

Detección de melanoma mediante segmentación semántica

Mario Alberto Flores Hernández

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

2020

Índice

1 Introducción

- Motivación
- Hipótesis
- Objetivos

2 Antecedentes

- Funciones
- Red Neuronal

3 Estado del Arte

- Características
- Literatura Revisada

4 Implementación

- Resolución Admitida
- Pre-procesado

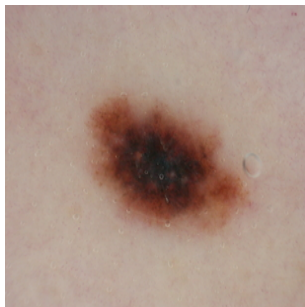
5 Experimentos

6 Conclusión

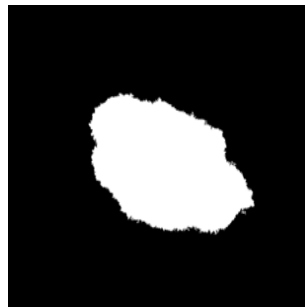
7 Referencias

Introducción

La inteligencia artificial nos permite crear modelos que replican secuencias de transformaciones definidas por los datos entrantes.



(a) Imagen Entrante



(b) Salida Deseada

Figura 1: Ejemplo de un modelo entrada-salida.

Motivacion

El melanoma de piel es un padecimiento que puede ser tratado cuando es detectado a tiempo, mediante la implementación de tecnologías de reconocimiento automático podrían aumentar las posibilidades de tratarse a tiempo.

Hipótesis

Mediante la implementación de redes neuronales convolucionales es posible entrenar modelos que reconozcan y clasifiquen mediante la técnica de segmentación semántica la presencia y región del melanoma dentro de imágenes dermatológicas.

Objetivos

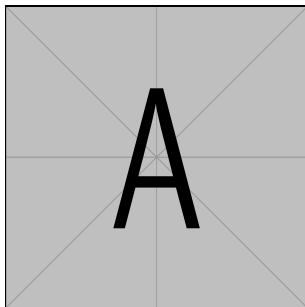
Objetivos Generales

Implementar la tecnología de redes neuronales convolucionales con el fin de obtener un modelo cuya entrada sean imágenes dermatológicas y su salida sea un mapa probabilístico de las regiones dentro de ella.

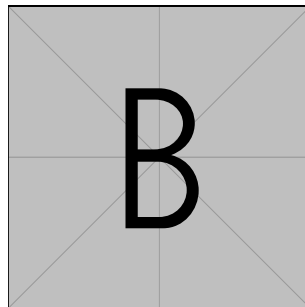
Objetivos Específicos

Determinar la secuencia de pre-procesamiento necesario para adaptar imágenes de diferentes rangos de resolución a la resolución admitida por la arquitectura de la red neuronal convolucional y verificar la confiabilidad de la predicción mediante criterios de evaluación de mapas binarios y probabilísticos.

Antecedentes



(a) Dummy A



(b) Dummy B

Figura 2: Características dimensionales de las imágenes.

Antecedentes

$$l(y, \hat{y}) = - \sum_{j=1}^q (y_j \log \hat{y}_j), \quad (1)$$

$$\text{error} = \frac{\partial}{\partial m} = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N -X_i (y_i - (mX_i + b)), \quad (2)$$

$$\frac{\partial}{\partial b} = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - (mX_i + b)), \quad (3)$$

Antecedentes

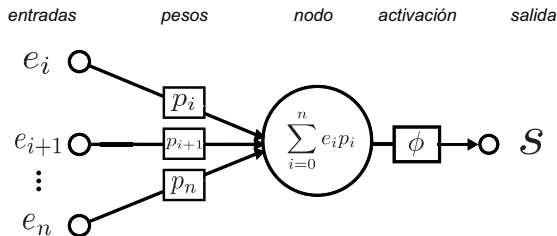


Figura 3: Red Neuronal

Estado del Arte

- Modelo** Tipo de arquitectura del modelo.
- Clasificación** El sistema puede clasificar entre distintas categorías.
- Segmentación** El sistema puede segmentar las imágenes.
- Supervisado** El sistema requiere de datos de datos de entrenamiento.
- Pre-entrenamiento** El sistema puede inicializarse con pesos pre-entrenados como alternativa a la inicialización con pesos aleatorios.
- Evaluación** El sistema cuenta con una función de evaluación y un algoritmo de optimización.
- Salida** Características de los datos obtenidos en la salida del modelo.

Estado del Arte

Cuadro 1: Similitudes y diferencias entre los trabajos revisados; las características implementadas se representan con ✓, mientras que las no implementadas con X.

