además de las fechas de comienzo y finalización del trabajo, teniendo en cuenta que los fines de semana no cuentan como días hábiles.

Tarea	Descripción	Comienzo	Finalización	Trabajo	Hito
1	Descarga del Banco de Datos	17/09/08	10/10/08	18d	No
2	Estudio de los algoritmos inteligentes y del estado del arte en reconocimiento de imágenes	06/08/08	14/09/08	30d	14/09/08
3	Estudio de los estándares de imágenes y recopilación de uno o más sets de datos para realizar las pruebas	17/09/08	16/11/08	45d	16/11/08
4	Codificación de la plataforma de Benchmarking	19/11/08	26/12/08	28d	26/12/08
5	Codificación de los algoritmos de Pre-procesamiento	27/12/08	01/02/08	26d 6h	01/02/08
6	Codificación de los sistemas inteligentes	01/02/08	02/05/08	65d	02/05/08
7	Ejecución Semi-Automatizada de Pruebas	02/05/08	01/08/08	32d 4h	No
8	Compaginación final de la Tesis	04/08/08	27/11/08	109d 1h	27/11/08
9	Corrida de pruebas con varios parámetros y análisis de los resultados obtenidos	02/05/08	21/07/08	84d 1h	21/07/08
10	Análisis del sistema Sugerido	02/05/08	23/05/08	15d	23/05/08
11	Diseño del sistema Sugerido	23/05/08	22/08/08	65d	22/08/08
12	Desarrollo de Interfaces del sistema Sugerido	22/08/08	24/03/08	152d	24/03/08

Tabla B.15. Planeamiento y asignación de tiempo a cada tarea.

B.3.2.3 Tarea GPI 2.4: Planificación Detallada de Actividades y Recursos Necesarios (PARN)

El objetivo de esta tarea es la programación global del proyecto, planificando en el tiempo las actividades y tareas, y realizando la asignación de recursos necesaria en función de los distintos perfiles implicados.

Se detalla en la Figura B.13 el diagrama de Gantt del proyecto donde se puede observar el tiempo total de desarrollo tanto de la tesis y su librería como del sistema de información que la utiliza. En total el tiempo es de un poco más de tres semestres para el total del proyecto, mientras que es de un año para el desarrollo de la tesis.

La Figura B.14 representa la asignación y ocupación de recursos, que incluye, además de las personas involucradas, el ancho de banda de bajada de los 230 Gb y el tiempo de procesamiento de las pruebas, el cual correrá en paralelo con los desarrollos de otras pruebas. También se observan las asignaciones de recursos sobrantes (idle) y los recursos sobrecargados de trabajo.

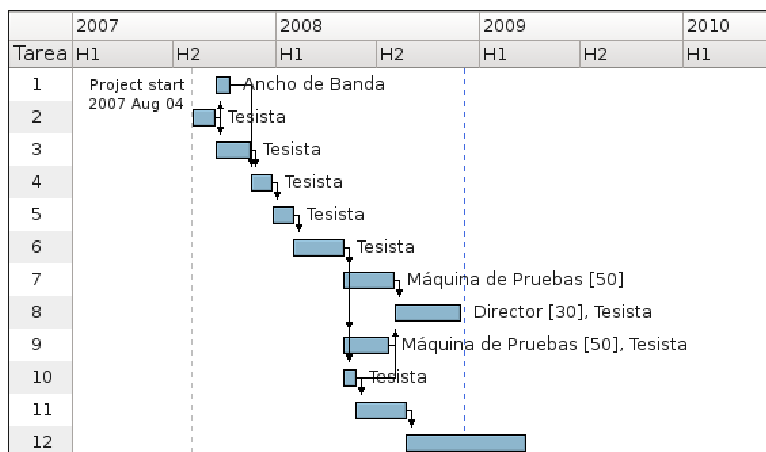


Figura B.13. Diagrama de Gantt.

Índice de Figuras

Figura 2.1. Vista de caja negra de una red neuronal.....	11
Figura 2.2. Vista interna de una red neuronal sin capas ocultas.....	11
Figura 2.3. Esquema de entrenamiento de una red neuronal.....	12
Figura 3.1. Tumor benigno, calcificación.....	22
Figura 3.2. Zoom de 3.1 en la región comprometida. Puede observarse la resolución de DDSM.....	22
Figura 3.3. Tumor benigno creciendo alrededor de una calcificación.	22
Figura 3.4. Ampliación de 3.3 en la zona comprometida.....	22
Figura 3.5. Tumor maligno.....	23
Figura 3.6. Ampliación de 3.5 en la zona comprometida.....	23
Figura 4.1. Capas concéntricas.....	27
Figura 4.2. Diagrama de flujo de datos del proceso de clasificación.	28
Figura 4.3. Especificación del subflujo de datos para procesar la adquisición de imágenes obtenidas de MIAS.....	31
Figura 4.4. Especificación del subflujo de datos para procesar la adquisición de imágenes digitalizadas manualmente o importadas mediante el estándar DICOM.	32
Figura 4.5. Especificación del subflujo de datos para procesar la adquisición de imágenes obtenidas de la base DDSM.	33
Figura 4.6. Contrastes por mapeo de grises con y sin un elemento externo.....	35
Figura 4.7. Imagen cruda tomada de DDSM.....	36
Figura 4.8. Tratada con un umbral de $T_2=0,1$	36
Figura 4.9. Tratada con un umbral de $T_2=0,35$	36
Figura 4.10. Tratada con un umbral de $T_2=0,5$	36
Figura 4.11. Figuras detectadas utilizando un umbral de $T_2=0,1$	37
Figura 4.12. Función de densidad de la Gamma_ _[18,1/6]	40
Figura 4.13. Función de acumulación de la Gamma_ _[18,1/6]	40
Figura 4.14. Representación tridimensional de la elipse y sus valores.	40

Figura 4.15. Contornos generados sobre la elipse.....	40
Figura 4.16. Comparación de las elipses generadas con los distintos enfoques.....	41
Figura 4.17. Contorno <i>bitmap</i>	42
Figura 4.18. Contorno <i>bitmap</i> con sus regiones internas diferenciadas.	42
Figura 4.19. Contorno vectorial elíptico.....	42
Figura 4.20. Contorno vectorial elíptico con regiones internas diferenciadas.	42
Figura 4.21. Variación de las funciones acumulativas exponenciales para distintas medias en el entorno de las correspondientes a las imágenes de DDSM.	44
Figura 4.22. Ejemplos de distribuciones de luminosidad en una región.	46
Figura 4.23. Imagen preprocesada.....	47
Figura 4.24. Argumento del gradiente de Sobel.....	47
Figura 4.25. Módulo del gradiente de Sobel.	47
Figura 4.26. Subflujo del proceso de clasificación.....	49
Figura 4.27. Proceso de entrenamiento de nuestra red <i>back propagation</i>	50
Figura 4.28. Proceso de ejecución de la red por propagación hacia atrás.	50
Figura 4.29. Subflujo de entrenamiento si se decide utilizar <i>clustering</i>	52
Figura 4.30. Ejecución de la clasificación con <i>clustering</i>	52
Figura 5.1. Función de distribución de la probabilidad para una t-student de 148 grados de libertad.	63
Figura 5.2. Función acumulativa de la probabilidad para una t-student de 148 grados de libertad.	63
Figura B.1. Diagrama de Contexto.....	138
Figura B.2. Diagrama de Casos de Uso.....	141
Figura B.3. Diagrama de Clases.	147
Figura B.4. Formulario de Administración de Estudio y Selección de Contorno.	149
Figura B.5. Formulario de crear paciente lanzado desde Administrar Estudios.....	150
Figura B.6. Formulario de modificar paciente lanzado desde Administrar Usuarios...	150
Figura B.7. Formulario para administrar usuario.	150
Figura B.8. Formulario para modificar un equipo.....	151
Figura B.9. Formulario para clasificar y administrar estudios.	151
Figura B.10. Formulario para selección de usuario.....	152
Figura B.11. Formulario para selección de permisos.	152

Figura B.12. Formulario para modificación de equipos.....	153
Figura B.13. Diagrama de Gantt.....	159
Figura B.14. Diagrama de Asignación y Ocupación de Recursos.....	160