Trabajo	Modelo	Clasificación	Segmentación	Supervisado	Pre-entrenamiento	Evaluación	Salida
Badrinarayanan <i>et al.</i> [1]	SegNet	✓	✓	✓	✓	✓	mapa de etiquetas
Ronneberger <i>et al.</i> [7]	U-net	✓	✓	✓	X	✓	mapa de etiquetas
Chen <i>et al.</i> [2]	DeepLab	✓	✓	✓	X	✓	mapa de etiquetas
Teichmann <i>et al.</i> [8]	MultiNet	✓	✓	✓	X	✓	mapa de etiquetas
Kroner <i>et al.</i> [5]	VGG16	✓	✓	✓	✓	✓	mapa de calor
Kadampur y Al Riyae [4]	CNN	✓	X	✓	X	✓	mapa de etiquetas
Zhou <i>et al.</i> [9]	ML / SVM	✓	X	✓	X	✓	etiqueta
Luc <i>et al.</i> [6]	CNN/GAN	✓	✓	✓	✓	✓	mapa de etiquetas
Jain <i>et al.</i> [3]	A.B.C.D	X	✓	X	X	X	etiqueta
Propuesta de tesis	FPN	✓	✓	✓	✓	✓	mapa de etiquetas

Implementación

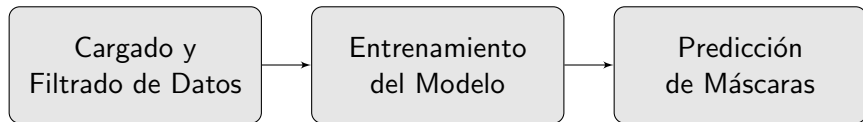


Figura 4: Diagrama de flujo general de la herramienta propuesta.

Resoluciones Admitidas

Las dimensiones de entrada admitidas por la red neuronal convolucional tienen que ser un múltiplo de 32, debido a que

$$\text{múltiplo} = 2^N \quad (4)$$

donde N es el número de capas del codificador de la red neuronal.

Implementación

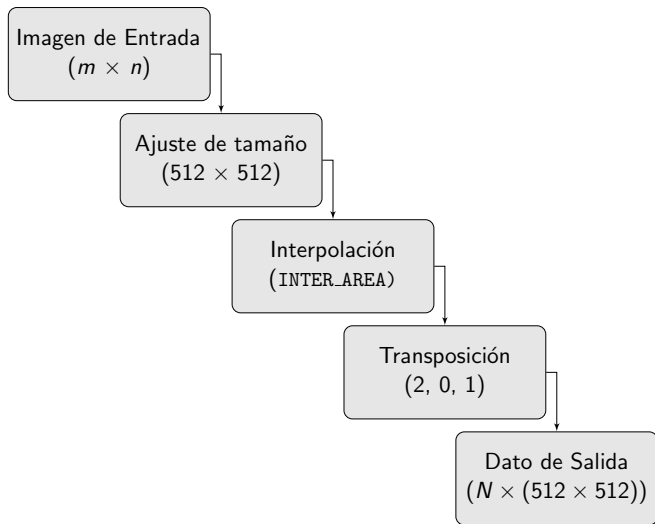


Figura 5: Línea de pre-procesamiento.

Experimentos

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Experimentos

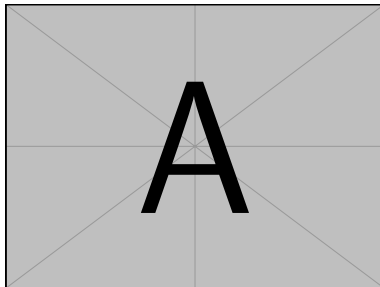


Figura 6: Dummy Image

Conclusión

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Referencias I

- [1] BADRINARAYANAN, V., A. KENDALL y R. CIPOLLA (2015), «SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation», *CoRR*, **abs/1511.00561**, 1511.00561 [cs.CV].
- [2] CHEN, L., G. PAPANDREOU, I. KOKKINOS, K. MURPHY y A. L. YUILLE (2016), «DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs», *CoRR*, **abs/1606.00915**, 1606.00915 [cs.CV].
- [3] JAIN, S., V. JAGTAP y N. PISE (2015), «Computer Aided Melanoma Skin Cancer Detection Using Image Processing», *Procedia Computer Science*, **48**, págs. 735–740. doi: 10.1016/j.procs.2015.04.209.
- [4] KADAMPUR, M. A. y S. AL RIYAAE (2020), «Skin cancer detection: Applying a deep learning based model driven architecture in the cloud for classifying dermal cell images», *Informatics in Medicine Unlocked*, **18**, pág. 100282. doi: 10.1016/j.imu.2019.100282.
- [5] KRONER, A., M. SENDEN, K. DRIESSENS y R. GOEBEL (2020), «Contextual encoder–decoder network for visual saliency prediction», *Neural Networks*, **129**, págs. 261–270. doi: 10.1016/j.neunet.2020.05.004.

Referencias II

- [6] LUC, P., C. COUPRIE, S. CHINTALA y J. VERBEEK (2016), «Semantic Segmentation using Adversarial Networks», *CoRR*, **abs/1611.08408**, 1611.08408.
- [7] RONNEBERGER, O., P. FISCHER y T. BROX (2015), «U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation», *CoRR*, **abs/1505.04597**, 1505.04597 [cs.CV].
- [8] TEICHMANN, M., M. WEBER, J. M. ZÖLLNER, R. CIPOLLA y R. URTASUN (2016), «MultiNet: Real-time Joint Semantic Reasoning for Autonomous Driving», *CoRR*, **abs/1612.07695**, 1612.07695 [cs.CV].
- [9] ZHOU, J., B. HUANG, Z. YAN y J.-C. G. BÜNZLI (2019), «Emerging role of machine learning in light-matter interaction», *Light: Science & Applications*, **8**(1), págs. 1–7.