Índice de Tablas

Tabla 4.1. Comparación de los medios de adquisición de datos.	30
Tabla 5.1. Distribución de estudios según su utilización.....	53
Tabla 5.2. Distribución porcentual de estudios según su utilización.....	54
Tabla 5.3. Posibles entradas para la red neuronal.....	55
Tabla 5.4. Posibles regiones a ser analizadas.	55
Tabla 5.5. Posibles imágenes sobre las cuales tomar regiones.....	55
Tabla 5.6. Resultados obtenidos para distintos parámetros.....	56
Tabla 5.7. Comparación de los resultados de ambos métodos.	58
Tabla 5.8. Variables independientes de las ecuaciones para este test de hipótesis.	61
Tabla 5.9. Variables resultantes de las ecuaciones para este test de hipótesis.....	62
Tabla A.1. Resumen de la prueba “distancias Radiales”.	76
Tabla A.2. Datos de la prueba “distancias radiales”.	76
Tabla A.3. Resumen de la prueba “momentos de inercia no ponderados”.	79
Tabla A.4. Datos de la prueba “momentos de inercia no ponderados”.	80
Tabla A.5. Resumen de la prueba “distancias radiales ponderadas”.	83
Tabla A.6. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas”.	83
Tabla A.7. Resumen de la prueba “momentos de inercia ponderados”.	86
Tabla A.8. Datos de la prueba “momentos de inercia ponderados”.	86
Tabla A.9. Resumen de la prueba “luminosidad media”.	89
Tabla A.10. Datos de la prueba “luminosidad media”.	89
Tabla A.11. Resumen de la prueba “varianza de luminosidad”.	93
Tabla A.12. Datos de la prueba “varianza de luminosidad”.	93
Tabla A.13. Resumen de la prueba “subóptimo”.	96
Tabla A.14. Datos de la prueba “subóptimo”.	96
Tabla A.15. Resumen de la prueba “óptimo”.	99
Tabla A.16. Datos de la prueba “óptimo”.	100
Tabla A.17. Resumen de la prueba “distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel”.	103

Tabla A.18. Datos de la prueba “distancias radiales a un centro ponderado con módulo Sobel”.	103
Tabla A.19. Resumen de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.	106
Tabla A.20. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con modulo Sobel”.	106
Tabla A.21. Resumen de la prueba “luminosidad media de módulo Sobel”.	110
Tabla A.22. Datos de la prueba “luminosidad media de módulo Sobel”.	110
Tabla A.23. Resumen de la prueba “varianza con Sobel módulo”.	113
Tabla A.24. Datos de la prueba “varianza con Sobel módulo”.	113
Tabla A.25. Resumen de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel”.	117
Tabla A.26. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel”.	117
Tabla A.27. Resumen de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.	120
Tabla A.28. Datos de la prueba “distancias radiales ponderadas con argumento Sobel con capas normales”.	120
Tabla A.29. Resumen de la prueba “momento de inercia ponderado con argumento Sobel”.	124
Tabla A.30. Datos de la prueba “momento de inercia ponderado con argumento Sobel”.	124
Tabla A.31. Resumen de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.	127
Tabla A.32. Datos de la prueba “luminosidad media en argumento Sobel”.	127
Tabla A.33. Resumen de la prueba “varianza de Sobel argumento”.	130
Tabla A.34. Datos de la prueba “varianza de Sobel argumento”.	130
Tabla B.1. Agrupamiento de Requisitos.	140
Tabla B.2. Especificación del Caso de Uso “Administración de Estudios”.	141
Tabla B.3. Especificación del Caso de Uso “Administración de Pacientes”.	142
Tabla B.4. Especificación del Caso de Uso “Administración de Permisos”.	142
Tabla B.5. Especificación del Caso de Uso “Configuración de Equipos”.	143
Tabla B.6. Especificación del Caso de Uso “Entallado de Contorno”.	143
Tabla B.7. Especificación del Caso de Uso “Envío de Imágenes”.	144

Tabla B.8. Especificación del Caso de Uso “Selección de Contorno”	144
Tabla B.9. Especificación del Caso de Uso “Visualización de clasificación”	145
Tabla B.10. Clases asociadas a un Caso de Uso.	145
Tabla B.11. Identificación de Responsabilidades y Atributos.	146
Tabla B.12. Cruce de requisitos con sus casos de uso asociados.	154
Tabla B.13. Total de esfuerzos repartidos por tarea.	157
Tabla B.14. Análisis de los recursos.	158
Tabla B.15. Planeamiento y asignación de tiempo a cada tarea.	158